D2D SIMSIZ TARMOQLARIDA RESURSLARNI TAQSIMLASHNI PSO-DNN VA GRAF NEYRON TARMOQLARI ASOSIDA OPTIMALLASHTIRISH

Xaytbayev Aybek Fayzullayevich

Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiylari universiteti,
E-mail:xaytbaev.aybek.81@gmail.com

K E Y W O R D S

D2D aloqa, resurslarni taqsimlash, quvvatni boshqarish, PSO, chuqur neyron tarmoq, graf neyron tarmoq, GAT, WMMSE, interferensiya, 5G/6G

A B S T R A C T

Ushbu maqolada D2D (Device-to-Device) simsiz tarmoqlarida radioresurslarni taqsimlash masalasi metaevristik optimallashtirish, chuqur neyron tarmoqlari va graf neyron tarmoqlarini birlashtirish asosida tadqiq etiladi. Resurslarni taqsimlash masalasi uzatish quvvati cheklovlari va interferensiya sharoitida tizimning yig‘indi uzatish tezligini maksimal darajaga yetkazish ko‘rinishida matematik shakllantiriladi. Optimal yoki unga yaqin yechimlarni hosil qilish uchun zarrachalar to‘dasini optimallashtirish (PSO) algoritmidan foydalanilib, olingan natijalar nazorat ostida o‘qitiladigan chuqur neyron tarmog‘i uchun maqsad qiymatlar sifatida qo‘llanadi. Tarmoq topologiyasi va tugunlar o‘rtasidagi interferensiya munosabatlarini to‘liqroq hisobga olish maqsadida xabar uzatishga asoslangan graf neyron tarmog‘i hamda graf diqqat mexanizmi ko‘rib chiqiladi. Modellashtirish natijalari o‘qitilgan PSO-DNN modeli iterativ WMMSE yondashuviga nisbatan hisoblash vaqtini keskin kamaytirgan holda PSO yechimiga yaqin samaradorlikni saqlashini ko‘rsatadi. Grafga asoslangan modellar esa tarmoq o‘lchami va D2D juftliklari konfiguratsiyasi o‘zgarganda yuqori umumlashtirish xususiyatini namoyon etadi. Olingan natijalar mashinali o‘qitish va graf modellarini birgalikda qo‘llash dinamik 5G/6G D2D tarmoqlarida real vaqtga yaqin resurslarni boshqarish uchun istiqbolli ekanligini ko‘rsatadi.

Kirish

Zamonaviy simsiz aloqa tizimlarida foydalanuvchilar sonining ortishi, yuqori tezlikdagi multimedia xizmatlari, sanoat IoT qurilmalari va kechikishga sezgir ilovalarning kengayishi radioresurslardan yanada samarali foydalanishni talab qilmoqda. D2D texnologiyasida yaqin joylashgan qurilmalar tayanch stansiya orqali aylanma yo‘l bilan ma’lumot almashish o‘rniga o‘zaro bevosita bog‘lanadi. Bunday aloqa usuli tayanch stansiyadagi yuklamani kamaytirish, spektrdan qayta foydalanish va ayrim hollarda uzatish kechikishini pasaytirish imkonini beradi. Shu bilan birga, bir xil chastota resursidan parallel foydalanish interferensiyani kuchaytiradi. Demak, D2D tarmog‘ining foydasi resurslarni qanchalik oqilona boshqarishga bevosita bog‘liq.

Resurslarni taqsimlash masalasi kanal, quvvat, spektr, tarmoqli kengligi va nurlanish parametrlarini foydalanuvchilar o‘rtasida cheklovlar asosida taqsimlashni o‘z ichiga oladi. Amaliy tarmoqlarda kanal holati vaqt bo‘yicha o‘zgaradi, foydalanuvchilar harakatchan bo‘lishi mumkin va bir foydalanuvchining quvvatini oshirish qo‘shni ulanishlardagi interferensiyani ko‘paytiradi. Natijada optimallashtirish masalasi ko‘p o‘zgaruvchili, chiziqli bo‘lmagan va ko‘pincha konveks bo‘lmagan ko‘rinishga ega bo‘ladi. Bunday sharoitda klassik optimallashtirish usullari yuqori aniqlik bersa ham, katta tarmoqda ularni har bir yangi kanal holati uchun qayta ishga tushirish hisoblash vaqtini sezilarli oshiradi.

Shu nuqtai nazardan, optimallashtirish algoritmini oflayn bosqichda “o‘qituvchi” sifatida qo‘llab, keyinchalik uning kirish-chiqish xaritasini neyron tarmoq yordamida yaqinlashtirish samarali g‘oya hisoblanadi. Oflayn bosqichda katta miqdordagi kanal holatlari uchun PSO yordamida optimal quvvat taqsimoti aniqlanadi. So‘ng ushbu juftliklar nazorat ostida o‘qitish namunalariga aylantiriladi. O‘qitilgan DNN onlayn bosqichda yangi kanal holati bo‘yicha quvvat taqsimotini iterativ qidiruvsiz deyarli darhol bashorat qiladi. Manba natijalari bunday yondashuv WMMSE va PSO kabi hisoblash qimmat usullarga nisbatan ish

(cc) BY

vaqtini juda katta miqdorda qisqartirishini ko‘rsatgan.

Oddiy DNNning asosiy cheklovi shundaki, u tarmoq topologiyasini tabiiy ravishda aks ettirmaydi. D2D tarmog‘ida esa har bir juftlik tugun, ular orasidagi foydali kanal va interferensiya aloqalari qirra sifatida qaralishi mumkin. Shuning uchun graf neyron tarmoqlari tarmoqning strukturaviy xususiyatlarini modelning o‘ziga kiritish imkonini beradi. MPGNN xabar uzatish mexanizmi orqali qo‘shni tugun va qirra ma’lumotlarini birlashtirsa, GAT diqqat koeffitsientlari yordamida turli qo‘shnilar ta’sirini differensial baholaydi. Bu xususiyatlar ayniqsa tarmoq o‘lchami, ulanish zichligi yoki juftlik masofasi o‘zgarganda umumlashtirish qobiliyatini oshiradi.

Ushbu maqolaning maqsadi D2D tarmoqlarida resurslarni taqsimlash masalasini matematik shakllantirish, PSO-DNN yondashuvining ishlash tamoyilini ifodalash hamda graf asosidagi MPGNN va GAT modellarining afzalliklarini manba materialdagi modellashtirish natijalari asosida umumlashtirishdan iborat. Maqolada formulalar orqali signal modeli, SINR, uzatish tezligi, maqsad funksiyasi, DNN o‘qitish funksiyasi va graf bo‘yicha xabar uzatish jarayoni izchil bayon qilinadi.

Adabiyotlar tahlili va metodologiya

Uyali aloqa tarmog‘ida bazaviy stansiya ma’lum qamrov hududidagi foydalanuvchilarga radioxizmat ko‘rsatadi. D2D rejimida esa tanlangan qurilmalar o‘zaro bevosita signal almashadi. Agar bir nechta D2D juftlik bir xil vaqt-chastota resursidan foydalansa, i-juftlik qabul qiluvchisiga nafaqat o‘z uzatgichining signali, balki boshqa D2D uzatgichlarining signallari ham kelib tushadi. Shu sababli tizim unumdorligi faqat ajratilgan quvvat miqdoriga emas, balki interferensiya tuzilishiga ham bog‘liq [1;42-49-b.].

An’anaviy resurs boshqaruvi yondashuvlarida optimal quvvat taqsimotini topish uchun matematik optimallashtirish, iterativ WMMSE yoki stoxastik qidiruv algoritmlaridan foydalaniladi. WMMSE usuli uzatish tezligini maksimal qilish masalasini o‘rtacha og‘irliklangan kvadratik xatoni kamaytirish ko‘rinishiga o‘tkazadi. U ko‘plab tadqiqotlarda benchmark sifatida ishlatiladi, ammo iteratsiyalar soni va tarmoq hajmi ortishi bilan hisoblash vaqti ham keskin ortadi. Shuning uchun statik holat uchun yaxshi ishlaydigan usul tez o‘zgaradigan kanal muhitida boshqaruv qarorini kechiktirishi mumkin [2;754-2760-b.].

Nazorat ostida o‘rganishda model kirishlari va ularga mos maqsad chiqishlari oldindan ma’lum bo‘ladi. D2D resurs taqsimotida kirish sifatida kanal koeffitsientlari, foydalanuvchilar geometriyasi va interferensiya holati berilishi, chiqish sifatida esa PSO topgan quvvat taqsimoti olinishi mumkin. Neyron tarmoq ushbu bog‘lanishni statistik jihatdan o‘rganadi. Natijada yangi kanal holati uchun optimallashtirish masalasini boshidan yechish o‘rniga bitta oldinga tarqalish amali yetarli bo‘ladi [3;92-96-b].

Graf asosidagi o‘rganish D2D tarmoqning mohiyatiga yanada mos keladi. Grafik G = (V, E) da V — D2D juftliklar yoki tarmoq tugunlari, E esa ular orasidagi interferensiya yoki bog‘lanishlarni ifodalaydi. Har bir tugunda foydali kanal koeffitsienti, og‘irlik va uzatish parametrlari; qirralarda esa o‘zaro interferensiya kanalining holati saqlanishi mumkin. Shu tariqa modelga nafaqat raqamli xususiyatlar, balki ularning kim bilan qanday bog‘langanligi ham beriladi.

D2D tarmog‘ining matematik modeli

K ta D2D uzatgich-qabul qilgich juftligi bir xil spektr resursidan foydalansin. i-juftlik uchun xi kompleks uzatish koeffitsienti, h_{ij} esa j-uzatgichdan i-qabul qilgichgacha bo‘lgan kanal koeffitsienti bo‘lsin. Bunda i-qabul qilgichdagi signal foydali signal, boshqa juftliklardan keladigan interferensiya va additiv shovqin yig‘indisidan tashkil topadi:

$$y_i = h_{ii}^H x_i + \sum_{j \neq i} h_{ii}^H x_j + n_i \qquad (1)$$

Bu ifodada $h_{ii}^H x_{ii}$ foydali signalni, $\sum_{j \neq i} h_{ii}^H x_j$ - esa bir vaqtning o‘zida ishlayotgan boshqa D2D uzatgichlarning interferensiyasini bildiradi. n_i — qabul qiluvchi shovqini. Manba materialda bir antennali holat ham alohida ko‘rib chiqilgan bo‘lib, bunda nurlanish vektori quvvatni taqsimlash o‘zgaruvchisiga keltiriladi.

(cc) BY

i kanali bo‘yicha yig‘indining erishish mumkin bo‘lgan uzatish tezligini funktsiya sifatida ifodalash mumkin:

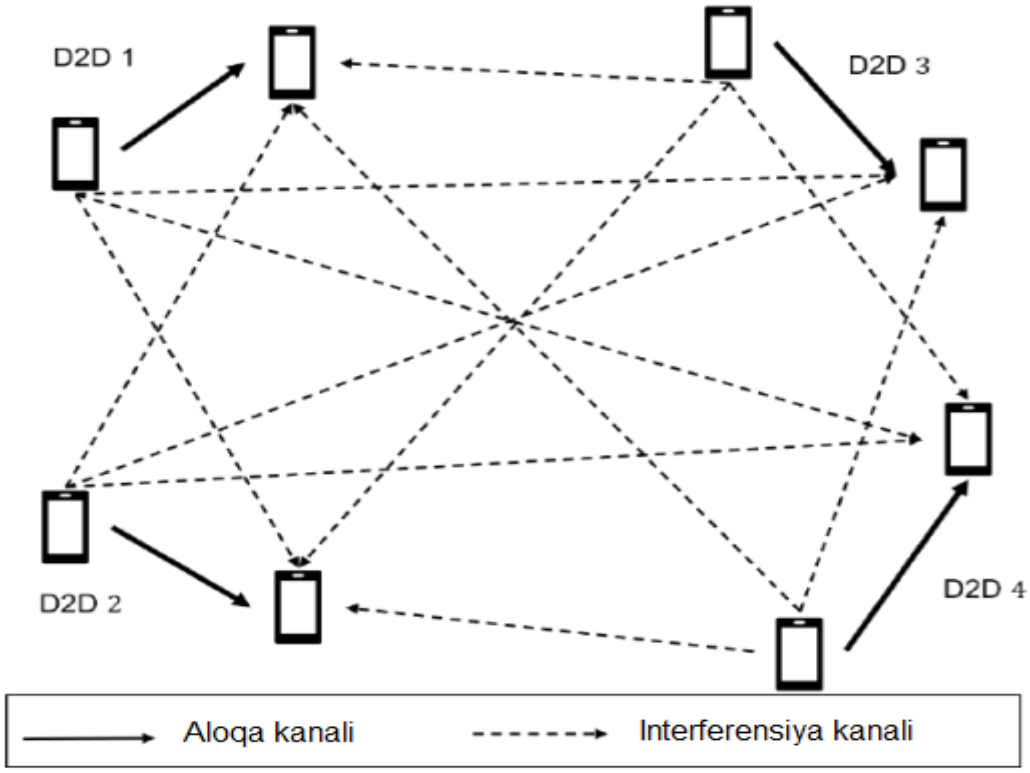
$$R_i(x) = Wlog\left(1 + \frac{\|h_{ii}^H x_i\|_2^2}{\|h_{ii}^H x_i\|^2 + \sigma_i^2}\right) \quad (2)$$

Bu yerda X - barcha nur hosil qiluvchi vektorlar to‘plami va X = (x1, ..., xk). uzatgichda bitta antennadan foydalanilganda, nurlanish vazifasi quvvatni taqsimlash muammosiga to‘g‘ri keladi. Odatda, aloqa tizimining umumiy ishlashi mumkin bo‘lgan ulanish tezligining yordamchi funktsiyasi bilan belgilanadi. Tezliklarning vaznli yig‘indisi bu yerda foydali funksiya sifatida ishlatiladi. Cheklovni hisobga olgan holda har bir uzatgichning quvvati, optimallashtirish muammosi sifatida shakllantiriladi.

$$J = \max_X \sum_i w_i R_i\,(X) \qquad (3)$$

Bu yerda w_i — (i)-ulanish uchun belgilangan og‘irlik koeffitsiyenti. Og‘irlik koeffitsiyenti alohida ulanishlarning umumiy tizim samaradorligiga qo‘shadigan hissasini hisobga olish imkonini beradi. Agar barcha ulanishlar uchun (w_i=1) sharti qabul qilinsa, optimallashtirish masalasi tarmoqdagi barcha ulanishlarning yig‘indi uzatish tezligini maksimal darajaga yetkazish masalasiga aylanadi. Bunday yondashuv mavjud radioresurslardan samarali foydalanish bilan bir qatorda, uzatish quvvatiga qo‘yilgan cheklovlar sharoitida tarmoqning umumiy o‘tkazuvchanlik qobiliyatini oshirish imkonini beradi. 2 ta qabul-uzatgich juftligiga ega D2D tarmog‘iga misol 1-rasmda keltirilgan.

Mazkur tadqiqot doirasida MIMO tarmoqlarida resurslarni samarali taqsimlash masalasini yechishga yo‘naltirilgan neyron tarmoq asosidagi chuqur o‘rganish sxemasi ishlab chiqildi. Taklif etilgan yondashuv kanal holati va ulanishlar o‘rtasidagi o‘zaro ta’sirlarni hisobga olgan holda resurslarni taqsimlash parametrlarini aniqlashga xizmat qiladi. Chuqur neyron tarmoqdan foydalanish an’anaviy iterativ optimallashtirish usullariga xos bo‘lgan yuqori hisoblash murakkabligini kamaytirish hamda yangi tarmoq holatlari uchun resurslarni tezkor taqsimlash imkoniyatini yaratadi. Natijada, resurslarni boshqarish jarayonining hisoblash samaradorligini oshirish va dinamik simsiz aloqa muhitiga moslashuvchanligini ta’minlash uchun zarur shart-sharoitlar shakllantiriladi [4;441-453-b].



1-rasm. 2 ta qabul-uzatgich juftligiga ega D2D tarmog‘iga misol

(cc) BY *dtai.uz*

Real vaqt rejimida global optimal yechimga yaqin bo‘lgan yuqori o‘tkazuvchanlik ko‘rsatkichlariga erishish maqsadida ikki bosqichli DNN asosidagi quvvatni taqsimlash usuli taklif etiladi. Mazkur yondashuv optimallashtirish algoritmining yuqori aniqligi bilan chuqur o‘rganish modelining tezkor hisoblash imkoniyatlarini yagona sxema doirasida birlashtirishga asoslanadi.

Birinchi bosqich oflayn optimallashtirish jarayonini o‘z ichiga oladi. Bunda tarmoqning har bir statik holati uchun uzatish quvvatlarining optimal yoki global optimumga yaqin qiymatlarini aniqlash maqsadida tasodifiy qidiruvga asoslangan evristik optimallashtirish mexanizmidan foydalaniladi. Qidiruv jarayonining asosiy mezoni tizimdagi ulanishlarning umumiy uzatish tezligini maksimal darajaga yetkazishdan iborat. Natijada turli kanal holatlariga mos keluvchi samarali quvvat taqsimotlari shakllantirilib, ular keyingi bosqichda chuqur neyron tarmoqni o‘qitish uchun maqsad qiymatlar sifatida qo‘llaniladi[5;4852-4861-b]..

Ikkinchi bosqichda oldindan shakllantirilgan ma’lumotlar to‘plami asosida o‘qitilgan DNN modeli ishga tushiriladi. O‘qitilgan model joriy kanal holatini kirish ma’lumoti sifatida qabul qilib, har bir ulanish uchun mos quvvat qiymatlarini onlayn rejimda tezkor ravishda bashorat qiladi. Shu tariqa, har bir yangi tarmoq holatida murakkab optimallashtirish jarayonini qaytadan bajarish zarurati kamayadi va quvvat resurslarini real vaqtga yaqin rejimda boshqarish imkoniyati yaratiladi.

Taklif etilayotgan ikki bosqichli yondashuvda optimalga yaqin o‘quv namunalarini shakllantirish uchun PSO algoritmidan foydalaniladi. Keyinchalik ushbu natijalar asosida optimal nurlanish va quvvat taqsimoti parametrlarini aniqlashga mo‘ljallangan DNN arxitekturasi shakllantiriladi. PSO algoritmini amalga oshirish bosqichlari hamda DNN modelining tuzilishi quyida batafsil bayon etiladi.

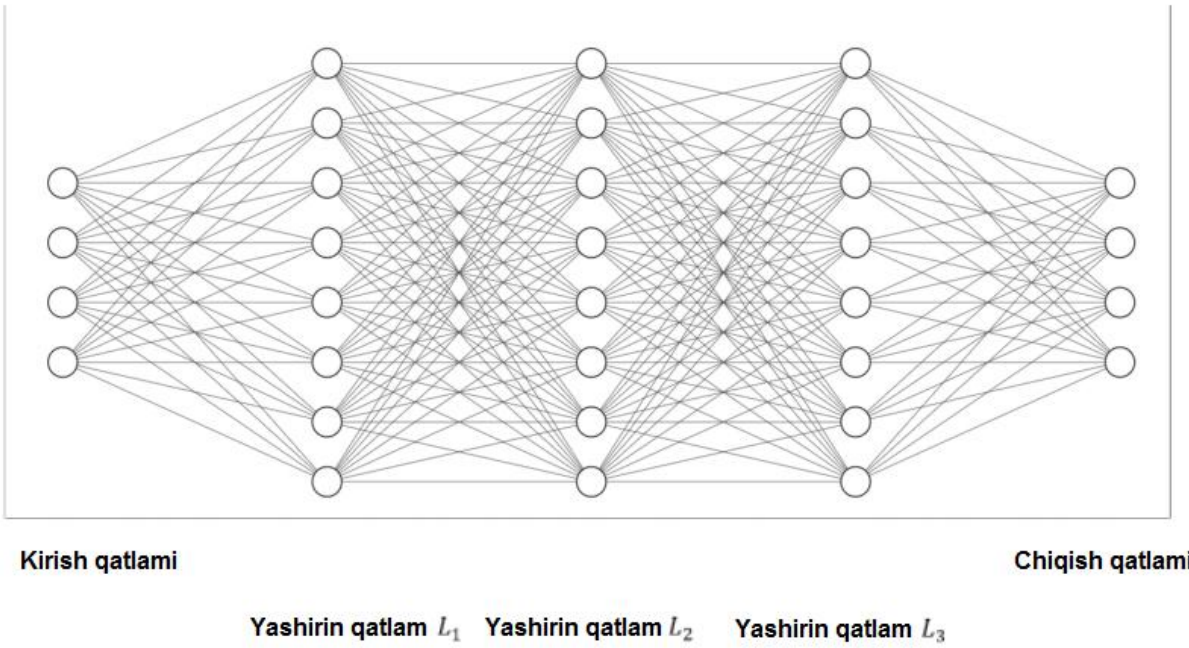
Chuqur neyron tarmoqlari

Tadqiqot doirasida pastga yo‘nalishdagi aloqa kanalida ishlaydigan (K) ta foydalanuvchi qurilmasi (KPU) uchun optimalga yaqin resurs taqsimotini bashorat qilishga mo‘ljallangan to‘liq bog‘langan chuqur neyron tarmoq (DNN) arxitekturasi ishlab chiqildi. Mazkur arxitekturaning asosiy vazifasi tarmoqning joriy holatini tavsiflovchi kirish parametrlarini qayta ishlash va ular asosida har bir foydalanuvchi uchun samarali resurs taqsimoti qiymatlarini aniqlashdan iborat. Bunday yondashuv resurslarni boshqarish jarayonida murakkab iterativ hisoblashlarni kamaytirish hamda optimal yechimga yaqin natijalarni qisqa vaqt ichida olish imkonini beradi.

Birinchi bosqichda DNN modelini o‘qitish uchun nazorat ostida o‘rganish (supervised learning) tamoyiliga asoslangan ma’lumotlar to‘plami shakllantiriladi. Bunda hisoblash murakkabligi nisbatan yuqori bo‘lgan PSO algoritmi turli tarmoq va kanal holatlari uchun resurslarning optimalga yaqin taqsimotini aniqlash maqsadida qo‘llaniladi. PSO yordamida olingan yechimlar DNN uchun maqsadli chiqish qiymatlari (labels) sifatida qabul qilinadi. Shunday qilib, neyron tarmoq kirish parametrlaridan PSO algoritmi yordamida aniqlangan samarali resurs taqsimoti orasidagi nochiziqli bog‘lanishni o‘rganadi.

O‘qitish jarayoni yakunlangandan so‘ng DNN modeli PSO algoritmini har bir yangi tarmoq holati uchun takroran ishga tushirmasdan, resurslarni taqsimlash parametrlarini bevosita bashorat qilish imkoniyatiga ega bo‘ladi. Natijada PSO algoritmining yuqori sifatli yechimlarni qidirish xususiyati DNN modelining tezkor hisoblash imkoniyati bilan uyg‘unlashtirilib, resurslarni real vaqtga yaqin rejimda boshqarish uchun samarali mexanizm shakllantiriladi.

(cc) BY



2-rasm. D2D tarmog‘ida resurslarni taqsimlashni bashorat qilish uchun to‘liq bog‘langan chuqur neyron tarmoq arxitekturasi

Interferentsiya munosabatlarikanal koeffitsientlari to‘plami {hij}, ulanish munosabati kanal koeffitsientlari to‘plami {hii} sifatida xarakterlanadi. E’tibor bering, haqiqiy qism va murakkab qismdan tashkil topgan murakkab funktsiya. Bu ikki qismlarni xususiyat sifatida qabul qilinadi va ularni neyron tarmoqqa kiritiladi. Bunda Z_0 - kirish qatlamining xususiyat vektori, R - haqiqiy sonlar to‘plami hisoblanadi. DNN ning kiritish xususiyati quyidagicha ifodalanishi mumkin:

$$Z_0 = \begin{bmatrix} h_{ii}^{complex}, \dots, h_{ii}^{complex}, \\ \dots h_{ij}^{complex}, \dots h_{ij}^{real}, \dots \end{bmatrix} \quad (4)$$

Masshtablash va vektorlashtirish kiritish xususiyatlari taklif qilingan DNNning kirishlarida qo‘llaniladi. Eng katta mutlaq nisbatda optimal taqsimlash strategiyasi; kiritish xususiyatlariga o‘xshash. Kirish xususiyatlariga o‘xshab, optimal nurlarni tuzatish vektorlari uchun maksimal mutlaq masshtablash usuli quyidagi tarzda foydalaniladi:

$$\overline{x_k} = \frac{x_k^{optimal}}{x_1^{optimal}, \dots x_k^{optimal}} \epsilon [0,1] \quad (5)$$

Chiziqli bo‘lmagan hisoblashlarni boshqarish uchun yashirin qatlamlarda faollashtirish funktsiyasi sifatida rektifikatsiya qilingan chiziqli birlik (ReLU) ishlatiladi. 1-chi yashirin qatlamda, qatlamda Li neyronlari mavjud, bu yerda i = 1. Z_0 - kirish koeffitsienti, i-chi yashirin qatlamning chiqishi DNN-lardan foydalangan holda pastga yo‘nalishda ishlaydigan KPU lar uchun taxmin qilingan resurslar taqsimoti quyidagicha ifodalanadi:

$$[\widehat{x_1}, \widehat{x_1, \dots \dots} \widehat{x_1},] = f_\sigma(W_3 Z_3 + b_3) \quad (6)$$

Bu yerda W_3 - og‘irlik matritsalari va b_3 - to‘g‘rilangan chiziqli vektorlar Yo‘qotishlarni kamaytirish va optimal quvvat taqsimoti qiymatlarini aniqroq bashorat qilish uchun biz yo‘qotish funktsiyalarini bashorat qilingan va ideal quvvat qiymatlari asosida baholaymiz: o‘rtacha kvadrat xato (MSE). MSE yo‘qotish funktsiyasi formulasi:

$$l_{MCE} = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}(\bar{x}_k - \hat{x}_k)^2 \quad (7)$$

Orqaga tarqalish - bu yo‘qotishning gradienti ishlaydigan jarayon chiqish qatlamidan kirish qatlamiga o‘tkaziladi. Natijada, og‘irlik matritsasi Wi va vektor yo‘qotishlarni kamaytirish uchun yangilanadi, bu esa ko‘proq imkoniyatlarni beradi, namunalarni samarali o‘qitish va optimal resurslarni taqsimlash strategiyasini aniqroq bashorat qilish mumkin.

(cc) BY

Algoritmlarning samaradorligini qiyosiy baholash

Taklif etilgan chuqur neyron tarmog‘iga asoslangan resurslarni taqsimlash algoritmining samaradorligini baholash maqsadida uning natijalari bir nechta tayanch (benchmark) usullar bilan qiyosiy tahlil qilindi. Asosiy taqqoslash mezoni sifatida simsiz aloqa tizimlarida resurslarni optimallashtirish va tarmoqning yig‘indi uzatish tezligini maksimal darajaga yetkazish masalalarida keng qo‘llaniladigan WMMSE (Weighted Minimum Mean-Square Error) algoritmi tanlandi. Bundan tashqari, chuqur o‘rganish va metaevristik optimallashtirish yondashuvlarining samaradorligini o‘zaro baholash uchun WMMSE-NN hamda PSO algoritmlarining natijalari ham hisobga olindi.

Modellashtirish natijalarining statistik ishonchliligini oshirish maqsadida WMMSE tayanch algoritmiga tegishli ko‘rsatkichlar 100 ta mustaqil tajriba natijalarini o‘rtachalashtirish asosida aniqlandi. Tajribalarda foydalanilgan tizim parametrlari hamda DNN modelining asosiy giperparametrlari 1-jadvalda keltirilgan.

Qiyosiy tahlilda quyidagi tayanch algoritmlardan foydalanildi:

- WMMSE - interferensiyali simsiz aloqa kanallarida yig‘indi uzatish tezligini maksimallashtirish masalasini og‘irliklangan o‘rtacha kvadratik xatoni minimallashtirish bilan bog‘liq ekvivalent optimallashtirish masalasi orqali iterativ ravishda yechishga asoslangan usul. Mazkur algoritm resurslarni taqsimlash bo‘yicha taklif etilayotgan yondashuvlarning samaradorligini baholash uchun asosiy tayanch usul sifatida qabul qilindi.
- WMMSE-NN - klassik WMMSE algoritmi yordamida shakllantirilgan kirish va chiqish qiymatlari orasidagi bog‘lanishni o‘rganishga mo‘ljallangan uch qatlamli chuqur neyron tarmoq modeli. Nazorat ostida o‘qitish natijasida model WMMSE tomonidan olinadigan resurs taqsimoti yechimlarini bevosita bashorat qilishga yo‘naltiriladi. Bu esa iterativ hisoblashlarni kamaytirish hisobiga resurslarni taqsimlash jarayonini tezlashtirish imkonini beradi.
- PSO - zarrachalar to‘dasi xatti-harakatiga asoslangan iterativ stoxastik optimallashtirish algoritmi bo‘lib, yechimlar fazosida global optimumga yaqin nuqtani izlash uchun zarrachalarning individual va jamoaviy tajribasidan foydalanadi. Ushbu tadqiqotda PSO resurslarni taqsimlashning yuqori sifatli yechimlarini shakllantirish hamda DNN modeli uchun maqsadli o‘quv qiymatlarini hosil qilishda qo‘llaniladi.

Shunday qilib, WMMSE, WMMSE-NN va PSO algoritmlarini yagona tajriba sharoitida taqqoslash taklif etilgan DNN modelining nafaqat erishiladigan yig‘indi uzatish tezligi, balki hisoblash murakkabligi va resurslarni tezkor taqsimlash imkoniyati nuqtai nazaridan ham samaradorligini baholash imkonini beradi.

1-jadval

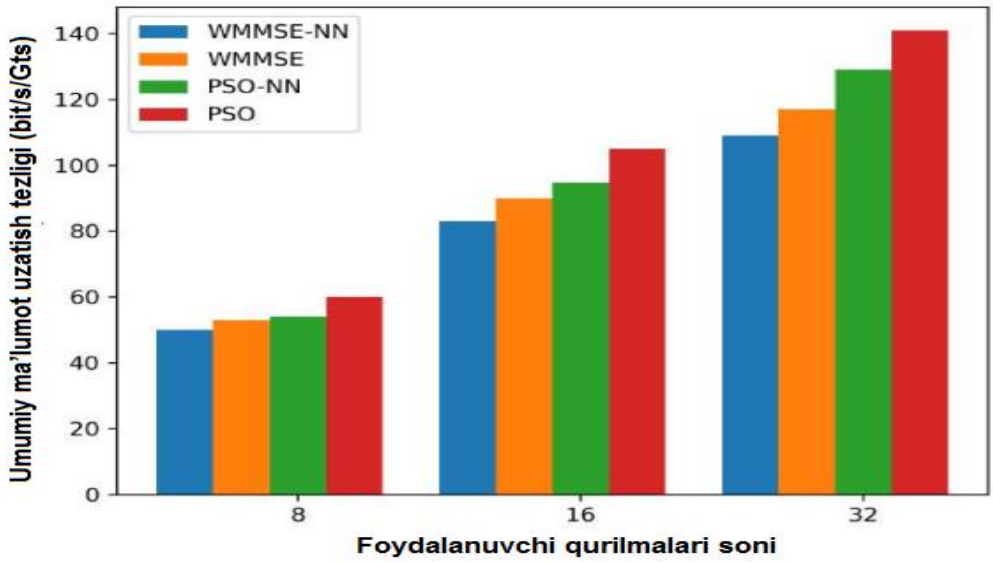
Tizimni sozlash va DNN giperparametrlari

Parametr	Qiymat
Kvadrat chizma radiusi	500 m
BS quvvati	20 dBm
D2D juftlar orasidagi masofa	2-50 m
Yo‘lni yo‘qotish ko‘rsatkichi	3.76
Shovqin quvvati spektral zichlik	-174 dBm/Hz
Kanal o‘tkazish qobiliyati	5MHz
Yashirin qatlam hajmi	(512-512-512-256)
Davr o‘lchami	30

3-rasmda foydalanuvchi qurilmalari (PU) sonining o‘zgarishiga bog‘liq ravishda taqqoslanayotgan algoritmlar yordamida erishilgan umumiy uzatish tezligi keltirilgan.

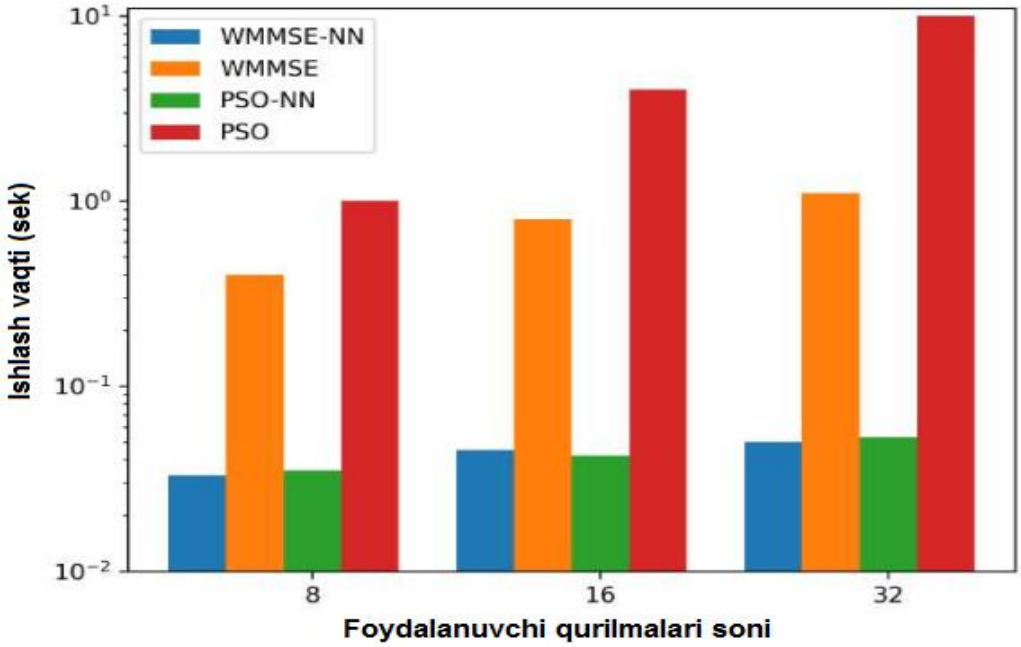
(cc) BY

ISSN: 3030-3346



3-rasm. Foydalanuvchi qurilmalari soniga bog‘liq holda turli resurs taqsimlash usullarining umumiy uzatish tezligini taqqoslash

Natijalardan ko‘rinadiki, PU soni ortib borishi bilan taklif etilgan DNN asosidagi yondashuv WMMSE algoritmiga nisbatan yuqoriroq samaradorlikni namoyon etadi. PSO algoritmi yordamida olingan optimalga yaqin yechim tayanch qiymat sifatida qabul qilinganda, DNN modelining nisbiy umumiy samaradorligi 91,5 % ni tashkil etdi. Bu natija neyron tarmoq PSO yordamida shakllantirilgan resurslarni taqsimlash qonuniyatlarini yetarli darajada o‘zlashtirganini va yangi tarmoq holatlarida optimalga yaqin yechimlarni tezkor bashorat qila olishini ko‘rsatadi.Algoritmlarning hisoblash samaradorligini baholash natijalari 4-rasmda keltirilgan bo‘lib, unda 1000 ta turli tizim holati uchun PSO, WMMSE-NN va WMMSE algoritmlarining bajarilish vaqtlari o‘zaro taqqoslangan.



4-rasm. Foydalanuvchi qurilmalari soniga bog‘liq holda algoritmlarning 100 ta sinov bo‘yicha o‘rtacha bajarilish vaqtini taqqoslash

(cc) BY

DNN modeli NVIDIA 2070S GPU hisoblash platformasidan foydalangan holda paketli (batch) rejimda amalga oshirilgan. Tajriba natijalari oldindan o‘qitilgan DNN modelidan foydalanish hisoblash xarajatlarini sezilarli darajada kamaytirishini ko‘rsatdi.

Tajribalarda qayd etilgan bajarilish vaqtining kichik tebranishlari apparat va dasturiy muhitdagi suzuvchi nuqtali hisoblash operatsiyalari hamda ma’lumotlarni o‘qish va qayta ishlash vaqtining o‘zgarishi bilan izohlanadi. PSO kabi stoxastik evristik algoritmlarda esa bajarilish vaqtining o‘zgaruvchanligi boshlang‘ich qidiruv nuqtalari va optimallashtirish jarayonining tasodifiy xususiyati bilan ham bog‘liq. Turli boshlang‘ich holatlar optimalga yaqin yechimni aniqlash uchun zarur bo‘lgan iteratsiyalar soniga ta’sir qilishi mumkin.

Umuman olganda, 3–4 -rasmlarda keltirilgan natijalar DNN asosidagi resurslarni taqsimlash mexanizmi yechim sifati va hisoblash tezligi o‘rtasida samarali muvozanatni ta’minlashini ko‘rsatadi. PSO bilan taqqoslaganda ma’lum darajada samaradorlik yo‘qotilishi kuzatilsa-da, hisoblash vaqtining keskin qisqarishi mazkur yondashuvni tez o‘zgaruvchan kanal sharoitlarida va real vaqtga yaqin resurslarni boshqarish vazifalarida qo‘llash uchun istiqbolli qiladi.

Xulosa

Ushbu maqolada D2D simsiz aloqa tarmoqlarida resurslarni taqsimlash masalasi matematik va mashinali o‘qitish nuqtai nazaridan umumlashtirildi. D2D juftliklari bir xil spektrdan foydalanganda foydali signal bilan bir qatorda o‘zaro interferensiya paydo bo‘lishi ko‘rsatildi va umumiy yig‘indi tezligini maksimal qilish masalasi quvvat cheklovlari ostida shakllantirildi. Mazkur masalaning chiziqli bo‘lmagan va o‘zaro bog‘langan tabiati metaevristik qidiruv usullaridan foydalanishni asoslaydi.

Manba materialdagi natijalarga ko‘ra, PSO global optimumga yaqin yechimlar hosil qilish uchun samarali bo‘lsa-da, ko‘p iteratsiyali qidiruv real vaqt rejimida katta hisoblash xarajatini talab qiladi. PSO-DNN yondashuvi esa PSO natijalaridan nazorat ostida o‘qitish maqsadlari sifatida foydalanib, optimallashtirishni neyron tarmoqning tezkor bashoratiga almashtiradi. DNNning PSOga nisbiy samaradorligi taxminan 91,5–92% darajada bo‘lishi va hisoblash vaqtining juda katta qismini tejashi ushbu yondashuvning amaliy afzalligini ko‘rsatadi.

Graf neyron tarmoqlari oddiy DNNning topologiyani e’tiborsiz qoldirish cheklovini kamaytiradi. MPGNN va GAT modellarida tugun va qirra xususiyatlari orqali foydali kanal, interferensiya va tarmoq bog‘lanishlari bevosita modelga kiritiladi. Manba tajribalarida tarmoq o‘lchami va juftlik masofasi o‘zgarganda GNN modellarining yuqori normallashtirilgan samaradorlikni saqlashi ularning umumlashtirish qobiliyatini tasdiqlaydi.

Umuman olganda, D2D tarmoqlarida resurslarni boshqarish uchun eng istiqbolli yondashuvlardan biri hisoblash qimmat optimallashtirish algoritmini oflayn ekspert sifatida saqlab, real vaqtli qarorni DNN yoki GNN orqali qabul qilishdir. Tarmoq topologiyasi o‘zgaruvchan bo‘lgan holatlarda grafga asoslangan modellar yanada moslashuvchan ko‘rinadi. Kelgusida model arxitekturasini optimallashtirish, geterogen tugun va qirra xususiyatlarini chuqurroq hisobga olish hamda real tarmoq o‘lchovlari asosida qayta o‘qitish masalalarini rivojlantirish maqsadga muvofiq.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. K. Doppler, M. Rinne, C. Wijting, C. B. Ribeiro, and K. Hugl, “Device-to-device communication as an underlay to LTE-Advanced networks,” IEEE Communications Magazine, vol. 47, no. 12, pp. 42–49, 2009, doi: 10.1109/MCOM.2009.5350367.
2. C.-H. Yu, K. Doppler, C. B. Ribeiro, and O. Tirkkonen, “Resource sharing optimization for device-to-device communication underlaying cellular networks,” IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 10, no. 8, pp. 2752–2763, 2011, doi: 10.1109/TWC.2011.060811.102120.
3. P. Phunchongharn, E. Hossain, and D. I. Kim, “Resource allocation for device-to-device communications underlaying LTE-Advanced networks,” IEEE Wireless Communications, vol. 20, no. 4, pp. 91–100, 2013, doi: 10.1109/MWC.2013.6590055.

(cc) BY

4. Q. Ye, M. Al-Shalash, C. Caramanis, and J. G. Andrews, “Distributed resource allocation in device-to-device enhanced cellular networks,” IEEE Transactions on Communications, vol. 63, no. 2, pp. 441–454, 2015, doi: 10.1109/TCOMM.2014.2386874.
5. H. Zhang, L. Song, and Z. Han, “Radio resource allocation for device-to-device underlay communication using hypergraph theory,” IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 15, no. 7, pp. 4852–4861, 2016, doi: 10.1109/TWC.2016.2547862.
6. Q. Shi, M. Razaviyayn, Z.-Q. Luo, and C. He, “An iteratively weighted MMSE approach to distributed sum-utility maximization for a MIMO interfering broadcast channel,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 59, no. 9, pp. 4331–4340, 2011, doi: 10.1109/TSP.2011.2147784.
7. H. Sun, X. Chen, Q. Shi, M. Hong, X. Fu, and N. D. Sidiropoulos, “Learning to optimize: Training deep neural networks for wireless resource management,” in Proc. 18th IEEE International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), 2017, pp. 1–6, doi: 10.1109/SPAWC.2017.8227766.
8. H. Sun, X. Chen, Q. Shi, M. Hong, X. Fu, and N. D. Sidiropoulos, “Learning to optimize: Training deep neural networks for interference management,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 66, no. 20, pp. 5438–5453, 2018, doi: 10.1109/TSP.2018.2866382.
9. Y. Shen, Y. Shi, J. Zhang, and K. B. Letaief, “Graph neural networks for scalable radio resource management: Architecture design and theoretical analysis,” IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 39, no. 1, pp. 101–115, 2021, doi: 10.1109/JSAC.2020.3036965.
10. A. Chowdhury, G. Verma, C. Rao, A. Swami, and S. Segarra, “Unfolding WMMSE using graph neural networks for efficient power allocation,” IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 20, no. 9, pp. 6004–6017, 2021, doi: 10.1109/TWC.2021.3071480.
11. M. Lee, G. Yu, and G. Y. Li, “Graph embedding-based wireless link scheduling with few training samples,” IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 20, no. 4, pp. 2282–2294, 2021, doi: 10.1109/TWC.2020.3040983.
12.]M. Marwani and G. Kaddoum, “Graph neural networks approach for joint wireless power control and spectrum allocation,” IEEE Transactions on Machine Learning in Communications and Networking, vol. 2, pp. 717–732, 2024, doi: 10.1109/TMLCN.2024.3408723.
13. H. Yang, N. Cheng, R. Sun, W. Quan, R. Chai, K. Aldubaikhy, A. Alqasir, and X. Shen, “Knowledge-driven resource allocation for wireless networks: A WMMSE unrolled graph neural network approach,” IEEE Internet of Things Journal, vol. 11, no. 10, pp. 18902–18916, 2024, doi: 10.1109/JIOT.2024.3368516.
14. X. Zhang and X. Zhang, “Graph neural network based resource allocation for full-duplex device-to-device communication,” in Proc. 2024 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC), Ayia Napa, Cyprus, 2024, pp. 780–785, doi: 10.1109/IWCMC61514.2024.10592454.
15. L. Chen, J. Zhu, and J. S. Evans, “GNN-based joint channel and power allocation in heterogeneous wireless networks,” in Proc. 2024 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops), 2024, pp. 233–238, doi: 10.1109/ICCWorkshops59551.2024.10615380.

(cc) BY