

AVTONOM KO‘P QATLAMLI IoT TIZIMLARIDA ENERGIYA HOLATI VA NOSOZLIK XAVFIGA MOS O‘Z-O‘ZINI DIAGNOSTIKALASH USULI

E.S. Babadjanov¹, O.K. Ataboyev¹, M. N. Jumaniyozov^{1*}

¹Nukus davlat texnika universiteti, Nukus, O‘zbekiston

E-mail: elmurbes@gmail.com, muzrobjumaniyozov653@gmail.com

Annotatsiya. Avtonom ko‘p qatlamli buyumlar interneti tizimlarida energiya’ni tejash maqsadida namuna olish, mahalliy hisoblash va ma’lumot uzatish intensivligini pasaytirish nosozliklarni o‘z vaqtida aniqlash imkoniyatini yomonlashtiradi. Maqolada sensor, edge va aloqa qatlamlari holatini yagona xavf ko‘rsatkichida birlashtiruvchi hamda diagnostika intensivligini batareya holati va anomaliya xavfiga qarab uch rejimda boshqaruvchi energiya–xavfga mos adaptiv usul taklif etilgan. Usul yopiq konturda kuzatish, xavfni baholash, rejim tanlash, xavfsiz tiklash va natijani tekshirish bosqichlarini bajaradi. 30 kunlik 100 ta Monte-Karlo imitatsiyasida adaptiv usul doimiy muvozanat rejimiga nisbatan energiya sarfini 56,2 % kamaytirdi; nosozlik epizodlarini aniqlash koeffitsiyenti 0,697 bo‘lib, doimiy muvozanat rejimidagi 0,709 qiymatga yaqin saqlandi. Natijalar apparat tajribasi emas, takrorlanuvchi imitatsion baholash bo‘lib, kelgusida edge prototipda tekshirilishi lozim.

Kalit so‘zlar: buyumlar interneti, edge hisoblash, energiya tejamkorlik, adaptiv namuna olish, anomaliya’ni aniqlash, o‘z-o‘zini diagnostikalash, TinyML, MQTT.

Аннотация. Для автономных многоуровневых систем Интернета вещей предложен энерго-рисковый адаптивный метод самодиагностики, который объединяет состояние сенсорного, граничного и коммуникационного уровней и переключает интенсивность мониторинга между экономичным, сбалансированным и интенсивным режимами. В 100 имитационных прогонах продолжительностью 30 суток метод снизил энергозатраты на 56,2 % относительно фиксированного сбалансированного режима при близком коэффициенте обнаружения эпизодов отказа. Полученные значения относятся

к воспроизводимому моделированию и не подменяют аппаратную верификацию.

Ключевые слова: Интернет вещей, граничные вычисления, энергоэффективность, адаптивная дискретизация, обнаружение аномалий, самодиагностика.

Abstract. An energy–risk adaptive self-diagnosis method is proposed for autonomous multilayer Internet of Things systems. It fuses sensor-, edge-, and communication-layer evidence into a risk score and switches monitoring among low-power, balanced, and intensive modes according to anomaly risk and battery state. Across 100 Monte Carlo runs of 30 simulated days, the method reduced energy consumption by 56,2% relative to a fixed balanced policy while retaining a comparable fault-episode recall (0,697 versus 0,709). The reported values are reproducible simulation results and require subsequent hardware validation.

Keywords: Internet of Things, edge computing, energy efficiency, adaptive sampling, anomaly detection, self-diagnosis, TinyML, MQTT.

1. Kirish

Bugungi kunda uzoq hududlarda joylashgan telekommunikatsiya obyektlari, energetik qurilmalar, ekologik monitoring va qishloq xo‘jaligi obyektlaridan ma’lumotlarni uzluksiz yig‘ish, qayta ishlash va uzatishga bo‘lgan talab yil sayin ortib bormoqda. Bunday obyektlarni doimiy ravishda inson ishtirokida nazorat qilish qiyin bo‘lganligi sababli, **ma’lumotlarni avtomatik ravishda yig‘ish, qayta ishlash va uzoq masofadan uzatish uchun** Internet of Things (IoT) texnologiyalaridan foydalanish muhim ahamiyat kasb etadi. Bunday tizimlarda IoT tugunlari sensorlar yordamida kerakli ma’lumotlarni yig‘adi, ularni qayta ishlaydi, qurilmaning texnik holatini nazorat qiladi va zarur ma’lumotlarni radioaloqa orqali monitoring markaziga uzatadi. Chekka hududlarda joylashgan bunday tugunlar uzoq vaqt davomida inson ishtirokisiz avtonom ishlashi kerak. Biroq sensorlardan ma’lumot olish, hisoblash

jarayonlarini bajarish, diagnostika qilish va ma'lumotlarni uzatish ko'proq energiya sarfini talab qiladi.

Energiya sarfini va aloqa kanaliga tushadigan yuklamani kamaytirish usullaridan biri – bu hisoblash jarayonlarining bir qismini ma'lumot hosil bo'layotgan joyga yaqin, ya'ni chekka hisoblash qatlamida (edge computing) bajarishdir [1–3]. Bunda barcha **dastlabki** ma'lumotlarni uzoqdagi serverga uzatish zarurati kamayadi va tizimning javob berish tezligi oshadi. Shunga qaramay, IoT tugunining texnik holatini tez-tez va batafsil diagnostika qilish qo'shimcha energiya sarfini talab qiladi. Aksincha, batareya energiyasini tejash maqsadida diagnostika juda kam bajarilsa, qisqa muddatli yoki asta-sekin rivojlanayotgan nosozliklar o'z vaqtida aniqlanmay qolishi mumkin. Shu sababli avtonom IoT tugunlarida energiya sarfi bilan diagnostika ishonchliligi o'rtasidagi muvozanatni ta'minlash muhim masala hisoblanadi.

Shu sababli IoT qurilmalaridagi ma'lumotlarni shu joyning o'zida qayta ishlash uchun TinyML texnologiyasidan foydalanish maqsadga muvofiqdir. TinyML texnologiyasi kam quvvatli mikrokontrollerlarda ham mashinaviy o'rganish modellarini ishlatish imkonini beradi. Bu texnologiya yordamida sensorlardan olingan ma'lumotlar qurilmaning o'zida tahlil qilinadi va uning ishlashida yuzaga kelishi mumkin bo'lgan nosozliklar aniqlanadi [4–6]. Natijada sensorlardan olingan barcha dastlabki ma'lumotlarni bulutli serverga doimiy ravishda uzatishga ehtiyoj kamayadi. Biroq ma'lumotlarni tez-tez tahlil qilish va diagnostika jarayonlarini doimiy bajarish ham ortiqcha batareya energiyasini sarflaydi. Shu sababli qurilmani har doim bir xil tezlikda tekshirish maqsadga muvofiq emas. Agar qurilma normal ishlayotgan bo'lsa, diagnostikani kamroq bajarib energiya'ni tejash mumkin. Nosozlik belgilari paydo bo'lganda esa diagnostikani tezlashtirish va batafsilroq tekshiruv o'tkazish zarur. Demak, diagnostika jarayoni batareya'ning holati va nosozlik xavfiga qarab boshqarilishi kerak.

So'nggi yillarda olimlar tomonidan o'tkazilayotgan tadqiqotlarda IoT qurilmalarining energiya sarfini kamaytirish uchun turli usullar taklif qilingan. Jumladan, sensorlarning ma'lumot olish tezligini batareya holatiga qarab o'zgartirish [7, 8], quyosh energiyasi kabi tashqi manbalardan energiya yig'uvchi qurilmalarning

barqaror ishlashini ta'minlash [9, 10] hamda energiya va hisoblash imkoniyati cheklangan qurilmalarda bir nechta ko'rsatkichlarni birgalikda hisobga olgan holda energiya'ni boshqarish usullari o'rganilgan [11]. Bundan tashqari, qurilmalardagi nosozliklarni aniqlash va ularni oldindan baholash uchun statistik usullar, mashinaviy o'rganish algoritmlari hamda qurilmaning ishlash jarayonida yozib boriladigan ma'lumotlarni tahlil qilish usullari keng qo'llanilgan [12–15].

Mavjud tadqiqotlarda energiya'ni tejash va nosozliklarni aniqlash masalalari ko'pincha alohida o'rganilgan. Ya'ni ayrim usullar asosan energiya sarfini kamaytirishga, boshqalari esa qurilmadagi nosozliklarni aniqlashga qaratilgan. Biroq avtonom IoT tizimida bu ikki vazifani birgalikda hal qilish muhim. Tizim qurilmaning energiya holatini hisobga olgan holda diagnostikani qachon kuchaytirish yoki kamaytirishni belgilashi, nosozlik qaysi qatlamda yuzaga kelganini aniqlashi va aniqlangan holatga mos xavfsiz chorani tanlashi kerak. Shu sababli ushbu maqolada energiya sarfi va nosozlik xavfini birgalikda hisobga oladigan adaptiv o'z-o'zini diagnostikalash usulini ishlab chiqish masalasi ko'rib chiqiladi. Shu sababli mazkur maqolaning maqsadi — avtonom ko'p qatlamli IoT tugunida energiya sarfi va diagnostika jarayonini birgalikda boshqaruvchi adaptiv o'z-o'zini diagnostikalash usulini ishlab chiqish hamda uning samaradorligini kompyuterda o'tkazilgan tajribalar orqali baholashdan iborat.

Ushbu maqsadga erishish uchun dastlab avtonom IoT tugunining sensor, hisoblash, aloqa va energiya ta'minoti qismlaridan tashkil topgan modeli ishlab chiqiladi. So'ng qurilmaning energiya zaxirasi, texnik holati va aloqa sifatini baholash uchun kerakli ko'rsatkichlar aniqlanadi. Ushbu ko'rsatkichlar asosida diagnostika jarayoni boshqariladi, ya'ni qurilma normal ishlayotganida diagnostika kamaytiriladi, nosozlik xavfi oshganda esa kuchaytiriladi. Nosozlik aniqlanganda uning qayerda yuzaga kelgani aniqlanib, holatga mos xavfsiz chora tanlanadi. Yakunda taklif etilgan usulning energiya sarfi, nosozliklarni aniqlash darajasi, aniqlash uchun ketgan vaqt va yolg'on ogohlantirishlar soniga ta'siri kompyuterda o'tkazilgan tajribalar orqali baholanadi.

Maqolaning keyingi qismida tadqiqot obyekti va ko‘p qatlamli IoT tugunining matematik modeli ko‘rib chiqiladi. So‘ng taklif etilayotgan adaptiv o‘z-o‘zini diagnostikalash usuli va uning ishlash tartibi tushuntiriladi. Keyingi bo‘limda kompyuter tajribasi qanday sharoitda o‘tkazilgani, usul samaradorligi qaysi ko‘rsatkichlar asosida baholangani va natijalar qanday usullar bilan taqqoslangani bayon qilinadi. Yakunda olingan natijalar tahlil qilinib, taklif etilgan usulning afzalliklari, mavjud cheklovlari va amalda qo‘llash imkoniyatlari ko‘rib chiqiladi.

1.1. Mavjud yondashuvlar va tadqiqot bo‘shlig‘i

Ma’lumki, Chekka hisoblash (edge computing) sensorlardan olingan ma’lumotlarni qurilmaga yaqin joyda qayta ishlash imkonini beradi. Natijada barcha dastlabki ma’lumotlarni bulutli serverga uzatish zarurati kamayadi [1, 2]. Edge intellekti va TinyML bo‘yicha tadqiqotlarda ma’lumotlarni qayta ishlashda nafaqat modelning aniqligi, balki qurilmaning xotirasi, ishlash tezligi va energiya sarfini ham hisobga olish muhimligi ko‘rsatilgan [3–5]. MCUNet texnologiyasi esa model va mikrokontroller imkoniyatlarini birgalikda hisobga olish orqali resurslari cheklangan qurilmalarda murakkab modellarni ishlatish mumkinligini ko‘rsatgan [6]. Ushbu maqolada asosiy e’tibor modelning tuzilishiga emas, balki diagnostikani qachon boshlash, qachon kamaytirish va nosozlik xavfi oshganda qachon kuchaytirishga qaratilgan.

Giordano va hammualliflar [7] energiya yig‘uvchi IoT tugunlarida mavjud energiya miqdoriga qarab sensorlarning ma’lumot olish tezligini o‘zgartirish usulini taklif qilgan. Heo va hammualliflar [8] esa oldingi energiya sarfi va energiya holati haqidagi ma’lumotlardan foydalanib, sensorlarning ma’lumot olish tezligini avtomatik boshqarish usulini ishlab chiqqan. RLMan [10] tadqiqotida ham energiya sarfini boshqarishda qurilmaning barqaror ishlashi va xizmat sifatini saqlash kabi omillarni hisobga olingan. Ushbu tadqiqotlar energiyadan samarali foydalanishga qaratilgan. Biroq sensor, hisoblash va aloqa qismlarida yuzaga kelishi mumkin

bo‘lgan nosozliklarni birgalikda baholash, ularning xavf darajasiga qarab diagnostika rejimini tanlash masalasi yetarlicha o‘rganilmagan.

Mavjud yondashuvlarda uchta muhim muammo saqlanib qolmoqda. Birinchidan, batareya quvvati kamayganda diagnostikani avtomatik ravishda kamaytirish har doim ham to‘g‘ri bo‘lmaydi. Chunki aynan shu vaqtda jiddiy nosozlik yuzaga kelishi mumkin. Bunday holatda energiya’ni tejashdan ko‘ra nosozlikni o‘z vaqtida aniqlash muhimroq bo‘ladi. Ikkinchidan, sensorning noto‘g‘ri ishlashi, ma’lumotlarni qayta ishlashdagi xato yoki aloqa uzilishi natijasida tizimga ma’lumot kelmay qolishi mumkin. Shu sababli tizim faqat nosozlik mavjudligini aniqlamasdan, uning sensor, hisoblash yoki aloqa qismlaridan qaysi birida yuzaga kelganini ham aniqlashi kerak. Uchinchidan, nosozlikni aniqlashning o‘zi yetarli emas. Nosozlik aniqlangandan so‘ng tizim unga mos xavfsiz chorani bajarishi va undan keyin muammo bartaraf etilgan yoki etilmaganini qayta tekshirishi kerak.

2. Materiallar va usullar

2.1. Tadqiqot obyekti va tizim arxitekturasini

Taklif etilgan tizim besh qismdan tashkil topadi: sensor, edge tugun, aloqa, shlyuz va bulut/operator. Sensorlar obyekt haqidagi ma’lumotlarni yig‘adi. Edge tuguni esa bu ma’lumotlarni qurilmaning o‘zida tahlil qilib, nosozliklarni tezkor aniqlashga xizmat qiladi. Ko‘proq hisoblash talab qiladigan vazifalar, masalan, nosozlik sababini batafsil tahlil qilish yoki modelni yangilash, shlyuz yoki bulutli serverda bajariladi. Qurilmalar o‘rtasida ma’lumot almashish MQTT protokoli orqali amalga oshiriladi. Bunda har bir qurilmaning boshqa qurilma bilan to‘g‘ridan-to‘g‘ri bog‘lanishi talab qilinmaydi [16]. Tizim arxitekturasini ishlab chiqishda ISO/IEC 30141 standartida keltirilgan IoT tizimlarini qurish tamoyillari hisobga olingan [17].



Yopiq kontur: kuzatish → xavfni baholash → rejimini tanlash → tiklash harakati → natijani tekshirish

1-rasm. Taklif etilgan ko‘p qatlamli yopiq diagnostika konturi

2.2. Holat va xavf modeli

Tizim to‘g‘ri qaror qabul qilishi uchun IoT tugunining ayni paytdagi holatini baholash kerak. Buning uchun batareya quvvati, sensor va edge tugunning holati, aloqa sifati, qurilma yuklamasi hamda anomaliya darajasini ko‘rsatuvchi asosiy parametrlar birgalikda hisobga olinadi. Ushbu parametrlar matematik jihatdan bitta holat vektori orqali ifodalanadi. t -vaqtdagi holat vektori quyidagicha yoziladi:

$$x(t) = [E(t), Hs(t), He(t), C(t), L(t), A(t)],$$

bu yerda $E(t)$ — batareya’ning zaryad darajasi; $Hs(t)$ — sensorning ishlash holati; $He(t)$ — edge tugunning ishlash holati; $C(t)$ — aloqa sifati; $L(t)$ — qurilmaning hisoblash va tarmoq yuklamasi; $A(t)$ — tizimda anomaliya mavjudligini ifodalovchi umumiy ko‘rsatkich. Nosozlik belgilarini aniqlash uchun har bir qatlamda olingan haqiqiy qiymat uning kutilayotgan qiymati bilan solishtiriladi. Ular orasidagi farq $r_i(t)$ orqali ifodalanadi. Kutilayotgan qiymat EWMA usuli yoki sodda prognoz modeli yordamida aniqlanadi. Farq qanchalik katta bo‘lsa, ushbu qatlamda nosozlik yuz berish ehtimoli shunchalik yuqori deb baholanadi. Barcha qatlamlardan olingan ushbu ko‘rsatkichlar asosida tizimning umumiy xavf darajasi quyidagicha hisoblanadi:

$$R(t) = \sum w_i \cdot \min(1, |r_i(t)|/\tau_i) + w_q \cdot Q(t), \quad \sum w_i + w_q = 1,$$

Ushbu formula sensor, hisoblash va aloqa qismlarida aniqlangan o‘zgarishlarni birlashtirib, tizimning umumiy xavf darajasini $R(t)$ orqali ifodalaydi. $R(t)$ qiymati oshgan sari tizimda nosozlik yuz berish xavfi ham yuqori deb baholanadi. $Q(t)$ esa aloqa holatini baholaydi va bunda paketlarning yo‘qolishi, ma’lumotlarni qayta uzatish holatlari hamda signal sifati hisobga olinadi. Formuladagi w_i koeffitsiyentlari har bir qatlamdagi o‘zgarish umumiy xavf darajasiga qanchalik ta’sir qilishini belgilaydi. Masalan, tizim uchun jiddiyroq oqibatga olib kelishi mumkin bo‘lgan qatlamdagi nosozlikka kattaroq koeffitsiyent beriladi. Ushbu koeffitsiyentlarning

dastlabki qiymatlari xavfsizlik talablariga ko‘ra tanlanadi va keyinchalik tajriba natijalari asosida aniqlashtiriladi.

2.3. Uch rejimli diagnostika va rejimlar orasida barqaror o‘tish

1-jadval. Kompyuter tajribasida qo‘llanilgan diagnostika rejimlari

Rejim	Namuna davri	Mahalliy tahlil	Uzatish siyosati	Qo‘llash sharti
M0 tejamkor	10 min	EWMA va chegaraviy test	6 namunada bir paket	R past, energiya cheklangan
M1 muvozanat	3 min	Ko‘p belgili yengil klassifikator	4 namunada bir paket	R o‘rta yoki noaniq
M2 intensiv	1 min	Kengaytirilgan belgilar va sabab tekshiruvi	2 namunada bir paket	R yuqori, xavfli hodisa

Diagnostika rejimini tanlashda tizimning umumiy xavf darajasi $R(t)$ va batareya holati $E(t)$ hisobga olinadi. Xavf darajasi past bo‘lsa, energiya’ni tejoychi M0 rejimi, xavf oshganda M1 rejimi, yuqori xavf aniqlanganda esa kuchaytirilgan M2 rejimi tanlanadi. Rejimlarning kichik o‘zgarishlar yoki qisqa muddatli shovqin sababli tez-tez almashib ketmasligi uchun gisterezis qo‘llaniladi. Bunda yuqori rejimga o‘tish uchun $\theta \uparrow$, oldingi rejimga qaytish uchun esa undan kichikroq $\theta \downarrow$ chegara qiymati belgilanadi ($\theta \uparrow > \theta \downarrow$). Batareya quvvati juda kamayganda tizim energiya’ni tejoychi M0 rejimiga o‘tadi. Biroq nosozlik xavfi favqulodda darajaga yetsa, energiya’ni tejashdan ko‘ra xavfsizlikka ustunlik beriladi va diagnostika kuchaytiriladi.

Diagnostika rejimini tanlashda faqat energiya sarfi emas, balki aniqlash kechikishi, qurilma yuklamasi va nosozlikni o‘tkazib yuborish xavfi ham hisobga olinadi. Ushbu ko‘rsatkichlarni birgalikda baholash uchun quyidagi qaror funksiyasidan foydalaniladi:

$$J(m,t) = \lambda E \cdot \hat{E}(m,t) + \lambda D \cdot \hat{D}(m,t) + \lambda L \cdot \hat{L}(m,t) + \lambda R \cdot \hat{R}_{miss}(m,t),$$

bu yerda $\hat{E}$ — tanlangan rejimda sarflanadigan energiya; $\hat{D}$ — diagnostikadagi xato; $\hat{L}$ — nosozlikni aniqlash uchun ketadigan vaqt; $\hat{R}_{miss}$ — xavfli nosozlikni aniqlamay

qolish ehtimolini ifodalaydi. λ koeffitsiyentlari esa ushbu ko'rsatkichlarning qaror qabul qilishdagi ahamiyatini belgilaydi. Masalan, xavfsizlik muhim bo'lgan obyektlarda nosozlikni o'tkazib yubormaslik birinchi o'rinda turadi, shuning uchun λR ga kattaroq qiymat beriladi. Tizim mavjud diagnostika rejimlarini ushbu ko'rsatkichlar bo'yicha baholaydi va J qiymati eng kichik bo'lgan rejimni tanlaydi.

2.4. O'z-o'zini diagnostikalash va xavfsiz tiklash

Taklif etilgan algoritim olti bosqichda ishlaydi. Dastlab qurilmaning ishlash holati haqidagi ma'lumotlar (telemetriya), jumladan sensor ko'rsatkichlari, batareya holati, aloqa sifati va qurilma yuklamasi yig'iladi. Keyin sensor, hisoblash va aloqa qismlaridagi haqiqiy qiymatlar kutilayotgan qiymatlar bilan solishtirilib, ular orasidagi farq aniqlanadi. Ushbu ma'lumotlar asosida anomaliya mavjudligi tekshiriladi va nosozlik qaysi qismda yuzaga kelgani aniqlanadi. Shundan so'ng aniqlangan nosozlikka mos va xavfsiz chora tanlanadi. Masalan, nosozlik turiga qarab sensorni qayta sozlash, qurilmadagi tegishli dasturni qayta ishga tushirish, aloqa kanalini almashtirish, ma'lumotlarni qayta uzatish yoki qurilmani xavfsiz ishlash rejimiga o'tkazish mumkin. Bajarilgan choradan keyin qurilmaning holati qayta tekshiriladi va muammo bartaraf etilgan yoki etilmagani aniqlanadi. Bunda o'z-o'zini tiklash deganda qurilmaning dasturiy yoki boshqaruv orqali tiklanishi nazarda tutiladi; fizik nosozliklarni mustaqil ta'mirlash nazarda tutilmaydi.

Algoritimning ishlash ketma-ketligi (psevdokod) quyidagicha ifodalanadi: tugunning joriy holatini $x(t)$ orqali aniqlash $\rightarrow$ umumiy xavf darajasi $R(t)$ ni hisoblash $\rightarrow$ batareya zaryadi (SOC) va xavf darajasiga qarab M_0 , M_1 yoki M_2 diagnostika rejimini tanlash $\rightarrow$ tanlangan rejimda diagnostikani bajarish $\rightarrow$ nosozlik sababi yetarli darajada ishonchli aniqlansa $\gamma \geq \gamma_{\min}$, tegishli xavfsiz tiklash chorasi bajarish $\rightarrow$ ma'lum Δt vaqtdan keyin xavf darajasini $R(t+\Delta t)$ qayta hisoblash $\rightarrow$ agar xavf kamaymasa, muammo haqidagi ma'lumotni shlyuz yoki operatorga yuborish.

2.5. Imitatsion tajriba dizayni va baholash mezonlari

Taklif etilgan usulning ishlashini dastlabki baholash uchun kompyuterda 100 ta mustaqil Monte-Karlo tajribasi o'tkazildi. Bu natijalar haqiqiy qurilmada emas, matematik model asosida olingan. Har bir tajribada IoT tugunining 30 kunlik ishlashi modellashtirildi. Hisoblashlar bir daqiqalik vaqt oralig'ida bajarildi va jami 43 200 ta vaqt qadami olindi. Har bir tajribaga tasodifiy vaqtda boshlanadigan 24 ta nosozlik holati kiritildi. Nosozliklarning davomiyligi 30–180 daqiqa, og'irlik darajasi esa 1 dan 3 gacha qilib belgilandi. Normal ishlash holatidagi ma'lumotlar $N(0,1)$ normal taqsimot asosida hosil qilindi. Nosozlik yuz berganda esa qiymatlar uning og'irlik darajasiga qarab normal holatdan chetlashtirildi. Hisoblangan umumiy xavf ko'rsatkichidagi qisqa muddatli keskin o'zgarishlarni kamaytirish uchun EWMA usuli qo'llanildi.

Tajriba davomida to'rtta diagnostika usuli o'zaro taqqoslandi: doimiy yuqori, doimiy muvozanatli, doimiy past va taklif etilgan adaptiv usul. Energiya sarfini hisoblashda qurilmaning oddiy ishlashi, sensorlardan ma'lumot olish, ma'lumotlarni qurilmaning o'zida tahlil qilish va ularni aloqa orqali uzatish uchun sarflanadigan energiya hisobga olindi. Ushbu energiya qiymatlari haqiqiy qurilmada o'lchanmagan, balki barcha usullarni bir xil sharoitda taqqoslash uchun matematik model asosida hisoblangan. Taqqoslash adolatli bo'lishi uchun barcha usullarda bir xil tasodifiy nosozlik holatlari va boshlang'ich shartlardan foydalanildi.

2-jadval. Imitatsion tajribaning asosiy parametrlari

Parametr	Qiymat	Izoh
Tajriba davomiyligi	30 kun	Har yugurishda 43 200 qadam
Takrorlar soni	100	Mustaqil urug'lar
Nosozlik epizodlari	24/yugurish	30–180 min, 1–3 og'irlik
Rejim davrlari	10 / 3 / 1 min	M0 / M1 / M2
Baholash	Recall, kechikish, yolg'on signal, energiya	O'rtacha $\pm$ standart og'ish

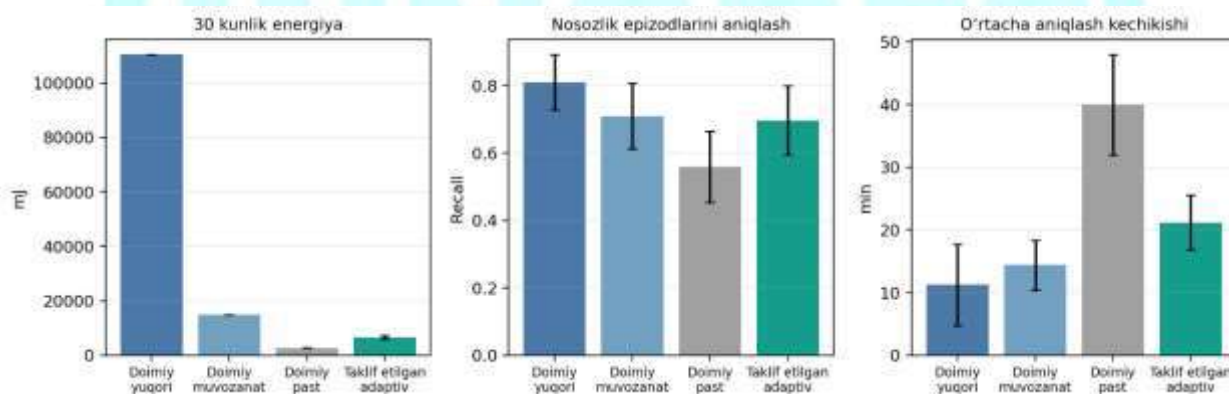
Nosozliklarni aniqlash samaradorligini baholash uchun recall ko'rsatkichi hisoblandi. U tizim mavjud nosozliklarning qanchasini to'g'ri aniqlaganini ko'rsatadi va $\text{Recall} = \text{TP}/(\text{TP}+\text{FN})$ formula orqali hisoblanadi. Bu yerda TP — to'g'ri

aniqlangan nosozliklar, FN — tizim aniqlamay qolgan nosozliklar soni. Nosozlik yuz berganidan tizim uni aniqlaguniga qadar o'tgan vaqt aniqlash kechikishi sifatida olindi. Normal ishlash vaqtida paydo bo'lgan noto'g'ri ogohlantirishlar yolg'on signallar sifatida qayd etildi. Bir-biriga yaqin va 10 daqiqa ichida takrorlangan bunday signallar bitta holat sifatida hisoblandi. Energiya tejallishi esa doimiy muvozanatli diagnostika usuliga nisbatan baholandi.

3. Natijalar

3-jadval. 100 ta Monte-Karlo tajribasi natijalari

Siyosat	Energiya, mJ	Recall	Kechikish, min	Yolg'on signal
Doimiy yuqori	$110376,0 \pm 0,0$	$0,810 \pm 0,082$	$11,3 \pm 6,5$	$9,8 \pm 2,4$
Doimiy muvozanat	$14904,0 \pm 0,0$	$0,709 \pm 0,097$	$14,4 \pm 3,9$	$8,5 \pm 2,2$
Doimiy past	$2750,4 \pm 0,0$	$0,559 \pm 0,106$	$40,0 \pm 8,0$	$5,1 \pm 2,0$
Adaptiv	$6520,6 \pm 652,0$	$0,697 \pm 0,102$	$21,2 \pm 4,4$	$9,5 \pm 2,5$



2-rasm. Energiya, aniqlash va kechikish bo'yicha qiyosiy natijalar

Taklif etilgan adaptiv usulda 30 kun davomida energiya sarfi $6520,6 \pm 652,0$ mJ ni tashkil etdi. Bu doimiy muvozanatli usuldagi 14904,0 mJ energiya sarfiga nisbatan 56,2 % kam. Shu bilan birga, nosozliklarni aniqlash darajasi (recall) $0,697 \pm 0,102$ bo'lib, doimiy muvozanatli usuldagi $0,709 \pm 0,097$ natijadan atigi 0,012 ga past bo'ldi.

Doimiy past rejimda energiya eng kam sarflandi, ammo nosozliklarni aniqlash darajasi (recall) 0,559 gacha pasaydi va nosozlikni aniqlash uchun ketgan vaqt 40,0 daqiqagacha oshdi. Doimiy yuqori rejimda esa nosozliklarni aniqlash darajasi eng yuqori bo'ldi, biroq energiya sarfi adaptiv usulga nisbatan qariyb 16,9 marta ko'p

bo'ldi. Bu natijalar energiya'ni tejash va nosozliklarni o'z vaqtida aniqlash o'rtasida muvozanatni saqlash zarurligini ko'rsatadi.

Adaptiv usul umumiy vaqtning 95,1 % ida energiya tejoychi M0 rejimida, 1,6 % ida M1 va 3,3 % ida kuchaytirilgan M2 rejimida ishladi. M2 rejimi faqat nosozlik xavfi oshgan vaqtda ishga tushgani sababli energiya sarfini sezilarli kamaytirish imkoniyati yaratildi. Biroq nosozlikni aniqlash vaqti doimiy muvozanatli usulga nisbatan o'rtacha 6,8 daqiqaga oshdi. Shu sababli xavfsizlik talabi yuqori bo'lgan obyektlarda diagnostika rejimlarini almashtirish chegaralari θ va M0 rejimida ishlashning eng uzoq vaqti ehtiyotkorlik bilan belgilanishi kerak.

4. Muhokama

Olingan natijalar shuni ko'rsatadiki, energiya'ni tejash uchun faqat eng aniq diagnostika modelini tanlash yetarli emas. Muhimi, batareya holati va nosozlik xavfiga qarab diagnostikani qachon kamaytirish, qachon esa kuchaytirish kerakligini aniqlashdir. Bunda sensorlardan ma'lumot olish tezligi ham mavjud energiya va nosozlik xavfiga qarab o'zgartiriladi. Bu yondashuv avvalgi tadqiqotlarda taklif qilingan adaptiv ma'lumot olish [7, 8] va energiya'ni boshqarish [10, 11] usullariga mos keladi. Taklif etilgan usulning asosiy farqi shundaki, qaror qabul qilishda batareya holati bilan birga sensor, hisoblash va aloqa qismlaridagi nosozlik xavfi ham hisobga olinadi. Shu sababli batareya quvvati kamaygan bo'lsa ham, jiddiy nosozlik xavfi aniqlansa, diagnostika vaqtincha kuchaytiriladi.

Amaliy ishlash jarayonida qurilmaning holati dastlab kam hisoblash quvvati va energiya talab qiladigan sodda usullar, masalan, EWMA yoki z-score yordamida doimiy nazorat qilinadi. Agar ushbu tekshiruv natijasida qurilma holati haqida aniq qaror chiqarib bo'lmasa, batafsilroq tahlil qilish uchun daraxt modeli, bir sinfli SVM yoki kichik neyron tarmoq ishga tushiriladi. Shunday qilib, ko'proq energiya talab qiladigan hisoblashlar faqat zarur bo'lgan holatlarda bajariladi [4–6]. Aloqa uzilib qolsa, edge tugun o'zida belgilangan xavfsiz qoidalar asosida ishlashni davom

ettiradi. Aloqa qayta tiklangach, aniqlangan nosozliklar va ular bilan bog‘liq kerakli ma’lumotlar MQTT orqali shlyuzga yuboriladi [16].

Ushbu tadqiqotda bir nechta cheklovlar mavjud. Birinchidan, energiya sarfi haqiqiy mikrokontroller, radio modul va sensorlarda o‘lchanmagan, balki matematik model asosida hisoblangan. Ikkinchidan, tajribada sensor va boshqa qismlardagi nosozliklar sun‘iy ravishda modellashtirilgan. Shu sababli model haqiqiy qurilmalarda uchraydigan sensor ko‘rsatkichlarining asta-sekin o‘zgarishi, tashqi muhit ta’siri va tizim qismlari o‘rtasidagi bog‘lanishlarni to‘liq aks ettirmasligi mumkin. Uchinchidan, ushbu tadqiqot asosan qurilmaning texnik holati va aloqa bilan bog‘liq nosozliklarni aniqlashga qaratilgan bo‘lib, kiberhujumlarni aniqlash va ularning turlarini ajratish alohida o‘rganilmagan. To‘rtinchidan, nosozlik aniqlangandan keyin bajariladigan tiklash choralarining xavfsizligi haqiqiy qurilmada alohida tekshirilishi kerak. Bunda yuzaga kelishi mumkin bo‘lgan nosozliklar, ularning sabablari va oqibatlarini oldindan baholash uchun FMEA tahlilidan foydalanish mumkin.

Tadqiqotning keyingi bosqichida ESP32 yoki STM32 mikrokontrolleri, tok va kuchlanishni o‘lchash qurilmasi hamda MQTT shlyuzidan iborat tajriba prototipi yaratiladi. Prototipda har bir diagnostika rejimining energiya sarfi tashqi quvvat o‘lchagichi yordamida alohida o‘lchanadi. Tizimning nosozliklarga qanday javob berishini tekshirish uchun sensorning uzilishi, uning ko‘rsatkichlarining asta-sekin noto‘g‘ri tomonga o‘zgarishi, ma’lumot paketlarining yo‘qolishi va qurilmadagi dasturning to‘xtashi kabi holatlar tajriba davomida sun‘iy ravishda hosil qilinadi. Taklif etilgan usul doimiy ravishda bir xil oraliqda diagnostika bajaradigan usul hamda faqat batareya holatiga qarab ma’lumot olish tezligini o‘zgartiradigan usul bilan taqqoslanadi. Natijalar nosozliklarni to‘g‘ri aniqlash darajasi (precision va recall), F1 ko‘rsatkichi, nosozlikni aniqlash uchun ketgan vaqt, har bir qaror uchun sarflangan energiya va batareya’ning ishlash davomiyligi bo‘yicha baholanadi.

5. Xulosa

Ushbu tadqiqotda avtonom ko'p qatlamli IoT tizimlari uchun energiya holati va nosozlik xavfiga mos o'z-o'zini diagnostikalash usuli ishlab chiqildi. Taklif etilgan usul sensor, hisoblash va aloqa qismlarining holatini birgalikda baholaydi hamda batareya quvvati va nosozlik xavfiga qarab uchta diagnostika rejimidan birini tanlaydi. Nosozlik aniqlanganda unga mos xavfsiz chora bajariladi va undan keyin qurilmaning holati qayta tekshiriladi.

Usulning samaradorligi 30 kunlik ishlash jarayonini ifodalovchi 100 ta kompyuter tajribasida baholandi. Natijalarga ko'ra, adaptiv usul doimiy muvozanatli diagnostika usuliga nisbatan energiya sarfini 56,2 % ga kamaytirdi. Bunda nosozliklarni aniqlash darajasi (recall) 0,697 ni tashkil etdi. Olingan natijalar taklif etilgan usulni haqiqiy qurilmada sinab ko'rish maqsadga muvofiqligini ko'rsatadi. Keyingi bosqichda apparat prototipini yaratish, haqiqiy energiya sarfini o'lchash va turli nosozliklarni nazorat ostida sun'iy hosil qilish orqali usulning samaradorligini tajribada tekshirish zarur.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. Shi W., Cao J., Zhang Q., Li Y., Xu L. Edge Computing: Vision and Challenges. IEEE Internet of Things Journal. 2016;3(5):637–646. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198>
2. Satyanarayanan M. The Emergence of Edge Computing. Computer. 2017;50(1):30–39. <https://doi.org/10.1109/MC.2017.9>
3. Zhou Z., Chen X., Li E., Zeng L., Luo K., Zhang J. Edge Intelligence: Paving the Last Mile of Artificial Intelligence With Edge Computing. Proceedings of the IEEE. 2019;107(8):1738–1762. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2019.2918951>
4. Abadade Y. et al. A Comprehensive Survey on TinyML. IEEE Access. 2023;11:96892–96922. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3294111>
5. Rajapakse V. et al. Intelligence at the Extreme Edge: A Survey on Reformable TinyML. ACM Computing Surveys. 2023;55. <https://doi.org/10.1145/3583683>

6. Lin J., Chen W.-M., Lin Y., Cohn J., Gan C., Han S. MCUNet: Tiny Deep Learning on IoT Devices. *Advances in Neural Information Processing Systems* 33. 2020.
7. Giordano M. et al. Energy-Aware Adaptive Sampling for Self-Sustainability in Resource-Constrained IoT Devices. *ENSsys* 2023. pp. 65–71. <https://doi.org/10.1145/3628353.3628545>
8. Heo S., Mayer P., Magno M. Predictive Energy-Aware Adaptive Sampling with Deep Reinforcement Learning. *IEEE ICECS* 2022. <https://doi.org/10.1109/ICECS202256217.2022.9971120>
9. Williams A.J., Torquato M.F., Cameron I.M., Fahmy A.A., Sienz J. Survey of Energy Harvesting Technologies for Wireless Sensor Networks. *IEEE Access*. 2021;9:77493–77510. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3083697>
10. Ait Aoudia F., Gautier M., Berder O. RLMan: An Energy Manager Based on Reinforcement Learning for Energy Harvesting Wireless Sensor Networks. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*. 2018;2(2):408–417. <https://doi.org/10.1109/TGCN.2018.2801725>
11. Basaklar T. et al. A Comprehensive Multi-Objective Energy Management Framework for Energy-Harvesting IoT Devices. *ACM Transactions on Embedded Computing Systems*. 2024. <https://doi.org/10.1145/3699964>
12. Chandola V., Banerjee A., Kumar V. Anomaly Detection: A Survey. *ACM Computing Surveys*. 2009;41(3):1–58. <https://doi.org/10.1145/1541880.1541882>
13. Du M., Li F., Zheng G., Srikumar V. DeepLog: Anomaly Detection and Diagnosis from System Logs through Deep Learning. *ACM CCS* 2017. pp. 1285–1298. <https://doi.org/10.1145/3133956.3134015>
14. Meng W. et al. LogAnomaly: Unsupervised Detection of Sequential and Quantitative Anomalies in Unstructured Logs. *IJCAI* 2019. pp. 4739–4745. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2019/658>
15. Carvalho T.P. et al. A Systematic Literature Review of Machine Learning Methods Applied to Predictive Maintenance. *Computers & Industrial Engineering*. 2019;137:106024. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106024>

16. OASIS. MQTT Version 5.0. OASIS Standard. 2019. <https://docs.oasis-open.org/mqtt/mqtt/v5.0/mqtt-v5.0.html>
17. ISO/IEC 30141:2018. Internet of Things Reference Architecture. <https://www.iso.org/standard/65695.html>
18. Rault T., Bouabdallah A., Challal Y. Energy Efficiency in Wireless Sensor Networks: A Top-Down Survey. *Computer Networks*. 2014;67:104–122. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2014.03.027>
19. Hua H. et al. Edge Computing with Artificial Intelligence: A Machine Learning Perspective. *ACM Computing Surveys*. 2023;55(9). <https://doi.org/10.1145/3555802>
20. Srbinovski B., Magno M., O’Flynn B., Pakrashi V., Popovici E. Energy Aware Adaptive Sampling Algorithm for Energy Harvesting Wireless Sensor Networks. *IEEE SAS* 2015. <https://doi.org/10.1109/SAS.2015.7133582>