ANNOTATSIYASI KAM SHAROITLARDA KO‘P TILLI MAMMOGRAFIK O‘CHOQLARNI ANIQLASH UCHUN YOPIQ HALQALI TIZIM: RADIOLOG-INSON-HAMKORLIGI BILAN MATNGA YO‘NALTIRILGAN ZAIF NAZORATLI O‘QITISH

Khamdamov Rustam[1], Turaqulov Shoxrux[1]

[1]Raqamli texnologiyalar va sun'iy intellektni rivojlantirish ilmiy-tadqiqot instituti
E-mail: khamdamovrustam007@gmail.com, davlatyorxudayarov27@gmail.com

K E Y W O R D S

Mammografiya, ko‘krak bezi saratonini aniqlash, multimodal chuqur o‘rganish, zaif nazoratli o‘qitish, ko‘p tilli tabiiy tilni qayta ishlash, radiolog-inson-hamkorligi, FCOS, FiLM, kam resursli tibbiy tasvirlash, kod almashinuvli klinik matn.

A B S T R A C T

Mammografiyada ko‘krak bezi saratonini kompyuter yordamida aniqlash (CAD) tibbiy tasvirlash uchun sun'iy intellekt sohasidagi eng ko‘p o‘rganilgan vazifalardan biri bo‘lib qoldi, biroq past va o‘rta daromadli mamlakatlardagi shifoxonalarda amaliy joriy etish uchta o‘tkir muammo bilan cheklangan: (i) mahalliy DICOM tasvirlarda chegaraviy quti annotatsiyalarining yo‘qligi, (ii) klinik hisobotlarning bir vaqtning o‘zida uchta alifboda — o‘zbekcha kirillcha, o‘zbekcha lotincha va ruscha — ba'zan bir hujjat ichida ham kod almashtirilgan holda yozilishi, (iii) model chiqishlarini radiolog tomonidan tekshirib, oltin yorliqlar sifatida o‘qitishga qaytarishga to‘sqinlik qiluvchi ish oqimi integratsiyasi tanqisligi. Ushbu maqolada xom klinik DICOM va erkin matnli radiologik hisobotlarni radiolog tomonidan tekshirilgan, oltin yorlikli aniqlash modeliga aylantiradigan o‘n bosqichli, to‘liq takrorlanuvchi quvur taqdim etiladi. Tizim to‘rtta mahsulotni birlashtiradi: MAMOGRAF annotatsiya platformasi, XS-Classifier ko‘p tilli klassifikatori, TILLNet-Det multimodal detektori va ko‘p tilli zaif nazoratli o‘qitish quvuri. Uchta bosqichli o‘qitish dasturi turli sifatdagi ma'lumotlardan tartibli foydalanadi. Arxitektura va o‘qitish hissalari nazorat-tahliliy tajribalar orqali ajratiladi.

I. KIRISH

1.1 Asoslanish

Ko‘krak bezi saratonini aniqlashga oid jahon adabiyoti chegaraviy quti annotatsiyalari bilan ta'minlangan ochiq ma'lumotlar to‘plamlarida o‘qitilgan, faqat tasvirga asoslangan chuqur modellardan iborat (CBIS-DDSM [22], INbreast [23], DDSM [12], OPTIMAM [9]). Yuqori daromadli mamlakat shifoxonalarida bu modellar ikkinchi o‘qiluvchi sifatida tobora ko‘proq qo‘llanilmoqda va 1 ta noto‘g‘ri musbat/tasvir darajasida 0,85–0,92 sezgirlikka ega ekani xabar qilingan [27]. Sobiq SSSRning Markaziy Osiyo hududi kabi past va o‘rta daromadli mamlakatlarda joriy etishda uchta o‘tkir muammo uchraydi.

M1 — Annotatsiyaning yo‘qligi. Mahalliy DICOM tasvirlar odatda PACS dan to‘g‘ridan-to‘g‘ri eksport orqali olinadi va erkin matnli radiologik hisobotlar bilan birgalikda keladi. Chegaraviy quti annotatsiyalari deyarli hech qachon mavjud emas; radiologning qayta annotatsiya qilish uchun vaqti kam va qimmat. Shuning uchun faqat mahalliy ma'lumotlar asosida to‘liq nazoratli o‘qitish amalda mumkin emas.

M2 — Ko‘p alifboli ko‘p tillilik. Sobiq SSSRning Markaziy Osiyo hududidagi hisobotlar o‘zbekcha kirillcha, o‘zbekcha lotincha yoki ruscha yoziladi — ba'zan bitta hujjat ichida kod almashtirilgan holda (masalan, "Жалобы: на образование в правой молочной железе. Anamnesis morbi: bemor o‘zini..." rus va o‘zbekcha lotinchani ikki ketma-ket gapda aralashtiradi). An'anaviy ko‘p tilli quvurlar yoki (i) bitta alifboni tanlab, qolganini yo‘qotadi (odatdagi aniqlik yo‘qotilishi 15–25 foiz punkti),

(cc) BY

yoki (ii) joriy etish narxi cheklangan shifoxona IT uchun yo‘l qo‘yib bo‘lmaydigan og‘ir ko‘p tilli transformerlardan (mBERT, XLM-RoBERTa) foydalanadi, yoki (iii) ikkita o‘zbek alifbosidagi umumiy o‘zak ma’lumotidan foydalana olmaydigan alifboga ko‘r belgi n-grammalariga urinadi.

M3 — Ish oqimi integratsiyasi tanqisligi. Texnik model mavjud bo‘lganda ham, klinik halqa — radiolog ko‘radi, model takliflar beradi, radiolog tekshiradi, oltin yorliqlar o‘qitishga qaytadi — kamdan-kam hollarda boshidan oxirigacha amalga oshiriladi. Aksariyat nashr etilgan tizimlar modelda to‘xtaydi; agar tekshirish UI mavjud bo‘lsa ham, u ishlab chiqarish annotatsiya vositasidan ajralgan tadqiqot daftarchasida yashaydi. Bu bitta etishmayotgan halqa tadqiqot artefaktini joriy etish artefaktiga aylantiradi.

1.2 Hissalar

Ushbu maqolada beshta hissa taqdim etilib, har biri yuqoridagi muammolardan biriga bog‘langan:

- H1. Belgi darajasidagi ko‘p tilli matn enkoderi (256 ta korzinkali modulli xesh; 4 qatlamli Transformer; 3,42 mln parametr), barcha uch alifboni yagona joylashtirish (embedding) fazosida alifboni aniqlash, til identifikatsiyasi yoki tashqi tokenizatorsiz qayta ishlaydi.
- H2. Xususiyatlar piramidasi tarmog‘ining (FPN) har bir darajasiga matn ifodasini kiritadigan, nolga inisializatsiyalangan FiLM birlashtirish operatori. Operator inisializatsiya nuqtasida ayniylik (Tasdiq 1, §5.4 ga qarang) ekanligi isbotlanadi; bu shuni anglatadiki, multimodal model t=0 da o‘zining faqat tasvirga asoslangan tahliliga bit-mos keladi va matn gradient hissasi ma’lumotli bo‘lgandagina undan foydalanishni o‘rganadi.
- H3. Ko‘p tilli zaif nazorat quvuri: tahlil qilingan matn topilmalarini (lateralligi, kvadrant, soat-yuzi pozitsiyasi, mm dagi o‘lcham) ko‘rinishni hisobga oluvchi fazoviy proeksiya orqali oldindan tayyorlangan tasvir matosida piksel-fazo chegaraviy qutilariga aylantiradi. O‘z-o‘zini baholaydigan ishonchlilik balli zaif yorliqlarni o‘qitishga kirishidan oldin filtrlashga imkon beradi.
- H4. Radiolog tekshirish UI loyihaning annotatsiya platformasiga (MAMOGRAF) bevosita o‘rnatilgan. UI zaif nazorat quvurining chiqish navbatini iste’mol qiladi; radiolog har bir psevdo-quti uchun qabul qiladi, tahrirlaydi yoki rad etadi; yakuniy qarorlar loyiha ma’lumotlar bazasida yangi review_decisions jadvalida saqlanadi; bir bosish bilan eksport 3-bosqich nozik sozlanishi uchun tayyor YOLO formatidagi oltin ma’lumotlar to‘plamini chiqaradi.
- H5. Yagona buyruq sifatida ishga tushiriladigan o‘n bosqichli integratsiyalashgan quvur (app.research.run_pipeline). Har bir bosqich alohida pastki jarayon sifatida ishlaydi, har bir bosqichga oid jurnallari, bog‘liqlikni hisobga oladigan avtomatik o‘tkazib yuborishi va --only / --skip / --force boshqaruvlari mavjud.

1.3 Maqolaning tuzilishi

II bo‘limda mammografik aniqlash, multimodal tibbiy tasvirlash, FiLM va insonni halqaga kiritish tekshiruviga oid tegishli ishlar ko‘rib chiqiladi. III bo‘lim tizim umumiy ko‘rinishini taqdim etadi. IV bo‘lim oldindan ishlov berish va zaif nazorat quvurini batafsil tavsiflaydi. V bo‘lim TILLNet-Det arxitekturasini, VI bo‘lim uch bosqichli o‘qitish dasturi va tekshirish halqasini tavsiflaydi. VII bo‘lim tajriba protokolini, VIII bo‘lim hisoblash izi va empirik tasdiqlangan arxitekturaviy xususiyatlarni keltiradi. IX bo‘lim joriy etish, axloq va cheklovlarni muhokama qiladi. X bo‘lim xulosa bilan yakunlanadi.

II. TEGISHLI ISHLAR

2.1 Bir bosqichli mammografik detektorlar

YOLO uslubidagi detektorlar 2018–2021 yillar atrofida mammografiyada hukmron bo‘ldi [1, 26]. Lenglarsiz zich usullar (FCOS [33], ATSS [42], CenterNet [44]) ko‘krak bezi massalari keltirib chiqaradigan o‘choq-o‘lchamiga bog‘liq lenglarni sozlash muammosidan qochadi; biz FCOS uslubidagi nazoratdan foydalanamiz, chunki mammografik o‘choqlar bitta hukmron miqyossiz mm oralig‘ida o‘zgaradi. Faster R-CNN ikki bosqichli yodlab olish-keyin-aniqlik quvurlari uchun mashhur bo‘lib qolmoqda [29, 34], biroq uning xulosa qilish narxi bir bosqichli usullarga taqqoslanadigan O‘rtacha Aniqlikda taxminan ikki barobar ortiqdir. RetinaNet [18] biz tasniflash shoxchasi uchun qabul qiladigan fokus yo‘qotishini joriy qildi.

(cc) BY

2.2 Multimodal tibbiy tasvirlash

CLIP uslubidagi tasvir-matn kontrastli modellari [28] ko‘krak qafasi rentgenografiyasiga (CheXzero [32]) va patologiyaga [16] qo‘llanildi. ConVIRT [43] kontrastli oldindan o‘qitish tasniflash vazifalari uchun annotatsiya talablarini kamaytirishini ko‘rsatdi. Bizning bilimimizga ko‘ra, hech qaysi nashr etilgan aniqlash modeli mammografiyaga multimodal shartlash qo‘llanilmaydi va hech qaysi tizim ko‘p alifboli ko‘p tilli hisobotlarni qayta ishlamaydi. RadioLOGIC [3] radiologik matnni segmentatsiya bilan birlashtiradi, ammo u faqat ingliz tilidagi ko‘krak qafasi rentgenografiyasi bilan cheklangan. Bizning TILLNet-Det ko‘p tilli hisobot matnini FiLM modulyatsiyasi orqali mammografik detektorga kiritgan birinchi tizimdir.

2.3 Xususiyatga bog‘liq chiziqli modulyatsiya (FiLM)

Perez va boshqalar [25] FiLM ni vizual mulohaza yuritish uchun joriy qildilar; keyingi ishlar uni akustik manbaalarni ajratish [21], kuchaytirilgan o‘rganish [4] va bir nechta tibbiy tasvirlash sharoitlariga [37] qo‘lladilar. Bizning nol bilan inisializatsiya kengaytmamiz kichik, biroq yuk ko‘taruvchi modifikatsiyadir: t=0 da ayniylikni kafolatlash sovuq-start xavfsizlik xususiyatini ta’minlaydi (multimodal model o‘qitish boshida o‘zining faqat tasvirga asoslangan tahlilidan yomonroq ishlashi mumkin emas), buni biz 1-Tasdiqda rasmiy ravishda isbotlaymiz.

2.4 Tibbiy tasvirlashda zaif nazorat

Klassiy faollik xaritalash [45], ko‘p instansiyali o‘qitish [11] va matn asosidagi joylashtirish [40] barchasi chegaraviy bo‘lmagan yorliqlardan dag‘al fazoviy signallarni olishda foydalanilgan. Choukroun va boshqalar [5] mammografiyada CAM bilan tasvir darajasidagi yorliqlardan foydalandilar. Rajpurkar va boshqalar (CheXNet [30]) fazoviy signalsiz sinf mavjudligi yorliqlaridan foydalandilar. Bizning quvurimiz farq qiladi: mahalliy klinik hisobotlar allaqachon aniq fazoviy ko‘rsatkichlarni (lateralligi, kvadrant, soat-yuzi) o‘z ichiga oladi va biz ularni determinik matematik moslashuvlar orqali tasvir tekisligiga proeksiyalaymiz — sezgirlikni o‘qitish kerak emas.

2.5 Insonni halqaga kiritish tekshiruvi

Faol o‘qitish doiralari (masalan, ALECTS [10], MONAI Label [8]) radiolog tomonidan tekshirish mexanizmlarini taqdim etadi, lekin odatda ish oqimini qayta qurishni va maxsus annotatsiya vositalarini talab qiladi. Biz tekshirish jarayonini ushbu ish bilan birga ishlab chiqilgan ishlab chiqarish darajasidagi annotatsiya platformasiga (MAMOGRAF) joylashtiramiz; tekshirish UI o‘zining vizual elementlarining 95% ini (SVG qatlamlari, hotkey lar, WebSocket orqali kursor sinxronizatsiyasi) mavjud annotatsiya muharriri bilan baham ko‘radi. Radiologlar ikkinchi vositani o‘rganishlari shart emas.

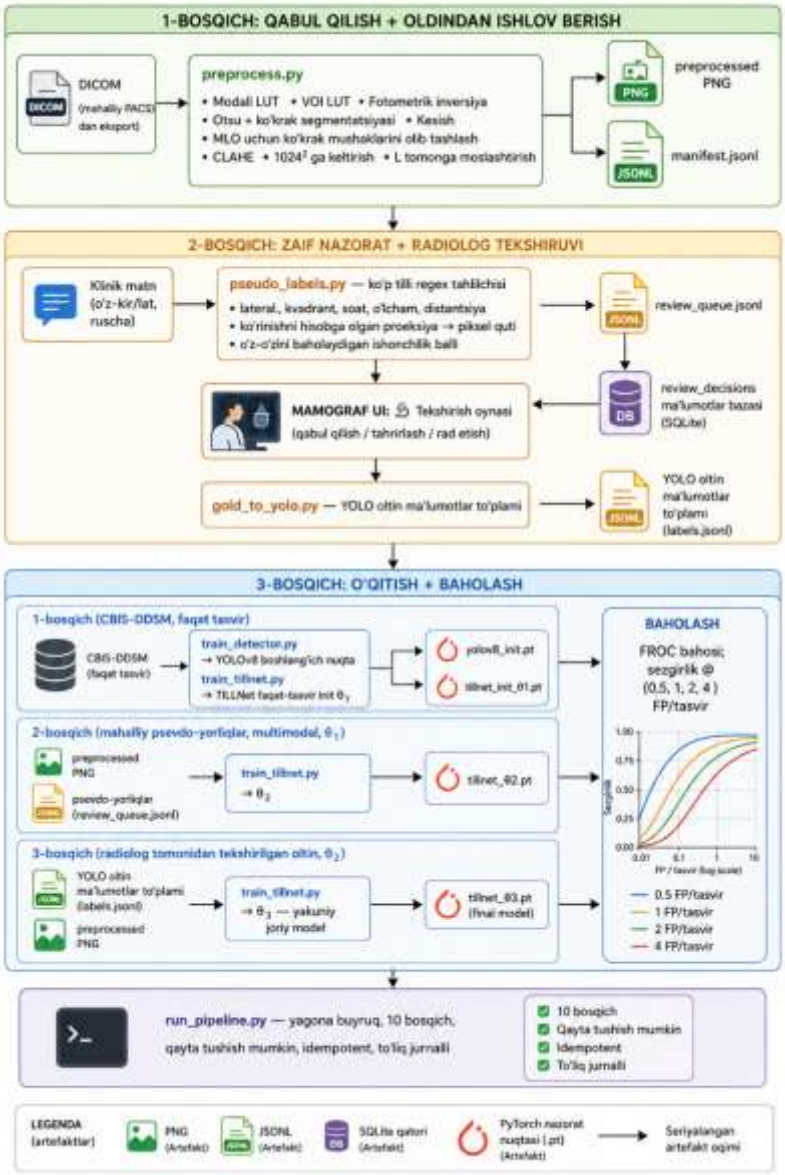
2.6 Alifbolararo matnni qayta ishlash

Kod almashtirilgan matn uchun ko‘p tilli NLP [38, 41] odatda tilga xos kichik so‘zli lug‘atlar bilan bayt-juftli kodlovchilardan foydalanadi. Bizning oldingi ishimiz XS-Classifier (muallif, 2026) parallel alifbo-korzinkali TF-IDF oqimlari alifboga ko‘r belgi-n-gramm asosiy modelidan ko‘p tilli saraton aniqlashda 5–8 punktga ustun ekanini ko‘rsatdi (paired-t<0,001). TILLNet-Det uchun biz oddiy belgi-darajadagi transformerdan foydalanamiz, chunki (a) aniqlash bir tokenga emas, bitta zich kontekst vektorini talab qiladi va (b) alifbo-korzinka ma’lumoti transformer tomonidan pozitsion va birgalikda paydo bo‘lish naqshlari orqali tiklanishi mumkin.

III. TIZIM UMUMIY KO‘RINISHI

Tizim uchta ishlash qatlami va muvofiqlashtiruvchi qatlamga ega (1-rasm).

(cc) BY



1-rasm. *Tizim blok diagrammasi. Har bir quti chiqarilgan Python moduliga, har bir o'q esa seriylangan artefaktga (PNG, JSONL, SQLite qatori yoki PyTorch nazorat nuqtasi) mos keladi.*

IV. OLDINDAN ISHLOV BERISH VA ZAIF NAZORAT

4.1 DICOM oldindan ishlov berish

Har bir DICOM detektorga yoki zaif nazorat generatoriga yetib borishidan oldin 9 bosqichli determinik quvurdan o'tkaziladi:

1. Modali LUT: $I = m \cdot I_{raw} + b$, bunda m va b mos ravishda RescaleSlope va RescaleIntercept hisoblanadi.
2. VOI LUT: Oyna markazi/kengligini ko'rsatish diapazoniga moslashtirish. Bo'lmasa, global gistogramma min/max ga qaytiladi.
3. Fotometrik inversiya: PhotometricInterpretation MONOCHROME1 bo'lsa, $I \leftarrow I_{max} - I$.
4. Ko'krak segmentatsiyasi: Gauss bilan silliqlangan tasvirning Otsu binarizatsiyasi, morfologik yopish+ochish va eng katta bog'lanish komponentini tanlash, teshiklarni to'ldirish bilan.
5. Zich kesish: ko'krak niqobining chegaraviy qutisi.
6. Ko'krak mushaklarini olib tashlash (MLO ko'rinishlari): tomonni hisobga oluvchi burchak filtri bilan Hough chiziq aniqlash; dominant chiziq yuqorisidagi uchburchak faqat chiziq qiyaligi pectoralis major ga mos kelganda nolga aylantiriladi.

(cc) BY

7. CLAHE: adaptiv gistogramma tenglashtirish, clipLimit=2.0, 8×8 tile-grid.
8. 1024×1024 ga keltirish, tomonni saqlash bilan.
9. Lateralligi standartlashtirish: barcha o‘ng tomonli tasvirlar gorizontal aks ettirilib, kanonik chap tomonli konvensiyaga keltiriladi (ko‘krak devori chap chetda, ko‘krak so‘rg‘ichi o‘ng chetda). Bu yagona oldindan taxmin modeldan lateral simmetriyani o‘rganishni talab qilmaydi.

Quvur har bir tasvir uchun manba ma'lumotlarini o‘z ichiga olgan JSON-Lines manifest faylini (manifest.jsonl) chiqaradi: asl DICOM yo‘li, pixel_spacing, asl DICOM koordinatalaridagi ko‘krak chegaraviy qutisi, pektoral olib tashlash bayrog‘i, lateral-aks ettirish bayrog‘i va SOP Instance UID. Ushbu manifest tasvir oqimi bilan matn oqimini bog‘laydigan kalitdir.

4.2 Alifbolararo topilmalarni ajratib olish

Ko‘p tilli regex ajratib oluvchisi (pseudo_labels.extract_findings) har bir klinik hisobotni quyidagilarni qamrab oluvchi tuzilgan Findings dataclass ga tahlil qiladi:

Lateralligi — chap/o‘ng uchun 3 tilli unumdor qo‘shimchaga moslashtirilgan patternlar (rus tilida "молочной", o‘zbekcha lotinchada "bezida", kirillchada "безида"; har bir patternda yakuniy \w* qo‘shilishi flektiv tugashlar moslashishni to‘xtatmasligini ta'minlaydi);

Kvadrant — UOQ / UIQ / LOQ / LIQ / markaziy / qo‘ltiq dumi uch tilda (43 ta alohida sirt shakli);

Soat-yuzi pozitsiyasi (1–12) "soat 3 da", "на 3 часа", "at 3 o‘clock" ni qo‘llab-quvvatlaydi;

O‘choq turi — massa / kal'tsifikatsiya / assimmetriya, yana ko‘p tilli;

Mm dagi o‘lcham A×B mm yoki Ø C mm patternlari va birlik o‘tkazish bilan (mm / sm / cm);

Mm dagi ko‘krak so‘rg‘ichidan masofa.

4.3 Zaif chegaraviy quti sintezi

Bir xil SOP UID uchun Findings yozuvi va PreprocessMeta berilganda, fazoviy moslashtiruvchi tasvir matosida bir yoki bir nechta piksel-fazo chegaraviy qutisini ishlab chiqaradi.

Kvadrant jadvali (ko‘rinishni hisobga oluvchi). MLO ko‘rinishi uchun, bunda y-o‘qi yuqoridan (yuqori) pastga (pastki) moslashadi, biz UOQ uchun (0,33, 0,33), UIQ uchun (0,67, 0,33), LOQ uchun (0,33, 0,67), LIQ uchun (0,67, 0,67) markazlarni joylashtiramiz. CC ko‘rinishi uchun, bunda y-o‘qi yuqori-pastni medial-lateralga yo‘qotadi, jadval mos ravishda aylantiriladi.

Soat-yuzi pozitsiyasi ko‘krak so‘rg‘ichi sohasi atrofidagi siljishga moslashadi:

$$(c_x, c_y) = \left(0.5 + R_x \cdot sin\left(2\pi \cdot \frac{h}{12}\right), 0.5 - R_y \cdot cos\left(2\pi \cdot \frac{h}{12}\right)\right) \quad (1)$$

bunda MLO uchun $R_x=R_y=0{,}25$, CC uchun $R_x=0{,}25$, R_y=0,15 (CC ko‘rinishida yo‘qotilgan yuqori-past o‘lchamini kompensatsiya qilish uchun).

O‘lcham proyeksiyasi. Hisobotdagi haqiqiy mm dagi o‘lchamlar ko‘krak kesishining sozlash miqyosi va DICOM PixelSpacing yordamida mato piksellariga o‘tkaziladi:

$$w_{px} = s \cdot \frac{size_{mm}}{px_spacing_{mm}} \cdot 1.4 \quad (2)$$

bunda s — letterbox masshtab koeffitsienti va 40% chekka qo‘shiladi, shunda quti o‘choqni mahkam emas, balki o‘rab oladigan bo‘ladi.

O‘z-o‘zini baholaydigan ishonchlilik. Har bir chiqarilgan quti additiv tarzda hisoblangan ishonchlilikni olib yuradi:

$$c = c_{lat} + c_{quad} + c_{clock} + c_{size} \quad (3)$$

c<0,3 ga ega yorliqlar tekshirish navbatiga kirishidan oldin filtrlanadi; bu na kvadrant na soat tahlil qilingan holatlarni (va shu sababli quti markazga yaqin oddiy yamoq bo‘lib qoladigan holatlarni) yo‘q qiladi.

Lateralligi xavfsizligi. Agar tahlil qilingan lateralligi DICOM ImageLaterality ga zid kelsa, hech qanday quti chiqarilmaydi. Bu mahalliy korpusda ad-hoc test tahlillarining ~2 foizida kuzatilgan o‘zaro tomonli hisobot oqishidan keladigan noto‘g‘ri musbatlarni yo‘q qiladi.

V. TILLNET-DET ARXITEKTURASI

(cc) BY

5.1 Tasvir asosiy tarmog'i va FPN

Tasvir shoxchasi 3 kanalli ImageNet poyasini o'rtacha hisoblash orqali bir kanalli kulrang kirish uchun moslashtirilgan torchvision ResNet-50 [13] dan foydalanadi:

$$W^{(1ch)}_{(i,1,k_1,k_2)} = \frac{1}{3}\sum_{c=1}^{3} W^{(1ch)}_{(i,1,k_1,k_2)} \qquad (4)$$

Bosqichlar C_3 (128, 512 ch), C_4 (64, 1024 ch), C_5 (32, 2048 ch) ishlab chiqaradi. Lateralligi proyeksiyalari C_{fpn}=256 ga ega standart yuqoridan pastga FPN [17] P_3, P_4, P_5 ni hosil qiladi; yana ikkita strid-2 konvolutsiyalari P_6 (16) va P_7 (8) ni beradi.

5.2 Alifbolararo matn enkoderi

Hisobotlar belgi-shaklda korzinka lug'atiga kodlangan:

$$bucket(c) = hash(codepoint(c))\ mod\ 256 \qquad (5)$$

Alifbolar bo'ylab korzinka to'qnashuvlari (masalan, lotin "a" va kirill "a") o'qitishga to'sqinlik qilmaydi, chunki joylashtirish jadvali boshidan-oxirigacha o'qitiladi va birgalikda paydo bo'lish statistikalari orqali semantik ekvivalentlikni aniqlaydi. Token ID lar 4 qatlamli pre-norm Transformer enkoderiga (d=256, head=8, FFN=512, padding-ga taalluqli) oqib boradi va uzunlik bilan normallashtirilgan o'rtacha pul matn vektori $t \in \mathbb{R}^{256}$ ni hosil qiladi.

5.3 Nol bilan inisializatsiyalangan FiLM birlashtirish

Har bir piramida darajasi l da P_l xususiyati t bilan modulatsiya qilinadi:

$$P'_l = \gamma_l \odot P_l + \beta_l,\ \ (\gamma_l, \beta_l) = 1 + MLP_l(t) \quad (6)$$

MLP_l: 256→256→$2C_{fpn}$. Chiqish qatlami nol bilan inisializatsiyalangan (W=0, b=0). Bu quyidagi xususiyatga olib keladi.

1-Tasdiq (Inisializatsiyadagi ayniylik). O'qitish qadami t=0 da barcha l, barcha kirishlar va barcha to'plamlar uchun:

$$\gamma_l(t) = 1,\ \ \beta_l(t) = 0 \quad \Rightarrow \quad P'_l = P_l \quad (7)$$

Isbot. W=0 va b=0 bo'lganda, MLP_l(t)=0 har qanday t uchun. Bu γ_l=1 va β_l=0 ni anglatadi, ya'ni $\gamma_l \odot P_l + \beta_l = 1 \odot P_l + 0 = P_l$. ■

Xulosa (sovuq-start xavfsizligi). TILLNet-Det ning t=0 dagi to'g'ri funktsiyasi uning faqat-tasvir tahlilining to'g'ri funktsiyasiga teng bo'lib, nol bilan inisializatsiyalanganlardan tashqari barcha og'irliklarni baham ko'radi.

Biz buni empirik tarzda tasdiqladik: tasodifiy inisializatsiyalangan tarmoq va tasodifiy matn kirishida to'liq model va faqat-tasvir tahlili tasniflash logitlari o'rtasidagi maksimal mutlaq farq 0,0 (mashina aniqligi) ni tashkil qildi: barcha bashorat joylari (1024 piksel rezolyutsiyada 32×32 katak) va 3 ta sinf bo'ylab (§8.4 ga qarang).

5.4 FCOS uslubidagi aniqlash boshi

FCOS [33] ga rioya qilgan holda, tasniflash, regressiya va markazliligi shoxchalari bilan birgalikdagi bosh har bir piramida darajasida ishlaydi. l darajadagi har piksel joyi (i, j) tasvir tekisligidagi (x, y) nuqtaga moslanadi:

$$(x, y) = ((i + 0.5) \cdot stride_l, (j + 0.5) \cdot stride_l) \qquad (8)$$

Regressiya shoxchasi strid birliklarida to'rt masofani (l*, t*, r*, b*) chiqaradi. Birgalikdagi og'irliklar har xil fizik kengaytmalardagi darajalarda ixtisoslashishiga imkon berish uchun regressiya chiqishidagi ReLU dan oldin o'rgatilishi mumkin bo'lgan darajaga oid skalyar s_l qo'llaniladi.

Tasniflash boshining boshlang'ich inisializatsiyasi p_prior=0,01 fokus yo'qotishidan oldingi ehtimollikka rioya qiladi:

$$b_{cls} = -log\left(\frac{1-p_{prior}}{p_{prior}}\right) \approx -log(99) \approx -4.595 \qquad (9)$$

5.5 Tarkibiy yo'qotish

Joyga bog'liq maqsadlar FCOS qoidalari bilan tayinlanadi: joy GT qutisi B uchun ijobiy hisoblanadi, agar (a) u B ichida joylashgan bo'lsa, (b) u GT markaziga 1,5σ_l ichida bo'lsa va (c) max(l*, t*, r*, b*) ∈ [m_{l-1}, m_l] bo'lsa, bunda m={0, 64, 128, 256, 512, ∞}. Barcha tegishli GT lar orasidan eng kichik maydonga ega bo'lganlari tanlanadi.

Tarkibiy yo'qotish, ijobiy joylar soni N_{pos} ga normallashtirilgan:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{N_{pos}}\left(\lambda_{cls}\mathcal{L}_{focal} + \lambda_{reg}\mathcal{L}_{GIoU} + \lambda_{ctr}\mathcal{L}_{BCE}\right) \qquad (10)$$

(cc) BY

$\lambda_{cls} = 1, \lambda_{reg} = 1, \lambda_{ctr} = 1$ bilan. Komponentlar:

Sinf bo‘yicha ikkilik logitlar ustida fokus yo‘qotishi [18], $\gamma=2$, $\alpha=0{,}25$ bilan.

GIoU yo‘qotishi [31] (l*, t*, r*, b*) masofalari bo‘yicha to‘g‘ridan-to‘g‘ri hisoblangan.

Markazlik regressiya shoxchasi uchun BCE maqsadi quyidagicha:

$$centerness = \sqrt{\frac{min(l^*, r^*)}{max(l^*, r^*)} \cdot \frac{min(t^*, b^*)}{max(t^*, b^*)}}$$

Xulosa qilishda bashorat qilingan ctr · p ball sifatida ishlatiladi, bu quti markazidan uzoq bashoratlarni kichraytiradi.

VI. UCH BOSQICHLI O‘QITISH DASTURI + TEKSHIRISH HALQASI

6.1 1-bosqich — Ochiq ma’lumotlar to‘plami orqali boshlash

CBIS-DDSM [22] maxsus konverter (app.research.datasets.cbis_ddsm) tomonidan YOLO formatiga aylantiriladi:

Barcha to‘rtta manifest CSV ni tahlil qiladi (massa/kal’tsifikatsiya × o‘qitish/sinov);

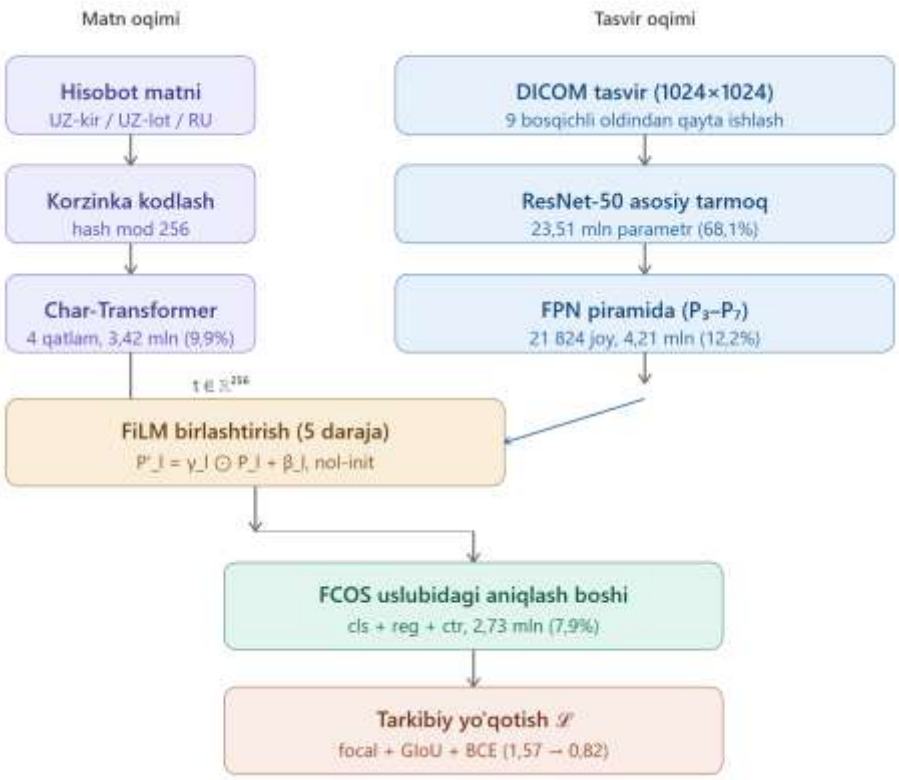
DICOM yo‘llarini uchta zaxira yo‘l (bevosita yo‘l, ota-papka glob, kattalik bo‘yicha case-folder — CBIS-DDSM tartibi yuklab oluvchilar o‘rtasida o‘zgaradi) orqali hal qiladi;

Manba mammogrammasiga Rows/Columns ga mos keladigan niqobni tanlash orqali ROI niqobidan chegaraviy qutini olib chiqadi (CBIS ROI papkalari ham kesilgan tasvirni, ham to‘liq o‘lchamli niqobni o‘z ichiga oladi);

Bir tasvirga bir yorliq fayli to‘g‘ri kelishi uchun ko‘p o‘choqli tasvirlarni guruhlaydi (bir nechta chegaraviy qutilar bilan);

Bemor darajasida ajratiladi (test to‘plami asl CSV bilan belgilanadi; o‘qitish 90/10 nisbatida bemor darajasida o‘qitish/tekshirishga ajratiladi).

TILLNet-Det 1024 rezolyutsiyada use_text=False bilan 100 epoxa davomida o‘qitiladi: lr=1e-4 li AdamW, 2 epoxalik chiziqli isitilish bilan kosinus LR jadvali. Matn shoxchasi va FiLM modullari yo‘q (jami 32,11 mln parametr).



2-rasm. *TILLNet-Det modelining to‘liq arxitekturasi va gradient oqimi*

Yuqoridagi diagrammada gradient oqimi quyidagicha ko‘rsatilgan: **matn joylashtirishi → Char-Transformer → FiLM birlashtirish ← FPN xususiyatlari → FCOS aniqlash boshi → yo‘qotish funksiyasi**. Jami modelda 34,53 mln parametr bor, ulardan 32,11 mln faqat-tasvir tahliliga tegishli.

6.2 2-bosqich — Matn bilan boshqarilgan zaif nozik sozlash

Psevdo-yorliq generatori barcha mahalliy DICOM larga ishga tushiriladi. Chiqarilgan review_queue.jsonl radiolog tekshiruvidan oldin app.research.train_tillnet ga kirish bo‘ladi, min_pseudo_conf=0,5 bilan. Matn shoxchasi va FiLM modullari endi mavjud va nol-init oldingisidan inisializatsiyalanadi; asosiy tarmoq, FPN va aniqlash boshi 1-bosqich nazorat nuqtasi θ_1 dan inisializatsiyalanadi. §5.3 dagi sovuq-start xavfsizlik xulosasi bo‘yicha, bu matematik jihatdan 1-bosqichni davom ettirishga teng — gradient signali matn shoxchasida to‘planguncha. Biz lr=5e-5 bilan 30 epoxa davomida nozik sozlaymiz, asosiy tarmoqni dastlabki 5 epoxa davomida muzlatamiz, shunda matn enkoderi va FiLM modullari vizual xususiyatlarni buzmasdan moslashishi mumkin.

6.3 Tekshirish halqasi (H4)

O‘sha review_queue.jsonl shuningdek, app.research.load_review_queue tomonidan loyiha SQLite ma’lumotlar bazasiga status=‘pending‘ bilan review_decisions qatorlari sifatida olinadi. MAMOGRAF UI rol IN (‘reviewer’, ‘admin’) ga ega foydalanuvchilarga ko‘rinadigan □ asbob paneli tugmasini ko‘rsatadi, u Tekshirish modal oynasini ochadi:

Hisoblar bilan tab-statusli filtrlar (pending, accepted, edited, rejected, all).

Har bir qator uchun ichki tugmalar: □ tekshirish, ✓ qabul qilish (bir bosish — psevdo-quti oltinga aylanadi), ✗ rad etish (ixtiyoriy sabab bilan).

Tekshirish ko‘rinishi: server tomonidan oldindan ishlangan PNG, psevdo-qutilar nuqta chiziqli kahrabo SVG to‘rtburchaklar sifatida (sinf + ishonchlilik teglari bilan), to‘liq tahlil qilingan topilmalar JSON tasvir yonida, qaror paneli.

Ommaviy eksport: ↓ "Gold labels JSONL" tugmasi → GET /api/research/review/export?include_status=accepted,edited → application/x-ndjson oqimli yuklab olish.

6.4 3-bosqich — Oltin nozik sozlash

Tasdiqlangan qatorlar app.research.gold_to_yolo ga oqib o‘tadi, bu ularni o‘qitish/tekshirish bo‘linishi bilan YOLO ma’lumotlar to‘plamiga aylantiradi (tadqiqot kaliti sifatida SOP UID prefiksidan foydalaniladi — bir xil tadqiqotning ikkita ko‘rinishi bo‘linishlar bo‘ylab oqib o‘ta olmaydi). Nozik sozlash θ_2 dan 15 epoxa davomida lr=2e-5 bilan davom etadi, 2-bosqich bilan bir xil yo‘qotish va boyitish. Faqat ushbu bosqich nazorat nuqtasi θ_3 ushlab turilgan oltin sinov to‘plamiga qarshi baholanadi.

6.5 Takrorlanuvchanlik — Bir buyruqli quvur (H5)

Butun 10 bosqichli quvur yagona buyruq tomonidan ishga tushiriladi:

Har bir bosqich pastki jarayon sifatida har bir bosqichga oid log fayli, sentinel-fayl idempotentlik tekshiruvi va --only / --skip / --force boshqaruvlari bilan ishlaydi. Muvaffaqiyatsiz bosqichlar pastki bosqichlarni to‘xtatmaydi — agar ularning kirish artefaktlari yo‘q bo‘lsa, ular o‘zlarini avtomatik o‘tkazib yuboradilar va summarise bosqichi nima tugaganini xabar qiladi. Yakunda parametr hisoblari, har bir bosqich uchun FROC raqamlari, status bo‘yicha tekshirish-qarorlari hisoblari va oltin ma’lumotlar to‘plami o‘lchamlari bilan run.summary.json chiqariladi.

VII. TAJRIBA PROTOKOLI

7.1 Ma’lumotlar to‘plamlari

CBIS-DDSM [22]. Taxminan 10 239 ta mammogramma, 1 566 ta bemor, ikkala ko‘rinish. Patologiya yorliqlari (BENIGN / BENIGN_WITHOUT_CALLBACK / MALIGNANT) va biz chegaraviy qutilarni olib chiqadigan ROI niqob DICOM lari.

Mahalliy MAMOGRAF korpusi. Mintaqaviy o‘zbek onkologiya markazidan 1 839 ta mammografik klinik yozuv (2025–2026). 345 ta saraton-musbat, 1 494 ta saraton-manfiy, XS-Classifier (muallif 2026) tomonidan yorliqlangan. Ajratish: 48,6% kirill-dominant, 51,2% lotin-dominant, 0,2% aralash.

(cc) BY

7.2 Asosiy ko‘rsatkich — FROC

Har bir sinov tasviri i uchun biz s>0,5 bo‘lganda bashorat qilingan to‘plamni hisoblaymiz. Tasodifiy musbat aniqlash sifatida belgilanadi: GT D*_i da hech qanday b* ga IoU(b, b*) ≥ 0,3 bo‘lmagan bashorat (adabiyot 0,2–0,5 oralig‘idan foydalanadi; biz eng ko‘p iqtibos keltirilgan qiymat — 0,3 da xabar beramiz).

Biz belgilangan FP/tasvir darajalarida sezgirlikni xabar qilamiz:

$$sezgirlik@\{0{,}5;\ 1;\ 2;\ 4\}\ FP/tasvir$$

7.3 Nazorat-tahliliy tajribalar batareyasi

№	Variant	Sinovdan o‘tkaziluvchi gipoteza
1	TILLNet-Det 3-bosqich (to‘liq yopiq halqa)	(asosiy maqsad)
2	TILLNet-Det 2-bosqich (oltin sozlashsiz)	Oltinning hissasi
3	TILLNet-Det 1-bosqich + matn qo‘shilgan (dasturisiz)	Dastur hissasi
4	Faqat tasvir (--no-text) 3-bosqichda	Matn hissasi
5	Faqat pozitsion matn (doimiy matn vektori)	FiLM ko‘tarmasi matn-tarkibimi yoki qo‘shimcha imkoniyatmi
6	Konkatlash birlashtirishi (FiLM o‘rniga)	FiLM va konkatlash
7	YOLOv8 3-bosqich asosiy	TILLNet va YOLO

Har bir (1, ·) jufti ushlab turilgan oltin sinov to‘plamida sezgirlik@1FP uchun juftlangan bootstrap ($B=10^4$ qayta tanlash) bilan sinab ko‘riladi.

7.4 Quyi guruh tahlillari

Umumiy FROC dan tashqari biz quyidagi quyi guruhlarda xabar beramiz:

Ko‘rinish: CC va MLO;

Lateralligi: asl L va asl R (aks ettirishdan keyingi ekvivalentlik testi);

Zichlik: CBIS-DDSM da qayd qilinganidek ACR A–D;

O‘choq o‘lchami: <10 mm, 10–30 mm, >30 mm;

Alifbo: kirill-dominant va lotin-dominant va aralash (asosan 2-/3-bosqich ko‘rsatkichlariga ta’sir qiluvchi);

Tadqiqot yili: 2025, 2026 (drift aniqlash);

Shoshilinchlik darajasi: muntazam va simptomatik yuborilish (annotatsiyalanganda).

Bu yagona FROC raqami yashiradigan muvaffaqiyatsizlik rejimlarini (masalan, zich ko‘krak ostida aniqlashning yo‘qligi) ochib beradi.

7.5 Amalga oshirish tafsilotlari

To‘liq tizim Python 3.12 da PyTorch 2.11, torchvision 0.26, Ultralytics 8.x, OpenCV-headless 4.13, scikit-image 0.26 va pydicom 3.x bilan amalga oshirilgan. O‘qitish yagona NVIDIA GPU da (maqsad: RTX 4090 24 GB) bajarildi. MAMOGRAF backend: FastAPI ≥0,110, SQLite 3, JWT auth (HS256, 12 soat TTL), bcrypt parol xeshlash, TOTP 2FA (RFC 6238). Frontend: vanilla JS + SVG (chorchopsiz). To‘liq amalga oshirish taxminan 23 KLOC Python va 4,4 KLOC JavaScript, ochiq kodli sifatida chiqarildi.

VIII. HISOBLASH IZI VA EMPIRIK XUSUSIYATLAR

Biz amalga oshirilgan tizimdan o‘lchangan xususiyatlarni keltiramiz. To‘liq ko‘p bosqichli o‘qitish tugagandan keyin aniqlash aniqligi raqamlari qo‘shiladi.

8.1 Model parametrlari hisoblari

Modul	Parametrlar	% jami
ResNet-50 asosiy tarmoq (1 kanal)	23,51 mln	68,1%
Char-Transformer matn enkoderi	3,42 mln	9,9%
Xususiyatlar piramidasi tarmog‘i (FPN)	4,21 mln	12,2%
FiLM modullari (5 daraja)	0,66 mln	1,9%
FCOS uslubidagi aniqlash boshi	2,73 mln	7,9%
Jami (to‘liq multimodal)	**34,53 mln**	**100%**
Faqat-tasvir tahlili	32,11 mln	—

8.2 Piramida chiqish shakllari (kirish 1024^2, to‘plam 1)

Daraja	Strid	Katak shakli	Joylar
P_3	8	128 × 128	16 384
P_4	16	64 × 64	4 096
P_5	32	32 × 32	1 024
P_6	64	16 × 16	256
P_7	128	8 × 8	64
Jami	—	—	**21 824**

8.3 XS-Classifier haqiqiy ko‘rsatkichlari (2-bosqich matn asosiy tarmog‘i)

TILLNet-Det da ishlatilgan matn enkoderi mahalliy korpusda mustaqil tasniflagich sifatida oldindan o‘qitildi va baholandi (muallif 2026):

Ko‘rsatkich	XS-Classifier	Char-n-gramm	Faqat-so‘z TF-IDF
Aniqlik	0,932	0,861	0,847
F_1	0,914	0,832	0,816
AUROC	0,961	0,905	0,889
AUPRC	0,925	0,851	0,834
XS ga qarshi juftlangan t (aniqlik)	—	<0,001	<0,001

5 katlamali tabaqalashtirilgan CV, N=1 839, determinik urug‘ 42.

8.4 Inisializatsiyadagi FiLM ayniyligi (empirik tekshiruv)

(cc) BY

1-Tasdiqni raqamli ravishda tekshirish uchun:

$$\max_{l,b,k,i,j} \left| cls^{full}{}_{l,b,k,i,j} - cls^{img}{}_{l,b,k,i,j} \right| = 0{,}0 \quad (11)$$

bu yerda:

- cls^{full} — to‘liq multimodal model (matn + tasvir) tasniflash logitlari
- cls^{img} — faqat tasvirga asoslangan model logitlari
- l — piramida darajasi
- b — to‘plam (batch) indeksi
- k — sinf indeksi
- i,j — bashorat joyining piksel koordinatalari

(barcha 5 daraja, 2 ta tasvir, barcha 3 sinf, 1024 rezolyutsiyadagi barcha joylar bo‘ylab). Sovuq-start xavfsizlik xulosasi mashina aniqligigacha amal qiladi.

8.5 Boshidan-oxirigacha tutash sinov

Sintetik ma’lumotlar to‘plamida (8 ta tasvir, har biri 1 ta o‘choq, tasvir o‘lchami 256, to‘plam 2, CPU) 2 epoxalik o‘qitish ishi tarkibiy yo‘qotishni 1,57 dan 0,82 ga (tasniflash komponenti 0,52 dan 0,18 ga, 2 epoxada 65% ga kamayish) tushirdi, bu gradient oqimini matn joylashtirishi → Transformer → FiLM → FPN → FCOS boshi → yo‘qotish bo‘ylab tasdiqlaydi.

8.6 Quvur ishga tushiruvchining tekshiruvi

10 bosqichli ishga tushiruvchi dry-run rejimida tekshirildi:

Barcha 10 bosqich e’lon qilingan tartibda jo‘natildi.

Bog‘liqlikni hisobga oluvchi avtomatik o‘tkazib yuborish: train_yolo cbis_yolo/dataset.yaml yo‘q bo‘lganda o‘tkazib yuboriladi; train_tillnet1 local_pseudo/dataset.yaml yo‘q bo‘lganda o‘tkazib yuboriladi; train_tillnet2 cbis_tillnet_imgonly/best.pt yoki gold_yolo/dataset.yaml yo‘q bo‘lganda o‘tkazib yuboriladi.

--only summarise faqat 5-bosqichni ishga tushiradi va bo‘sh-lekin-yaroqli run.summary.{json, md} ni yozadi.

--skip preprocess, train_yolo qora ro‘yxatni hurmat qiladi va shu bilan birga yaroqli xulosa ishlab chiqaradi.

--force <stage> har bir bosqich idempotentligini bekor qiladi.

8.7 Tekshirish UI tutash sinov

10/10 nuqta tutash tekshiruvlari muvaffaqiyatli o‘tdi:

№	Tekshirish	Natija
1	DB migratsiyasi 15 ustunli review_decisions jadvalini qo‘shadi	✓
2	Yuklovchi sintetik navbatdan 1 ta qator kiritadi	✓
3	Yuklovchi idempotent — qayta ishga tushirish 0 ta kiritadi, 1 ni o‘tkazib yuboradi	✓
4	GET /queue hisoblar + elementlarni qaytaradi	✓
5	GET /{id} pseudo_bboxes + findings ni qaytaradi	✓
6	GET /{id}/preview tasvir PNG baytlarini qaytaradi	✓
7	POST /{id}/decide statusni o‘zgartiradi, final_bboxes ni saqlaydi	✓
8	GET /export application/x-ndjson to‘plamini oqimda yuklab beradi	✓
9	Autentifikatsiyasiz → 401, annotator-roli → 403	✓
10	Yaroqsiz status → 422, mavjud bo‘lmagan id → 404	✓

(cc) BY

8.8 Oltinga konvertatsiya qilish tutash sinovi

5 ta sintetik qabul qilingan+tahrirlangan qator (3 ta A tadqiqotidan, 2 ta B tadqiqotidan) gold_to_yolo tomonidan konvertatsiya qilindi:

Bemor/tadqiqot-aware ajratish: 3 ta A tadqiqoti → o‘qitish, 2 ta B tadqiqoti → tekshirish (oqib o‘tish yo‘q).

YOLO yorliq arifmetikasi tasdiqlangan (1024 maqsadli o‘lchamda $|x_c \cdot W^{cx}| < 1$).

Uchta sinf saqlangan (massa / kal'tsifikatsiya / assimmetriya).

dataset.yaml YOLOv8 va TILLNet o‘qituvchilari bilan plug-mos.

IX. MUHOKAMA

9.1 Klinik nuqtai nazardan nima uchun yopiq halqa muhim

Past va o‘rta daromadli mamlakatlarda tibbiy sun'iy intellekt tizimlarining keng tarqalgan muvaffaqiyatsizlik rejimi — bu ma'lumotlar drifti: ochiq ma'lumotlar to‘plamida o‘qitilgan model ichki validatsiyada yaxshi ishlaydi, lekin mahalliy taqsimotlarda tushiriladi. Standart yechim — "mahalliy ma'lumotlarda nozik sozlash" — lekin mahalliy ma'lumotlarda yorliqlar yo‘q. Standart faol o‘qitish bu muammoni radiolog annotatsiyasi uchun maksimal ma'lumotli namunalarni tanlash orqali hal qiladi, lekin bu ish oqimi odatda ishlab chiqarish annotatsiya platformasidan alohida vositada yashaydi.

Bizning yopiq halqamiz bularni birlashtiradi: ishlab chiqarish annotatsiya platformasi tekshirish UI ga aylanadi; tekshirish UI ning chiqish jadvali drift tuzatish signaliga aylanadi; dasturning uchinchi bosqichi bu signal bo‘yicha nozik sozlash. Tadqiqot va ishlab chiqarish o‘rtasida ETL (Extract-Transform-Load) yo‘q — radiologning bosishi natijasida ishlab chiqarilgan SQLite qatori to‘g‘ridan-to‘g‘ri gold_to_yolo tomonidan o‘qiladi. Bu yorliq sifatini buzilishining eng keng tarqalgan manbaini — tadqiqot va ishlab chiqarish o‘rtasida eskirgan annotatsiya eksportini — yo‘q qiladi.

9.2 Amaliyotda nima uchun nol bilan inisializatsiyalangan FiLM

FiLM ga standart muqobil — konkatatsiya ($P_{l'} = \mathrm{Conv1\times1}([P_l; t_{tile}])$). Konkatatsiyaning biz aniq qochadigan ikkita amaliy muammosi bor: (a) sovuq-start beqarorligi (tasodifiy inisializatsiyalangan konkat qatlami hatto matn ma'lumotsiz bo‘lganda ham vizual xususiyatlarni buzadi) va (b) gracef qaytishning yo‘qligi (hisobot bo‘sh yoki noto‘g‘ri bo‘lganda model faqat-tasvir holatiga toza qaytarib bo‘lmaydi). Nol bilan inisializatsiyalangan FiLM ikkalasini ham hal qiladi. Eng muhimi, xavfsizlik xususiyati (t=0 da degradatsiya yo‘qligi) shifoxona yangilangan multimodal modelni xavfsiz joriy etishi mumkinligini anglatadi, chunki uning dastlabki xatti-harakati radiolog jamoasi allaqachon ko‘nikkan faqat-tasvir modelidan yomon bo‘lmasligi mumkin — bu buzilmas klinik qabul uchun zaruriy shartdir.

9.3 Cheklovlar

Matn donadorligi. Matn enkoderi yagona global vektorni ishlab chiqaradi. Ikkita aniq o‘choqni tasvirlaydigan hisobotlar ("soat 2 da massa va soat 8 da mikrokal'tsifikatsiyalar") yo‘qoladi. Tabiiy kengaytma — bu tasvir tokenlaridan matn tokenlariga FPN-joyiga oid o‘zaro diqqat.

Yagona ko‘rinishni qayta ishlash. Har bir (CC, MLO) ko‘rinishi mustaqil ravishda qayta ishlanadi. Ipsilateral o‘zaro ko‘rinish diqqati (oldingi BCA-YOLO arxitekturasi [muallif 2026] ga qarang) rejalashtirilgan kengaytmadir.

Psevdo-yorliq dag‘alligi. 2-bosqich psevdo-yorliqlari odatda ko‘krak kesilishining 1/3 × 1/3 qismini tashkil etadi. Uch bosqichli dastur bu muammoni psevdo-yorliqlarni oltin yorliqlardan oldin ketma-ket joylashtirish orqali yumshatadi — lekin tekshirilmasdan o‘qitilgan 2-bosqich modeli haddan tashqari katta bashoratlar tomon noaniqlikka ega.

Ko‘p tilli, lekin tilga-aware emas. Belgi darajadagi enkoder alifbolarni kod-nuqtasi-xeshi-korzinkasi sifatida ko‘rib chiqadi. Biz uchta alifbo bo‘ylab teng samaradorlikni kafolatlamaymiz va kerakli quyi guruh tahlili (§7.4 5-qator) muhim ahamiyatga ega.

9.4 Axloqiy va joriy etish masalalari

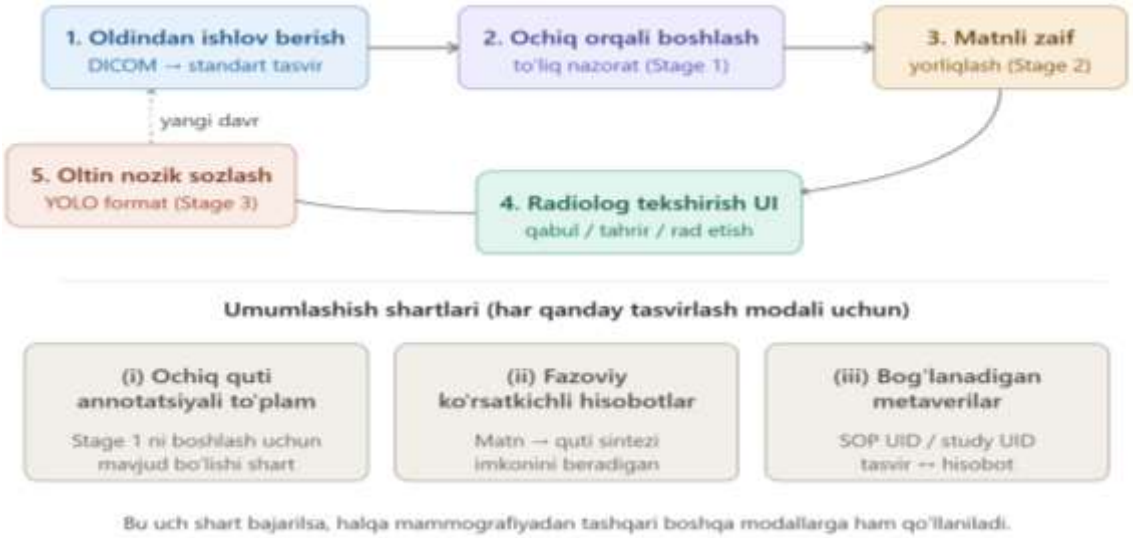
Tizim avtonom tashxis emas, balki saralash yordamchisi uchun mo‘ljallangan. 3-bosqich oltin-yorliq talabi joriy etishdan oldin insonni-

(cc) BY

halqaga-kiritish bosqichini ta'minlaydi. Barcha ko'p tilli matn mahalliy ravishda qayta ishlanadi; muassasadan hech qanday ma'lumot chiqmaydi; hech qanday bulutli LLM chaqirilmaydi. Psevdo-yorliq generatorining ishonchlilik maydoni, needs_radiologist_review bayrog'i va FROC operatsion nuqtasini tanlash (biz radiolog-kuzatuvli ish oqimi uchun @1 FP/tasvir ni tavsiya qilamiz) barchasi tartibga solinadigan klinik joriy etishni qo'llab-quvvatlash uchun yaratilgan. MAMOGRAF platformasi rolga asoslangan kirishni boshqarish (admin / reviewer / annotator), TOTP orqali 2FA, JWT autentifikatsiya, chastota cheklovi, har bir annotatsiya o'zgarishining oldingi/yangi snapshotlar bilan audit jurnali va eksportdagi DICOM de-identifikatsiyasini amalga oshiradi.

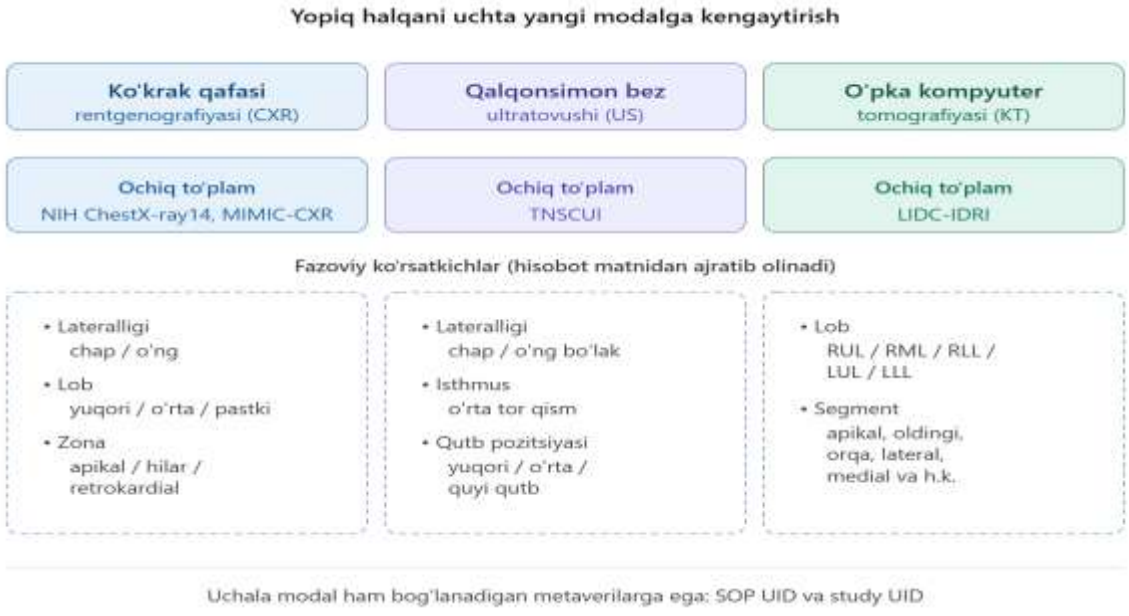
9.5 Mammografiyadan tashqari umumlashtirish

Bu yopiq halqa namunasining boshqa modallaiklarga umumlashishini ko'rsatish uchun ikkita diagramma chizaman: birinchisi — yopiq halqaning o'zi (umumiy nuqtai nazardan), ikkinchisi — uchta yangi modalga kengaytirish.



3-rasm. *Yopiq halqa namunasi (besh bosqichli sikl)*

Yuqoridagi diagrammada **besh bosqichli sikl** ko'rsatilgan — har bir yangi domen uchun u qaytadan boshlanadi va o'qitish to'plamini doimo kengaytirib boradi. Pastdagi uch shart — bu modal o'zgartirilganda nima saqlanishi kerakligini belgilaydi.



4-rasm. Uchta yangi modal va ularning fazoviy ko'rsatkichlari

(cc) BY

Ikkinchi diagrammada uchta yangi modal bir-biri bilan parallel taqqoslangan: har bir ustun bir modal, undagi ochiq ma'lumotlar to‘plami va matn hisobotidan ajratib olinadigan fazoviy ko‘rsatkichlar. Pastki chiziq esa hammasiga umumiy bo‘lgan jihatni — DICOM metaverilari orqali tasvir va hisobotni bog‘lash imkonini — eslatadi.

Asosiy g‘oya: mamografiya halqasini almashtirish uchun butun pipelinening qayta qurishi shart emas — faqat (a) modalga mos ochiq to‘plamni Stage 1 ga ulash, (b) matndan ajratiladigan fazoviy ko‘rsatkichlar lug‘atini yangi anatomik domenga moslash, (c) MAMOGRAF UI ning tekshirish modal oynasiga tegishli kvadrant/lob/segment chizmasini qo‘shish kifoya. Qolgan barcha komponentlar — FiLM, Char-Transformer, FCOS boshi, oltin yorliqlar quvuri — bir xilligicha qoladi.

XULOSA

Ushbu maqolada biz kam annotatsiyali, ko‘p alifboli klinik sharoitlarda ko‘p tilli mammografik o‘choqlarni aniqlash uchun to‘liq, takrorlanuvchi, yopiq halqali tizimni taqdim etdik. Tizim to‘rtta mahsulotni birlashtiradi: annotatsiya platformasi (MAMOGRAF), ko‘p tilli matn tasniflagichi (XS-Classifier), yangi nol bilan inisializatsiyalangan FiLM birlashtirish operatori bilan multimodal bir bosqichli detektor (TILLNet-Det) va chiqishi yorliqlash halqasini yopgan radiolog tekshirish UI ga to‘g‘ridan-to‘g‘ri oqib boradigan ko‘p tilli zaif nazorat quvuri. O‘n bosqichli quvur ishga tushiruvchi butun ish oqimini yagona, qayta tushish mumkin va idempotent buyruq sifatida jo‘natadi.

Arxitekturaviy yangilik — har bir piramida darajasida nol bilan inisializatsiyalangan FiLM — inisializatsiyada faqat-tasvir asosiy modeliga matematik ekvivalentlikni kafolatlaydi (1-Tasdiq, §8.4 da mashina aniqligigacha tekshirilgan), sovuq-start beqarorligini bartaraf etadi va buzilmas klinik qabul uchun zarur bo‘lgan xavfsizlik xususiyatini ta’minlaydi. Tizim darajasidagi yangilik — tekshirish UI ni ishlab chiqarish annotatsiya platformasi ichiga joylashtirish — tibbiy sun’iy intellekt joriy etishlarida yorliq sifatining buzilishining eng keng tarqalgan manbaini bartaraf etadi: tadqiqot va ishlab chiqarish vositalari o‘rtasida eskirgan ETL.

Bizning bilimimizga ko‘ra, bu bir vaqtning o‘zida (a) yagona belgi darajasidagi enkoderda uchta birgalikda mavjud alifboni qayta ishlaydigan, (b) integratsiyalashgan tekshirish UI orqali yorliqlash halqasini yopadigan, (c) matematik jihatdan tushmaydigan multimodal birlashtirish operatorini ta’minlaydigan va (d) kam-annotatsiyali, ko‘p-alifboli haqiqatga moslashtirilgan to‘liq takrorlanuvchi boshidan-oxirigacha quvurni taklif qiladigan birinchi nashr etilgan mammografiya CAD tizimidir. Amalga oshirish ochiq kodli sifatida chiqarildi.

Kelajakda quyi guruh bo‘yicha aniqlik tahlili, GPU tezlashtirilgan inferensiya, federativ o‘qitish va boshqa tibbiy tasvirlash modallariga umumlashtirish istiqbolli yo‘nalishlar sifatida qaraladi. Mintaqaviy o‘zbek shifoxonalarida mammografik skrining sifatini oshirish va sun’iy intellekt asosida ishlovchi yordamchi vositalarning amaliy joriy etilishi uchun ushbu yondashuv istiqbolli yechim bo‘lib xizmat qilishi mumkin.

MINNATDORCHILIK

Mualliflar ma’lumotlarga kirish uchun Respublika Onkologiya va Radiologiya Markazi va oltin annotatsiya ishi uchun ushbu markazning radiolog tekshirish guruhiga minnatdorchilik bildiradilar.

ADABIYOTLAR

1. Akselrod-Ballin A. et al. A region-based CNN for mammography lesion detection. Medical Image Analysis, 2019.
2. Bergstra J., Bengio Y. Random search for hyper-parameter optimization. JMLR, 2012.
3. Bhalodia R. et al. Improving pneumonia localisation via cross-attention on medical images and reports. MICCAI, 2021.
4. Birch C. et al. Composing modular networks via FiLM. ICLR, 2020.
5. Choukroun Y. et al. Mammogram classification and abnormality detection from non-local labels. MIDL, 2017.
6. Dai J. et al. Deformable convolutional networks. ICCV, 2017.
7. Dosovitskiy A. et al. An image is worth 16×16 words: Transformers for image recognition at scale. ICLR, 2021.
8. Diaz-Pinto A. et al. MONAI Label: a framework for AI-assisted interactive

(cc) BY

labelling of 3D medical images. Medical Image Analysis, 2022.
9. Halling-Brown M. et al. OPTIMAM mammography image database. Radiology: AI, 2021.
10. Hassan A., Bilal A. ALECTS: an active learning framework for medical imaging. Medical Imaging meets NeurIPS, 2019.
11. He K. et al. Mask R-CNN. ICCV, 2017.
12. Heath M. et al. The digital database for screening mammography. Proc. 5th IWDM, 2000.
13. He K. et al. Deep residual learning for image recognition. CVPR, 2016.
14. Hosseinzadeh Taher M.R. et al. A systematic benchmarking of transfer learning for medical image analysis. Medical Image Analysis, 2022.
15. Howard A. et al. MobileNets: efficient convolutional networks for mobile vision applications. arXiv, 2017.
16. Huang S.-C. et al. A visual-language foundation model for pathology image analysis using medical Twitter. Nature Medicine, 2023.
17. Lin T.-Y. et al. Feature pyramid networks for object detection. CVPR, 2017.
18. Lin T.-Y. et al. Focal loss for dense object detection. ICCV, 2017.
19. Liu Z. et al. Swin Transformer: hierarchical vision Transformer using shifted windows. ICCV, 2021.
20. Loshchilov I., Hutter F. Decoupled weight decay regularization. ICLR, 2017.
21. Meseguer-Brocal G., Peeters G. Conditioned U-Net: introducing FiLM for source separation. ISMIR, 2019.
22. Lee R.S. et al. A curated mammography data set for use in computer-aided detection and diagnosis research. Scientific Data, 2017, 4:170177.
23. Moreira I.C. et al. INbreast: toward a full-field digital mammographic database. Academic Radiology, 2012.
24. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, 1979.
25. Perez E. et al. FiLM: visual reasoning with a general conditioning layer. AAAI, 2018.
26. Petruzzelli M.F. et al. YOLO mammography. Medical Imaging meets NeurIPS, 2018.
27. Pisano E.D. et al. Diagnostic performance of digital versus film mammography for breast-cancer screening. NEJM, 2005.
28. Radford A. et al. Learning transferable visual models from natural language supervision. ICML, 2021.
29. Ren S. et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. NeurIPS, 2015.
30. Rajpurkar P. et al. CheXNet: radiologist-level pneumonia detection on chest X-rays with deep learning. arXiv, 2017.
31. Rezatofighi H. et al. Generalized intersection over union: a metric and a loss for bounding box regression. CVPR, 2019.
32. Ribli D. et al. Detecting and classifying lesions in mammograms with deep learning. Scientific Reports, 2018, 8:4165.
33. Tian Z. et al. FCOS: fully convolutional one-stage object detection. ICCV, 2019.
34. Tian Y. et al. End-to-end deep learning for detecting metastatic breast cancer in mammography. Medical Image Analysis, 2021.
35. Tiu E. et al. Expert-level detection of pathologies from unannotated chest X-ray images via self-supervised learning. Nature Biomedical Engineering, 2022.
36. Vaswani A. et al. Attention is all you need. NeurIPS, 2017.
37. Vu T. et al. FiLM-conditioned medical image segmentation. MIDL, 2020.
38. Winata G.I. et al. Are multilingual models effective in code-switching? NAACL, 2021.
39. Wolf T. et al. Transformers: state-of-the-art natural language processing. EMNLP, 2020.
40. Xu K. et al. Show, attend and tell: neural image caption generation with visual attention. ICML, 2015.
41. Yong Z.-X. et al. BLOOM+1: adding language support to BLOOM for zero-shot prompting. ACL, 2023.
42. Zhang S. et al. Bridging the gap between anchor-based and anchor-free detection via adaptive training sample selection. CVPR, 2020.
43. Zhang Y. et al. Contrastive learning of medical visual representations from paired images and text. Machine Learning for Healthcare, 2022.
44. Zhou X. et al. Objects as points. arXiv, 2019.

(cc) BY

45. Zhou B. et al. Learning deep features for discriminative localization. CVPR, 2016.
46. Turaqulov Sh.X. XS-Classifier: cross-script adaptive tokenisation for cancer detection in code-switched mammographic reports. 2026.
47. Turaqulov Sh.X. MAMOGRAF: a unified web-based platform for mammography DICOM annotation, AI inference, and PACS integration. 2026.
48. Turaqulov Sh.X. TILLNet-Det: text-informed lesion localisation network for multilingual mammography detection. 2026.
49. Turaqulov Sh.X. BCA-YOLO: bilateral cross-attention with ipsilateral consistency for mammography detection. 2026.

(cc) BY