

ПЕРСПЕКТИВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ЗАБОЛЕВАНИЙ ЛЕГКИХ

PROSPECTS OF USING A NEURAL NETWORK FOR THE CLASSIFICATION OF LUNG DISEASES

V. Atamanenko

Summary. At the present stage of social development, the healthcare system needs a fundamentally new approach focused on the global introduction of information technologies focused on the use of artificial intelligence to support appropriate decision-making. Decision-making related to the classification of various diseases is no exception. Lung diseases, over the past few years, taking into account the pandemic of coronavirus infection caused by the virus (covid-19) the number of cases came to the fore. However, the problems that medical organizations face when making appropriate medical decisions have not yet been solved. Of all the variety of problems, the most serious concern the impossibility of timely diagnosis of the severity of the disease. The reasons for this problem lie in both theoretical and practical problems related to the classification of lung disease depending on the severity of the disease.

In the context of this study, it is proved that a partial solution to the problem is possible with technical solutions in the healthcare system, which are based on an artificial intelligence system built on the training of artificial neural networks to classify lung diseases. Such technical solutions will allow medical professionals to minimize the number of errors that occur when making decisions and make medical care for patients more effective and of high quality.

Keywords: classification of lung diseases, artificial intelligence, neural networks, decision support systems, healthcare system.

Атаманенко Вадим Александрович

Директор Департамента информационных технологий, Freedom Holding Corp
Atamanenko.v@gmail.com

Аннотация. На современном этапе общественного развития система здравоохранения нуждается в наличии принципиально нового подхода, направленного на глобальное внедрение информационных технологий, ориентированных на использование искусственного интеллекта для поддержки принятия соответствующих решений. Принятие решений, связанных с классификацией различных заболеваний, не является тому исключением. Заболевания легких за последние несколько лет с учетом пандемии коронавирусной инфекции, вызванной вирусом covid-19, по количеству случаев вышли на первый план. Однако проблемы, с которыми сталкиваются медицинские организации при принятии соответствующих медицинских решений, до сих пор не решены. Из всего многообразия таких проблем наиболее серьезными являются те, которые касаются невозможности своевременной диагностики тяжести заболевания (например проблемы, связанные с классификацией заболеваний легких в зависимости от тяжести заболевания).

В контексте настоящего исследования доказано, что частичное решение обозначенной проблематики возможно за счет использования в системе здравоохранения технических решений, в основу которых будет заложена система искусственного интеллекта, построенного на обучении искусственных нейронных сетей возможности классифицировать заболевания легких. Такие технические решения позволят медицинским работникам минимизировать количество ошибок, возникающих при принятии решений, и сделать медицинскую помощь для пациентов более эффективной и качественной.

Ключевые слова: классификация болезней легких, искусственный интеллект, нейронные сети, системы поддержки принятия решений, система здравоохранения.

Эффективная система поддержки принятия решений в системе здравоохранения для классификации заболеваний легких по изображениям, полученным при проведении соответствующих исследований (флюорография, магнитно-резонансная томография, компьютерная томография), является важнейшим инструментом не только для диагностики, но и для определения прогноза лечения соответствующего заболевания, в том числе хронической обструктивной

болезни легких, воспаления легких, фиброза легких, рака легких.

Амбулаторная практика выявления различных заболеваний легких показывает, что многие проблемы, связанные с неэффективным лечением, и как следствие, упущенными возможностями для пациентов, связаны с некачественной диагностикой, ориентированной, помимо прочего, на диагностику по изображениям. Такие

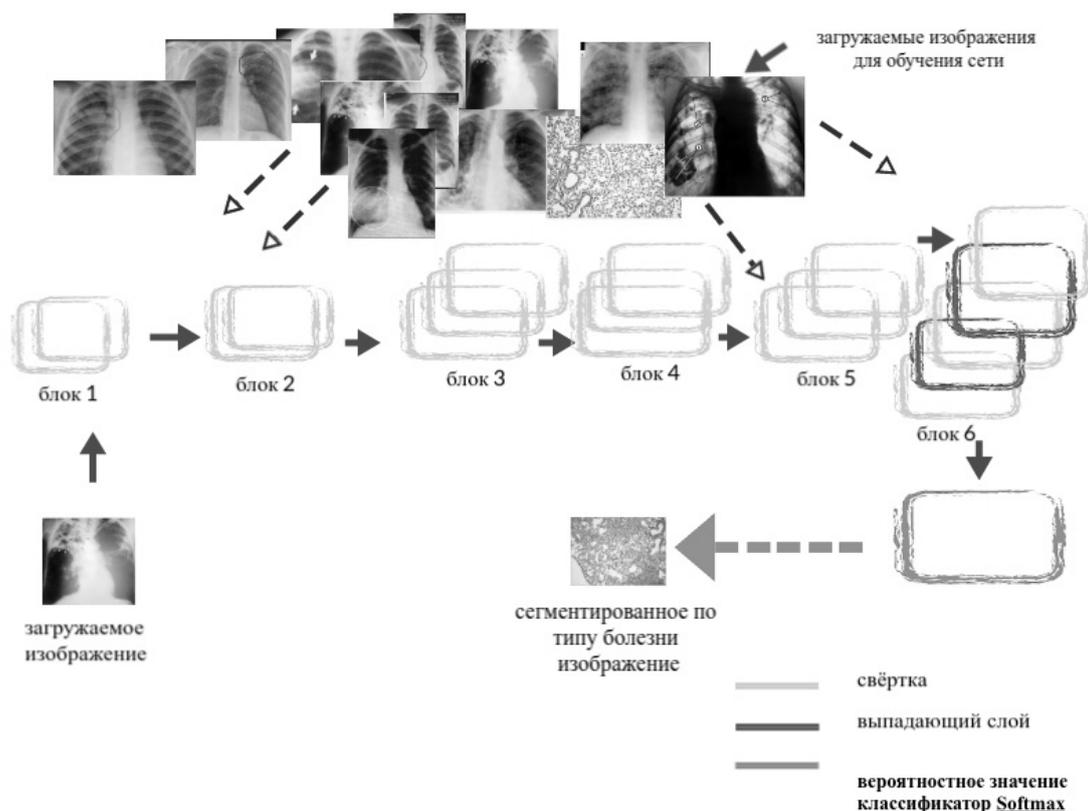


Рис. 1. Модель работы сверточной нейронной сети

результаты ставят под сомнение надежность диагностики, основанной на физикальных методах, применяемых человеком, поскольку по причине ошибочных оценок принимаемые в части лечения пациентов решения могут иметь нежелательные побочные эффекты, а также задерживать эффективную терапию.

Многие исследователи и врачи-практики указывают на то, что в год от 65 до 90 пациентов из 100, страдающих раком легкого, особенно на первых стадиях, подвергаются неграмотному лечению ввиду того, что начальные стадии рака легкого часто путают с пневмонией, фиброзом легких, туберкулезом и другими патологиями, имеющими сходную симптоматику и рентгенографическое отображение [6]. Туберкулез легких также часто путают с другими заболеваниями, например, бронхитами, пневмониями, абсцессом легкого, бронхоэктазами. Точный диагноз иногда удается поставить только после нахождения в мокроте палочек Коха или при дополнительном детальном рентгеновском исследовании [6, 7, 8, 9].

Решением многих проблем, связанных с классификацией изображения для различных целей, в со-

временной науке называют использование систем искусственного интеллекта, основанных на методе искусственных нейронных сетей, способных позволять машине (компьютеру) обрабатывать информацию подобно нейронам человеческого мозга [10, 13]. Преимущества искусственных нейронных сетей перед возможностями человеческого мозга заключаются в скорости и точности обработки изображений (классификация и кластеризация), за счет чего нейронные сети уже давно используются в машиностроительной отрасли, образовании, средствах массовой информации, бизнесе, медицине, технике, геологии, физике [11].

Вместе с тем несмотря на то, что нейронные сети применяются в отдельных медицинских технологиях и для отдельных целей [1, 3, 4, 5], до настоящего времени классификация и кластеризация компьютерных изображений различных заболеваний (в том числе заболеваний легких) находится в зачаточном состоянии.

Существует не так много компьютеризированных подходов для глубокой оценки заболеваний на основе их классификации, ориентированных на обучение нейронных сетей, поскольку этот способ анализа является

сравнительно новым и для науки, и для практики в сфере здравоохранения. Однако, за последние несколько лет качество обработки изображений с помощью нейронных сетей существенно продвинулось вперед и уже позволяет обнаруживать отклонения в различных медицинских изображениях, полученных при таких исследованиях, как магнитно-резонансная томография; ультразвуковое исследование; компьютерная томография [6]. Кроме того, в специализированной литературе отмечается, что нейронные сети уже позволяют решать отдельные проблемы семантической сегментации при выявлении болезни по изображению.

Вместе с тем для того, чтобы нейронная сеть позволяла четко классифицировать изображения и на основе этой классификации можно было делать выводы о прогнозах лечения, необходимо, чтобы эффективность ее работы зависела от множества факторов, в частности от параметров работы сети и алгоритмов обучения сети. Основной целью этого исследования является разработка оптимизированной модели на основе сверточной нейронной сети, способной надежно классифицировать заболевания легких с дальнейшей возможностью диагностики степеней тяжести заболевания. Пример работы модели, построенной на сверточной нейронной сети с точки зрения выполнения задач классификации заболеваний легких, представлен на рисунке 1.

Значимость представленной на рисунке 1 модели заключается в том, что компьютерная обработка изображений, основанная на их классификации, позволит минимизировать риски принятия неправильных решений медицинскими работниками при постановке диагноза. Предполагается, что загрузка рентгенографического изображения и сверка его с имеющимися изображениями посредством нейронной сети будет давать более точный результат, чем результат, получаемый без использования компьютерной обработки изображений. Так, например, на практике при сверке рака легких на начальных стадиях и пневмонии при постановке диагноза ошибки объясняются значительной схожестью симптомов заболеваний и недостаточно точным анализом рентгенограмм. Кроме того, рак легких зачастую может сопровождаться воспалительными заболеваниями, в том числе пневмонией, что делает постановку диагноза более затруднительным.

По полученным рентгенограммам можно изучить характер затемнений. На начальных стадиях тени опухолей имеют ровные края, а на поздних стадиях появляются отростки. Однако на начальных стадиях рака легких затемнения на рентгенограммах могут быть настолько незначительными, что могут быть плохо заметны. В этой части искусственный интеллект не толь-

ко справится с поставленной задачей эффективнее, но еще и обработка изображения будет более быстрой.

В основу классификации изображений предлагаемой модели заложена пиксельная сегментация, то есть нейронная сеть будет с точностью до пикселей определять характер изображения и сравнивать его с имеющимися классификациями легочных заболеваний, загруженных в систему при обучении сверточной нейронной сети.

Когда для целей дальнейшей классификации или кластеризации изображений по пикселям осуществляют обучение сверточной нейронной сети, сама сеть обычно состоит из двух ключевых компонентов: слоев выборки и подвыборки (они составляют первый раздел). Слои выборки используются для получения входных данных для того, чтобы использовать диапазон типов фильтров и размеров, а слои подвыборки используются для того, чтобы уменьшить размеры сегментированных диаграмм объектов. Считается, что слои подвыборки позволяют сократить время переобучения сети в каждом слое, а также ускоряют время вычисления.

Слои с расширенной выборкой и классификатор softmax (функция мягкого максимума, которая часто используется в нейронных сетях в качестве функции активации при решении задачи классификации), составляют второй компонент сверточной нейронной сети. Эти слои используют извлеченные свойства для каждого пикселя для того, чтобы определить, каким именно заболеванием является то, что указано на изображении.

Чтобы сеть могла наиболее точно классифицировать изображения на основе пикселей, каждый последующий слой обучается на ошибках предыдущих слоев. Каждый пиксель загруженного изображения для целей обучения будет служить обучающим примером.

Как показано на рисунке 1, при сегментации изображений обучающие примеры непосредственно указывают на то, что выходной слой должен делать в каждой точке, где он должен давать значение, близкое к сегментированному. Поведение других слоев напрямую не определяется обучающими данными. Алгоритм обучения должен решить, как использовать эти слои для получения желаемого результата, а также алгоритм обучения должен решить, как использовать эти слои, чтобы наилучшим образом реализовать аппроксимацию $\phi(\cdot)$. Поскольку обучающие данные не показывают желаемый результат для каждого из слоев искусственной нейронной сети, эти слои называются скрытыми слоями.

Предлагаемый в настоящем исследовании подход к обучению нейронных сетей ориентирован на извлечение на пиксельном уровне уникальных пикселей изображения с помощью слоев свертки. Блок 6 (рисунок 1) берет на себя роль последних трех полностью связанных слоев нейронной сети. Сверточная сеть генерирует карты объектов F с помощью операций свертки, которые по сути являются инвариантом трансляции. Операция свертки, ядра фильтра W и функция запуска $\varphi(\cdot)$ являются основными элементами этой сверточной нейронной сети. Таким образом, n -е подмножество объектов слоя K вычисляется как:

$$R_K^n = \varphi(W_K^n * R_{K-1}^n + p_K^n) \quad (1)$$

В выражении (1), p_K^n — функционал смещения для диаграммы характеристик каждого слоя. Для решения поставленных задач необходимо выполнить нелинейный процесс запуска, используя функцию активации ReLU, чтобы придать сети нелинейность. Именно функция активации ReLU позволяет обучать сеть более эффективно, а с точки зрения вычислений решать проблему исчезающего градиента. Ниже приводится определение функции активации ReLU.

$$\varphi = (y) \max(0, y) = \begin{cases} y, & \text{если } y \geq 0 \\ 0, & \text{если } y < 0, \end{cases} \quad (2)$$

В качестве метода обучения, как уже было отмечено, использовался метод глубокого обучения. Алгоритмы глубокого обучения — это подмножество алгоритмов машинного обучения, которые обычно включают в себя обучение представлениям на разных уровнях иерархии, чтобы позволить строить сложные концепции из более простых.

Классификация softmax, многомерная логистическая регрессия, предоставляет собой входные данные для последнего уровня предлагаемой архитектуры сверточной нейронной сети. Затем используется карта прогнозов для каждого пикселя, содержащая разделенные изображения. Таким образом, разрешения по пикселям выходных изображений, указывающих на конкретную болезнь, совпадают с разрешениями входных данных рентгенографических изображений, загруженных в сеть. Чтобы уменьшить общие потери

каждого пикселя, коэффициент ошибок (функция потерь) между изображением проекционной сегментации y , а также между введением коэффициентов регрессии u , определяется на этапе обучения следующим образом:

$$F = -x \cdot \log(x) + (1 - x) \cdot \log(1 - x)$$

В рамках настоящего исследования применение сверточной нейронной сети предназначено для классификации заболеваний легких на уровне пикселей, то есть с очень высокой чувствительностью. Алгоритмы глубокого обучения необходимы для оптимизации ограничений по плотности в каждом слое сверточной нейронной сети. Процедура одного цикла обучения сверточной нейронной сети выполняется следующим образом: сначала используется обучающий набор данных для последовательного вычисления выходных данных в каждом слое. Ошибка между метками в слоях нейронной сети вычисляется с использованием цели повреждения в конечном выходном слое. Через сетевые уровни для уменьшения ошибки обучения используется обратное распространение.

Подводя итог настоящему исследованию, необходимо отметить, что использование в системе здравоохранения подходов к классификации изображений, ориентированного на использование нейронных сетей, является достаточно перспективным. Проблемы, связанные с неэффективным лечением легочных больных, и, как следствие, упущенными возможностями для пациентов, связаны с некачественной диагностикой, ориентированной, помимо прочего, на диагностику по изображениям.

Частичное решение проблемы возможно за счет использования технических решений, в основу которых будет заложена система искусственного интеллекта, построенного на обучении искусственных нейронных сетей возможности классифицировать заболевания легких. Такие технические решения позволят медицинским работникам минимизировать количество ошибок, возникающих при принятии решений, и сделать медицинскую помощь для пациентов более эффективной и качественной.

ЛИТЕРАТУРА

1. Абдуалимов Т.П., Обрезан А.Г. Возможности искусственного интеллекта в прогнозировании поражения коронарных артерий // Кардиология: Новости. Мнения. Обучение. 2022. № 1 (28). С. 34–39.
2. Горбатов С.А. Методологические основы разработки нейросетевых моделей экономических объектов в условиях неопределенности / С.А. Горбатов, Д.В. Полупанов, Е.Ю. Макеева, А.Н. Бирюков; под ред. С.А. Горбатова. М.: Издательский дом «Экономическая газета», 2012. 494 с.
3. Ермоленко Т.В., Ролик Д.В. Классификация аномалий сердцебиения с помощью глубокого обучения // Проблемы искусственного интеллекта. 2022. № 1 (24). С. 40–53.

4. Зинченко Ю.С., Басанцова Н.Ю., Старшинова А.Я., Умутбаева Г.Б., Чурилов Л.П. Туберкулёз сегодня: основные направления исследований по профилактике, диагностике и лечению // Российские биомедицинские исследования. 2018. № 4. С. 24–34.
5. Клячкин В.Н., Санталов А.А. Разработка нейронной сети для оценки исправности гидроагрегата по результатам вибромониторинга // Программные продукты и системы. 2020. № 4. С. 629–634.
6. Малявко Н.С. Выявление обострений хронической обструктивной болезни легких в амбулаторной практике / Н.С. Малявко, Н.О. Шатый // Российский семейный врач. 2018. № 22. С. 18–22.
7. Низов А.А. Комплексная оценка степени тяжести ХОБЛ на амбулаторно-поликлиническом приеме / А.А. Низов, А.Н. Ермачкова // Российский медико-биологический вестник имени академика И.П. Павлова. 2019. № 27. С. 59–65.
8. Перепелевский А.Н., Станоевич У.С., Лазаренко В.А., Гребенкин Е.Н., Сумина О.Е. Трансторакальная биопсия под контролем компьютерной томографии как метод дифференциальной диагностики узловых новообразований легкого в амбулаторных условиях // Современная онкология. 2022. № 2. С. 216–220.
9. Соколов В.В. Современные возможности эндоскопии в онкологии. Онкология на рубеже XXI века // Материалы международного научного форума. М., 1999. С. 361.
10. Усков, А.А. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика / А.А. Усков, А.В. Кузьмин. М.: Горячая линия -Телеком, 2004. 143 с.
11. Широков И.Б., Колесова С.В., Кучеренко В.А., Серебряков М.Ю. Анализ технологий глубокого обучения с подкреплением для систем машинного зрения // Известия ТулГУ. Технические науки. 2022. № 10. С. 118–120.
12. Ямашкина А.С. Хроническая обструктивная болезнь легких // StudNet. 2020. № 11. С. 240–268.
13. Perez F, Vasconcelos C, Avila S, Valle E (2018). Data augmentation for skin lesion analysis. OR2.0 context-aware operating theaters, computer assisted robotic endoscopy, clinical image-based procedures, and skin image analysis. Springer, Cham, pp 303–311.