



RĪGAS TEHNISKĀ
UNIVERSITĀTE

Jānis Ārents

INDUSTRIĀLO ROBOTU VIEDO VADĪBAS METOŽU IZPĒTE UN IZSTRĀDE

Promocijas darba kopsavilkums



RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERISTĀTE
Elektrotehnikas un vides inženierzinātņu fakultāte
Industriālās elektronikas un elektrotehnikas institūts

Jānis Ārents

Doktora studiju programmas “Elektrotehnoloģiju datorvadība” doktorants

INDUSTRIĀLO ROBOTU VIEDO VADĪBAS METOŽU IZPĒTE UN IZSTRĀDE

Promocijas darba kopsavilkums

Zinātniskie vadītāji:
vadošais pētnieks *Dr. sc. comp.*
MODRIS GREITĀNS,

profesors *Dr. sc. ing.*
PĒTERIS APSE-APSĪTIS

RTU Izdevniecība
Rīga 2023

Ārents, J. Industriālo robotu viedo vadības metožu izpēte un izstrāde. Promocijas darba kopsavilkums. Rīga: RTU Izdevniecība, 2023. 38 lpp.

Iespiests saskaņā ar promocijas padomes “RTU P-14” 2023. gada 1. septembra lēmumu, protokols Nr. Nr.04030-9.12.2/4.

PROMOCIJAS DARBS IZVIRZĪTS ZINĀTNES DOKTORA GRĀDA IEGŪŠANAI RĪGAS TEHNISKAJĀ UNIVERSITĀTĒ

Promocijas darbs zinātnes doktora (Ph. D.) grāda iegūšanai tiek publiski aizstāvēts 2023. gada 28. novembrī plkst. 10.00 Rīgas Tehniskās universitātes Elektrotehnikas un vides inženierzinātņu fakultātē, Āzenes ielā 12/1, 212. auditorijā.

OFICIĀLIE RECENZENTI

Profesore *Dr.sc.ing.* Nadežda Kuņicina,
Rīgas Tehniskā universitāte, Latvija

Rīkotājdirektore *Dr.* Niki Kousi,
EIT Manufacturing, Grieķija

Tehniskās jomas vadītājs *Ph.D.* Muhammad Raheel Afzal,
Flanders Make, Beļģija.

APSTIPRINĀJUMS

Apstiprinu, ka esmu izstrādājis šo promocijas darbu, kas iesniegts izskatīšanai Rīgas Tehniskajā universitātē zinātnes doktora (Ph. D.) grāda iegūšanai. Promocijas darbs zinātniskā grāda iegūšanai nav iesniegts nevienā citā universitātē.

Jānis Ārents (paraksts)

Datums:

Promocijas darbs ir uzrakstīts angļu valodā, tajā ir ievads, piecas nodaļas, secinājumi, literatūras saraksts, 57 attēli, sešas tabulas, divi pielikumi, kopā 125 lappuses, ieskaitot pielikumus. Literatūras sarakstā ir 166 nosaukumi.

SATURS

SAĪSINĀJUMI	6
APZĪMĒJUMI	7
DARBA VISPĀRĒJS RAKSTUROJUMS	8
Tēmas aktualitāte	8
Darba mērķis un uzdevumi	8
Pētījumu metodika	9
Zinātniskā novitāte un galvenie rezultāti	9
Aizstāvamās tēzes	10
Darba praktiskais lietojums un aprobācija	10
Darba struktūra un apjoms	11
1. INDUSTRIĀLO ROBOTU VIEDO VADĪBAS METOŽU PĀRSKATS UN TENDENCES	12
1.1. Industriālo robotu viedās vadības koncepts	12
1.2. Datorredzē balstīta vadība	13
1.3. Atdarinošā mašīnmācīšanās procesā balstīta vadība	13
1.4. Identificētie izaicinājumi	14
1.4.1. Datu pieejamība	14
1.4.2. Uzturamība un lietojamība	14
2. SINTĒTISKO DATU ĢENERĒŠANA DZILĀS MAŠĪNMĀCĪŠANĀS UZDEVUMIEM	15
2.1. Datu kopas	15
2.2. Novērtēšanas rādītāji	16
2.3. Rezultāti	17
3. DATORREDZĒ BALSTĪTA VADĪBA	20
3.1. Satveršanas pozas noteikšana un satveršanas plānošana	20
3.2. Robotu vadība	21
3.3. Eksperimentālā validācija	22
4. ATDARINOŠĀS MAŠĪNMĀCĪŠANĀS PROCESĀ BALSTĪTA VADĪBA	25
4.1. Piedāvātā pieeja	25
4.2. Rezultāti	26

5. EKSPERIMENTĀLĀ SISTĒMA UN DEMONSTRĀCIJAS	28
5.1. Aparatūras un programmatūras galvenie elementi	28
5.2. Multirobotu sadarbība nejaušā kartībā kastē izvietotu objektu satveršanai	29
5.3. Plastmasas pudeļu šķirošana	30
5.4. Pasta sūtījumu šķirošana	31
6. SECINĀJUMI	33
IZMANTOTĀS LITERATŪRAS SARAKSTS	35

SAĪSINĀJUMI

2D – divdimensiju

3D – trīsdimensiju

AP – vidējā precizitāte (*Average Precision*)

CNN – konvolūcijas neironu tīkls (*Convolutional Neural Network*)

CV – datorredze (*Computer Vision*)

DL – dziļā mašīnmācīšanās (*Deep Learning*)

DOF – brīvības pakāpes (*Degrees of Freedom*)

EDI – Elektronikas un datorzinātņu institūts

EOAT – galainstruments (*End of Arm Tooling*)

FN – kļūdaina neatbilde (*False Negative*)

FP – kļūdaina atbilde (*False Positive*)

IoU – pārklāšanās reģions (*Intersection over Union*)

MVU – mazie un vidējie uzņēmumi

OMPL – atvērtā kustību plānošanas bibliotēka (*Open Motion Planning Library*)

RGB – sarkans, zaļš, zils (*Red, Green, Blue*)

RGB-D – sarkans, zaļš, zils, dziļums (*Red, Green, Blue, Depth*)

RNN – rekurentais neironu tīkls (*Recurrent Neural Network*)

ROI – interesējošais reģions (*Region of Interest*)

ROS – robotu operētājsistēma (*Robot Operating System*)

ROS-I – ROS industriālais (*ROS-Industrial*)

Rviz – ROS vizualizācija

STOMP – stohastiska trajektorijas optimizācija kustību plānošanai (*Stochastic Trajectory Optimization for Motion Planning*)

TCP – instrumenta centra punkts (*Tool Center Point*)

TP – pareiza atbilde (*True Positive*)

YOLO – metode (*You Only Look Once*)

APZĪMĒJUMI

π, π_θ, π^* – stratēģija, stratēģija ar parametriem θ , instruktora stratēģija

s – sistēmas stāvoklis vai tiešais novērojums

s_t, s' – s laikā t , nākamais s

a, a_t – darbība, darbība laikā t

o_t – netiešais novērojums

r – pārvietojuma vektors

g_t – satvērēj mehānisma atlaišanas signāls

q – kvaternions

DARBA VISPĀRĒJS RAKSTUROJUMS

Tēmas aktualitāte

Daudzās nozarēs patlaban notiek digitāla transformācija, kas rada pārmaiņas attiecīgajos tirgos, stratēģijās un metodoloģijās. Pilnīga automatizācija, kur industriālo robotu viedās vadības metodes, iespējams, nebūtu nepieciešamas, ir iespējama galvenokārt lielos uzņēmumos, jo tai nepieciešami ievērojami resursi, tomēr 99 % ražošanas nozares uzņēmumu, kas ir viens no primārajiem sektoriem, uz ko attiecas šis promocijas darbs, ir mazi un vidēji uzņēmumi (MVU) [1].

MVU resursi pilnībā automatizētu procesu īstenošanai, kas ļautu izvairīties no nestrukturētām un dinamiskām vidēm, var būt ierobežoti. Tātad ir nepieciešamas viedas pieejas un jaunas tehnoloģijas. Tomēr šīs tehnoloģijas prasa arī jaunas prasmes, un iespējams, pārkvalificēšanos. Bet jau patlaban Eiropā ir novērojams prasmju trūkums, ar izteiktu tendenci palielināties, kur Eiropas darbaspēks novoco [2], un samazinās jauno studentu interese par *STEM* priekšmetiem, kas nākotnē būs ļoti liels izaicinājums, lai nodrošinātu personālu ar nepieciešamajām prasmēm sarežģītu sistēmu, tostarp mākslīgajā intelektā balstītu robotu sistēmu, uzstādīšanai un uzturēšanai. Galvenokārt tāpēc, ka šāda augsta līmeņa kvalifikācijas ir nepieciešamas daudzās nozarēs. Savukārt, ar straujo tehnoloģiju attīstīšanos, tiek prognozēts, ka pieprasījums pēc augsti kvalificētiem speciālistiem pieaugs ar katru gadu [3].

Ir skaidrs, ka ir vajadzīgas tehnoloģijas, kas līdzinās cilvēka veikspējai, ir viegli ieviešamas, pārkonfigurējamas un izmantojamas, kā arī draudzīgākas MVU, risinot šo uzņēmumu izaicinājumus efektīvā un operatoram vieglākā veidā. Viedie industriālie roboti ir viens no veidiem, kā risināt šo globālo problēmu, pielāgojoties gan dinamiskajai videi, gan dažādiem uzdevumiem, kas tiem jāpaveic. Tomēr pašreizējām jaunākajām pieejām joprojām ir nepieciešama ievērojama cilvēka iesaiste robotu programmēšanā un datu sagatavošanā attiecīgajiem algoritmiem.

Darba mērķis un uzdevumi

Darbs ir saistīts ar industriālo robotu viedām vadības metodēm, to lietojumiem un apmācības stratēģijām. Īpaši izceļot efektīvu datu sagatavošanu, datorredzē balstītu robotu vadību un zināšanu ieguvu no cilvēkiem, izmantojot demonstrācijas. **Promocijas darba galvenais mērķis ir izpētīt un attīstīt jaunas metodes minētajās jomās un tādējādi uzlabot industriālo robotu potenciālo izmantošanu darbam dinamiskā vidē, kompleksu uzdevumu efektīvai un potenciālajam galalietotājam atvieglotai izpildei.** Lai sasniegtu promocijas darba mērķi, ir noteikti vairāki uzdevumi:

- veikt literatūras analīzi par industriālo robotu viedām vadības metodēm;
- formalizēt industriālo robotu viedās vadības konceptu;
- izpētīt un izstrādāt efektīvas datu sagatavošanas metodes datorredzē balstītai robotu vadībai;

- izpētīt un izstrādāt metodoloģiju cilvēka demonstrāciju iekļaušanai zināšanu iegūšanas procesā;
- izveidot eksperimentālo sistēmu un lietot piedāvātās metodes demonstrācijās;
- formulēt secinājumus par darbā sasniegtajiem rezultātiem.

Pētījumu metodika

Pirmie promocijas darba uzdevumi tiek risināti ar analītiskiem pētījumiem. Tiek izmantotas analītiskās metodes, lai sistemātiski pārskatītu nozarē esošo literatūru. Šis process kalpo, lai apzinātu problēmas, vienlaikus veicinot arī jaunu tehnisko paņēmieni piedāvāšanu un izstrādi industriālo robotu viedai vadībai. Implementēšanas un validācijas nolūkiem tiek izmantotas tādas programmēšanas valodas kā *C++* un *Python*. Tiek veiktas dažādas padziļinātas testēšanas un validēšanas procedūras, lai novērtētu sasniegtos precizitātes rādītājus dažādos uzdevumos. Izstrādāto metožu efektivitāte tiek pierādīta, tās integrējot vairākās demonstrācijās. Šīs demonstrācijas kalpo kā visaptveroši metožu funkcionalitātes un efektivitātes testi reālu lietojumu scenārijos. Pakļaujot metodes praktiskam lietojumam, tiek novērtēta to veiktspēja un veikti dažādi precizējumi, lai nodrošinātu to noturīgumu un uzticamību.

Zinātniskā novitāte un galvenie rezultāti

Darba rezultātā ir izstrādātas jaunas industriālo robotu vadības metodes tādās jomās kā efektīva datu sagatavošana, datorredzē balstīta robotu vadība un prasmju apguve no cilvēkiem, izmantojot netiešās demonstrācijas.

Viedo industriālo robotu koncepts. Galveno funkciju noteikšanu industriālo robotu viedajā vadībā veicināja pašreizējo robotu vadības tendenču izpēte, kas radīja viedās vadības koncepta formalizāciju, ievērojot “redzi-domā-rīkojies” principu. Koncepts ir plašs skatījums uz viedajiem industriālajiem robotiem, kas sastāv no tādām funkcijām kā uztvere, augsta līmeņa instrukcijas un kontekstuāla uzdevumu izpilde, zināšanu apguve un vispārināšana, adaptīvā plānošana.

Sintētisko datu ģenerēšanas metodoloģija apmācības datu kopas ieguvei pierāda tās potenciālu dziļās mašīnmācīšanās uzdevumos. Sintētiskās datu ģenerēšanas ietvars rāda daudzsoļus rezultātus objektu manipulēšanas uzdevumos vienkāršas objektu formas gadījumā (cilindriski un paralēlskaldņveidīga veida objekti), un tas var ne tikai papildināt reālos datus, kad to daudzveidība ir nepietiekama, bet arī pilnībā aizstāt tos un joprojām uzticami darboties reālās pasaules apstākļos. Sintētisko datu ģenerēšanas izmantošana robotu sistēmās ievērojami samazina nepieciešamo laiku un cilvēka iesaisti datu ieguves procesā, tādējādi palielinot viedo robotu sistēmu izmantojamību un ievērojami uzlabojot mūsdienīgu datorredzes metožu lietojamību ražošanas iestatījumos.

Datorredzē balstītā robotu vadība balstās uz sintētiskā datu ģenerēšanas metodoloģijā. Attiecīgie dziļās mašīnmācīšanās modeļi objektu satveršanas pozas noteikšanai tiek apmācīti, izmantojot tikai sintētiskos datus. Sasniegtie rezultāti liecina par spēju efektīvi risināt pašreizējos

ražošanas izaicinājumus, kā arī komplicētu uz mākslīgajā intelektā balstītu robotu sistēmu uzturēšanas un izmantojamības problēmas. Sintētisko datu ģenerēšanas ietvaram ir liela nozīme arī rezultātu novērtēšanas procesā, veidojot jaunu validācijas ietvaru. Tā daudzpusība ļauj ātri novērtēt dažādus precizitātes aspektus gan piedāvātajām metodēm, gan citām iespējamām pieejām, sniedzot provizoriskus rezultātus, kas apliecina konkrētā lietojuma atbilstību konkrētajam uzdevumam. Turklāt sintētiskā datu ģenerēšanas pieeja ir spēcīgs rīks datorredzē balstītu robotu vadības sistēmu iteratīvajā izstrādē un optimizēšanā.

Atdarinošā māšīnmācīšanās procesā balstītā robotu vadība ietver netiešās cilvēku demonstrācijas zināšanu iegūšanas gaitē. Tiek piedāvāta metodika un izstrādāta sistēma, kā ar kustības uztveršanas iekārtām iegūtos izejas datus pārvērst demonstrācijās mākslīgo neironu tīklu apmācībai, lai izpildītu plastmasas pudeļu mešanas uzdevumu. Objektu mešanas funkcionalitāte palielina industriālo robotu aizsniedzamību un potenciāli samazina cikla laikus, metot priekšmetus. Savukārt pati pieeja vienkāršo robotu programmēšanas uzdevumu. Lai gan daži soļi ir lietojumam specifiski, metodoloģija ir pielāgojama dažādiem scenārijiem, kas kalpo kā jauns ietvars netiešo cilvēku demonstrāciju izmantošanai atdarinošā māšīnmācīšanās procesā balstītā robotu vadībā.

Aizstāvamās tēzes

1. Sintētisko datu izmantošana apmācības procesā nejausā kārtībā kastē izvietotu vienkāršas formas objektu detektēšanai samazina nepieciešamo cilvēka iesaisti, savukārt apmācītie modeļi spēj detektēt vismaz vienu objektu katrā ainā ar *IoU* sliekšni virs 0,95.
2. Datorredzē balstīta robotu vadībā nejausā kārtībā kastē izvietot, vienkāršas formas objektu gadījumā vismaz viena derīga satveršanas poza tiek atrasta vairāk nekā 99 % ainu, kad datorredzes algoritmi ir apmācīti, izmantojot tikai sintētiskos datus.
3. Objektu mešanas uzdevuma apgūtās trajektorijas, izmantojot netiešās cilvēku demonstrācijas, salīdzinot ar validācijas datu kopu, sasniedz kosinusa līdzību vairāk nekā 0,98 un, kad tās tiek izpildītas ar reālu robotu, tās cieši līdzinās eksperta mešanas kustībām.

Darba praktiskais lietojums un aprobācija

Promocijas darba sasniegtie rezultāti iegūti, piedaloties dažādās pētniecības aktivitātēm Elektronikas un datorzinātņu institūtā (EDI), Apvārtnis 2020 *ESCEL* projektos:

- “*Artificial Intelligence for Digitizing Industry*” (**AI4DI**, GA:826060);
- “*Vision, Identification, with Z-sensing Technology and key Applications*” (**VIZTA**, GA:826600);
- “*Intelligent Motion Control under Industry 4.E*” (**IMOCO4.E**, GA:101007311).

Apvārtnis 2020 projektā:

- “*Digital Technologies, Advanced Robotics and increased Cyber-security for Agile Production in Future European Manufacturing Ecosystems*” (**TRINITY**, GA:825196),

Apvārsnis Eiropa, (KDT JU) projektā:

- “*Edge AI Technologies for Optimised Performance Embedded Processing*” (**EdgeAI**, GA:101097300).

Nacionālo ietvaru projektos:

- “Viedo materiālu, fotonikas, tehnoloģiju un inženierijas ekosistēma”, VPP-EM-FOTONIKA-2022/1-0001, **MOTE**;
- Latvijas-Lietuvas-Taivānas zinātniskās sadarbības atbalsta fonda projekts “Mikrorobota izstrāde balstīta uz vizuālo atpazīšanu un mašīnmācīšanos priekš atsevišķu šūnu manipulēšanas” Nr. LV-LT-TW/2021/8, **RoVam**;
- darbības programmas “Izaugsme un nodarbinātība” 1.2.1. specifiskā atbalsta mērķa “Palielināt privātā sektora investīcijas P&A” 1.2.1.1. pasākuma “Atbalsts jaunu produktu un tehnoloģiju izstrādei kompetences centru ietvaros” projekta “Latvijas elektrisko un optisko iekārtu ražošanas nozares kompetences centrs” (Nr. 1.2.1.1/16/A/002) pētījums Nr.11 “Pētījums par datorredzes paņēmieni attīstību industrijas procesu norises automatizācijai”, **DIPA**.

Promocijas darba rezultāti atspoguļoti vairākās publikācijās, dažādos zinātniskajos žurnālos: [4–10], starptautiskās konferencēs: [11–13] un grāmatu nodaļās: [14,15]. Daļa no promocijas darba pētniecības aktivitātēm iekļauta “**Viedā robota sistēmā ar attīstītām redzes, jušanas un cilvēka žestu saprašanas spējām**”, ko Latvijas Zinātņu akadēmija ikgadējā zinātnes sasniegumu konkursā novērtēja kā vienu no nozīmīgākajiem zinātnes sasniegumiem Latvijā 2022. gadā¹.

Darba struktūra un apjoms

Promocijas darbā ir 125 lappuses, 57 attēli, sešas tabulas, 166 literatūras avoti un divi pielikumi. Tas ir iedalīts sešās galvenajās nodaļās. 1. nodaļas pamatā ir industriālo robotu viedu vadības metožu izpēte un tendenču apskats. Nodaļas sākuma tiek formalizēts viedo industriālo robotu vadības koncepts, tostarp noteiktas galvenās funkcijas, turpinoties ar pārskatu par dažādām vadības stratēģijām un identificētajiem izaicinājumiem. 2. nodaļā aprakstītas izstrādātās sintētiskās datu ģenerēšanas metodes un izmantošana dziļās mašīnmācīšanās uzdevumos. 3. nodaļas pamatā ir sintētiskās datu ģenerēšanas pieejas izmantošana datorredzē balstītās robotu vadības sistēmās 4. nodaļā pētīta mācīšanās no cilvēku demonstrācijām, tādējādi atdarinot cilvēkus un realizējot uz atdarinošā mašīnmācīšanās procesā balstītu robotu vadību. 5. nodaļā aprakstīta eksperimentālā sistēma un demonstrācijas, kurās tiek izmantotas un kvalitatīvi novērtētas izstrādātās pieejas. Secinājumi par izstrādātajām metodēm un testu rezultātiem izklāstīti 6. nodaļā.

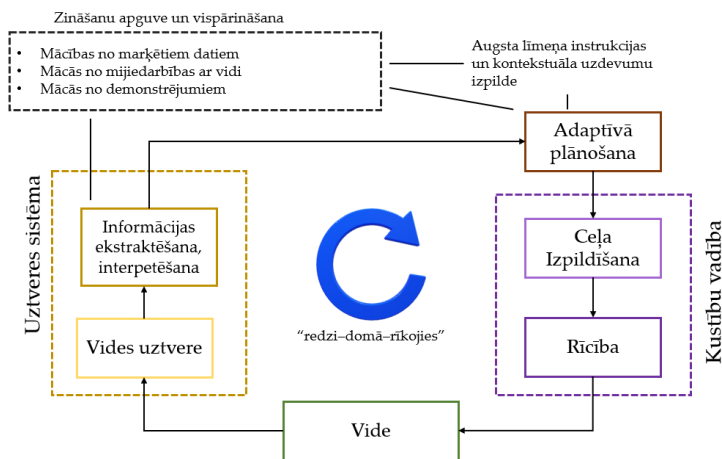
¹ <https://www.lza.lv/en/activities/news/1368-winners-of-the-annual-science-achievements-competition-2022-announced>.

1. INDUSTRIĀLO ROBOTU VIEDO VADĪBAS METOŽU PĀRSKATS UN TENDENCES

Vajadzība pēc viedām industriālo robotu vadības metodēm tipiski rodas tad, kad vidē valda neskaidrība. Ar vidi šajā kontekstā galvenokārt tiek saprasts reģions, ko var sasniegt robots – robota darbības rādiuss, kas parasti tiek mērogots līdz interesējošajam reģionam (*ROI*) vai interesējošiem objektiem, ar kuriem robots veic manipulācijas. Tomēr robotu darbības rādiusā var būt dažāda veida neskaidrības, piemēram, nejausi novietoti objekti [4], dinamiski šķēršļi [16] vai cilvēku klātbūtne utt. Parasti šādus uzdevumus nevar iepriekš ieprogrammēt, un robotizētā sistēma ir stingri atkarīga no informācijas, ko tā saņem no apkārtējās vides, un apgūtajām stratēģijām. Turklāt ir jāsamazina arī laiks, kas tiek patērēts industriālo robotu programmēšanai, jo tradicionālās pieejas trajektoriju veidošanā [17] ir darbietilpīgs un sarežģīts uzdevums.

1.1. Industriālo robotu viedās vadības koncepts

Industriālo robotu viedā vadība ir svarīga sastāvdaļa, taču tikai daļa no viedās ražošanas ekosistēmas. Šajā promocijas darbā un it īpaši šajā nodaļā fokuss tiek koncentrēts uz elementiem, metodēm un stratēģijām, kas darbojas kā viedo industriālo robotu darbības veicinātāji. Industriālo robotu viedās vadības koncepta (1.1. att.) pamatā ir “redzi-domā-rīkojies” princips un integrē tādas pamata funkcionalitātes kā uztvere, augsta līmeņa instrukcijas un kontekstuāla uzdevumu izpilde, zināšanu apguve un vispārināšana; adaptīvā plānošana.



1.1. att. Industriālo robotu viedās vadības koncepts [6].

1.2. Datorredzē balstīta vadība

Datorredzes metodes kombinācijā ar robota vadības ciklu ir viena no izplatītākajām pieejām [18], lai risinātu vides nenoteiktību un mijiedarbotos ar to. Var definēt vairākus dažādus scenārijus vai nosacījumu kombinācijas, piemēram, darbs ar objektiem, kas aizsedz cits citu, līdzīgiem, dažādiem, vairākiem vai sarežģītiem objektiem ar nedefinētām pozīcijām utt. Turklāt objekti var būt iepriekš zināmi vai nezināmi, kas ir atkarīgs no tā, vai informācija par šiem objektiem ir iepriekš pieejama, lai apmācītu attiecīgos algoritmus. Dažas nosacījumu kombinācijas padara uzdevumu sarežģītāku vai attiecīgi vieglāku. Nepieciešamās industriālo robotu vadības metodes var grupēt divās kategorijās:

- uzdevumi, kuru izpildei nepieciešams robota gala instrumenta precīzu pārvietošanu visas trajektorijas laikā;
- uzdevumi, kas iekļauj objektu satveršanas plānošanu.

Mūsdienu industriālo robotu lietojumos visvairāk ir sastopami uzdevumi, kas saistīti ar otro kategoriju. Parasti tas var būt interesējošs reģions, kas ietver vairākus, aizklātus vai sarežģītus objektus, kam nepieciešamas īpašas satveršanas pieejas. Viena no izplatītākajām robotu satveršanas problēmām ir objektu pacelšana, kad tie ir izvietoti kastē nejaušā kārtībā un aizsedz cits citu [19]. Attiecīgi šī problēma tiek risināta jau vairākus gadu desmitus [20], taču vēl joprojām tiek uzskatīta kā fundamentāls izaicinājums robotu vadības ziņā un viens no būtiskākajiem robotu izaicinājumiem ražošanas automatizācijā [21]. Tā kā šajā problēmā var būt daudz dažādu apstākļu kombināciju, piedāvātās metodes, kas tiecas atrisināt šo uzdevumu, aptver arī lielāko daļu robotu satveršanas izaicinājumu. Datorredzē balstītas satveršanas pieejas var iedalīt analītiskās vai datus balstītās metodēs. Analītiskās metodes koncentrējas uz mērķa objekta formas analīzi, savukārt datus balstītās metodes ir balstītas mašīnmācīšanās procesā [22]. Mašīnmācīšanās procesā balstītas pieejas mēdz būt vispārīgākas un elastīgākas, risinot vides nenoteiktības, un tāpēc arī daudzsoļākas viedās ražošanas kontekstā.

1.3. Atdarinošā mašīnmācīšanās procesā balstīta vadība

Atdarinošās mašīnmācīšanās pamatā ir spēja izmantot eksperta prasmes un iemācīties jaunu uzdevumu korektu izpildi, izmantojot demonstrācijas [23]. Divas galvenās klases atdarinošās mašīnmācīšanās jomā ir uzvedības klonēšana un inversā stimulētā mācīšanās. Uzvedības klonēšanu bieži dēvē par tādas politikas apgūšanu, kas tieši kartē no stāvokļa uz vadības ieeju. Alternatīvi atlīdzības funkcijas atgūšana no demonstrācijām tiek dēvēta par inverso stimulēto mācīšanos [24]. Savukārt pašas demonstrācijas var iegūt tiešā un netiešā veidā, piemēram, teleoperācija, kinestētiskā mācīšana, kustību uztveres sistēmas, virtuālā/paplašinātā realitāte un video demonstrācijas [25]. Salīdzinot ar tiešajām datu ieguves metodēm, netiešās datu ieguves laikā netiek izmantots pats industriālais robots. Šādas sistēmas parasti mācās no vizuālām demonstrācijām [26] un valkājām ierīcēm [27], uztverot cilvēku kustības, lai ģenerētu robotu

trajektorijas. Veicot literatūras izpēti, tika secināts, ka kustību uztveres sistēmu izmantošana atdarinošās mašīnmācīšanās pieejās robotu vadībai ietver lielu potenciālu, taču šādu sistēmu attīstīšana nav tikusi veikta.

1.4. Identificētie izaicinājumi

1.4.1. Datu pieejamība

Datu ieguve un apstrāde mašīnmācīšanās uzdevumiem, tostarp industriālo robotu viedajai vadībai, ir ļoti svarīgs elements, un ar datiem saistītie uzdevumi ar mākslīgo intelektu saistītos projektos tipiski aizņem lielāko laika daļu [28]. Atkarībā no lietošanas gadījumiem tiek izmantotas dažādas datu ieguves metodes. Dažās jomās, piemēram, autonoma braukšana [29], mājsaimniecības objektu atpazīšana, cilvēku noteikšana un mašīntulkošana [30] ir jau publiski pieejamas datu kopas, ko var atkārtoti izmantot. Viedās ražošanas apstākļos situācija ir krasi atšķirīga, jo strauji mainīgā produktu daudzveidība rada to, ka esošās datu kopas ir reti izmantojamas atkārtoti. Manuālas marķēšanas metodes nav praktiskas laika un izmaksu ierobežojumu dēļ, kā arī tādēļ, ka cilvēku iesaiste datu marķēšanas procesā var veicināt kļūdu risku. Sintētisko datu ģenerēšana, izmantojot fizikas un grafikas dzinējus, ievērojami samazina marķēšanai nepieciešamo laiku, replicējot reālās dzīves vides nenoteiktību simulācijas, tomēr trūkst visaptverošu pētījumu par sintētisko datu izmantošanu ražošanas vidē.

1.4.2. Uzturamība un lietojamība

Literatūras apskatā uzmanība tika pievērsta arī izaicinājumu identificēšanai industriālo robotu viedās vadības metožu integrēšanā un ieviešanā, uzsverot *ISO/IEC 25010* [31] definēto programmatūras kvalitātes īpašību un atbilstošo novērtēšanas aspektu *ISO/IEC 25023* [32] nozīmi. Kā būtiski elementi veiksmīgai viedo industriālo robotu izvietošanai un vadībai tika identificēta uzturamība un lietojamība. Uzturamība ietver efektīvu sistēmas modificēšanu, lai pielāgotos izmaiņām, savukārt lietojamība nodrošina ērtu izmantošanu noteiktiem mērķiem bez padziļinātām tehniskām zināšanām. Standartos piedāvātie paņēmieni sniedz vērtīgu ieskatu, kā risināt izaicinājumus saistībā ar viedo industriālo robotu sistēmu ieviešanu un pielāgošanu, galalietotājam atvieglotā manierē.

2. SINTĒTISKO DATU ĢENERĒŠANA DZĪLĀS MAŠĪNMĀCĪŠANĀS UZDEVUMIEM

Lai gan modernās objektu noteikšanas metodes ir efektīvas satiksmes zīmju, gājēju, sadzīves priekšmetu u. c. līdzīgu objektu detektēšanā, ražošanas apstākļos šo metožu lietojamības efektivitāte samazinās, jo trūkst kvalitatīvu apmācības datu. Piedāvātā metode izmanto modernus grafikas dzinējus, lai ģenerētu reālistiskus datus neironu tīklu apmācībai dziļas mašīnmācīšanās uzdevumiem ražošanai raksturīgos scenārijos, kur dati var būt specifiski lietojuma gadījumiem un laika gaitā mainīties. Galvenā uzmanība ir pievērsta daudzpusīgu datu ģenerēšanai ar lielu skaitu regulējamu parametru. Šajā gadījumā tiek iegūti dati par neaizsegtiem objektiem atbilstošā orientācijā, lai apmācītu mākslīgā intelekta modeļus tikai uz objektiem, kuriem ir vislielākā varbūtība, tā ka, tie tiks veiksmīgi satverti. Šīs nodaļas eksperimentos aprakstītā objektu detektēšana kalpo kā pirmais solis objektu paņemšanas un nolikšanas procesā, un tikai informācija par visdaudzsoļākajiem objektiem, ko varētu satvert, tiek apstrādāta tālāk.

Šā uzdevuma galvenais mērķis ir automatizēt ļoti reālistisku sintētisku attēlu sistemātisku atveidošanu, lai radītu datu kopas objektu detektēšanas algoritmu apmācībai. Datu ģenerators iegūst attēlus, sakārtojot jebkāda veida objektus, kuriem ir 3D modeļi, virtuālā 3D ainā, no kuras tas atveido reālistiskus attēlus. Šajā gadījumā tā ir kaste ar vienkāršas formas objektiem – baltām pudelēm. Pielāgojot 3D ainas parametrus, piemēram, objekta, kameras un gaismas pozīcijas, objekta krāsu vai tekstūras un virsmas īpašības, spilgtumu, kontrastu un piesātinājumu, var ģenerēt lielu attēlu daudzveidību izšķirtspējā un reālistiska līmeņos (2.1. att.) atkarībā no lietotāja vajadzībām. Eksportējot attiecīgos pamatdatus no 3D ainas, tostarp objektu atrašanās vietu un orientāciju atveidotajā attēlā, ģenerētie dati tiek pilnībā anotēti, kā redzams 2.2. attēlā.

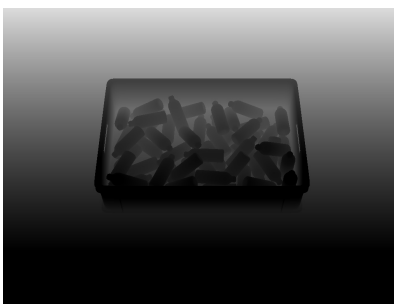
Atlasot visas iespējamās objektu un attēlu parametru konfigurācijas 3D ainā (ar patvaļīgu, lietotāja noteiktu granularitāti), tiek definēta modifikāciju telpa, kas ļauj automatizēti ģenerēt lielas sintētisko datu kopas, kuru attēlu daudzveidību kontrolē lietotājs. Sistemātiski definējot atbilstošas ainas un modifikāciju telpas, attēlu ģeneratoru var izmantot ne tikai mācību un validācijas datu kopu ģenerēšanai pietiekamā daudzumā (pārvarot mācību datu trūkumu, kas bieži vien ir ierobežojoša problēma), bet kopumā tas ļauj arī vēlāk ģenerēt datu kopas, kas īpaši paredzētas konkrētiem eksperimentiem (piemēram, lai salīdzinātu dažādus klasifikācijas modeļus vai iegūtu īpašus veikspējas novērtējumus interesējošiem algoritmiem).

2.1. Datu kopas

Lai novērtētu sintētisko datu efektivitāti attiecīgajos eksperimentos, arī reālie dati tika iegūti, nejauši izkārtējot objektus kastē un uzņemot krāsu attēlu. Katram iegūtajam attēlam tika mainīts gan pudeļu novietojums, gan apgaismojuma intensitāte, gan kameras ekspozīcijas laiks, lai iegūtu lielāku datu dažādību. Kopumā apmācības vajadzībām tika iegūti un manuāli marķēti



(a) Ģenerētais attēls.

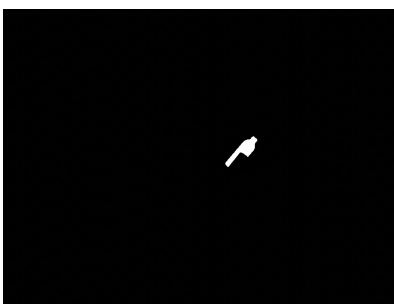


(b) Ģenerētā dziļuma karte.

2.1. att. Sintētisko datu ģenerēšana



(a) Patiesās vērtības marķējums.



(b) Patiesās vērtības segmentācijas attēls.

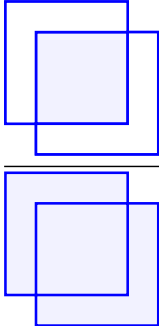
2.2. att. Ģenerētās anotācijas [12].

2200 reāli attēli, prasot aptuveni 160 stundas manuāla darba. 1760 attēli bija paredzēti apmācībai un 440 attēli – validācijai. Turklāt apmācības un validācijas datu kopas tika rotētas četras reizes par 90 grādiem, kopā iegūstot 7040 apmācības attēlus un 1760 validācijas attēlus. Tika iegūtas un manuāli marķētas arī divas testa datu kopas, pirmā datu kopa *Test 1* tika uzņemta līdzīgos apstākļos kā reālā mācību datu kopa, savukārt *Test 2* tika uzņemta ar citu kameru un citos apstākļos. Sintētisko datu kopa tika izveidota tādā pašā apjomā kā reālā datu kopa, kas sastāv no 8800 foto reālistiskām augstas izšķirtspējas ainām.

2.2. Novērtēšanas rādītāji

Visbiežāk izmantotā metrika objektu detektēšanas precizitātes mērīšanai attēlos ir vidējā precizitāte (*AP*), kas tiek izmantota šajā apakšnodaļā, lai novērtētu objektu detektēšanas veikspēju eksperimentos. Šajā gadījumā *AP* mērījumu veikšanai tiek izmantoti dažādi noteikti (0,5–

0,95) pārklāšanās reģiona (IoU) sliekšņi.

$$IoU = \frac{\text{pārklāšanās reģions}}{\text{kopējais reģions}} = \frac{\text{Diagrama 1}}{\text{Diagrama 2}} \quad (2.1)$$


$$klase(IoU) = \begin{cases} \text{Pozitīvs} \rightarrow IoU \geq \text{Sliekšnis} \\ \text{Negatīvs} \rightarrow IoU < \text{Sliekšnis} \end{cases} \quad (2.2)$$

Lai aprēķinātu precizitāti un pārklājumu, AP mērījumu veikšanai katram detektētajam objektam izmanto pareizas atbildes (TP), kļūdainas atbildes (FP) un kļūdainas neatbildes (FN) novērtējumus.

$$\text{precizitāte} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.3)$$

$$\text{pārklājums} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.4)$$

$$AP = \int_0^1 p(r) dr \quad (2.5)$$

, kur $p(r)$ ir interpolētā precizitāte katrā pārklājuma līmenī r .

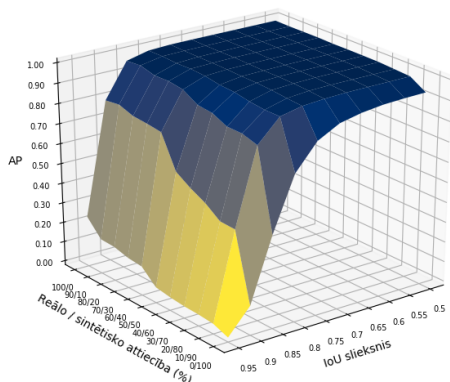
2.3. Rezultāti

Piedāvātās sintētisko datu ģenerēšanas pieejas veikspēja un precizitāte tika novērtēta, ņemot vērā dažādus apstākļus. Pirmkārt, tika pētīta objektu detektēšanas veikspēja, izmantojot dziļās mašīnmācīšanās modeļus, kas apmācīti, izmantojot dažādas sintētisko un reālo datu kombināciju attiecības un izmantojot maksimālo iegūto datu daudzumu. Sākot no 100 % reālo datu, reālo datu attiecība tika pakāpeniski samazināta par 10 %, aizstājot tos ar sintētiskajiem datiem, kā redzams 2.1. tabulā.

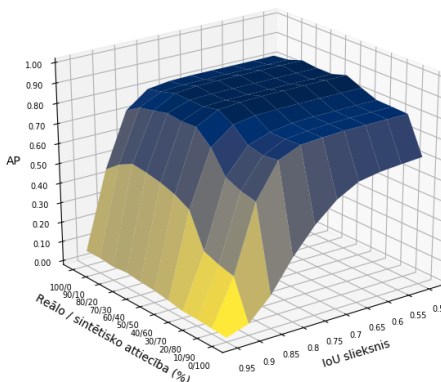
Novērtēšana tika veikta ar aprakstītajām datu kopām *Test 1* un *Test 2*. Objektu detektors, kas novērtēts, izmantojot datus, kas ir tuvi reālajiem mācību datiem (*Test 1*), uzrādīja līdzīgus vidējos precizitātes rezultātus, ja reālo datu apjoms bija lielāks nekā sintētisko datu, kā redzams 2.3.(a) attēlā. Tas attiecas arī uz augstākām IoU sliekšņa vērtībām no 0,85 līdz 0,95. Visi apmācītie

Objektu detektēšanas precizitātes novērtēšana [12]

Datu sadalījums			Test 1			Test 2		
Reālie	Sintētiskie	Reālo / sintētisko attiecība %	Solis	AP @0.5:0.95	OD %	Solis	AP @0.5:0.95	OD %
8800	0	100 / 0	9100	88,61	100,00	9100	69,22	96,95
7920	880	90 / 10	7900	88,61	100,00	9200	71,04	98,47
7040	1760	80 / 20	6000	88,36	100,00	8000	73,23	100,00
6160	2640	70 / 30	6300	88,65	100,00	7600	72,83	100,00
5280	3520	60 / 40	6900	88,22	100,00	7400	72,5	100,00
4400	4400	50 / 50	4400	85,82	100,00	5000	73,84	100,00
3520	5280	40 / 60	8000	85,59	100,00	8700	70,27	100,00
2640	6160	30 / 70	7200	84,39	100,00	5900	64,57	100,00
1760	7040	20 / 80	7200	84,23	100,00	4500	63,62	100,00
880	7920	10 / 90	8200	82,59	100,00	7000	63,25	100,00
0	8800	0 / 100	7700	70,01	100,00	5000	38,66	100,00



(a) Test 1.



(b) Test 2.

2.3. att. Objektu detektēšanas modeļu vidējā precizitāte reālos attēlos pie dažādiem IoU sliekšņiem, ņemot vērā reālo un sintētisko datu attiecību mācību datu kopās [12].

modeļi uzrādīja līdzīgus vidējos precizitātes rezultātus *IoU* sliekšņa diapazonā 0,5–0,8. Galvenā atšķirība ir redzama gadījumā, kad modelis ir apmācīts, izmantojot tikai sintētiskus datus, jo precizitāte ievērojami samazinās. Atšķirīga situācija ir tad, kad objektu detektors tiek novērtēts, izmantojot testa datu kopas, kas ietver atšķirīgus vides parametrus – *Test 2*. Šajā gadījumā sintētiskie dati papildina reālos datus, palielinot vidējo precizitāti, vienlaikus sasniedzot augstāko

precizitāti attiecībā 50/50. Līdzīgi kā novērtēšanas rezultāti ar *Test 1* datu kopu, arī šajā gadījumā objektu detektors, kas apmācīts ar tīri sintētisku datu kopu, uzrādīja vismazāko precizitāti.



(a) *Test 1*.

(b) *Test 2*.

2.4. att. Vizualizētie rezultāti, izmantojot datu kopas.

Reālie dati ir labāki par sintētiskajiem datiem, tiek analizēta tikai objektu detektoru vidējā precizitāte, tomēr industriālo robotu viedajā vadībā nav tik būtiski, lai būtu precīza informācija par visiem objektiem ainā, jo parasti tik un tā var satvert tikai vienu objektu, pēc tam aina ir mainījies un ir jāuztver no jauna. Attiecīgi galvenais mērķis ir atklāt vismaz vienu objektu ainā ar *IoU* sliekšni virs 0,95. Iegūtie rezultāti šajā aspektā ir redzami 2.1. tabulas *OD* slejā. Abās testa datu kopās apmācītie modeļi varēja izpildīt šo prasību, izņemot 2. testa gadījumu, kad modelis tika apmācīts, izmantojot tīri reālus datus un 90/10 attiecību, kas apstiprina pirmo aizstājamo tēzi. Kopumā vairumā gadījumu, kad reālo datu attiecība bija lielāka nekā sintētisko datu, modelis sasniedza augstākus precizitātes rādītājus. Savukārt sasniegtā precizitāte ir pietiekama vienkāršas formas objektu gadījumā datorredzē balsītai kontrolei. Kopumā, dažādojot mācību datu kopu ar sintētiskiem attēliem, var novērot precizitātes pieaugumu, tomēr, ja sintētisko datu attiecība ir lielāka par 50 %, precizitāte samazinās.

3. DATORREDZĒ BALSTĪTA VADĪBA

Lai palielinātu industriālo robotu lietojamību un uzlabotu to autonomiju, tiek īstenota mākšlīgā intelekta metožu un datorredzē balstīta industriālo robotu vadības integrēšana. Tradicionālā robotu programmēšana ir sarežģīta un prasa speciālas zināšanas, bet datorredzes tehnoloģijā balstīta vadība ļauj robotiem uztvert un izprast vidi, veicot uzdevumus dinamiskos apstākļos. Tomēr šādu sistēmu izstrādes sarežģītība palielinās, jo ir nepieciešama papildu vides datu apstrāde. Lai nodrošinātu precīzu un bezsaskares kustību dinamiskā vidē, ļoti svarīga ir arī kustību plānošana. Sintētiskie dati tiek izmantoti, lai veiktu eksperimentus un izstrādātu datorredzē balstītas robotu vadības sistēmas.

3.1. Satveršanas pozas noteikšana un satveršanas plānošana

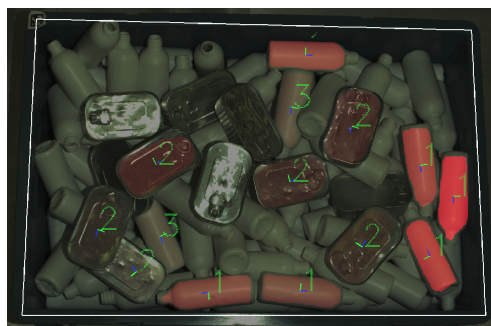
Datorredzes algoritmi sniedz vērtīgu informāciju par vidi un šajā gadījumā jo īpaši par objektiem un to atrašanās vietu robota darbības telpā. Objektu detektēšanas algoritmi ir apmācīti atrast tikai tos objektus, ko, visticamāk, varēs veiksmīgi satvert. Arī šajā gadījumā rezultāti rāda, ka katrā ainā ar modeli, kas apmācīts, izmantojot pilnīgi sintētiski ģenerētus datus, tiek detektēts vismaz viens objekts, kura *IoU* sliekšnis ir lielāks par 0,95.

Gadījumā, kad objekti pārklāj cits citu kaudzē, kā redzams 2.3. attēlā, objektu novietojums mainās trīs dimensijās, attiecīgi objekti ir izvietoti arī dažādos dziļuma līmeņos. Scenārijos, kad objektu nepieciešams tikai satvert un novietot bez jebkādiem papildu manipulācijas soļiem vai nepieciešamības to precīzi novietot, pacelšanas un novietošanas ciklu var pabeigt ar objekta detektēšanu kā galveno datorredzes funkciju. Pēc objekta detektēšanas satveršanas pozu nosaka, apvienojot *RGB* informāciju ar attiecīgo dziļuma informāciju reģionā, ko parasti iegūst ar *RGB-D* sensoriem/3D kamerām. Dziļuma informāciju *RGB-D* attēlos saskaņo ar attiecīgajiem attēla pikseliem, sniedzot informāciju par to, cik tālu no kameras atrodas interesējošais reģions. Šajā gadījumā interesējošais reģions ir apla formas apgabals ap detektēta objekta centra punktu. No šīs zonas, izmantojot galveno komponentu analīzi, aprēķina paņemšanas leņķi.

Precīzai objektu manipulācijai vai novietošanai 2D objektu detektēšanas daļa ir nepilnīga, jo šādā veidā objekts tiek lokalizēts tikai 2D telpā, reģionā, kas ietver objektu un kādu teritoriju ap to. Detektēšanas rezultātus nevar tieši izmantot, lai noteiktu objekta orientāciju, kas ir nepieciešama precīzai novietošanai vai citām manipulācijas procedūrām. Tāpēc detektētais apgabals tālāk tiek izmantots objektu segmentēšanas algoritmos. Segmentācija nosaka, kurai klasei pieder katrs attēla pikselis. Savukārt instanču segmentācija ir segmentācijas veids, kas izšķir pikseļus, kas pieder vienas klases dažādiem objektiem. Izmantojot šo informāciju, tiek iegūta konkrētā objekta redzamā forma, kas tālāk tiek izmantota, lai noteiktu objekta satveršanas pozu. Objektu segmentēšanas uzdevumam tiek izmantots *MASK R-CNN* algoritms, kurā neironu tīkls tiek apmācīts, izmantojot tikai sintētiski ģenerētus datus.



(a) Pudeles.



(b) Pudeles un bundžas.

3.1. att. Segmentētie objekti un noteiktās satveršanas pozas dažādiem scenārijiem.

Objekta segmentācijas rezultātā iegūtā informācija ļauj precīzi noteikt objekta garenvirzienu un citas specifiskas objekta īpašības, piemēram, pudeles gadījumā var identificēt arī tās augšējo un apakšējo daļu. Pēc iegūtās informācijas attiecināšanas uz atbilstošo dziļuma informāciju tiek aprēķināta satvēriena poza, līdzīgi kā aprakstīts iepriekš. Satvēriena poza redzama arī 3.1. attēlā ar ass simbolu.

3.2. Robotu vadība

Pats satvēriena process tipiski ir sadalīts vairākās daļās, kas parasti ir atkarīgas no satvērēja un satveramā objekta veida. Šajā promocijas darbā robota vadība galvenokārt ir saistīta ar divām satvēriena metodēm, proti, vakuuma satvērienu un divu pirkstu satvērienu. Starp abām ir dažas nelielas atšķirības, tomēr galvenās satvēriena fāzes ir līdzīgas: tuvošanās objektam; nonākšana saskarē ar objektu; spēka/vakuuma palielināšana, līdz objekts ir droši satverts; objekta pārvietošana, līdz to var droši atlaist valā galapozīcijā. Kastē nejaušā kārtībā izvietotu objektu apstākļos apkārtējo vidi apzinoša vizuālā uztveres sistēma kombinācijā ar pareizām tuvošanās un atkāpšanās kustībām ir ārkārtīgi svarīga navigācijas sistēmas daļa. Objekti ir izvietoti nejauši, un ir stingri jāizvairās no neparedzētām sadursmēm, kas var rasties ar tvertni, kurā atrodas objekti, citiem vides elementiem un pašu robotu.

Pirmkārt, datu iegūšanas ierīcei, šajā gadījumā 3D kamerai, un robotam vai robotiem ir jādarbojas vienā koordinātu sistēmā, kur tiek veikts attiecīgais kalibrācijas process. Otrkārt, jāizvēlas robota vadības sistēma. Industriālo robotu programmēšanas veids ir ļoti atkarīgs no robota ražotāja. Sistēmas elastības ziņā svarīga ir aparatūras abstrakcija, lai dažādu ražotāju industriālos robotus varētu programmēt un vadīt vienotā veidā. Ir vairākas sistēmas, kas nodrošina savietojamību ar dažādu ražotāju rūpnieciskajiem robotiem, un populārākā no tām ir *ROS-Industrial* [33], kas ir robotu operētājsistēmas (*ROS*) daļa. Treškārt, būtisks aspekts ir kustību plānošanas daļa, jo lietojumos, kuros nav iespējams iepriekš noteikt, kā robotam jāpārvietojas, lai manipulētu

ar objektiem, kustības ir jāplāno pirms katras kustības. Šim nolūkam *OMPL* un *STOMP* kustību plānotāji tika eksperimentāli analizēti un salīdzināti divos dažādos scenārijos, kur *STOMP* kustību plānotājs tika izvēlēts izmantošanai izstrādātajās robotu sistēmās, ņemot vērā plānošanas laiku, aprēķinātās trajektorijas un to atkārtojamības. Visbeidzot tika definēts un īstenots darbību kopums, kas atbilst nestrukturētai videi.

3.3. Eksperimentālā validācija

Izstrādātā datorredzē balstītā robotu vadība ir eksperimentāli validēta vienkāršas formas objektiem, kas izvietoti kastē nejaušā kārtībā. Kā validācijas metriku tika izmērīta aplēstās satvēriena pozas precizitāte. Sintētisko datu ģenerēšanas ietvars, kas aprakstīts 2. nodaļā, kalpo gan apmācības, gan validācijas procesam, radot dažādas datu kopas. Tika izveidots validācijas ietvars, izmantojot sintētiskos datus ar zināmām objektu pozīcijām un orientācijām. Tas aprēķina optimālās standarta satvērienu pozas prognozētajiem satvērieniem un izmanto dažādas metrikas, lai tos salīdzinātu. Sintētisko datu ģenerators tika uzlabots, lai iekļautu objektu pozas, kas veido validācijas sistēmas pamatu. Tas ģenerē daudzveidīgas validācijas datu kopas ar dažādiem objektu tipiem, skaitu, apgaismojumu un izvietojumu. Šīs datu kopas ietver virtuālās kameras attēlus un anotācijas failus ar objektu informāciju.

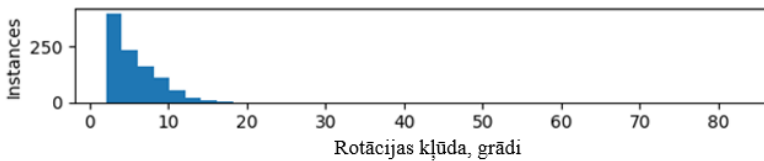
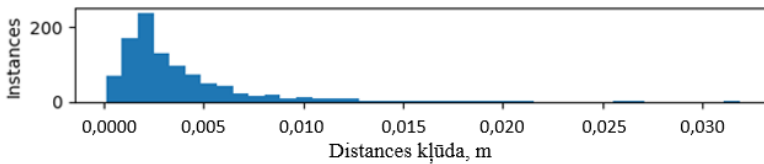
Validācijas datu kopa tiek ievadīta uztveres sistēmā ar vides uztveres, objektu detektēšanas un satvēriena pozas noteikšanas moduļiem, lai prognozētu satvērienus. Šie prognozētie satvērieni kopā ar anotātiem ievades attēliem, kuros norādītas satvērienu atrašanās vietas un orientācijas, tiek saglabāti. Katrai paņemamo objektu klasei ir atsevišķi prognozēto satvērienu dati, kas tiek apstrādāti neatkarīgi. Tiek reģistrēti arī gadījumi, kuros nav paņemamo objektu. Lai salīdzinātu satvērienus, ir nepieciešama pamatinformācija par objekta pozu, un no tās tiek atvasināta satvēriena informācija. Pēc validācijas datu atvasināšanas šajos posmos tiek aprēķinātas novērtēšanas metrikas.

- Tiek salīdzināts atvasinātais satvēriens ar pamata patieso objektu pozīcijām, atrodot tuvāko objektu, pamatojoties uz Eiklīda attālumu. Ja ir nepareizs tips, tas tiek atzīmēts kā nepareizi klasificēts un izslēgts.
- Izmantojot mērķa objektu un references satvērienu, lai aprēķinātu optimālo satvērienu, tiek izmantota tipam specifiska heuristika. Cilindriskām pudelēm atskaites satvēriens ir saskaņots ar objekta centrālo apkārtmēru XZ plaknē. Taisnstūrveida skārdenēm tiek konstruēti četri derīgi satvērieni.
- Katra satvēriena datu kopa tiek saglabāta, savienojot to ar tā atsauces un ainas identifikatoru.

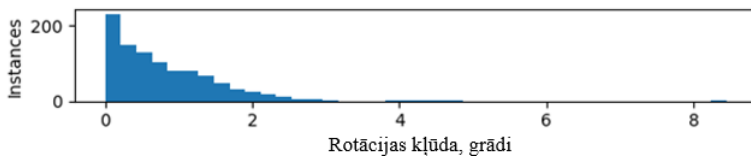
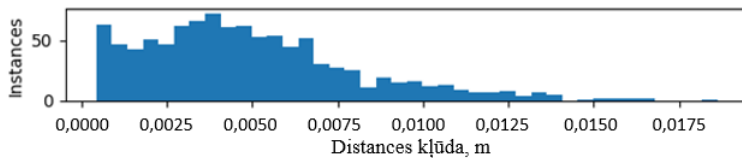
Kopumā novērtēšanai tika ģenerētas 1000 ainas ar mainīgu objektu skaitu (10, 20, 50, 100) katrā priekšiestatījumā. Katrā priekšiestatījumā bija 250 nejauši atlasītas pudeļu un budoņu kombinācijas, to piemērs redzams 3.4. attēlā.

Satveršanas pozas noteikšanas rezultāti

Ainu skaits	Objekta tips	Pozīcijas kļūda		Rotācijas kļūda		Derīgi satvērieni (%)	Pareizi klasificēti (%)
		Vidēji (mm)	<i>Stdev</i> (mm)	Vidēji (grādi)	<i>Stdev</i> (grādi)		
1000	Pudele	4,926	3,156	0,802	0,736	99,9	100
	Bundža	3,722	3,446	4,637	4,432	99,8	100



3.2. att. Noteiktās objekta satveršanas pozīcijas un rotācijas kļūdu sadalījums bundžām.



3.3. att. Noteiktās objekta satveršanas pozīcijas un rotācijas kļūdu sadalījums pudelēm.

Ekspierimentu rezultāti apkopoti 3.1. tabulā. Abi objektu tipi uzrāda precīzu klasifikāciju bez kļūdām objekta tipa noteikšanā. Derīgi satveršanas paņēmieni tika iegūti 99,9 % pudēļu gadījumu un 99,8 % bundžu gadījumu, apstiprinot otro aizstājamo tēzi. Daži neparedzēti gadījumi var rasties dinamisko vides īpašību un objekta pozīcijas nejaušības dēļ. Reizēm visi objekti va-



3.4. att. Noteiktās satveršanas pozas piemērs priekšiestatījumā ar 50 objektiem.

rēja atrasties tādā stāvoklī, kas neatbilst satvēriena prasībām, iespējams, sadurmses ar kasti dēļ. Lai gan šī varbūtība ir maza, tā ir atspoguļota rezultātos.

Otrais validācijas aspekts attiecas uz satvēriena pozas precizitāti. 3.2. un 3.3. attēlā redzami attāluma un orientācijas kļūdu sadalījumi attiecīgi bundžām un pudelēm. Vidēji kļūdas abiem objektu tipiem ir mazākas par ± 5 mm attiecībā uz pozīciju un ± 5 grādiem attiecībā uz rotāciju. Pat ar lielāku kļūdu satvēriens ir derīgs, kamēr punkts atrodas uz objekta satveramās virsmas. Lielākas kļūdas atkarībā no lietojuma var ietekmēt darbības pēc objekta satveršanas, piemēram, objekta novietošanu. Validācijas sistēma var ieteikt papildu pozicionēšanas sistēmu, lai nodrošinātu precīzu objekta novietošanu.

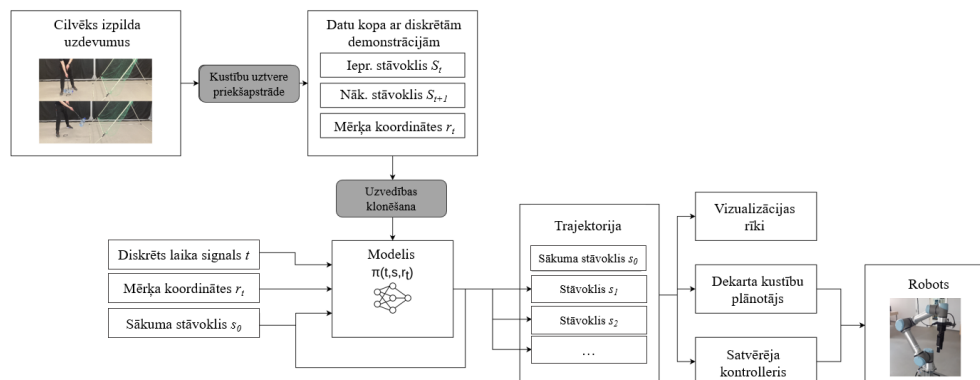
Iegūtie rezultāti, validējot sistēmu reālās pasaules apstākļos, varētu atšķirties no rezultātiem, kas iegūti validējot sistēmu ar sintētiskajiem datiem. Taču nejauši izvietoto objektu dēļ tieša precizitātes novērtēšana ir ļoti sarežģīta. Tāpēc sistēmas testēšana laikā reālajā vidē galvenā uzmanība tika pievērsta sistēmas spējai satvert vismaz vienu objektu katrā ainā. Testi ar dažādiem priekšskatījumiem reālās dzīves scenārijos apstiprināja, ka pieeja veiksmīgi satver vismaz vienu objektu katrā ainā bez klasifikācijas kļūdām.

4. ATDARINOŠĀS MAŠĪNMĀCĪŠANĀS PROCESĀ BALSTĪTA VADĪBA

Industriālās robotikas kontekstā, kur uzdevumi savā ziņā atspoguļo cilvēku darbības, tiek izmantota atdarinošā mašīnmācīšanās, lai iekļautu cilvēku demonstrācijas robotu zināšanu apgūvē un to vadībā. Cilvēka darbības tiek ierakstītas, veidojot demonstrācijās balstītus mācību datus, kas papildināti ar netieši novērotiem mainīgajiem lielumiem un vadības signāliem. Mākslīgo neironu tīklu modeļi tiek apmācīti, lai atdarinātu šīs trajektorijas kā Dekarta kustības plānus. Cilvēka kustību ierakstīšana tiek veikta ar speciālu kustību analīzes sistēmu. Tas novērs nepieciešamību pēc simulētas vides, darbojas Dekarta koordinātēs nevis robota konfigurācijas telpā un ļauj izvairīties no sarežģītiem attēlu apstrādes slāņiem [34–36]. Kā uzdevums, kas tiek risināts, tika izvēlēts objektu mešanas uzdevums, uzlabojot industriālo robotu aizsniēdamību un samazinot cikla laikus. Lai gan tā pamatmehāniku var skaidri ieprogrammēt, tas ir izvēlēts kā etalons robotu programmēšanai, izmantojot demonstrācijas. Uzdevums ir netriviāls ierobežotas informācijas apstākļos, piemērots intuitīvam cilvēka novērtējumam un ļauj kvantitatīvi novērtēt modeļa veiktspēju, izmantojot ekstrapolēto mešanas precizitāti. Autors galvenokārt sniedz ieguldījumu konceptualizācijā un metodoloģijā, implementāciju veica Pēteris Račinskis.

4.1. Piedāvātā pieeja

Piedāvātās pieejas augsta līmeņa pārskats ir redzams 4.1. attēlā. Demonstrējumi tiek ierakstīti ar kustību uztveršanas iekārtu, tiek izveidota datu kopa, kas papildināta ar mērķa koordinātēm un satvērēja vadības signālu. To izmanto, lai apmācītu neironu tīkla modeļus uzvedības klonēšanā. Strādājot atvērtās cilpas režīmā, iepriekšējās modeļa izejas vērtības tiek izmantotas, lai autoregresīvi prognozētu turpmākos stāvokļus. Pēc tam iegūto secību var ievadīt Dekarta kustības plānotājā, lai vadītu robotu.



4.1. att. Piedāvātās pieejas augsta līmeņa pārskats [8].

Modeļu hiperparametri [8]

Parametrs	<i>Feedforward</i>	<i>RNN</i>
Arhitektūra	2 blīvi slēptie slāņi, <i>ReLU</i>	<i>GRU</i> , blīva lineārā izeja
Parametru skaits	128–1024 perceptroni slāņī	128–512 perceptroni vienībā
Treniņa epohas	20–100	300–1200
Partijas lielums	64	32
Optimizētājs	<i>Adam</i>	<i>Adam</i>
Mācīšanās ātrums	10^{-4}	10^{-3} , 10^{-4}

Sistēmu var iedalīt trīs galvenajās daļās – novērojumu ievākšana fiziskajā vidē, neapstrādātu novērojumu pārvēršana strukturētos demonstrējumos un neironu tīklu modeļu implementācijas. Sistēmas veikspēja tika novērtēta divos galvenajos veidos. Pirmkārt, tika veikti kvalitatīvi ģenerēto trajektoriju novērojumi, izmantojot telpisko vizualizāciju virtuālajā vidē, kam sekoja izpilde ar simulētiem un reāliem robotiem. Kad tika sasniegts apmierinošs sniegums, tika aprēķināta virkne kvantitatīvu metrikas, lai salīdzinātu sistēmas rezultātus ar apmācības un validācijas datu kopām, izmantojot dažādas modeļu arhitektūras un hiperparametru kopas. Šī uzdevuma ietvaros tika pētītas divas parametrisko modeļu klases – klasiskie neironu tīkli (*Feedforward*) un rekurētie tīkli (*RNN*), kas darbojas autoregresīvi. Pēc sākotnējā hiperparametru atklāšanas procesa abiem modeļu tipiem tika iegūtas 4.1. tabulā attiecīgi norādītās vērtības.

Modelis tiek formulēts sekojoši:

$$(\mathbf{r}_{t+1}, \mathbf{q}_{t+1}, g_{t+1}) = \pi_{\theta} \left(\frac{t}{f_{sample}}, \mathbf{r}_t, \mathbf{q}_t, g_t, \mathbf{r}_t^{target} \right) \quad (4.1)$$

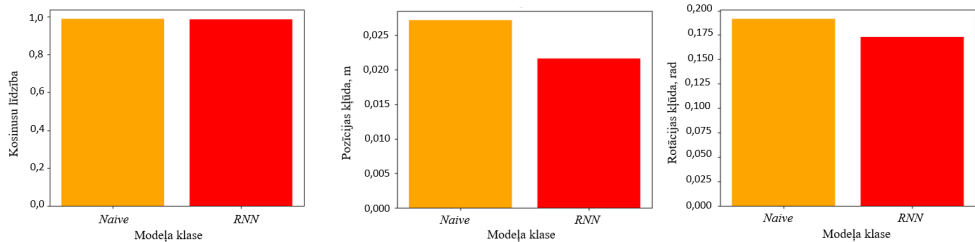
, kur $\mathbf{r}_t, \mathbf{q}_t, g_t$ – gala instrumenta translācijas vektors, orientācijas kvaternions un izpildmehānisma signāls attiecīgi laika posmā t gan ieejā, gan izejā. Ievads ir papildināts ar laika/fāzes signālu (diskrētais laika solis dalīts ar paraugu ņemšanas frekvenci, šajā gadījumā 100Hz) attiecībā pret demonstrācijas vai ģenerētās trajektorijas sākumu, kā arī mērķa koordinātu vektoru \mathbf{r}_t^{target} , kas atbilst ekstrapolētajām mērķa koordinātēm demonstrācijas datu kopā un komandētajām mešanas koordinātēm. Laika signāls tika pievienots ievadei, jo tika konstatēts, ka bez tā trajektorijas var novirzīties, un šādi pārveidotās datu kopas tika izmantotas visiem turpmākajiem treniņiem.

4.2. Rezultāti

Vairāki modeļi tika apmācīti, izmantojot abas arhitektūras. Pēc sākotnējā izmēģinājumu un kļūdu procesa sistemātiskā apmācības režīmā tika iegūti šādi rezultāti:

- 48 klasiskie neironu tīkli, mainot izmantoto datu kopu, laika signāla klātbūtni datos, epohu un perceptronu skaitus;

- 36 rekurentie neironu tīkli, mainot izmantoto datu kopu, apmācības ātrumu, epochu un perceptronu skaitus.



4.2. att. Dažādu modeļu arhitektūru rezultātu salīdzinājums [8].

Iegūto rezultātu kvalitatīvie aspekti – trajektoriju un to raksturlielumu vizuālie attēlojumi, kad tie tiek izpildīti ar reālu robotu, – ir ļoti līdzīgi cilvēku ekspertu izpildītajām mešanas kustībām, kas liecina, ka izvēlēta datu ieguves pieeja ir piemērota, lai iemācītos šī uzdevuma galvenās iezīmes. To pašu var teikt arī par to, ka liela daļa no klasiskā neironu tīkla modeļiem un lielākā daļa no *RNN* modeļiem spēja atveidot pilnīgu metiena trajektoriju katram sākotnējo nosacījumu kopumam mācību un validācijas datu kopās. Svarīgākais secinājums attiecībā uz piedāvātās pieejas aspektu ir tas, ka datu papildināšana ar informāciju par laika posmu ir svarīga, lai sasniegtu labu sniegumu. Salīdzinot abas modeļu arhitektūras pēc to labākajām sasniegtajām vērtībām, runājot par sadalījuma līdzības mēriem, piemēram, kosinusu līdzību un Eiklīda attālumu, rezultāti kopumā ir diezgan labi abiem modeļiem, turklāt *RNN* ir pārāks lielākajā daļā attāluma mērījumu, bet viens no klasiskā neironu tīkla modeļiem uzrāda lielāko kosinusu līdzību, apstiprinot trešo aizstājamo tēzi.

5. EKSPERIMENTĀLĀ SISTĒMA UN DEMONSTRĀCIJAS

Šajā darbā izstrādātās metodes ir integrētas vairākās demonstrācijās, kas kalpo gan kā to praktiskas izmantošanas demonstrējumi, gan kā gala demonstrējumi trīs Apvārsnis 2020 projektos, proti;

- “*Artificial Intelligence for Digitizing Industry*” (**AI4DI**), kas aprakstīts 5.2. apakšnodaļā;
- “*Vision, Identification, with Z-sensing Technology and key Applications*” (**VIZTA**), kas aprakstīts 5.3. apakšnodaļā;
- “*Digital Technologies, Advanced Robotics and Increased Cyber-security for Agile Production in Future European Manufacturing Ecosystems*” (**TRINITY**), kas aprakstīts 5.4. apakšnodaļā.

Nākamajā apakšnodaļā aprakstītā eksperimentālā sistēma kalpo par pamatu visām uzskaitītajām demonstrācijām.

5.1. Aparatūras un programmatūras galvenie elementi

Eksperimentālais ietvars ir veidots EDI laboratorijā, izmantojot attiecīgo aparatūras un programmatūras infrastruktūru. Aparatūras un programmatūras infrastruktūra ir rūpīgi izpētīta un lielākoties izveidota šī promocijas darba izstrādes laikā, ieskaitot tās digitālās versijas. Galvenās aparatūras un kopīgās programmatūras komponentes, kas izmantotas eksperimentālajā konfigurācijā un demonstrācijās, ir aprakstītas turpmākajās apakšnodaļās.

Satvērēji. Divas galvenās objektu satveršanas stratēģijas ir vakuuma un paralēlā stratēģija. Abas satvēriena stratēģijas ir iekļautas demonstratoru aparatūras infrastruktūrā, vakuuma satvērienam tiek izmantots *Schmalz Rob-Set UR* [37]. Paralēlajai satveršanai izmantots *Robotiq* divu pirkstu satvērējs *2f-140* ar 140 mm gājienu, satvēriena spēku līdz 125N un 2,5kg lietderīgo celtspēju.

Dziļuma sensori. Demonstratoru aparatūras infrastruktūra ietver divus dziļuma sensorus *Zivid One M* un *Intel RealSense D415*, kas atšķiras pēc tādiem parametriem kā precizitāte, redzamības lauks, darbības diapazons, svars, izmēri utt.

Industriālie roboti. Demonstrācijās tiek izmantoti industriālie sadarbības roboti (*Universal Robots UR5* [38] un *UR5e*). Šie roboti ir ideāli piemēroti mazas/vidēji smagas apstrādes uzdevumu automatizēšanai. Maksimālā celtspēja ir 5 kg, aizsniedzamības rādiuss 850 mm, ko var uzlabot ar satvērēja modifikācijām, un pozas atkārtojamība ir +/- 0,1 mm *UR5* un +/- 0,03 mm *UR5e*.

Robotu operētājsistēma. Visa sistēmas komunikācija notiek, izmantojot ROS [39] *Melodic Morenia*, jo tā ir ROS versija, kas ir saderīga ar *Ubuntu Linux 18.04*, kas konfigurēta galvenajās skaitļošanas vienībās. Arī visas turpmāk aprakstītās paketes ir saderīgas ar šo ROS versiju.

ROS-I tiek izmantots demonstrācijās kā augsta līmeņa kontroleris kopā ar zema līmeņa kontroleri, ko nodrošina industriāli roboti.

Galīgais automāts. Demonstrācijas ir realizētas ar galīgajiem automātiem izmantojot *SMACC* bibliotēku, *ROS* ekosistēmā.

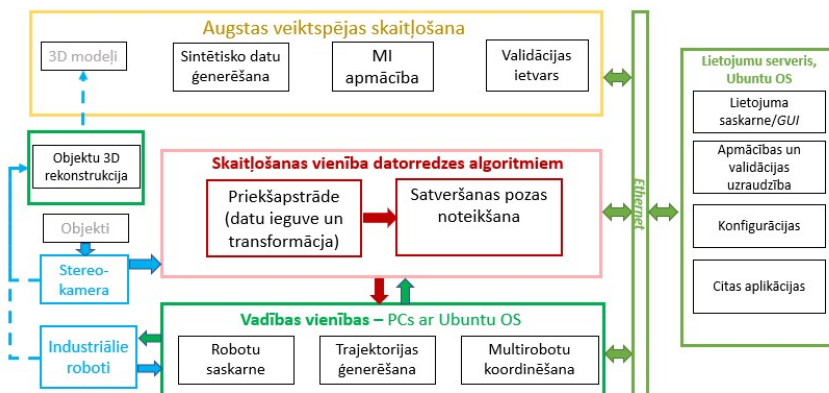
Datu iegūšana. Vienotai datu iegūšanai no dziļuma sensoriem un nepieciešamajām datu transformācijām, piemēram, 3D koordinātu aprēķināšanai no dziļuma datiem.

MoveIt!. Kustību plānošana un izpilde.

Universal Robot draiveris. Visi nepieciešamie rīki robotu savienošanai, saziņai un vadībai.

5.2. Multirobotu sadarbība nejausā kārtībā kastē izvietotu objektu satveršanai

Daudzos ražošanas procesos tiek veiktas operācijas ar lielu skaitu dažādu objektu, kuru atrašanās vieta ir patvaļīga. Šāda veida procesus ir grūti automatizēt, jo dažkārt nav iespējams iepriekš noteikt šo objektu atrašanās vietas. Lai atrisinātu šo problēmu, šajā promocijas darbā izstrādātās metodes tiek lietotas, demonstrējot mutirobotu sadarbību nejausā kārtībā kastē izvietotu objektu pacelšanas un nolikšanas uzdevumā. Galvenās funkcijas, tostarp sagatavošanas detaļas datu ģenerēšanai un apmācībai, aparatūras/programmatūras komponentes un to sadalījums, ir redzams 5.1. attēlā.



5.1. att. Programmatūras arhitektūra [14].

Būtiskākās robota kustības ir balstītas informācijā, ko sniedz datorredzes sistēma, kā aprakstīts 3.1. apakšnodaļā vienkāršas formas objektiem. Tā tiek palaista atsevišķi no abām robotu vadības programmām. Kad tiek palaisti robota galīgie automāti, tie savienojas ar datorredzes sistēmu, izmantojot *IP/TCP* savienojumu. Kad robots ir izvēles stāvoklī, pirmais uzdevums ir detektēt objektu. To veic, nosūtot pieprasījumu datorredzes un mākslīgā intelekta mezglam. Visi dati tiek pārsūtīti, izmantojot standarta *ROS* transporta sistēmu ar pieprasījuma un atbildes semantiku. Kā atbilde uz *ROS* pakalpojuma pieprasījumu tiek sniegta satveršanas pozīcija (x , y ,

z) un orientācija kvaternionu formātā (q_w, q_x, q_y, q_z). Atgūtā informācija ir objekta satvēriena pozīcija attiecībā pret kameras koordinātēm. Pēc tam tā jākonvertē attiecībā pret robota bāzes koordinātēm. Šajā brīdī konkrētā objekta satvēriena pozīcija un orientācija robotam ir viegli saprotama, un tas nozīmē, ka tas var droši pāriet pie nākamajiem uzdevumiem, kas ir izvēles pozu aprēķināšana, kustības plānošana, trajektorijas ģenerēšana un izpilde.

Kopumā sistēma darbojas droši un veiksmīgi integrē šajā darbā izstrādātās metodes. Papildus ilustratīviem nolūkiem demonstrācijas video var noskatīties, izmantojot šo saiti: <https://youtu.be/DezRBPVZ1wU>.

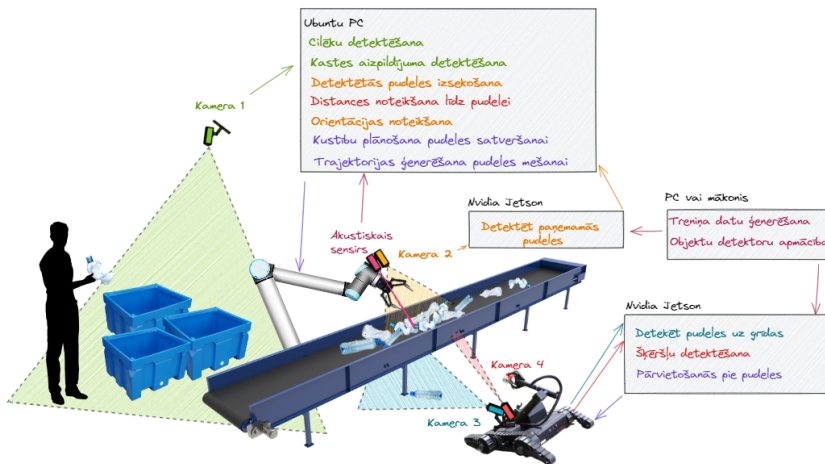
5.3. Plastmasas pudeļu šķirošana

Izstrādātajā demonstrācija tiek parādīta promocijas darbā izstrādāto metožu lietojamība “Industrija 4.0” lietojumgadījumā – plastmasas pudeļu šķirošanas automatizācijai. Kopējā demonstrācijas sistēma ir redzama 5.2. attēlā, tā sastāv no vairākām 3D kamerām, rūpnieciskā robota rokas un mobilā robota. Savukārt galvenais autora ieguldījums ir saistīts ar sintētisko datu ģenerēšanas metodoloģiju un datorredzē bāzētas robota vadības un atdarinotās mašīnmācīšanās metodoloģijas ieviešanu objektu mešanas funkcionalitātes nodrošināšanai. Ir attēlotas arī galvenās programmatūras sastāvdaļas.

Faktiskajās šķirošanas rūpniecās pudeļu atkritumi tiek sakrauti uz kustīgas konveijera lentes. Tomēr demonstrācija laboratorijas vidē ir vienkāršota, un tajā tiek izmantots statisks galds. Demonstrācijā vienlaikus tiek risinātas vairākas problēmas. Tā spēj atlasīt objektus no kaudzēm, pat ja objekti ir identiski vai ļoti dažādi, nejauši deformēti un caurspīdīgi. Lai gan sistēma var būt lēnāka nekā parasti izmantotie gaisa strūklas tipa automātiskie šķirotāji, tā ir daudzpusīgāka un spēj apstrādāt sarežģītākas situācijas un kaudzes. Patlaban pieejamie ar satvērējiem aprīkoti šķirotāji tiek demonstrēti tikai vienkāršotos gadījumos, piemēram, lai labi šķirotu labi atdalītus objektus. Papildus tam šīs demonstrācijas mērķis ir panākt cilvēkam līdzīgāku veikspēju, demonstrējot mešanas funkcionalitāti, ko parasti veic cilvēki, strādājot manuālās šķirošanas līnijās. Lai gan šī demonstrācija nav pilnībā integrēta, tā parāda promocijas darbā piedāvāto metožu potenciālu “Industrijas 4.0” rūpniecības lietojumos.

Pirmais uzdevums ir atrast tās pudeles nejauši izveidotā kaudzē, ko var paņemt industriālais robots. Visbiežāk šīs pudeles atrodas kaudzes augšpusē, un tās neaizsedz citi objekti. Izvēlētie objektu detektori ir balstīti dziļajos mākslīgā neirona tīklos un apmācīti uzraudzītā veidā. Tas nozīmē, ka ir nepieciešams mācību datu kopas. Sākotnēji datu kopas tika veidotas, iegūstot un manuāli marķējot 2030 plastmasas pudeļu kaudžu attēlus. Marķēšana ietvēra no norobežojšo kastu iezīmēšanu ap paņemamajiem objektiem un viena no četriem klases marķējumiem pievienošanu katram šādam objektam. Šī procesa efektīvai paātrināšanai tika implementēta sintētisko datu ģenerēšana.

Sakarā ar lielām variācijām objekta formā un to caurspīdīgumā pieeja satvēriena pozas no-



5.2. att. Demonstrācijas augsta līmeņa pārskats.

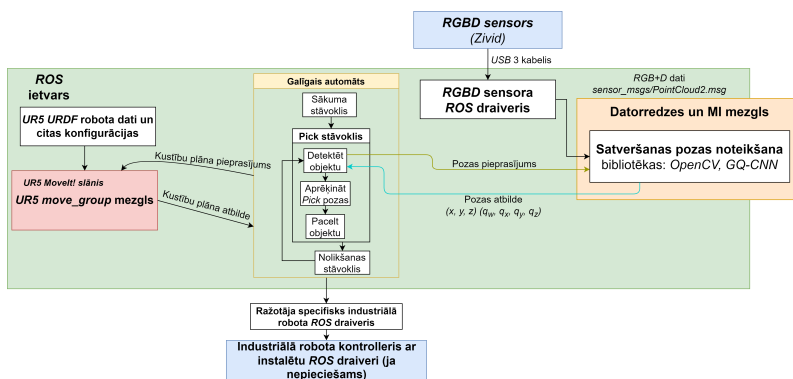
vērtēšanai bija atšķirīga no iepriekšējās demonstrācijas un soļiem, kas aprakstīti cietiem objektiem 3.1. apakšnodaļā. Kopumā galvenais uzdevums satvēriena pozas novērtēšanā ir objekta orientācijas un dziļuma pozīcijas noteikšana. Tā kā objekti ir caurspīdīgi, dziļuma rādījumi ir diezgan neskaidri, un objekts var kļūt neredzams 3D kamerai no dažādiem skatu punktiem. Turklāt objektu deformācijas un iespējamo caurumu dēļ šādu objektu satvēšana ir limitēta īstenošanai tikai ar paralēlo satvērēju.

Lai satvertu atrasto objektu, industriālajam robotam ir jāsaņem precīza 3D informācija. Diemžēl caurspīdīgas pudeles dažkārt ir neredzamas arī dziļuma kamerām. Lai risinātu šo izaicinājumu, robota satvērējam tika pievienots šauras gaismas akustiskais sensors. Izsekojot atrasto objektu, pārvietojot industriālo robotu, to var novietot tieši virs pudeles. Šādā pozīcijā akustiskais sensors mērķē tieši zem satvērēja, sniedzot ticamu informāciju par attālumu līdz zem tā esošajam objektam pat tad, ja dziļuma kamera nesniedz pilnīgu informāciju par interesējošo objektu. Lai gan satvēšanas process ietver papildu funkcionalitāti, lai satvertu caurspīdīgas plastmasas pudeles, izmantojot objektu izsekošanu un akustisko sensoru, robota kustību konstruēšana tika veikta ar *MoveIt!* un galīgo automātu, līdzīgi kā aprakstīts 5.2. apakšnodaļā. Papildus tam, lai palielinātu robota aizsniedzamību un samazinātu cikla laikus tika iekļauta mēšanas funkcionalitāte. Demonstrācijas video var noskatīties šeit: <https://youtu.be/UFkkfvVdrpI>.

5.4. Pasta sūtījumu šķirošana

Iepirkšanās internetā ir būtiski augusi, kas ir ievērojami palielinājis arī nonākušo sūtījumu skaitu loģistikas centros, kurus nepieciešams efektīvā veidā sašķirot. Lai gan augstas caurlaides

spējas šķirošanas līnijas automatizē lielāko daļu uzdevumu, manuāla paku šķirošana un novietošana uz konveijera lentēm joprojām rada ievērojamas aizkaves. Šī šķietami vienkāršā uzdevuma automatizācija rada problēmas, jo paku izmēri, formas un krāsas ir dažādas, tāpēc ir nepieciešami elastīgi datorredzes algoritmi. Šajā apakšnodaļā aprakstītajā demonstrācijā izmantots industriālais robots *UR5*, lai automatizētu pasta sūtījumu pārvietošanas operāciju. Mākslīgajā intelektā balstīta satvēriena noteikšana nodrošina precīzu patvaļīgas formas objektu apstrādi bez papildu apmācības. Sistēma ir viegli integrējama jebkurā darba plūsmā, izmantojot *ROS* ietvaru, un risina minētās problēmas, uzsverot promocijas darbā izstrādāto robotu vadības moduļu atkalizmantojamību un dažādu sensoru datu apstrādes pakotņu integrāciju.



5.3. att. Arhitektūra [10].

Piedāvātā robotizētā sistēma pasta paku apstrādei sastāv no vairākiem moduļiem un ir balstīta *ROS* sistēmā. Tā ietver *6-DOF UR5* robota roku ar vakuuma satvērēju, *RGB* dziļuma sensoru (*Zivid*) un divas skaitļošanas vienības. Darba process sākas ar 3D darba telpas attēla uzņemšanu ar *RGB* dziļuma sensoru un satvēriena pozas atrašanai izmanto *Grasp Quality Convolutional Neural Network (GQ-CNN) Dex-Net 4.0*. Pēc tam šī poza tiek nosūtīta robotu vadības sistēmai, kas pārvalda visu procesu un robota funkcijas, piemēram, pārvietošanos uz vēlamo pozu, objektu paņemšanu un atbrīvošanu. Robota vadība tiek īstenota, izmantojot *MoveIt!* kustību plānošanas ietvaru, kas pārvalda ceļa plānošanu un aparatūras komunikāciju. Pēc veiksmīgas pacelšanas un novietošanas cikla izpildes process tiek atkārtots nākamajam objektam. Aprakstītā robotizētā sistēma pasta paku pārvietošanai tika implementēta un validēta laboratorijas vidē vairākos scenārijos ar dažādu paku skaitu darba telpā, kā redzams video demonstrācijā <https://www.youtube.com/watch?v=djxrbQZtiKk>.

6. SECINĀJUMI

Šajā promocijas darbā aplūkotas industriālo robotu viedās vadības metodes, to lietojumi un mācīšanās stratēģijas. Šī promocijas darba galvenais mērķis bija izpētīt un izstrādāt jaunas metodes tādās jomās kā efektīva datu sagatavošana, datorredzē balstīta robotu vadība un zināšanu iegūšanas no cilvēka, izmantojot demonstrācijas, tādējādi uzlabojot gan industriālo robotu izmantošanu darbam dinamiskā vidē, gan šādu sistēmu lietojamību. Lai sasniegtu darba izvirzīto mērķi, tika noteikti seši uzdevumi.

1. Veikt literatūras analīzi par industriālo robotu viedām vadības metodēm. Šis uzdevums tika izpildīts un aprakstīts 1. nodaļā. Literatūras pārskatā tika apzinātas pašreizējās jaunākās pieejas industriālo robotu viedai vadībai. Detalizēti tika apskatītas dažādas vadības metodes un mācīšanās stratēģijas, kas ļāva arī identificēt pašreizējās problēmas un izaicinājumus ražošanas apstākļos, kas aprakstīti 1.4. apakšnodaļā, kas ir pamats šajā darbā piedāvātajām metodēm. Lai gan metodes, kas saistītas ar industriālo robotu viedo vadību, pēdējā desmitgadē ir piedzīvojušas ievērojamu attīstību, joprojām pastāv vairāki izaicinājumi, proti, efektīvas datu sagatavošanas metodes datorredzes robotu vadībai un zināšanu ieguves procesam.

2. Formalizēt industriālo robotu viedās vadības konceptu. Tas tika paveikts, veicot plašu literatūras apskatu 1. nodaļā. Industriālo robotu viedās vadības pamatfunkciju noteikšanu veicināja pašreizējo robotu vadības tendenču izpēte, un tā rezultātā tika formalizēts industriālo robotu viedās vadības koncepts sekojot principam “redzi-domā-rīkojies”, kā redzams 1.1. attēlā. Šis koncepts ir plašs skatījums uz viedajiem industriālajiem robotiem, kas ietver tādas funkcijas kā uztvere; augsta līmeņa instrukcijas un kontekstuāli apzināta uzdevumu izpilde; zināšanu iegūšana un vispārināšana; adaptīva plānošana. Attiecīgi šajā promocijas darbā nav aplūkotas visas šīs funkcionalitātes, bet gan tās, kas tika atzītas par tādām, kurām ir vislielākais potenciāls, lai risinātu 1.4. apakšnodaļā identificētās problēmas un atklātos jautājumus.

3. Izpētīt un izstrādāt efektīvas datu sagatavošanas datorredzē balstītai robotu vadībai. Šis uzdevums tika izpildīts un aprakstīts 2. nodaļā, izstrādājot sintētisko datu ģenerēšanas metodoloģiju, un tālāk turpināts 3. nodaļā, izstrādājot datorredzē balstītu robotu vadību. Sintētisko datu ģenerēšanas ietvari uzrāda daudzsološus rezultātus dziļā mācīšanās procesā balstītos objektu detektēšanas uzdevumos un var ne tikai papildināt reālos datus, ja reālo mācību datu daudzveidība ir nepietiekama, bet arī pilnībā aizstāt reālos datus un joprojām uzticami darboties reālos apstākļos. Sintētisko datu ģenerēšanas izmantošana robotu sistēmās ievērojami samazina nepieciešamo laiku un manuālo darbu datu ieguves procesā, vienlaikus saglabājot veikspējas līmeni, kas apstiprina pirmo aizstājamo tēzi. Sintētiski ģenerētos datus var izmantot arī validācijas nolūkos, tādējādi novērtējot sistēmas veikspēju pirms tās ieviešanas ražošanā. Provizorisks rezultāti var parādīt dažādu algoritmu lietojamību konkrētos izmantošanas gadījumos, un, ja iegūtie rezultāti nav apmierinoši, var secināt, ka nepieciešami uzlabojumi vai papildu apmācība, pirms sistēma tiek uzstādīta. Datorredzē bāzētas robotu vadības sasniegtie rezultāti pierāda otro aizstājamo tēzi.

4. Izpētīt un izstrādāt metodoloģiju cilvēka demonstrējumu iekļaušanai zināšanu ieguves procesā. Cilvēka demonstrācijas iekļaušana zināšanu apguves procesā, proti, atdarinošā mašīnmācīšanās procesā balstīta vadība, tika īstenota 4. nodaļā. Sākotnēji definētais mērķis bija izstrādāt ietvaru, kas ļautu ierakstīt cilvēku demonstrācijas un tās izmantot neironu tīklu apmācībai, lai izpildītu priekšmeta mešanas uzdevumu. Šis ietvars savukārt kalpotu par paraugu dažādiem līdzīgiem lietojumiem nākotnē, kas arī tika sasniegts. Kustību uztveres sistēma tika izmantota kā datu ieguves mehānisms, lai neapstrādātus ieraksta datus pārvērstu demonstrējumu datu kopās, kas piemērotas zināšanu ieguves procesam industriālo robotu vajadzībām. Datu ieguves posms ar kustību uztveršanas iekārtām tika pielāgots mešanas uzdevumam. Tā kā apgūto trajektoriju precizitāte sasniedz augstu līdzību ar validācijas datu kopu un ļoti līdzinās cilvēku ekspertu izpildītajām mešanas kustībām, tiek pierādīta arī trešā aizstāvamā tēze.

5. Izveidot eksperimentālo sistēmu un lietot piedāvātās metodes demonstrācijās. Kopumā izstrādātās metodes tika lietotas trīs demonstrācijās, kas aprakstītas 5. nodaļā, risinot aktuālos izaicinājumus dažādos robotu satveršanas lietojumgadījumos. Pirmajā demonstrācijā tika veiksmīgi integrētas un demonstrēta izstrādātās sintētisko datu ģenerēšanas un satveršanas pozas noteikšanas metodes, lai uzticami satvertu un šķirotu divus dažādus objektus, kas sajaukti kaudzē. Savukārt otrajā demonstrācijā sintētisko datu ģenerēšana tika īstenota deformētam un caurspīdīgam plastmasas pudelēm un attiecīgi īstenota datorredzē balstīta robotu vadība šo objektu satveršanai un atdarinošā mašīnmācīšanās procesā balstīta robota objektu mešana, kas apgūta, izmantojot cilvēku demonstrējumus. Visbeidzot, trešā demonstrācija parāda izstrādāto robotu vadības moduļu modularitāti un atkalizmantojamību, kā arī dažādu sensoru datu apstrādes pakešu integrēšanas ilgtspējīgumu.

6. Definēt secinājumus par promocijas darbā sasniegtajiem rezultātiem. Šajā nodaļā ir veikts promocijas darba noslēguma uzdevums. Galvenais secinājums par promocijas darbā izstrādātajām industriālo robotu viedās vadības metodēm ir tāds, ka to īpašības un testu rezultāti liecina, ka promocijas darba mērķis ir veiksmīgi sasniegts – izstrādātās metodes uzlabo industriālo robotu lietošanu darbā dinamiskā vidē un virza šādu sistēmu lietojamību. Turklāt izpildītie uzdevumi pierāda trīs aizstāvamās tēzes, kas definētas šī darba sākumā.

IZMANTOTĀS LITERATŪRAS SARAKSTS

- [1] “Businesses in the manufacturing sector.” https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Businesses_in_the_manufacturing_sector. Accessed: 2023-08-04.
- [2] “Population structure and ageing.” https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Population_structure_and_ageing. Accessed: 2023-08-04.
- [3] “Employment and social developments in europe 2023, european commission, 2023.” <https://ec.europa.eu/social/BlobServlet?docId=26989&langId=en>. Accessed: 2023-08-04.
- [4] J. Arents, R. Cacurs, and M. Greitans, “Integration of computervision and artificial intelligence subsystems with robot operating system based motion planning for industrial robots,” *Automatic Control and Computer Sciences*, vol. 52, no. 5, pp. 392–401, 2018.
- [5] J. Arents, V. Abolins, J. Judvaitis, O. Vismanis, A. Oraby, and K. Ozols, “Human–robot collaboration trends and safety aspects: A systematic review,” *Journal of Sensor and Actuator Networks*, vol. 10, no. 3, 2021.
- [6] J. Arents and M. Greitans, “Smart industrial robot control trends, challenges and opportunities within manufacturing,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 2, p. 937, 2022.
- [7] P. Torres, J. Arents, H. Marques, and P. Marques, “Bin-picking solution for randomly placed automotive connectors based on machine learning techniques,” *Electronics*, vol. 11, no. 3, 2022.
- [8] P. Racinskis, J. Arents, and M. Greitans, “A motion capture and imitation learning based approach to robot control,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 14, 2022.
- [9] V. Feščenko, J. Ārents, and R. Kadiķis, “Synthetic data generation for visual detection of flattened pet bottles,” *Machine Learning and Knowledge Extraction*, vol. 5, no. 1, pp. 14–28, 2023.
- [10] O. Vismanis, J. Arents, K. Freivalds, V. Ahluwalia, and K. Ozols, “Robotic system for post office package handling,” *Applied Sciences*, vol. 13, no. 13, 2023.
- [11] E. Buls, R. Kadikis, R. Cacurs, and J. Ārents, “Generation of synthetic training data for object detection in piles,” in *Eleventh International Conference on Machine Vision (ICMV 2018)* (A. Verikas, D. P. Nikolaev, P. Radeva, and J. Zhou, eds.), vol. 11041, p. 110411Z, International Society for Optics and Photonics, SPIE, 2019.

- [12] J. Arents, B. Lesser, A. Bizuns, R. Kadikis, E. Buls, and M. Greitans, “Synthetic data of randomly piled, similar objects for deep learning-based object detection,” in *Image Analysis and Processing – ICIAP 2022*, (Cham), pp. 706–717, Springer International Publishing, 2022.
- [13] D. Duplevska, M. Ivanovs, J. Arents, and R. Kadikis, “Sim2real image translation to improve a synthetic dataset for a bin picking task,” in *2022 IEEE 27th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, pp. 1–7, IEEE, 2022.
- [14] J. Arents, M. Greitans, and B. Lesser, *Construction of a Smart Vision-Guided Robot System for Manipulation in a Dynamic Environment*, pp. 205–220. 09 2021.
- [15] G. Urlini, J. Arents, and A. Latella, *AI in Industrial Machinery*, pp. 179–185. 09 2021.
- [16] K. Wei and B. Ren, “A method on dynamic path planning for robotic manipulator autonomous obstacle avoidance based on an improved rrt algorithm,” *Sensors*, vol. 18, no. 2, p. 571, 2018.
- [17] Z. Pan, J. Polden, N. Larkin, S. Van Duin, and J. Norrish, “Recent progress on programming methods for industrial robots,” *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 28, no. 2, pp. 87–94, 2012.
- [18] V. Kakani, V. H. Nguyen, B. P. Kumar, H. Kim, and V. R. Pasupuleti, “A critical review on computer vision and artificial intelligence in food industry,” *Journal of Agriculture and Food Research*, vol. 2, p. 100033, 2020.
- [19] M. Fujita, Y. Domae, A. Noda, G. Garcia Ricardez, T. Nagatani, A. Zeng, S. Song, A. Rodriguez, A. Causo, I.-M. Chen, *et al.*, “What are the important technologies for bin picking? technology analysis of robots in competitions based on a set of performance metrics,” *Advanced Robotics*, vol. 34, no. 7–8, pp. 560–574, 2020.
- [20] B. Horn and K. Ikeuchi, “The mechanical manipulation of randomly oriented parts,” *Scientific American – SCIAMER*, vol. 251, pp. 100–111, 08 1984.
- [21] J. A. Marvel, K. Saidi, R. Eastman, T. Hong, G. Cheok, and E. Messina, “Technology readiness levels for randomized bin picking,” in *Proceedings of the Workshop on Performance Metrics for Intelligent Systems*, pp. 109–113, 2012.
- [22] K. Kleeberger, R. Bormann, W. Kraus, and M. Huber, “A survey on learning-based robotic grasping,” *Current Robotics Reports*, vol. 1, p. 239–249, 12 2020.
- [23] A. Attia and S. Dayan, “Global overview of imitation learning,” *arXiv preprint arXiv:1801.06503*, 2018.

- [24] T. Osa, J. Pajarinen, G. Neumann, J. A. Bagnell, P. Abbeel, and J. Peters, “An algorithmic perspective on imitation learning,” *arXiv preprint arXiv:1811.06711*, 2018.
- [25] B. Fang, S. Jia, D. Guo, M. Xu, S. Wen, and F. Sun, “Survey of imitation learning for robotic manipulation,” *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, vol. 3, no. 4, pp. 362–369, 2019.
- [26] P. Sermanet, C. Lynch, Y. Chebotar, J. Hsu, E. Jang, S. Schaal, S. Levine, and G. Brain, “Time-contrastive networks: Self-supervised learning from video,” in *2018 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*, pp. 1134–1141, IEEE, 2018.
- [27] M. Edmonds, F. Gao, X. Xie, H. Liu, S. Qi, Y. Zhu, B. Rothrock, and S.-C. Zhu, “Feeling the force: Integrating force and pose for fluent discovery through imitation learning to open medicine bottles,” in *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 3530–3537, IEEE, 2017.
- [28] Cognilytica, “Data engineering, preparation, and labeling for ai,” 2019.
- [29] C. Éric Noël Laflamme, F. Pomerleau, and P. Giguère, “Driving datasets literature review,” 2019.
- [30] J. Vanschoren, J. N. Van Rijn, B. Bischl, and L. Torgo, “Openml: networked science in machine learning,” *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, vol. 15, no. 2, pp. 49–60, 2014.
- [31] “Systems and software engineering — systems and software quality requirements and evaluation (square) — system and software quality models..” <https://iso25000.com/index.php/en/iso-25000-standards/iso-25010>. Accessed: 2021-04-17.
- [32] “Systems and software engineering — systems and software quality requirements and evaluation (square) — measurement of system and software product quality.” <https://www.iso.org/standard/35747.html>. Accessed: 2021-04-25.
- [33] “Ros-industrial.” <https://rosindustrial.org/about/description/>.
- [34] T. Zhang, Z. McCarthy, O. Jow, D. Lee, X. Chen, K. Goldberg, and P. Abbeel, “Deep imitation learning for complex manipulation tasks from virtual reality teleoperation,” in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 5628–5635, IEEE, 2018.
- [35] J. S. Dyrstad, E. R. Øye, A. Stahl, and J. R. Mathiassen, “Teaching a robot to grasp real fish by imitation learning from a human supervisor in virtual reality,” in *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 7185–7192, IEEE, 2018.

- [36] Y. Liu, A. Gupta, P. Abbeel, and S. Levine, "Imitation from observation: Learning to imitate behaviors from raw video via context translation," in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 1118–1125, IEEE, 2018.
- [37] "Schmalz." <https://www.schmalz.com/en/vacuum-technology-for-automation/vacuum-components/vacuum-generators/vacuum-generators-end-of-arm/handling-sets-ecbpi-308297/10.03.01.00504/>. Accessed: 2023-04-17.
- [38] "Ur5 collaborative robot arm." <https://www.universal-robots.com/products/ur5-robot/>. Accessed: 2023-04-17.
- [39] M. Quigley, "Ros: an open-source robot operating system," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2009.



Jānis Ārents dzimis 1994. gadā Ērgļos. Rīgas Tehniskajā universitātē (RTU) ieguvis profesionālo bakalaura (2017) un profesionālo maģistra (2018) grādu elektrotehnikā. Kopš 2016. gada strādā Elektronikas un datorzinātņu institūtā (EDI), ieņemot elektronikas inženiera amatu, patlaban – pētnieka amatu, iesaistoties gan Latvijas, gan Eiropas mēroga projektos. Bijis iesaistīts industriālās robotikas risinājuma "Viedais robots ar attīstītām redzes, jušanas un cilvēka žestu saprašanas spējām" izveidē, kuru Latvijas Zinātņu akadēmija novērtēja kā vienu no 2022. gada nozīmīgākajiem zinātnes sasniegumiem Latvijā. Zinātniskās intereses saistītas ar viedu robotu sistēmām un to lietojumiem dažu procesu automatizācijā.