**RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE**

Datorzinātnes un informācijas tehnoloģijas fakultāte

Lietišķo datorsistēmu institūts

**Domeniks Delvers**

bakalaura akadēmisko, pirmā līmeņa studiju programmas

students, stud. apl. nr. 201RDB298

**VAIRĀKU AĢENTU**

**VIRZĪTA APMĀCĪBA**

**PĀRKLĀJUMA CEĻA MEKLĒŠANAI**

**BAKALAURA DARBS**

Zinātniskais vadītājs Doktors, Profesors

Agris Ņikitenko

RĪGA 2022

**RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE**

**DATORZINĀTNES UN INFORMĀCIJAS TEHNOLOĢIJAS FAKULTĀTE**

<institūta nosaukums>

<struktūrvienības nosaukums>

**<Noslēguma darba no saraksta: bakalaura darbs, maģistra darbs, diplomprojekts, kvalifikācijas darbs> izpildes lapa**

Noslēguma darba autors:

students(-e) <vārds, uzvārds>\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(paraksts, datums)

Noslēguma darbs ieteikts aizstāvēšanai:

Zinātniskais vadītājs:

<zinātniskais grāds, amats, vārds, uzvārds> \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(paraksts, datums)

Anotācija

Pārklājuma ceļa plānošana, virzīta apmācība, vairāku aģentu sistēmas, procedurāla ģenerācija,

Mūsdienās mājas tīrīšanas roboti paliek arvien izplatītāki. Pašlaik tirgū esošie risinājumi nepiedāvā vairāku aģentu funkcionalitāti, tomēr tādas sistēmas ir vieglāk mērogojamas, izturīgākas kā arī ļauj ātrāk pārklāt lielākas telpas. Viena no pieejām kā īstenot vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanas algoritmu ir virzītas apmācības metode. Vairāku aģentu virzītā apmācība pārklājuma ceļa meklēšanai ir apskatīta šajā bakalaura darbā.

Darbā ir X lappušu, Y attēlu, Z tabulu, W pielikumu un Q izmantotie avoti.

Abstract

Coverage path planning, reinforcement learning, multi – agent systems, procedural generation.

Nowadays, home cleaning robots are becoming more and more popular. Solutions that are currently available in the market are lacking multi – agent functionality, however such systems are easier to scale, more robust, as well as they allow for faster coverage of huge environments. One of the methods of achieving multi – agent coverage path planning is by using reinforcement learning. Multi – agent reinforcement learning for coverage path planning is overlooked in this thesis paper.

Paper contains X pages, Y images, Z tables, W additions and Q references.

Satura rādītājs

[Anotācija 2](#_Toc132195511)

[Abstract 3](#_Toc132195512)

[Satura rādītājs 4](#_Toc132195513)

[Ievads 6](#_Toc132195514)

[1. SAISTĪTIE PĒTIJUMI 8](#_Toc132195515)

[1.1. Tradicionālas pārklājuma meklēšanas tehnikas 8](#_Toc132195516)

[1.1.1. Šūnu dekompozīcija 8](#_Toc132195517)

[1.1.2. Bustrofedona dekompozīcija 8](#_Toc132195518)

[1.1.3. Režģa bāzētās metodes 9](#_Toc132195519)

[1.1.4. Aptveroša koka metodes 9](#_Toc132195520)

[1.2. Virzītā apmācība vienīga aģenta pārklājuma ceļa plānošanai 9](#_Toc132195521)

[1.2.1. Q – apmācība 10](#_Toc132195522)

[1.2.2. Dziļie Q – tīkli 10](#_Toc132195523)

[1.2.3. Darītāja – kritiķa metodes 10](#_Toc132195524)

[1.2.4. Monte Carlo koka pārmeklēšana 11](#_Toc132195525)

[1.3. Virzīta apmācība vairāku aģentu pārklājuma ceļa meklēšanai 11](#_Toc132195526)

[1.3.1. Neatkarīgi mācekļi 12](#_Toc132195527)

[1.3.2. Kopīgu darbību mācekļi 12](#_Toc132195528)

[1.3.3. Centralizēta apmācība ar decentralizētu izpildi 12](#_Toc132195529)

[1.3.4. Komunikācijas pamatotas pieejas 12](#_Toc132195530)

[2. ProBlēmas Nostādne 13](#_Toc132195531)

[2.1. Vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanas formalizēšana iekštelpu vidēs 13](#_Toc132195532)

[2.1.1. Aģenta un vides modelis 13](#_Toc132195533)

[2.1.2. Mērķi un ierobežojumi 13](#_Toc132195534)

[2.2. Izaicinājumi vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanā 14](#_Toc132195535)

[2.2.1. Mērogojamība 14](#_Toc132195536)

[2.2.2. Koordinācija 14](#_Toc132195537)

[2.2.3. Neskaidrība un dinamiskas vides 14](#_Toc132195538)

[2.2.4. Komunikācijas ierobežojumi 14](#_Toc132195539)

[3. Virzītās apmācības pārskats 16](#_Toc132195540)

[3.1. Ievads virzītā apmācībā 16](#_Toc132195541)

[3.1.1. Galvenie jēdzieni 16](#_Toc132195542)

[3.1.2. Markova lēmumu procesi (MLP) 16](#_Toc132195543)

[3.2. Vienīgā aģenta virzītās apmācības algoritmi 16](#_Toc132195544)

[3.2.1. Uz modeli balstītas un no modeļa brīvas metodes 16](#_Toc132195545)

[3.2.2. Uz vērtībām balstītas metodes 17](#_Toc132195546)

[3.2.3. Uz politikām balstītas metodes 17](#_Toc132195547)

[3.2.4. Darītāja – kritiķa metodes 17](#_Toc132195548)

[3.3. Izpētes un izmantošanas kompromiss 18](#_Toc132195549)

[3.3.1. Epsilon – mantkārīgs 18](#_Toc132195550)

[3.3.2. Augšējas uzticības robeža 18](#_Toc132195551)

[3.3.3. Tompsona izlase 18](#_Toc132195552)

[4. Vairāku aģentu Virzītā apmācība 19](#_Toc132195553)

[4.1. Vairāku aģentu virzītās apmācības pārskats 19](#_Toc132195554)

[4.1.1. Problēmas vairāku aģentu virzītā apmācībā 19](#_Toc132195555)

[4.1.2. Kooperatīvie, konkurējošie un jaukti scenāriji 19](#_Toc132195556)

[4.2. Vairāku aģentu mācīšanas ietvars 19](#_Toc132195557)

[4.2.1. Neatkarīga Q-mācīšanās (IQL) 19](#_Toc132195558)

[4.2.2. Kopīgas darbības mācīšanās (JAL) 20](#_Toc132195559)

[4.2.3. Koordinētā virzītā apmācība (CRL) 20](#_Toc132195560)

[4.3. Komunikācija vairāku aģentu virzītā apmācībā 20](#_Toc132195561)

[4.3.1. Ziņu nodošanas pieejas 20](#_Toc132195562)

[4.3.2. Diferencējamā starpaģentu mācīšanās (DIAL) 20](#_Toc132195563)

[4.3.3. Komunikācijas protokoli un arhitektūras 20](#_Toc132195564)

[4.4. Centralizēta apmācība ar decentralizētu izpildi 21](#_Toc132195565)

[4.4.1. Pretfaktiskie vairāku aģentu politikas gradienti (COMA) 21](#_Toc132195566)

[4.4.2. QMIX un VDN 21](#_Toc132195567)

[5. Iekštelpas vides procedurāla ģenerēšana 22](#_Toc132195568)

[5.1. Vides skeleta veidošana 22](#_Toc132195569)

[5.2. Durvju izvietojums 23](#_Toc132195570)

[5.3. Mēbeļu un šķēršļu ģenerēšanā 24](#_Toc132195571)

[Atsauksmes 26](#_Toc132195572)

Ievads

Pēdējos gados ir palielinājusies interese pret pilna pārklājuma ceļa meklēšanas algoritmu attīstīšanu robotizēto sistēmu un mākslīgā intelekta nozarēs. Iespēja efektīvi izbraukt un pārklāt dažādas kompleksas, dinamiskas vides ir ļoti svarīga vairākiem uzdevumiem: glābšanas operācijām, drošības uzraudzībai, kartēšanai, vides monitoringam un īpaši tīrīšanai. Mājas tīrīšanas robotu tirgū jau no 2014 gada ir novērojama stabila izaugsme. Palielinoties interesei pēc gudrās mājas tehnoloģijas un automatizācijas, pieprasījums pēc mājas tīrīšanas robotiem arvien aug. Īpaša tirgus izaugsme tika novērota COVID – 19 pandēmijas laikā. Sakarā ar pandēmiju daudzi cilvēki bija spiesti pavadīt vairāk laika mājās, tāpēc palielinājās interese pēc produktiem, kas ļauj saturēt dzīvokļus tīrākus. Saskaņā ar “*Markets and Markets*” pētījumu, starp 2021. gadu un 2027. gadu, var sagaidīt 16% salikto gada pieauguma tempu (*Compound Annual Growth Rate*)[[1]](#footnote-1). Zinātniskais raksts pamato tik strauju izaugsmi ar palielinātu pieprasījumu pēc inovatīviem mājas tīrīšanas veidiem, kā arī gudrās mājas tehnoloģijas izplatību. Mājas tīrīšanas robotu tirgū ir daudz konkurējošo ražotāju, piemēram: “*iRobot*”, “*Dyson*”, “*LG Electronics*”, “*Ecovacs* *Robotics*” un “*Samsung* *Electronics*”. Augot pieprasījumam pēc mājas tīrīšanas robotiem, ražotāji cenšas uzlabot savu robotu efektivitāti, lai piesaistītu vairāk klientu.

Īpaši būtiski robotu efektivitāti ietekmē tā programmatūra: navigācijas algoritms, kartēšanas algoritms un ceļa plānošanas algoritms. Lielākā daļā tieši no ceļa plānošanas algoritma ir atkarīgs, cik ātri un kvalitatīvi robots paveiks savu uzdevumu. Algoritmam ir jānodrošina pilns telpas pārklājums, šķēršļu apbraukšana, kā arī jāatrod ceļš ar minimālo garumu un mazāku pagriezienu skaitu. Lai veicinātu pilnu pārklājumu ražotāji izmanto dažādas metodes, kuras savukārt ir atkarīgas no vienlaicīgas lokalizācijas un kartēšanas (SLAM) sistēmas precizitātes. Mūsdienīgie tīrīšanas roboti izmanto nepilnvērtīgas metodes pārklājuma ceļa meklēšanai vairāku iemeslu dēļ. SLAM sistēmu neprecizitātes dēļ nav iespējams precīzi izbraukt iepriekš ieplānoto trajektoriju, kā arī nav iespējams pietiekami precīzi nokartēt vidi.

Šodien neviens ražotājs nepiedāvā efektīvu risinājumu klientiem, kuri vēlās izmantot savās mājās vairākus tīrīšanas robotus vienlaicīgi. Mūsdienas tīrīšanas robotiem nav sistēmu, kas nodrošinātu efektīvu vairāku aģentu sadarbību kopīgas problēmas risināšanai. Vairāku aģentu pārklājuma ceļa meklēšanas algoritma izstrāde sniedz vairākus ieguvumus:

* Uzlabota efektivitāte: Pētījumi par vairāku aģentu ceļu plānošanu telpu pārklājumam var novest pie efektīvākiem tīrīšanas algoritmiem, ļaujot mājas tīrīšanas robotiem pārklāt visu iekštelpu ar minimālu lieko darbību skaitu un samazinot tīrīšanas laiku. Šāda paaugstināta efektivitāte var būt pievilcīgs pārdošanas arguments patērētājiem, veicinot šo robotu tirgus pieprasījumu.
* Koordinācija starp vairākiem robotiem: Lielākās mājsaimniecībās vai komerciālās telpās vairāku tīrīšanas robotu izvietošana var nodrošināt ātrāku un efektīvāku tīrīšanu. Tomēr vairāku robotu darbības koordinēšana var būt sarežģīta. Vairāku aģentu virzītās apmācības pieejas var palīdzēt izstrādāt algoritmus, kas ļauj vairākiem tīrīšanas robotiem efektīvi koordinēt savas darbības, izvairoties no sadursmēm un nodrošinot vides pilnīgu pārklājumu.
* Pielāgošanās dinamiskām vidēm: Iekštelpu vide var būt sarežģīta un dinamiska, laika gaitā pārvietojot mēbeles vai citus šķēršļus. Vairāku aģentu virzītā apmācība var ļaut tīrīšanas robotiem pielāgot savas ceļu plānošanas stratēģijas pārklājumam atbilstoši vides izmaiņām, nodrošinot efektīvu tīrīšanu pat tad, ja vide mainās .

Darba mērķis ir paveikt pilna pārklājuma ceļa meklēšanu vairākiem aģentiem virtuālajās vidēs izmantojot virzītās apmācības metodi. Lai veiksmīgi sasniegtu šo mērķi tika izvirzīti sekojoši darba uzdevumi:

1. Sagatavot virtuālo vidi aģentu apmācībai. Šīm nolūkam tika izmantota “Unity 3D”, kur procedurāli tiek ģenerētas dažādas vides.
2. Izmantojot virzīto apmācību uztrenēt modeli vairāku aģentu sistēmas pārklājuma ceļa meklēšanai.
3. Novērtēt modeļa efektivitāti dažādos scenārijos un veikt secinājumus.

Darba pirmajā nodaļā ir aprakstīts X, otrajā Y, trešajā …..

1. SAISTĪTIE PĒTīJUMI
   1. Tradicionālas pārklājuma meklēšanas tehnikas

Pārklājuma ceļa plānošana (CPP) ir labi izpētīta problēma robotikā. CPP galvenais mērķis ir atrast optimālu ceļu, kas ļauj robotam apmeklēt visas punktus dotā vidē, kas ir noderīgi tādos uzdevumos kā tīrīšana, uzraudzība un izpēte. Gadu gaitā ir izstrādāti daudzi algoritmi, lai atrisinātu CPP problēmu dažādos scenārijos un pieņēmumos.

Tradicionālās CPP metodes, piemēram, Bustrofedona dekompozīcija [1] un aptveroša koka pārklājums [2], darbojas pieņemot pilnīgu vides zināšanu. Piemēram, Bustrofedona dekompozīcijas metode sadala zināmu vidi šūnās, izmantojot kritiskos punktus, kas tiek identificēti gar skrāpēšanas līniju. Šis pieejas veids rada pilnīgu pārklājuma ceļu, kas minimizē pagriezienu skaitu, nodrošinot efektīvu enerģijas patēriņu un samazinot misijas laiku vidēs, kurām izkārtojums ir zināms iepriekš. Līdzīgi aptveroša koka pārklājuma metode veido brīvās telpas aptverošo koku vidē un rada pārklājuma ceļu, pilnīgi izmeklējot koku. Šī pieeja var sniegt optimālus risinājumus zināmās vidēs un ir īpaši efektīva vidēs ar sarežģītām formām un maziem šķēršļiem.

Tomēr šīs tradicionālās metodes galvenokārt ir piemērotas statiskām, zināmām vidēm. Tās rada optimālus ceļus, balstoties uz pilnīgu vides karti, kas parasti nav pieejama reālās pasaules scenārijos. Turklāt šīm metodēm trūkst elastības un pielāgojamības, lai tikt galā ar dinamiskām izmaiņām vidē. Piemēram, ja vidē parādās jauns šķērslis vai esošais pārvietojas, šīm metodēm būtu jāpārrēķina visu pārklājuma ceļš, kas var būt skaitliski dārgs un laikietilpīgs.

Turklāt tradicionālās CPP metodes nedarbojas nezināmās vidēs, kur vides karte nav pieejama iepriekš un to ir jāatklāj, izpētot. Šīs metodes parasti prasa pilnīgu karti, lai izveidotu pārklājuma ceļu, un bez šīs informācijas tās nevar nodrošināt pilnīgu vai optimālu pārklājumu. Piemēram, lai gan bustrofedona dekompozīcijas un aptverošā koka pārklājuma metodes var radīt optimālus pārklājuma ceļus zināmās vidēs, to sniegums ievērojami samazinās nezināmās vidēs. Tās var atstāt lielas neapklātas teritorijas vai radīt neefektīvus ceļus, kas palielina misijas laiku un enerģijas patēriņu.

Heiristiskas metodes, piemēram, viļņa frontes izplatīšana [3] un potenciālā lauka balstītas metodes [4], ir piedāvātas, lai tikt galā ar nezināmām vidēm. Viļņa frontes izplatīšanas metode uztver vidi kā labirintu, kas ir jāizpēta, un izplata viļņa fronti no sākumpunkta, kamēr visa vide netiek pārklāta. Šī pieeja var tikt galā ar nezināmām vidēm, bet tā neņem vērā pārklājuma ceļa kopējo efektivitāti, radot nepilnvērtīgus risinājumus. No otras puses, potenciālā lauka balstītas tehnoloģijas rada pārklājuma ceļu, sekojot potenciālā lauka gradientam, kas ir izveidots, balstoties uz zināmajām un atklātajām vides daļām. Šī pieeja var apiet nezināmus šķēršļus, bet tai ir jutība pret lokāliem minimumiem, kas var izraisīt nepilnīgu pārklājumu vai neefektīvus ceļus.

Kopsavilkumā, lai gan tradicionālās CPP metodes ir pierādījušas sevi zināmās, statiskās vidēs, tām ir ievērojamas problēmas nezināmās un dinamiskās vidēs. Tās prasa pilnīgu vides zināšanu, bez tā šīs metodes nevar nodrošināt pilnīgu un optimālu pārklājumu. Tāpēc pastāv vajadzība pēc CPP metodēm, kas var pielāgoties nezināmām vidēm un joprojām nodrošina efektīvu un pilnīgu pārklājumu.

* 1. Virzītā apmācība vienīga aģenta pārklājuma ceļa plānošanai

Viena aģenta virzīta apmācība (RL) pārklājuma ceļa plānošanai ir pāreja no tradicionālajām noteiktajām un ģeometriskajām metodēm uz adaptīvāku un datu-definēto pieeju. Virzītā apmācība ir mašīnmācīšanās nozare, kur aģents mācās pieņemt lēmumus, mijiedarbojoties ar vidi un saņemot atsauksmes balvas vai soda veidā. Aģenta galvenais mērķis ir maksimizēt kopējo apbalvojumu laikā.

Viena aģenta RL piemērošana pārklājuma ceļa plānošanai nodrošina vairākas priekšrocības salīdzinājumā ar tradicionālajām metodēm:

* Pielāgojamība: RL algoritmi var mācīties pielāgoties dažādām vides situācijām, ieskaitot dinamiskas vai neskaidras situācijas. Viņi var modificēt savu rīcību, pamatojoties uz reāllaika atsauksmēm no vides, kas padara tos piemērotākus, lai rīkoties dinamiskās vidēs.
* Vispārīgums: Tā kā RL algoritmi mācās no datiem, tie var potenciāli labi vispārināties jaunām un neredzētām vides situācijām. Tas nozīmē, ka, pēc trenēšanās dažādos vides apstākļos, RL aģents varētu efektīvi darboties iepriekš neredzētās situācijās.
* Mērogojamība: RL algoritmi var potenciāli mērogoties līdz lielām un sarežģītām vides situācijām, jo tie nebalstās uz skaidrām vides reprezentācijām. Tā vietā tie mācās pieņemt lēmumus, pamatojoties uz lokāliem novērojumiem.
* Pastāvīga mācīšanās: RL aģenti var turpināt mācīties un uzlabot savu veiktspēju pat pēc sākotnējās apmācības. Tas ļauj tiem precizēt savas politikas un pielāgoties jaunām situācijām vai vides izmaiņām laikā.

1.2.1. Q – apmācība

*Engel* (2005) demonstrēja Q – apmācības potenciālu vienīga aģenta pārklājuma ceļa plānošanas uzdevuma risināšanā[5]. Pētnieks piemēroja Q – apmācības metodi lauksaimnieciskas vides autonomām izsmidzināšanas nolūkam un pieradīja tehnoloģijas efektivitāti.

1.2.2. Dziļie Q – tīkli

Dziļie Q – tīkli (DQN) paplašina tradicionālo Q – mācīšanas metodi, izmantojot dziļos neironu tīklus funkciju aproksimācijai. *Mnih* (2015) veiksmīgi pielietoja DQN “Atari” konsoles spēlēm[6]. Lai gan DQN nav plaši pielietoti pārklājuma ceļa plānošanai, to veiksmīgs pielietojums komplicētās vidēs pierāda potenciālu pielietojamību.

1.2.3. Darītāja – kritiķa metodes

Darītāja – kritiķa metodes ir piemērotas pārklājuma ceļa plānošanai, kā redzams *Konda* un *Tsitsiklis* (2002) darbā, kas prezentēja darītāja – kritiķa algoritmu mācīšanas ar pastiprinājumu metodei[7]. Viņi pierādīja, ka algoritms spēj mācīties un pielāgoties dažādām vidēm un apstākļiem.

1.2.4. Monte Carlo koka pārmeklēšana

Monte Carlo koka pārmeklēšana (MCTS) ir ceļa plānošanas algoritms, kas apvieno Monte Carlo simulācijas ar koka pārmeklēšanu. MCTS tika veiksmīgi pielietots vienīga aģenta pārklājuma ceļa plānošanai, kā to pierādījis *Coulom* (2006), kurš izmantoja MCTS spēlei “Go” [8].

* 1. Virzīta apmācība vairāku aģentu pārklājuma ceļa meklēšanai

Vairāku aģentu virzītā apmācība (MARL) paplašina viena aģenta virzīto apmācību, kur vairākiem aģentiem ir jākoordinējas un jāsadarbojas, lai sasniegtu kopējo mērķi. Pārklājuma ceļa plānošanas kontekstā vairāku aģentu virzītā apmācība var tikt izmantota, lai izstrādātu efektīvus algoritmus, kas koordinētu robotu komandu, lai kopīgi pētītu un pārklātu vidi.

Vairāku aģentu virzītās apmācības (MARL) pielietošana pārklājuma ceļa plānošanai sniedz vairākas priekšrocības:

* Sadalītā lēmumu pieņemšana: MARL algoritmi var atļaut sadalītu lēmumu pieņemšanu starp vairākiem robotiem, ļaujot tiem strādāt kopā un pielāgot savu rīcību, pamatojoties uz lokālo informāciju un sadarbību ar citiem aģentiem. Tas var novest pie uzlabotas efektivitātes un izturības salīdzinājumā ar centralizētām lēmumu pieņemšanas pieejām.
* Mērogojamība: Vairāku aģentu pastiprinātā mācīšanās var potenciāli labāk mērogoties uz lielām un sarežģītām vidēm, jo darba slodze ir sadalīta starp vairākiem aģentiem. Katrs aģents mācās pieņemt lēmumus, pamatojoties uz saviem vietējiem novērojumiem samazinot kopējo problēmas skaitļošanas sarežģītību.
* Izturība: MARL var novest pie izturīgākiem risinājumiem neskaidru situāciju un dinamisku vides apstākļu gadījumā. Izmantojot vairāku aģentu kolektīvo intelektu, sistēma var labāk tikt galā ar negaidītiem šķēršļiem, vides izmaiņām vai pat ar individuālo aģentu neveiksmēm.
* Uzdevumu specializācija: Vairāku aģentu sistēmas var nodrošināt uzdevumu specializāciju starp aģentiem, kur katrs aģents mācās izcili pārvaldīt konkrētus apakšuzdevumus pārklājuma ceļa plānošanas problēmā. Tas var novest pie efektīvākiem pārklājuma ceļa veidošanas stratēģijām.

1.3.1. Neatkarīgi mācekļi

Neatkarīga Q – mācīšanas metode tika pielietota vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanai *Matignon* (2007) darbā, kas ieviesa sadarbības Q – mācīšanas algoritmu vairāku aģentu pārklājuma ceļa meklēšanai[9]. Darbs pierāda, ka pieeja var efektīvi koordinēt vairākus robotus, risinot nenoteiktības dinamiskās vidēs.

1.3.2. Kopīgu darbību mācekļi

Kopīgu darbību mācības metode ņem vērā visu aģentu kopējās darbības mācību procesā. *Oliehoek* (2006) pielietoja kopīgu darbību mācības metodi vairāku aģentu pārklājuma ceļa meklēšanai, prezentējot decentralizētu algoritmu, kas ir balstīts uz vairāku aģentu Markova lēmumu procesiem (MMDP)[10]. Pētnieks demonstrēja algoritma mērogojamību un izturību dažādos testēšanas scenārijos.

1.3.3. Centralizēta apmācība ar decentralizētu izpildi

Šī pieeja centralizēti apmāca visus aģentus un pēc tam ļauj tiem izpildīt savas politikas decentralizētā veidā. *Lowe* (2017) ieviesa vairāku aģentu darītāja – kritiķa metodi sadarbības un konkurējošās vidēs[11]. Pētījums apskata šādas pieejas pielietojamību dažādiem sadarbības un konkurējošās vides uzdevumiem. Šajā darbā pieeja nav tiešā veidā pielietota pārklājuma ceļa meklēšanai, tomēr darbs demonstrē šīs pieejas potenciālu vairāku aģentu sistēmās.

1.3.4. Komunikācijas pamatotas pieejas

Komunikācijas iekļaušana starp aģentiem var ievērojami uzlabot koordināciju un veiktspēju vairāku aģentu mašīnmācības procesā. *Foerster* (2016) ieviesa diferencējamo starp-aģentu mācīšanas (DIAL) struktūru, kas ļauj aģentiem mācīties komunikācijas politikas, izmantojot atpakaļizplatīšanu[12]*.* Pētnieka ieviestā pieeja var būt piemērojama vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanai, kur koordinācija un komunikācija starp aģentiem ir būtiska.

1. ProBlēmas Nostādne
   1. Vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanas formalizēšana iekštelpu vidēs
      1. Aģenta un vides modelis

Vairāku aģentu pārklājuma ceļa meklēšanas kontekstā vide parasti tiek reprezentēta diskretizēta režģa vai grafa formā, kur katra šūna vai mezgls atbilst noteiktai lokācijai iekštelpu vidē[13]. Šķēršļi, piemēram sienas vai mēbeles, tiek attēlotas kā bloķētas vai nepieejamas šūnas vai mezgli.

Katrs sistēmas aģents ir mobilais robots, aprīkots ar uztveres un vadības spējām, kas ļauj tam uztvert un pārvietoties vidē. Aģenta stāvoklis var ietvert tā pašreizējo pozīciju, orientāciju un citu svarīgu informāciju, piemēram vietējo karti vai citu aģentu stāvokļus. Pieņem, ka aģenti ir homogēni attiecībā uz savām spējām, un to darbības var ietvert kustību uz kaimiņu šūnām vai mezgliem, pagriešanos vai saziņu ar citiem aģentiem. Pārejas modelis, kas apraksta aģenta stāvokļa izmaiņas atkarībā no vides rakstura un robotu dinamikas[14].

* + 1. Mērķi un ierobežojumi

Vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanā galvenais mērķis ir minimizēt zaudējuma funkciju, piemēram, kopējo laiku vai attālumu, nodrošinot tajā pašā laikā vides pārklājumu[15]. Šis mērķis var tikt formalizēts kā vairāku aģentu optimizācijas problēma, ņemot vērā dažādus ierobežojumus, piemēram, aģentu ierobežotas uztveres un vadības spējas, saziņas ierobežojumus un sadursmju novēršanas prasības[16].

Papildus galvenajam mērķim var ņemt vērā arī sekundāros mērķus, piemēram, enerģijas patēriņa minimizācija vai darba slodzes līdzsvarošana starp aģentiem. Šie sekundārie mērķi var tikt integrēti zudumu funkcijā, vai ar vairāku mērķu optimizācijas tehnikām[17].

* 1. Izaicinājumi vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanā
     1. Mērogojamība

Jo aģentu skaits un vides lielums palielinās, jo palielinās vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanas problēmas sarežģītība, kas padara algoritmu izstrādi, kas efektīvi spētu pārvaldīt lielus apjomus, grūtāku[18]. Mērogojamības problēmas var rasties sakarā ar iespējamo aģentu darbību un stāvokļu kombināciju skaita strauju palielināšanos, kā arī palielinātu mijiedarbību skaitu starp aģentiem. Mērogojami algoritmi, kas spēj apstrādāt lielu aģentu skaitu un sarežģītas vides, ir būtiska vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanas pētniecības daļa.

* + 1. Koordinācija

Vairāku aģentu darbību koordinēšana ir liels izaicinājums vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanā. Aģentiem ir jāiemācās sadarboties un izvairīties no konfliktiem, piemēram, sadursmēm vai liekiem pārklājumiem, strādājot kopā, lai sasniegtu pilnīgu un efektīvu vides pārklājumu[19]. Koordināciju var panākt, izmantojot dažādas pieejas, tostarp centralizētu lēmumu pieņemšanu, sadalītu lēmumu pieņemšanu vai abu kombināciju. Tomēr efektīvas koordinācijas stratēģijas izstrādāšana, kas līdzsvaro optimālu, skaitļošanas sarežģītību un izturību, joprojām ir nepārtraukta pētniecības problēma.

* + 1. Neskaidrība un dinamiskas vides

Iekštelpu vidēs mēdz būt neskaidrībās un dinamiskās izmaiņās, piemēram, kustīgie šķēršļi, gaismas apstākļu variācijas vai sensoru trokšņi. Šie faktori var ietekmēt vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanas algoritmu veiktspēju, tāpēc ir grūti izstrādāt izturīgas un pielāgojamas stratēģijas[20]. Domājot par neskaidrībām un dinamiskām izmaiņām, ir nepieciešams izstrādāt algoritmu, kas spētu efektīvi apstrādāt nepilnīgu vai trokšņainu informāciju un pielāgot savu uzvedību reāllaika novērojumu pamatā.

* + 1. Komunikācijas ierobežojumi

Vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanā komunikācija starp aģentiem spēlē svarīgu lomu, lai nodrošinātu koordināciju un informācijas apmaiņu. Tomēr iekštelpu vides var būt pakļautas komunikācijas ierobežojumiem, piemēram, ierobežotam joslas platumam, aizkavēm vai savienojamībai[21]. Šie ierobežojumi var ietekmēt vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanas algoritmu veiktspēju, padarot grūtu efektīvu koordinācijas un informācijas apmaiņas uzturēšanu starp aģentiem. Algoritmu izstrāde, kas spēj pārvaldīt komunikācijas ierobežojumus un pielāgot savu uzvedību atkarībā no pieejamajiem komunikācijas resursiem, ir būtiska vairāku aģentu pārklājuma ceļa plānošanas pētniecības daļa.

1. Virzītās apmācības pārskats
   1. Ievads virzītā apmācībā
      1. Galvenie jēdzieni

Virzītā apmācība (RL) ir mašīnmācīšanās nozare, kas koncentrējas uz aģentu apmācību, lai pieņemtu lēmumus, balstoties uz viņu mijiedarbību ar vidi [22]. Galvenās RL problēmas sastāvdaļas ir aģents, stāvokļu telpa, darbību telpa, apbalvojuma funkcija un politika. Aģents apgūst optimālu politiku, kartējot stāvokļus uz darbībām, izpētot vidi un saņemot atgriezenisko saiti apbalvojuma vai soda veidā.

* + 1. Markova lēmumu procesi (MLP)

Būtisks RL jēdziens ir Markova lēmumu process (MLP), kas ir matemātiskais *ietvars*, ko izmanto, lai modelētu lēmumu pieņemšanas problēmas stohastiskās vidēs [23]. MLP tiek definēts ar kortežu (S, A, P, R, γ), kur S ir stāvokļu telpa, A ir darbību telpa, P ir pāreju modelis, R ir apbalvojuma funkcija, un γ ir atlaižu faktors. MLP mērķis ir atrast optimālu politiku, kas maksimizē sagaidāmo kumulatīvo atlaisto apbalvojumu.

* 1. Vienīgā aģenta virzītās apmācības algoritmi
     1. Uz modeli balstītas un no modeļa brīvas metodes

Virzītās apmācības metodes var iedalīt divās plašās kategorijās: uz modeli balstītās un no modeļa brīvas pieejas. Uz modeli balstītās metodes balstās uz skaidru vides dinamikas modeli, piemēram, pāreju modeli un apbalvojuma funkciju, lai plānotu darbības un atjaunotu aģenta zināšanas [24]. Pretēji tam, no modeļa brīvas metodes neprasa skaidras zināšanas par vides dinamiku un tā vietā apgūst tieši no aģenta mijiedarbības ar vidi.

* + 1. Uz vērtībām balstītas metodes

Uz vērtībām balstītas metodes apgūst optimālu vērtības funkciju, kas pēc tam tiek izmantota, lai izrietētu optimālu politiku. Q-mācīšanās ir plaši izmantota no modeļa brīvā, uz vērtībām balstītā metode, kas novērtē darbības-vērtības funkciju Q(s, a) (Learning from delayed rewards, 1995). SARSA ir vēl viena vērtības balstīta metode, kas ir līdzīga Q-mācīšanās, galvenā atšķirība ir tā, ka SARSA ir *on-policy* metode, bet Q-mācīšanās ir *off-policy* [25].

* + 1. Uz politikām balstītas metodes

Uz politikām balstītas metodes tieši apgūst optimālu politiku, nenovērtējot vērtības funkciju. REINFORCE ir klasiska uz politikām balstīta metode, kas izmanto politikas gradientu, lai atjauninātu politikas parametrus [26]. Ir piedāvātas uzlabotas politikas balstītas metodes, piemēram, *Trust Region Policy Optimization* (TRPO) un *Proximal Policy Optimization* (PPO), lai uzlabotu politikas gradientu metožu stabilitāti un efektivitāti[27], [28].

* + 1. Darītāja – kritiķa metodes

Darītāja -kritiķa metodes apvieno gan uz vērtībām balstītas, gan uz politikām balstītas metodes, izmantojot vērtības funkciju (kritiķi), lai novērtētu darbības-vērtības funkciju Q(s, a), un atsevišķu politikas funkciju (darītāju), lai izvēlētos darbības. Asinhronās priekšrocības darītāja-kritiķa (A2C) un tā paralēlā versija A3C ir populāras darītāja-kritiķa metodes [29]. Citas uzlabotas darītāja-kritiķa metodes ietver *Deep Deterministic Policy Gradient* (DDPG) nepārtrauktām darbību telpām, *Twin Delayed DDPG* (TD3) un *Soft Actor-Critic* (SAC) [30]–[32].

* 1. Izpētes un izmantošanas kompromiss
     1. Epsilon – mantkārīgs

Epsilon-mantkārīgs ir vienkārša izpētes stratēģija, kurā aģents ar varbūtību ε izvēlas nejaušu darbību un ar varbūtību 1-ε izvēlas darbību ar augstāko novērtēto vērtību.

* + 1. Augšējas uzticības robeža

UCB ir sarežģītāka izpētes stratēģija, kas līdzsvaro izpēti un izmantošanu, ņemot vērā gan darbības novērtēto vērtību, gan tās nenoteiktību [33]. Aģents izvēlas darbības, balstoties uz augšējām uzticības robežām, kas sniedz optimistisku novērtējumu par darbības potenciālo vērtību.

* + 1. Tompsona izlase

Tompsona izlase ir vēl viena izpētes stratēģija, kas risina izpētes un izmantošanas kompromisu, uzturot *Bayesian posterior* sadalījumu pār darbības-vērtības funkciju un izvēloties darbības atbilstoši to optimālas iespējas varbūtībai [34]. Šī pieeja ļauj aģentam adaptīvi līdzsvarot izpēti un izmantošanu, balstoties uz nenoteiktību tā novērtējumos.

1. Vairāku aģentu Virzītā apmācība
   1. Vairāku aģentu virzītās apmācības pārskats
      1. Problēmas vairāku aģentu virzītā apmācībā

Vairāku aģentu virzītā apmācība (MARL) paplašina virzīto apmācību līdz vides iestatījumiem ar vairākiem aģentiem, ieviešot jaunas problēmas, piemēram, koordināciju, konkurenci un daļēju novērojamību [35]. MARL aģentiem ir jāapgūst pielāgoties citu aģentu stratēģijām, vienlaikus apgūstot savas optimālās politikas. Mērogojamībai un stabilitātei ir svarīga nozīme MARL algoritmu izstrādē.

* + 1. Kooperatīvie, konkurējošie un jaukti scenāriji

Vairāku aģentu iestatījumos aģenti var piedalīties kooperatīvos, konkurējošos vai jauktos (kooperatīvi-konkurējošos) scenārijos [36]. Kooperatīvie scenāriji ietver aģentu kopīgu darbu, lai sasniegtu kopēju mērķi, bet konkurentu scenāriji ietver aģentus, kas cenšas maksimizēt savus individuālos apbalvojumus, palielinot citu aģentu zudumus. Sajaukti scenāriji ietver gan kooperatīvus, gan konkurentus aspektus, kur aģentiem ir individuāli mērķi, bet vienlaikus ir jāsadarbojas, lai sasniegtu kopēju mērķi.

* 1. Vairāku aģentu mācīšanas ietvars
     1. Neatkarīga Q-mācīšanās (IQL)

IQL ir vienkāršs viena aģenta Q-mācīšanās paplašinājums vairāku aģentu iestatījumiem [37]. Katrs aģents mācās neatkarīgi, izmantojot Q-mācīšanos, ignorējot citu aģentu klātbūtni. Lai gan ir vienkārši īstenot, IQL saskaras ar nestabilitāti un nesakrišanas problēmām, kas izraisa vides nestacionaritāti, ko izraisa citu aģentu vienlaikus notiekošā mācīšanās.

* + 1. Kopīgas darbības mācīšanās (JAL)

JAL ir pieeja, kas modelē visu aģentu kopīgo darbību telpu un apgūst centralizētu Q-funkciju [38]. Tomēr JAL mērogojamībai ir ierobežojumi, ko izraisa kopīgās darbības telpas eksponenciālais pieaugums, palielinoties aģentu skaitam.

* + 1. Koordinētā virzītā apmācība (CRL)

CRL metodes mērķis ir risināt koordinācijas problēmu, iekļaujot koordinācijas mehānismus mācīšanās procesā [39]. Šie mehānismi var būt izteikti, piemēram, komunikācijas kanāli vai kopīga zināšana, vai netieši, piemēram, apgūstot koordinētas darbības bez skaidras koordinācijas.

* 1. Komunikācija vairāku aģentu virzītā apmācībā
     1. Ziņu nodošanas pieejas

Ziņu nodošanas pieejas ļauj aģentiem apmainīties ar informāciju mācīšanās procesa laikā, veicinot koordināciju un sadarbību [40]. Šīs pieejas var būt centralizētas, kur centrālais vadītājs pārvalda komunikāciju, vai decentralizētas, kur aģenti tieši sazinās viens ar otru.

* + 1. Diferencējamā starpaģentu mācīšanās (DIAL)

DIAL ir metode komunikācijas un koordinācijas *end-to-end* apguvei vairāku aģentu iestatījumos [41]. Tā izmanto diferencējamu komunikācijas kanālu, kas ļauj kopīgi apgūt komunikācijas un lēmumu pieņemšanas politikas, ļaujot aģentiem pielāgot savas komunikācijas stratēģijas, lai uzlabotu veiktspēju.

* + 1. Komunikācijas protokoli un arhitektūras

Vairāku aģentu virzītās apmācības jomā ir piedāvāti dažādi komunikācijas protokoli un arhitektūras, lai veicinātu informācijas apmaiņu un koordināciju [42]. Tajos ietilpst gan izteiktas komunikācijas shēmas, piemēram, ziņu nodošana un kopīga atmiņa, gan netiešas komunikācijas shēmas, piemēram, mācīšanās, vērojot citu aģentu darbības.

* 1. Centralizēta apmācība ar decentralizētu izpildi
     1. Pretfaktiskie vairāku aģentu politikas gradienti (COMA)

COMA ir centralizētas apmācības pieeja, kas izmanto centralizētu kritiķi, lai novērtētu pretfaktiskās priekšrocības katram aģentam, ļaujot stabilai decentralizētu politiku apgūšanai [43]. Decentralizētās politikas tiek izpildītas neatkarīgi katram aģentam laikā, kad tās tiek izvietotas.

* + 1. QMIX un VDN

QMIX un vērtību dekompozīcijas tīkli (VDN) ir metodes decentralizētu politiku apgūšanai ar centralizētu apmācību [44], [45]. Tie izmanto centralizētu vērtības funkciju, kas ir dekomponējama individuālās aģentu vērtības funkcijās, ļaujot decentralizētai izpildei, izmantojot centralizētās apmācības priekšrocības.

1. Iekštelpas vides procedurāla ģenerēšana

Procedurālā iekštelpu vides ģenerēšana ir tehnika, kas ļauj virtuāli veidot telpas un vides. Šī tehnika izmanto algoritmus un noteikumus, lai automātiski ģenerētu nejaušo telpas plānojumu, izmantojot programmatūru. Rezultējošās telpas var tikt izmantotas video spēlēs, simulācijās un citās interaktīvās lietojumprogrammās. Procedurāli ģenerēto vižu labums ceļa meklēšanas algoritmu apmācībai ir tas, ka procedurāli ģenerētas vides piedāvā lielāku variāciju telpu savstarpējam novietojumam, un šķēršļu novietojumam. Algoritmu apmācība telpās, kas pastāv reālajā dzīvē, ierobežo apstākļu variāciju, jo lielākoties dzīvokļu plānojumi balstās uz vienādiem arhitektūras un dizaina principiem, secīgi – tiem bieži ir līdzīgas īpašības. Savukārt robota efektivitāti neietekmē cik skaisti, vai ērti ir izvietotas mēbeles istabā, to ietekmē tikai iespēja precīzi un kvalitatīvi plānot savu ceļu jebkurā vidē. Šajā darbā, procedurālo vides ģenerēšanu var sadalīt trijos būtiskajos posmos: vides skeleta veidošana, durvju izvietošana un mēbeļu izvietošana.

* 1. Vides skeleta veidošana

Vides skelets, šī darba kontekstā ir primitīva vide, kas sastāv no vairākām ortogonālām istabām, kurām ir noteikti izmēri, izvietojums telpā un tips. Vides skeleta būvēšana ir būtiskākais solis procedurālā ģenerēšanā, jo tas nosaka kopējo vides formu un vides kopējo platību. Šajā algoritmā katra istaba ir istabas (*Room*) klases objekts, kas glabā informāciju par istabas izmēriem, istabas centra koordinātēm, istabas stūru koordinātēm, istabas tipu un istabas identifikācijas numuru. Jaunas istabas būvēšana sākās ar nejaušo istabas tipa izvēli, piemēram “virtuve” (*kitchen*). Pēc tipa izvēlēšanas, algoritms nejauši izvēlās jaunas istabas izmērus, ar ierobežojumiem, kuri ir atkarīgi no istabas tipa. Zinot istabas izmērus, algoritms izmeklē visas potenciālas izvietošanas iespējas. Izvietošanai ir daži ierobežojumi: istaba nedrīkst pārklāt vai krustot citu istabu, neviens no istabas punktiem nedrīkst atrasties zem nulles koordinātes x vai z asī. Pēc visu potenciālu izvietošanas punktu atrašanas, uz nejauši izvēlēta punkta tiek būvēta jauna istaba. Process atkārtojās tikmēr nebūs izveidots nejauši izvēlētais istabu skaits.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  | | --- | --- | |  |  | |  |  | |
| 1.att. Procedurāli ģenerēto vižu skeletu piemēri |

* 1. Durvju izvietojums

Nākamais solis vides ģenerēšanā ir durvju ģenerēšana. Darba mērķim nav vajadzīgas fiziskas atveramas durvis, tāpēc to vietā ir noteikta platuma caurumi sienās, kas ļaus aģentam brīvi pārvietoties starp visām istabām. Lai sasniegtu visu istabu pieejamību, tiek veidots plānojumu reprezentējošs grafs, kur katrs grafa mezgls reprezentē vienu no istabām. Iegūtam grafam tiek atrasts īsākais pārklājošais koks (*minimum spanning tree*), lai noteiktu minimālu durvju skaitu un izvietojumu, kas nodrošinās iespēju aģentam iziet cauri visām ģenerētām istabām. Turpmāk ar nelielu varbūtību tiek ģenerētas vel dažas durvis, ar priekšroku lielākām istabām, lai nodrošinātu lielāku variāciju..

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |
| 2.att. durvju izvietošanas algoritma darbības princips pa soļiem | | | |

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 3.att. Procedurāli ģenerēto vižu piemēri ar durvīm | |

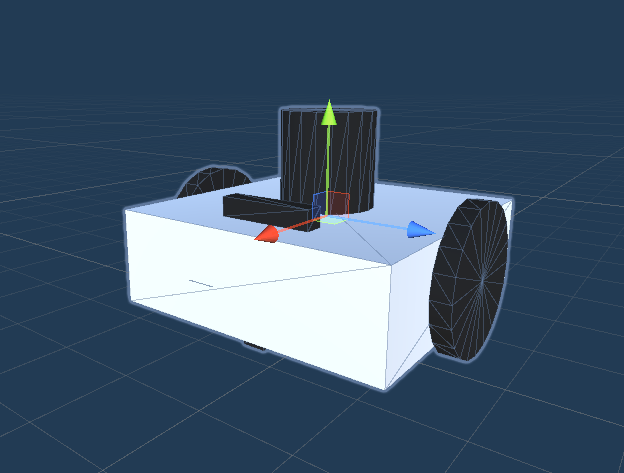
* 1. Mēbeļu un šķēršļu ģenerēšanā

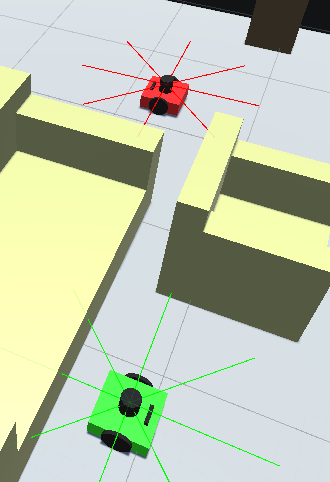
Reālajā dzīvē dzīvokļos un mājās vienmēr ir mēbeles. Mēbeles kalpo dažādiem nolūkiem, bet tīrīšanas robotiem tie pirmkārt ir šķērslī, kas ir jāņem vērā plānojot apiešanas maršrutu. Lai pārklājuma ceļa meklēšanas algoritma apmācība būtu pilnvērtīga, arī simulācijā ir jāiekļauj mēbeļu ģenerēšana. Mēbeles tiek ģenerētas ņemot vērā vairākus noteikumus. Pirmkārt, katrā istabā var atrasties tikai konkrēta tipa mēbelēs, piemēram guļamistabā obligāti jābūt gultai, bet virtuvē nevajadzētu būt tualetei. Istabas tips tiek noteikts vel pirmajā solī, skeleta ģenerēšanas laikā. Ģenerējot mēbeles algoritms pirmkārt atsaucās uz to informāciju, lai veidotu zināšanu bāzi: kādām mēbelēm obligāti jābūt istabā, kādas mēbeles var būt istabā un kādas mēbeles ģenerēt nedrīkst noteiktajā istabā.

Otrkārt, ir jāņem vērā arī savstarpējo novietojumu mēbelēm. Piemēram mēbeles nedrīkst stāvēt durvīm priekšā, jo tādā gadījuma aģents nevarēs izbraukt tām cauri. Turpmāk, mēbeles ir jāizvieto tā, lai nerādītu pārāk šauras vietas arī istabas iekšā, pretējā gadījumā testēšanas vidē būs nesasniedzami apgabali.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |
| 4.att. Procedurāli ģenerēto vižu piemēri ar durvīm un mēbelēm | |

1. Aģents





Diagram

Description automatically generated

Atsauksmes

[1] H. Choset and P. Pignon, “Coverage Path Planning: The Boustrophedon Cellular Decomposition,” in *Field and Service Robotics*, London: Springer London, 1998, pp. 216–222. doi: 10.1007/978-1-4471-1273-0\_32.

[2] Y. Gabriely and E. Rimon, “Spanning-tree based coverage of continuous areas by a mobile robot,” *Ann Math Artif Intell*, vol. 31, no. 1, pp. 77–98, 2001, doi: 10.1023/A:1016610507833.

[3] A. Zelinsky, R. A. Jarvis, J. Byrne, and S. Yuta, “Planning Paths of Complete Coverage of an Unstructured Environment by a Mobile Robot,” 2007.

[4] Y. Koren and J. Borenstein, “Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation,” in *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1991. doi: 10.1109/robot.1991.131810.

[5] Y. Engel, S. Mannor, and R. Meir, “Reinforcement learning with Gaussian processes,” in *ICML 2005 - Proceedings of the 22nd International Conference on Machine Learning*, 2005. doi: 10.1145/1102351.1102377.

[6] V. Mnih *et al.*, “Human-level control through deep reinforcement learning,” *Nature*, vol. 518, no. 7540, 2015, doi: 10.1038/nature14236.

[7] V. R. Konda and J. N. Tsitsiklis, “On actor-critic algorithms,” *SIAM J Control Optim*, vol. 42, no. 4, 2003, doi: 10.1137/S0363012901385691.

[8] R. Coulom, “Efficient selectivity and backup operators in Monte-Carlo tree search,” in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2007. doi: 10.1007/978-3-540-75538-8\_7.

[9] L. Matignon, G. J. Laurent, and N. Le Fort-Piat, “Independent reinforcement learners in cooperative Markov games: A survey regarding coordination problems,” *Knowledge Engineering Review*, vol. 27, no. 1. 2012. doi: 10.1017/S0269888912000057.

[10] H. Nakashima, M. P. Wellman, G. Weiss, and P. Stone, “Proceedings of the fifth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems,” in *Adaptive Agents and Multi-Agent Systems*, 2006.

[11] R. Lowe, Y. I. WU, A. Tamar, J. Harb, O. Pieter Abbeel, and I. Mordatch, “Multi-Agent Actor-Critic for Mixed Cooperative-Competitive Environments,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, I. Guyon, U. Von Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, and R. Garnett, Eds., Curran Associates, Inc., 2017. [Online]. Available: https://proceedings.neurips.cc/paper\_files/paper/2017/file/68a9750337a418a86fe06c1991a1d64c-Paper.pdf

[12] J. N. Foerster, G. Farquhar, T. Afouras, N. Nardelli, and S. Whiteson, “Counterfactual Multi-Agent Policy Gradients,” in *Proceedings of the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence and Thirtieth Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference and Eighth AAAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence*, in AAAI’18/IAAI’18/EAAI’18. AAAI Press, 2018.

[13] E. Galceran and M. Carreras, “A survey on coverage path planning for robotics,” *Rob Auton Syst*, vol. 61, no. 12, pp. 1258–1276, 2013, doi: https://doi.org/10.1016/j.robot.2013.09.004.

[14] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, *Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents)*. The MIT Press, 2005.

[15] H. Choset, “Coverage for robotics - A survey of recent results,” *Ann Math Artif Intell*, vol. 31, no. 1–4, 2001, doi: 10.1023/A:1016639210559.

[16] L. M. Rekleitis, G. Dudek, and E. E. Milios, “Multi-robot exploration of an unknown environment, efficiently reducing the odometry error,” in *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1997.

[17] M. J. Matarić, “Reinforcement Learning in the Multi-Robot Domain,” *Auton Robots*, vol. 4, no. 1, 1997, doi: 10.1023/A:1008819414322.

[18] L. E. Parker, “ALLIANCE: an architecture for fault tolerant multirobot cooperation,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 14, no. 2, pp. 220–240, 1998, doi: 10.1109/70.681242.

[19] R. Zlot, A. T. Stentz, M. B. Dias, and S. Thayer, “Multi-robot exploration controlled by a market economy,” in *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2002. doi: 10.1109/robot.2002.1013690.

[20] W. Burgard, M. Moors, D. Fox, R. Simmons, and S. Thrun, “Collaborative multi-robot exploration. In: Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings (Cat. No.00CH37065).Vol 1. IEEE; 2000,” *Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings (Cat. No.00CH37065)*, vol. 1, no. February, 2000.

[21] M. A. Batalin and G. S. Sukhatme, “Spreading Out: A Local Approach to Multi-robot Coverage,” in *Distributed Autonomous Robotic Systems 5*, 2002. doi: 10.1007/978-4-431-65941-9\_37.

[22] R. S. Sutton and A. G. Barto, “Reinforcement Learning: An Introduction. Cambridge: MIT Press.,” *MA: MIT Press.[Google Scholar]*, 1998.

[23] A. Feinberg, “Markov Decision Processes: Discrete Stochastic Dynamic Programming (Martin L. Puterman),” *SIAM Review*, vol. 38, no. 4, 1996, doi: 10.1137/1038137.

[24] L. P. Kaelbling, M. L. Littman, and A. R. Cassandra, “Planning and acting in partially observable stochastic domains,” *Artif Intell*, vol. 101, no. 1–2, 1998, doi: 10.1016/s0004-3702(98)00023-x.

[25] G. A. Rummery and M. Niranjan, “On-line q-learning using connectionist systems cued/f-infeng/tr 166,” *Update*, no. September, 1994.

[26] R. J. Williams, “Simple statistical gradient-following algorithms for connectionist reinforcement learning,” *Mach Learn*, vol. 8, no. 3–4, 1992, doi: 10.1007/bf00992696.

[27] J. Schulman, S. Levine, P. Moritz, M. Jordan, and P. Abbeel, “Trust region policy optimization,” in *32nd International Conference on Machine Learning, ICML 2015*, 2015.

[28] J. Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal, A. Radford, and O. Klimov, “Proximal Policy Optimization Algorithms,” Jul. 2017.

[29] V. Mnih *et al.*, “Asynchronous methods for deep reinforcement learning,” in *33rd International Conference on Machine Learning, ICML 2016*, 2016.

[30] T. P. Lillicrap *et al.*, “Continuous control with deep reinforcement learning,” Sep. 2015.

[31] S. Fujimoto, H. Van Hoof, and D. Meger, “Addressing Function Approximation Error in Actor-Critic Methods,” in *35th International Conference on Machine Learning, ICML 2018*, 2018.

[32] T. Haarnoja, A. Zhou, P. Abbeel, and S. Levine, “Soft actor-critic: Off-policy maximum entropy deep reinforcement learning with a stochastic actor,” in *35th International Conference on Machine Learning, ICML 2018*, 2018.

[33] P. Auer, N. Cesa-Bianchi, and P. Fischer, “Finite-time analysis of the multiarmed bandit problem,” *Mach Learn*, vol. 47, no. 2–3, 2002, doi: 10.1023/A:1013689704352.

[34] D. Russo, B. Van Roy, A. Kazerouni, I. Osband, and Z. Wen, “A Tutorial on Thompson Sampling,” pp. 1–96, Jul. 2017.

[35] L. Busoniu, R. Babuska, and B. De Schutter, “A Comprehensive Survey of Multiagent Reinforcement Learning,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 38, no. 2, pp. 156–172, 2008, doi: 10.1109/TSMCC.2007.913919.

[36] L. Panait and S. Luke, “Cooperative multi-agent learning: The state of the art,” *Auton Agent Multi Agent Syst*, vol. 11, no. 3, 2005, doi: 10.1007/s10458-005-2631-2.

[37] M. Tan, “Multi-Agent Reinforcement Learning: Independent vs. Cooperative Agents,” in *Machine Learning Proceedings 1993*, 1993. doi: 10.1016/b978-1-55860-307-3.50049-6.

[38] M. L. Littman, “Markov games as a framework for multi-agent reinforcement learning,” in *Machine Learning Proceedings 1994*, 1994. doi: 10.1016/b978-1-55860-335-6.50027-1.

[39] C. Guestrin, M. G. Lagoudakis, and R. E. Parr, “Coordinated Reinforcement Learning,” in *International Conference on Machine Learning*, 2002.

[40] K. Zhang, Z. Yang, H. Liu, T. Zhang, and T. Başar, “Fully decentralized multi-agent reinforcement learning with networked agents,” in *35th International Conference on Machine Learning, ICML 2018*, 2018.

[41] J. N. Foerster, Y. M. Assael, N. De Freitas, and S. Whiteson, “Learning to communicate with deep multi-agent reinforcement learning,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2016.

[42] S. Sukhbaatar, A. Szlam, and R. Fergus, “Learning multiagent communication with backpropagation,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2016.

[43] J. Foerster *et al.*, “Stabilising experience replay for deep multi-agent reinforcement learning,” in *34th International Conference on Machine Learning, ICML 2017*, 2017.

[44] T. Rashid, M. Samvelyan, C. S. De Witt, G. Farquhar, J. Foerster, and S. Whiteson, “QMIX: Monotonic value function factorisation for deep multi-agent reinforcement Learning,” in *35th International Conference on Machine Learning, ICML 2018*, 2018.

[45] P. Sunehag *et al.*, “Value-decomposition networks for cooperative multi-agent learning based on team reward,” in *Proceedings of the International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, AAMAS*, 2018.

1. Markets and Markets “Household Robots Market Size, Share & Trends Analysis Report By Offering, By Type (Domestic, Entertainment & Leisure), By Application (Vacuuming, Lawn Mowing), By Region, And Segment Forecasts, 2020 - 2027.” Atvērts 09.03.2023

   https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/household-robot-market-253781130.html [↑](#footnote-ref-1)