

УДК 004.891.2

## КЛАССИФИКАЦИЯ ЭНДОСКОПИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ УСТЬЯ ЧЕРВЕОБРАЗНОГО ОТРОСТКА НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

*Хрящев В.В., к.т.н., доцент, руководитель центра искусственного интеллекта и цифровой экономики Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: v.khryashchev@uniyar.ac.ru;*

*Завьялов Д.В., д.м.н., доцент, профессор кафедры онкологии с гематологией, Ярославский государственный медицинский университет, e-mail: zavialoff@mail.ru;*

*Андержанова А.С., магистрант кафедры цифровых технологий и машинного обучения Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: ande.nova@yandex.ru*

## CLASSIFICATION OF ENDOSCOPIC IMAGES OF THE ORIFICE OF THE APPENDIX ON THE BASIS OF DEEP MACHINE LEARNING

*Khryashchev V.V., Zavyalov D.V., Anderzanova A.S.*

*The results of testing a machine learning algorithm for recognizing the orifice of the appendix on endoscopic images of the colon are presented. The database of images was formed from the results of colonoscopy studies together with the staff of the endoscopy department of the Yaroslavl Regional Cancer Hospital. As a convolutional neural network, a modification of the ResNet50 architecture was chosen, pre-trained on a standard ImageNet image database. As a result of applying the classification algorithm to the test set of endoscopic images, the metric values were AUC = 0.90, F-score = 0.886. The results obtained can be used in the development of a quality control system for colonoscopy studies in real medical practice.*

**Key words:** endoscopic image classification, colonoscopy, colorectal cancer screening, convolutional neural network.

**Ключевые слова:** классификация эндоскопических изображений, колоноскопия, скрининг колоректального рака, сверточная нейронная сеть.

### Введение

Алгоритмы глубокого машинного обучения получили широкое распространение в области анализа медицинских изображений и видеоданных [1]. 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) [2].

Одним из актуальных направлений подобных междисциплинарных исследований является анализ эндоскопических изображений [3]. Важным и малоизученным направлением в данной области можно считать процедуру создания систем поддержки принятия врачебных решений для проведения эндоскопического исследования

*Представлены результаты тестирования алгоритма машинного обучения для распознавания устья червеобразного отростка на эндоскопических изображениях слизистой толстой кишки. База изображений сформирована из результатов колоноскопических исследований совместно с сотрудниками отделения эндоскопии ГБУЗ «Ярославская областная клиническая онкологическая больница». В качестве сверточной нейронной сети выбрана модификация архитектуры ResNet50, предварительно обученная на стандартной базе изображений ImageNet. В результате применения алгоритма классификации к тестовому набору эндоскопических изображений значения метрик составили AUC = 0,90, F-мера = 0,886. Полученные результаты могут использоваться при разработке системы контроля качества проведения колоноскопических исследований в реальной медицинской практике.*

толстой кишки (колоноскопии) [4-5]. 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 [5-6]. 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 [7].

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

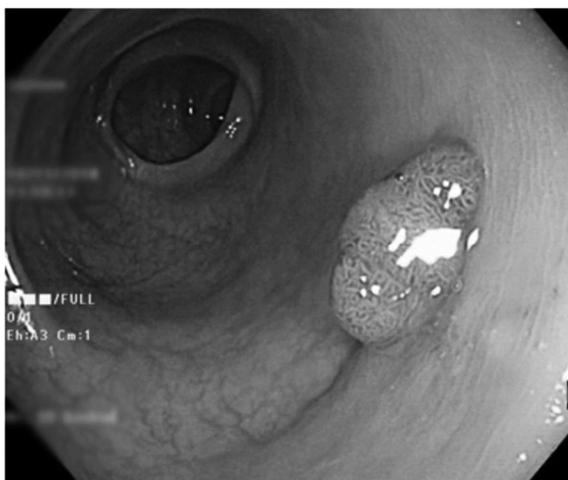
### База эндоскопических изображений

База изображений сформирована из результатов колоноскопических исследований совместно с сотрудниками отделения эндоскопии ГБУЗ «Ярославская областная клиническая онкологическая больница». Изображения создавались во время проведения процедуры колоноскопии путем фотофиксации эндоскопом разных отделов толстой кишки пациентов, в том числе области устья червеобразного отростка. База содержит цифро-

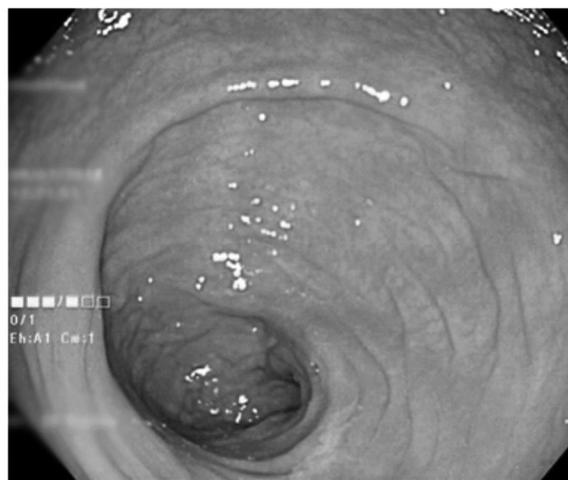
вые изображения с разрешениями 624x528 пикселей и 640x480 пикселей, полученные со следующих эндоскопических систем: OLYMPUS EXERA II и EXERA III; видеоколоноскоп CL180, 185 и 190; PENTAX EPK-i7010; видеоколоноскоп EC-2990Zi.

С алгоритмической точки зрения здесь решалась задача бинарной классификации, где первый класс представлял обычные изображения слизистой толстой кишки, а второй – изображения с устьем червеобразного отростка слепой кишки (рис. 1). Как можно заметить из анализа приведенных изображений – задача поиска устья является визуально нетривиальной и требует сбора большого числа обучающих данных.

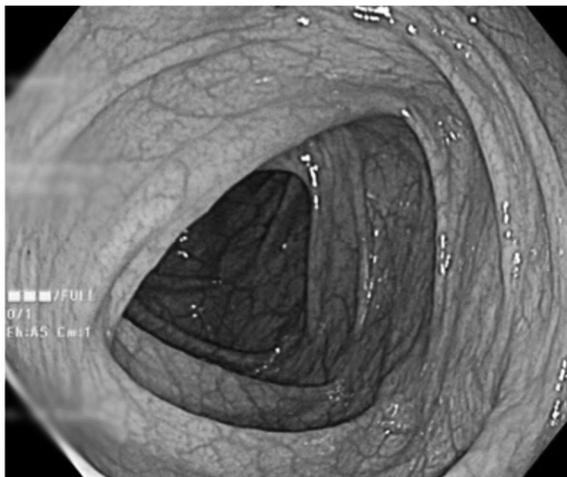
На данном этапе исследования составлена база размером 1696 изображений. Среди них 1143 + 299 представляют отрицательный класс (без устья), а 213 + 41 – положительный (изображения устья). Данная база разделена случайным образом в соотношении 80 % на 20 % на обучающий и валидационные наборы. Таким образом, обучающая база состояла из 1356 изображений (213 с устьем и 1143 без устья). Валидационный набор, необходимый для проверки точности обучения, 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.



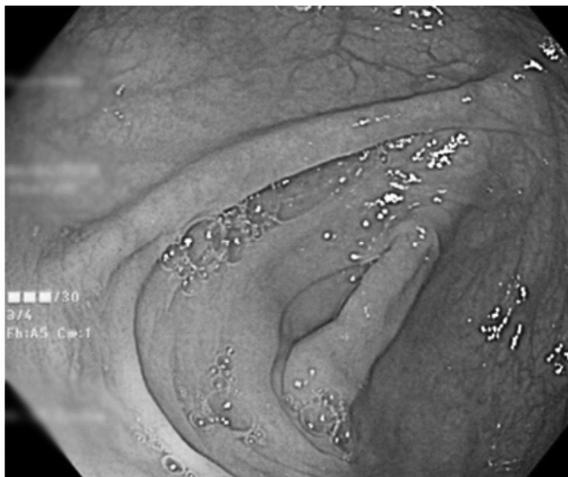
a)



б)



в)



г)

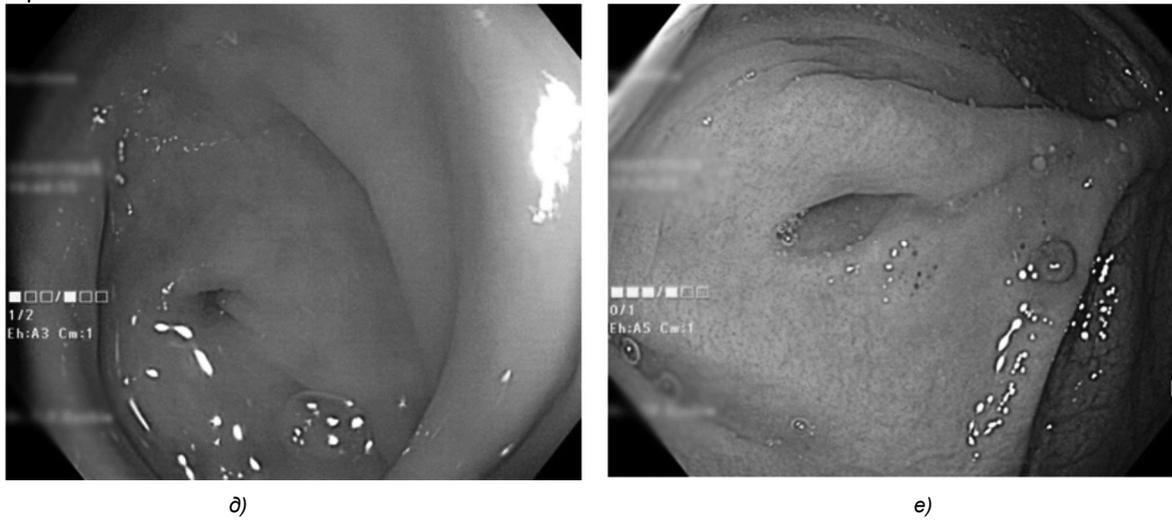


Рис. 1. Примеры эндоскопических изображений: а), б), в) – обычные изображения слизистой толстой кишки; в), д), е) – изображения устья червеобразного отростка слепой кишки

Таблица 1. Архитектура используемой нейронной сети 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

**Архитектура нейронной сети и результаты моделирования**

Как уже отмечалось, в качестве классификатора устья червеобразного отростка слепой кишки использовалась сверточная нейронная сеть (СНС) с архитектурой ResNet50, предварительно обученная на наборе данных ImageNet [8]. Топология нейронной сети 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 СНС.

Предложенная модель нейронной сети обучалась в течение 200 эпох. Использован алгоритм оптимизации Adam [9] 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:

$$w_{neg\_class} = \frac{N_{total}}{2 * N_{neg\_nb}}, \quad w_{pos\_class} = \frac{N_{total}}{2 * N_{pos\_nb}}$$

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.

ROC-кривые для валидационного и тестового наборов эндоскопических изображений представлены на рис. 2.

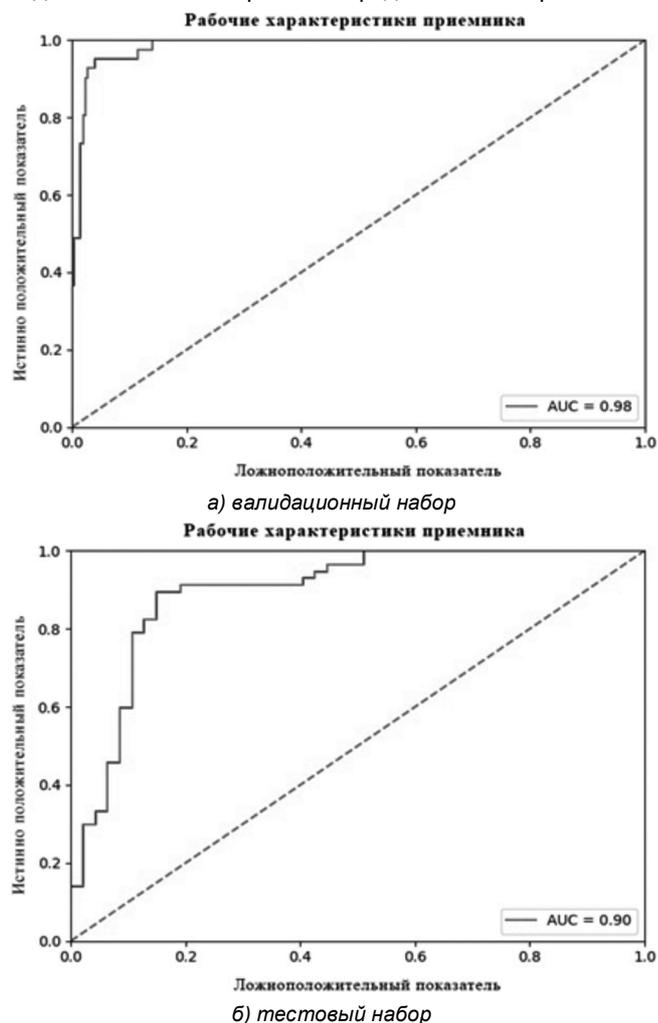


Рис. 2. ROC-кривые для набора эндоскопических изображений

Наилучший результат на валидационном наборе составил  $AUC = 0,98$ . Кроме того, для оценки качества работы нейросетевого алгоритма использовалась метрика F-меры. Значение  $F_{val}$ -мера = 0,873 оказалось лучшим для валидационного набора при установленном пороге  $h_{val} = 0,418$ . Для тестового набора площадь под кривой равняется  $AUC = 0,9$ . 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.

### Заключение

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

В результате исследований получены следующие результаты на тестовом наборе данных – метрика  $AUC = 0,9$ , F-мера = 0,877, при пороговом значении 0,418. Данные значения являются относительно высокими для задачи классификации объектов на эндоскопических изображениях кишечника, поэтому данный алгоритм может быть использован при разработке системы контроля качества проведения колоноскопических исследований. Внедрение подобной системы во врачебную практику позволит частично автоматизировать анализ видеоданных. В дальнейшем это приведет к снижению количества возможных субъективных врачебных ошибок при проведении колоноскопии с целью скрининга колоректального рака.

*Работа выполнена в рамках реализации Программы развития ЯрГУ на период 2021-2030 годов.*

### Литература

1. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение. ДМК-Пресс, 2017. 652 с.
2. Zhou S.K., Greenspan H., and Shen D. Deep Learning for Medical Image Analysis. Elsevier Science (2017).
3. Лебедев А.А., Хрящев В.В., Среднякова А.С., Казина Е.М. Разработка алгоритма детектирования полипов на эндоскопических изображениях с использованием сверточных нейронных сетей. Цифровая обработка сигналов. 2021. № 2. С. 55-60.
4. 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. 2021. Т. 20, № 1. С. 17-22.
5. 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.
6. Akbar M., Shima R., Sorousmehr 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.
7. Bisschops R., et al. Performance measures for upper gastrointestinal endoscopy: a European Society of Gastrointestinal Endoscopy (ESGE) Quality Improvement Initiative. Endoscopy. 2016. 48(9), 843-864.
8. Russakovsky O., Deng J., Su H., Krause J., Satheesh S., et al. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. Computer Vision and Pattern Recognition (cs.CV). 2015. arXiv:1409.0575v3.
9. Kingma D.P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization. Machine Learning (cs.LG). 2017. arXiv:1412.6980v9.