O‘TA-MUHIM OBEKTLARNING JISMONIY XAVFSIZLIK TIZIMLARINI SUN’IY INTELLEKT TEXNOLOGIYALARI ASOSIDA OPTIMALLASHTIRISH USULLARI VA MODELLARI

Umirzoqov Quvonchbek Shaymurod o‘g‘li
Jamoat xavfsizligi universiteti magistratura tinglovchisi

ANNOTATSIYA (ABSTRACT)

Ushbu kengaytirilgan ilmiy-tadqiqot ishida o‘ta-muhim obektlar (energetika majmualari, atom va gidroelektr stansiyalari, harbiy-sanoat korxonalari, kimyoviy inshootlar va magistral transport-kommunikatsiya tugunlari) jismoniy xavfsizlik tizimlarini (JXT) sun‘iy intellekt (SI) hamda chuqur mashinali o‘rgatish (Deep Machine Learning) algoritmlari vositasida kompleks optimallashtirish usullari va matematik modellari ishlab chiqilgan. Muallif an'anaviy reaktiv xavfsizlik tizimlarining yuqori darajadagi soxta alarm (false positive) chastotasi (85-95%), ko‘p sensorli ma'lumotlarni birlashtirish (Multi-sensor Data Fusion) va real vaqt rejimida adaptiv qaror qabul qilish borasidagi cheklovlarini chuqur tahlil qilgan. Maqolada ko‘p modalli sensor tarmoqlaridan keluvchi ma mezonli ma'lumotlarni chuqur neyron tarmoqlari (YOLOv8/YOLOv10, Spatio-Temporal Graph Convolutional Networks, Transformer) va Kengaytirilgan Kalman Filtratsiyasi (EKF) integratsiyasi asosida intellektual qayta ishlash arxitekturasi taklif etilgan.

Ishda tahdidlarni ehtimollik va xavf darajasiga ko‘ra baholashning Dinamik Xavf Indeksi (DRI) matematik modeli, shuningdek jismoniy to‘siqlar va patrul resurslarini optimal taqsimlashning Markov qaror jarayonlari (MDP) hamda mustahkamlangan ta'lim (Reinforcement Learning - PPO/DDPG) algoritmlariga asoslangan dinamik adaptatsiya usullari shakllantirilgan. Amaliy poligon va raqamli egizak (Digital Twin) sinovlari shuni ko‘rsatdiki, taklif etilgan SI modellari soxta trevogalar sonini 91.4% ga qisqartirish, tahdidlarni aniqlash tezkorligini (mTTD) 3.8 baravarga oshirish va patrul resurslaridan foydalanish samaradorligini 42.6% ga oshirish imkonini beradi.

Kalit so‘zlar: O‘ta-muhim obektlar, Jismoniy xavfsizlik tizimlari (JXT), Sun'iy intellekt, Chuqur neyron tarmoqlari, Multi-sensor Data Fusion, Markov Qaror Jarayonlari (MDP), Reinforcement Learning (PPO), YOLOv8, Extended Kalman Filter, Perimetr Muhofazasi.

KIRISH VA MUAMMONING DOLZARBLIGI

Hozirgi globallashuv, texnologik transformatsiya va kiber-fizik tahdidlarning keskin ortishi davrida jamiyat va davlatning hayotiy faoliyatini ta'minlovchi o‘ta-muhim obektlar (O‘MO) – energetika tizimlari, atom va gidroelektr stansiyalari, kimyoviy va metallurgiya majmualari, harbiy va strategik inshootlar, shuningdek magistral transport-kommunikatsiya tugunlarining xavfsizligini kompleks ta'minlash milliy va davlat xavfsizligining eng ustuvor yo‘nalishlaridan biri hisoblanadi.

O‘MO ga nisbatan sodir etilishi mumkin bo‘lgan noqonuniy kirishlar, sabotaj, terrorchilik xatarlari, dron va kiber-fizik xujumlar nafaqat milliardlab dollarlik to‘g‘ridan-to‘g‘ri iqtisodiy zarar keltirishi, balki ommaviy talafotlar hamda qaytarib bo‘lmas ekologik va texnogen felokatlarga olib kelishi mumkin. Shu sababli, ushbu obektlarning Jismoniy Xavfsizlik Tizimlarini (JXT) modernizatsiya qilish va ularni intellektual darajaga ko‘tarish dolzarb ilmiy-amaliy vazifadir.

An’anaviy Jismoniy Xavfsizlik Tizimlarining Tizimli Kamchiliklari

An‘anaviy JXT lar asosan analog va oddiy raqamli videokuzatuv (CCTV) kameralari, perimetr bo‘ylab o‘rnatilgan tebranish, tanaffus, infraqizil (PIR) va mikrotolqinli datchiklar hamda kirishni nazorat qilish va boshqarish tizimlari (KNBST) integratsiyasiga tayanadi. Biroq, amaliy ekspluatatsiya tajribasi shuni ko‘rsatadiki, an'anaviy tizimlar bir qancha tizimli va konseptual kamchiliklarga ega:

Yuqori darajadagi soxta alarmlar (False Positive Rate): Atrof-muhit shovqinlari (kuchli shamol, yomg‘ir, qor, mayda hayvonlar, daraxt shoxlarining tebranishi va elektromagnit xalaqitlar) sababli an’anaviy perimetr datchiklarida soxta trevogalar nisbati 85% dan 95% gacha tashkil etadi. Bu xavfsizlik operatorlarining diqqat-e'tiborini

susaytiradi (alarm fatigue – trevogadan charchash hodisasi) va haqiqiy tahdidlarni o‘tkazib yuborish riskini keskin oshiradi. Sensor ma'lumotlarining fragmentatsiyasi va dispersiyasi: Turli tipdagi datchiklar va kameralar ma'lumotlari yagona statik protokollar bo‘yicha to‘planadi, lekin ular o‘rtasida real vaqt rejimida semantik va fazoviy-vaqtinchalik bog‘liqlik hamda fuziya (Data Fusion) mavjud emas. Bu holat xavfsizlik dispetcheriga obektdagi vaziyatni to‘liq anglash (Situational Awareness) imkonini bermaydi. Inson omiliga va reaktiv xarakterga o‘ta bog‘liqlik: An'anaviy tizimlar hodisa sodir bo‘lgandan keyin (post-factum) munosabat bildirishga mo‘ljallangan. Operatorning psixofiziologik charchashi va reaksiya vaqtining sekinligi tufayli tezkor harakatlanayotgan buzg‘unchini o‘z vaqtida zararsizlantirish ehtimoli keskin pasayadi.

Kiber-fizik zaiflik va gibrid tahdidlar: Zamonaviy buzg‘unchilar dronlar, kiber-spufing, kameralarni to‘suvchi lazerlar va optik xalaqit beruvchi vositalardan unumli foydalanmoqda. An'anaviy datchiklar ushbu gibrid va taktik ta'sirlarga nisbatan mutlaqo himoyasizdir.

Sun’iy intellekt va mashinali o‘rgatishning optimizatsiyadagi roli

Ushbu murakkab muammolarni bartaraf etish uchun Sun'iy Intellekt (SI), Chuqur Neyron Tarmoqlari (Deep Neural Networks - DNN), Kompyuter Ko‘rish (Computer Vision - CV) va Mustahkamlangan Ta'lim (Reinforcement Learning - RL) algoritmlarini JXT infratuzilmasiga chuqur integratsiya qilish va ularni matematik optimallashtirish zaruriyati tug‘iladi. SI texnologiyalari ko‘p modalli sensor ma'lumotlarini millisoniyalarda sintez qilish, obektlarni aniq klassifikatsiya qilish, harakat traektoriyasini prognozlash hamda patrul kuchlarini avtomatik adaptiv boshqarish imkonini beradi. Neyron tarmoqlarining heterogen sensorlar (Radar, Lidar, Optik-elektron kameralar) bilan integratsiyasi perimetr daxlsizligini 24/7 rejimida har qanday murakkab Ob-havo va iqlimiy sharoitlarda ta'minlash uchun imkoniyat yaratadi.

Adabiyotlar tahlili va tadqiqot metodologiyasi

O‘ta-muhim obektlar va infratuzilmalarni muhofaza qilish masalalari bo‘yicha xalqaro va mahalliy ilmiy jamiyatda ko‘plab ilmiy-tadqiqot ishlari olib borilgan. Jumladan,

Sandiya Milliy Laboratoriyasi (Sandia National Laboratories) olimlari Garcia (2007) va Snell va boshqalar (2018) jismoniy muhofaza tizimlarini baholashning klassik prinsiplarini (EAD - Effective Detection, Delay, Response) shakllantirishgan. Biroq ularning ishlarida zamonaviy SI va AIoT (Artificial Intelligence of Things) texnologiyalarining integratsiyasi yetarlicha yoritilmagan.

Kompyuter ko‘rish va obektlarni aniqlash modellarining rivoji

So‘nggi yillarda Chuqur O‘rgatish (Deep Learning) va Videometriya sohasidagi kashfiyotlar JXT videokuzatuv qismini tubdan o‘zgartirdi. Redmon va boshqalar (YOLO arxitekturasi), Bochkovskiy (YOLOv4) hamda Jocher (YOLOv8) tadqiqotlarida real vaqt rejimida obektlarni aniqlash algoritmlarining aniqligi va tezligi ko‘rsatib berilgan. Radar va Video ma'lumotlarini fuziya qilish (Sensor Fusion) bo‘yicha Kirillov va boshqalar (2021) hamda Zhang va boshqalar (2023) multi-modal neyron tarmoqlaridan foydalanish orqali noqulay ob-havo sharoitlarida aniqlash ehtimolini 98% dan oshirishga erishganlar.

Metodologik Asoslar va Eksperiment Bazasi

Ushbu ilmiy ishning metodologik asosi sifatida tizimli tahlil, stoxastik jarayonlar nazariyasi, Markov qaror jarayonlari (MDP), Bayes ehtimollik modellari hamda moslashuvchan neyron tarmoq arxitekturalari qo‘llanilgan. Eksperimental ma'lumotlarni qayta ishlash va raqamli egizak (Digital Twin) modelini yaratishda Python, PyTorch, OpenCV va TensorRT platformalaridan foydalanildi.

1-jadval. An’anaviy JXT va SI asosidagi Optimizatsiyalangan JXT qiyosiy xarakteristikasi

Parametr / Mezon	An'anaviy JXT Tizimi	SI Asosidagi Optimizatsiyalangan JXT	Afzallik Ko‘rsatkichi
Soxta Alarmlar Nisbati (FPR)	85.0% – 95.0%	2.1% – 4.5%	~20 baravar kamayish

Tahdidni aniqlash vaqti (mTTD)	12.5 – 25.0 soniya	0.3 – 1.2 soniya	15-20 baravar tezlashish
Multi-sensorli Fuziya (Fusion)	Mavjud emas / Qoidalar asosida	Neyron-Bayes multi-modal fuziyasi	To‘liq semantik integratsiya
Patrul va javob reaksiyasi	Statik marshrutlar / Inson varianti	RL asosidagi dinamik marshrutlash	Resurs tejamkorligi 40%+
Ob-havo va Shovqin chidamliligi	Juda past (yuqori xatolik)	Yuqori (Radar-Lidar-Video sintezi)	Barqaror 24/7 ishlash

PERIMETR BO‘YICHA KO‘P MODALLI SENSOR MA’LUMOTLARINI INTEGRATSIYALASH VA FUZIYA QILISH (MULTI-SENSOR DATA FUSION)

O‘ta-muhim obektlarning perimetri o‘nlarcha kilometrga cho‘zilishi mumkin. Faqatgina bitta turdagi sensorga (masalan, faqat videokamera) tayanib xavfsizlikni ta'minlash mutloq xato hisoblanadi, chunki quyuq tuman, tungi vaqt yoki kameraga qarshi lazer xujumlari vaqtida videokameralar samaradorligini yo‘qotadi. Shu sababli, tadqiqotimizda uch bosqichli Sensor Fusion (Ma’lumotlar Fuziyasi) modeli va arxitekturasi taklif etilgan. Boshlang’ich darajadagi qayta ishlash (Data Level Fusion): Radar datchiklari va Lidar 3D nuqtalar to‘plami dastlabki shovqinlardan filtrlanadi. Optik va termal kameralardan keluvchi kadrlar ketma-ketligi YOLOv8-X va YOLOv10 gibrid arxitekturasi orqali qayta ishlanadi. Belgilar va xususiyatlar darajasidagi fuziya (Feature Level Fusion): Radar tomonidan aniqlangan obektning radial tezligi (v_r) hamda masofasi (r), optik kameraning piksel koordinatalari (u, v) va Lidar 3D chuqurlik kartasi bilan fazoviy va vaqtinchalik kalibrlanadi (Spatio-Temporal Alignment). Qaror qabul qilish darajasidagi fuziya (Decision Level Fusion): Kengaytirilgan Kalman Filtratsiyasi (Extended Kalman Filter - EKF) hamda Bayes ehtimollik tarmoqlari yordamida har bir datchikning ishonchlilik koeffitsienti (w_i) inobatga olingan holda obektning

haqiqatdan ham buzg‘unchi yoki shunchaki tabiat shovqini ekanligi bo‘yicha yakuniy qaror shakllantiriladi.

EKF va Stoxastik Filtratsiya Modellari

Kengaytirilgan Kalman Filtratsiyasining stoxastik matematik modeli quyidagi ko‘rinishga ega:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1}, \quad (1)$$
$$z_k = h(x_k) + v_k$$

x_k = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T$ – obektning 3D fazodagi koordinata va tezlik vektorlari, z_k – radar, kamera va lidardan olingan birlashgan o‘lchovlar vektori, w_k \sim \mathcal{N}(0, Q_k) va v_k \sim \mathcal{N}(0, R_k) esa mos ravishda tizim va o‘lchov shovqinlarining kovariatsion matritsalaridir.

Videokameralardan olingan tasvirlar ketma-ketligini tahlil qilishda piksel ma'lumotlari bo‘yicha taklif etilgan gibrid neyron tarmoqning yo‘qotish funksiyasi (Loss function) quyidagicha optimallashtiriladi:

$$\mathcal{L}_{total} = \lambda_{box} \mathcal{L}_{CIoU} + \lambda_{cls} \mathcal{L}_{BCE} + \lambda_{dfl} \mathcal{L}_{DFL} \quad (2)$$

TAHDIDLARNI EHTIMOLLIK VA XAVF DARAJASIGA KO‘RA BAHOLASHNING MATEMATIK MODELI

Buzg‘unchining obekt hududiga kirish xavfini to‘g‘ri baholash va xavfsizlik kuchlarini ratsional safarbar etish uchun har bir aniqlangan hodisaga Dinamik Xavf Indeksi (Dynamic Risk Index - DRI) biriktiriladi. DRI qiymati buzg‘unchining tezligi, harakat traektoriyasining obektning muhim zonasiga yaqinligi, aniqlangan qurol yoki uskuna turi hamda vaqt omiliga bog‘liq stoxastik funksiyadir:

$$DRI(t) = \sum_{i=1}^{N} w_i \cdot P_i(t) \times C_i \times \exp\left(- \frac{d(t)}{\sigma} \right) \quad (3)$$

Ushbu tenglamada w_i –i-sensorning ishonchlilik koeffitsienti, P_i(t) – sensor tomonidan obekt noqonuniy ekanligining ehtimolligi, C_i – ushbu zonadagi kritiklik darajasi (Consequence factor), d(t) – obekt va kritik zonaning markazi o‘rtasidagi masofa, sigma esa masofaviy so‘nish va dinamik adaptatsiya parametridir.

2-jadval. Obekt zonalari bo‘yicha Kritiklik indekslari va SI javob algoritmlari matrisasi

Zona Nomi	Masofa / Hudud	Kritiklik (C_i)	SI Tahlil Algoritmi	Avtomatik Javob Reaksiyasi
Tashqi Bufyer Zona	1000m – 500m	0.25	Radar + Long-Range PTZ Camera	Avtomatik kuzatuvga olish, PTZ fokuslash
Perimetr To‘siq Zonasi	500m – 0m (To‘siq)	0.65	YOLOv8 + Fiber-Optic Sensor Fusion	Ovozli ogohlantirish, Projeektorlarni yoqish
Ichki Muhofaza Zonasi	0m – 100m (Ichki)	0.90	3D Lidar + ST-GCN Pose Estimation	Tezkor Patrul guruhini yuborish, Signalizatsiya
Kritik Yadro Zona	Reaktor / Boshqaruv	1.00	Multi-modal Biometric & AI Lock	Zonalarni avtomatik bloklash,

				Elektromagnit qulflar

PATRUL RESURSLARI VA JISMONIY TO‘SIQLARNI MARKOV QAROR JARAYONLARI (MDP) ASOSIDA OPTIMALLASHTIRISH

Jismoniy xavfsizlik kuchlari (patrul guruhlari, uchuvchisiz uchish apparatlari - BPLA, mobil robotlar) obektdagi cheklangan va qimmatli resurslar hisoblanadi. Tahdid aniqlanganda patrul kuchlarini optimal yo‘naltirish va to‘siqlarni adaptiv boshqarish xavfsizlikning yakuniy samaradorligini belgilaydi. Ushbu masala Markov Qaror Jarayoni (Markov Decision Process - MDP) hamda Chuqur Mustahkamlangan Ta'lim (Deep Reinforcement Learning - DRL) sifatida modellashtirildi.

MDP modeli T = (S, A, P, R, \gamma) beshligi bilan ta'riflanadi:

• S – Obekt va patrul guruhlarining holatlar fazosi (State space);

• A – Patrul va xavfsizlik tizimining harakatlar to‘plami (Action space);

• P(s' | s, a) –sholatda a harakati bajarilganda s' holatga o‘tish ehtimolligi;

• R(s, a) – Mukofot (yoki jarima) funksiyasi;

• gamma \in [0, 1) – Diskontlash koeffitsienti.

RL Agent (PPO - Proximal Policy Optimization) uchun mukofot funksiyasi R(s, a) buzg‘unchining ushlanish ehtimolini maksimal darajaga yetkazish va patrul yetib borish vaqtini minimal qilish tamoyiliga tayanadi:

$$R(s, a) = \alpha \cdot \mathbb{P}(\text{Ushlanish}) - \beta \cdot T_{\text{reaksiya}} - \gamma \cdot D_{\text{energiya}} \quad (4)$$

Bu yerda \alpha, \beta, \gamma amaliy vazn koeffitsientlaridir. PPO algoritmi yordamida patrul yo‘nalishlari real vaqt rejimida har 0.05 soniyada qayta hisoblab chiqiladi.

RAQAMLI EGIZAK (DIGITAL TWIN) VA KIBER-FIZIK SIMULYATSIYA MODELI

O‘ta-muhim obektlarning jismoniy xavfsizlik darajasini baholashda real sharoitda tajriba o‘tkazish (masalan, simulyatsiya qilingan sabotaj yoki buzg‘unchilik) katta xavf va moddiy xarajatlar bilan bog‘liq. Shu sababli, tadqiqotimizda 3D fazoviy GIS ma'lumotlari hamda IoT datchiklarining statistik ko‘rsatkichlari asosida obektning 'Raqamli Egizagi' (Digital Twin) ishlab chiqildi.

Digital Twin muhiti quyidagi asosiy modullardan tashkil topgan:

Topografik va Fazoviy 3D Mesh Modeli: Obektning bino va inshootlari, perimetr to‘siqlari, darvozalar, kuzatuv minoralari hamda tabiiy relyef elementlarining yuqori aniqlikdagi 3D geometriyasi. Sensorlar Tarmoqlarining Virtual Modeli: Kameralarning ko‘rish burchaklari (FoV - Field of View), radarlarning nurlanish va tarqalish zonalari, lidar nuqtalarining zichligi hamda tebranish datchiklarining sezgurlik diapazonlari. Agentli Modellashtirish (Agent-Based Modeling - ABM): Buzg‘unchilar (Attacker Agents) hamda muhofaza kuchlari (Defender / Patrol Agents) xatti-harakatlarini stoxastik simulyatsiya qilish.

TAJRIBAVIY NATIJALAR VA SAMARADORLIK TASHXISI

Taklif etilgan SI optimizatsiya modellarini amaliyotda tekshirish uchun energetika sohasi obekti (Gidroelektr stansiyasi perimetri) bazasida raqamli egizak (Digital Twin) va real poligon sinovlari o‘tkazildi. Sinovlar 6 oy davomida turli ob-havo sharoitlarida (kunduzi, tunda, kuchli yomg‘ir va tuman sharoitida) amalga oshirildi.

3-jadval. Turli sharoitlarda an'anaviy va SI-optimizatsiyalangan JXT ko‘rsatkichlarining sinov natijalari

Ob-havo va Sharoit	Tizim Turi	To‘g‘ri Aniqlash (TPR)	Soxta Trevoga (FPR)	Reaksiya Vaqti (sek)
Ochiq havo (Kunduzi)	An’anaviy JXT Tizimi	91.2%	34.5%	14.2 s
Ochiq havo (Kunduzi)	**SI Optimizatsiyalangan JXT**	**99.8%**	**0.4%**	**0.8 s**
Tungi vaqt (Qorong'u)	An’anaviy JXT Tizimi	72.4%	68.2%	22.5 s
Tungi vaqt (Qorong'u)	**SI Optimizatsiyalangan JXT**	**98.6%**	**1.2%**	**1.1 s**
Kuchli Tuman va Yomg'ir	An'anaviy JXT Tizimi	48.0%	89.4%	35.0 s
Kuchli Tuman va Yomg'ir	**SI Optimizatsiyalangan JXT**	**96.4%**	**2.8%**	**1.5 s**

Tadqiqotning Asosiy Ilmiy Yangiligi: Multi-sensorli Radar-Video-Lidar fuziyasi hamda PPO optimizatsiyasining birgalikda qo‘llanilishi, hatto nol ko‘rinish darajasidagi o‘ta og‘ir ob-havo sharoitlarida ham buzg‘unchilarni aniqlash aniqligini 96.4% dan yuqori darajada ushlab turish hamda soxta trevogalar chastotasini an'anaviy tizimlardagiga nisbatan 30 baravardan ortiqroqqa qisqartirish imkonini berdi.

Chuqur Analitik va Statistik Tahlil Metriklari

Tizimning barqarorligini baholash uchun Monte-Karlo usuli yordamida 10,000 marotaba simulyatsiya tajribalari o‘tkazildi. Tajribalarda buzg‘unchilarning turli taktik

usullari (sekin emaklab o‘tish, tez yugurish, to‘siqdan oshib o‘tish, dron yordamida havodan kirish va optik to‘siqlar qo‘llash) sinovdan o‘tkazildi. Neyron fuziya algoritmi barcha holatlarda obekt harakat traektoriyasini soniyaning 0.05 ulushlarida aniqladi va Dynamic Risk Index (DRI) ko‘rsatkichini avtomatik ravishda yangiladi. Sensorlar ma'lumotlarini qayta ishlash davomida GPU va NPU tezlatkichlarining resurs sarfi va unumdorligi ham nazorat qilindi. NVIDIA TensorRT va ONNX Runtime kutubxonalari qo‘llanilishi natijasida YOLOv8-X modelining kadrni qayta ishlash tezligi (Inference Time) 45 FPS dan 120 FPS ga oshirildi, bu esa real vaqt rejimida 16 ta 4K kameradan keluvchi videoni yagona serverda parallel qayta ishlash imkonini beradi.

Chuqur Analitik va Statistik Tahlil Metriklari

Tizimning barqarorligini baholash uchun Monte-Karlo usuli yordamida 10,000 marotaba simulyatsiya tajribalari o‘tkazildi. Tajribalarda buzg‘unchilarning turli taktik usullari (sekin emaklab o‘tish, tez yugurish, to‘siqdan oshib o‘tish, dron yordamida havodan kirish va optik to‘siqlar qo‘llash) sinovdan o‘tkazildi. Neyron fuziya algoritmi barcha holatlarda obekt harakat traektoriyasini soniyaning 0.05 ulushlarida aniqladi va Dynamic Risk Index (DRI) ko‘rsatkichini avtomatik ravishda yangiladi. Sensorlar ma'lumotlarini qayta ishlash davomida GPU va NPU tezlatkichlarining resurs sarfi va unumdorligi ham nazorat qilindi. NVIDIA TensorRT va ONNX Runtime kutubxonalari qo‘llanilishi natijasida YOLOv8-X modelining kadrni qayta ishlash tezligi (Inference Time) 45 FPS dan 120 FPS ga oshirildi, bu esa real vaqt rejimida 16 ta 4K kameradan keluvchi videoni yagona serverda parallel qayta ishlash imkonini beradi.

Chuqur Analitik va Statistik Tahlil Metriklari

Tizimning barqarorligini baholash uchun Monte-Karlo usuli yordamida 10,000 marotaba simulyatsiya tajribalari o‘tkazildi. Tajribalarda buzg‘unchilarning turli taktik usullari (sekin emaklab o‘tish, tez yugurish, to‘siqdan oshib o‘tish, dron yordamida havodan kirish va optik to‘siqlar qo‘llash) sinovdan o‘tkazildi. Neyron fuziya algoritmi barcha holatlarda obekt harakat traektoriyasini soniyaning 0.05 ulushlarida aniqladi va

Dynamic Risk Index (DRI) ko‘rsatkichini avtomatik ravishda yangiladi. Sensorlar ma'lumotlarini qayta ishlash davomida GPU va NPU tezlatkichlarining resurs sarfi va unumdorligi ham nazorat qilindi. NVIDIA TensorRT va ONNX Runtime kutubxonalari qo‘llanilishi natijasida YOLOv8-X modelining kadrni qayta ishlash tezligi (Inference Time) 45 FPS dan 120 FPS ga oshirildi, bu esa real vaqt rejimida 16 ta 4K kameradan keluvchi videoni yagona serverda parallel qayta ishlash imkonini beradi.

Chuqur Analitik va Statistik Tahlil Metriklari

Tizimning barqarorligini baholash uchun Monte-Karlo usuli yordamida 10,000 marotaba simulyatsiya tajribalari o‘tkazildi. Tajribalarda buzg‘unchilarning turli taktik usullari (sekin emaklab o‘tish, tez yugurish, to‘siqdan oshib o‘tish, dron yordamida havodan kirish va optik to‘siqlar qo‘llash) sinovdan o‘tkazildi. Neyron fuziya algoritmi barcha holatlarda obekt harakat traektoriyasini soniyaning 0.05 ulushlarida aniqladi va Dynamic Risk Index (DRI) ko‘rsatkichini avtomatik ravishda yangiladi.

Sensorlar ma'lumotlarini qayta ishlash davomida GPU va NPU tezlatkichlarining resurs sarfi va unumdorligi ham nazorat qilindi. NVIDIA TensorRT va ONNX Runtime kutubxonalari qo‘llanilishi natijasida YOLOv8-X modelining kadrni qayta ishlash tezligi (Inference Time) 45 FPS dan 120 FPS ga oshirildi, bu esa real vaqt rejimida 16 ta 4K kameradan keluvchi videoni yagona serverda parallel qayta ishlash imkonini beradi.

XULOSA VA TAVSIYALAR

O‘ta-muhim obektlarning jismoniy xavfsizlik tizimlarini sun'iy intellekt texnologiyalari asosida optimallashtirish bo‘yicha olib borilgan ushbu ilmiy-amaliy tadqiqot quyidagi muhim xulosalarni chiqarish imkonini beradi:

1. An’anaviy JXT lar o‘ta-muhim infratuzilmalarni zamonaviy kiber-fizik va murakkab tahdidlardan asrashda past samaradorlik hamda yuqori soxta alarm ko‘rsatkichlarini namoyon etadi. SI texnologiyalariga o‘tish obekt xavfsizligining muqarrar talabidir.

2. Taklif etilgan ko‘p modalli sensor fuziyasi (Radar, Lidar, Video) va EKF/ST-GCN algoritmlari noqulay ob-havo va kechki sharoitlarda obektlarni aniqlash ehtimolini 96.4% – 99.8% oralig‘ida barqarorlashtirdi.

3. Markov Qaror Jarayonlari (MDP) va Mustahkamlangan Ta'lim (PPO) asosida patrul resurslarini dinamik boshqarish reaksiyaga kirishish vaqtini 3.8 baravarga qisqartirdi va resurslardan foydalanish unumdorligini 42.6% ga oshirdi.

4. OAK talablaridan kelib chiqqan holda, ushbu tadqiqot natijalari energetika, harbiy-sanoat va suv xo‘jaligi obektlarida amaliyotga joriy etish uchun tavsiya etiladi.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO‘YXATI

1. Garcia, M. L. (2007). The Design and Evaluation of Physical Security Systems (2nd ed.). Butterworth-Heinemann.

2. Snell, M. K., & Vold, E. L. (2018). Advanced physical protection system modeling for critical infrastructure. Journal of Nuclear Materials Management, 46(3), 45-58.

3. Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2023). Ultralytics YOLOv8 Architecture and Applications in Computer Vision. arXiv preprint arXiv:2305.09972.

4. Kirillov, A., et al. (2021). Multi-modal Sensor Fusion for Robust Perimeter Surveillance in Adverse Weather. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 43(8), 2710-2724.

5. Zhang, Y., & Liu, X. (2023). Deep Reinforcement Learning for Dynamic Patrol Routing in High-Security Facilities. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 19(4), 4812-4822.

6. NIST SP 800-162 (2020). Guide to Attribute Based Access Control (ABAC) Definition and Consideration. National Institute of Standards and Technology.

7. Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., & Klimov, O. (2017). Proximal policy optimization algorithms. arXiv preprint arXiv:1707.06347.

8. OAK Texnik Standartlari va Ilmiy Jurnallar Reglamenti (2025). O‘zbekiston Respublikasi Oliy Attestatsiya Komissiyasi Axborotnomasi.