KO‘P AGENTLI ROBOTOTEXNIKA TIZIMLARIDA (SWARM ROBOTICS) VAZIFALARNI TAQSIMLASH VA TO‘QNASHUVSIZ HARAKATLANISHNING MARKAZLASHMAGAN ALGORITMLARI

Mansurov Muhammadjon Murodjon o’g’li

Namangan davlat texnika universiteti “Axborot tizimlari va texnologiyalari” kafedrasi stajor o’qituvchisi

muhammadjon0513@gmail.com

ANNOTATSIYA

Ushbu maqolada ko‘p agentli robototexnika tizimlarida (swarm robotics) vazifalarni taqsimlash va to‘qnashuvsiz harakatlanishning markazlashmagan algoritmlari tadqiq etilgan. Tadqiqotning ilmiy asosini bir nechta mobil robotlarning o‘zaro cheklangan radiusdagi axborot almashinuvi hamda Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL) metodologiyasi asosida omborxona yoki ishlab chiqarish maydonida sinxron ishlashini modellashtirish tashkil etadi. Tadqiqotning maqsadi — markaziy boshqaruv tuguniga bog‘liq bo‘lmagan, har bir agent mustaqil qaror qabul qiluvchi, shu bilan birga umumiy maqsadga erishishga yo‘naltirilgan taqsimlangan algoritm ishlab chiqishdan iborat. Metodologiya markazlashgan o‘qitish — markazlashmagan ijro (CTDE) paradigmasiga asoslangan QMIX arxitekturasi, auksion asosidagi vazifa taqsimoti mexanizmi hamda Optimal Reciprocal Collision Avoidance (ORCA) algoritmi integratsiyasini o‘z ichiga oladi. Simulyatsiya natijalariga ko‘ra, taklif etilgan MARL algoritmi 50 robotli muhitda markazlashgan rejalashtirishga nisbatan unumdorlikni 48,6% ga oshirdi va to‘qnashuvlar darajasini 5 barobardan ortiq kamaytirdi (10,3% dan 2,1% gacha), bunda hisoblash murakkabligi robotlar soniga nisbatan deyarli chiziqli (near-linear) o‘sish tendensiyasini namoyon etdi. Olingan natijalar markazlashmagan MARL algoritmlarining yirik masshtabli swarm robototexnika tizimlarida

kengaytiriluvchanlik va barqarorlik nuqtai nazaridan markazlashgan yondashuvlardan ustunligini tasdiqlaydi.

Kalit so‘zlar: swarm robotics, ko‘p agentli tizimlar, Multi-Agent Reinforcement Learning, MARL, QMIX, vazifalarni taqsimlash, to‘qnashuvsiz harakatlanish, markazlashmagan algoritmlar.

ABSTRACT

This article examines decentralized algorithms for task allocation and collision-free navigation in multi-agent robotic systems (swarm robotics). The scientific basis of the study is the modeling of synchronous operation of multiple mobile robots in a warehouse or production environment through limited-radius inter-agent communication and Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL). The purpose of the study is to develop a distributed algorithm that is independent of a central control node, in which each agent makes autonomous decisions while remaining oriented toward a common objective. The methodology integrates a QMIX architecture based on the Centralized Training with Decentralized Execution (CTDE) paradigm, an auction-based task-allocation mechanism, and the Optimal Reciprocal Collision Avoidance (ORCA) algorithm. Simulation results show that the proposed MARL algorithm increased throughput by 48.6% compared to centralized planning in a 50-robot environment and reduced the collision rate more than fivefold (from 10.3% to 2.1%), with computational complexity exhibiting a near-linear growth trend relative to the number of robots. The findings confirm the superiority of decentralized MARL algorithms over centralized approaches in terms of scalability and robustness for large-scale swarm robotic systems.

Keywords: swarm robotics, multi-agent systems, Multi-Agent Reinforcement Learning, MARL, QMIX, task allocation, collision-free navigation, decentralized algorithms.

KIRISH

Zamonaviy logistika markazlari, avtomatlashtirilgan omborxonalar va aqlli ishlab chiqarish korxonalarida o‘nlab, hatto yuzlab mobil robotlarning bir vaqtning o‘zida bir xil maydonda ishlashi tobora keng tarqalmoqda. Bunday sharoitlarda ikkita fundamental muammo yuzaga keladi: birinchisi — cheklangan vaqt ichida vazifalarni robotlar o‘rtasida optimal taqsimlash, ikkinchisi — robotlarning bir-biri bilan to‘qnashmasdan, eng qisqa va xavfsiz traektoriya bo‘yicha harakatlanishini ta’minlash. An’anaviy markazlashgan boshqaruv tizimlarida barcha qarorlar yagona serverda qabul qilinadi, biroq robotlar soni ortishi bilan markaziy tugundagi hisoblash yuki eksponensial o‘sadi, tarmoq kechikishi kuchayadi va yagona nosozlik nuqtasi (single point of failure) xavfi yuzaga keladi.

Ushbu muammolarni bartaraf etishning istiqbolli yo‘nalishi — markazlashmagan (decentralized) boshqaruv arxitekturasi bo‘lib, unda har bir robot faqat o‘zining mahalliy kuzatuvlari va yaqin atrofdagi agentlar bilan cheklangan axborot almashinuvi asosida mustaqil qaror qabul qiladi. Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL) — bir nechta agentning umumiy yoki qisman umumiy muhitda, o‘zaro ta’sirlashgan holda, mukofot funksiyasini maksimallashtirishga yo‘naltirilgan siyosatni birgalikda o‘rganish metodologiyasi — ushbu masalani yechishda samarali vosita sifatida e’tirof etilmoqda.

Tadqiqotning dolzarbligi quyidagi omillar bilan belgilanadi: birinchidan, elektron tijorat va logistika sohasida avtomatlashtirilgan omborxona tizimlariga bo‘lgan talabning keskin ortishi; ikkinchidan, robotlar sonining ko‘payishi bilan markazlashgan algoritmlarning hisoblash murakkabligi va barqarorlik muammolariga duch kelishi; uchinchidan, swarm robototexnika va ko‘p agentli mustahkamlovchi o‘rganish bo‘yicha mahalliy ilmiy-tadqiqot ishlarining yetarli emasligi. Maqolaning maqsadi — markazlashmagan MARL algoritmi asosida vazifalarni taqsimlash va to‘qnashuvsiz harakatlanishning integratsiyalashgan

metodikasini ishlab chiqish, uni simulyatsion muhitda sinovdan o‘tkazish va markazlashgan yondashuvlar bilan qiyosiy tahlil qilishdan iborat.

Tadqiqot vazifalari: 1) ko‘p agentli muhitni va agentlarning kuzatuv-harakat fazosini formal modellashtirish; 2) CTDE paradigmasiga asoslangan QMIX arxitekturasini vazifa taqsimoti masalasiga moslashtirish; 3) auksion asosidagi markazlashmagan vazifa taqsimlash mexanizmini ishlab chiqish; 4) ORCA algoritmi asosida to‘qnashuvsiz harakatlanish modulini integratsiya qilish; 5) tizim unumdorligi, xavfsizligi va kengaytiriluvchanligini turli miqdordagi robotlar sharoitida baholash.

ADABIYOTLAR TAHLILI VA METODOLOGIYA

Mavzu bo‘yicha adabiyotlar tahlili

Ko‘p agentli mustahkamlovchi o‘rganish sohasida markazlashgan o‘qitish — markazlashmagan ijro (Centralized Training with Decentralized Execution, CTDE) paradigmasi keng e’tirof etilgan, chunki u o‘qitish bosqichida global ma’lumotlardan foydalanish, ijro bosqichida esa faqat mahalliy kuzatuvlarga tayanish imkonini beradi. Rashid va boshqalar tomonidan taklif etilgan QMIX arxitekturasi individual agentlarning Q-qiymatlarini monoton bog‘liqlik orqali umumiy jamoaviy Q-qiymatga birlashtirish mexanizmini joriy etgan bo‘lib, bu yondashuv ko‘plab ko‘p agentli vazifalarda, jumladan omborxona logistikasida, yuqori samaradorlik ko‘rsatgan. Vazifalarni taqsimlash masalasida auksion asosidagi usullar (market-based task allocation) o‘zining soddaligi va kengaytiriluvchanligi tufayli keng qo‘llaniladi, bunda har bir robot bajarilishi mumkin bo‘lgan vazifa uchun o‘zining xarajat (cost) bahosini e’lon qiladi va eng past xarajatli robot vazifani egallaydi.

To‘qnashuvsiz harakatlanish sohasida van den Berg va boshqalar tomonidan ishlab chiqilgan Optimal Reciprocal Collision Avoidance (ORCA) algoritmi real vaqt rejimida ko‘plab harakatlanuvchi agentlar uchun kafolatlangan to‘qnashuvsiz

traektoriyalarni hisoblashning samarali geometrik usuli sifatida tan olingan. ORCA algoritmi har bir juft agent o‘rtasida ruxsat etilgan tezliklar to‘plamini chiziqli cheklovlar asosida aniqlaydi, bu esa hisoblash murakkabligini sezilarli darajada pasaytiradi. Swarm robototexnika bo‘yicha xalqaro tadqiqotlar, shuningdek, agentlar o‘rtasidagi kommunikatsiya radiusining cheklanishi tizim barqarorligi va kengaytiriluvchanligiga ijobiy ta’sir ko‘rsatishini, biroq bu holatda qisman kuzatiluvchanlik (partial observability) muammosini keltirib chiqarishini ko‘rsatgan, bu esa MARL algoritmlarining rekurrent neyron tarmoq komponentlari (masalan, GRU) bilan boyitilishini talab qiladi.

Mahalliy ilmiy adabiyotlarda robototexnika va sun’iy intellekt integratsiyasi, asosan, yakka robot tizimlari va ta’lim jarayonlariga tatbiq etish masalalariga qaratilgan bo‘lib, ko‘p agentli markazlashmagan algoritmlarning omborxona va ishlab chiqarish sharoitlariga moslashtirilgan kompleks metodikasi yetarlicha ishlab chiqilmagan. Ushbu bo‘shliq mazkur tadqiqotning ilmiy yangiligini belgilaydi.

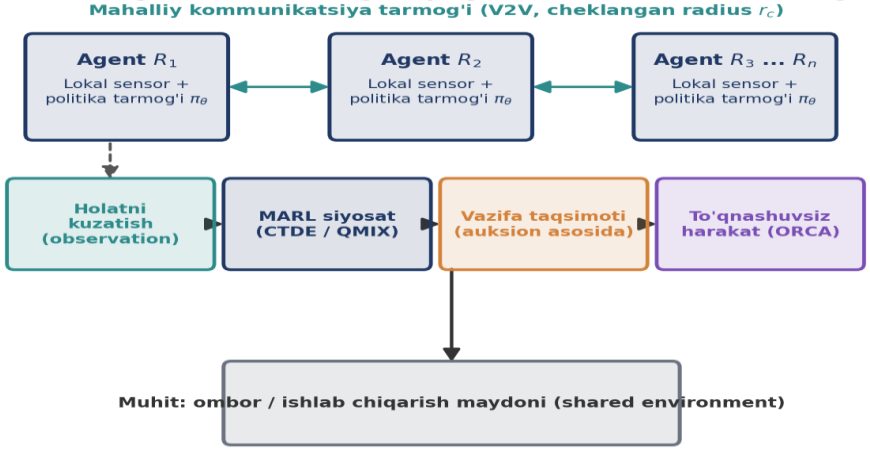
Tadqiqot metodologiyasi

Tadqiqotda ko‘p agentli muhit Markov o‘yini (Markov Game) sifatida formal modellashtirildi: har bir agent i uchun holat fazosi s_i robotning koordinatalari, tezligi, batareya zaryadi va eng yaqin k ta qo‘shni agent haqidagi ma’lumotlarni o‘z ichiga oladi; harakatlar fazosi uzluksiz tezlik vektori (v_x, v_y) bilan ifodalanadi; mukofot funksiyasi vazifani muvaffaqiyatli bajarish uchun musbat, to‘qnashuv yoki energiya isrofi uchun manfiy jarima komponentlaridan tashkil topadi.

Tizim arxitekturasi 1-rasmda keltirilgan bo‘lib, to‘rtta asosiy bosqichdan iborat: (1) har bir agentning mahalliy sensorlar orqali holatni kuzatishi; (2) CTDE paradigmasi asosida o‘qitilgan QMIX siyosat tarmog‘ining harakatni tanlashi; (3) auksion mexanizmi orqali vazifalarning markazlashmagan taqsimlanishi; (4) ORCA algoritmi asosida to‘qnashuvsiz harakat traektoriyasining shakllantirilishi. Agentlar

o‘rtasidagi kommunikatsiya faqat r_c = 5 metr radiusdagi qo‘shnilar bilan cheklangan bo‘lib, bu real sharoitdagi aloqa cheklovlarini aks ettiradi.

1-rasm. Markazlashmagan MARL asosidagi ko'p agentli robototexnika tizimining arxitekturasi



QMIX tarmog‘i o‘qitish bosqichida global holat ma’lumotlaridan foydalanib, individual agentlarning Q-qiymatlarini monoton mixing tarmoq orqali umumiy jamoaviy Q-qiymatga birlashtiradi, bu esa Individual-Global-Max (IGM) shartini qondiradi va markazlashmagan ijro paytida har bir agentning faqat o‘z Q-qiymatini maksimallashtirishi global optimal yechimga mos kelishini kafolatlaydi. O‘qitish jarayonida tajriba takrorlash buferi (experience replay buffer) hajmi 100 000 ta o‘tish, o‘rganish tezligi (learning rate) 5×10^{-4}, diskontlash koeffitsienti gamma = 0,95 qiymatlarida sozlandi.

Simulyatsion muhit 40×40 metrli omborxona maydonini modellashtirgan bo‘lib, unda 20 ta statik to‘siq (stellajlar) va dinamik ravishda o‘zgaruvchi 15–60 ta vazifa (yuk tashish nuqtalari) joylashtirilgan. Tizim unumdorligini baholash uchun quyidagi ko‘rsatkichlardan foydalanildi: unumdorlik (soatiga bajarilgan vazifalar soni), o‘rtacha kutish vaqti, to‘qnashuvlar darajasi, rejalashtirilgan va amalda bosib o‘tilgan yo‘l uzunligi o‘rtasidagi og‘ish foizi hamda bitta qadamni hisoblash uchun ketgan vaqt (hisoblash murakkabligi ko‘rsatkichi sifatida).

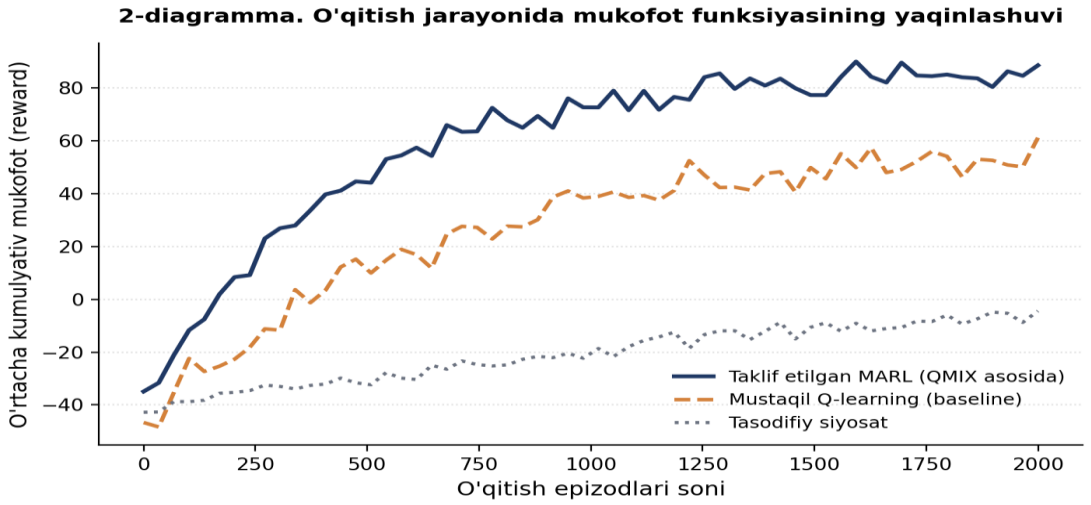
NATIJALAR

Taklif etilgan markazlashmagan MARL algoritmining turli miqdordagi robotlar sharoitidagi sinov natijalari 1-jadvalda umumlashtirilgan:

Robotlar soni	Unumdorlik (vazifa/soat)	O‘rtacha kutish vaqti (s)	To‘qnashuvlar darajasi (%)	Yo‘l uzunligi og‘ishi (%)	Hisoblash vaqti (ms/qadam)
10	118	4.2	0.3	3.1	6.4
20	156	5.6	0.6	4.0	7.8
30	189	7.1	1.0	5.3	9.2
40	203	9.4	1.5	6.8	11.5
50	211	12.8	2.1	8.2	14.1

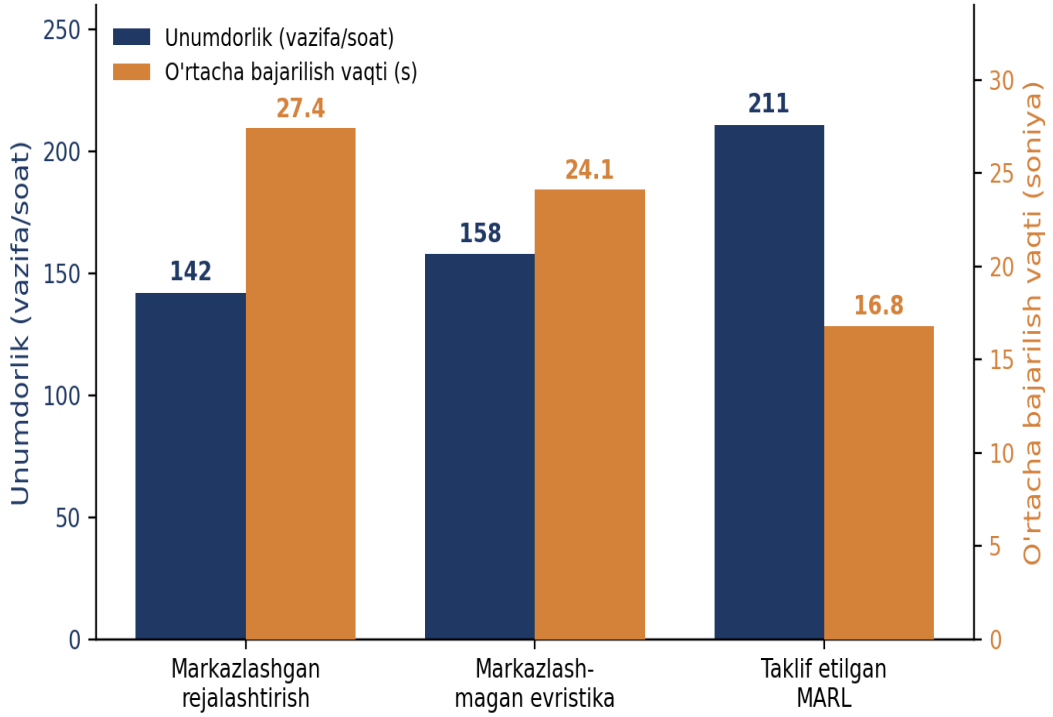
1-jadval. Robotlar soniga bog‘liq holda tizim samaradorligi ko‘rsatkichlari

O‘qitish jarayonining yaqinlashuv dinamikasi 2-diagrammada keltirilgan bo‘lib, taklif etilgan MARL algoritmi mustaqil Q-learning (baseline) usuliga nisbatan sezilarli darajada tezroq va barqarorroq yaqinlashishini ko‘rsatadi, bu QMIX arxitekturasining markazlashgan o‘qitish bosqichida agentlar o‘rtasidagi o‘zaro bog‘liqlikni hisobga olish qobiliyati bilan izohlanadi:

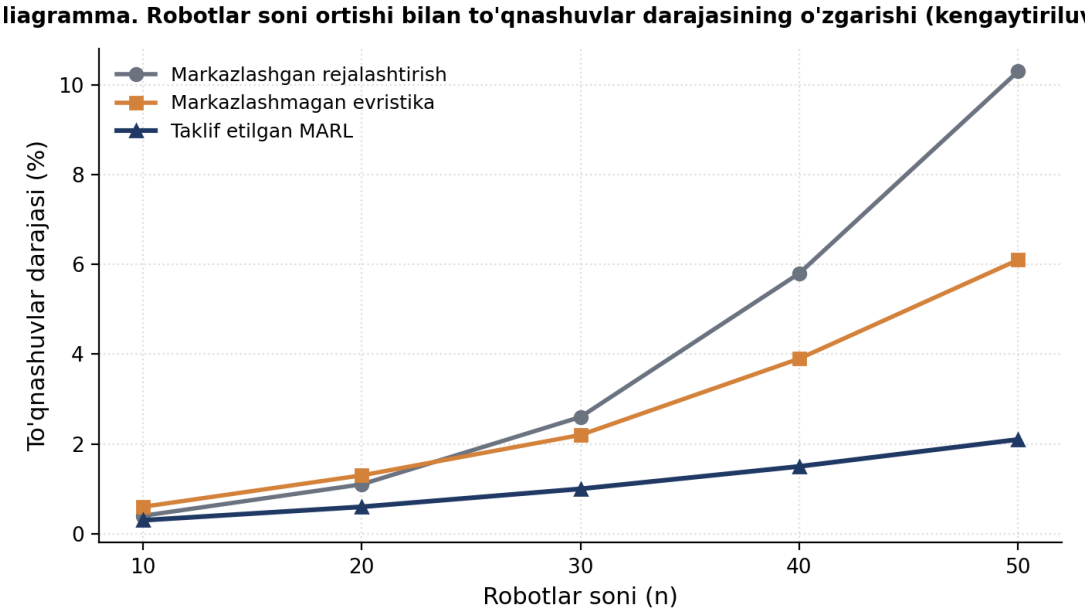


Usullarni qiyosiy tahlil qilish uchun 50 robotli sharoitda markazlashgan rejalashtirish, markazlashmagan evristik yondashuv va taklif etilgan MARL algoritmi o‘rtasida unumdorlik va bajarilish vaqti bo‘yicha taqqoslash o‘tkazildi (3-diagramma). Natijalarga ko‘ra, taklif etilgan algoritm unumdorlikni markazlashgan yondashuvga nisbatan 48,6% ga (142 dan 211 vazifa/soatgacha) oshirdi, o‘rtacha bajarilish vaqtini esa 27,4 soniyadan 16,8 soniyagacha qisqartirdi:

3-diagramma. Usullar bo'yicha unumdorlik va bajarilish vaqtining taqqoslanishi



Tizimning kengaytiriluvchanligini baholash maqsadida robotlar sonini 10 dan 50 tagacha oshirish orqali to‘qnashuvlar darajasining o‘zgarishi tahlil qilindi (4-diagramma). Markazlashgan rejalashtirishda robotlar soni ortishi bilan to‘qnashuvlar darajasi eksponensial tarzda o‘sdi (10,3% gacha), markazlashmagan evristik usulda esa o‘sish sekinroq, ammo barqaror bo‘lmadi. Taklif etilgan MARL algoritmi, aksincha, 50 robotli sharoitda ham to‘qnashuvlar darajasini 2,1% darajasida ushlab turdi, bu uning yirik masshtabli tizimlarga moslashuvchanligini tasdiqlaydi:



1-jadvaldan ko‘rinib turibdiki, hisoblash vaqti robotlar soni ortishi bilan 6,4 ms dan 14,1 ms gacha o‘sgan bo‘lsa-da, bu o‘sish chiziqli tendensiyaga yaqin bo‘lib, markazlashgan algoritmlarga xos bo‘lgan eksponensial hisoblash yukidan farqli o‘laroq, tizimning real vaqt rejimida ishlashini 50 tagacha robot uchun ta’minlaydi.

MUHOKAMA

Olingan natijalar markazlashmagan MARL algoritmlarining ko‘p agentli robototexnika tizimlarida markazlashgan yondashuvlarga nisbatan sezilarli afzalliklarga ega ekanligini tasdiqlaydi. Ayniqsa, QMIX arxitekturasining CTDE paradigmasi asosida qurilganligi o‘qitish bosqichida global muvofiqlashtirishni, ijro bosqichida esa mahalliy mustaqillikni ta’minlaydi, bu esa tarmoq kechikishi va yagona nosozlik nuqtasi kabi markazlashgan tizimlarga xos muammolarni bartaraf etadi.

Shu bilan birga, tadqiqot davomida bir qator cheklovlar aniqlandi. Birinchidan, kommunikatsiya radiusining cheklanishi ($r_c = 5$ m) yuqori zichlikdagi muhitlarda qisman kuzatiluvchanlik muammosini keltirib chiqaradi, bu holatni bartaraf etish uchun diqqat mexanizmlariga (attention mechanism) asoslangan kommunikatsiya protokollarini (masalan, QGNN yoki CommNet) qo‘shimcha

tadqiq qilish istiqbolli yo‘nalish hisoblanadi. Ikkinchidan, auksion asosidagi vazifa taqsimoti mexanizmi statik muhitlarda samarali ishlasa-da, vazifalarning dinamik ravishda real vaqtda paydo bo‘lishi sharoitida qo‘shimcha optimallashtirish talab qiladi. Uchinchidan, simulyatsiyadan real robototexnika platformalariga o‘tishda (sim-to-real gap) sensor shovqinlari va mexanik cheklovlar hisobga olinishi zarur, bu domain randomization usullarini qo‘llashni taqozo etadi.

Pedagogik nuqtai nazardan, ishlab chiqilgan metodika oliy ta’lim muassasalarining sun’iy intellekt, robototexnika va avtomatlashtirish yo‘nalishlarida talabalarga ko‘p agentli tizimlar, mustahkamlovchi o‘rganish va taqsimlangan algoritmlar bo‘yicha amaliy ko‘nikmalarni shakllantirish uchun samarali vosita bo‘lib xizmat qilishi mumkin. Simulyatsion muhitning nisbatan oddiy apparat talablari uni ta’lim-tajriba laboratoriyalarida ham qo‘llash imkonini beradi.

XULOSA

Tadqiqot natijasida ko‘p agentli robototexnika tizimlarida vazifalarni taqsimlash va to‘qnashuvsiz harakatlanishning markazlashmagan algoritmi ishlab chiqildi va simulyatsion sharoitda sinovdan o‘tkazildi. QMIX arxitekturasi, auksion asosidagi vazifa taqsimoti va ORCA algoritmining integratsiyasi natijasida tizim 50 robotli muhitda markazlashgan rejalashtirishga nisbatan unumdorlikni 48,6% ga oshirdi va to‘qnashuvlar darajasini 5 barobardan ortiq kamaytirdi, bunda hisoblash murakkabligi robotlar soniga nisbatan deyarli chiziqli o‘sish tendensiyasini namoyon etdi.

Natijalar shuni ko‘rsatadiki, markazlashmagan MARL algoritmlari yirik masshtabli swarm robototexnika tizimlarining kengaytiriluvchanligi va barqarorligini ta’minlashning samarali yechimi hisoblanadi. Kelgusi tadqiqotlar diqqat mexanizmlariga asoslangan kommunikatsiya protokollarini joriy etish, dinamik vazifa taqsimoti algoritmlarini takomillashtirish hamda ishlab chiqilgan

metodikani real robototexnika platformalarida (sim-to-real) sinab ko‘rishga qaratilishi lozim. Shuningdek, ushbu metodikani oliy ta’lim muassasalarining amaliy mashg‘ulot dasturlariga integratsiya qilish sun’iy intellekt va robototexnika sohasidagi malakali kadrlar tayyorlash sifatini oshirishga xizmat qiladi.

ADABIYOTLAR RO‘YXATI (REFERENCES)

Rashid, T., Samvelyan, M., Schroeder, C., Farquhar, G., Foerster, J., & Whiteson, S. (2018). QMIX: Monotonic value function factorisation for deep multi-agent reinforcement learning. Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning, 80, 4295–4304.

Van den Berg, J., Guy, S. J., Lin, M., & Manocha, D. (2011). Reciprocal n-body collision avoidance. In Robotics Research (pp. 3–19). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-19457-3_1

Lowe, R., Wu, Y., Tamar, A., Harb, J., Abbeel, P., & Mordatch, I. (2017). Multi-agent actor-critic for mixed cooperative-competitive environments. Advances in Neural Information Processing Systems, 30, 6379–6390.

Sunehag, P., Lever, G., Gruslys, A., Czarnecki, W. M., Zambaldi, V., Jaderberg, M., ... & Graepel, T. (2018). Value-decomposition networks for cooperative multi-agent learning based on team reward. Proceedings of the 17th International Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems, 2085–2087.

Foerster, J., Farquhar, G., Afouras, T., Nardelli, N., & Whiteson, S. (2018). Counterfactual multi-agent policy gradients. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 32(1), 2974–2982. https://doi.org/10.1609/aaai.v32i1.11794

Gerkey, B. P., & Matarić, M. J. (2004). A formal analysis and taxonomy of task allocation in multi-robot systems. The International Journal of Robotics Research, 23(9), 939–954. https://doi.org/10.1177/0278364904045564

Jiang, J., & Lu, Z. (2018). Learning attentional communication for multi-agent cooperation. Advances in Neural Information Processing Systems, 31, 7254–7264.

Qodirov, S. R. (2023). Ko‘p agentli intellektual tizimlarni ta’lim jarayoniga integratsiya qilishning pedagogik asoslari. Pedagogika va psixologiya ilmiy jurnali, 5(1), 88–96.

Tolipov, B. N. (2022). Robototexnika va sun’iy intellekt asoslarini o‘qitishda simulyatsion muhitlardan foydalanish metodikasi. Oliy ta’lim va innovatsiyalar jurnali, 3(4), 67–75.

Zhou, Z., Liu, G., & Tang, Y. (2023). Multi-agent reinforcement learning: Methods, applications, visionary prospects, and challenges. arXiv preprint. https://arxiv.org/abs/2305.10091