

Использование методов компьютерного зрения и искусственного интеллекта для анализа изображений в колоноскопии

А. С. Андержанова¹, Н. В. Котов², В. В. Хрящев³

ЯрГУ им. П. Г. Демидова

¹ande.nova@yandex.ru, ²nik-kotov-98@inbox.ru, ³vhr@yandex.ru

Аннотация. Представлены результаты тестирования алгоритма компьютерного зрения для обнаружения области устья червеобразного отростка на изображениях слизистой толстой кишки, получаемых во время колоноскопической диагностики. База изображений была сформирована из результатов диагностических исследований в отделении эндоскопии ГБУЗ «Ярославская областная клиническая онкологическая больница». В качестве сверточной нейронной сети выбрана архитектура на базе ResNet50, предварительно обученная на большой стандартной базе изображений ImageNet. В результате применения алгоритма обнаружения к тестовому набору эндоскопических изображений получено наивысшее значение метрики F-мера=0,886. Полученные результаты могут использоваться при разработке системы контроля качества проведения колоноскопических исследований в реальной медицинской практике.

Ключевые слова: компьютерное зрение; анализ изображений; колоноскопия; искусственный интеллект; сверточная нейронная сеть

I. ВВЕДЕНИЕ

Алгоритмы глубокого машинного обучения и компьютерного зрения получили широкое распространение в области анализа медицинских изображений и видеоданных [1–3]. Прогресс в данной области и развитие соответствующих программно-аппаратных технологий компьютерного зрения делает возможным создание систем поддержки принятия врачебного решения. Внедрение подобных систем в медицинскую практику нацелено на повышение эффективности диагностики и терапии, сокращение времени и ресурсов на исследования, проведение процедуры контроля качества соответствующей процедуры. Такие системы могут также использоваться для обучения и совершенствования навыков профильных медицинских специалистов. С помощью методов глубокого обучения на сегодняшний день активно решаются задачи классификации, сегментации и детектирования, возникающие в клинической практике при анализе медицинских изображений, представленных различными методами визуализации (компьютерная томография, МРТ, рентгенография) [4–5].

Одним из актуальных направлений подобных междисциплинарных исследований является анализ эндоскопических изображений [6]. Важным и малоизученным направлением в данной области можно

считать процедуру создания систем поддержки принятия врачебных решений для проведения эндоскопического исследования толстой кишки (колоноскопии) [7–8]. Такая процедура позволяет выявить доброкачественные и злокачественные образования в толстой кишке, предотвратить развитие соответствующих заболеваний. Фундаментальными когнитивными задачами специалистов в данной области являются анализ и интерпретация изображений с наличием или отсутствием патологических изменений. В связи с этим, к возможным сферам применения методов глубокого обучения относится решение задач выявления патологии (новообразований, полипов) и соблюдения качества процедуры проведения колоноскопии.

Несмотря на отсутствие в мире единого стандарта проведения процедуры колоноскопии, оценить ее качество можно по соблюдению эндоскопистом ряда требований. Например, о полноте исследования свидетельствует доведение эндоскопа до слепой кишки пациента, где врач-эндоскопист осуществляет фотофиксацию устья червеобразного отростка слепой кишки [9–11]. Эндоскопический анализ является субъективным, так как специалисту необходимо самостоятельно определять и фиксировать области интереса. В то же время, за счет особенностей строения толстой кишки (большая протяженность органа, неоднородности, просветы, наличие нескольких анатомических отделов, складки) колоноскопия считается сложной процедурой даже для врачей-эндоскопистов высокого уровня. Данные факторы повышают риск возникновения врачебных ошибок и подчеркивают актуальность разработки систем автоматического контроля качества колоноскопии [12].

Целью работы является анализ эндоскопических изображений с целью обнаружения устья червеобразного отростка слепой кишки при проведении колоноскопии с целью скрининга колоректального рака на основе методов глубокого машинного обучения.

II. ОПИСАНИЕ БАЗЫ ИЗОБРАЖЕНИЙ

База изображений сформирована из результатов колоноскопических исследований, проведенных сотрудниками отделения эндоскопии ГБУЗ «Ярославская областная клиническая онкологическая больница». Изображения получались во время проведения процедуры колоноскопии путем

фотофиксации эндоскопом разных отделов толстой кишки пациентов, в том числе области устья червеобразного отростка. База содержит цифровые изображения с разрешениями 624x528 пикселей и 640x480 пикселей, полученными со следующих эндоскопических систем: OLYMPUS EXERA II, и EXERA III; видеоколоноскоп CL180, 185 и 190; PENTAX EPK-i7010; видеоколоноскоп EC-2990Zi.

С точки зрения теории и методов компьютерного зрения подобная задача обнаружения представляет собой проблему бинарной классификации, где первый класс представляет обычные изображения слизистой толстой кишки, а второй класс – изображения, содержащие устье червеобразного отростка слепой кишки (рис. 1). Следует заметить, что визуально изображения разных классов отличаются незначительно.

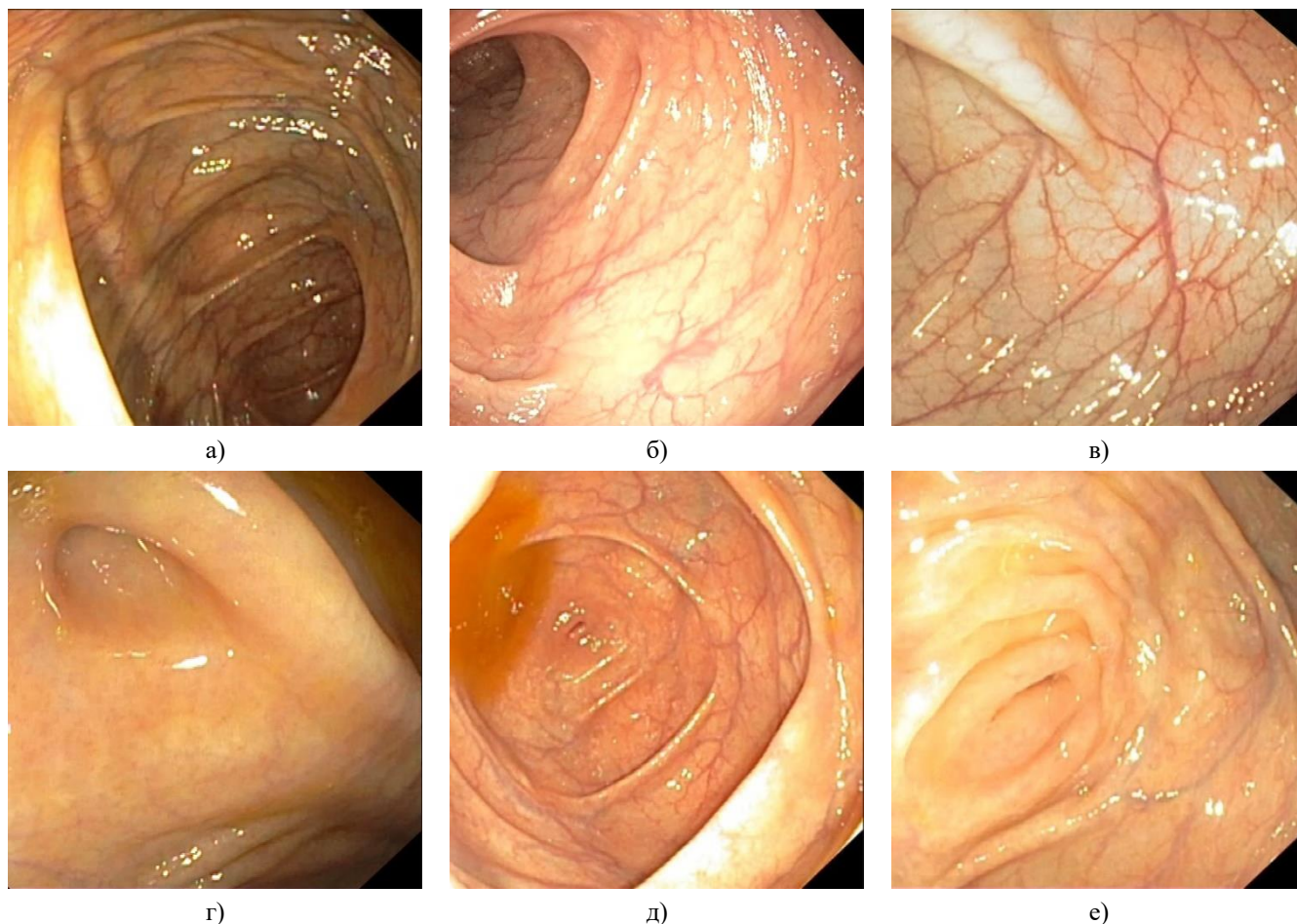


Рис. 1. Примеры эндоскопических изображений: а), б), в) – обычные изображения слизистой толстой кишки; г), д), е) – изображения устья червеобразного отростка слепой кишки

Таким образом, задача поиска устья на эндоскопических изображениях является визуально нетривиальной и требует сбора большого числа обучающих данных. На данном этапе исследования составлена база размером 1696 изображений. Среди них 1143 + 299 представляют отрицательный класс (без устья), а 213 + 41 – положительный (изображения устья). Данная база разделена случайным образом в соотношении 80 % на 20 % на обучающий и валидационный наборы. Таким образом, обучающая база состояла из 1356 изображений (213 с устьем и 1143 без устья). Валидационный набор состоит из 340 изображений, среди которых 41 изображение с устьем и 299 изображений без него. Кроме того, врачами-эндоскопистами дополнительно отобран тестовый набор данных из 104 изображений, из которых (57 с устьем и 47 без него).

III. РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Как упоминалось ранее, в качестве классификатора устья червеобразного отростка слепой кишки использовалась сверточная нейронная сеть с архитектурой ResNet50, предварительно обученная на наборе данных ImageNet [13]. Топология выбранной нейронной сети была изменена путем замены выходного слоя двумя полносвязными слоями с 1024 нейронами. Метод прореживания (dropout) с вероятностью 0,5 в полносвязных слоях использован для регуляризации модели во время обучения. Выходной слой представляет собой двоичный классификатор с сигмоидальной функцией активации. В табл. 1 представлены параметры структуры используемой нейронной сети.

ТАБЛИЦА I. АРХИТЕКТУРА НЕЙРОСЕТИ RESNET50

Название слоя	Размер на выходе	Слой / блок слоев
Conv1	"112×112"	7×7, 64, шаг 2
MaxPool2D	"56×56"	3×3 объединение по максимальному значению, шаг 2
Conv2_x	"56×56"	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix}$
Conv3_x	"28×28"	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix}$
Conv4_x	"14×14"	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix}$
Conv5_x	"7×7"	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix}$
Gl_average_pool	"1×1"	Слой объединения по среднему
FC1	"1024"	Полносвязный слой
FC2	"1024"	Полносвязный слой
Sigm	2	Слой сигмоидной функции

Предложенная модель нейронной сети обучалась в течение 200 эпох. Использован алгоритм оптимизации Adam [14] со следующими значениями параметров: скорость обучения – 0,001, регуляризация – $1e-02$. В качестве функции потерь выбрана логистическая функция (binary crossentropy).

В связи с тем, что классы не сбалансированы, для лучшей сходимости начальное смещение выходного слоя установлено как $\log\left(\frac{N_{pos_nb}}{N_{neg_nb}}\right)$, а также добавлены веса классов для взвешивания функции потерь, рассчитанные как:

$$w_{neg_class} = \frac{N_{total}}{2 * N_{neg_nb}},$$

$$w_{pos_class} = \frac{N_{total}}{2 * N_{pos_nb}},$$

где N_{total} – общее число примеров в тренировочном множестве, N_{pos_nb} – число положительных примеров, N_{neg_nb} – число отрицательных примеров, w_{neg_class} – вес для отрицательного класса, w_{pos_class} – вес для положительного класса.

Для оценки качества работы нейросетевого алгоритма использовалась F-мера. Значение F_{val} -мера = 0,873 оказалось лучшим для валидационного набора при установленном пороге $h_{val} = 0,418$. Наибольшее значение F-меры для тестового набора составило 0,886 при величине порога $h = 0,404$, а для порога $h = 0,418$, подобранного на валидационном наборе, F-мера составила 0,877.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, разработан и протестирован алгоритм классификации изображений устья червеобразного отростка слепой кишки. В его основе лежит реализация сверточной нейронной сети на основе модифицированной архитектуры ResNet50.

В результате исследований на тестовом наборе метрика F-мера составила 0,877, при пороговом значении 0,418. Представленный алгоритм может быть использован при разработке системы контроля качества проведения колоноскопических исследований.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение // ДМК-Пресс, 2017. 652 с.
- [2] Дворкович В.П., Дворкович А.В. Цифровые видеоинформационные системы (теория и практика). М.: Техносфера, 2012.
- [3] Приоров А.Л., Хрящев В.В., Топников А.И. Обработка и передача мультимедийной информации: учеб. пособие. Ярославль: ЯрГУ, 2022.
- [4] Zhou S.K., Greenspan H., and Shen D. Deep Learning for Medical Image Analysis. Elsevier Science (2017).
- [5] Карпов О.Э., Храмов А.Е. Информационные технологии, вычислительные системы и искусственный интеллект в медицине. М.: ДПК Пресс, 2022.
- [6] Палевская С.А., Короткевич А.Г. Эндоскопия желудочно-кишечного тракта. Москва: ГЭОТАР-Медиа, 2020.
- [7] Лебедев А.А., Приоров А.Л., Андержанова А.С., Среднякова А.С. Разработка алгоритмов детектирования полипов на эндоскопических изображениях // Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике: сборник статей XXI Международной научно-технической конференции. Пенза: Приволжский Дом знаний, 2021. С. 51-56.
- [8] Завьялов Д.В., Кашин С.В., Нестеров П.В., Нечипай А.М., Рыбачков В.В., Малашенко В.Н., Хрящев В.В. Алгоритм уточняющей диагностики и внутрипросветного эндоскопического удаления эпителиальных новообразований толстой кишки // Колопроктология. Т. 20, № 1. 2021. С. 17-22.
- [9] Куваев Р.О., Никонов Е.Л., Кашин С.В., Капранов В.А., Гвоздев А.А. Контроль качества эндоскопических исследований, перспективы автоматизированного анализа эндоскопических изображений // Кремлевская медицина. Клинический вестник, 2, 2013, с. 51–56.
- [10] Лебедев А.А., Хрящев В.В., Казина Е.М., Среднякова А.С., Журавлева А.С. Распознавание устья червеобразного отростка на эндоскопических изображениях прямой кишки на основе сверточной нейронной сети // Цифровая обработка сигналов и ее применение (DSPA-2020): докл. 22-й междунар. конф. М., 2020. С. 638-642.
- [11] Akbar M., Shima R., Soroushmehr S.M.R., Karimi N., Samavi S., and Najarian K. Classification of Informative Frames in Colonoscopy Videos Using Convolutional Neural Networks with Binarized Weights // Conference Paper in Conference proceedings: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2018. 65-68.
- [12] Bisschops R, et al. Performance measures for upper gastrointestinal endoscopy: a European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) Quality Improvement Initiative // Endoscopy. 48(9), 2016. 843-864.
- [13] Russakovsky O., Deng J., Su H., Krause J., Satheesh S., Huang S. Ma, Z., Karpathy A., Khosla A., Bernstein M., Berg A., Fei-Fei L. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge // Computer Vision and Pattern Recognition (cs.CV). 2015. arXiv:1409.0575v3.
- [14] Kingma D.P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization // Machine Learning (cs.LG). 2017. arXiv:1412.6980v9.