

TELEKOMMUNIKATSIYA OBYEKTLARIDA SIMSIZ SENSOR TARMOQLARNI INTELLEKTUAL MARSHRUTLASH USULLARINI TAHLIL QILISH

I.R.Turayev, H.E.Xujamatov, D.T.Hasanov, B.J.Normahmadov, R.M. Xidirov
Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiyalari universiteti
i.turayev@tuit.uz

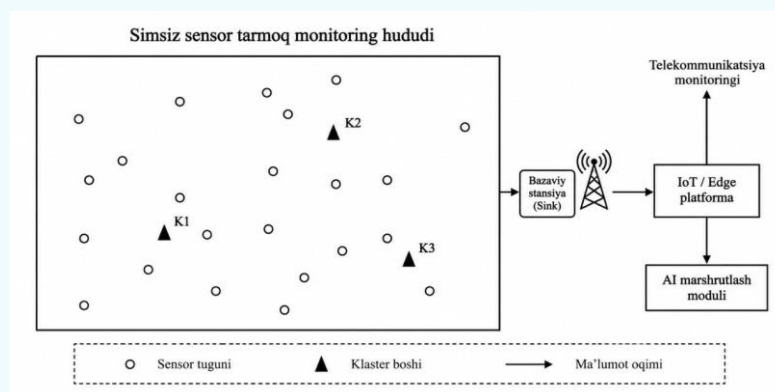
Annotatsiya. Telekommunikatsiya obyektlarida texnik holatni monitoring qilishda qo'llaniladigan simsiz sensor tarmoqlarda ma'lumotlarni energiya jihatidan samarali va ishonchli marshrutlash masalasi tahlil qilinadi. Sensor tugunlarining cheklangan energiya zaxirasi, aloqa masofasi, kanal sifati va trafik yuklamasining o'zgaruvchanligi marshrutlash samaradorligiga bevosita ta'sir qiladi. Shu sababli marshrut tanlashda qoldiq energiya, masofa, aloqa sifati va paketlarni yetkazib berish darajasini birgalikda hisobga oluvchi intellektual yondashuv ko'rib chiqiladi. Q-learning, ACO va PSO algoritmlarining vazifalari hamda ularni gibrid ko'p mezonli modelga birlashtirish tamoyili asoslanadi. Tezida keltirilgan matematik modellar radioaloqa energiyasi, Q-learning yangilanishi, ACO ehtimolligi, PSO qidiruvi va PDRni baholashni yagona metodologik ketma-ketlikka bog'laydi.

Kalit so'zlar: Simsiz sensor tarmoq, telekommunikatsiya monitoringi, intellektual marshrutlash, sun'iy intellekt, Q-learning, ACO, PSO, energiya samaradorligi, PDR, IoT.

I. Kirish.

Telekommunikatsiya obyektlarida antenna-mast inshootlari, bazaviy stansiyalar va boshqa aloqa qurilmalarining texnik holatini doimiy kuzatish ko'plab sensorlardan ma'lumot yig'ishni talab qiladi. Simsiz sensor tarmoq bunday ma'lumotlarni kablesiz yig'ish va Sink orqali monitoring platformasiga uzatish imkonini beradi. Biroq sensor tugunlari odatda cheklangan energiya manbaiga ega bo'lgani sababli ma'lumotni qaysi tugun orqali uzatish masalasi tarmoqning ishlash davomiyligiga bevosita ta'sir qiladi [1,2].

1-rasmda sensor tugunlari kuzatuv hududida joylashib, klasterlash va ko'p bosqichli uzatish orqali ma'lumotlarni Sinkka yetkazishi ko'rsatilgan. Sinkdan keyin ma'lumotlar IoT/Edge platformasiga uzatiladi, SI marshrutlash moduli esa tarmoq holatidan kelib chiqib qaror shakllantiradi. Demak, marshrutlash mexanizmi alohida tugunning holatini emas, balki butun uzatish zanjirining energiya va aloqa sharoitini baholashi kerak [3].



1-rasm. Telekommunikatsiya obyektida simsiz sensor tarmoq monitoringining umumiy arxitekturası.

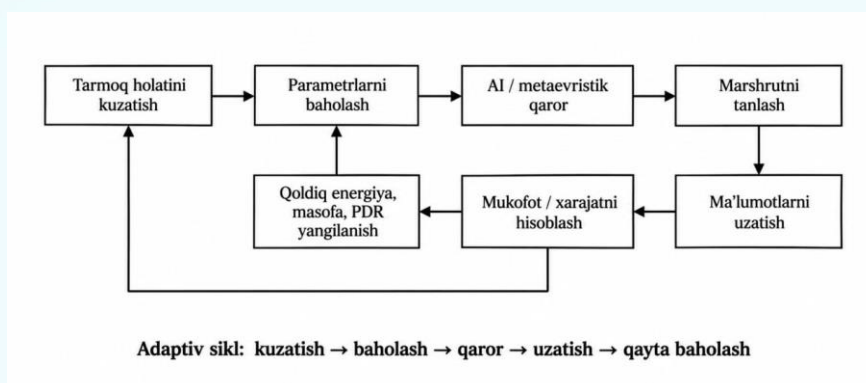
An'anaviy marshrutlashda masofa yoki oldindan belgilangan qoidalar asosiy mezon bo'lishi mumkin. Ammo monitoring jarayonida tugun energiyasi kamayishi, trafikning ortishi yoki simsiz kanal sifatining yomonlashishi mumkin. Shuning uchun ushbu tadqiqotning asosiy maqsadi tarmoqning o'zgaruvchan holatini hisobga oladigan, bir nechta mezonlar asosida marshrut tanlaydigan intellektual modelning mantiqiy va matematik asosini shakllantirishdan iborat.

II. Mavjud usullar tahlili.

Tahlil qilinayotgan metodikada Q-learning, ACO va PSO bir-biridan alohida emas, balki marshrutlash qarorining ketma-ket bosqichlarini to'ldiruvchi mexanizmlar sifatida qaraladi. Q-learning tarmoq holatini o'rganib, keyingi uzatish tugunini tanlash siyosatini shakllantiradi. ACO istiqbolli yo'llarni feromon mexanizmi orqali kuchaytiradi. PSO esa hosil bo'lgan yechimlar fazosida global qidiruvni amalga oshiradi [3–6].

2-rasmdagi sikl tadqiqotning metodik ketma-ketligini belgilaydi: tarmoq holatini kuzatishdan so'ng marshrutga ta'sir qiluvchi parametrlar baholanadi, AI

yoki metaevristik modul orqali qaror qabul qilinadi, paket uzatiladi va yangi holat asosida qaror qayta ko'rib chiqiladi. Shu sababli quyidagi matematik modellar aynan ushbu siklning turli bosqichlarini ifodalaydi.



2-rasm. Intellektual marshrutlash algoritmining umumiy ishlash sikli.

Avvalo, radioaloqa kanalida paket uzatish xarajatini aniqlash zarur. Sensor tugunidan Sink yoki qo'shni tugungacha masofa d bo'lganda, uzatish energiyasi radio kuchaytirgich modeliga bog'liq ravishda ikki holatda aniqlanadi:

$$E_{TX(L,d)} = L \cdot E_{elec} + L \cdot E_{fs} \cdot d^2, \quad d < d^0 \quad (1)$$

$$E_{TX(L,d)} = L \cdot E_{elec} + L \cdot E_{mp} \cdot d^4, \quad d \geq d^0 \quad (2)$$

bu ifodalarda L - paket uzunligi, E_{elec} - elektronika uchun sarflanadigan energiya, E_{fs} va E_{mp} - erkin fazo va ko'p yo'lli tarqalish kuchaytirgichlari parametrlari, d_0 - modelning chegaraviy masofasidir. Masofa ortishi bilan uzatish xarajatining keskin oshishi marshrut tanlashda uzoq tugunlardan foydalanishni ehtiyotkorlik bilan baholash zarurligini ko'rsatadi.

Qabul qiluvchi tugunning energiya sarfi esa quyidagicha aniqlanadi:

$$E_{RX(L)} = L \cdot E_{elec} \quad (3)$$

Shunday qilib, radioenergiya modeli marshrutlash algoritmiga fizik uzatish xarajatini beradi. Keyingi bosqichda ushbu xarajat tarmoq holati va mukofot funksiyasi bilan bog'lanadi. Q-learning modelida har bir holat uchun mumkin bo'lgan harakatlar baholanadi. Yangi kuzatuv asosida Q-qiyamatni yangilash quyidagicha amalga oshiriladi:

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha[r + \gamma \cdot \max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a)] \quad (4)$$

Bu yerda α - o'rganish tezligi, γ - kelajakdagi mukofotlarni hisobga olish koefitsiyenti, r - joriy harakat uchun mukofot. Agar tanlangan keyingi tugun energiya jihatidan qulay va aloqa sifati yuqori bo'lsa, mukofot oshiriladi; aks holda Q -qiymat pasayadi [3,6]. Shu tariqa algoritm vaqt o'tishi bilan samaraliroq marshrutlarni tanlashga moslashadi. Q-learning lokal qaror mexanizmini ta'minlaganidan keyin ACO marshrutlar orasidagi istiqbollilikni kuchaytirish uchun qo'llanadi. i tugundan j tugunga o'tish ehtimoli feromon va evristik qiymatlar bilan belgilanadi:

$$P_{ij} = \frac{\tau_{ij}^{\alpha} \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{l \in N_i} \tau_{il}^{\alpha} \eta_{il}^{\beta}} \quad (5)$$

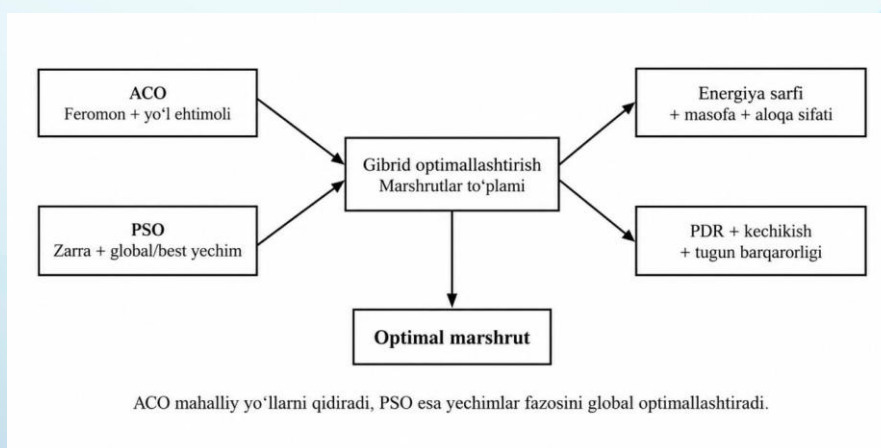
bu yerda τ_{ij} - i - j yo'lidagi feromon miqdori, η_{ij} - evristik ma'lumot, α va β - ularning ta'sirini belgilovchi koefitsiyentlar. Yuqori sifatli marshrutlarda feromonning ortishi keyingi iteratsiyalarda shu yo'lni tanlanish ehtimolini oshiradi [5].

ACO yordamida shakllangan istiqbolli yechimlar PSO orqali global qidiruv bosqichiga uzatiladi. Zarraning tezligi va holati quyidagi tenglamalar asosida yangilanadi:

$$v_{i(t+1)} = w \cdot v_{i(t)} + c^1 r^1 [pbest_i - x_{i(t)}] + c^2 r^2 [gbest - x_{i(t)}] \quad (6)$$

$$x_{i(t+1)} = x_{i(t)} + v_{i(t+1)} \quad (7)$$

bu yerda w - inersiya koefitsiyenti, c_1 va c_2 - kognitiv va ijtimoiy koefitsiyentlar, $pbest$ - zarrachaning shaxsiy eng yaxshi holati, $gbest$ - to'daning global eng yaxshi holati. Natijada PSO lokal topilgan yechimlarni kengroq yechimlar fazosida takomillashtirish imkonini beradi [5].



3-rasm. ACO va PSO usullarini gibrid intellektual marshrutlashga birlashtirish konsepsiyasi.

Yuqoridagi 3-rasmda ACO va PSOning o'zaro bog'lanishi ko'rsatilgan: ACO istiqbolli marshrutlarni hosil qiladi, PSO esa ularni global optimallashtiradi. Ushbu bosqichda marshrutning yakuniy sifati bitta ko'rsatkich emas, balki energiya, masofa, PDR va kechikish kabi mezonlarning umumiy qiymati orqali baholanadi. Shu maqsadda kompleks xarajat funksiyasi quyidagicha ifodalanadi:

$$J = w^1 \cdot E_{norm} + w^2 \cdot D_{norm} + w^3 \cdot (1 - PDR_{norm}) + w^4 \cdot Delay_{norm} \quad (8)$$

bu yerda E_{norm} - normallashtirilgan energiya sarfi, D_{norm} - kechikish, PDR_{norm} - paketlarni yetkazib berish ko'rsatkichi, $Delay_{norm}$ - kechikishning normallashtirilgan qiymati; $w_1 + w_2 + w_3 + w_4 = 1$. Og'irliklar monitoring vazifasiga qarab tanlanadi. Masalan, real vaqt monitoringida kechikish va PDRga, uzoq muddat ishlovchi sensor tarmoqda esa energiyaga yuqoriroq ustuvorlik berish mumkin.

III. Tahlil natijalari.

Yuqoridagi metodlar bir-biriga bog'langan holda ko'rib chiqilganda, tadqiqotning birinchi natijasi marshrutlashda yagona mezondan foydalanish cheklanganligini ko'rsatadi. Masofasi qisqa yo'l energiya jihatidan har doim ham qulay bo'lmasligi mumkin, chunki shu yo'ldagi tugunning batareyasi kam yoki kanal sifati yomon bo'lishi ehtimoli mavjud. Aksincha, energiyasi yuqori tugun juda uzoq bo'lsa, radioenergiya modeliga ko'ra uzatish xarajati ortadi. Demak, radioenergiya modeli bilan Q-learning va ko'p mezonli baholashning birgalikdagi qo'llanilishi mantiqan zarur [1,3].

Ikkinchi natija Q-learningning vazifasi bilan bog'liq. Q-qiymat yangilanishi tarmoqning avvalgi tajribasini keyingi qarorlarga olib o'tadi. Bunda holatni E_{res} - qoldiq energiya, LQ - aloqa sifati, B - trafik yoki navbat yuklamasi, D - masofa va PLR - paket yo'qotilishi orqali ifodalash mumkin. Ushbu parametrlarning birgalikda baholanishi algoritmgga faqat eng yaqin tugunni emas, balki uzoq muddatli marshrut sifatini ham hisobga olish imkonini beradi [3,4].

Uchinchi natija ACO va PSOning birlashtirilishidan kelib chiqadi. ACO lokal marshrutlarning istiqbolliligini feromon orqali saqlab qoladi, PSO esa mavjud yechimlarni global qidiruvda qayta ko'rib chiqadi. Natijada lokal qidiruv va global optimallashtirish o'rtasidagi muvozanat hosil bo'ladi. Bu yondashuv ayniqsa tugunlar soni va mumkin bo'lgan marshrutlar ko'payganda muhim, chunki barcha yo'llarni to'liq tekshirish hisoblash yuklamasini oshiradi [5].

To'rtinchi natija kompleks xarajat funksiyasining amaliy ahamiyatini ko'rsatadi. Agar faqat energiya minimallashtirilsa, paket yetkazilishi yomonlashishi mumkin; faqat PDR maksimal qilinsa, energiya tezroq sarflanishi ehtimoli bor. Shuning uchun w_1 , w_2 , w_3 va w_4 koeffitsiyentlari monitoringning maqsadiga mos ravishda tanlanishi va natija PDR hamda energiya kabi qarama-qarshi mezonlar bilan birgalikda baholanishi kerak [1,3,4].

Paketlarni yetkazib berish darajasi tajriba bosqichida yuborilgan va qabul qilingan paketlar nisbati orqali aniqlanadi:

$$PDR = \frac{N_{received}}{N_{sent}} \times 100\% \quad (9)$$

Mazkur ko'rsatkich energiya sarfi bilan birga tarmoqning amaliy foydaliligini baholash uchun muhimdir. Shunday qilib, tadqiqotda shakllangan metodik zanjir - radioenergiya modeli $\rightarrow$ Q-learning orqali adaptiv qaror $\rightarrow$ ACO orqali istiqbolli yo'llarni kuchaytirish $\rightarrow$ PSO orqali global optimallashtirish $\rightarrow$ kompleks xarajat va PDR bilan baholash - bir-biridan uzilgan algoritmlar yig'indisi emas, balki yagona marshrutlash jarayonini tashkil etadi.

IV. Xulosa.

Telekommunikatsiya obyektlaridagi simsiz sensor tarmoqlarda intellektual marshrutlash masalasi tugunlarning cheklangan energiyasi va simsiz kanalning o'zgaruvchanligi sababli ko'p mezonli optimallashtirish masalasi sifatida qaraladi. Tahlilda radioaloqa energiya modeli marshrutning fizik xarajatini, Q-learning adaptiv qaror qabul qilishni, ACO istiqbolli yo'llarni kuchaytirishni va PSO global qidiruvni ta'minlashi asoslanadi.

Ushbu mexanizmlarni yagona ketma-ketlikka birlashtirish natijasida marshrutlash jarayoni kuzatish, baholash, qaror qabul qilish, uzatish va qayta baholash bosqichlaridan tashkil topadi. Kompleks xarajat funksiyasi hamda PDR ko'rsatkichi esa tanlangan marshrutni energiya va xizmat sifati nuqtayi nazaridan baholash imkonini beradi. Shu sababli yuqorida tahlil qilingan model vanda yondashuvlar telekommunikatsiya monitoringi, IoT va Edge computing muhitida keyingi eksperimental tadqiqotlar uchun metodologik asos bo'la oladi.

Foydalanilgan adabiyotlar.

1. Ding Q., Zhu R., Liu H., Ma M. An Overview of Machine Learning-Based Energy-Efficient Routing Algorithms in Wireless Sensor Networks // Electronics. - 2021. - Vol. 10, No. 13. - 1539.
2. Al-Karaki J.N., Kamal A.E. Routing Techniques in Wireless Sensor Networks: A Survey // IEEE Wireless Communications. - 2004. – Vol. 11, No. 6. - P. 6–28.
3. Energy-efficient and delay-guaranteed routing algorithm for software-defined wireless sensor networks: A cooperative deep reinforcement learning approach // Journal of Network and Computer Applications. - 2023. - Vol. 217. - 103674.
4. Intelligent data routing strategy based on federated deep reinforcement learning for IoT-enabled wireless sensor networks // Measurement: Sensors. - 2024. - Vol. 31. - 101012.
5. El Khediri S., Selmi A., Khan R.U., Moulahi T., Lorenz P. Energy efficient cluster routing protocol for wireless sensor networks using hybrid metaheuristic approaches // Ad Hoc Networks. - 2024. - Vol. 158. - 103473.
6. Sutton R.S., Barto A.G. Reinforcement Learning: An Introduction. – 2nd ed. - MIT Press, 2018.
7. Madaminov H.X., Xaytbayev A.F. Simsiz sensorlar tarmoqlari uchun ko'p bosqichli energetik samarador marshrutlashtirish algoritmi // Muhammad al-Xorazmiy avlodlari. - 2024. - № 4 (30). - B. 271-281.

8. Eshmuradov A.M., Xaytbayev A.F. Raqamli texnologiyalar obyektlarida qo'llaniladigan simsiz sensorli tarmoqlarida sun'iy intellektni qo'llash // International Scientific Journal Science and Innovation. - Special Issue: Modern Problems and Prospects of Development of Energy Supply of Digital Technology Facilities. - March, 2024. - B. 662-666.