

УДК 621.391

ПОСТОБРАБОТКА РЕЗУЛЬТАТОВ РАБОТЫ НЕЙРОСЕТЕВОГО ДЕТЕКТОРА ПОЛИПОВ НА ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЯХ КОЛОНОСКОПИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ

*Лебедев А.А., аспирант Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова,
e-mail: lebedevdes@gmail.com;*

*Приоров А.Л., д.т.н., проф. Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова,
e-mail: pri@uniyar.ac.ru;*

*Хрящев В.В., к.т.н., доцент Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова,
e-mail: v.khryashchev@uniyar.ac.ru;*

*Среднякова А.С., м.н.с. Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова
e-mail: a.srednyakova2@uniyar.ac.ru*

POST-PROCESSING OF THE RESULTS OF THE NEURAL NETWORK POLYP DETECTOR ON VIDEO IMAGES OF COLONOSCOPIC STUDIES

Lebedev A.A., Priorov A.L., Khryashchev V.V., Srednyakova A.S.

An algorithm for post processing the results of a neural network polyp detector on video images of endoscopic colon examinations is proposed. To implement the detector, a modification of the YOLOv5 convolutional neural network with a large number of layers was used. The algorithm was tested using the original database of video sequences of real colonoscopy studies conducted by specialists of the Yaroslavl Regional Clinical Oncology Hospital. The total number of frames of test video sequences was 111 92 endoscopic images. The use of the post-processing algorithm allowed increasing the quality of detection by the AR metric to 0.833.

Key words: convolutional neural network, YOLOv5 architecture, neural network algorithm, training and testing of the algorithm, analysis of endoscopic images, colonoscopy, polyp detection, polyp video database, post-processing of results, metric for evaluating the quality of the algorithm.

Ключевые слова: сверточная нейронная сеть, архитектура YOLOv5, нейросетевой алгоритм, обучение и тестирование алгоритма, анализ эндоскопических изображений, колоноскопия, детектирование полипов, база видеоданных полипов, постобработка результатов, метрика оценки качества работы алгоритма.

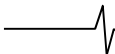
Введение

По данным Всемирной организации здравоохранения в мире колоректальный рак занимает третье место по распространенности среди других видов рака и второе место по частоте летальных исходов [1]. Причиной возникновения колоректального рака является развитие злокачественных полипов (небольших участков аномальных скоплений клеток) в толстой кишке. Современные исследования показывают, что обнаружение и удаление полипов на слизистой оболочке кишечника позволяет сократить смертность от колоректального рака на 53 % [2].

В настоящее время колоноскопия считается лучшим диагностическим инструментом для исследования толстой кишки, в том числе для раннего выявления и удаления полипов. Колоноскопия – инвазивная медицинская процедура, при которой эндоскопист исследует и/или оперирует толстую кишку с помощью гибкого эндоскопа, видеопоток с которого выводится на монитор врача. Анализируя изображение на мониторе, врач осуществляет поиск полипов и при нахождении осуществляет сбор материала для проведения биопсии, по результатам которой принимается решение о дальнейшем лечении пациента [3].

Предложен алгоритм постобработки результатов работы нейросетевого детектора полипов на видеоизображениях эндоскопических исследований толстой кишки. Для реализации детектора использовалась модификация сверточной нейронной сети YOLOv5 с большим количеством слоев. Тестирование алгоритма осуществлялось с помощью оригинальной базы видеопоследовательностей реальных колоноскопических исследований, проведенных специалистами Ярославской областной клинической онкологической больницы. Суммарное число кадров тестовых видеопоследовательностей составило 111 92 эндоскопических изображений. Использование алгоритма постобработки позволило повысить качество детектирования по метрике AP до 0,833.

Данная процедура дорогостоящая и трудоемкая, требует качественной подготовки кишечника, а также наполнения кишечника воздухом во время обследования, что дискомфортно для пациента, особенно с большим кишечником. Каждое видеоисследование содержит множество неинформативных кадров, на которых отсутствуют полипы. Количество обнаруженных полипов зависит как от механических факторов (плохая очистка кишечника, скрывание полипов за изгибами и складками толстой кишки), так и от квалификации врача-эндоскописта (распознавание полипов, имеющих цвет, близкий с окружающей слизистой оболочке, или крошечную/плоскую морфологию [4]). Частота пропусков полипа толстой кишки высока при традиционной колоноскопии и составляет около 25 % случаев для всех видов полипов. В одном исследовании почти четверть полипов была пропущена при проведении колоноскопии, несмотря на то, что видеоданные, выводимые на экран, имели высокое разрешение [5].



Таким образом, разработка автоматизированного алгоритма обнаружения полипов на изображениях слизистой оболочки толстой кишки является приоритетным направлением развития колоноскопической диагностики, позволяющим помочь врачам в ходе принятия значимых решений, повысить точность диагностики и снизить уровень смертности от колоректального рака [3]. Примером такой автоматизации может быть система поддержки принятия решения для врача-эндоскописта на основе сверточных нейронных сетей. Подобные системы работают в качестве второго наблюдателя, обладают высокой чувствительностью и отображают аннотацию каждого видеокadra на экране специалиста в режиме реального времени [6].

Совместно со специалистами эндоскопического отделения Ярославской областной клинической онкологической больницы разработан алгоритм детектирования полипов на эндоскопических изображениях колоноскопии [7] (рис. 1). Он является одним из компонентов системы поддержки принятия решения врача-эндоскописта. Данная система уже используется в тестовом режиме специалистами Ярославской областной клинической больницы и НМХЦ им. Н.И. Пирогова (г. Москва).

Использование стандартных детекторов на статических эндоскопических изображениях позволяет достичь высоких результатов качества обнаружения полипов. В то же время применение таких детекторов к данным видеопотока характеризуется худшим качеством детектирования, в особенности при быстро меняющихся сценах в кадре и низком разрешении данных. Камера на конце эндоскопа находится в постоянном движении, что приводит к возникновению таких артефактов, как рас-

фокусировка объекта, размытие кадра и другие, что может значительно снижать качество работы нейросетевых алгоритмов [8].

Достижение высокого качества распознавания полипов на видеопотоке при небольших дополнительных вычислительных затратах возможно путем введения дополнительного этапа постобработки в существующую систему детектирования полипов на эндоскопических видеоданных колоноскопии. Целью данной работы является разработка такого алгоритма постобработки детектирования и оценка влияния данного этапа на результат обработки системой эндоскопических изображений колоноскопических исследований.

Алгоритм постобработки детектирования

Основная идея постобработки заключается в связывании объектов в ряде последовательных кадров и формировании предсказаний о наличии объекта с использованием полученных связей. Наиболее часто для реализации используются алгоритмы постобработки Seq-NMS и Seq-Bbox-Matching, основанные на ручной эвристике и расчете метрики Intersection over Union (IoU) – отношении площади пересечения между детектированиями к площади объединения детектированиями между объектами в соседних кадрах [9].

Другой способ – использование обученного классификатора, способного автоматически определять принадлежность ближайших детектированиями в соседних кадрах к одному объекту.

Блок-схема работы алгоритма постобработки на базе обученного классификатора представлена на рис. 2 а, а процесс формирования пар детектированиями из кадров показан на рис. 2 б.

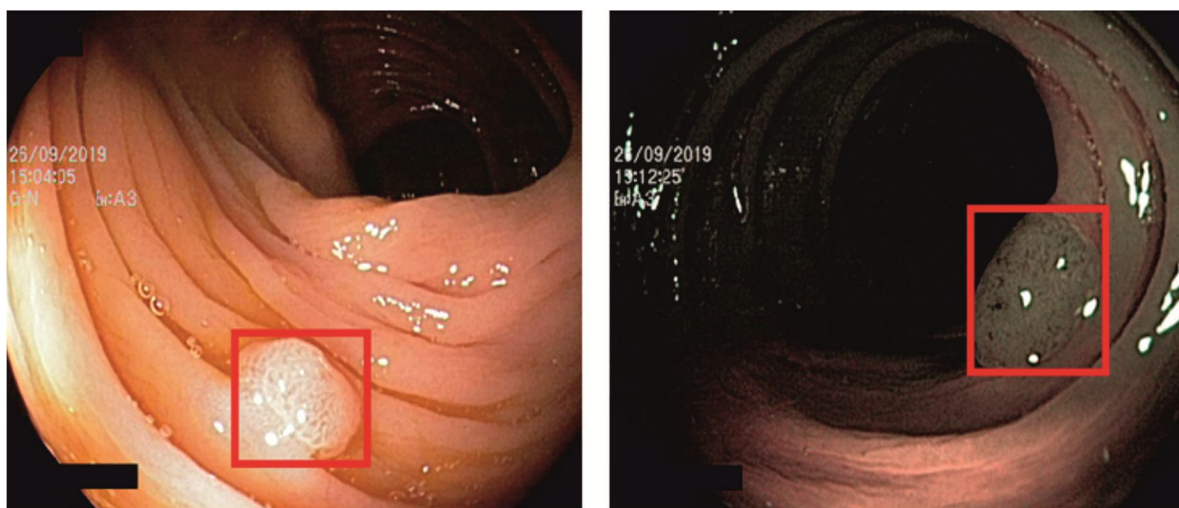


Рис. 1. Пример разметки полипов алгоритмом на эндоскопических изображениях толстой кишки

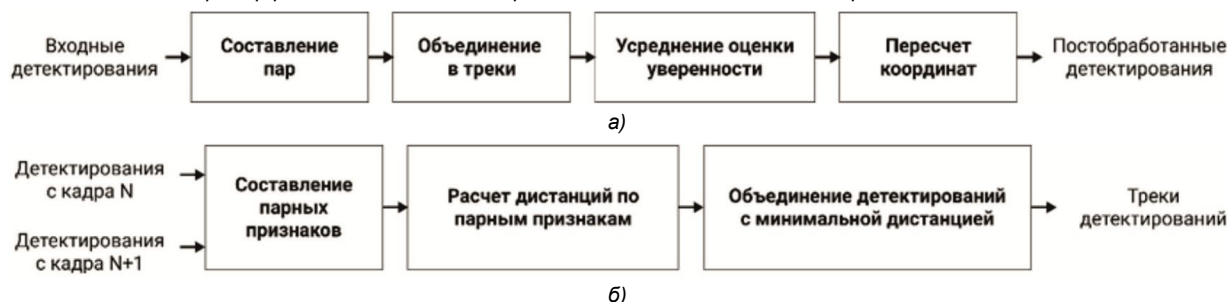
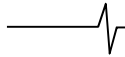


Рис. 2. Блок-схемы алгоритмов: а) постобработки детектированиями на видеоданных; б) объединения детектированиями в треки



Будем считать, что f_{sem} , f_{loc} и f_{geo} – парные признаки для детектирования, которые определяются следующим образом [9]:

$$f_{sem} = f_{sem}^{d_t} \cdot f_{sem}^{d_{t+1}},$$

$$f_{loc} = \{IoU, d_{centers}\},$$

$$f_{geo} = \{ratio_w, ratio_h\},$$

где $f_{sem}^{d_t}$ и $f_{sem}^{d_{t+1}}$ – вектора оценок уверенностей в том, что данное детектирование принадлежит к определенному классу для текущего и следующего кадра; $d_{centers}$ – евклидово расстояние между центрами детектирования; $ratio_w$ и $ratio_h$ – соотношения ширин и высот детектирования соответственно.

Для каждых двух соседних кадров в видеопотоке определяется дистанция между детектированиями по формуле:

$$D(d_n, d_{n+1}) = 1 - f_{sem} X(f_{loc}, f_{geo}), \tag{1}$$

где X – логистическая регрессия.

Если полученное значение дистанции (1) минимально, то из детектирования формируется пара. Из нескольких пар создается трек детектирования.

Далее для треков происходит усреднение оценок уверенности между входящими в него детектированиями. В некоторых случаях может осуществляться пересчет координат детектирования путем применения фильтра Гаусса к последовательности, состоящей из поккадровых координат детектирования [9].

Обучение и тестирование алгоритма

Для обучения и тестирования алгоритма постобработки открытые базы эндоскопических изображений полипов не подходят, так как данные базы представляют собой относительно небольшие наборы не связанных между собой изображений, в то время как алгоритм постобработки работает с последовательными кадрами видеопоследовательности. Задача анализа видеопотока существенно более сложная, и результаты, получаемые на открытых базах данных, оказываются суще-

ственно выше, чем результаты, получаемые на практике при анализе видеопотока. В связи с этим в данной работе использовалась оригинальная база эндоскопических изображений колоноскопии, собранная совместно со специалистами Ярославской областной клинической онкологической больницы.

Для обучения классификатора было отобрано 50 видеофрагментов 50-ти различных пациентов, а для тестирования использовались 9 видеофрагментов 9 пациентов. Совокупное число кадров обучающей базы составило 165 665 изображений, из которых 114 754 содержат полипы. Совокупное число кадров тестовой базы составило 11 192 эндоскопических изображений, из которых 7057 содержат полипы.

Разработка нейросетевого детектора полипов (НДП) осуществлялась на базе архитектуры сверточной нейронной сети YOLOv5 [10]. В результате исследований установлено, что размер нейронной сети влияет на результат детектирования. Для оценки качества детектирования использовались следующие метрики оценки качества [7]:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \tag{6}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \tag{7}$$

$$AP = \frac{\sum_{r=1}^N P_r}{N}, \tag{8}$$

где TP – истинно-положительные результаты работы алгоритма; FP – ложно-положительные результаты работы алгоритма; FN – ложно-отрицательные результаты работы алгоритма; P – точность (Precision); R – полнота или чувствительность (Recall); AP – средняя точность (Average Precision); P_r – значение точности (Precision) при фиксированном значении порога r ; N – множество значений порога.

Алгоритм, в основе которого находится модификация архитектуры YOLOv5 с наибольшим количеством слоев,

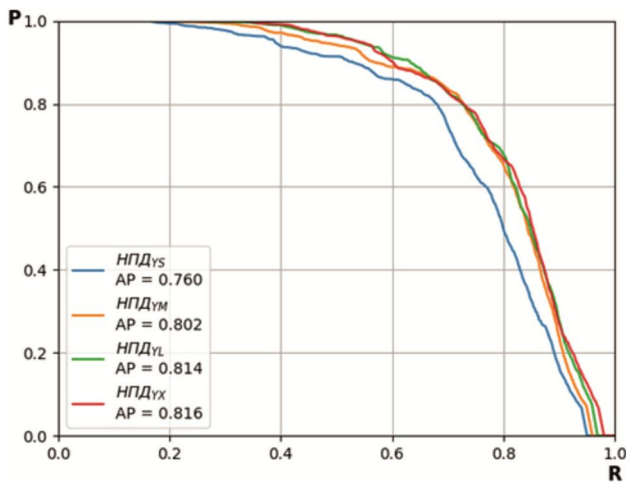


Рис. 3. Кривые зависимости точности от полноты для нейросетевых детекторов полипов на основе модификаций архитектуры YOLOv5, полученные для собранной базы изображений

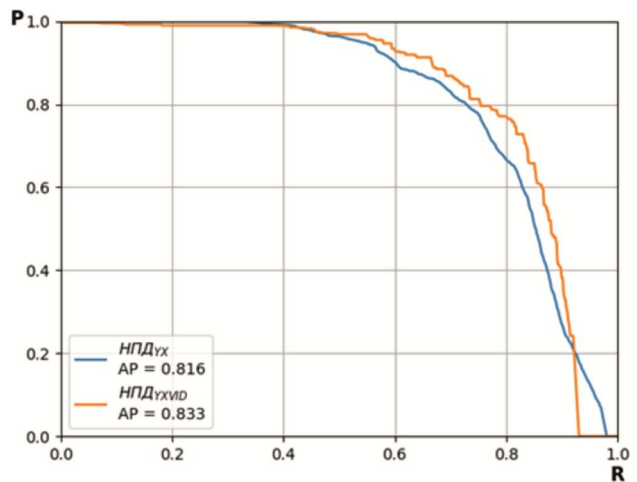


Рис. 4. Кривые зависимости точности от полноты для нейросетевых детекторов полипов на основе алгоритмов детектирования с этапом постобработки (НДП_ylhID) и без него (НДП_ylh), полученные для собранной базы изображений

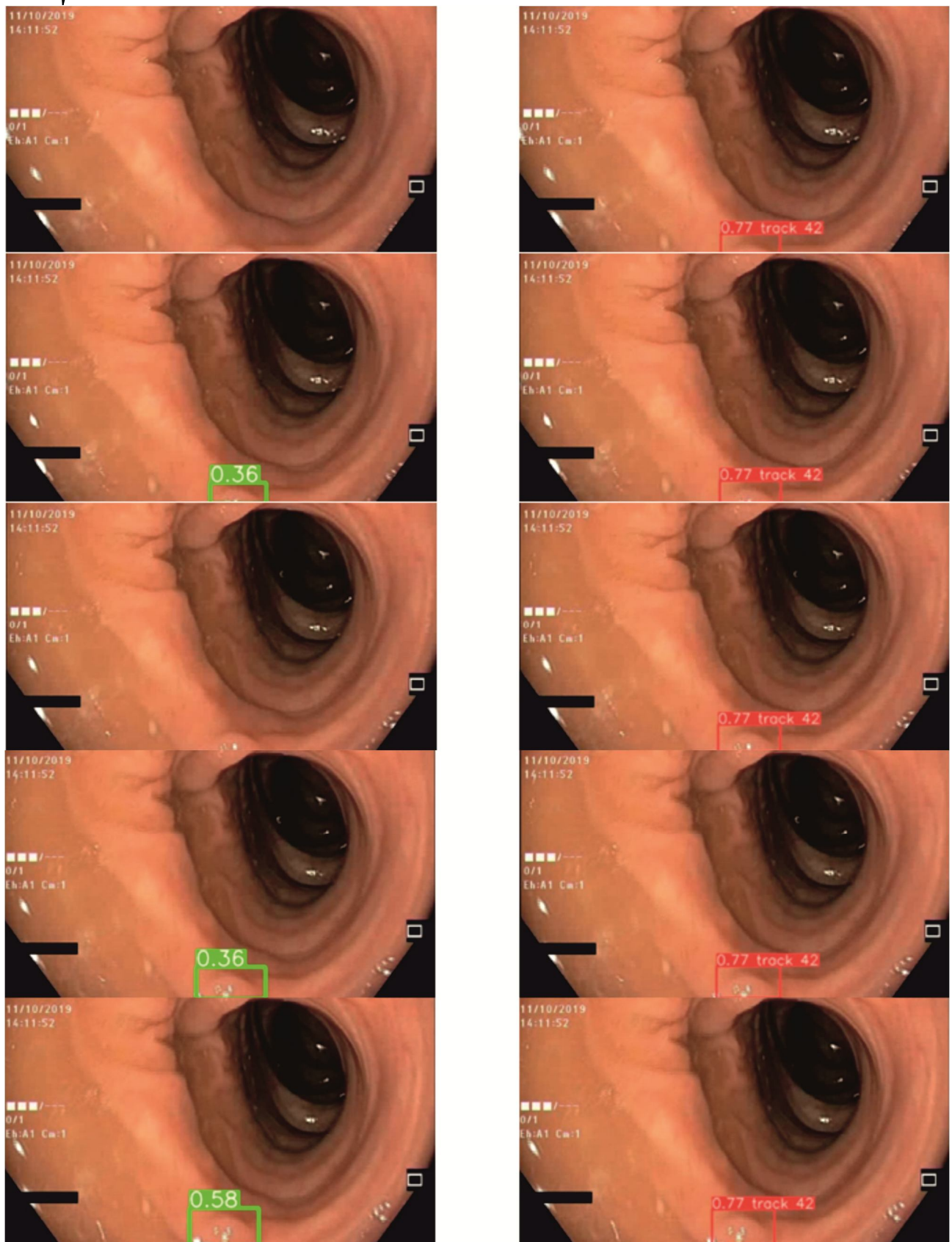


Рис. 5. Примеры работы алгоритмов на последовательной серии из пяти кадров:
 а) алгоритм без постобработки ($НДП_{УХ}$); б) алгоритм с постобработкой ($НДП_{УХПД}$)

показал наилучший результат детектирования по сравнению с модификациями, где использовались меньшие размеры нейросети (s, m, l, x , где $s < m < l < x$). Точность работы такого детектора полипов для собранной оригинальной базы эндоскопических изображений коло-

носкопии составила $AP(НДП_{УХ}) = 0,816$ (рис. 3). Дальнейшее исследование влияния алгоритма постобработки проводилось для детектирований, полученных на выходе этого нейросетевого алгоритма.

На рис. 4 представлены кривые зависимости точно-

сти от полноты для алгоритма $НДП_{УХ}$ без постобработки и с постобработкой (алгоритм $НДП_{УХVID}$). Средняя точность на собранной базе колоноскопических изображений для системы, не имеющей этапа постобработки, составляет $AP(НДП_{УХ}) = 0,816$. Введение этапа постобработки позволяет повысить среднюю точность детектирования полипов на 0,017.

Визуализация работы алгоритма постобработки для серии из пяти последовательных кадров представлена на рис. 5. Так, на рис. 5 а изображены результаты детектирования полипов на колоноскопических изображениях базовым нейросетевым алгоритмом $НДП_{УХ}$ при отсутствии этапа постобработки. Часть кадров в данном случае осталась без алгоритмической разметки.

Данный пример показывает, что недостающие детектирования базового детектора могут быть восстановлены за счет контекстной информации из соседних кадров с помощью алгоритма постобработки (рис. 5 б). Кроме того, для правильно обнаруженных объектов в несколько раз увеличивается оценка вероятности того, что детектирование принадлежит к классу полип: для $НДП_{УХVID} = 0,77$ по сравнению с $НДП_{УХ} = 0,38$.

Заключение

Качество работы нейросетевого детектора, используемого для обнаружения полипов на видеопоследовательностях эндоскопических исследований толстой кишки, может быть улучшено путем постобработки результатов детектирования.

В результате тестирования разработанного алгоритма на собственной базе изображений колоноскопических исследований получено значение метрики $AP = 0,816$. Применение постобработки позволило повысить значение данной метрики до 0,833. Результаты тестирования получены для базы, состоящей из 11 192 колоноскопических изображений, собранной совместно с врачами Ярославской областной клинической онкологической больницы.

Литература

1. World Health Organization. Cancer. Режим доступа: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cancer>

(дата обращения: 18.11.2021).

2. Zuber A.G., Winawer S.J., O'Brien M.J. Colonoscopic polypectomy and long-term prevention of colorectal-cancer deaths // N. Engl. J. Med. 2012. Vol. 366. pp. 687-696. DOI: 10.1056/NEJMoa1100370.

3. Sharma P., Bora K., Kasugai K., Balabantaray B. Two Stage Classification with CNN for Colorectal Cancer Detection // Oncologie. 2020. Vol. 22, № 3. pp. 1-17. DOI:10.32604/oncologie.2020.013870.

4. Tang Ch., Chen K., Lin T. Computer-Aided Colon Polyp Detection on High Resolution Colonoscopy Using Transfer Learning Techniques // Sensors. 2021. Vol. 21. № 5315.

5. Leufkens A.M., Van Oijen M.G.H., Vleggaar F.P., Siersema P.D. Factors influencing the miss rate of polyps in a back-to-back colonoscopy study // Endoscopy. 2012. Vol. 44. pp. 470-475.

6. Хрящев В.В., Ганин А.Н., Лебедев А.А., Степанова О.А., Кашин С.В., Куваев Р.О. Разработка и анализ алгоритма детектирования патологий на эндоскопических изображениях желудка на основе сверточной нейронной сети // Цифровая обработка сигналов. 2018. № 3. С. 70-75.

7. 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.

8. Королев М.П., Кашин С.В., Завьялов Д.В., Рассадина Е.А. и др. Принципы организации и критерии качества колоноскопии, выполняемой с целью скрининга колоректального рака. Режим доступа: http://www.endoscopy-yaroslavl.ru/content/100513_rekom (дата обращения: 18.11.2021).

9. Sabater A., Montesano L., Murillo A. Robust and efficient post-processing for video object detection // Computer Vision and Pattern Recognition (cs.CV); Machine Learning (cs.LG). 2020. arXiv:2009.11050.

10. YOLOv5 Documentation. Режим доступа: <https://docs.ultralytics.com/#yolov5> (дата обращения: 18.11.2021).

Уважаемые авторы!

Редакция научно-технического журнала «Цифровая обработка сигналов» просит Вас соблюдать следующие требования к материалам, направляемым на публикацию:

1) Требования к текстовым материалам и сопроводительным документам:

– Текст – текстовый редактор Microsoft Word.

– Таблицы и рисунки должны быть пронумерованы. На все рисунки, таблицы и библиографические данные указываются ссылки в тексте статьи.

– Объем статьи до 12 стр. (шрифт 12). Для заказных обзорных работ объем может быть увеличен до 20 стр.

– Название статьи на русском и английском языках.

– Рукопись статьи сопровождается: краткой аннотацией на русском и английском языках; номером УДК; сведениями об авторах (Ф.И.О., организация, должность, ученая степень, телефоны, электронная почта); ключевыми словами на русском и английском языках; актом экспертизы (при наличии в вашей организации экспертной комиссии).

2) Требования к иллюстрациям:

– Векторные (схемы, графики) – желательно использование графических редакторов Adobe Illustrator или Corel DRAW.

– Растровые (фотографии, рисунки) – М 1:1, разрешение не менее 300dpi, формат tiff, jpg.