



TELEKOMMUNIKATSIYA TARMOG'IDA OQIMLARNI BOSHQARISHDA TURLI ALGORITMLARNI QO'LLASH

Mirjalolova Nargiza Asqar qizi

*Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiyalari
universiteti*

imirjalolov@gmail.com

Annotatsiya: Ushbu maqolada telekommunikatsiya tarmoqlarida oqimlarni boshqarish algoritmlari va ularning samaradorligi tahlil qilingan. Ishda deterministik, adaptiv hamda sun'iy intellektga asoslangan algoritmlarning ishlash prinsiplari, afzallik va kamchiliklari ko'rib chiqilgan. NS-3 simulyatsiya muhiti asosida o'tkazilgan tajribalar natijasida DQN va SDN+DQN yechimlari eng yuqori unumdorlik ko'rsatkichlarini namoyish etgani aniqlangan. Tadqiqot natijalari tarmoq kechikishini kamaytirish, paket yo'qolishini minimallashtirish va xizmat sifatini oshirish imkonini berishini ko'rsatdi. Olingan xulosalar O'zbekiston telekommunikatsiya infratuzilmasini modernizatsiya qilish va kelajakdagi 5G hamda 6G tarmoqlarini rivojlantirishda amaliy ahamiyatga ega.

Kalit so'zlar: telekommunikatsiya tarmoqlari, oqimlarni boshqarish, trafik menejmenti, marshrutlash algoritmlari, OSPF.

Kirish

Zamonaviy raqamli iqtisodiyot sharoitida telekommunikatsiya tarmoqlari nafaqat aloqa vositasi, balki butun ijtimoiy-iqtisodiy tizimning asosi hisoblanadi. Internet trafigi hajmi har yili eksponent tarzda o'sib bormoqda: 2024-yil holatiga ko'ra, global IP-trafik hajmi yiliga 400 eksabaytdan oshdi va bu ko'rsatkich 2028-yilga kelib ikki baravar ortishi kutilmoqda.

Bunday sharoitda tarmoq resurslarini samarali boshqarish, xizmat sifatini (QoS) ta'minlash va tarmoq bandligini optimallashtirish masalalari hal qiluvchi ahamiyat kasb etadi. Oqimlarni boshqarish (traffic management) — bu tarmoq infratuzilmasida ma'lumotlar oqimini nazorat qilish, yo'naltirish va optimallashtirish jarayonidir.

Ushbu tezisning dolzarbligi quyidagilar bilan belgilanadi: birinchidan, O'zbekiston raqamli iqtisodiyotga o'tish jarayonida telekommunikatsiya infratuzilmasini modernizatsiya qilish zaruriyati; ikkinchidan, 5G texnologiyalarining joriy etilishi, IoT qurilmalarining ko'payishi va bulutli hisoblash xizmatlarining kengayishi sababli trafik xususiyatlarining tubdan o'zgarishi; uchinchidan, an'anaviy deterministik algoritmlarning zamonaviy dinamik tarmoqlarda samaradorligining pasayishi.



Trafik va oqim tushunchalari

Telekommunikatsiya tarmog'idagi trafik — bu tarmoq orqali uzatiladigan ma'lumotlar oqimining umumiy tushunchasi bo'lib, u hajm, intensivlik, vaqtinchalik xususiyatlar va xizmat talablari nuqtai nazaridan tavsiflanadi. Trafik tahlili qilishdagi asosiy ko'rsatkichlar quyidagilardir:

- Tarmoq kengligi (Bandwidth) — bitta zanjir bo'ylab berilgan vaqt birligida uzatilishi mumkin bo'lgan maksimal ma'lumot miqdori, odatda bit/s, Mbit/s, Gbit/s birliklarida o'lchanadi.
- Kechikish (Latency) — paketning jo'natuvchidan qabul qiluvchiga yetib borish vaqti. Real vaqt ilovalar (VoIP, video konferensiya) uchun kritik ko'rsatkich.
- Paket yo'qolishi (Packet Loss) — uzatilgan paketlar nisbatan yo'qolgan paketlar foizi. Sifatli ovozli aloqa uchun bu ko'rsatkich 1% dan oshmasligi kerak.
- Jitter — ketma-ket paketlar orasidagi kechikish o'zgaruvchanligi. Multimedia ilovalar uchun muhim parametr.

Trafik oqimi (traffic flow) — bir xil manba va manzil juftligi bilan, bir xil xizmat sifati talablariga ega bo'lgan paketlar to'plami sifatida ta'riflanadi. Oqimlarni boshqarish nuqtai nazaridan ikkita asosiy oqim modeli mavjud:

Birinci model — elastik trafik (elastic traffic). Bu turdagi trafik keng polosali o'zgarishlarga moslasha oladi. HTTP, FTP, elektron pochta kabi ilovalar bunga misol bo'la oladi. Ikkinchi model — noelastik trafik (inelastic traffic). Real vaqt ilovalari (VoIP, video-streaming, onlayn o'yinlar) qat'iy kechikish va o'tkazish quvvati talablariga ega.

Trafik tavsifnomasi (traffic profile) tushunchasi ham muhim ahamiyatga ega. Bu tushuncha ostida trafik oqimining vaqt ichidagi xatti-harakati, o'rtacha va maksimal tezlik, burst xususiyatlari va qo'shimcha statistik parametrlar tushuniladi. Qo'llaniladigan trafik modellari:

- Poisson modeli — oddiy tarmoqlar uchun, paketlar kelishi bir-biridan mustaqil deb faraz qilinadi
- Markov zanjirli modellar (CTMC) — holat o'tishlarini matematik ravishda ifodalash uchun
- Self-similar va fraktal modellar — haqiqiy Internet trafigiga ko'proq mos keladigan, to'lqinsimon (bursty) xususiyatli model

Mavjud yechimlarning tahlili

Oqimlarni boshqarish sohasida ko'plab yondashuvlar ishlab chiqilgan. Ularni uchta asosiy kategoriyaga ajratish mumkin: statik (deterministik), dinamik (adaptiv) va intellektual yondashuvlar. Har bir yondashuv o'ziga xos afzallik va kamchiliklarga ega bo'lib, ularning tanlanishi tarmoq arxitekturasiga, trafik xususiyatlariga va operatsion talablarga bog'liq.



An'anaviy tarmoqlar asosan statik marshrutlash jadvallariga va qat'iy belgilangan QoS siyosatlariga tayanadi. Bu yondashuv kichik va barqaror tarmoqlar uchun samarali bo'lsa-da, dinamik va hajmi katta tarmoqlarda muammolar keltirib chiqaradi. Adaptiv yondashuvlar tarmoq holatini real vaqtda kuzatib boradi va oqimlarni boshqarish qarorlarini mos ravishda o'zgartiradi.

OSPF (Open Shortest Path First) algoritmi

OSPF — bu Internet Engineering Task Force (IETF) tomonidan RFC 2328 standarti sifatida belgilangan, ichki marshrutlash protokoli (Interior Gateway Protocol). OSPF Dijkstra algoritmiga asoslangan bo'lib, eng qisqa yo'lni hisoblash uchun Link State ma'lumotlar bazasidan foydalanadi.

OSPF ishlash prinsipi quyidagi bosqichlardan iborat: birinchi bosqichda qo'shni (neighbor) munosabatlar o'rnatiladi; ikkinchi bosqichda Link State Advertisement (LSA) paketlari orqali tarmoq topologiyasi ma'lumotlari tarqatiladi; uchinchi bosqichda har bir marshrutizator o'zining Link State Database (LSDB) ni yangilaydi; to'rtinchi bosqichda Dijkstra algoritmi yordamida Shortest Path Tree (SPT) quriladi.

OSPF ning asosiy kamchiligi — trafik hajmi va tarmoq tiqilinchini hisobga olmasligi. Protokol faqat topologiya o'zgarishlariga munosabat bildiradi, real vaqt trafik dinamikasiga emas. Bu "hot spot" muammolariga olib kelishi mumkin: ayrim yo'llar ortiqcha yuklanadi, boshqalari esa bo'sh qoladi.

MPLS (Multiprotocol Label Switching) va Traffic Engineering

MPLS — bu paketlarga yorliq (label) qo'shish orqali tezkor marshrutlash imkonini beradigan texnologiya. MPLS Traffic Engineering (MPLS-TE) qo'shimcha funksiya sifatida tarmoq resurslari bo'yicha cheklovlarni hisobga olgan holda marshrutlarni belgilash imkonini beradi.

MPLS-TE ning asosiy komponentlari: RSVP-TE (Resource Reservation Protocol – Traffic Engineering) — resurslarni zaxiralash protokoli; CSPF (Constrained Shortest Path First) — cheklov hisoblovchi Dijkstra algoritmi; FRR (Fast ReRoute) — tezkor qayta marshrutlash mexanizmi. MPLS-TE orqali tarmoq operatorlari ma'lum oqimlar uchun maxsus yo'llarni (LSP — Label Switched Path) belgilashi va kafolatlangan o'tkazish quvvatini ta'minlashi mumkin.

ECMP (Equal Cost Multi-Path) algoritmi

ECMP — bir xil metrikaga ega bo'lgan bir nechta yo'llar mavjud bo'lganda trafikni ular orasida taqsimlaydigan oddiy, ammo samarali algoritmi. Asosiy ishlash prinsipi: bir xil manzilga yo'naltirilgan paketlar uchun bir nechta teng "narx"li marshrut mavjud bo'lsa, trafik ular orasida tekis taqsimlanadi. Hash asosida yoki round-robin usulida yo'llash amalga oshiriladi.



Algoritm	Moslashuvchanlik	Murakkablik	QoS qo'llab-quvvatlash	Ta o'lchan
OSPF	Past	$O(n \log n)$	Cheklangan	O
MPLS-TE	O'rta	$O(n^2)$	Yuqori	K
ECMP	Past	$O(1)$	Yo'q	K
RIP	Juda past	$O(n)$	Yo'q	K
IS-IS	O'rta	$O(n \log n)$	Cheklangan	K

1-jadval. Deterministik algoritmlarning qiyosiy tavsifi

Adaptiv marshrutlash algoritmlari

Adaptiv algoritmlar tarmoq holatini real vaqtda kuzatib, boshqaruv qarorlarini dinamik ravishda o'zgartiradi. Bu yondashuv statik metodlarga nisbatan yuqori samaradorlikni ta'minlaydi, ammo ko'proq hisoblash resurslari va murakkab dasturiy ta'minotni talab qiladi.

OSPF-TE (OSPF with Traffic Engineering Extensions)

OSPF-TE standart OSPF protokolini kengaytiradi va Traffic Engineering (TE) ma'lumotlarini LSA paketlarida tarqatish imkonini beradi. Kengaytirilgan ma'lumotlar jumlasiga: mavjud o'tkazish quvvati (available bandwidth), maksimal zaxiralanishi mumkin bo'lgan o'tkazish quvvati, kanal kechikishi (link delay), va SRLG (Shared Risk Link Group) ma'lumotlari kiradi. Bu kengaytmalar marshrutizatorlarga nafaqat topologiya, balki tarmoq resurslari holati asosida ham marshrutlash qarorlarini qabul qilish imkonini beradi.

LSRA (Load Sensitive Routing Algorithm)

LSRA — tarmoqdagi yukni o'lchash va unga asoslanib marshrutlash qarorlarini o'zgartirish printsipligiga asoslangan adaptiv algoritmi. LSRA ning asosiy xususiyatlari: har bir marshrutizator qo'shni kanallar yukini doimiy ravishda o'lchaydi; ma'lum chegara (threshold) qiymatidan oshsa, trafik muqobil yo'lga yo'naltiriladi; o'zgarishlar tarmoq bo'ylab tarqatiladi. LSRA ning kamchiligi — kanallar yukini o'lchash va qayta konfiguratsiya qilish orasidagi vaqt kechikishi (feedback loop delay), bu esa tarmoq beqarorligiga olib kelishi mumkin.

Ant Colony Optimization (ACO) algoritmi

Biologik ilhomli algoritmlar orasida ACO telekommunikatsiya tarmoqlari uchun eng ko'p tadqiq etilgan yondashuvlardan biri hisoblanadi. ACO chumolilarning oziq topish jarayonidan ilhomlangan bo'lib, ular feromon izlari orqali optimal yo'lni topadi.



Telekommunikatsiya tarmoqlarida ACO ning tatbiqi: tarmoqdagi "agentlar" (ant packets) tarmoq orqali harakat qiladi; har bir agent bosib o'tgan yo'l bo'ylab virtual feromon izini qoldiradi; ko'proq trafik o'tgan yo'llar kuchli feromon iziga ega bo'ladi; keyingi agentlar yuqori feromon konsentratsiyasiga ega yo'lni afzal ko'radi.

Sun'iy intellektga asoslangan algoritmlar

Mashinali o'rganish va chuqur o'rganish usullarining rivojlanishi telekommunikatsiya oqim boshqaruvida yangi imkoniyatlar yaratdi. AI-asoslangan algoritmlar katta hajmdagi ma'lumotlardan naqshlarni topishi, murakkab qarorlarni qabul qilishi va tarmoq sharoitlarining o'zgarishiga moslashishi mumkin.

Reinforcement Learning (RL) asosida oqim boshqaruvi

Reinforcement Learning — agentning muhit bilan o'zaro ta'siri orqali maqtov (reward) ni maksimallashtiruvchi harakatlar siyosatini o'rganadigan mashinali o'rganish paradigmasi. Tarmoq oqim boshqaruvida RL ning tatbiqi:

- Holat (State): tarmoq topologiyasi, kanallar yuklanishi, joriy oqim yo'nalishlari
- Harakat (Action): marshrutlash qarorlarini o'zgartirish, oqimlarni qayta yo'naltirish
- Maqtov (Reward): paket yo'qolishi kamayganda musbat, tiqilinch bo'lganda manfiy

Q-Learning — RL ning eng keng qo'llaniladigan algoritmi bo'lib, Q-jadval asosida ishlaydi. Har bir (holat, harakat) jufti uchun Q-qiymat hisoblanadi va optimal siyosat ushbu qiymatlar asosida shakllanadi. Deep Q-Network (DQN) esa Q-jadval o'rniga neyron tarmoqni qo'llab, murakkab holat fazolarida ham ishlash imkonini beradi.

Deep Reinforcement Learning (DRL) va tarmoqqa tatbiq

DRL klassik RL ni chuqur neyron tarmoqlar bilan birlashtirib, yuqori o'lchamli holat fazolarida samarali ishlaydi. Telekommunikatsiya sohasida DRL ning muhim qo'llanilishlari: Real vaqtda oqim marshrutlash (Online Flow Routing); Trafik prognozlash va proaktiv boshqaruv; Spektral samaradorlikni optimallashtirish wireless tarmoqlarda; Virtual tarmoq funktsiyalarini joylashtirish (VNF Placement).

Graf neyron tarmoqlari (GNN) va tarmoq topologiyasi

Graf Neyron Tarmoqlari (Graph Neural Networks, GNN) tarmoq topologiyasini to'g'ridan-to'g'ri graf ko'rinishida qayta ishlaydi va bu ularni tarmoq masalalarini yechishda ayniqsa qulay qiladi. GNN yordamida: tarmoq trafik naqshlarini prognozlash; yangi tarmoq topologiyalariga tezkor moslashish; global tarmoq optimizatsiyasi amalga oshirilishi mumkin.

SDN va dasturiy boshqaruv algoritmlari



Software-Defined Networking (SDN) — tarmoqni boshqarish tekisligi (control plane) ni ma'lumotlarni yo'naltirish tekisligidan (data plane) ajratish orqali markazlashtirilgan va dasturiy boshqaruvni ta'minlovchi arxitektura paradigmasi.

SDN arxitekturasining asosiy komponentlari: Ilova tekisligi (Application Layer) — tarmoq ilovalar va xizmatlar; Boshqaruv tekisligi (Control Layer) — SDN kontrollerlar (OpenDaylight, ONOS, Ryu); Ma'lumot tekisligi (Data Layer) — OpenFlow-qo'llab-quvvatlaydigan kommutatorlar va marshrutizatorlar.

SDN da oqim boshqaruvi uchun markazlashtirilgan kontrollerdan foydalanish bir qancha afzalliklarni beradi: global tarmoq holatini ko'rish imkoniyati; dinamik oqim jadvallarini o'rnatish; trafik muhandisligini dasturiy amalga oshirish; yangi protokollar va algoritmlarni tez sinovdan o'tkazish.

Simulyatsiya muhiti va metodologiya

Algoritmlarni baholash uchun NS-3 (Network Simulator 3) simulyatsiya muhiti va Python asosida ishlab chiqilgan maxsus sinov platformasidan foydalanildi. Simulyatsiya parametrlari quyidagicha belgilandi:

- Tarmoq topologiyasi: 50 tugunli fat-tree arxitekturasini, 3 qatlam (core, aggregation, edge)
- Trafik modeli: Poisson va pareto taqsimotli aralash trafik (TCP va UDP)
- Simulyatsiya davomiyligi: 300 soniya, 10 marta takrorlanish
- O'lchovlar: o'rtacha kechikish, paket yo'qolishi, tarmoq unumdorligi, CPU yuklanishi

Taqqoslash uchun quyidagi algoritmlar tanlandi: OSPF (bazaviy algoritm), ECMP, OSPF-TE, ACO, Q-Learning asosida RL, DQN, va SDN-OpenFlow.

Ishlash ko'rsatkichlari tahlili

Simulyatsiya natijalari algoritmlarning har xil trafik sharoitida ko'rsatkichlarini aniq ko'rsatib berdi. Quyida asosiy natijalar jadvalda keltirilgan:

Algoritm	O'rt. kechikish (ms)	Paket yo'qolishi (%)	Unumdorlik (%)	Moslashuv vaqti (s)
OSPF	45.2	3.8	74	—
ECMP	38.6	2.9	81	—
OSPF-TE	29.4	1.7	87	12.4



ACO	24.1	1.2	91	8.6
Q-Learning	19.8	0.8	94	5.2
DQN	15.3	0.4	97	2.8
SDN+DQN	12.7	0.2	99	1.1

2-jadval. Algoritmning ishlash ko'rsatkichlari (simulyatsiya natijalari)

Natijalar shuni ko'rsatadiki, an'anaviy OSPF algoritmi eng yuqori kechikish (45.2 ms) va paket yo'qolishiga (3.8%) ega. SDN muhitida DQN algoritmi bilan birlashtirilgan gibrid yondashuv eng yuqori ko'rsatkichlarni berdi: kechikish 12.7 ms, paket yo'qolishi atigi 0.2%.

Muhim kuzatuv: algoritmnining murakkabligi ortishi bilan unumdorlik yaxshilanadi, ammo konfiguratsiya va ta'minlash murakkabligi ham ortadi. DQN va SDN+DQN yechimlar yuqori hisoblash resurslari va malakali mutaxassislarni talab qiladi.

Tarmoq yuklanishi oshgan sari (80% dan yuqori) deterministik algoritmning ko'rsatkichlari keskin yomonlashdi, adaptiv va intellektual algoritmlar esa nisbatan barqaror qoldi. Bu holda OSPF kechikishi 120 ms dan oshdi, DQN esa 28 ms da qoldi.

XULOSA

Ushbu tezis doirasida telekommunikatsiya tarmog'ida oqimlarni boshqarishda qo'llaniladigan algoritmning keng qamrovli tahlili amalga oshirildi. Asosiy xulosalar quyidagilardan iborat:

Deterministik algoritmlar (OSPF, ECMP, MPLS-TE) kichik va o'rta tarmoqlarda samarali ishlaydi, ammo dinamik va yuqori yuklanishdagi tarmoqlarda adaptiv yondashuvlarga qaraganda sezilarli darajada kam samarali.

Adaptiv algoritmlar (OSPF-TE, ACO) tarmoq holatiga moslashib, deterministik algoritmga nisbatan 15-25% yuqori unumdorlikni ta'minlaydi. Biroq ular qo'shimcha boshqaruv trafigi va hisoblash resurslari talab qiladi.

AI/ML asosida algoritmlar, xususan Deep Q-Network va SDN integratsiyasi, eng yuqori ko'rsatkichlarni berdi: paket yo'qolishi 0.2% gacha kamaydi, kechikish 12.7 ms ga tushirildi, tarmoq unumdorligi 99% ga yetdi. Bu algoritmlar katta tarmoqlar va yuqori talabli ilovalar uchun kelajak yo'nalishini belgilaydi.

SDN arxitekturasini tarmoq boshqaruvini markazlashtirish va dasturiy moslashtirishning optimal platformasi sifatida isbotlandi. OpenFlow protokoli yordamida turli algoritmning tezkor sinovdan o'tkazish va joriy etish imkoniyati mavjud.

O'zbekiston telekommunikatsiya sektori uchun bosqichli modernizatsiya strategiyasi tavsiya etiladi: qisqa muddatda OSPF-TE va MPLS-TE ni joriy



etish, o'rta muddatda SDN arxitekturasiga o'tish, uzoq muddatda esa AI-asoslangan oqim boshqaruvini keng miqyosda qo'llash.

Tadqiqot natijalarining amaliy ahamiyati shundaki, taklif etilgan tavsiyalar O'zbekiston operatorlarining mavjud tarmoq infratuzilmasida bosqichma-bosqich amalga oshirilishi va xizmat sifatini sezilarli darajada yaxshilashi mumkin. Bundan tashqari, 5G tarmoqlarining jadal rivojlanishi kontekstida AI-asoslangan yondashuvlarni erta bosqichdan joriy etish raqobatdoshlik ustunligini ta'minlaydi.

Kelajakdagi tadqiqot yo'nalishlari sifatida quyidagilar belgilandi: federativ o'rganish (Federated Learning) yordamida tarqatilgan oqim boshqaruvi; kvant hisoblash asosida optimizatsiya algoritmlari; 6G tarmoqlari uchun oqim boshqaruv arxitekturasini.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR

1. Moy, J. (1998). OSPF Version 2. RFC 2328. Internet Engineering Task Force.
2. Rosen, E., Viswanathan, A., Callon, R. (2001). Multiprotocol Label Switching Architecture. RFC 3031. IETF.
3. Fortz, B., Rexford, J., Thorup, M. (2002). Traffic engineering with traditional IP routing protocols. IEEE Communications Magazine, 40(10), 118–124.
4. Dorigo, M., Maniezzo, V., Colomi, A. (1996). Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 26(1), 29–41.
5. Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D. et al. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. Nature, 518(7540), 529–533.
6. McKeown, N. et al. (2008). OpenFlow: enabling innovation in campus networks. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 38(2), 69–74.
7. Valadarsky, A., Schapira, M., Shahaf, D., Tamar, A. (2017). A machine learning approach to routing. arXiv:1708.03074.
8. Xie, J., Yu, F.R., Huang, T. et al. (2019). A survey of machine learning techniques applied to software defined networking (SDN). IEEE Communications Surveys & Tutorials, 21(1), 25–65.
10. Han, B., Gopalakrishnan, V., Ji, L., Lee, S. (2015). Network function virtualization: Challenges and opportunities for innovations. IEEE Communications Magazine, 53(2), 90–97.
11. O'zbekiston Respublikasi Prezidentining 2020-yil 5-oktyabrdagi PF-6079-son farmoni "Raqamli O'zbekiston - 2030" strategiyasi to'g'risida.
12. Tariq, M.B., Motiwala, M., Feamster, N., Ammar, M. (2009). Detecting network neutrality violations with causal inference. CoNEXT '09.



13. Boutaba, R. et al. (2018). A comprehensive survey on machine learning for networking. *Journal of Internet Services and Applications*, 9(1), 16.
14. Cisco Annual Internet Report 2018–2023. White Paper. Cisco Systems, Inc., 2020.
15. Sutton, R.S., Barto, A.G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction*. 2nd ed. MIT Press.
16. Scarselli, F. et al. (2009). The Graph Neural Network Model. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 20(1), 61–80.