CHUQUR O‘QITISH ASOSIDA RAQAMLI TELEKOMMUNIKATSIYA TARMOQLARIDA TRAFIKNI BASHORAT QILISH VA RESURSLARNI DINAMIK TAQSIMLASH ALGORITMI

Negmatov Ulug‘bek Pirimkulovich
Vatan universiteti Raqamli texnologiyalar fakulteti,
Telekommunikatsiya injineringi mutaxasisligi magistranti
Akmuradov B.U.
Vatan universiteti "K va KT" kafedrasi mudiri
https://doi.org/10.5281/zenodo.24445759

Annotatsiya: Ushbu maqolada raqamli telekommunikatsiya tarmoqlarida ma’lumotlar oqimini samarali boshqarish, tarmoq trafigini oldindan bashorat qilish va mavjud resurslarni dinamik taqsimlash masalalari o‘rganilgan. Zamonaviy telekommunikatsiya infratuzilmalarida foydalanuvchilar sonining ortishi, mobil ilovalar, videokonferensiyalar, bulutli xizmatlar va Internet of Things (IoT) qurilmalaridan foydalanishning kengayishi tarmoq yuklamasining keskin o‘zgarishiga sabab bo‘lmoqda. Bunday sharoitda an’anaviy statik resurs taqsimlash usullari yetarli samaradorlikni ta’minlay olmaydi. Maqolada chuqur o‘qitish texnologiyalari, xususan, LSTM va GRU neyron tarmoqlari yordamida trafik hajmini prognozlash hamda bashorat natijalariga asoslangan holda kanal kengligi, hisoblash quvvati va tarmoq resurslarini moslashtirish algoritmi taklif etiladi. Shuningdek, mazkur yondashuvning ishlash mexanizmi, asosiy bosqichlari va samaradorligini baholash mezonlari yoritilgan.
Kalit so‘zlar: chuqur o‘qitish, telekommunikatsiya, trafik, bashoratlash, LSTM, GRU, neyron tarmoq, dinamik taqsimlash, tarmoq resurslari, optimallashtirish, ma’lumotlar oqimi, QoS.

KIRISH

Raqamli texnologiyalarning jadal rivojlanishi telekommunikatsiya tarmoqlariga qo‘yiladigan talablarning ortishiga olib kelmoqda. Xususan, 5G texnologiyalari, bulutli hisoblash, videostreaming, masofaviy ta’lim va IoT xizmatlarining keng tarqalishi natijasida tarmoqlarda uzatiladigan ma’lumotlar hajmi muntazam oshib bormoqda. Bu esa tarmoqning o‘tkazuvchanlik qobiliyati, kechikish vaqti, paketlar yo‘qotilishi hamda mavjud resurslardan foydalanish samaradorligini ta’minlashni muhim vazifaga aylantirmoqda.

Telekommunikatsiya tarmoqlarida trafik hajmi vaqt, foydalanuvchilar soni va xizmat turiga qarab o‘zgaradi. Shu sababli resurslarni faqat joriy yuklama asosida taqsimlash ayrim vaqtlarda tarmoqning ortiqcha yuklanishiga, boshqa holatlarda esa mavjud imkoniyatlardan to‘liq foydalanilmasligiga olib keladi. Ushbu muammoni bartaraf etishda chuqur o‘qitish algoritmlaridan foydalanish istiqbolli yechim hisoblanadi. Bunday algoritmlar tarixiy trafik ma’lumotlarini tahlil qilish orqali kelajakdagi yuklamani bashorat qilish va resurslarni oldindan moslashtirish imkonini beradi.

ASOSIY QISM

Telekommunikatsiya tarmoqlarida trafik deganda ma’lum vaqt oralig‘ida tarmoq orqali uzatiladigan ma’lumotlar hajmi yoki paketlar oqimi tushuniladi. Trafikning shakllanishi foydalanuvchilarning faolligi, xizmatlar turi, geografik joylashuv, kunning vaqti hamda tarmoqdagi texnologik jarayonlarga bog‘liq. Masalan, ish vaqtining boshlanishi, tanaffuslar yoki

kechki soatlarda foydalanuvchilarning tarmoqdan foydalanish intensivligi turlicha bo‘lishi mumkin.

Tarmoq trafigini boshqarishda bir nechta muhim muammolar mavjud. Birinchidan, trafikning notekis taqsimlanishi ayrim aloqa kanallarida ortiqcha yuklanishni yuzaga keltiradi. Ikkinchidan, tarmoq resurslarining statik taqsimlanishi real vaqt rejimidagi talabga moslashishda cheklovlarga ega. Uchinchidan, xizmat ko‘rsatish sifati (Quality of Service – QoS) talablarini bir vaqtning o‘zida ta’minlash murakkablashadi. Masalan, videokonferensiya va ovozli aloqa xizmatlari uchun kechikish vaqtining past bo‘lishi muhim bo‘lsa, katta hajmdagi fayllarni yuklab olishda o‘tkazuvchanlik qobiliyati asosiy ahamiyat kasb etadi. Shuning uchun barcha foydalanuvchilarga bir xil resurs ajratish o‘rniga, ularning ehtiyojlari va xizmat ustuvorligini hisobga oluvchi moslashuvchan boshqaruv mexanizmi zarur. An’anaviy usullarda resurslar ko‘pincha oldindan belgilangan qoidalar yoki joriy yuklama ko‘rsatkichlari asosida taqsimlanadi. Bunday yondashuv kutilmagan trafik o‘zgarishlarini oldindan aniqlash imkoniyatiga ega emas. Chuqur o‘qitish esa tarixiy ma’lumotlar asosida murakkab bog‘liqliklarni aniqlash, trafikdagi takrorlanuvchi qonuniyatlarni o‘rganish va kelajakdagi yuklama haqida prognoz shakllantirish imkonini beradi.

Chuqur o‘qitish asosida trafikni bashorat qilish texnologiyalari. Chuqur o‘qitish (Deep Learning) sun’iy intellektning ko‘p qatlamli neyron tarmoqlarga asoslangan yo‘nalishi bo‘lib, katta hajmdagi ma’lumotlardan murakkab qonuniyatlarni avtomatik o‘rganishga xizmat qiladi. Telekommunikatsiya tarmoqlarida ushbu texnologiya trafikning vaqt bo‘yicha o‘zgarishini tahlil qilish, tarmoq yuklamasini prognozlash va anomal holatlarni aniqlashda qo‘llaniladi. Trafik vaqt qatorlari ko‘rinishida ifodalanadi. Bunda har bir vaqt oralig‘ida uzatilgan ma’lumotlar hajmi, paketlar soni, kanal bandligi va kechikish ko‘rsatkichlari qayd etiladi. Mazkur ma’lumotlar asosida neyron tarmoq kelajakdagi trafik qiymatlarini hisoblaydi.

Telekommunikatsiya trafigini bashorat qilishda quyidagi neyron tarmoq arxitekturalari samarali hisoblanadi:

➢ ***LSTM (Long Short-Term Memory)*** – uzoq qisqa muddatli xotiraga ega bo‘lgan rekurrent neyron tarmoq turi. U vaqt qatorlaridagi uzoq muddatli bog‘liqliklarni o‘rganish imkonini beradi. Masalan, tarmoqda kunlik yoki haftalik trafik takrorlanishlarini aniqlashda LSTM modelidan foydalanish mumkin. Ushbu model maxsus xotira mexanizmlari orqali avvalgi holatlardagi muhim axborotni saqlab qoladi.

➢ ***GRU (Gated Recurrent Unit)*** – LSTM modeliga o‘xshash, biroq tuzilishi nisbatan sodda bo‘lgan rekurrent neyron tarmoq arxitekturasidir. GRU kamroq hisoblash resurslarini talab qilishi bilan ajralib turadi. Shu sababli real vaqt rejimida trafikni bashorat qilish talab etiladigan tizimlarda undan foydalanish maqsadga muvofiq.

➢ ***CNN (Convolutional Neural Network)*** – dastlab tasvirlarni qayta ishlash uchun ishlab chiqilgan bo‘lsa-da, vaqt qatorlaridagi mahalliy xususiyatlarni aniqlashda ham qo‘llaniladi. CNN yordamida trafikdagi qisqa muddatli o‘zgarishlar va keskin yuklama ko‘tarilishlarini aniqlash mumkin.

Mazkur modellar orasida LSTM va GRU vaqtga bog‘liq trafikni bashorat qilish uchun alohida ahamiyatga ega. Ularning asosiy afzalligi oldingi vaqt oralig‘idagi ma’lumotlarni hisobga olgan holda keyingi davr uchun prognoz shakllantirishidir.

Trafikni bashorat qilish jarayonida modelga quyidagi kiruvchi parametrlar berilishi mumkin:

– oldingi vaqt oralig‘idagi trafik hajmi;
– tarmoq paketlarining soni;
– kanalning bandlik darajasi;
– foydalanuvchilar soni;
– paketlarning o‘rtacha kechikish vaqti;
– paketlar yo‘qotilishi ko‘rsatkichi;

– kun vaqti va hafta kuni;
– xizmat turi va ustuvorlik darajasi.

Model ushbu parametrlar orasidagi bog‘liqlikni o‘rganib, belgilangan vaqt oralig‘i uchun trafik hajmini bashorat qiladi. Bashorat natijasi keyingi bosqichda resurslarni dinamik taqsimlash algoritmiga uzatiladi.

Trafikni bashoratlash va resurslarni dinamik taqsimlash algoritmini ishlab chiqish. Chuqur o‘qitish asosida telekommunikatsiya tarmoqlarida resurslarni samarali boshqarish uchun trafikni bashoratlash va resurslarni dinamik taqsimlash jarayonlarini yagona algoritmga birlashtirish maqsadga muvofiq. Bunda dastlabki bosqichda tarmoqdan kelayotgan ma’lumotlar yig‘iladi, keyingi bosqichda ular neyron tarmoq yordamida tahlil qilinadi va bashorat natijalariga muvofiq resurslarni taqsimlash bo‘yicha qaror qabul qilinadi.

Taklif etilayotgan algoritm quyidagi asosiy bosqichlardan tashkil topadi:

1-bosqich. Tarmoq ma’lumotlarini yig‘ish. Telekommunikatsiya infratuzilmasidagi marshrutizatorlar, kommutatorlar, bazaviy stansiyalar va monitoring tizimlaridan ma’lumotlar yig‘iladi. Bunda kanalning bandlik darajasi, uzatilgan paketlar soni, trafik hajmi, kechikish vaqti, paketlar yo‘qotilishi va foydalanuvchilar soni kabi parametrlar hisobga olinadi.

2-bosqich. Ma’lumotlarni dastlabki qayta ishlash. Yig‘ilgan ma’lumotlar tozalanadi, yetishmayotgan qiymatlar qayta ishlanadi va turli o‘lchov birliklaridagi parametrlar yagona diapazonga keltiriladi. Bu jarayon neyron tarmoqning barqaror ishlashi va bashorat aniqligini oshirishga xizmat qiladi. Shuningdek, ma’lumotlar vaqt ketma-ketligi bo‘yicha tartiblanib, o‘qitish, tekshirish va test to‘plamlariga ajratiladi.

3-bosqich. Chuqur o‘qitish modelini shakllantirish. Tayyorlangan ma’lumotlar LSTM yoki GRU neyron tarmog‘iga uzatiladi. Model tarixiy trafik qiymatlari va qo‘shimcha tarmoq parametrlarini tahlil qilib, kelajakdagi yuklama hajmini hisoblaydi. Modelni o‘qitish jarayonida prognoz qiymatlari bilan haqiqiy qiymatlar o‘rtasidagi farqni kamaytirish maqsad qilinadi.

Trafikni bashoratlashning umumiy matematik ifodasi quyidagicha berilishi mumkin:

$$\hat{T}_{t+1} = f(T_t, T_{t-1}, \ldots, T_{t-n}, X_t)$$

Bu yerda:

– $\hat{T}_{t+1}$ – keyingi vaqt oralig‘i uchun bashorat qilingan trafik hajmi;
– T_t – joriy vaqt oralig‘idagi trafik;
– $T_{t-1}, \ldots, T_{t-n}$ – oldingi vaqt oralig‘idagi trafik qiymatlari;
– X_t – foydalanuvchilar soni, kanal bandligi, kechikish va boshqa qo‘shimcha parametrlar;
– f – o‘qitilgan chuqur neyron tarmoq modeli.

4-bosqich. Resurslarga bo‘lgan ehtiyojni aniqlash. Bashorat qilingan trafik hajmi asosida har bir tarmoq segmenti yoki xizmat uchun zarur resurs miqdori hisoblanadi. Masalan, kutilayotgan trafik hajmi oshishi aniqlansa, tegishli aloqa kanalining o‘tkazuvchanlik qobiliyati yoki hisoblash resurslari ko‘paytiriladi. Aksincha, yuklama kamayishi prognoz qilinsa, ortiqcha ajratilgan resurslar boshqa segmentlarga yo‘naltiriladi.

5-bosqich. Resurslarni dinamik taqsimlash. Algoritm bashorat natijalarini mavjud resurslar bilan solishtiradi va taqsimlash bo‘yicha qaror qabul qiladi. Bunda har bir foydalanuvchi yoki xizmatning ustuvorligi, QoS talablari, mavjud kanal sig‘imi va energiya sarfi hisobga olinadi.

6-bosqich. Natijalarni monitoring qilish va modelni yangilash. Resurslar taqsimlangandan keyin tarmoqning haqiqiy ishlash ko‘rsatkichlari kuzatiladi. Bashorat qilingan trafik bilan amaldagi trafik o‘rtasidagi farq aniqlanadi. Ushbu ma’lumotlar modelni qayta o‘qitish va algoritm parametrlarini takomillashtirish uchun ishlatiladi.

Mazkur algoritmning muhim jihati shundaki, resurslarni taqsimlash faqat joriy holatga emas, balki kelajakdagi ehtimoliy yuklamaga asoslanadi. Natijada tarmoqda yuqori yuklama yuzaga kelishidan oldin tegishli choralarni amalga oshirish imkoniyati paydo bo‘ladi.

Resurslarni dinamik taqsimlashning matematik modeli. Telekommunikatsiya tarmoqlarida resurslarni taqsimlash jarayonini matematik optimallashtirish masalasi sifatida ifodalash mumkin. Bunda asosiy maqsad mavjud resurslardan foydalanish samaradorligini oshirish, tarmoqdagi kechikishlarni kamaytirish va foydalanuvchilarga barqaror xizmat ko‘rsatishni ta’minlashdan iborat. Faraz qilaylik, tarmoqda N ta xizmat yoki foydalanuvchi segmenti mavjud. Har bir segment uchun bashorat qilingan trafik hajmi $\hat{T}_i$, ajratilgan resurs miqdori esa R_i bilan belgilanadi. Umumiy resurs hajmi $R_{\max}$ dan oshmasligi kerak.

Resurslarni taqsimlashning asosiy cheklovi:

$$\sum_{i=1}^{N} R_i \le R_{\max}$$

Har bir segmentga ajratiladigan resurs bashorat qilingan trafik hajmi, xizmat ustuvorligi va minimal QoS talablariga bog‘liq bo‘ladi. Dastlabki taqsimlash uchun quyidagi proporsional modeldan foydalanish mumkin:

$$R_i = R_{\max} \cdot \frac{w_i \hat{T}_i}{\sum_{j=1}^{N} w_j \hat{T}_j}$$

Bu yerda:

– R_i – i-segmentga ajratiladigan resurs;
– $R_{\max}$ – taqsimlanishi mumkin bo‘lgan jami resurs;
– w_i – xizmatning ustuvorlik koeffitsiyenti;
– $\hat{T}_i$ – i-segment uchun bashorat qilingan trafik;
– N – tarmoq segmentlari soni.

Ushbu ifoda yordamida resurslar trafik hajmi va xizmat ustuvorligiga mos ravishda taqsimlanadi. Biroq amaliy tizimda har bir segment uchun minimal va maksimal resurs chegaralari ham belgilanishi kerak:

$$R_i^{\min} \le R_i \le R_i^{\max}$$

Masalan, real vaqt rejimida ishlaydigan ovozli aloqa va videokonferensiya xizmatlariga yuqori ustuvorlik berilishi, katta hajmdagi fayllarni yuklab olish xizmatlariga esa mavjud resurslarning qolgan qismi ajratilishi mumkin.

Resurslarni taqsimlash jarayonida faqat trafik hajmini hisobga olish yetarli emas. Chunki tarmoqning umumiy samaradorligi kechikish, paketlar yo‘qotilishi va energiya sarfi kabi ko‘rsatkichlarga ham bog‘liq. Shu sababli umumiy optimallashtirish funksiyasini quyidagicha ifodalash mumkin:

$$\min J = \alpha D + \beta P + \gamma E + \delta U$$

Bu yerda:

– D – tarmoqdagi o‘rtacha kechikish;
– P – paketlar yo‘qotilishi darajasi;
– E – energiya sarfi;
– U – resurslardan foydalanish bilan bog‘liq nomutanosiblik yoki samarasiz taqsimlash ko‘rsatkichi;
– $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ – ko‘rsatkichlarning ahamiyatini belgilovchi vazn koeffitsiyentlari.

Mazkur matematik model yordamida tizim bir vaqtning o‘zida bir nechta samaradorlik mezonlarini hisobga olishi mumkin. Vazn koeffitsiyentlari esa telekommunikatsiya operatorining texnik va xizmat ko‘rsatish talablariga muvofiq belgilanadi.

Taklif etilayotgan algoritmning samaradorligini baholash. Chuqur o‘qitish asosida ishlab chiqilgan trafikni bashoratlash va resurslarni dinamik taqsimlash algoritmining samaradorligini aniqlash uchun uni tajriba-sinov muhitida tekshirish zarur. Buning uchun Python dasturlash tili, TensorFlow yoki PyTorch kutubxonalari, shuningdek, tarmoq muhitini

modellashtirish uchun ns-3 simulyatoridan foydalanish mumkin. Dastlab tarmoq trafigi bo‘yicha tarixiy ma’lumotlar to‘planadi. Ma’lumotlar tarkibida vaqt belgisi, trafik hajmi, paketlar soni, kanal bandligi, kechikish va foydalanuvchilar soni kabi ko‘rsatkichlar bo‘lishi maqsadga muvofiq. Keyinchalik ushbu ma’lumotlar asosida LSTM va GRU modellarini o‘qitish amalga oshiriladi.

Bashoratlash modellarining aniqligini baholashda quyidagi mezonlardan foydalanish mumkin:

O‘rtacha mutlaq xatolik (MAE):

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|T_i - \hat{T}_i\right|$$

O‘rtacha kvadratik xatolik (MSE):

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(T_i - \hat{T}_i\right)^2$$

O‘rtacha mutlaq foiz xatolik (MAPE):

$$\mathrm{MAPE} = \frac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{T_i - \hat{T}_i}{T_i}\right|$$

Bu yerda T_i – haqiqiy trafik qiymati, $\hat{T}_i$ – bashorat qilingan trafik qiymati, n – kuzatuvlar soni.

Mazkur ko‘rsatkichlar yordamida LSTM va GRU modellarining prognozlash aniqligini taqqoslash mumkin. Bunda MAPE ko‘rsatkichini hisoblashda haqiqiy trafik qiymati nolga teng yoki nolga juda yaqin bo‘lgan holatlar alohida qayta ishlanishi lozim.

Resurslarni taqsimlash algoritmining samaradorligi esa quyidagi ko‘rsatkichlar asosida baholanadi:

1. Tarmoqning o‘rtacha o‘tkazuvchanlik qobiliyati.
2. Ma’lumotlarni uzatishdagi kechikish vaqti.
3. Paketlarning yo‘qotilish darajasi.
4. Tarmoq resurslaridan foydalanish koeffitsiyenti.
5. Energiya sarfi.
6. Tarmoq yuklamasining segmentlar o‘rtasida taqsimlanish darajasi.

Taklif etilayotgan algoritmni an’anaviy statik taqsimlash va joriy yuklamaga asoslangan dinamik taqsimlash usullari bilan solishtirish maqsadga muvofiq. Bunday taqqoslash chuqur o‘qitish asosidagi prognozlashning amaliy ustunliklarini aniqlash imkonini beradi. Shuningdek, modelni faqat normal trafik sharoitida emas, balki keskin yuklama oshishi, foydalanuvchilar sonining o‘zgarishi va ayrim tarmoq segmentlarida trafikning to‘satdan ko‘payishi kabi holatlarda ham sinovdan o‘tkazish lozim. Bu algoritmning turli ish sharoitlariga moslashuvchanligini baholashga yordam beradi.

Algoritmni amaliyotga joriy etish imkoniyatlari va istiqbollari. Taklif etilayotgan algoritmdan mobil aloqa operatorlari, internet-provayderlar, korporativ telekommunikatsiya tarmoqlari va bulutli ma’lumotlar markazlarida foydalanish mumkin. Ayniqsa, 5G tarmoqlarida tarmoq bo‘laklarini (Network Slicing) boshqarish jarayonida chuqur o‘qitish texnologiyalaridan foydalanish muhim ahamiyatga ega. Chunki har bir tarmoq bo‘lagi muayyan xizmat turi uchun ajratilgan resurslar va xizmat ko‘rsatish talablariga ega. Masalan, sanoat IoT tizimlarida qurilmalar o‘rtasidagi uzatish kechikishini kamaytirish, videostreaming xizmatlarida yuqori o‘tkazuvchanlikni ta’minlash, bulutli xizmatlarda esa hisoblash va ma’lumot uzatish resurslarini muvofiqlashtirish talab etiladi. Chuqur o‘qitish asosidagi algoritm ushbu talablarni oldindan tahlil qilib, resurslarni tegishli yo‘nalishlarga taqsimlashi mumkin.

Algoritmni Software-Defined Networking (SDN) texnologiyasi bilan integratsiyalash ham istiqbolli yo‘nalish hisoblanadi. SDN arxitekturasi tarmoq boshqaruvini markazlashtirish va dasturiy vositalar orqali boshqarish imkonini beradi. Bunda chuqur o‘qitish modeli bashorat natijalarini SDN kontrolleriga uzatadi, kontroller esa marshrutlash qoidalari va resurs taqsimotini tegishli ravishda o‘zgartiradi. Bundan tashqari, algoritmni takomillashtirishda chuqur mustahkamlovchi o‘qitish (Deep Reinforcement Learning) usullaridan foydalanish mumkin. Bunday yondashuvda algoritm tarmoq holatini kuzatib, turli boshqaruv qarorlarining natijalarini baholaydi va uzoq muddatli samaradorlikni oshiradigan strategiyani o‘rganadi. Masalan, Deep Q-Network (DQN) algoritmi resurslarni taqsimlashda tarmoq holati va xizmat ko‘rsatish talablariga asoslangan qarorlarni shakllantirish uchun qo‘llanilishi mumkin. Shu bilan birga, algoritmni amaliyotga joriy etishda ayrim muammolar ham mavjud. Jumladan, katta hajmdagi tarixiy ma’lumotlarga ehtiyoj, modelni o‘qitish uchun hisoblash resurslarining talab etilishi, trafik xususiyatlarining tez o‘zgarishi va prognoz xatoliklari noto‘g‘ri resurs taqsimlanishiga sabab bo‘lishi mumkin. Ushbu muammolarni kamaytirish uchun modelni davriy yangilash, ma’lumotlarni real vaqt rejimida qayta ishlash, minimal resurs zaxirasini saqlash va inson nazorati ostida boshqaruv mexanizmlarini joriy etish tavsiya etiladi. Umuman olganda, chuqur o‘qitish va dinamik resurs boshqaruvini birlashtirish telekommunikatsiya tarmoqlarining moslashuvchanligi, ishonchliligi va iqtisodiy samaradorligini oshirishga xizmat qiladi.

XULOSA

Olib borilgan nazariy tahlil asosida chuqur o‘qitish texnologiyalaridan foydalanish raqamli telekommunikatsiya tarmoqlarida trafikni bashoratlash va resurslarni samarali taqsimlashning istiqbolli yo‘nalishi ekanligi aniqlandi. Maqolada LSTM va GRU neyron tarmoqlariga asoslangan trafik prognozlash hamda bashorat natijalariga muvofiq resurslarni dinamik taqsimlash algoritmi taklif etildi.

Taklif etilgan yondashuv tarmoq yuklamasini oldindan aniqlash, ortiqcha resurs sarfini kamaytirish, QoS talablarini ta’minlash va tarmoqning umumiy samaradorligini oshirish imkoniyatiga ega. Kelgusida ushbu algoritmni ns-3 simulyatori asosida modellashtirish, real trafik ma’lumotlarida sinash va an’anaviy usullar bilan qiyosiy baholash tadqiqotning muhim amaliy bosqichi hisoblanadi.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. Axmedov N.M., Nazarova Z.S. Telekommunikatsiya tarmoqlarida resurslarni taqsimlash va boshqarishda blokcheyn va sun’iy intellekt texnologiyalari // Raqamli iqtisodiyot ilmiy-elektron jurnali. – 2026. – № 17.
2. Abdujapparova M.B., Mirxosilov M.M. Zamonaviy telekommunikatsiya tarmoqlarida trafik turlarining xususiyatlari va ularning xizmat ko‘rsatish sifatiga ta’siri. – 2026.
3. Mirazimova G.X., Qo‘ziyev Sh.U. Zamonaviy telekommunikatsiya tarmoqlarida sun’iy intellekt texnologiyalarining qo‘llanilishi. – 2026.
4. Rasulov A., Dalibekov L. 5G va 6G tarmoqlarida resurslarni boshqarish va tarmoq samaradorligini oshirishda sun’iy intellektning o‘rni va qo‘llanilishi // Yosh olimlar. – 2026. – 4-jild, 31-son. – B. 50–52.
5. Qodirov A.A. 5G tarmoqlarida resurslarni taqsimlashni sun’iy neyron tarmoqlar orqali bashoratlash modeli // Raqamli iqtisodiyot ilmiy-elektron jurnali. – 2026.
6. Tojiyeva F.Q. Sun’iy intellekt yordamida tarmoq trafigini tasniflash // Sun’iy intellekt va raqamli iqtisodiyot. – SIRI-2025 konferensiya materiallari.
7. Narzullayev Sh.N. Telekommunikatsiya tarmoqlarini monitoring va nazorat qilish dasturiy vositalari // Modern Science and Research. – 2025. – 4-jild, 5-son.
8. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – Cambridge: MIT Press, 2016.