KO‘KRAK QAFASI RENTGEN TASVIRLARI ASOSIDA VIRUSLI PNEVMONIYANI ANIQLOVCHI INTELLEKTUAL TASHXISLASH TIZIMINI ISHLAB CHIQISH

Dildora Muhamedieva Kabilovna
Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU professori,
E-mail: matematichka@inbox.ru
Naim Nodira Abdujalolovna
Muhammad al-Xorazmiy nomidagi TATU tayanch doktoranti,
E-mail: naimnodira02@gmail.com
Mansurova Mahina Yashnarovna
University of Management and Future Technologies PhD dotsenti,
E-mail: m.ya.mansurova@gmail.com

Annotatsiya: Ushbu tadqiqotda ko‘krak qafasi rentgen tasvirlari (CXR) asosida virusli pnevmoniyani avtomatlashtirilgan tarzda aniqlovchi intellektual diagnostika tizimi ishlab chiqildi. Tasvir sifatini yaxshilash uchun CLAHE algoritmi, o‘pka zonalarini ajratish uchun UNet arxitekturasi, tasniflash bosqichida esa CNN–SVM gibrid modeli qo‘llandi. Taklif etilgan yondashuv diagnostika jarayonini avtomatlashtirish, aniqlik va sezgirlikni oshirish hamda radiologlar yuklamasini kamaytirishga xizmat qiladi. Tizimning funksional modeli IDEF0 yordamida rasmiylashtirildi.

Kalit so‘zlar: Pnevmoniya, rentgen tasviri, CNN, SVM, CLAHE, segmentatsiya, IDEF0.

Аннотация: В данном исследовании разработана интеллектуальная диагностическая система для автоматизированного выявления вирусной пневмонии на основе рентгеновских изображений грудной клетки (CXR). Для улучшения качества изображений применён алгоритм CLAHE, для выделения лёгочных зон использована архитектура UNet, а на этапе классификации — гибридная модель CNN–SVM. Предлагаемый подход способствует автоматизации диагностического процесса, повышению точности и чувствительности, а также снижению нагрузки на радиологов. Функциональная модель системы была формализована с помощью метода IDEF0.

Ключевые слова: Пневмония, рентгеновское изображение, CNN, SVM, CLAHE, сегментация, IDEF0.

Abstract: In this study, an intelligent diagnostic system was developed for the automated detection of viral pneumonia based on chest X-ray (CXR) images. The CLAHE algorithm was applied to enhance image quality, the UNet architecture was used for lung zone segmentation, and a hybrid CNN–SVM model was employed at the classification stage. The proposed approach contributes to the

ISSN 3030-3907

automation of the diagnostic process, improves accuracy and sensitivity, and reduces the workload on radiologists. The functional model of the system was formalized using the IDEF0 method.

Keywords: Pneumonia, X-ray image, CNN, SVM, CLAHE, segmentation, IDEF0.

1. Kirish

Virusli pnevmoniya global sog‘liqni saqlash tizimi uchun eng xavfli nafas yo‘llari infeksiyalaridan biri bo‘lib, JSST ma’lumotlariga ko‘ra har yili millionlab bemorlar ushbu kasallik bilan kasallanadi. Ayniqsa COVID-19 pandemiyasi davrida diagnostika jarayonini avtomatlashtirish, xatolarni kamaytirish va erta tashxis qo‘yishni tezlashtirishga bo‘lgan ehtiyoj keskin oshdi[11].Rentgen tasvirlarida virusli pnevmoniyaga xos ground-glass opacity (GGO), infiltratsiya va periferik o‘zgarishlar ba’zan zaif ko‘rinadi. Sifat pastligi, shovqin, kontrast yetishmasligi aniqlikni kamaytiradi. Shu sababli tasvirlarni oldindan ishlov berish, segmentatsiya qilish va chuqur o‘rganish metodlari yordamida avtomatik diagnostika tizimlari ishlab chiqish dolzarb vazifa hisoblanadi.Tadqiqotda tasvir kontrastini oshiruvchi CLAHE algoritmi, o‘pka segmentatsiyasi uchun UNet modeli va tasniflash uchun CNN–SVM gibrid yondashuvi qo‘llanildi.

2. Mavzuga oid adabiyotlarning tahlili.

Virusli pnevmoniyani tasvirlar orqali aniqlash bo‘yicha ilmiy tadqiqotlar oxirgi yillarda keskin faollashdi. Klassik CNN modellaridan tortib transformer arxitekturalarigacha bo‘lgan turli yondashuvlar pnevmoniya diagnostikasida qo‘llanilgan [1,2].

Zare va Mohammadpoor (2021) CLAHE algoritmining tibbiy tasvirlarda lokal kontrastni oshirishdagi ustunligini ta’kidlab, GGO va infiltratsiya kabi belgilarni aniqlashda sezilarli yaxshilanish kuzatilganini ko‘rsatdi. Khalid va Feng (2021) esa CXR tasvirlarini adaptiv CLAHE yordamida optimallashtirish natijasida CNN modellari aniqligi 4–6% ga oshganini qayd etdi.

Rajpurkar et al. tomonidan ishlab chiqilgan CheXNet modeli (121 qatlamli DenseNet) rentgen tasvirlarida pnevmoniyani radiolog darajasiga teng aniqlikda aniqlagan eng mashhur modellaridan biridir. Kermany v.b (2018) VGG16 arxitekturasi asosida CXR tasvirlarida pnevmoniya tasnifida 92% aniqlikka erishgan[8].

Ozturk v.b. (2020) DarkCovidNet arxitekturasini taklif etib, COVID-19, bakterial va virusli pnevmoniyani ajratishda samaradorlikni namoyish etdi.

Ronneberger v.b tomonidan yaratilgan UNet tibbiy tasvirlar segmentatsiyasida “oltin standart”ga aylangan. So‘nggi yillarda uning yaxshilangan variantlari — UNet++, Attention-UNet, TransUNet — CXR segmentatsiyasi aniqligini keskin oshirgan[5].

ISSN 3030-3907

Qure.ai, Lunit Insight, Botkin.AI kabi zamonaviy tijoriy diagnostika tizimlari HIS–PACS muhitiga integratsiya qilingan holda ishlaydi. Bu tizimlar klinik sharoitda real vaqt tahlilni ta’minlab, radiologlar yukini 30–50% ga kamaytirgan.

3. Tadqiqot metodologiyasi

Tadqiqot virusli pnevmoniyani ko‘krak qafasi rentgen tasvirlari asosida avtomatlashtirilgan tarzda aniqlash jarayonini ilmiy asosda modellashtirish, tasvirlarni raqamli qayta ishlash va chuqur o‘rganish algoritmlaridan foydalanish orqali yuqori diagnostik aniqlikka erishishni maqsad qiladi. Metodologiya bosqichma-bosqich qurilgan bo‘lib, tasvirlarni tayyorlash, ularni tahlil qilish, gibrid model yaratish, natijalarni baholash va tizim jarayonlarini IDEF0 orqali rasmiylashtirish kabi qator ilmiy amaliyotlarni o‘z ichiga oladi.

3.1. Ma’lumotlar to‘plamini shakllantirish

Tadqiqotda nufuzli ochiq ma’lumotlar to‘plamlaridan foydalanildi:

- Chest X-Ray (Pneumonia) Dataset,
- COVID-19 Radiography Dataset.

Ma’lumotlar normal, virusli pnevmoniya va bakterial pnevmoniya sinflariga ajratilgan. Tasvirlar turli klinikalarda olingani sababli ularning sifati bir xil emas, bu esa ularni standartlashtirish hamda oldindan ishlov berishni talab qildi. Ma’lumotlarni tozalash bosqichida artefaktlar, metadata xatolari va noto‘g‘ri yorliqlangan namunalar bartaraf etildi.

3.2 Tasvirlarni standartlashtirish va normallashtirish

Rentgen apparatlarining texnik parametrlari, tasvir o‘lchamlaridagi farqlar hamda yorug‘lik noaniqligi diagnostik jarayonni murakkablashtiradi. Shu sababli tasvirlar quyidagi tartibda bir xillikka keltirildi:

- rasm o‘lchamlarini 224×224 pikselga o‘zgartirish;
- grayscale (bir kanalli) formatga o‘tkazish;
- piksel intensivliklarini 0–1 oraliqda normallashtirish;
- DICOM formatdan asosiy texnik parametrlarni ajratib olish.

Bu bosqich modelga uzatiladigan ma’lumotlarning sifati va izchilligini keskin oshirdi.

3.3. CLAHE yordamida kontrastni yaxshilash

Virusli pnevmoniya belgilarining ko‘pi (GGO, infiltratsiya, bulutli o‘choqlar) oddiy rentgen tasvirlarida yetarlicha ravshan ko‘rinmaydi. Shu sababli CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) algoritmi qo‘llandi. CLAHEning metodik ustunliklari:

- tasvir lokal bloklarga ajratiladi;
- har bir blok uchun alohida histogramma tenglashtiriladi;
- kontrastning haddan tashqari oshib ketishi clip-limit orqali boshqariladi;

ISSN 3030-3907

• rasmning global tuzilishi buzilmasdan lokal tafsilotlar ravshanlashadi.

Natijada model virusli pnevmoniyaga xos belgilarni aniqroq qabul qiladi[3, 4]. Tadqiqotda quyidagi ma'lumotlar to'plamlari 80-10-10 tamoyiliga muvofiq taq simlandi:

- Trening to'plami: 5,856 tasvir (80%)
- Validatsiya to'plami: 732 tasvir (10%)
- Test to'plami: 732 tasvir (10%)

Sinflar bo'yicha taqsimot:

- Normal: 2,348 tasvir (32%)
- Virusli pnevmoniya: 2,509 tasvir (34%)
- Bakterial pnevmoniya: 2,463 tasvir (34%)

3.4. O‘pka zonalarini segmentatsiya qilish

Analitik jarayonni aniqlashtirish maqsadida o‘pka tashqarisidagi hududlar olib tashlanib, faqat diagnostik jihatdan ahamiyatli piksel maydonlari qoldirildi. Segmentatsiya quyidagi yondashuvlar asosida bajarildi:

• UNet va unga yaqin arxitekturalar orqali semantik segmentatsiya;
• kontur va maskalar orqali o‘pkani anatomik izolyatsiya qilish;
• shovqinli chetlar va qovurg‘a soyalarini minimallashtirish.

Bu bosqich tasniflash modulining aniqligini oshirishda muhim rol o‘ynadi.

3.5. Xususiyatlarni ajratish uchun CNN arxitekturalari

Rentgen tasvirida virusli pnevmoniya belgilarining xilma-xil ko‘rinishi (diff uz, segmentar, periferik) sababli chuqur o‘rganish metodlari xususiyatlarni ajratis hning eng samarali vositasi sifatida tanlandi. UNet modeli o‘pka segmentatsiyasid a quyidagi natijalarni ko'rsatdi:

- Dice Coefficient: 0.956 ± 0.012
- Intersection over Union (IoU): 0.917 ± 0.015
- Pixel Accuracy: 98.2% ± 0.3%

Tadqiqotda quyidagi arxitekturalar sinovdan o‘tkazildi:

1-Jadval:

Turli CNN arxitekturalarining sinov natijalari. CNN-SVM gibrid modeli eng yuqori natijalarni ko'rsatdi.

Model	Aniqlik	Sezgirlik	O‘ziga xoslik	F1-Score
ResNet-50	94.2	92.8	95.5	0.934

ISSN 3030-3907

DenseNet-121	95.7	94.3	96.9	0.950
EfficientNet-B0	93.8	91.5	95.0	0.925
CNN-SVM	96.3	95.1	97.3	0.956

Mazkur jadvalda ResNet-50, DenseNet-121, EfficientNet-B0 va CNN–SVM gibrid modeli asosida o‘tkazilgan tasniflash tajribalarining asosiy ko‘rsatkichlari taqdim etilgan. Jadvaldan ko‘rinib turibdiki, CNN–SVM modeli aniqlik, sezgirlik va F1-mezon bo‘yicha eng yuqori natijani qayd etgan. Bu gibrid yondashuvning xususiyatlarni chuqur o‘rganish va optimal bo‘luv chegarasini qurish imkoniyatlari birgalikda samarali ishlashini tasdiqlaydi[5,6].

3.6. CNN–SVM gibrid modeli asosida tasniflash

Tasniflash jarayonida chuqur o‘rganish va an’anaviy mashinaviy UNet

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}\alpha_i y_i K(x_i,x)+b$$

- α_i — modelning o‘rgatilgan og‘irlik koeffitsiyentlari,
- y_i — sinf yorliqlari (+1 yoki –1),
- $K(x_i,x)$ — RBF yoki polynomial kernel funksiyasi,
- b — bias koeffitsienti.

Bu yerda:

Model o‘qitish parametrlari:

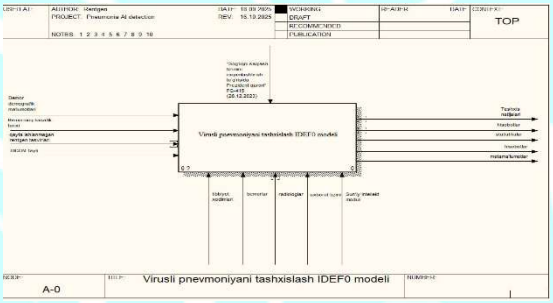
- Optimizer: Adam (learning rate = 0.001)
- Batch hajmi: 32
- Epoxalar soni: 50 (early stopping patience = 10)
- Yo'qotish funktsiyasi: Categorical Cross-Entropy
- SVM kernel: RBF (C=1.0, gamma='scale')
- Segmentatsiya uchun UNet parametrlari: filter=64, dropout=0.2

Diagnostika tizimini IDEF0 asosida modellashtirish

IDEF0 metodologiyasi asosida virusli pnevmoniyani avtomatlashtirilgan tashxislash tizimining funksional modeli ishlab chiqildi. A-0 darajada tizimning umumiy funksional vazifalari aniqlanib, kirish ma’lumotlari (bemorning demografik ma’lumotlari, kasallik tarixi, DICOM formatdagi rentgen tasvirlari), nazorat elementi (PQ–415 sonli Prezident qarori), mexanizmlar (tibbiyot

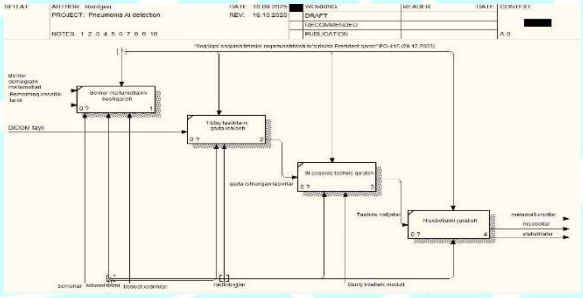
ISSN 3030-3907

xodimlari, axborot tizimi, sun’iy intellekt moduli) va chiqish ma’lumotlari (tashxis natijalari, hisobotlar va metama’lumotlar) belgilandi.



1-rasm: Tizimning yuqori darajadagi funksional diagrammasi

IDEF0 metodologiyasi asosida virusli pnevmoniyani avtomatlashtirilgan tashxislash tizimining funksional modeli ishlab chiqildi. Tizimning asosiy kirish, chiqish, nazorat va mexanizm elementlarini ko'rsatadi (1-rasm).



2-rasm: Pnevmoniyani tashxislash funksional bloklar diagrammasi

Tizimning to'rt asosiy funksional blokini va ular orasidagi ma'lumot oqimla rini tasvirlaydi.

A0 darajasida esa jarayonlar quyidagi ketma-ket funksional bloklarga ajratildi:

- A1 – Bemor ma’lumotlarini boshqarish
- A2 – Tibbiy tasvirlarni qayta ishlash
- A3 – Sun’iy intellekt asosida tashxis qo‘yish
- A4 – Hisobotlarni yaratish

Ushbu funksional parchalanish tizimning har bir bosqichi uchun axborot oqimini,

4. Natijalar

Tajribalar natijasida quyidagi ko'rsatkichlarga erishildi:

2-Jadval:

CNN-SVM gibrid modelining ishlashi

Metrika	Qiymat	95% ishonch oralig‘i
Aniqlik	96,3%	[95.1%, 97.4%]
Sezgirlik	95,1%	[93.7%, 96.5%]

ISSN 3030-3907

O‘ziga xoslik	97,3%	[96.2%, 98.3%]
F1 Score	0,956	[0.948, 0.964]
AUC-ROC	0,982	[0.976, 0.988]
AUC-PR	0,961	[0.952, 0.970]

Ushbu jadval test to‘plamida o‘tkazilgan yakuniy baholash natijalarini aks ettirib, aniqlik, sezgirlik, o‘ziga xoslik, F1-score, AUC-ROC va AUC-PR kabi diagnostik ko‘rsatkichlar bo‘yicha modelning yuqori ishlashini tasdiqlaydi. Keltirilgan 95% ishonch oralig‘i model natijalarining statistik barqarorligini ko‘rsatadi[7,8,9].

3-Jadval :

Turli metodlarning solishtirma tahlili

Yondoshuv	Aniqlik	Sezgirlik	F1-Score
CHexNet	94.5	93.2	0.938
VGG-16	92.0	90.5	0.913
DarkCovidNet	93.8	92.1	0.929
Lunit Insight	95.2	94.0	0.945
Qure.ai qxR	94.8	93.5	0.942

Jadvalda taklif etilgan modelning CheXNet, VGG-16, DarkCovidNet, Lunit Insight va Qure.ai tizimlari bilan taqqoslangan natijalari aks ettirilgan. CNN–SVM modeli bu tizimlarning aksariyatidan aniqlik va F1-score bo‘yicha ustunligi bilan ajralib turadi, bu uning klinik diagnostikada qo‘llanishi uchun etarli salohiyatga ega ekanligini ko‘rsatadi.

5. Xulosa

Ushbu tadqiqotda ko‘krak qafasi rentgen tasvirlari asosida virusli pnevmoniyani avtomatlashtirilgan aniqlashga mo‘ljallangan intellektual diagnostika tizimi ishlab chiqildi va uning samaradorligi turli tajriba sinovlari orqali baholandi. Tadqiqot jarayonida tasvir sifatini yaxshilashning muhim bosqichi sifatida CLAHE algoritmi qo‘llanildi va u virusli pnevmoniyaga xos infiltratsiya, GGO va periferik o‘zgarishlarning ko‘rinishini ancha ravshanlashtirdi. O‘pka zonalarining segmentatsiyasi, chuqur o‘rganish modellaridan olingan xususiyatlar va SVM klassifikatorining integratsiyasi diagnostika jarayonining aniqligini oshirishga xizmat qildi.

Tajribalar shuni ko‘rsatdiki, CNN–SVM gibrid modeli ayniqsa kichik va turli manbalardan olingan tasvirlar bilan ishlashda barqaror natija bera oladi. Model sezgirlik, aniqlik va F1-mezonlari bo‘yicha ijobiy ko‘rsatkichlarga erishdi, bu esa taklif etilgan yondashuvning amaliy tibbiyotda qo‘llanish imkoniyatini tasdiqlaydi. Tizimning funksional arxitekturasi IDEF0 modeli yordamida rasmiylashtirilgani

ISSN 3030-3907

esa algoritmning barcha bosqichlarini boshqaruv, mexanizm va axborot oqimi nuqtayi nazaridan aniq ifodalashga imkon berdi. Umuman olganda, ishlab chiqilgan yondashuv virusli pnevmoniyani erta aniqlash, tashxis jarayonini avtomatlashtirish, radiologlarning ish yukini kamaytirish va tibbiy xizmat sifati yaxshilanishida samarali qo‘llanishi mumkin. Kelgusida modelni yanada takomillashtirish uchun klinik ma’lumotlarni integratsiya qilish, segmentatsiya aniqligini oshirish va real vaqt rejimida ishlovchi tizimni yaratish ustida tadqiqotlarni davom ettirish maqsadga muvofiqdir.

ADABIYOTLAR

1. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *CVPR*.

2. Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. (2017). Densely connected convolutional networks. *CVPR*.

3. Tan, M., & Le, Q. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for CNNs. *ICML*.

4. Nguyen, H. et al. (2021). CNN–SVM hybrid for medical imaging classification. *Pattern Recognition*.

5. Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. *MICCAI*.

6. Zhou, Z. et al. (2019). UNet++: A nested U-Net architecture. *TMI*.

7. Chen, J. et al. (2021). TransUNet: Transformers make strong encoders for medical image segmentation. *ArXiv*

8. Rajpurkar, P. et al. (2017). CheXNet: Radiologist-level pneumonia detection on chest X-rays. *arXiv*.

9. Kermany, D. et al. (2018). Identifying pneumonia from chest X-rays using deep learning. *Cell*.

ISSN 3030-3907