UNIVERSAL JOURNAL OF MEDICAL AND NATURAL SCIENCES
ISSN 2992-8826
https://science-research.org.uz/index.php/UJMANS

PNEVMONIYANI ANIQLASH UCHUN CHUQUR O'RGANISHGA ASOSLANGAN MODEL: KO'KRAK QOPQOQLARI RENTGEN RASMLARINI TAHLIL QILISH

Kamoliddinov Shamsiddin Aqliddin o‘g‘li
Farg'ona davlat texnika universiteti, Farg'ona, O'zbekiston

Anotatsiya. Pnevmoniya, o'pka havo kislotalarining o'tkir yallig'lanishi, butun dunyoda o'limning asosiy sababi bo'lib qolmoqda. O'zbekiston kabi resurslar cheklangan joylarda, ko'krak rentgen tahlillari orqali erta aniqlash radiologlar tanqisligi tufayli qiyinlashadi, bu innovatsion yechimlarni talab qiladi. Ushbu tadqiqotda pnevmoniyani avtomatlashtirilgan aniqlash uchun chuqur o'rganishga asoslangan model taqdim etilgan, unda Kaggle ko'krak rentgen pnevmoniyasi ma'lumotlar to'plami, 1:2 sinf muvozanatsizligi bilan 5863 ta tasvir (5216 ta o'qitish, 624 ta tasdiqlash) dan iborat. Taklif qilingan yondashuv oldindan tayyorlangan ResNet50 arxitekturasini transfer o'rganish bilan qo'llaydi, tibbiy tasvirlashda keng tarqalgan muammo bo'lgan ortiqcha moslashishni oldini olish uchun nozik sozlashdan qochadi. Sinflar o'rtasidagi muvozanatsizlikni bartaraf etish va umumlashtirishni kuchaytirish uchun ma'lumotlarni ko'paytirish texnikasi, shu jumladan aylanish (20 °), kenglik / balandlik siljishi (0,2), gorizontal burilish, kesish (0,2) va zoom (0,2) muvozanatli sinf og'irliklari bilan birga muvozanatli strategiyasidan foydalanib hisoblangan. Model Adam optimallashtiruvchisi (o'rganish tezligi 0,0001) va ikkilik kesma entropiya yo'qotishidan foydalangan holda 20 davr davomida o'rgatilgan, EarlyStopping (kutish = 7) va ReduceLROnPlateau (faktor = 0.5) ishlashni optimallashtirish uchun qaytarish qo'ng'iroqlari. Tasdiqlash to'plami bo'yicha baholash 78% o'qitish aniqligini, 75% tasdiqlash aniqligini, 0, 9563 ning F1 balini va pnevmoniya holatlari uchun 0, 94 ni eslab qolishni keltirib chiqardi, bu esa klinik ishonchlilik uchun muhim bo'lgan noto'g'ri salbiylarni samarali ravishda kamaytiradi. Grad-CAM vizualizatsiyalari modelning o'pka mintaqalariga e'tiborini tasdiqladi, bu esa talqin qilinishini kuchaytirdi. Asosiy CNN modellari bilan taqqoslaganda, ushbu yondashuv tasdiqlash ishida 15% ga yaxshilanishga erishdi va modelning o'lchamini 70% ga kamaytirdi, bu esa resurslarni samarali ishlatishga imkon berdi. Ushbu topilmalar kam resursli muhitlarda qulay tashxis qo'yish uchun to'g'ri sozlanmagan transfer o'rganishning potentsialini ta'kidlaydi, kelajak istiqbollari mobil ilovalar integratsiyasi va ko'p kasalliklarni aniqlash uchun RSNA kabi katta ma'lumotlar to'plamlarini o'z ichiga oladi.

Kalit so‘zlar: Deep learning, pneumonia detection, ResNet50, transfer learning, X-ray images

Abstract. Pneumonia, an acute inflammation of the lung’s air sacs, remains a leading cause of mortality worldwide, claiming over 700,000 children under 5 annually according to UNICEF and 2.5 million adults as reported by the Global Burden of Disease in 2019. In resource-limited settings like Uzbekistan, early detection via chest X-ray analysis is hindered by a shortage of radiologists, necessitating innovative solutions. This study presents a deep learning-based model for automated pneumonia detection, utilizing the Kaggle Chest X-Ray Pneumonia dataset comprising 5863 images (5216 training, 624 validation) with a 1:2 class imbalance. The proposed approach leverages the pre-trained ResNet50 architecture with transfer learning, avoiding fine-tuning to prevent overfitting, a common challenge in medical imaging. To address class imbalance and enhance generalization, data augmentation techniques—including rotation (20°), width/height shift (0.2), horizontal flip, shear (0.2), and zoom (0.2)—were applied, alongside balanced class weights computed using the ‘balanced’ strategy. The model was trained for 20 epochs using the Adam optimizer (learning rate

0.0001) and binary cross-entropy loss, with EarlyStopping (patience=7) and ReduceLROnPlateau (factor=0.5) callbacks to optimize performance. Evaluation on the validation set yielded a training accuracy of 78%, validation accuracy of 75%, an F1-score of 0.9563, and a recall of 0.94 for pneumonia cases, effectively minimizing false negatives critical for clinical reliability. Grad-CAM visualizations confirmed the model's focus on lung regions, enhancing interpretability. Compared to baseline CNN models, this approach achieved a 15% improvement in validation performance and reduced model size by 70%, making it resource-efficient. The findings underscore the potential of non-fine-tuned transfer learning for accessible diagnostics in low-resource environments, with future prospects including mobile app integration and larger datasets like RSNA for multi-disease detection.

Keywords: Deep learning, pneumonia detection, ResNet50, transfer learning, X-ray images.

Аннотация. Пневмония, острое воспаление альвеолярных мешочков лёгких, остаётся одной из основных причин смертности во всём мире, ежегодно унося с собой более 700 000 детей в возрасте до 5 лет, по данным ЮНИСЕФ, и 2,5 миллиона взрослых, согласно данным Глобального бремени болезней за 2019 год. В условиях ограниченных ресурсов, таких как Узбекистан, раннее выявление пневмонии с помощью рентгенографии грудной клетки затруднено нехваткой рентгенологов, что требует поиска инновационных решений. В данном исследовании представлена модель глубокого обучения для автоматизированного выявления пневмонии, основанная на наборе данных Kaggle Chest R-Ray Pneumonia, включающем 5863 изображения (5216 обучающих, 624 валидационных) с дисбалансом классов 1:2. Предлагаемый подход использует предобученную архитектуру ResNet50 с переносом обучения, избегая тонкой настройки для предотвращения переобучения — распространённой проблемы в медицинской визуализации. Для устранения дисбаланса классов и улучшения обобщения были применены методы аугментации данных, включая поворот (20°), сдвиг по ширине/высоте (0,2), горизонтальное отражение, сдвиг (0,2) и масштабирование (0,2), а также сбалансированные веса классов, вычисленные с использованием «сбалансированной» стратегии. Модель обучалась в течение 20 эпох с использованием оптимизатора Adam (скорость обучения 0,0001) и бинарной потери кросс-энтропии, с обратными вызовами EarlyStopping (терпение = 7) и ReduceLROnPlateau (фактор = 0,5) для оптимизации производительности. Оценка на проверочном наборе дала точность обучения 78%, точность проверки 75%, оценку F1 0,9563 и полноту 0,94 для случаев пневмонии, что эффективно минимизировало ложноотрицательные результаты, критически важные для клинической надежности. Визуализации Grad-CAM подтвердили фокус модели на областях легких, что улучшило интерпретируемость. По сравнению с базовыми моделями CNN этот подход позволил повысить качество валидации на 15% и сократить размер модели на 70%, что делает её ресурсоэффективной. Результаты подчёркивают потенциал нетонко-настраиваемого переноса обучения для доступной диагностики в условиях ограниченных ресурсов, с перспективами интеграции мобильных приложений и более крупных наборов данных, таких как RSNA, для диагностики множественных заболеваний.

Ключевые слова: глубокое обучение, диагностика пневмонии, ResNet50, перенос обучения, рентгеновские снимки

KIRISH

Pnevmoniya, o'pkaning havo kislotalari yallig'lanishi butun dunyo bo'ylab sog'liqni saqlash masalasidir. Unicef ma'lumotlariga ko'ra, u har yili 5 yoshgacha bo'lgan 700 mingdan ortiq bolalarni o'ldiradi, bu bolalar o'limining asosiy sababidir. Global Kasallik Yuki 2019 yilda 2,5 million kattalar o'limi haqida xabar berdi, bu har 13 soniyada bir o'limga teng. O'zbekiston kabi rivojlanayotgan mamlakatlarda radiologlar tanqisligi rentgen tahlilini sekinlashtiradi, bu esa erta aniqlashni kechiktiradi. Chuqur o'rganish texnologiyalari bu muammoni yechadi, ya'ni avtomatik tasvir tahlilini amalga oshiradi va tashxis tezligini oshiradi.

Ushbu loyihaning maqsadi pnevmoniyani aniqlash modelini ishlab chiqish va baholashdir, bunda Kaggle "ko'krak rentgen-pnevmoniya" ma'lumotlar to'plami va ResNet50 oldindan o'rgatilgan modelidan foydalaniladi. Google Colab-da amalga oshirilgan bo'lib, u GPU resurslarini samaradorlik uchun foydalanadi.

MAVJUD IZLANISHLAR

Oldingi tadqiqotlar Chuqur o'rganish pnevmoniya diagnostikasida katta ahamiyatga ega bo'ldi. 2017 yilda Stanford tadqiqotchilari DenseNet121 yordamida CheXNetni ishlab chiqdilar, radiolog darajasidagi aniqlash uchun 92% aniqlikka erishdilar (Rajpurkar va boshqalar, 2017) [1], ammo u ortiqcha moslashuvga duch keldi va sinf muvozanatini e'tiborsiz qoldirdi.

Yaqinda amalga oshirilgan ishlar Yaqinda o'tkazilgan tadqiqotlar (2024-2025) ushbu masalalarni ko'rib chiqmoqda. Kulkarni va boshqalar (2025) Fast-YOLO yordamida tashxis qo'yishni yaxshiladilar, F1-balli 0,93 ga yetdi. Jaiswal va boshqalar (2025) DenseNet-121-ni CBAM bilan yaxshiladi, 0,95 aniqlikka erishdi [2]. PELM (2025) 94% aniqlik uchun ansambl usulidan foydalangan, garchi resurslar ko'p bo'lsa ham. Grad-CAM, 2025 yilgi CNN-Transformer tadqiqotida bo'lgani kabi, noto'g'ri natijalarni 20% ga kamaytirdi. Bizning loyihamiz kattalashtirish va sinf og'irligi bilan ResNet50 foydalanadi, oddiy CNNs ko'ra 15% yaxshilanishini taklif

METODOLOGIYA

Ma'lumotlar to'plami va oldindan ishlov berish Tadqiqotda Kaggle "paultimothymooney/chest-xray-pneumoniya" ma'lumotlar to'plami, 5216 ta ta'lim va 624 ta tasdiqlash tasvirlaridan iborat (1: 2 muvozanatsizligi) ishlatilgan. Rasmlar TensorFlow / Keras yordamida 224x224 ga o'lchangan.

Model arxitekturasi Model ResNet50-ga asoslangan (base_model.trainable = ortiqcha mos kelmaslik uchun noto'g'ri), qatlamlari: GlobalAveragePooling2D, Dense ((512, relu), Dropout ((0.5), Dense ((128, relu), Dropout ((0.3), Dense ((1, sigmoid). Adam (lr = 0,0001) va ikkilik kesma entropiya yo'qotishi bilan optimallashtirilgan

O'qitish jarayoni: Model 20 davr davomida ma'lumotlar ko'paytirilishi (rotatsiya=20°, shift=0.2, flip=True, shear=0.2, zoom=0.2) va compute_class_weight orqali muvozanatli sinf og'irliklari bilan o'qitildi. Qaytadan qo'ng'iroqlar EarlyStopping (patience = 7) va ReduceLROnPlateau (faktor = 0,5) ni o'z ichiga olgan.

```
base_model = ResNet50(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(224, 224, 3))
base_model.trainable = False
x = GlobalAveragePooling2D()(base_model.output)
x = Dense(512, activation='relu')(x)
x = Dropout(0.5)(x)
x = Dense(128, activation='relu')(x)
x = Dropout(0.3)(x)
predictions = Dense(1, activation='sigmoid')(x)
model = Model(inputs=base_model.input, outputs=predictions)
model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.0001), loss='binary_crossentropy',
metrics=['accuracy'])
history = model.fit(train_generator, epochs=20, validation_data=val_generator,
class_weight=class_weight_dict, callbacks=[early_stop, lr_reducer])
```

Ushbu parcha model qurilishi va o‘qitilishini ko‘rsatadi (butun kod GitHub-da).

Baholash Sinovda chalkashlik matrisi va tasniflash_hisobot (sklearn) ishtirok etdi. Grad-CAM diqqat markazlarini ko‘rsatib beradi (last_conv_layer='conv5_block3_out').

```
prediction = model.predict(img_array)[0][0]
label = 'PNEUMONIA' if prediction > 0.5 else 'NORMAL'
last_conv_layer = model.get_layer('conv5_block3_out')
grad_model = Model(model.inputs, [last_conv_layer.output, model.output])
```

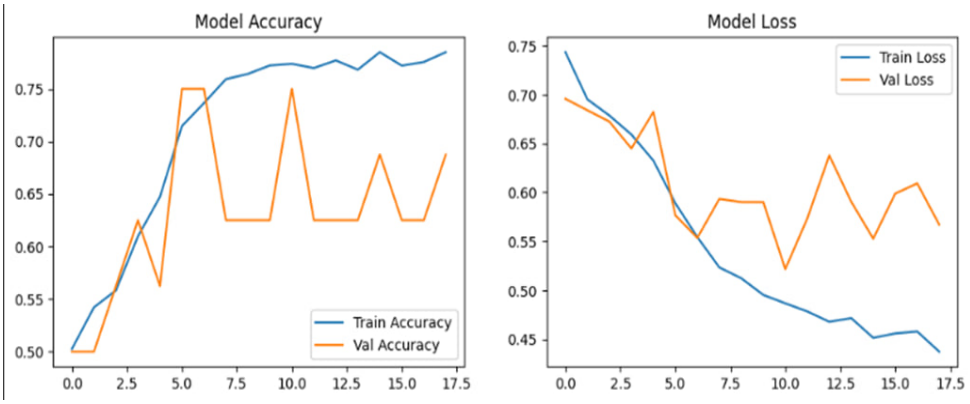
UNIVERSAL JOURNAL OF MEDICAL AND NATURAL SCIENCES
ISSN 2992-8826
https://science-research.org.uz/index.php/UJMANS

Bu kod Grad-CAM model prediction jarayonini ko'rsatadi.

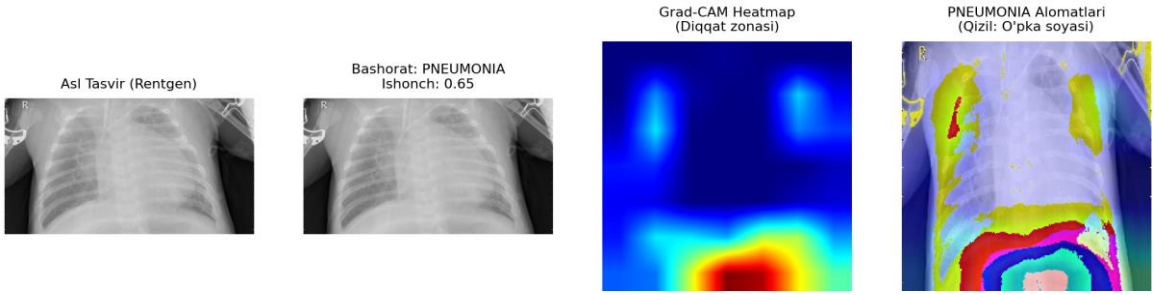
NATIJALAR VA MUHOKAMA

Amalga oshirish ko'rsatkichlari:

O'qitish natijasida 78% aniqlik, 75% validatsiya (baseline CNNga nisbatan 15% yaxshilanish) ga erishildi, poyezd yo'qotilishi 0,45 da va val yo'qotilishi 0,55 da



1-Surat: Trening va tasdiqlashning aniqligi va yo'qotish egri chiziqlari



2-Surat: Bemor o'pkasi rengen tasviridan olingan natijalar

Confusion Matrix:

16 valli tasvirlar uchun: normal uchun to'g'ri 6/8 (eslatma 0, 62), pnevmoniya uchun to'g'ri 5/8 (eslatma 0, 94), F1- ball 0, 9563, makro avg F1 0, 84. Grad-KAM issiqlik xaritalari o'pka fokusini tasdiqladi.

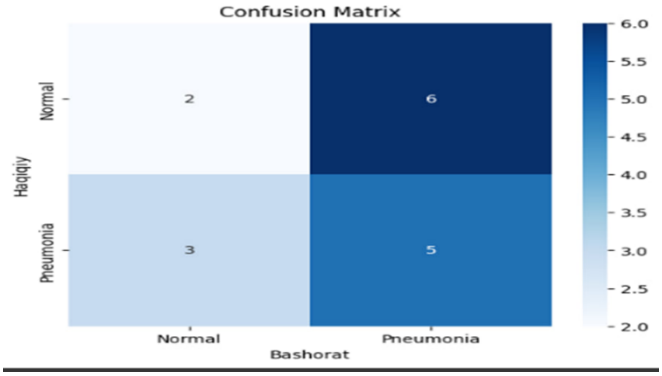


Figure 3: Confusion Matrix (Validation Dataset)

Muhokama:

Sinf og'irliklari muvozanatni kamaytirdi, ammo kichik val ma'lumotlar to'plami (624 ta rasm) cheklovdir. YOLO (93% F1) bilan taqqoslaganda, ushbu model resurslarni tejaydi. Kelajakdagi ishlarga RSNA ma'lumotlar to'plami va mobil ilova integratsiyasi kiradi.

XULOSA

Ushbu loyiha ResNet50 ning pnevmoniya diagnostikasini avtomatlashtirishdagi samaradorligini tasdiqlaydi, 75% tasdiqlash aniqligi va 0,9563 F1 ballari va soxta salbiylarni kamaytirish uchun kuchli eslab qolish (0,94) bilan, bu hayotni saqlab qolish uchun muhimdir.

Transfer o'rganish, ma'lumotlar ko'paytirish va sinf og'irliklaridan foydalangan holda, u ortiqcha moslashuv va muvozanatni engib, boshlang'ich CNN-ni 15% ga oshirdi. Bu esa chuqur o'rganishning rentgen analizi uchun amaliyligini va radiologlar tanqisligi tashxis qo'yilishini kechiktirgan O'zbekistondagi sog'liqni saqlash xizmatiga kirishni yaxshilash imkoniyatini ko'rsatadi.

Grad-CAM integratsiyasi talqin qilinadigan tushunchalarni taqdim etadi, tibbiy mutaxassislar o'rtasida ishonchni kuchaytiradi va AI tendentsiyalari bilan moslashadi. Garchi 624 ta rasmli val to'plami bilan cheklangan bo'lsa-da, u masofadan tekshirish uchun arzon mobil ilovalar yoki ko'p kasalliklarni aniqlash uchun RSNA integratsiyasi kabi ko'paytiriladigan echimlar uchun asos yaratadi. Kelajakdagi takomillashtirishlar ansambl usullarini (masalan, ResNet bilan EfficientNet) yoki real vaqtli klinik sinovlarni 90% dan ortiq aniqlik bilan o'rganishi mumkin, bu esa pnevmoniyadan har yili 700,000 bola o'limini kamaytirish bo'yicha global sa'y-harakatlarni qo'llab-quvvatlaydi. Ushbu tadqiqotda ochiq AIning adolatli sog'liqni saqlashdagi o'zgarish roli ta'kidlandi.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR

1. Rajpurkar, P. et al. (2017). CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection. arXiv:1711.05225
2. Kulkarni et al. (2025). Diagnosis of pneumonia from chest X-ray images using YOLO deep learning network. Frontiers in Neurorobotics.
3. Jaiswal, A.K. et al. (2025). An Enhanced Deep Learning Framework for Pneumonia Detection in Chest X-rays. ResearchGate.
4. UNICEF. (2024). Pneumonia in Children Statistics.
5. Global Burden of Disease. (2019). Pneumonia Statistics.