

АУГМЕНТАЦИЯ И РАБОТА С ДАННЫМИ ПРИ СОЗДАНИИ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

© Т. В. Шуршев¹✉, Т. В. Хоменко²

¹ Факультет технологического менеджмента и инноваций,
t.shurshev2002@gmail.com, Национальный исследовательский
университет ИТМО, Санкт-Петербург, Российская Федерация;

² кафедра «Автоматизированные системы обработки информации и управления»,
ФГБОУ ВО «Астраханский государственный технический университет»,
Астрахань, Российская Федерация

Ключевые слова: аугментация; данные; диагностика; искусственный интеллект; модель; пневмония; принятие решения; сверточная нейронная сеть; система поддержки принятия решений.

Аннотация: Представлена разработанная сверточная нейронная сеть, которая является классификатором системы поддержки принятия решений для диагностики пневмонии. Показано, что на этапе подготовки рабочей среды загружаются медицинские данные снимков рентгенографии, которые распределены на тестовую, обучающую, валидационную выборки. Дано описание процессов масштабирования данных, нормализации оттенков серого, аугментации данных. Сформулирована задача аугментации данных. Получены результаты тестирования, которые продемонстрировали высокую точность предсказаний, достигающую 92 %, при этом значение функции потерь составило всего 0,25. Отмечено, что система интеллектуальной поддержки принятия решений для диагностики пневмонии представляет собой сложный и многокомпонентный программный комплекс, требующий тщательной разработки, тестирования и валидации.

Введение

Одним из серьезных заболеваний является пневмония, тяжелые осложнения которой, вплоть до летального исхода, делают раннюю и точную диагностику критически важной. Успешное лечение и минимизация риска смертности напрямую зависят от скорости и правильности установления диагноза. Традиционно диагностика пневмонии осуществляется врачом-рентгенологом, анализирующим медицинские изображения, такие как рентгенограммы и компьютерные томограммы легких. Однако данный процесс, несмотря на профессионализм специалиста, имеет свои ограничения, связанные с субъективностью человеческого восприятия, утомляемостью и вероятностью ошибок, особенно при большой загруженности. Врач может упустить тонкие детали, незаметные невооруженным глазом, а также потратить значительное время на анализ каждого изображения. Здесь на помощь приходит интеграция информационных технологий и искусственного интеллекта [1 – 4], а именно – использование сверточных нейронных сетей, которые являются частью более широкого поля применения искусственного интеллекта [5 – 18] и представляют собой мощный инструмент для автоматизации и по-

вышения точности диагностики. Они обучаются на огромных массивах медицинских данных – миллионах рентгеновских снимков, компьютерных и магнитно-резонансных томограммах легких, позволяя распознавать мельчайшие изменения в структуре легких, указывающие на воспалительный процесс, характерный для пневмонии. Процесс обучения включает в себя обработку тысяч изображений, каждый из которых тщательно маркирован опытными врачами, чтобы сеть могла связать визуальные паттерны с соответствующим диагнозом. Благодаря этому нейронная сеть обучается выявлять тончайшие нюансы, незаметные для невооруженного глаза, и создавать точную вероятностную модель наличия или отсутствия заболевания. Интеграция нейронных сетей в процесс диагностики пневмонии – это не просто автоматизация рутинных задач, а коренное изменение подхода к диагностике и лечению пневмонии.

Обоснование выбора средств разработки

Созданная сверточная нейронная сеть [19] для диагностики пневмонии написана на языке программирования Python [20, 21], который выбран в качестве основного инструмента для разработки. Простота использования и читаемость кода делают его идеальным для командной работы и долгосрочного сопровождения проектов. Богатая экосистема библиотек позволяет значительно ускорить процесс разработки и повысить качество диагностики. Популярность Python в области машинного обучения и искусственного интеллекта открывает широкие возможности для применения современных технологий в медицине. Наконец, кросс-платформенность обеспечивает гибкость и удобство в развертывании системы на различных операционных системах, что является важным аспектом для медицинских учреждений. Все эти факторы в совокупности делают Python оптимальным выбором для реализации системы поддержки принятия решений в области диагностики пневмонии.

Разработка сверточной нейронной сети опиралась на мощный и гибкий стек технологий, тщательно подобранных для обеспечения эффективности и удобства работы. Выбор каждой библиотеки и среды разработки продиктован ее специфическими преимуществами и соответствием задачам проекта.

Библиотека Keras, будучи высокоуровневым интерфейсом программирования приложения, обеспечивает интуитивный интерфейс для создания и обучения сложных нейронных сетей, скрывая за собой низкоуровневые детали работы с вычислениями. Это позволило сфокусироваться на архитектуре сети и ее обучении, а не на деталях реализации. Выбор Keras обусловлен его простотой использования и хорошей интеграцией с другими библиотеками, что значительно ускорило процесс разработки.

В качестве основной библиотеки низкого уровня, обеспечивающей вычислительные возможности для Keras, выбрана TensorFlow – мощная и масштабируемая платформа, предоставляющая обширный набор инструментов для построения и обучения нейронных сетей. Ее гибкость позволяет эффективно использовать как ресурсы центральных процессоров, так и графических, что критично для обработки больших объемов данных и ускорения процесса обучения сверточной нейронной сети. Возможность распределенных вычислений на TensorFlow также рассматривалась как важный фактор, открывающий перспективы дальнейшего масштабирования системы. Это позволило бы обрабатывать еще большее число медицинских изображений и, соответственно, повысить точность диагностики. Выбор TensorFlow обусловлен его широким распространением, активным сообществом разработчиков и обширной документацией, что значительно облегчило процесс отладки и решения возникающих проблем.

Для работы с многомерными массивами данных, в частности, с медицинскими изображениями, которые являются основой для обучения и тестирования сверточной нейронной сети, использовалась библиотека NumPy – фундаментальный инструмент для научных вычислений в Python, предоставляющий эффективные структуры данных для работы с массивами и матрицами. Его использование позволило оптимизировать процессы обработки и манипулирования изображениями, а также обеспечить эффективное взаимодействие с TensorFlow. Высокая производительность NumPy стала ключевым фактором для обработки больших наборов данных, содержащих тысячи медицинских изображений.

Обработка метаданных пациентов и результатов диагностики осуществлялась с помощью библиотеки Pandas, которая предлагает мощные инструменты для работы с табличными данными, позволяющие легко загружать, очищать, преобразовывать и анализировать информацию. Это упростило процессы подготовки данных для обучения и оценки модели, а также позволило эффективно визуализировать результаты. Pandas обеспечила удобный интерфейс для работы с данными, что позволило сосредоточиться на анализе, а не на технических деталях обработки информации.

В качестве среды разработки выбрана Jupyter Notebook – интерактивная среда, идеально подходящая для экспериментирования, анализа данных и визуализации результатов. Ее интерактивный характер позволил быстро тестировать различные подходы к построению и обучению нейронной сети, отслеживать прогресс обучения и анализировать полученные результаты. Возможность интеграции кода, текста и визуализации в одном документе упростила процесс документирования и совместной работы над проектом.

Работа с данными

При создании сверточной нейронной сети, стоящей в основе системы поддержки принятия решений для диагностики заболеваний пневмонией [22], получено 1 246 401 параметров, 1 245 313 из которых являются обучаемыми. Среди ключевых факторов при выборе классификатора для системы интеллектуальной поддержки принятия решения для диагностики пневмонии отмечены их точность и надежность.

На данном этапе создания сверточной нейронной сети были подгружены все используемые библиотеки и медицинские данные для будущего анализа, для чего изначально образовали случайное зерно (seed), с помощью которого затем создавались псевдослучайные числа. Также были импортированы библиотеки с классами, объектами и методами, которые использовались для обработки данных (рис. 1).

На этапе подготовки рабочей среды загружались медицинские данные снимков рентгенографии, которые предварительно распределялись по нескольким папкам, согласно роли набора данных в обучении модели, такие как test, train и val – соответственно тестовая, обучающая и валидационная выборки.

```
1 from numpy.random import seed
2 seed(44)
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 import seaborn as sns
5 import keras
6 from keras.models import Sequential
7 from keras.layers import Dense, Conv2D, MaxPool2D, Flatten, Dropout, BatchNormalization
8 from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
9 from sklearn.model_selection import train_test_split
10 from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
11 from keras.callbacks import ReduceLROnPlateau
12 import cv2
13 import os
```

Рис. 1. Создание случайного зерна и импорт библиотек

```

1 from numpy.random import seed
2 seed(44)
3 import tensorflow
4 tensorflow.random.set_seed(44)
5 import matplotlib.pyplot as plt
6 import seaborn as sns
7 import keras
8 from keras.models import Sequential
9 from keras.layers import Dense, Conv2D, MaxPool2D, Flatten, Dropout, BatchNormalization
10 from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
11 from sklearn.model_selection import train_test_split
12 from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
13 from keras.callbacks import ReduceLRonPlateau
14 import cv2
15 import os

1 labels = ['PNEUMONIA', 'NORMAL']
2 img_size = 150
3 def get_training_data(data_dir):
4     data = []
5     for label in labels:
6         path = data_dir + "/" + label
7         class_num = labels.index(label)
8         for img in os.listdir(path):
9             try:
10                 img_arr = cv2.imread(os.path.join(path, img), cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
11                 resized_arr = cv2.resize(img_arr, (img_size, img_size)) # Reshaping images to preferred size
12                 data.append([resized_arr, class_num])
13             except Exception as e:
14                 print(e)
15     return np.array(data)

1 train = get_training_data('C:/Users/LocalAdmin/archive (2)/chest_xray/chest_xray/train')
2 test = get_training_data('C:/Users/LocalAdmin/archive (2)/chest_xray/chest_xray/test')
3 val = get_training_data('C:/Users/LocalAdmin/archive (2)/chest_xray/chest_xray/val')

```

OpenCV(4.7.0) D:\a\opencv-python\opencv-python\opencv\modules\imgproc\src\resize.cpp:4062: error: (-215:Assertion failed) !empty() in function 'cv::resize'

Рис. 2. Работа функции `get_training_data()` и загрузка изображений

Поэтому было необходимо при загрузке распределить их правильно, а также учесть метаданные, находящиеся в названии файлов изображений. Для этого создали функцию `get_training_data()`, которая распределяла данные и присваивала атрибут `class_num` в соответствии с метаданными.

На этом этапе изображения масштабировались до размеров 150×150 , для того чтобы не работать с участками изображений, не влияющих на диагноз, такими как горло, живот, пустой фон и др. Работа функции `get_training_data()` и загрузка изображений представлена на рис. 2. Предварительная обработка данных позволила обнаружить ошибки. Так, например, получена ошибка, обозначающая некорректную загрузку файла, вызванная тем, что данный файл не являлся файлом изображения, а оказался файлом с метаданными, ненужными для данной работы.

Масштабирование данных является этапом предварительной их обработки. Медицинские снимки – предикторы, могут иметь разные размеры, следовательно, разные масштабы, что приводит к увеличению сложности моделирования. Такая модель нестабильна, а это означает, что она может иметь низкую производительность во время обучения и чувствительность к входным значениям. Поэтому к медицинским снимкам применили операции масштабирования. На рисунке 3 показаны изображения снимков больных (с пневмонией) и здоровых легких после масштабирования.

Данные разбиваются на признаки объектов (`x_test`, `x_train` и `x_val`) и классы объектов (`y_test`, `y_train` и `y_val`) (рис. 4). В машинном обучении для успешного создания и оценки модели критически важна правильная организация данных. Процесс обучения и проверки модели опирается на разделение всего набора данных на три ключевые выборки: обучающую, валидационную и тестовую. Это деление неслучайно и призвано обеспечить объективную оценку качества модели, предотвращая переобучение (*overfitting*).

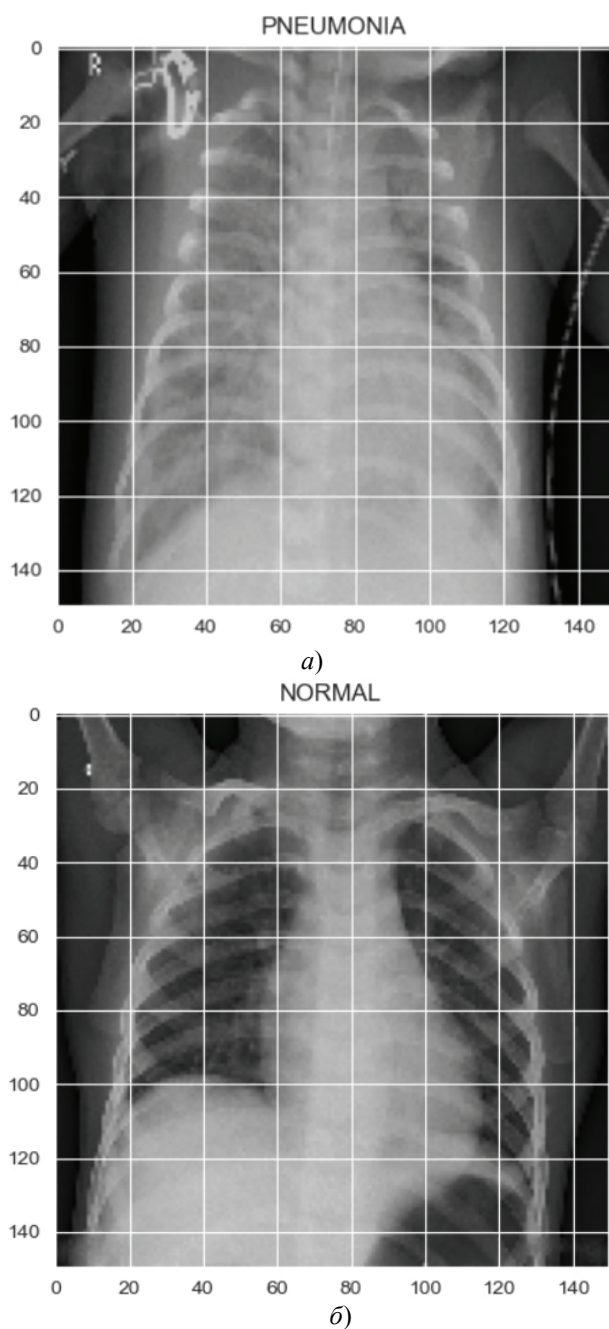


Рис. 3. Изображения больных легких (с пневмонией) (а) и здоровых (б) после масштабирования

Типичное соотношение составляет 60 % для обучающей выборки, по 20 % – для валидационной и тестовой. Такое распределение позволяет достаточно полно обучить модель на большом объеме данных (60 %), при этом сохраняя достаточно данных для проверки ее работы на образцах, ранее не рассмотренных. Обучающая выборка, составляющая большую часть данных (60 %), непосредственно используется для настройки параметров модели.

```

1 x_train = []
2 y_train = []
3
4 x_val = []
5 y_val = []
6
7 x_test = []
8 y_test = []
9
10 for feature, label in train:
11     x_train.append(feature)
12     y_train.append(label)
13
14 for feature, label in test:
15     x_test.append(feature)
16     y_test.append(label)
17
18 for feature, label in val:
19     x_val.append(feature)
20     y_val.append(label)

```

Рис. 4. Разбиение данных на признаки и классы объектов

Алгоритм машинного обучения, в данном случае сверточной нейронной сети, итеративно корректирует свои внутренние параметры, минимизируя функцию потерь на основе обучающих данных. Валидационная выборка (20 %) играет роль контроллера. На ней модель периодически проверяется во время обучения, позволяя отслеживать ее производительность и предотвращать переобучение. Если модель начинает показывать отличные результаты на обучающей выборке, но при этом плохо работает на валидационной, это верный признак переобучения – модель слишком хорошо «заучила» обучающие данные и не способна обобщать знания. И, наконец, после завершения процесса обучения модель подвергается итоговому тестированию на тестовой выборке (20 %), которая абсолютно независима от процесса обучения и служит для объективной оценки обобщающей способности модели. Тестовая выборка, подобно валидационной, никогда не участвует в обучении и является «чистым» эталоном для проверки. Именно результаты на тестовой выборке определяют конечное качество и надежность модели.

Для того чтобы уменьшить влияние освещения и для повышения контрастности медицинских снимков, выполняется нормализация оттенков серого, которая также полезна тем, что сверточная нейронная сеть будет быстрее сходиться при данных диапазона 0...1, чем при 0...255. Также был изменен размер данных для их дальнейшего обучения (рис. 5).

```

1 x_train = np.array(x_train) / 255
2 x_val = np.array(x_val) / 255
3 x_test = np.array(x_test) / 255

```

```

1 x_train = x_train.reshape(-1, img_size, img_size, 1)
2 y_train = np.array(y_train)
3
4 x_val = x_val.reshape(-1, img_size, img_size, 1)
5 y_val = np.array(y_val)
6
7 x_test = x_test.reshape(-1, img_size, img_size, 1)
8 y_test = np.array(y_test)

```

Рис. 5. Нормализация и изменение размера данных

Аугментация данных

Для хорошего процента точных прогнозов в задачах классификации важно сохранять баланс количества объектов каждого класса. Данные на этом этапе несбалансированные. Поэтому, чтобы увеличить число обучающих примеров, использовали аугментацию данных.

Для того чтобы избежать проблемы переобучения, необходимо искусственно расширить набор обучающих данных. Один из наиболее распространенных методов состоит в том, чтобы изменить тренировочные данные с помощью небольших преобразований для воспроизведения вариации. Подходы, которые изменяют обучающие данные таким образом, что изменяется представление массива, сохраняя при этом ту же метку, известны как методы увеличения данных. Некоторые популярные дополнения – это оттенки серого, горизонтальные и вертикальные отражения, случайные обрезания изображений, колебания цвета, отзеркаливание, повороты и многое др. Применив несколько таких преобразований к обучающим данным, можно легко увеличить число обучающих примеров и создать очень надежную модель, в меньшей мере страдающей от проблем переобучения.

Для увеличения данных для обучения и тестирования нейронной сети использовался метод аугментации, который позволял, изменяя имеющиеся данные, получать новый их ряд.

Задача аугментации сформулирована следующим образом:

– имеется множество изображений легких (MIL) медицинских снимков легких из n элементов

$$MIL = \{MIL_1, MIL_2, \dots, MIL_n\}, \quad (1)$$

– с дополнительными данными о снимках, включая диагноз:

$$АП = \{АП_1, АП_2, \dots, АП_n\}. \quad (2)$$

Множество медицинских снимков легких MIL разделено на две группы выборок: обучающую MLSNT_{train} и тестовую MLSNT_{test}.

Рассмотрим модель обучения сверточной нейронной сети МО с параметрами обучения P в течение числа эпох – NE (в нашей задаче число эпох составляло 12, $NE = \{0, 1, \dots, 11\}$) на множестве медицинских снимков легких MIL с дополнительными данными о снимках, включая диагноз – АП.

Процесс обучения нейронной сети – это итеративное приближение к оптимальной конфигурации ее весов, позволяющее наиболее точно прогнозировать на основе предоставленных данных. Ключевым понятием здесь является эпоха. Одна эпоха представляет собой полный цикл обработки всего набора данных (датасета) нейронной сетью. Это означает, что каждый элемент датасета, в нашем случае – медицинский снимок легких из множества MIL, проходит через сеть в прямом направлении (вычисление прогноза) и обратном (корректировка весов сети на основе ошибки прогноза). Одной эпохи, как правило, недостаточно для достижения наилучшего результата обучения. Это связано с тем, что наш набор данных MIL ограничен. Для достижения оптимальной точности прогнозирования необходимо несколько эпох ($NE > 1$), чтобы сеть «увидела» весь набор данных множество раз и настроилась на особенности данных. Процесс настройки осуществляется с помощью градиентного спуска – алгоритма, позволяющего итеративно корректировать веса сети, уменьшая ошибку прогнозирования. Обновление весов после всего лишь одной эпохи недостаточно для адекватного приближения к оптимальной конфигурации сети. Недостаточное число эпох приводит к недообучению: сеть не способна уловить сложные закономерности в данных, и ее прогнозы будут неточными. С другой стороны, избыток эпох (слишком большое значение NE) при-

водит к переобучению: сеть «запоминает» данные, включая случайные шумы, и становится слишком специализированной для конкретного набора МП, плохо обобщая свои навыки на новые, невиданные ранее данные, то есть сеть запоминает примеры из обучающей выборки, вместо того чтобы выучить общие принципы и закономерности, присущие медицинским снимкам легких. Таким образом, выбор оптимального числа эпох – это компромисс. С увеличением числа эпох сеть постепенно приближается к наилучшему состоянию, улучшая качество своих прогнозов. Однако, после достижения некоторого оптимального значения, дальнейшее увеличение числа эпох приведет к переобучению и ухудшению обобщающей способности модели. Определение оптимального числа эпох является критически важной задачей в процессе обучения нейронной сети и часто требует экспериментального подбора и использования методов регуляризации, предотвращающих переобучение. Путем графического анализа кривых обучения (зависимости ошибки на обучающей и валидационной выборках от числа эпох) было определено оптимальное число эпох $NE = 12$.

Качество сегментации обученной модели оценивается показателем качества PQ на тестовой выборке изображений MLSNTTest с AITest – дополнительными данными о снимках, включая диагноз (ответы).

На тестовой выборке для обученной сети наилучшее качество сегментации модели сверточной нейронной сети обозначим как

$$PQ^* = \rho(\text{MO}(P, i), \text{MIL}) \xrightarrow{i \in \{1, \dots, NE\}} \min. \quad (3)$$

Пусть $MA_k(\text{MIL})$ – множество методов аугментации множества медицинских снимков легких МП, где $k = 1, \dots, K$ – общее предполагаемое число методов аугментации. Поставим в зависимость качество сегментации модели от методов аугментации: $PQ(\text{MO}(P, i), \text{MIL}, MA_k(\text{MIL}))$.

Тогда надо найти такое множество $MA_k(\text{MIL})$, чтобы качество модели было наилучшим среди возможных:

$$PQ(\text{MO}(P, i), \text{MIL}, MA_k^*(\text{MIL})) \geq PQ(\text{MO}(P, i), \text{MIL}, MA_k(\text{MIL})), \forall k \in K. \quad (4)$$

К данным применялись следующие произвольные изменения:

- поворот на 30° и увеличение на 20 % некоторых тренировочных изображений;
- сдвиги изображений по горизонтали на 10 % ширины и вертикали на 10 % от высоты;
- произвольное отражение изображений по горизонтали.

Процесс аугментации данных был осуществлен путем применения функции `ImageDataGenerator()`, последующим обучением и, как следствие, созданием новых данных (рис. 6).

Этот генератор позволяет проводить различные преобразования изображений «на лету», без необходимости создания и хранения огромного числа модифицированных копий. Функция `ImageDataGenerator()` принимает множество параметров, которые позволяют тонко настраивать процесс аугментации. К наиболее распространенным относятся: `rotation_range` (угол поворота изображения), `width_shift_range` и `height_shift_range` (сдвиг по горизонтали и вертикали), `shear_range` (сдвиг), `zoom_range` (масштабирование), `horizontal_flip` и `vertical_flip` (отражение по горизонтали и вертикали), `brightness_range` (изменение яркости), а также `fill_mode` (метод заполнения пустых областей после геометрических преобразований). Комбинируя эти параметры, были созданы новые варианты исходных изображений, что значительно расширяет обучающую выборку и повышает устойчивость модели к различным видам шума и вариациям.

```

3 datagen = ImageDataGenerator(
4     featurewise_center=False,
5     samplewise_center=False,
6     featurewise_std_normalization=False,
7     samplewise_std_normalization=False,
8     zca_whitening=False,
9     rotation_range = 30,
10    zoom_range = 0.2,
11    width_shift_range=0.1,
12    height_shift_range=0.1,
13    horizontal_flip = True,
14    vertical_flip=False)
15
16
17 datagen.fit(x_train)

```

Рис. 6. Аугментация данных

Тестирование и анализ результатов

Разработка модели сверточной нейронной сети включала в себя, помимо этапа обучения, тщательное тестирование и анализ результатов. После завершения обучения, тестирование на выделенной тестовой выборке продемонстрировало хорошие результаты: точность предсказаний достигла 92 %. Низкое значение функции потерь (0,25) дополнительно подтверждает высокое качество модели. Функция потерь – это показатель, определяющий насколько сильно предсказания модели отличаются от реальных значений. Чем меньше значение функции потерь, тем точнее предсказания. Таким образом, достигнутые результаты (92 % точности и 0,25 функции потерь) свидетельствуют о высокой эффективности разработанной сверточной нейронной сети. Стоит отметить, что несмотря на незначительное несовершенство полученных результатов, значительный объем обучающей выборки, дополненной искусственно сгенерированными данными, позволяет объяснить это широким диапазоном прогнозов, которые модель способна охватывать, то есть универсальность предсказательной способности модели, достигнутая за счет обширной базы данных, частично компенсирует некоторые неточности. Анализ результатов, проведенный на валидационной выборке, показал более низкую точность предсказаний – около 68 % (рис. 7, а). Однако важно отметить, что это значение относится исключительно к валидационной выборке. Если же рассматривать общую точность модели, учитывая результаты как на тестовой, так и на валидационной выборках, то она остается на высоком уровне – приблизительно 92 %, что идентично показателю, полученному на тестовом наборе данных.

Рисунок 7, б также предоставляет наглядное графическое отображение процесса обучения модели в течение всех 12 эпох. Графики наглядно демонстрируют постепенное улучшение точности предсказаний модели с каждой эпохой обучения, параллельно с уменьшением ошибки, связанной с переобучением, что указывает на эффективное обучение модели и ее способность обобщать закономерности из данных, избегая чрезмерной специализации на конкретной обучающей выборке.

Таким образом, графики позволяют оценить не только конечный результат, но и динамику процесса обучения сверточной нейронной сети, подтверждая эффективность выбранного подхода и надежность разработанной системы. Высокая точность на тестовом наборе, несмотря на некоторое снижение на валидационном наборе, свидетельствует о хорошей обобщающей способности модели и ее потенциале для успешного применения в реальных условиях принятия решений.

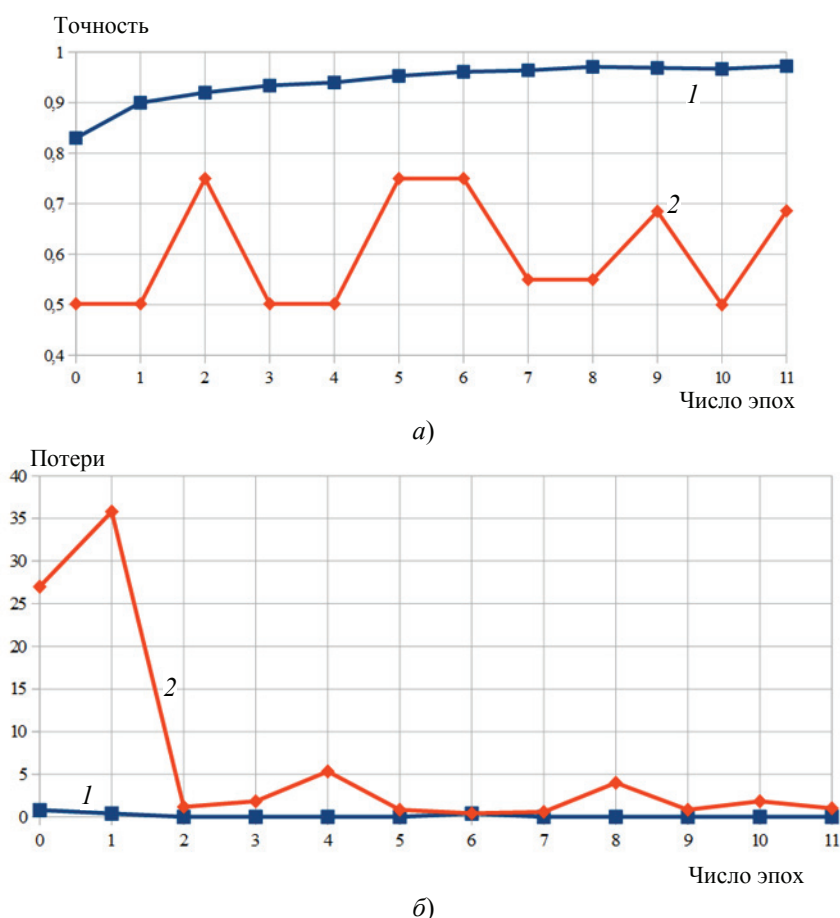


Рис. 7. Изменение доли правильных ответов (точность) (а) и ошибки переобучения (потери) (б) в зависимости от числа эпох: 1, 2 – обучающая и валидационная выборки соответственно

что указывает на эффективное обучение модели и ее способность обобщать закономерности из данных, избегая чрезмерной специализации на конкретной обучающей выборке.

Таким образом, графики позволяют оценить не только конечный результат, но и динамику процесса обучения сверточной нейронной сети, подтверждая эффективность выбранного подхода и надежность разработанной системы. Высокая точность на тестовом наборе, несмотря на некоторое снижение на валидационном наборе, свидетельствует о хорошей обобщающей способности модели и ее потенциале для успешного применения в реальных условиях принятия решений.

Заключение

Сверточная нейронная сеть (классификатор), являясь центральным элементом системы поддержки принятия решений, получает на вход извлеченные из изображений признаки, выдает вероятность наличия или отсутствия пневмонии и позволяет врачу быстрее и точнее поставить диагноз и назначить соответствующее лечение.

В отличие от человека, нейронная сеть не подвержена утомлению, субъективности и недостатку внимания. Она способна обрабатывать множество факто-

ров одновременно, анализируя текстуру тканей, плотность затемнений, размер и форму очагов поражения и сопоставляя их с огромной базой данных, накопленной в процессе обучения. Данный многофакторный подход обеспечивает более комплексный и объективный анализ, минимизируя вероятность ошибки. В результате нейросеть может обеспечить более быструю и точную диагностику, чем человек. Важно подчеркнуть, что нейронная сеть не заменяет врача, а выступает в роли высокотехнологичного ассистента, значительно расширяя его возможности и позволяя ему сосредоточиться на более сложных задачах. Такой подход позволяет обеспечить более высокий уровень качества медицинской помощи и снизить риск неблагоприятных исходов для пациентов, страдающих пневмонией. Дальнейшее развитие нейросетевых технологий в медицине обещает еще более значительный прогресс в диагностике и лечении различных заболеваний.

Список литературы

1. Квятковская, И. Ю. Модель и алгоритм поддержки принятия решения по выбору продуктов для рекомендации пользователю на основе метода анализа статистической импликации / И. Ю. Квятковская, Ч. Во Тхи Хуен, К. Т. Чан // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2023. – № 2. – С. 116–124. doi: 10.24143/2072-9502-2023-2-116-124

2. Квятковская, И. Ю. Интегрированные механизмы информационной поддержки принятия решений крупномасштабной территориально-распределенной экономической системы / И. Ю. Квятковская, В. Ф. Шуршев, К. И. Квятковский, // Вестник Саратовского государственного технического университета. – 2010. – Т. 4, № 2(50). – С. 181–189.

3. Квятковская, И. Ю. Этапы проблемно-ориентированной методологии поддержки принятия управленческих решений для слабоструктурированных проблем / И. Ю. Квятковская // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2009. – № 1. – С. 60–65.

4. Шуршев, Т. В. Решение задачи выбора варианта промышленного сооружения при разработке морского нефтегазового месторождения / Т. В. Шуршев // Новейшие технологии освоения месторождений углеводородного сырья и обеспечение безопасности экосистем Каспийского шельфа : материалы XIII Международной научно-практической конференции, Астрахань, 12–13 октября 2022 года / Астрахан. гос. техн. ун-т. – Астрахань : Изд-во АГТУ, 2022. – С. 393–395.

5. Алексеев, П. П. Применение нейронных сетей в системе распознавания промысловых гидробионтов в условиях повышенной флуктуации / П. П. Алексеев, И. Ю. Квятковская // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2022. – № 2. – С. 76–86. doi: 10.24143/2072-9502-2022-2-76-86

6. Алексеев, П. П. Применение нейронных сетей для распознавания принципиальных условно-графических электрических обозначений / П. П. Алексеев, И. Ю. Квятковская // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2021. – № 2. – С. 47–56. doi: 10.24143/2072-9502-2021-2-47-56

7. Kvyatkovskaya, I. Development of a searching algorithm based on neural networks for the optimal university studies schedule / I. Kvyatkovskaya, A. Khasukhadzhiev, T. Magomaev // 1st International Conference on Applied Science and Engineering, ASE 2021, Grozny, 25 июня 2021 года. – Грозный, 2021. – С. 040001. doi: 10.1063/5.0076464

8. Шуршев, Т. В. Моделирование функционального узла управления матричным индикатором на базе программируемой логической интегральной схемы / Т. В. Шуршев, Е. П. Карлина // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2022. – № 4. С. 42–47. doi: 10.24143/2073-5529-2022-4-42-47

9. Шуршев, Т. В. Моделирование узла распознавания символов на жидкокристаллическом дисплее с помощью модели искусственного нейрона / Т. В. Шуршев, Т. И. Гайрабекова // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2023. – № 1(61). – С. 149–156.

10. Шуршев, Т. В. Анализ систем интеллектуальной поддержки принятия решения для диагностики заболеваний / Т. В. Шуршев // 73-я Международная студенческая научно-техническая конференция, Астрахань, 17–22 апреля 2023 года / Астраханский государственный технический университет. – Астрахань : Изд-во АГТУ, 2023. – С. 810–811.

11. Шуршев, Т. В. Разработка технического задания на проектирование системы интеллектуальной поддержки принятия решения для диагностики пневмонии на основе машинного обучения и нейронных сетей / Т. В. Шуршев // 73-я Международная студенческая научно-техническая конференция, Астрахань, 17–22 апреля 2023 года / Астраханский государственный технический университет. – Астрахань : Изд-во АГТУ, 2023. – С. 812–813.

12. Шуршев, Т. В. Анализ архитектур нейронных сетей / Т. В. Шуршев // 74-я Международная студенческая научно-техническая конференция, Астрахань, 8 – 13 апреля 2024 года / Астраханский государственный технический университет. – Астрахань : Изд-во АГТУ, 2023. – С. 647.

13. Шуршев, Т. В. Оценка надежности сверточной нейронной сети по модели Миллса / Т. В. Шуршев // 74-я Международная студенческая научно-техническая конференция, Астрахань, 8 – 13 апреля 2024 года / Астраханский государственный технический университет. – Астрахань : Изд-во АГТУ, 2023. – С. 648–649.

14. Шуршев, Т. В. Создание сверточной нейронной сети / Т. В. Шуршев // Инновационные технологии в обучении и производстве : материалы XVIII Всероссийской заочной научно-практической конференции, г. Камышин, 19 – 20 ноября 2024 года, В 3 т. / ВолгГТУ. – Волгоград, 2024. – Том 2. – С. 113–115.

15. Шуршев, Т. В. Вопросы использования генеративно-состязательных сетей (GAN) для аугментации данных / Т. В. Шуршев // Инфокоммуникационные технологии: актуальные вопросы цифровой экономики : сборник научных трудов V Международной научно-практической конференции, Екатеринбург, 29 января 2025 года. – Екатеринбург : Сибирский государственный университет телекоммуникаций и информатики, 2025. – С. 148–150.

16. Шуршев, Т. В. Анализ информационных систем на основе искусственного интеллекта / Т. В. Шуршев // Инфокоммуникационные технологии: актуальные вопросы цифровой экономики : сборник научных трудов V Международной научно-практической конференции, Екатеринбург, 29 января 2025 года. – Екатеринбург : Сибирский государственный университет телекоммуникаций и информатики, 2025. – С. 151–155.

17. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2023660902 Российская Федерация. Нейронная сеть для диагностики пневмонии : № 2023616337 : регистрация 03.04.2023 : опубл. 25.05.2023 : Бюл. № 6 / Шуршев Т. В. – 1 с.

18. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2023660903 Российская Федерация. Нейронная сеть для автоматического распознавания рукописного текста : № 2023618839 : регистр. 03.05.2023 : опубл. 25.05.2023 : Бюл. № 6 / Шуршев Т. В. – 1 с.

19. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2023661538 Российская Федерация. Сверточная нейронная сеть для диагностики пневмонии :

№ 2023619391 : регистрация 05.05.2023 : опубл. 01.06.2023 : Бюл. № 6 / Шуршев Т. В.– 1 с.

20. Шуршев, Т. В. Способ поабзачного ввода числовых значений в массив в языке программирования PYTHON / Т. В. Шуршев // Информационные технологии и технологии коммуникации: современные достижения : материалы III Международной молодежной конференции, Астрахань, 01–05 октября 2019 года. – Астрахань, 2019. – С. 91.

21. Шуршев, Т. В. Обоснование выбора средств разработки инновационной системы поддержки принятия решений на основе сверточной нейронной сети / Т. В. Шуршев // Инновационные технологии в обучении и производстве : материалы XVIII Всероссийской заочной научно-практической конференции, г. Камышин, 19 – 20 ноября 2024 года, В 3 т. / ВолгГТУ. – Волгоград, 2024. – Том 2. – С. 110–113.

22. Шуршев, Т. В. Разработка системы интеллектуальной поддержки принятия решений на основе сверточной нейронной сети / Т. В. Шуршев, Т. В. Хоменко // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. – 2024. – Т. 13, № 1(65). – С. 50–57.

Augmentation and Data Management in Conversional Neural Network Creation

© T. V. Shurshev¹✉, T. V. Khomenko²

¹ Faculty of Technological Management and Innovation, t.shurshev2002@gmail.com; ITMO National Research University, St. Petersburg, Russian Federation;

² Department of Automated Information Processing and Control Systems, Astrakhan State Technical University, Astrakhan, Russian Federation

Keywords: augmentation; data; diagnostics; artificial intelligence; model; pneumonia; decision making; convolutional neural network; decision support system.

Abstract: This paper presents the developed convolutional neural network, which serves as a classifier for a decision support system for diagnosing pneumonia. It is shown that during the workflow preparation stage, medical data from radiography images is loaded and divided into test, training, and validation sets. The processes of data scaling, grayscale normalization, and data augmentation are described. The data augmentation problem is formulated. Testing results demonstrated high prediction accuracy, reaching 92 %, with a loss function value of only 0.25. It is noted that the intelligent decision support system for pneumonia diagnostics is a complex and multicomponent software suite that requires careful development, testing, and validation.

References

1. Kvyatkovskaya I.Yu., Vo Tkhi Khuyen Ch., Chan K.T. [Model and algorithm for supporting decision-making on the selection of products for recommendation to the user based on the method of statistical implication analysis], *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Upravleniye, vychislitel'naya tekhnika i informatika* [Bulletin of Astrakhan State Technical University. Series: Control, Computer Engineering, and Informatics], 2023, no. 2, pp. 116-124. doi: 10.24143/2072-9502-2023-2-116-124 (In Russ., abstract in Eng.)

2. Kvyatkovskaya I.Yu., Shurshev V.F., Kvyatkovskiy K.I. [Integrated mechanisms of information support for decision-making in a large-scale territorially distributed economic system], *Vestnik Saratovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Saratov State Technical University], 2010, vol. 4, no. 2(50), pp. 181-189. (In Russ., abstract in Eng.)
3. Kvyatkovskaya I.Yu. [Stages of a problem-oriented methodology for supporting management decision-making for weakly structured problems], *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Upravleniye, vychislitel'naya tekhnika i informatika* [Bulletin of Astrakhan State Technical University. Series: Control, Computer Engineering, and Informatics], 2009, no. 1, pp. 60-65. (In Russ., abstract in Eng.)
4. Shurshev T.V. *Noveyshiye tekhnologii osvoyeniya mestorozhdeniy uglevodородного syr'ya i obespecheniye bezopasnosti ekosistem Kaspiyskogo shel'fa: materialy XIII Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [The latest technologies for developing hydrocarbon deposits and ensuring the safety of Caspian shelf ecosystems: Proceedings of the XIII International Scientific and Practical Conference], Astrakhan', 12-13 October 2022, Astrakhan': Izdatel'stvo AGTU, 2022, pp. 393-395. (In Russ., abstract in Eng.)
5. Alekseyev P.P., Kvyatkovskaya I.Yu. [Application of neural networks in the system of recognition of commercial aquatic organisms under conditions of increased fluctuations], *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Upravleniye, vychislitel'naya tekhnika i informatika* [Bulletin of Astrakhan State Technical University. Series: Control, Computer Engineering, and Informatics], 2022, no. 2, pp. 76-86. doi: 10.24143/2072-9502-2022-2-76-86 (In Russ., abstract in Eng.)
6. Alekseyev P.P., Kvyatkovskaya I.Yu. [Application of neural networks for recognition of fundamental conventional graphic electrical symbols], *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Upravleniye, vychislitel'naya tekhnika i informatika* [Bulletin of Astrakhan State Technical University. Series: Control, Computer Engineering, and Informatics], 2021, no. 2, pp. 47-56. doi: 10.24143/2072-9502-2021-2-47-56 (In Russ., abstract in Eng.)
7. Kvyatkovskaya I., Khasukhadzhiev A., Magomaev T. Development of a searching algorithm based on neural networks for the optimal university studies schedule, *1st International Conference on Applied Science and Engineering*, ASE 2021, Grozny, 25 June 2021, Groznyy, 2021, pp. 040001. doi: 10.1063/5.0076464
8. Shurshev T.V., Karlina Ye.P. [Modeling a Functional Control Unit for a Matrix Indicator Based on a Programmable Logic Integrated Circuit], *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Upravleniye, vychislitel'naya tekhnika i informatika* [Bulletin of Astrakhan State Technical University. Series: Control, Computer Engineering, and Informatics], 2022, no. 4, pp. 42-47. doi: 10.24143/2073-5529-2022-4-42-47 (In Russ., abstract in Eng.)
9. Shurshev T.V., Gayrabekova T.I. [Modeling a Character Recognition Unit on a Liquid Crystal Display Using an Artificial Neuron Model], *Prikaspiyskiy zhurnal: upravleniye i vysokie tekhnologii* [Caspian Journal: Management and High Technologies], 2023, no. 1(61), pp. 149-156. (In Russ., abstract in Eng.)
10. Shurshev T.V. *73-ya Mezhdunarodnaya studencheskaya nauchno-tekhnicheskaya konferentsiya* [73rd International Student Scientific and Technical Conference], Astrakhan', 17-22 April 2023, Astrakhan': Izdatel'stvo AGTU, 2023, pp. 810-811. (In Russ., abstract in Eng.)
11. Shurshev T.V. *73-ya Mezhdunarodnaya studencheskaya nauchno-tekhnicheskaya konferentsiya* [73rd International Student Scientific and Technical Conference], Astrakhan', 17-22 April 2023, Astrakhan': Izdatel'stvo AGTU, 2023, pp. 812-813. (In Russ., abstract in Eng.)

12. Shurshev T.V. *74-ya Mezhdunarodnaya studencheskaya nauchno-tekhnicheskaya konferentsiya* [74th International Student Scientific and Technical Conference], Astrakhan', 8-13 April 2024, Astrakhan': Izdatel'stvo AGTU, 2023, pp. 647. (In Russ., abstract in Eng.)

13. Shurshev T.V. *74-ya Mezhdunarodnaya studencheskaya nauchno-tekhnicheskaya konferentsiya* [74th International Student Scientific and Technical Conference], Astrakhan', 8-13 April 2024, Astrakhan': Izdatel'stvo AGTU, 2023, pp. 648-649. (In Russ., abstract in Eng.)

14. Shurshev T.V. *Innovatsionnyye tekhnologii v obuchenii i proizvodstve: materialy XVIII Vserossiyskoy zaochnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Innovative technologies in education and production: materials of the XVIII All-Russian correspondence scientific and practical conference], Kamyshin, 19-20 November 2024, In 3 vols., Volgograd, 2024, vol. 2, pp. 113-115. (In Russ., abstract in Eng.)

15. Shurshev T.V. *Infokommunikatsionnyye tekhnologii: aktual'nyye voprosy tsifrovoy ekonomiki: sbornik nauchnykh trudov V Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Infocommunication technologies: current issues of the digital economy: Collection of Scientific Papers of the V International Scientific and Practical Conference], Yekaterinburg, 29 January 2025, Yekaterinburg: Sibirskiy gosudarstvennyy universitet telekommunikatsiy i informatiki, 2025, pp. 148-150. (In Russ., abstract in Eng.)

16. Shurshev T.V. *Infokommunikatsionnyye tekhnologii: aktual'nyye voprosy tsifrovoy ekonomiki: sbornik nauchnykh trudov V Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Infocommunication technologies: current issues of the digital economy: Collection of Scientific Papers of the V International Scientific and Practical Conference], Yekaterinburg, 29 January 2025, Yekaterinburg: Sibirskiy gosudarstvennyy universitet telekommunikatsiy i informatiki, 2025, pp. 151-155. (In Russ., abstract in Eng.)

17. Shurshev T.V. *Neyronnaya set' dlya diagnostiki pnevmonii* [Neural Network for Diagnosing Pneumonia], Russian Federation, 2023, Computer Program Registration Certificate No. 2023660902. (In Russ.)

18. Shurshev T.V. *Neyronnaya set' dlya avtomaticheskogo raspoznavaniya rukopisnogo teksta* [Neural Network for Automatic Handwriting Recognition], Russian Federation, 2023, Computer Program Registration Certificate No. 2023660903. (In Russ.)

19. Shurshev T.V. *Svertochnaya neyronnaya set' dlya diagnostiki pnevmonii* [Convolutional Neural Network for Pneumonia Diagnosis], Russian Federation, 2023, Computer Program Registration Certificate No. 2023661538. (In Russ.)

20. Shurshev T.V. *Informatsionnyye tekhnologii i tekhnologii kommunikatsii: sovremennyye dostizheniya: materialy III Mezhdunarodnoy molodezhnoy konferentsii* [Information and Communication Technologies: Modern Achievements: Proceedings of the III International Youth Conference], Astrakhan', 01-05 October 2019, Astrakhan', 2019, pp. 91. (In Russ., abstract in Eng.)

21. Shurshev T.V. *Innovatsionnyye tekhnologii v obuchenii i proizvodstve: materialy XVIII Vserossiyskoy zaochnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Innovative technologies in education and production: materials of the XVIII All-Russian correspondence scientific and practical conference], Kamyshin, 19-20 November 2024, In 3 vols., Volgograd, 2024, vol. 2, pp. 110-113. (In Russ., abstract in Eng.)

22. Available at: <https://www.Kaggle.com> (accessed 23 December 2025).

23. Shurshev T.V., Khomenko T.V. [Development of an intelligent decision support system based on a convolutional neural network], *XXI vek: itogi proshlogo i problemy nastoyashchego plyus* [XXI century: results of the past and problems of the present plus], 2024, vol. 13, no. 1(65), pp. 50-57. (In Russ., abstract in Eng.)

Argumentierung und Datenverwaltung bei der Erstellung des konvolutionären neuronalen Netzwerkes

Zusammenfassung: Dieser Artikel präsentiert ein entwickeltes konvolutionäres neuronales Netzwerk, das als Klassifikator für ein Entscheidungsunterstützungssystem zur Diagnose von Lungenentzündung dient. Es ist gezeigt, dass in der Vorbereitungsphase der Arbeitsumgebung medizinische Daten aus Röntgenbildern geladen und in Test-, Trainings- und Validierungsdatensätze aufgeteilt werden. Die Prozesse der Datenskalierung, Graustufennormalisierung und Datenaugmentation sind beschrieben. Es ist das Problem der Datenaugmentation formuliert. Die Testergebnisse zeigen eine hohe Vorhersagegenauigkeit von 92 % bei einem Verlustfunktionswert von lediglich 0,25. Es ist darauf hingewiesen, dass das intelligente Entscheidungsunterstützungssystem zur Diagnose von Lungenentzündung ein komplexes und aus mehreren Komponenten bestehendes Softwarepaket darstellt, das sorgfältige Entwicklung, Tests und Validierung erfordert.

Augmentation et utilisation des données lors de la création d'un réseau neuronal de précision

Résumé: Est présenté un réseau neuronal convolutionnel développé, qui est un classificateur du système d'aide à la décision pour le diagnostic de la pneumonie. Il est démontré qu'au cours de la phase de la préparation de l'environnement de travail, les données médicales des radiographies sont chargées et réparties sur des échantillons de test, de formation et de validation. Sont décrites les procédures de mise à l'échelle des données, de la normalisation des niveaux de gris et d'augmentation des données. Est formulé l'objectif de l'augmentation des données. Les résultats des tests ont montré une grande précision des prédictions, atteignant 92 %, avec une valeur de la fonction de perte seulement de 0,25. Est noté que le système d'aide à la décision intelligente pour le diagnostic de la pneumonie est un complexe logiciel complexe et multi-composants qui nécessite un développement, des tests et une validation minutieux.

Авторы: *Шуршев Тимофей Валерьевич* – магистрант, Национальный исследовательский университет ИТМО, Санкт-Петербург, Российская Федерация; *Хоменко Татьяна Владимировна* – доктор технических наук, доцент, заведующий кафедрой «Автоматизированные системы обработки информации и управления», ФГБОУ ВО «Астраханский государственный технический университет», Астрахань, Российская Федерация.