BIPEDV2 TASVIRLARIDA KVANT-YORDAMCHI CHEGARA KANALINING CNN ASOSIDAGI CHEGARA ANIQLASH SIFATIGA TA‘SIRI

Ametova Gulsara Yembergenovna

“Toshkent irrigatsiya va qishloq xo‘jaligini mexanizatsiyalash muhandislari instituti” Milliy tadqiqot universiteti
E-mail: gulsaraametova1@gmail.com

K E Y W O R D S

chegara aniqlash, CNN, kvant-yordamchi bo‘sag‘alash, Qiskit, BIPEDv2, Otsu usuli, F1/Dice, IoU

A B S T R A C T

Maqolada BIPEDv2 tasvirlarida obyekt chegaralarini piksel darajasida ajratish uchun kvant-yordamchi chegara belgilaridan foydalanishning konvolyutsion neyron tarmoq natijalariga ta’siri o‘rganilgan. Klassik variantda Gauss silliqlash, Sobel gradienti, Otsu bo‘sag‘alash va morfologik ingichkalashtirish qo‘llanilgan. Kvant-yordamchi variantda esa 32 ta nomzod bo‘sag‘a sinflararo ajralish va chegara uzluksizligi bo‘yicha baholanib, ularning ehtimolliklari 5 kubitli Qiskit sxemasining amplitudalariga kodlangan hamda 2048 o‘lchash natijasida bo‘sag‘a tanlangan. Har ikki chegara xaritasi RGB tasvirga to‘rtinchi kanal sifatida biriktirilib, ResNet34 kodlovchili U-Net turidagi encoder-decoder CNN modelida 123, 777, 1001 va 2026 tasodifiy boshlang‘ich qiymatlari bilan sinovdan o‘tkazilgan. Kvant-yordamchi variantning o‘rtacha F1/Dice ko‘rsatkichi 0,4702 dan 0,4720 gacha, IoU 0,3081 dan 0,3095 gacha va Boundary F1 ±2 px 0,9092 dan 0,9099 gacha oshgan. F1 hamda IoU bo‘yicha to‘rtta takrorning uchtasida kvant-yordamchi variant yuqori natija bergan. Natijalar BIPEDv2 sharoitida kvant-yordamchi chegara belgilarining CNN segmentatsiya sifatini son jihatdan yaxshilash imkoniyatini ko‘rsatadi.

1. Kirish

Tasvirdagi obyekt chegaralarini aniqlash kompyuterli ko‘rishning bazaviy masalalaridan biri hisoblanadi. Chegara xaritasi obyekt shaklini tavsiflash, segmentatsiya niqobini aniqlashtirish, kuzatuv, identifikatsiya va keyingi semantik tahlil bosqichlari uchun fazoviy tayanch axborotni beradi. Klassik yondashuvlarda gradient operatorlari intensivlikning keskin o‘zgarishini aniqlaydi, bo‘sag‘alash esa ushbu o‘zgarishlarni haqiqiy chegara va fon shovqiniga ajratadi. Canny mezonlari aniqlash ehtimoli, lokalizatsiya va bitta real chegaraga bitta javob talablarini tizimlashtirgan [1]. Otsu usuli esa gistogramma sinflari orasidagi dispersiyani maksimal qiluvchi global bo‘sag‘ani avtomatik tanlash imkonini beradi [2].

Chuqur konvolyutsion neyron tarmoqlar chegara aniqlashni qo‘lda tanlangan filtrlar majmuasidan ma’lumotlar asosida o‘rganiladigan zich prognozlash masalasiga aylantirdi. Ko‘p masshtabli xususiyatlarni birlashtiruvchi HED kabi modellar va qoldiq bog‘lanishlarga ega ResNet arxitekturasi murakkab tekstura hamda turli yoritilish sharoitlarida barqaror belgilarni ajratish imkoniyatini kengaytirdi [3, 4]. Ayniqsa, BIPED to‘plami tabiiy tashqi muhit tasvirlaridagi yupqa, idrokiy jihatdan muhim chegaralarni ekspertlar tomonidan aniq belgilash uchun yaratilgan bo‘lib, CNN asosidagi chegara detektorlarini baholashda maxsus benchmark vazifasini bajaradi [5, 6]. CNN natijasi faqat arxitektura chuqurligiga emas, balki kirish tasviridagi belgilar informativligiga ham bog‘liq. RGB tasvirga oldindan shakllantirilgan chegara xaritasini qo‘shimcha kanal sifatida berish lokal gradient tuzilmasini tarmoqqa ochiq ko‘rinishda uzatadi. Biroq klassik global bo‘sag‘a tekstura, kontrast va shovqin o‘zgarishlariga bir xil darajada moslasha olmaydi. Kvant hisoblashning superpozitsiya va ehtimollik o‘lchash mexanizmlaridan foydalanib nomzod bo‘sag‘alarni tanlash ushbu bosqichga muqobil qaror mexanizmini kiritish imkonini beradi. NISQ davriga mo‘ljallangan kvant chegara detektorlari hamda Qiskit asosidagi adaptiv bo‘sag‘alash ishlari kvant sxemalarini tasvirning dastlabki ishlov bosqichlariga birlashtirish mumkinligini ko‘rsatgan [7, 8].

(cc) BY

Mavjud tadqiqotlarda kvant tasvir algoritmlari ko‘pincha kichik sintetik namunalar yoki alohida kvant sxemasining resurs murakkabligi bo‘yicha baholanadi. Klassik va kvant-yordamchi chegara xaritalarini aynan bir xil CNN arxitekturasi, bir xil ma’lumotlar bo‘linishi va bir nechta tasodifiy boshlang‘ich qiymatlar sharoitida nazoratli taqqoslash masalasi esa kam yoritilgan. Bitta muvaffaqiyatli o‘qitish natijasi modelning tasodifiy initsializatsiyasiga bog‘liq bo‘lishi mumkin; shu sababli o‘rtacha natija va tarqalishni birgalikda baholash zarur.

Mazkur tadqiqotning maqsadi BIPEDv2 tasvirlarida klassik Otsu bo‘sag‘asi hamda Qiskit asosidagi ehtimollik tanlovi orqali hosil qilingan chegara belgilarining bir xil CNN segmentatsiya modeliga ta’sirini ko‘p takrorli tajriba asosida baholashdan iborat. Tadqiqotning ilmiy yangiligi quyidagilarda namoyon bo‘ladi: birinchidan, nomzod bo‘sag‘alarning sinflararo ajralish va chegara uzluksizligi bo‘yicha kompozit bahosi kvant holat amplitudalariga kodlanadi; ikkinchidan, hosil qilingan kvant-yordamchi chegara xaritasi CNN uchun to‘rtinchi kirish kanali sifatida qo‘llanadi; uchinchidan, klassik va kvant-yordamchi variantlar to‘rtta tasodifiy boshlang‘ich qiymatda aynan bir xil protokol bilan taqqoslanib, kvant variantning BIPEDv2 doirasidagi son jihatdagi afzalligi hamda natijalar barqarorligi aniqlanadi.

2. Materiallar va usullar

2.1. BIPEDv2 ma’lumotlar to‘plami

BIPEDv2 tabiiy tashqi muhit sahnalaridagi idrokiy chegaralarni aniqlashga mo‘ljallangan ma’lumotlar to‘plami bo‘lib, 1280×720 piksel o‘lchamdagi 250 ta yuqori aniqlikdagi tasvirni o‘z ichiga oladi. Asl bo‘linishda 200 ta tasvir o‘qitish va 50 ta tasvir test uchun ajratilgan [5]. Mazkur tajribada o‘qitish qismidagi 200 tasvirning 20 foizi validatsiyaga ajratildi. Natijada 160 ta train, 40 ta validation va 50 ta o‘zgarmas test tasviridan foydalanildi. Barcha tasvirlar 448×256 pikselga keltirildi. Test to‘plami model tanlash, bo‘sag‘ani sozlash yoki giperparametrlarni moslashtirish jarayonida ishlatilmadi.

2.2. Umumiy dastlabki ishlov

Klassik va kvant-yordamchi variantlar uchun umumiy dastlabki ishlov mutlaqo bir xil saqlandi. RGB tasvir kulrang ko‘rinishga o‘tkazildi, σ=1,2 bo‘lgan Gauss filtri bilan silliqlandi va Sobel operatori yordamida gradient komponentlari hisoblandi. Normallashtirilgan gradient moduli quyidagicha aniqlandi:

$$G_0(x,y)=\sqrt{G_x^2(x,y)+G_y^2(x,y)},$$

$$G_{\max}=\max_{(u,v)\in\Omega}G_0(u,v)$$

$$G(x,y)=\begin{cases}\dfrac{G_0(x,y)}{G_{\max}}, & G_{\max}>0,\\ 0, & G_{\max}=0,\end{cases}$$

$$G(x,y)\in[0,1]. \quad (1)$$

Klassik variantda bo‘sag‘a Otsu mezoni bo‘yicha sinflararo dispersiyani maksimal qiluvchi qiymat sifatida tanlandi:

$$\sigma_B^2(t)=\omega_0(t)\omega_1(t)\left[\mu_0(t)-\mu_1(t)\right]^2$$

$$t_C=\arg\max_{t\in\tau_C}\sigma_B^2(t) \quad (2)$$

Shundan so‘ng $E_C(x,y)=1$ $\{G(x,y)>t_C\}$ ikkilik xaritasi tuzildi va chegaralarni bir piksel qalinlikka yaqinlashtirish uchun morfologik ingichkalashtirish bajarildi.

2.3. Kvant-yordamchi bo‘sag‘a tanlash

Kvant-yordamchi variantda gradientning musbat qiymatlari bo‘yicha 0,40 va 0,995 kvantillar oralig‘ida 32 ta nomzod bo‘sag‘a shakllantirildi. Har bir t_i nomzod ikki mezon bilan baholandi: Otsu tamoyiliga asoslangan normallashtirilgan sinflararo ajralish va 8-qo‘shnichilik bo‘yicha chegara nuqtalarining uzluksizligi. Kompozit baho quyidagicha berildi:

$$s_i=0{,}80\cdot\bar{\sigma}_B^2(t_i)+0{,}20\cdot C(t_i)+\varepsilon,$$
$$\varepsilon=10^{-12} \quad (3)$$

(cc) BY

Bu yerda $C(t_i)$ bo‘sag‘adan keyingi chegara piksellarining kamida ikkita qo‘shniga ega bo‘lish ulushi. Baholarning kichik farqlarini kuchaytirish uchun $\alpha = 6$ keskinlashtirish darajasi qo‘llanib, ehtimollik va amplitudalar quyidagicha shakllantirildi:

$$p_i = \frac{s_i^{\alpha}}{\sum_{i=1}^{M} s_j^{\alpha}}, \quad a_i = \sqrt{p_i}\ , \ M = 32, \ \alpha = 6$$

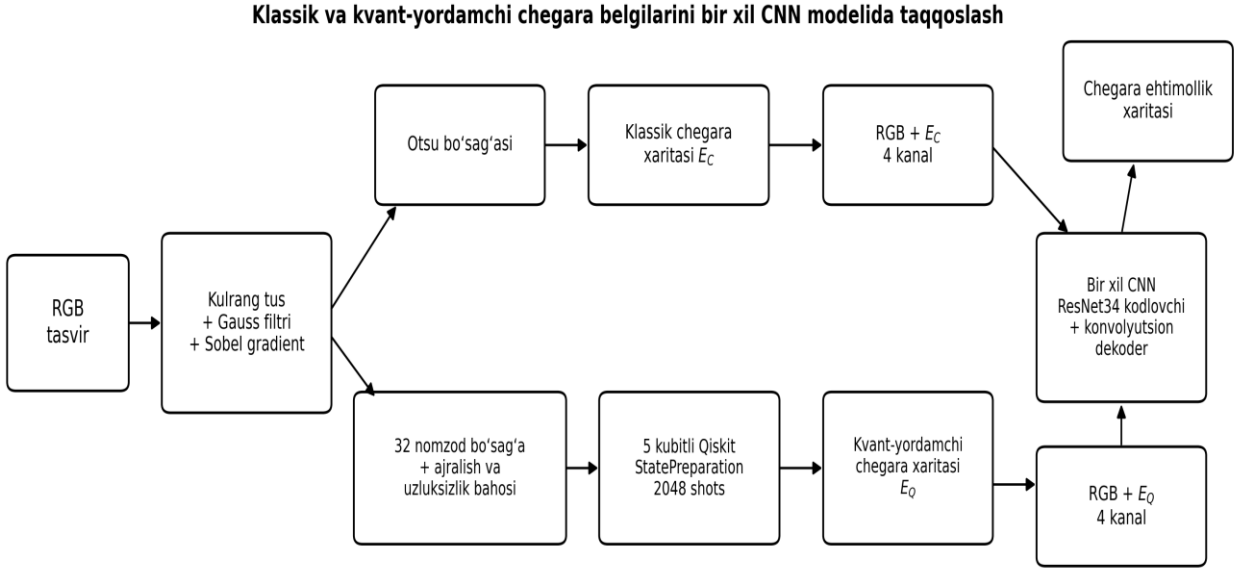
$$\sum_{i=1}^{M} p_i = 1, \ \sum_{i=1}^{M} |\alpha_i|^2 = 1, \ |\psi\rangle = \sum_{i=1}^{M} a_i |i-1\rangle. \quad (4)$$

32 ta nomzodni ifodalash uchun 5 kubitli hisoblash bazisi yetarli. a_i amplitudalar Qiskit StatePreparation [9] operatoriga uzatildi, AerSimulator muhitida 2048 o‘lchash bajarildi va eng ko‘p kuzatilgan valid bazis holatiga mos bo‘sag‘a t_Q sifatida tanlandi. Yakuniy

$$i^* = \arg\max_{1 \le i \le M} m_i, \ t_Q = t_{i^*}$$

$$E_Q(x,y) = 1\{G(x,y) > t_Q\}.$$

xaritasi klassik variant bilan bir xil morfologik ingichkalashtirishdan o‘tkazildi. Ground truth bo‘sag‘a tanlashda ishlatilmadi; u faqat yakuniy baholash uchun saqlandi. Taklif etilgan jarayon 1-rasmda ko‘rsatilgan.



1-rasm. Klassik va kvant-yordamchi chegara belgilarini bir xil CNN modelida taqqoslash sxemasi

2.4. CNN modeli va o‘qitish protokoli

Har ikki tajribada kirish to‘rt kanalli tensor ko‘rinishida shakllantirildi: klassik variant uchun $X_C = [I_R, I_G, I_B, E_C]$, kvant-yordamchi variant uchun $X_Q = [I_R, I_G, I_B, E_Q]$. Model ResNet34 qoldiq kodlovchi bloklari va fazoviy aniqlikni bosqichma-bosqich tiklovchi ko‘p qatlamli konvolyutsion dekoderdan tashkil topgan zich prognozlovchi CNN sifatida qurildi. Birinchi konvolyutsiya qatlami 3 kanaldan 4 kanalga moslashtirildi; qo‘shimcha chegara kanalining boshlang‘ich vaznlari RGB kanallari vaznlarining o‘rtacha qiymati bilan initsializatsiya qilindi. Natijada ikkala variant o‘rtasidagi mazmuniy farq faqat E_C va E_Q chegara kanalida saqlandi.

O‘qitishda AdamW optimizatori, 10^{-4} boshlang‘ich o‘rganish qadami, 10^{-4} weight decay, batch size 4 va ko‘pi bilan 80 epoch ishlatildi. Ma’lumotlarni boyitish uchun gorizontal akslantirish, yorqinlik va kontrastni cheklangan oraliqda o‘zgartirish amallari qo‘llandi. Validation loss 15 epoch davomida yaxshilanmasa erta

to‘xtatish bajarildi. Yo‘qotish funksiyasi vaznlangan BCE va soft Dice qismlaridan tuzildi:

$$L = 0,40L_{BCE} + 0,60L_{Dice} \quad (5)$$

Chiqish ehtimollik xaritasini ikkilik xaritaga aylantirish bo‘sag‘asi faqat validation to‘plamida 0,10 dan 0,90 gacha 0,05 qadam bilan qidirildi. Tanlash mezoni o‘rtacha Boundary F1 ±2 px qiymati bo‘ldi. Tajriba 123, 777, 1001 va 2026 tasodifiy boshlang‘ich qiymatlari bilan takrorlandi. Asosiy konfiguratsiya 1-jadvalda keltirilgan.

1-jadval.

Tajriba konfiguratsiyasi

Ko‘rsatkich	**Qiymat**
Ma’lumotlar bo‘linishi	160 train / 40 validation / 50 test
Tasvir o‘lchami	448×256 piksel
Kirish	RGB + 1 chegara kanali
CNN asos	ResNet34 kodlovchi + konvolyutsion dekoder
Gauss filtri	$\sigma = 1,2$
Kvant nomzodlari / kubitlar	32 / 5
O‘lchashlar soni	2048 shots
Optimizer / learning rate	AdamW / 10^{-4}
Batch / maksimal epoch	4 / 80
Loss	0,40 BCE + 0,60 Dice
Tasodifiy boshlang‘ich qiymatlar	123, 777, 1001, 2026

2.5. Baholash mezonlari

Piksel darajasidagi sifat Precision, Recall, F1/Dice va Intersection over Union (IoU) mezonlari orqali baholandi. TP, FP va FN mos ravishda to‘g‘ri musbat, noto‘g‘ri musbat va noto‘g‘ri manfiy piksellar sonini bildiradi:

$$\mathrm{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \ \mathrm{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$F1 = \frac{2\,\mathrm{Precision} \cdot \mathrm{Recall}}{\mathrm{Precision} + \mathrm{Recall}},$$

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (7)$$

Chegara annotatsiyasi va prognoz o‘rtasidagi kichik geometrik siljishlarni hisobga olish uchun ±2 piksel tolerantlikdagi Boundary Precision, Boundary Recall va Boundary F1 ham hisoblandi. To‘rtta takror natijasi arifmetik o‘rtacha va tanlanma standart og‘ish shaklida umumlashtirildi. Mazkur ishda “yuqori natija” iborasi son jihatdagi o‘rtacha ustunlikni bildiradi; faqat to‘rtta takror mavjudligi sababli universal yoki apparat darajasidagi kvant ustunligi da’vo qilinmaydi.

3. Tajriba natijalari

Har bir tasodifiy boshlang‘ich qiymat bo‘yicha F1/Dice, IoU va Boundary F1 natijalari 2-jadvalda keltirilgan. Kvant-yordamchi variant 123, 1001 va 2026 takrorlarida F1 hamda IoU bo‘yicha klassik variantdan yuqori natija berdi. 777 takrorida esa klassik variant F1 bo‘yicha 0,0061 va IoU bo‘yicha 0,0053 yuqori bo‘ldi. Boundary F1 qiymatida kvant-yordamchi variant 123, 777 va 1001 takrorlarida ustun, 2026 takrorida esa 0,0009 past natija ko‘rsatdi.

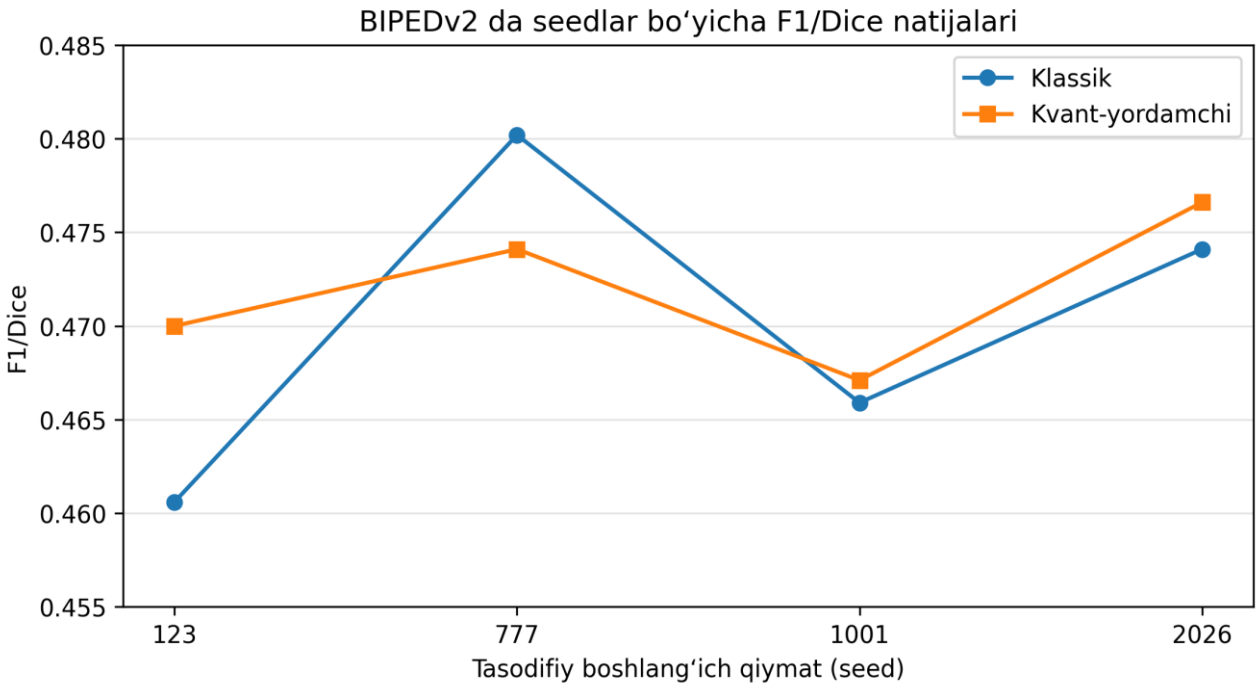
(cc) BY

2-jadval.

Tasodifiy boshlang‘ich qiymatlar bo‘yicha asosiy natijalar

Seed	F1 C	F1 Q	ΔF1	IoU C	IoU Q	BF1 C	BF1 Q
123	0,4606	0,4700	+0,0094	0,2998	0,3078	0,9097	0,9115
777	0,4802	0,4741	−0,0061	0,3167	0,3114	0,9090	0,9097
1001	0,4659	0,4671	+0,0012	0,3043	0,3053	0,9101	0,9111
2026	0,4741	0,4766	+0,0025	0,3114	0,3136	0,9081	0,9072

Izoh: C - klassik Otsu chegara kanali; Q - kvant-yordamchi chegara kanali; BF1 - Boundary F1 ±2 px.



2-rasm. BIPEDv2 da seedlar bo‘yicha F1/Dice natijalari (vertikal o‘q farqlarni ko‘rsatish uchun toraytirilgan)

To‘rtta takror bo‘yicha umumlashtirilgan natijalar 3-jadvalda berilgan. Klassik variantning o‘rtacha F1/Dice qiymati 0,4702±0,0087 bo‘lgan bo‘lsa, kvant-yordamchi variantda ushbu ko‘rsatkich 0,4720±0,0042 ga yetdi. Absolut o‘sish 0,00175, klassik qiymatga nisbatan nisbiy o‘sish esa 0,37 foizni tashkil etdi. IoU 0,3081±0,0075 dan 0,3095±0,0037 gacha oshib, 0,48 foizlik nisbiy yaxshilanish qayd etildi. Boundary F1 0,9092±0,0009 dan 0,9099±0,0019 gacha ko‘tarildi.

Precision o‘rtacha qiymati 0,3484 dan 0,3495 gacha, Recall esa 0,7301 dan 0,7334 gacha oshdi. Boundary Precision kvant-yordamchi variantda 0,0008 ga pasaygan bo‘lsa-da, Boundary Recall 0,0023 ga ortdi. Bu holat kvant-yordamchi kanal chegaralarni aniqlash sezgirligini biroz oshirganini, ayrim qo‘shimcha chegara nuqtalari hisobiga aniqlik va to‘liqlik o‘rtasidagi muvozanatni o‘zgartirganini ko‘rsatadi.

3-jadval.

To‘rtta takror bo‘yicha o‘rtacha natijalar

Mezon	Klassik, mean±SD	Kvant-ordamchi, mean±SD	Q−C	Nisbiy o‘zgarish
Precision	0,3484±0,0142	0,3495±0,0101	+0,0011	+0,32%
Mezon	**Klassik, mean±SD**	**Kvant-ordamchi, mean±SD**	**Q−C**	**Nisbiy o‘zgarish**

Recall	0,7301±0,0213	0,7334±0,0246	+0,0034	+0,46%
F1/Dice	0,4702±0,0087	0,4720±0,0042	+0,0018	+0,37%
IoU	0,3081±0,0075	0,3095±0,0037	+0,0015	+0,48%
Boundary Precision	0,8947±0,0043	0,8939±0,0030	−0,0008	−0,09%
Boundary Recall	0,9260±0,0055	0,9282±0,0055	+0,0023	+0,25%
Boundary F1 ±2 px	0,9092±0,0009	0,9099±0,0019	+0,0007	+0,07%

Manba: 8 ta yakuniy o‘qitish jarayonining test natijalari.

F1 standart og‘ishi 0,0087 dan 0,0042 gacha, IoU standart og‘ishi esa 0,0075 dan 0,0037 gacha kamaydi. Bu mos ravishda taxminan 51,3 va 50,7 foizlik qisqarishga teng. Demak, kvant-yordamchi variant faqat o‘rtacha qiymatda kichik o‘sish bermasdan, F1 va IoU mezonlari bo‘yicha tasodifiy boshlang‘ich qiymatlarga nisbatan barqarorroq natija tendensiyasini ham ko‘rsatgan. Shu bilan birga Boundary F1 tarqalishi oshganligi sababli, barqarorlik xulosasi faqat F1 va IoU doirasida qo‘llanadi.

4. Natijalar muhokamasi

Olingan natijalar kvant-yordamchi variant klassik variantga nisbatan yuqori o‘rtacha qiymat qayd etdi. Asosiy dalil o‘rtacha F1/Dice, IoU va Boundary F1 qiymatlarining bir vaqtda oshgani, shuningdek F1 va IoU bo‘yicha to‘rtta takrorning uchtasida kvant-yordamchi variant ustun bo‘lganidir. Eng katta o‘sish seed 123 da kuzatilib, F1 0,4606 dan 0,4700 gacha, IoU 0,2998 dan 0,3078 gacha oshgan. Ushbu natija kvant ehtimollik tanlovi orqali shakllantirilgan chegara xaritasi CNN ga foydali lokal strukturaviy signal bera olishini ko‘rsatadi.

Kvant-yordamchi kanalning ta’siri ikki mexanizm bilan izohlanishi mumkin. Birinchidan, bo‘sag‘a tanlashda faqat sinflararo dispersiya emas, balki chegara chiziqlarining uzluksizligi ham hisobga olinadi. Natijada tarmoq kirishida uzilgan yoki haddan tashqari zich gradient nuqtalariga nisbatan muvozanatlangan aprior xarita hosil bo‘ladi. Ikkinchidan, kompozit baholar deterministik maksimum orqali emas, amplitudaga kodlangan ehtimollik taqsimotidan o‘lchash orqali tanlanadi. α=6 keskinlashtirish eng yaxshi nomzodlarni kuchaytiradi, ammo yaqin baholi bo‘sag‘alar orasida ehtimollik tanlovini saqlab qoladi. Bu ayrim tasvirlarda gradient taqsimotining nozik farqlarini CNN uchun foydali ko‘rinishga aylantirishi mumkin.

Biroq natijani to‘g‘ri talqin qilish zarur. Taklif etilgan model sof Quantum Convolutional Neural Network emas. Kvant sxemasi CNN ichidagi konvolyutsiya qatlamlarini almashtirmaydi; u CNN ga beriladigan qo‘shimcha chegara xaritasining bo‘sag‘asini tanlaydi. Shu sababli maqolada “kvant-yordamchi CNN” atamasi ishlatiladi. Bundan tashqari, tajriba AerSimulator da bajarilgan va chegara xaritalari o‘qitishdan oldin tayyorlangan. Shuning uchun olingan sifat o‘sishini apparat darajasidagi kvant tezlashuvi yoki umumiy kvant ustunligi sifatida ko‘rsatish mumkin emas.

777 takrorida klassik variantning yuqori chiqishi kvant-yordamchi belgi har bir initsializatsiyada mutlaq ustun emasligini ko‘rsatadi. Shunga qaramay, umumlashtirilgan o‘rtacha natija va uchta ijobiy takror BIPEDv2 doirasida son jihatdan ustunlik mavjudligini ko‘rsatish uchun yetarli deskriptiv asos beradi. Ilmiy xulosa “kvant algoritmi klassik algoritmdan universal ustun” shaklida emas, balki “taklif etilgan kvant-yordamchi chegara kanali BIPEDv2 tajribalarida o‘rtacha segmentatsiya sifatini oshirdi” shaklida ifodalanishi kerak.

Tadqiqotning cheklovlari ham mavjud. Birinchidan, faqat to‘rtta tasodifiy boshlang‘ich qiymat ishlatilgan; statistik test quvvatini oshirish uchun kamida 10–20 ta takror yoki tasvirlar bo‘yicha juft metrikalar talab qilinadi. Ikkinchidan, 32 nomzod, α=6, 0,80/0,20 baho vaznlari va 2048 shots qiymatlari uchun to‘liq ablation bajarilmagan. Uchinchidan, aynan bir xil kompozit bahoning kvant o‘lchashsiz klassik argmax varianti alohida comparator sifatida kiritilmagan. Kelgusida Otsu, klassik kompozit argmax va kvant ehtimollik tanlovi uchlik nazorati

kvant bosqichining mustaqil hissasini aniqroq ajratib beradi.

Amaliy nuqtai nazardan, taklif etilgan usul mavjud CNN modelining arxitekturasini o‘zgartirmasdan qo‘shimcha chegara belgisini hosil qiladi. Shu sababli u tibbiy tasvirlar, masofadan zondlash, sanoat nuqsonlarini aniqlash va biometrik konturlarni ajratish kabi kam kontrastli yoki murakkab chegarali vazifalarga moslashtirilishi mumkin. Ayniqsa, kichik o‘quv tanlanmalarida aprior chegara xaritasi tarmoqning lokal geometrik bog‘lanishlarni tezroq o‘zlashtirishiga yordam berishi mumkin. Bunday gipoteza kelgusida 10, 20, 50 va to‘liq train hajmlarida mustaqil test to‘plami bilan tekshirilishi lozim.

5. Xulosa

Maqolada BIPEDv2 tasvirlari uchun klassik Otsu va 5 kubitli Qiskit sxemasi yordamida tanlangan bo‘sag‘alar asosida hosil qilingan chegara belgilarining bir xil CNN segmentatsiya modeliga ta’siri baholandi. To‘rtta tasodifiy boshlang‘ich qiymat bo‘yicha kvant-yordamchi variantning o‘rtacha F1/Dice qiymati 0,4702 dan 0,4720 gacha, IoU 0,3081 dan 0,3095 gacha va Boundary F1 ±2 px 0,9092 dan 0,9099 gacha oshdi. F1 hamda IoU bo‘yicha to‘rtta takrorning uchtasida kvant-yordamchi variant yuqori natija ko‘rsatdi. F1 va IoU standart og‘ishlarining qariyb ikki baravar kamayishi natijalar barqarorligining yaxshilanish tendensiyasini ham ko‘rsatdi.

Shunday qilib, taklif etilgan kvant-yordamchi chegara kanali BIPEDv2 eksperimental sharoitida CNN segmentatsiya sifatini son jihatdan yaxshilagan. Ushbu xulosa BIPEDv2, tanlangan arxitektura va berilgan giperparametrlar doirasi bilan chegaralanadi. Natija sof QCNN yoki apparat kvant tezlashuvi emas, balki kvant ehtimollik mexanizmi yordamida shakllantirilgan kirish belgisining klassik CNN ga foydali ta’sirini ifodalaydi. Kelgusida ko‘proq takrorlar, boshqa ma’lumotlar to‘plamlari, kam ma’lumotli o‘qitish rejimlari, klassik kompozit comparator va real kvant qurilmalaridagi sinovlar orqali usulning qo‘llanish chegaralari aniqlashtiriladi.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1986. Vol. PAMI-8, No. 6. P. 679–698. DOI: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.
2. Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1979. Vol. 9, No. 1. P. 62–66. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
3. Xie S., Tu Z. Holistically-Nested Edge Detection. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015. P. 1395–1403.
4. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016. P. 770–778.
5. Soria Poma X., Riba E., Sappa A. Dense Extreme Inception Network: Towards a Robust CNN Model for Edge Detection. Proceedings of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2020. P. 1923–1932.
6. Soria X., Sappa A., Humanante P., Akbarinia A. Dense Extreme Inception Network for Edge Detection. Pattern Recognition. 2023. Vol. 139. Article 109461. DOI: 10.1016/j.patcog.2023.109461.
7. Geng A., Moghiseh A., Redenbach C., Schladitz K. A Hybrid Quantum Image Edge Detector for the NISQ Era. Quantum Machine Intelligence. 2022. Vol. 4. Article 15. DOI: 10.1007/s42484-022-00071-3.
8. Yuan S., Zhao W., Gao S., Xia S., Hang B., Qu H. An Adaptive Threshold-Based Quantum Image Segmentation Algorithm and Its Simulation. Quantum Information Processing. 2022. Vol. 21, No. 10. Article 359. DOI: 10.1007/s11128-022-03709-0.
9. Aleksandrowicz G. et al. Qiskit: An Open-Source Framework for Quantum Computing. Zenodo. 2019. DOI: 10.5281/zenodo.2562111.

(cc) BY