

УДК 616-073.75:681.3:004.8

*Гимазова Э.Р., Осипов Е.А.*

*Казанский (Приволжский) федеральный университет, Казань, Россия*

## **Влияние линейных размытий на точность классификации рентгеновских снимков легких нейронными сетями**

**Аннотация:** в статье исследуется влияние размытий на точность классификации рентгеновских снимков легких, выполненной с использованием нейронных сетей. Цель исследования заключалась в изучении того, как различные виды размытий (горизонтальные и вертикальные) влияют на точность классификации здоровых легких, а также легких с бактериальной и вирусной пневмонией. Были использованы методы предварительной обработки данных: Resize и CenterCrop. Оба метода продемонстрировали снижение точности с увеличением процента смаза, что связано с потерей деталей, важных для классификации.

**Ключевые слова:** нейронные сети, классификация, здоровые легкие, бактериальная пневмония, вирусная пневмония, предобработка изображений, линейные вертикальные и горизонтальные смазы, точность и чувствительность.

*Gimazova E.R., Osipov E.A.*

## **The effect of linear blurred lines on the accuracy of classification of lung x-rays by neural networks**

**Abstract:** the article examines the effect of blurred on the accuracy of classification of lung X-rays performed using neural networks. The aim of the study was to study how different types of blurred (horizontal and vertical) affect the accuracy of classification of healthy lungs, as well as lungs with bacterial and viral pneumonia. Data preprocessing methods were used: Center Crop and Resize. Both methods demonstrated a decrease in accuracy with an increase in the percentage of lubrication, which is associated with the loss of parts important for classification.

**Keywords:** neural networks, classification, healthy lungs, bacterial pneumonia, viral pneumonia, image preprocessing, linear vertical and horizontal blurs, accuracy and sensitivity.

### **Введение**

Рентгеновские снимки легких являются одним из ключевых инструментов диагностики заболеваний легких, включая такие состояния, как пневмония. Нейронные сети способны выявлять сложные паттерны в изображениях, но требуют больших объемов данных для обучения и могут быть чувствительны к качеству входных изображений [1]. Одной из распространенных проблем, снижающих качество снимков, являются размытия. Причинами возникновения размытий могут послужить:

движение пациента, некорректная фокусировка, иные технические факторы.

Размытия на рентгеновских снимках могут быть разного типа, но в данной работе рассмотрены линейные вертикальный и горизонтальный смаз. Оба типа размытий приводят к искажениям реального изображения, что особенно критично для диагностики заболеваний легких. В этой работе особое внимание уделено разработке алгоритмов анализа медицинских изображений для диагностики различных патологий на рентгенограммах грудной клетки [2, 3].

Цель исследования — изучение влияния вертикальных и горизонтальных размытий на точность классификации рентгеновских снимков легких нейронными сетями с использованием двух методов предварительной обработки данных: Resize и CenterCrop.

Результаты исследования позволяют понять, как различные виды размытий влияют на классификацию медицинских изображений, а также позволяют определить наиболее эффективные методы предварительной обработки данных для повышения точности диагностики.

### **Методы и инструменты обработки изображений и обучения нейронных сетей**

В работе рассмотрены ключевые операции и критерии потерь, используемые в обработке изображений и обучении нейронных сетей. Эти техники помогают повысить точность распознавания и классификации объектов, обеспечивая гибкость и эффективность алгоритмов.

Для проведения эксперимента использован набор данных Curated X-Ray Dataset, содержащий 7932 рентгеновских снимка легких. В наборе присутствуют как снимки со здоровыми легкими, так и снимки с патологией (бактериальной или вирусной пневмонией). Исследовано влияние вертикальных и горизонтальных смазов на классификацию изображений с учетом методов предварительной обработки Resize и CenterCrop.

*Масштабирование изображений (Resize).* Операция Resize предназначена для масштабирования исходного изображения до заданных размеров. В данном методе важным фактором является выбор метода интерполяции, который влияет на качество результирующего изображения. Например, кубическая интерполяция, которая обеспечивает минимизацию потерь деталей.

*Центрированная обрезка (CenterCrop).* Основное назначение метода центрированной обрезки (CenterCrop) — извлечение центральной части изображения фиксированных размеров. Этот метод помогает стандартизировать размер изображений, концентрируя внимание на центральных областях кадра, содержащих важную визуальную информацию.

*Фильтрация изображений.* Метод `filter2D` из библиотеки `OpenCV` предназначен для применения произвольных фильтров свёртки к изображениям. Подобный фильтр позволяет подготовить данные с вертикальным и горизонтальным линейными смазами.

*Кросс-энтропийный критерий потерь.* Критерий потери `CrossEntropyLoss` занимает важное место среди функций потерь, используемых при обучении классификационных моделей. Он идеально подходит для задач многоклассового распознавания, так как вычисляет среднюю величину кросс-энтропии между результатами предсказания и истинными метками классов.

Все рассмотренные методы и инструменты обеспечивают эффективный инструментарий для подготовки и анализа изображений, а также повышения точности обучения нейронных сетей.

### **Экспериментальная часть**

Экспериментальная часть включает предварительное обучение модели на наборе исходных изображений без искажений. Выполнена модификация оригинальной архитектуры `AlexNet` для адаптации к задаче классификации трех классов объектов.

#### *Особенности измененной архитектуры AlexNet:*

На первом слое выбран один входной канал, так как изображения предварительно переведены в черно-белый формат. Характеристики слоя: выходящие каналы соответствовали 64, размер ядра свертки:  $11 \times 11$  пикселей, шаг перемещения окна: 4 пикселя, заполнение краев изображения `padding=2` пикселя. После свертки применена функция активация `ReLU`, далее проведена операция `MaxPooling` размером  $3 \times 3$ , с шагом 2 пикселя.

На втором слое изменено количество входящих и выходящих каналов (64 и 192 соответственно), а также размер ядра свертки равен  $5 \times 5$  пикселей. Заполнение краев, активация `ReLU` и `MaxPooling` произведены аналогично первому слою с теми же параметрами.

Последующие три слоя используют ядро свертки размера  $3 \times 3$ . Количество каналов изменено последовательно от 384 до 256, сохраняя тот же размер карт признаков благодаря заполнению границ изображением.

Операция свертки завершена на пятом слое `MaxPooling`, уменьшающим пространственное разрешение выхода. Затем сформирована полносвязная часть модели:

- Два скрытых полносвязных слоя с количеством нейронов 4096 каждый, между которыми используются операции `dropout` для регуляризации (предотвращения переобучения). Каждый полносвязный слой с функцией активации `ReLU`.

- Выходной слой производит прямое отображение на количество классов.

Предварительная обработка изображений включает создание искусственных искажений путём добавления направленного смаза с использованием фильтра `filter2D`. Искусственный смаз на рентгеновских снимках создается таким образом, чтобы учесть размеры изображений и обеспечить единообразие эффекта независимо от разрешения и размера снимков. Для каждого вида линейного смаза создано 3 выборки с разными эффектами искажений (1%, 2%, 4%).

Такой подход позволил получать реалистичные искажения, аналогичные естественным условиям съемки (рис.1).

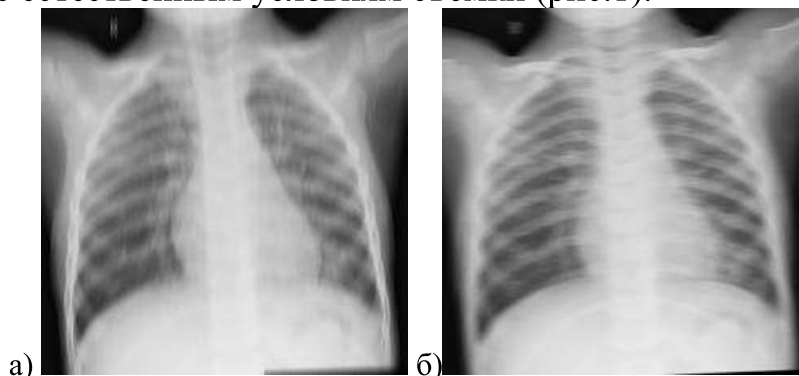


Рисунок 1. Смазанные рентгеновские снимки с максимальной примененной интенсивностью

а) применение вертикального смаза;  
б) применение горизонтального смаза.

На обучение подавалось 70% снимков оригинального набора данных, в него вошло 5555 снимков, а это 2290 снимков здоровых легких, 2101 снимок легких с бактериальной пневмонией и 1160 с вирусной пневмонией. Обучение производилось два раза с учетом двух методов предобработки, но процесс обучения был единым.

Первый вариант предварительной обработки:

применение метода приведения изображений в чёрно-белый формат (`transforms.Grayscale()`);

масштабирование изображений до размера 227\*227 с установленной по умолчанию билинейной интерполяцией (`transforms.Resize((227,227))`);

приведение к тензору (`transforms.ToTensor()`);

нормализация (`transforms.Normalize((0.5,), (0.5,))`).

Второй вариант предварительной обработки:

применение метода приведения изображений в чёрно-белый формат (`transforms.Grayscale()`);

масштабирование изображений уменьшение только одной стороны до 227 и применение бикубической интерполяции (`transforms.Resize(227, interpolation = transforms.InterpolationMode.BICUBIC)`);

центрированное кадрирование до размеров 227\*227 (`transforms.CenterCrop(227)`);

приведение к тензору (`transforms.ToTensor()`);  
нормализация (`transforms.Normalize((0.5,), (0.5,))`).

В результате были получены две обученные модели и построены loss-функции потерь, которые представлены на рисунке 2.

Процедура тестирования была организована поэтапно и систематически, чтобы выявить влияние разных линейных смазов на качество классификации модели.

Качество обученной модели было проверено на оставшихся 30% оригинального набора данных. Сначала проводилась проверка точности классификации изображений без смазов. Далее тестирование проводилось для снимков, отсортированных следующим образом: начиная с изображений с

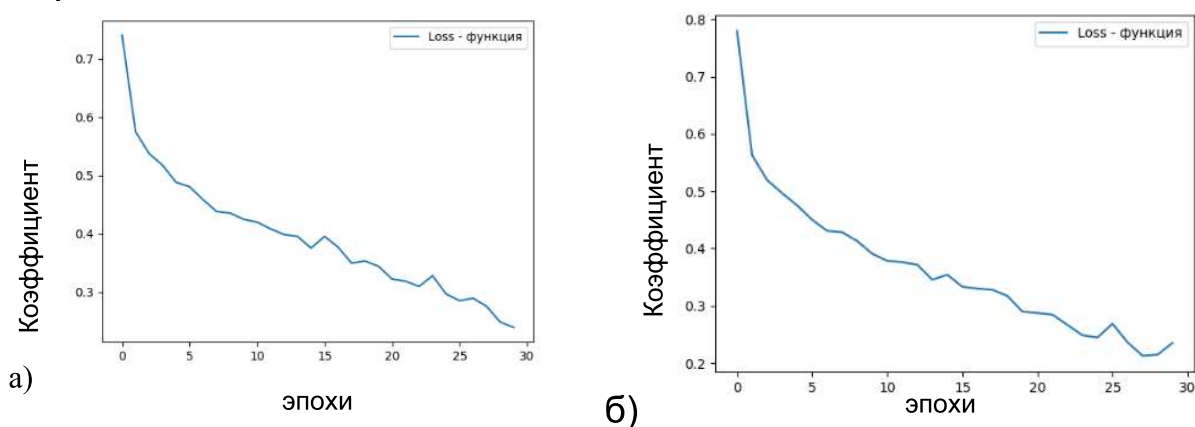


Рисунок 2. Loss-функция

- а) Функция потерь с применением масштабирования;  
б) Функция потерь с применением метода центрированной обрезки.

минимальной величиной смаза к изображениям с постепенно увеличивающейся интенсивностью размытия вертикального смаза. Проверка для горизонтального смаза была проведена аналогично. Для каждого уровня интенсивности оценивалась способность модели правильно идентифицировать класс объекта на изображении.

### Ключевые показатели эффективности моделей классификации

Были рассмотрены основные метрики, позволяющие оценить успешность классификаций.

*Accuracy (Точность)*. Метрика Accuracy отражает общую долю правильных классификаций в тестовом наборе. Формула расчета выглядит следующим образом:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

где TP — истинно положительные, TN — истинно отрицательные, FP — ложно положительные, FN — ложно отрицательные.

*Precision (Точность)*. Показатель Precision оценивает долю реальных положительных случаев среди тех, которые были определены моделью как положительные. Вычисляется по формуле:

$$\text{Precision} = \text{TP} / \text{TP} + \text{FP} \quad (2)$$

*Recall (Чувствительность)*. Recall, известный также как чувствительность, характеризует долю фактических положительных случаев, успешно выявленных моделью. Расчет производится следующим образом:

$$\text{Recall} = \text{TP} / \text{TP} + \text{FN} \quad (3)$$

*F1-Score (Баланс точности и полноты)*. F1-Score служит балансирующим показателем между Precision и Recall. Рассчитывается следующим образом:

$$F1 = 2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall} / (\text{Precision} + \text{Recall}) \quad (4)$$

### Результаты проводимых экспериментов

В результате экспериментов получено сравнение двух видов линейных смазов с учетом разных методов предварительной обработки данных. Общая точность при масштабировании и центрированной обрезки получалась 84,48% и 80,86% соответственно. Оба метода показали снижение точности с увеличением процента смаза, что связано с потерей деталей, важных для классификации.

При предварительном масштабировании влияние горизонтальных дефектов незначительно. Это свидетельствует о большей устойчивости модели именно к горизонтальным дефектам при масштабировании. Однако при использовании центрированной обрезки наблюдается противоположная картина: точность снижается значительно сильнее при увеличении интенсивности горизонтального дефекта, особенно в случае бактериальной пневмонии.

Вертикальные дефекты, напротив, при предварительном масштабировании оказывают существенно большее негативное воздействие на классификационную способность модели. Использование центрированной обрезки показывает стабильность и устойчивость модели именно к вертикальным дефектам, обеспечивая лучшее сохранение качества классификации даже при высокой интенсивности дефектов. Полученные результаты точности отображены на рисунке 3.

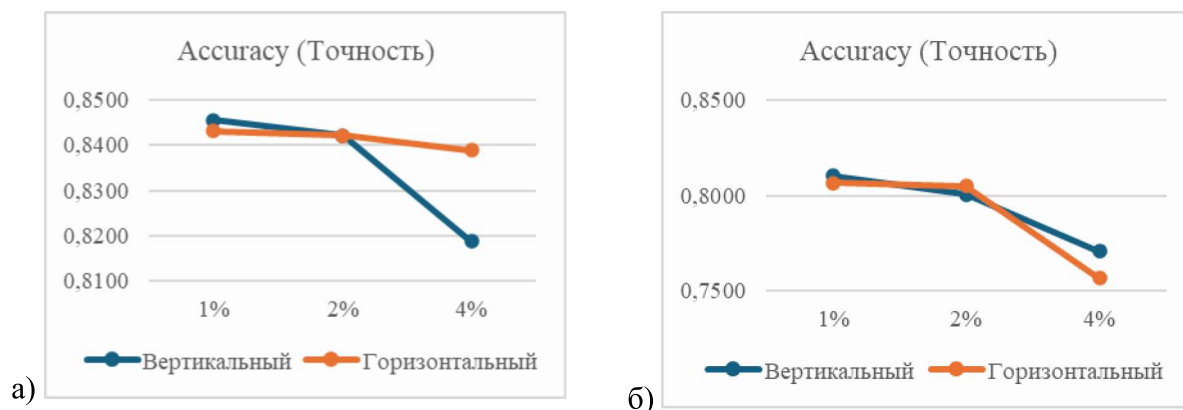


Рисунок 3. Сравнение точности при вертикальном и горизонтальном смазах  
а) с использованием масштабирования;  
б) с использованием центрированной обрезки.

## Заключение

По результатам проведенного исследования установлено, что точность классификации снижается с увеличением процента смаза. Модель при использовании центрированной обрезки продемонстрировала большую устойчивость к вертикальным дефектам, тогда как модель с применением предварительного масштабирования лучше справляется с горизонтальными дефектами. Таким образом, выбор подходящего метода является важным фактором повышения надежности системы классификации заболеваний легких.

## Список литературы

1. Зеленина Л.И., Хаймина Л.Э., Деменкова Е.А., Деменков М.Е., Хаймин Е.С., Хрипунов Д.Д. Сверточные нейронные сети в задаче классификации медицинских изображений // Современные наукоемкие технологии. 2021. № 9. с. 68-73
2. Юсупова Н.С., Магруппова М.Т., Рахимберганава З.М., Мираметов А.Б., Алгоритмы анализа и классификация патологий на рентгенограммах грудной клетки с использованием нейронных сетей // Universum: технические науки. 2024. №12 (129) с. 37-40
3. Мазуров А.И., Потрахов Н.Н. Влияние рассеянного рентгеновского излучения на качество изображение и методы его подавления // Медицинская техника. 2014. №5 (287) с. 12-15

### Сведения об авторах:

**Гимазова Э.Р.**, магистрант, Казанский (Приволжский) федеральный университет, Казань, Россия

**Осипов Е.А.**, старший преподаватель, Казанский (Приволжский) федеральный университет, Казань, Россия

**Gimazova E.R.**, Master's student Kazan (Volga Region) Federal University Kazan, Russia

**Osipov E.A.**, Senior Lecturer, Kazan (Volga Region) Federal University Kazan, Russia