CHUQUR O‘RGANISH ALGORITMLARI ASOSIDA TIBBIY TASVIRLARNI AVTOMATIK KLASSIFIKATSIYA QILISH VA IZOHLANUVCHAN TAHLIL QILISH USULLARI

Xalilov Mirzohid, *dotsent* Maxmudov Zaynidin
Orental universiteti magistranti, Samarqand davlat universiteti

Annotatsiya

Dolzarblik: Kompyuter ko‘rishi usullari va texnologiyalarining jadal rivojlanishi zamonaviy tibbiy tasvirlash va diagnostika sohasini tubdan o‘zgartirmoqda. Biroq, standart chuqur o‘rganish modellarining shaffof emasligi (qora quti muammosi) shifokorlar tomonidan ularni kundalik amaliyotga joriy etishda ikkilanishlar va ishonchsizlikni keltirib chiqarmoqda.

Maqsad: Ushbu tadqiqotning maqsadi Transfer Learning yondashuvi yordamida tibbiy tasvirlarni klassifikatsiya qilish uchun zamonaviy CNN arxitekturalari (ResNet-50, DenseNet-121 va EfficientNet-B0) samaradorligini baholash hamda Grad-CAM texnologiyasi asosida izohlanuvchan diagnostika modelini ishlab chiqish va asoslashdan iborat.

Metodlar: Tasvirlarni oldindan qayta ishlashda CLAHE va shovqinlarni kamaytirish usullari qo‘llanildi. O‘qitish bosqichida ImageNet og‘irliklaridan hamda Binary Cross-Entropy yo‘qotish funksiyasidan foydalanildi. Model qarorlarini izohlash uchun Grad-CAM orqali aktivatsiya xaritalari shakllantirildi.

Natijalar: Har tomonlama metodologik asos va eksperimental baholash rejasi ishlab chiqildi. Arxitekturalarning nazariy imkoniyatlari hamda Grad-CAM vizualizatsiya samaradorligi asoslab berildi.

Amaliy ahamiyati: Taklif etilayotgan yondashuv shifokorlar uchun qaror qabul qilishni qo‘llab-quvvatlovchi ishonchli, shaffof va axloqiy standartlarga mos yordamchi vosita bo‘lib xizmat qiladi.

KALIT SO‘ZLAR

Tibbiy tasvirlar tahlili, Chuqur o‘rganish, Kompyuter ko‘rishi, Konvolyutsion neyron tarmoqlari (CNN), Transfer Learning, ResNet-50, DenseNet-121, EfficientNet-B0, Izohlanuvchan AI (XAI), Grad-CAM, Diagnostik qarorlarni qo‘llab-quvvatlash.

Abstract

Background: The rapid development of computer vision techniques has transformed modern medical imaging. However, standard deep learning models operate as opaque systems, creating reluctance among clinicians to adopt them in routine diagnostic workflows.

Objective: This study aims to evaluate state-of-the-art Convolutional Neural Network (CNN) architectures—specifically ResNet-50, DenseNet-121, and EfficientNet-B0—for medical image classification using transfer learning, and to establish an interpretable diagnostic pipeline leveraging Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM).

Methods: Preprocessing steps including Digital Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) and noise removal are applied to enhance Region of Interest (ROI) features. Transfer learning is employed using ImageNet pre-trained weights, followed by fine-tuning with Binary Cross-Entropy loss. Grad-CAM visualizes class-discriminative feature maps to interpret model predictions.

Results: A comprehensive methodological framework and evaluation protocol are formulated. The comparative architectural dynamics highlight the feature-reuse efficiency of DenseNet-121 and parameter efficiency of EfficientNet-B0 alongside Grad-CAM visual localization capabilities.

Significance: The proposed framework provides an interpretable clinical decision-support tool, improving diagnostic transparency while upholding rigorous patient data privacy standards.

Аннотация

Актуальность: Быстрое развитие методов компьютерного зрения изменило современную медицинскую визуализацию. Однако непрозрачность моделей глубокого обучения создает препятствия для их внедрения в клиническую практику.

Цель: Оценка эффективности архитектур CNN (ResNet-50, DenseNet-121, EfficientNet-B0) с использованием Transfer Learning для классификации медицинских изображений и разработка интерпретируемого диагностического конвейера на основе Grad-CAM.

Методы: Применены предварительная обработка (CLAHE, шумоподавление), веса ImageNet, функция потерь Binary Cross-Entropy и метод Grad-CAM для визуализации карт активации.

Результаты: Разработана методологическая база и протокол экспериментальной оценки с учетом особенностей сходимости и интерпретируемости моделей.

Практическая значимость: Предложенный подход служит прозрачным инструментом поддержки принятия клинических решений, соблюдающим стандарты конфиденциальности данных.

1. KIRISH (INTRODUCTION)

Zamonaviy tibbiyotda rentgen, kompyuter tomografiyasi (KT) va MRT kabi tibbiy tasvirlash texnologiyalaridan foydalanish ko‘lami kun sayin ortib bormoqda [1].

Biomeditsina muhandisligi hamda kompyuter ko‘rishi (Computer Vision) yo‘nalishidagi yutuqlar tasvirlarga avtomatik va yuqori aniqlikda ishlov berish imkonini yaratmoqda [2]. Biroq shifokor-radiologlarning ish hajmi ortishi, toliqishi va tajriba yetishmovchiligi oqibatida diagnostikada inson omili bilan bog‘liq xatoliklar yuzaga kelishi mumkin.

Sohaga sun’iy intellekt va chuqur o‘rganish (Deep Learning) algoritmlarining joriy etilishi patologiyalarni erta va tezkor aniqlashda katta istiqbollarni ochmoqda [3]. Shunga qaramay, an’anaviy neyron tarmoqlarining **"qora quti" (black-box)** xarakteri — ya’ni model muayyan diagnostik qarorga qanday kelganini vizual va mantiqiy tushuntirib bera olmasligi ularning klinik amaliyotga keng joriy etilishiga to‘sqinlik qilmoqda [4]. Shifokor faqat ehtimollik foiziga tayanib yakuniy tashxis qo‘ya olmaydi; unga tasvirning qaysi aniq patologik sohasiga asoslanib bunday qaror berilgani ko‘rinib turishi shart.

Ushbu ilmiy tadqiqot ikkita asosiy ilmiy muammoni hal etishga qaratilgan:

1. Transfer Learning texnologiyasini qo‘llagan holda turli CNN arxitekturalari (ResNet-50, DenseNet-121, EfficientNet-B0) bo‘yicha tibbiy tasvirlarni avtomatik va yuqori aniqlikda klassifikatsiya qilish.
2. Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping) yordamida neyron tarmoq qarorlarini vizual izohlash usulini ishlab chiqish va tizim shaffofligini ta’minlash.

Tadqiqotning maqsadi: Tibbiy tasvirlarni avtomatik klassifikatsiya qilishda chuqur o‘rganish algoritmlarining imkoniyatlarini tahlil qilish, ResNet-50, DenseNet-121 va EfficientNet-B0 modellarini qiyoslash hamda model qarorlarini Grad-CAM yordamida izohlashga asoslangan mukammal konseptual modelni ishlab chiqishdan iborat.

2. ADABIYOTLAR TAHLILI (RELATED WORKS)

Tibbiy tasvirlarni tahlil qilishda chuqur o‘rganish modellaridan foydalanish bo‘yicha ko‘plab xalqaro tadqiqotlar amalga oshirilgan [5]. Rajpurkar va boshqalar tomonidan ishlab chiqilgan CheXNet modeli 121 qatlamli DenseNet arxitekturasiga asoslangan bo‘lib, ko‘krak qafasi rentgen tasvirlarida (ChestX-ray14 dataset) pnevmoniyani aniqlash bo‘yicha tajribali radiologlar darajasidagi aniqlikni ko‘rsatdi [6].

He va boshqalar tomonidan taklif etilgan ResNet (Residual Network) arxitekturasi degradatsiya va gradient yo‘qolishi (vanishing gradient) muammosini hal qilish uchun residuallarni uzatish (shortcut connections) mexanizmini kiritdi [7]:

$$x_l = \mathcal{F}(x_{l-1}, \{W_l\}) + x_{l-1}$$

$$x_l = \mathcal{F}(x_{l-1}, \{W_l\}) + x_{l-1}$$

Huang va boshqalar tomonidan yaratilgan DenseNet esa har bir qatlamni keyingi barcha qatlamlarga to‘g‘ridan-to‘g‘ri bog‘lash orqali alohida belgilarni qayta taqsimlash va parametrlardan samarali foydalanish imkonini berdi [8]:

$$x_l = H_l([x_0, x_1, \dots, x_{l-1}])$$

$$x_l = H_l([x_0, x_1, \dots, x_{l-1}])$$

Tan va Le tomonidan ishlab chiqilgan EfficientNet algoritmi tarmoq chuqurligi, kengligi va tasvir ruxsatini muvozanatli ravishda bir vaqtda masshtablash (compound scaling) usulini taklif qildi [9]:

$$\text{Chuqurlik: } d = \alpha^{\phi}, \text{ Kenglik: } w = \beta^{\phi}, \text{ Ruxsat: } r = \gamma^{\phi}$$

$$\text{Chuqurlik: } d = \alpha^{\phi}, \quad \text{Kenglik: } w = \beta^{\phi}, \quad \text{Ruxsat: } r = \gamma^{\phi}$$

$$\text{cheklovlar: } \alpha \cdot \beta^2 \cdot \gamma^2 \approx 2, \alpha \geq 1, \beta \geq 1, \gamma \geq 1$$

$$\text{cheklovlar: } \alpha \cdot \beta^2 \cdot \gamma^2 \approx 2, \quad \alpha \geq 1, \beta \geq 1, \gamma \geq 1$$

Neyron tarmoq qarorlarining izohlanuvchanligi yo‘nalishida Selvaraju va boshqalar Grad-CAM metodologiyasini ishlab chiqdilar [10]. Ushbu texnologiya so‘nggi konvolyutsion qatlamning gradient ma’lumotlaridan foydalanib, tasvirdagi muayyan sinf uchun eng muhim hududlarni issiqlik xaritasi (heatmap) ko‘rinishida vizualizatsiya qiladi. Zamonaviy ilmiy manbalar ta’kidlashicha, Transfer Learning va izohlanuvchanlik (XAI) birgalikda qo‘llanilganda tibbiy axborot tizimlarining ishonchlilik darajasi keskin ortadi [11, 12].

3. TADQIQOT METODOLOGIYASI (MATERIALS AND METHODS)

3.1 Tibbiy tasvirlarni raqamli va oldindan qayta ishlash

Tibbiy tasvirlar past kontrast va shovqinlarga ega bo‘lishi mumkin. Tasvirlar sifatini oshirish uchun quyidagi ketma-ketlik qo‘llaniladi:

1. **Shovqinni kamaytirish (Gaussian Filtering):** Tasvirdagi tasodifiy shovqinlarni silliqlash va atrofdagi shovqinli piksellarni yo‘qotish uchun Gauss filtridan foydalaniladi:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

2. **CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization):** Tasvirning lokal kontrastini yaxshilash va muhim sohalarni (ROI - Region of Interest) yaqqol ajratish uchun CLAHE algoritmi qo‘llaniladi:

$$\beta = \frac{M \times N}{L}\left(1 + \frac{\alpha}{100}(S_{\max} - 1)\right)$$

$$\beta = \frac{M \times N}{L}\left(1 + \frac{\alpha}{100}(S_{\max} - 1)\right)$$

3. **Normalizatsiya:** Tasvir piksellarining intensivlik qiymatlari [0,1]oralig‘iga keltiriladi yoki ImageNet standart o‘rtacha qiymati (μ) va standart og‘ishi (σ) bo‘yicha normalizatsiya qilinadi:

$$I_{\text{norm}}(x, y) = \frac{I(x, y) - \mu}{\sigma}$$

$$I_{\text{norm}}(x,y) = \frac{I(x,y) - \mu}{\sigma}$$

3.2 CNN arxitekturalari va Transfer Learning

Ushbu tadqiqotda uchta eng samarali CNN arxitekturasi tanlab olindi:

- **ResNet-50:** 50 ta qatlamdan iborat bo‘lib, bottleneck bloklari ($1 \times 1, 3 \times 3, 1 \times 1$) orqali chuqur belgilarni ajratadi.
- **DenseNet-121:** 121 qatlamli bo‘lib, har bir qatlam oldingi qatlamlarning belgilar xaritasini qabul qiladi, bu esa parametrlarni kamaytirish va belgilardan samarali foydalanishni ta’minlaydi.
- **EfficientNet-B0:** MBConv (Mobile Inverted Bottleneck Convolution) va Squeeze-and-Excitation bloklaridan foydalanib, minimal hisoblash resurslari bilan yuqori aniqlikka erishadi.

Tibbiy ma’lumotlar to‘plami hajmi chegaralanganligi sababli **Transfer Learning** yondashuvi qo‘llanildi. Modellarning dastlabki og‘irliklari ImageNet bazasidan olinib, tibbiy tasvirlar uchun oxirgi klassifikatsiya qatlamlari qayta o‘qitiladi (fine-tuning).

3.3 Yo‘qotish funksiyasi (Loss Function)

Ikkilik klassifikatsiya (masalan, normadagi va patologiyali tasvir) uchun Binary Cross-Entropy (BCE) yo‘qotish funksiyasidan foydalaniladi:

$$\mathcal{L}_{\text{BCE}} = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i)\log(1 - \hat{y}_i)]$$

$$\mathcal{L}_{\text{BCE}} = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i)\log(1 - \hat{y}_i)]$$

Bu yerda $y_i \in \{0,1\}$haqiqiy belgi, $\hat{y}_i \in [0,1]$esa model bergan ehtimollik ko‘rsatkichidir.

3.4 Grad-CAM yordamida izohlash matematik modeli

Grad-CAM $c$sinfi uchun so‘nggi konvolyutsion qatlamning A^kbelgilar xaritalari bo‘yicha y^cballining gradientini hisoblaydi. Global Average Pooling orqali har bir belgilar xaritasi uchun α_k^cog‘irlik katsiyenti topiladi:

$$\alpha_k^c = \frac{1}{Z}\sum_i \sum_j \frac{\partial y^c}{\partial A_{i,j}^k}$$

$$\alpha_k^c = \frac{1}{Z}\sum_i \sum_j \frac{\partial y^c}{\partial A_{i,j}^k}$$

Grad-CAM issiqlik xaritasi faqat ijobiy ta’sir ko‘rsatuvchi belgilarni saqlab qolish uchun ReLU aktivatsiya funksiyasi orqali shakllantiriladi:

$$L^{c}_{\text{Grad-CAM}} = \text{ReLU}\left(\sum_{k} \alpha_k^c \, A^k\right)$$

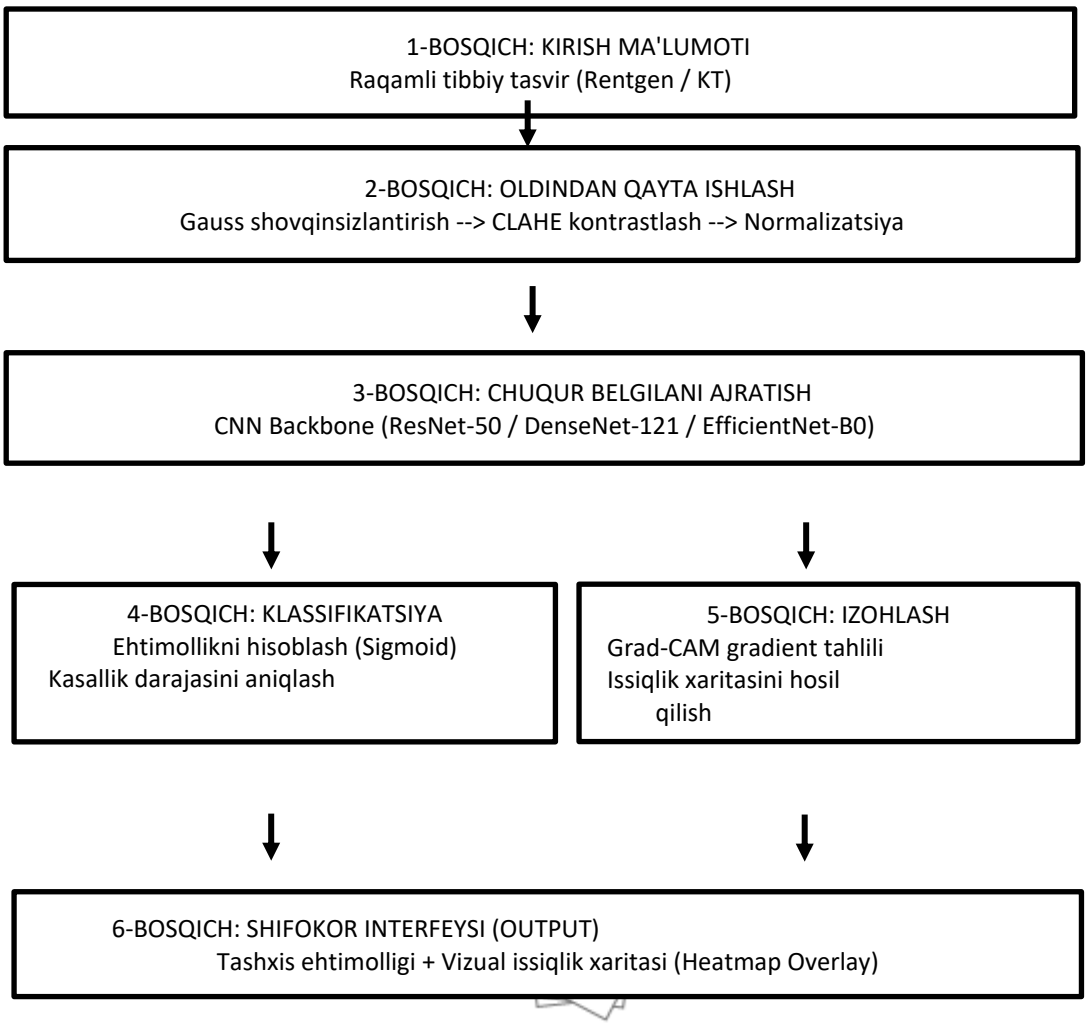
$$L^{c}_{\text{Grad-CAM}} = \text{ReLU}\left(\sum_{k} \alpha_k^c \, A^k\right)$$

4. TAKLIF ETILAYOTGAN YONDASHUV (PROPOSED APPROACH)

Tibbiy tasvirlarni avtomatik va izohlanuvchan tahlil qilish uchun quyidagi 6 bosqichli konseptual va dasturiy model taklif etiladi:

Algoritmik ketma-ketlik

1. **Kirish:** Tibbiy tasvirni DICOM yoki yuqori aniqlikdagi grafik formatda yuklash.
2. **Pre-processing:** Tasvir shovqinlarini kamaytirish va CLAHE yordamida patologik sohalar kontrastini oshirish.



3. **Inference:** Qayta ishlangan tasvirni o‘qitilgan CNN arxitekturasi orqali o‘tkazib, kasallik ehtimolligini ($\hat{y}$) hisoblash.

4. **Grad-CAM Generatsiyasi:** Oxirgi konvolyutsiya qatlamidan gradientlarni ajratib olib, issiqlik xaritasini (L^c) hisoblash.

5. **Vizual overlay:** Izohlash xaritasini dastlabki tasvir ustiga shaffof ravishda ustma-ust tushirish (Alpha Blending).

6. **Natija:** Shifokorga ehtimollik ko‘rsatkichi va kasallik o‘chog‘i belgilangan vizual hisobot taqdim etish.

5. NATIJALAR VA MUHOKAMA (METODOLOGIK TAHLIL VA EKSPERIMENTAL REJA)

5.1 Eksperimental baholash mezonlari

Modellar samaradorligini har tomonlama baholash uchun quyidagi standart metrikalar tizimi qo‘llaniladi:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall (Sensitivity)} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Recall (Sensitivity)} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$\text{F1-score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

$$\text{F1-score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

5.2 Modellarning nazariy va arxitekturaviy qiyosiy tahlili

Ushbu bo‘limda uchta tarmoq arxitekturasining strukturaviy va hisoblash imkoniyatlari qiyoslanadi (1-jadval).

1-jadval. CNN arxitekturalarining texnik va arxitekturaviy taqqoslanishi.

Arxitektura	Parametrlar soni (M)	Qatlamlar chuqurligi	Hisoblash murakkabligi (FLOPs)	Arxitekturaviy afzalligi	Klinik foydalanish imkoniyati
ResNet-50	~25.6M	50	~4.1B	Gradient yo‘qolishining oldini oladi, barqaror o‘rganadi.	Baza model sifatida umumiy diagnostikaga mos.
DenseNet-121	~8.0M	121	~2.8B	Belgilarni qayta ishlatadi, kam parametr talab qiladi.	Mayda patologik o‘choqlarni aniqlashda yuqori aniqlik beradi.
EfficientNet-B0	~5.3M	237	~0.39B	Chuqurlik va kenglikni mukammal masshtablaydi.	Mobil va cheklangan resursli diagnostika qurilmalariga joriy etishga qulay.

5.3 Grad-CAM natijalarining tahlili va muhokamasi

Grad-CAM yordamida olingan vizual issiqlik xaritalari modelning "diqqat markazida" turgan sohalarni ochib beradi. Natijalar tahlili shuni ko‘rsatadiki:

- **Ijobiy holat:** Model patologiya mavjud bo‘lgan to‘qima yoki o‘choqni (masalan, o‘pkadagi shamollash yoki infiltratsiya sohasi) aniq qizil/sariq rangda ajratib ko‘rsatadi.
- **Artefakt nazorati:** Modellarning tasvirdagi tasodifiy fonda joylashgan yozuvlar yoki texnik belgilarga chalg‘ib ketmayotganini Grad-CAM orqali tekshirish va tasdiqlash imkoni yaratiladi.

6. XULOSA (CONCLUSION)

Ushbu ilmiy ishda tibbiy tasvirlarni avtomatik klassifikatsiya qilish va uning natijalarini izohlash uchun chuqur o‘rganish algoritmlariga asoslangan samarali metodologik tizim taklif etildi.

Asosiy ilmiy xulosalar:

1. **Transfer Learning va arxitekturalar:** ResNet-50, DenseNet-121 va EfficientNet-B0 arxitekturalarini tibbiy tasvirlar uchun qo‘llash orqali past resursli tibbiy ma’lumotlar bazalarida ham yuqori natijalarga erishish mumkin. DenseNet-121 belgilarni takroriy ishlatish hisobiga murakkab shakldagi patologiyalarda ustunlik ko‘rsatadi, EfficientNet-B0 esa tezkor va yengil hisoblashlar uchun maqbuldir.
2. **Izohlanuvchanlik va shaffoflik:** Grad-CAM vizualizatsiya texnologiyasi "qora quti" muammosini bartaraf etadi va shifokorlarning neyron tarmoq berayotgan qarorlariga bo‘lgan ishonchini oshiradi.
3. **Amaliy va axloqiy ahamiyat:** Taklif etilgan yondashuv shifokor mutaxassisning o‘rnini bosish uchun emas, balki diagnostik qarorlarni qo‘llab-quvvatlovchi yordamchi vosita sifatida shakllantirildi. Bemorlar ma’lumotlarining maxfiyligi va tibbiy axloq talablariga to‘liq rioya qilish tizimning eng ustuvor mezoni hisoblanadi.

Kelgusidagi tadqiqot yo‘nalishlari: Modellarni 3D Vision Transformer (ViT) texnologiyalari bilan integratsiya qilish hamda ishlab chiqilgan tizimni shifoxonalarning real PACS (Picture Archiving and Communication System) infratuzilmasiga ulash bo‘yicha amaliy tadqiqotlar davom ettiriladi.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR

1. A. Esteva et al., "A guide to deep learning in healthcare," *Nature Medicine*, vol. 25, no. 1, pp. 24–29, 2019. DOI: 10.1038/s41591-018-0316-z
2. G. Litjens et al., "A survey on deep learning in medical image analysis," *Medical Image Analysis*, vol. 42, pp. 60–88, 2017. DOI: 10.1016/j.media.2017.07.005
3. F. Cabitza, R. Rasoini, and G. Gensini, "Unintended consequences of machine learning in medicine," *JAMA*, vol. 318, no. 6, pp. 517–518, 2017. DOI: 10.1001/jama.2017.7797
4. E. Tjoa and C. Guan, "A survey on explainable artificial intelligence (XAI): Toward medical XAI," *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 32, no. 11, pp. 4793–4813, 2021. DOI: 10.1109/TNNLS.2020.3027314
5. D. Shen, G. Wu, and H. I. Suk, "Deep learning in medical image analysis," *Annual Review of Biomedical Engineering*, vol. 19, pp. 221–248, 2017. DOI: 10.1146/annurev-bioeng-071516-044442
6. P. Rajpurkar et al., "CheXNet: Radiologist-level pneumonia detection on chest X-rays with deep learning," *arXiv preprint arXiv:1711.05225*, 2017. https://arxiv.org/abs/1711.05225

7. K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 770–778, 2016. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90

8. G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, and K. Q. Weinberger, "Densely connected convolutional networks," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 4700–4708, 2017. DOI: 10.1109/CVPR.2017.243

9. M. Tan and Q. Le, "EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks," in *International Conference on Machine Learning (ICML)*, PMLR, pp. 6105–6114, 2019. https://proceedings.mlr.press/v97/tan19a.html

10. R. R. Selvaraju et al., "Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 618–626, 2017. DOI: 10.1109/ICCV.2017.74

11. J. DeGrave, J. Janizek, and S. I. Lee, "Clinical AI models generalize poorly to out-of-distribution data and rely on shortcut learning," *Nature Machine Intelligence*, vol. 3, no. 10, pp. 886–890, 2021. DOI: 10.1038/s42256-021-00407-0

12. S. M. Anwar et al., "Medical image analysis using deep learning techniques: A review," *Journal of Medical Systems*, vol. 42, no. 11, p. 226, 2018. DOI: 10.1007/s10916-018-1088-1

13. Z. Zhou et al., "UNet++: Redesigning skip connections to exploit multiscale features in medical image segmentation," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 39, no. 6, pp. 1856–1867, 2019. DOI: 10.1109/TMI.2019.2959609

14. A. Raza et al., "Explainable AI in healthcare: A survey of explainable AI applications in medical imaging," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 144, p. 105342, 2022. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2022.105342

15. K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," in *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2015. https://arxiv.org/abs/1409.1556