

УДК 004.932.2

АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ЗАДАЧАХ КОМПЬЮТЕРНОЙ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ДИАГНОСТИКИ

КОЗАРЬ Р. В., НАВРОЦКИЙ А. А

*УО Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники,
г. Минск, Республика Беларусь*

Аннотация. В данной работе представлены результаты анализа существующих алгоритмов распознавания медицинских изображений. Также предложена модификация алгоритма Собеля, которая учитывает ключевые особенности медицинских изображений. Данная работа имеет существенную научную ценность, поскольку медицинские изображения имеют большое количество особенностей, которые необходимо учитывать на стадии проектирования и создания системы распознавания. Также в данной работе было установлено то, что для получения качественных результатов необходимо решить проблему улучшения качества изображения, проблему улучшения качества распознавания отдельных элементов и, наконец, проблему выбора оптимального метода машинного обучения для последующего анализа и обработки. В данной работе также было выяснено то, что определение оптимальных методов параметрического описания объектов, представляющих интерес, непосредственно связаны с качеством их классификации, что определяет точность последующего анализа таких изображений с минимальной вероятностью ошибки определения патологических процессов и то, что основная задача распознавания медицинских изображений – получение четкого контура исследуемой области. При распознавании был выяснен и учтен тот факт, что качество работы нейронной сети сильно зависит от предъявляемого ей в процессе обучения набора учебных данных. В ходе написания работы в качестве базового алгоритма для его последующей модификации был взят оператор Собеля, поскольку он позволяет вычислять приближенное значение градиента яркости изображения. Однако в ходе работы было выяснено, что матрица, которую использует данный алгоритм, не подходит для распознавания медицинских изображений и было принято решение изменить вариант матрицы на диагональную. Проведенные опыты показывают, что для медицинских изображений фильтр с матрицей маски диагонального вида имеет лучшие показатели по сравнению с оригинальной матрицей-фильтром.

Ключевые слова: медицинские изображения, метод Собеля, градиентный фильтр.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

ALGORITHMS FOR RECOGNITION OF MEDICAL IMAGES IN COMPUTER AUTOMATED DIAGNOSTICS TASKS

RAMAN V. KOZAR, ANATOLIY A. NAVROTSKY

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus

Abstract. This paper presents the results of the analysis of existing algorithms for the recognition of medical images. A modification of Sobel's algorithm is also proposed, which takes into account the key features of medical images. This work is of significant scientific value, since medical images have a large number of features that must be taken into account at the stage of design and creation of a recognition system. Also in this work, it was established that in order to obtain high-quality results, it is necessary to solve the problem of improving the image quality, the problem of improving the quality of recognition of individual elements, and, finally, the problem of choosing the optimal machine learning method for subsequent analysis and processing. In this work, it was also found that the determination of optimal methods for the parametric description of objects of interest is directly related to the quality of their classification, which determines the accuracy of the subsequent analysis of such images with a minimum probability of error in determining pathological processes and that the main task of recognizing medical images is obtaining a clear outline of the area of interest. During the recognition, the fact was found out and taken into account that the quality of the neural network is highly dependent on the set of training data presented to it in the learning process. In the course of writing the work, the Sobel operator was taken as the basic algorithm for its subsequent modification, since it allows calculating the approximate value of the image brightness gradient. However, during the work it was found out that the matrix used by this algorithm is not suitable for recognition of medical images and it was decided to change the matrix version to a diagonal one. Experiments have shown that for medical images, a filter with a diagonal mask matrix has better performance compared to the original filter matrix.

Keywords: medical imaging, Sobel method, gradient filter.

Conflict of interests. The authors declare no conflict of interests.

Введение

Медицинские изображения имеют большое количество особенностей, которые необходимо учитывать на стадии проектирования и создания системы распознавания. Основными проблемами при работе с изображениями, полученные путем оптической эндоскопии являются низкое качество и плохой контраст, также на таких изображениях могут наблюдаться различные артефакты и засветки, которые обусловлены ручным способом их получения.

Точный анализ и корректная обработка результатов исследований, полученных методом оптической эндоскопии, позволяют наиболее эффективно выделять патологические процессы. Проблему

повышения качества необходимо решать абсолютно на всех этапах распознавания изображений: сегментации, выделении, анализе распознаваемых объектов, а также их параметрическом описании, классификации.

Классификация позволяет дать ответ на вопрос: являются ли выделенные объекты отражением патологического процесса (см. [1, с. 1]).

Для классификации объектов могут быть применены различные методы машинного обучения, такие как нейронные сети, метод опорных векторов, дискриминантного анализа и т.д. Однако, несмотря на все это, задача автоматизированной диагностики патологических процессов по данным медицинских изображений далека от своего разрешения.

В данной работе был проанализирован опыт, накопленный ведущими исследователями в этой области. Было рассмотрено порядка 50 источников, включающих в себя научные статьи, диссертации и авторефераты диссертаций, книги, научно-популярные статьи, а также материалы научных конференций.

Установлено, что для получения качественных результатов необходимо решить следующие проблемы:

- улучшение качества изображения;
- улучшение качества распознавания отдельных элементов;
- выбор оптимального метода машинного обучения для последующего анализа и обработки.

Выделение критериев обработки медицинских изображений

Определение оптимальных методов параметрического описания объектов, представляющих интерес, непосредственно связаны с качеством их классификации, что определяет точность последующего анализа таких изображений с минимальной вероятностью ошибки определения патологических процессов. Для определения локальных признаков используются так называемые признаки или каскады Хаара, которые до сих пор являются эффективными (см. [2, с. 145]). Для более точного и правильного выбора метода распознавания медицинских изображений в будущем, а также анализа методов классификации сформулированы критерии для сравнения и обработки изображений:

- форма представления результата (матрица интенсивностей или набор признаков и атрибутов);
 - анализируемый параметр. Определяет, какой из параметров изображения или его части (например, это может быть яркостная, цветовая, градиентная или текстурная информация) будет использоваться при обработке;
 - алгоритм обработки;
 - формат изображения. Определяет цветность изображения, необходимую для работы алгоритма.
- Важно отметить, что алгоритмы Собеля и Канни получают на выходе изображение. А все остальные методы получают на выходе лишь числовые данные. Области изображения, которые прошли через весь каскад, классифицируются тогда, когда правильно классифицируются все прецеденты (см. [3, с. 21]). Параметры, используемые для анализа изображений у всех методов различные, поэтому используются различные методы обработки. Как правило, требуется предварительная обработка изображения.

Результаты сравнения используемых для распознавания медицинских изображений методов представлены в табл. 1.

Таблица 1. Обзор методов распознавания медицинских изображений

Table 1. Overview of medical image recognition methods

Метод (method)	Форма представления результата (results presentation form)	Анализируемый параметр (analyzed parameter)	Используемый алгоритм (algorithm used)	Тип изображения (image type)
Алгоритм Канни	Изображение	Разрывность яркости, интенсивность	Пороговая обработка	Нет ограничений
Алгоритм Собеля	Матрица интенсивностей	Разрывность яркости	Вычисление градиентов от функции яркости	Полутоновое изображение
Размерность Реньи	Числовые значения	Фрактальная размерность	Обученная нейросеть	Нет ограничений
Метод локальной бинарной текстуры	Числовые значения	Локальный бинарный шаблон	Геометрическая интерпретация, евклидово расстояние	Полутоновое изображение

Продолжение таблицы 1

Метод (method)	Форма представления результата (results presentation form)	Анализируемый параметр (analyzed parameter)	Используемый алгоритм (algorithm used)	Тип изображения (image type)
Метод Харалика	Числовые значения	Текстурные признаки статистики разностей серого тона в двух соседних точках Харалика по квадратному окну		Полутонное изображение

Базовый метод Собеля и его модификация при распознавании медицинских изображений

Основная задача распознавания медицинских изображений заключается в получении четкого контура исследуемой области. Качество работы нейронной сети сильно зависит от предъявляемого ей в процессе обучения набора учебных данных (см. [4, с. 27]). Один из наиболее точных алгоритмов выделения границ является оператор Собеля – дискретный дифференциальный оператор. Оператор позволяет вычислять приближенное значение градиента яркости изображения. Результатом применения оператора Собеля в каждой точке изображения является либо вектор градиента яркости в этой точке, либо его норма. Результат показывает, насколько «резко» или «плавно» меняется яркость изображения в каждой точке, а значит, вероятность нахождения точки на грани, а также ориентация границы, а также то, представляют ли они плотность в явном виде. (см. [5, с. 345]). Точки изображения, в которых яркость изменяется особенно сильно, называют краями. (см. [6, с. 247]). Для точного выделения краев необходимо правильное определение порога(ограничения). Чем меньше порог, тем больше границ будет находиться, но тем более восприимчивым к шуму станет результат. Высокий порог может потерять слабые края или получить фрагментированную границу. Для выделения границ используется два порога фильтрации: если значение пикселя выше верхней границы – он принимает максимальное значение (граница считается достоверной), если ниже – пиксель подавляется, точки со значением, попадающим в диапазон между порогов, принимают фиксированное среднее значение. В результате задача сводится к выделению групп пикселей, получивших на предыдущем этапе промежуточное значение, и отнесению их к границе (если они соединены с одной из установленных границ) или их подавлению (в противном случае). Пиксель добавляется к группе, если он соприкасается с ней по одному из 8-ми направлений. Оригинальный алгоритм Собеля в большинстве случаев использует область изображения 3x3. Для выделения контуров объектов на изображении может быть использован метод линейной фильтрации, основанный на вычислении аперидической свертки фрагмента изображения со специальным ядром в пространственной области. Для сравнения контуров обычно используются статистические критерии (см. [7, с. 375]). Используемое для вычислений ядро определяет тип линейного фильтра. Для выделения контуров методом линейно фильтрации часто фильтр Собеля (1), имеющий следующий вид:

$$y_{ij} = \sqrt{\left((a_{i,j} - a_{i,j+2}) + 2 \times (a_{i+1,j} - a_{i+1,j+2}) + (a_{i+2,j} - a_{i+2,j+2}) \right)^2 + \left((a_{i,j} - a_{i+2,j}) + 2 \times (a_{i,j+1} - a_{i+2,j+1}) + (a_{i,j+2} - a_{i+2,j+2}) \right)^2} \quad (1)$$

Для оси ox (2):

$$\begin{bmatrix} -1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Для оси oy (3):

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

Существует такой подход к решению задач распознавания как усиление простых классификаторов (см. [8, с. 21]). Фильтр Собеля основан на обработке изображения специальными масками для различных осей, действие которых фактически равносильно дискретному дифференцированию функции распределения интенсивностей пикселей, находящихся под ней. Матрицы для осей взаимно транспонированные. Изображение представляет собой матрицу интенсивностей пикселей. Первая матрица собирает информацию вокруг пикселя a_{ij} на строке i и строке j изображения в виде следующей суммы (4):

$$X = \sum_{k=1}^3 \sum_{m=1}^3 A_{1,km} b_{km} \quad (4)$$

Аналогичную сумму, имеющую смысл дискретной производной по направлению, ортогональному первому собирает вторая транспонированная матрица (5):

$$Y = \sum_{k=1}^3 \sum_{m=1}^3 A_{2,km} b_{km} \quad (5)$$

Для более качественного распознавания медицинских изображений предлагается использовать модифицированный диагональный вариант масок.

Для оси ox альтернативная маска будет иметь следующий вид (6):

$$\begin{bmatrix} -1 & -2 & 0 \\ -2 & 0 & 2 \\ 0 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

Для оси oy альтернативная маска будет иметь следующий вид (7):

$$\begin{bmatrix} 0 & 2 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & -2 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

Выделение дискретных производных здесь производится не вдоль осей (ox) и (oy), а под углом 45 градусов к ним.

Матрицы при этом не будут являться взаимно транспонированными. Следовательно, интенсивность линий в модифицированном фильтре больше, а точность контура выше. Чем выше точность контура – тем более достоверной будет выделенная граница.

При расчете, для более точного сопоставления результатов, можно внести корректировочный коэффициент $4/5$ для всех пикселей изображения. За меру сравнения качества фильтра Собеля с различными видами масок можно принять параметр концентрации (8), имеющий смысл среднего минимума интенсивности по h строкам. Также отметим, что число столбцов матрицы интенсивности изображения равно w (предполагаем, что черный цвет имеет интенсивность равную нулю).

$$\gamma = \frac{1}{h} \sum_i^k \min_{j=1..w} \alpha_{ij} \quad (8)$$

Опыт показывает, что для медицинских изображений фильтр с матрицей маски диагонального вида имеет лучшие (меньшие) показатели по сравнению с оригинальной матрицей-фильтром. Для медицинских изображений, шириной $w = 200 \text{ px}$, $\gamma_{(orig)} = 0,295$, $\gamma_{(mod)} = 0,218$. Для медицинских изображений большого размера, шириной $w = 500 \text{ px}$, $\gamma_{(orig)} = 0,212$, $\gamma_{(mod)} = 0,2515$.

Результаты, оценка и анализ полученных результатов

Результаты работы модифицированного алгоритма Собеля обработки и распознавания медицинского изображения представлены на рисунках 1 и 2. Это первый и второй опыт соответственно.

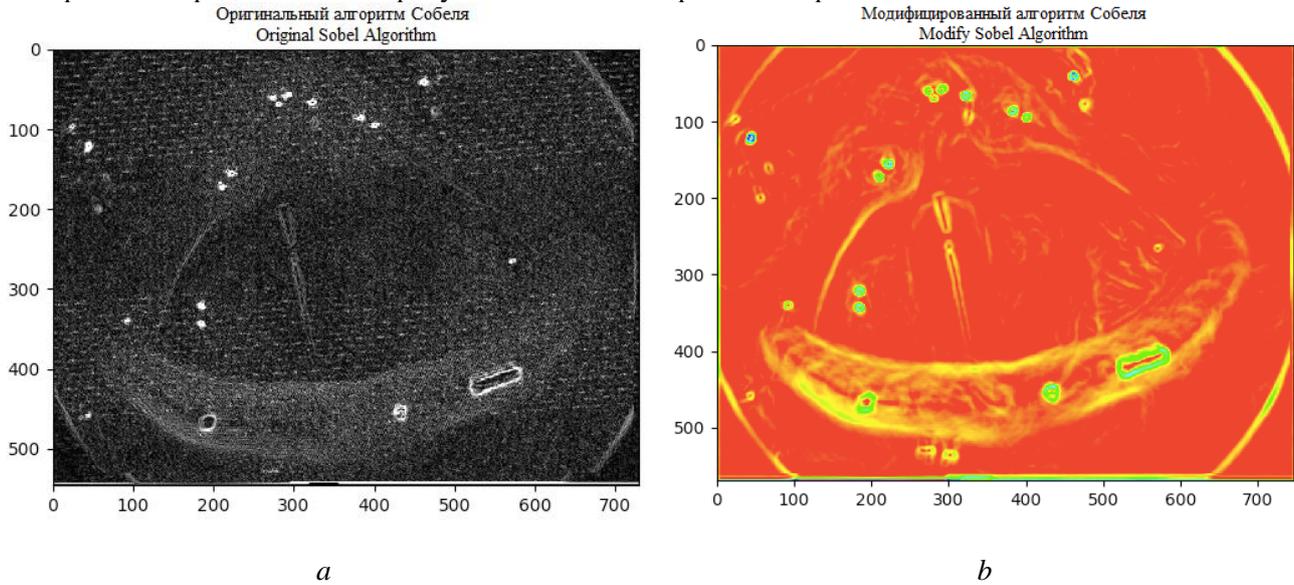


Рис. 1. Результаты работы распознавания медицинского изображения: *a* – базовым методом Собеля; *b* – модифицированным методом Собеля

Fig. 1. Medical Image Recognition Results: *a* – the basic Sobel method; *b* – modified Sobel method

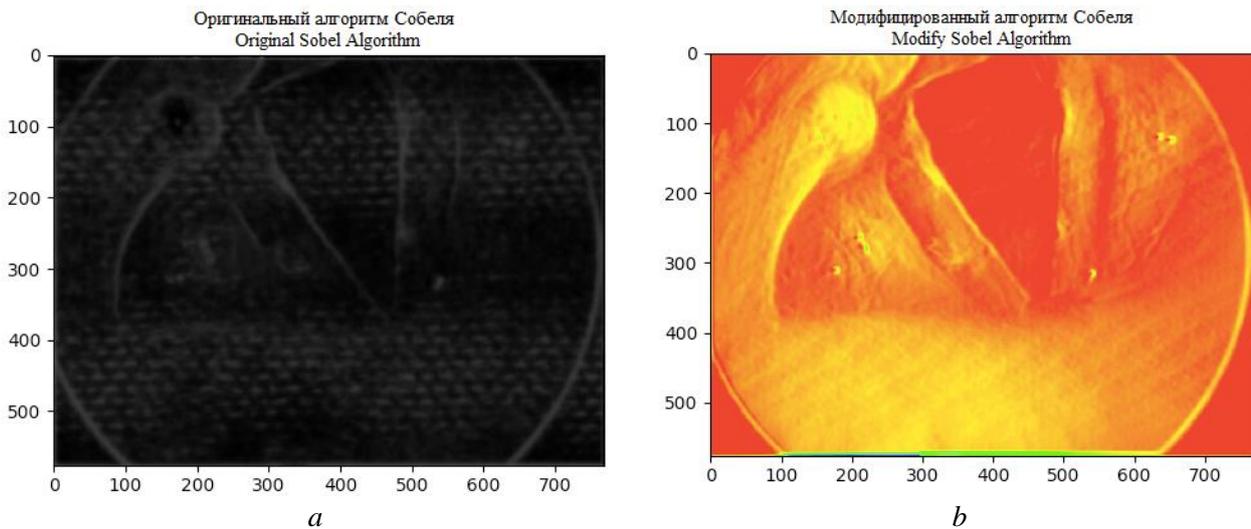


Рис. 2. Результаты работы распознавания медицинского изображения: *a* – базовым методом Собеля; *b* – модифицированным методом Собеля

Fig. 2. Medical Image Recognition Results: *a* – the basic Sobel method; *b* – modified Sobel method

Предложенная модификация метода Собеля предназначена для анализа медицинских изображений, которые отличаются от обычных высокой вариабельностью характеристик, довольно слабой контрастностью и достаточно сложной геометрической организации объектов. Полученный результат доказывает эффективность фильтра с новой маской. На рисунке 2 представлены результаты обработки медицинского изображения с достаточно большим количеством шумов.

Для оценки проведенных исследований были использованы агрегационные операторы. Проблема агрегации заключается в группировке n -рядов объектов, принадлежащих одному множеству, в отдельные объекты из этого множества. Таким образом агрегационный оператор может быть определен, как функция, назначающая действительному числу y n -ряд действительных чисел, описанных выражением (9):

$$y = \text{Agg}(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (9)$$

Данный оператор обладает следующими свойствами:

- идентичность
- монотонность (10):

$$(x_1, \dots, x_n) \leq (y_1, \dots, y_n) \Rightarrow \text{Agg}(x_1, \dots, x_n) \leq \text{Agg}(y_1, \dots, y_n) \quad (10)$$

- граничные условия (11):

$$\text{Agg}(0, \dots, 0) = 0, \text{Agg}(255, \dots, 255) = 255 \quad (11)$$

Все описанные выше условия являются базовыми. В качестве агрегационных операторов, для сравнения результатов, рассмотрены основные числовые характеристики случайных величин для описания среднего – математическое ожидание, арифметическое среднее, медиана, максимум.

Самый простой способ агрегации состоит в том, чтобы использовать простое среднее арифметическое, которое является оценкой математического ожидания. Это доказано в знаменитой теореме Чебышева. Математическое ожидание является одной из основных числовых характеристик, описывающих результат в совокупности. Аналитическое выражение описывается формулой (12):

$$\text{Agg}_{AM}(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (12)$$

Одним из свойств математического ожидания состоит в том, что оно меньше максимального аргумента и больше минимального. В результате получается агрегат – статистическая оценка «среднего значения». Это свойство известно, как свойство компенсации.

Другой оператор, который представляет собой статистическую оценку «среднего значения» – это медиана. Медиана также является одной из основных числовых характеристик для оценки «среднего». Ее значение определяется серединым элементом из упорядоченного ряда аргументов, т.е. значение квантиля медианы равно 0,5. Если количество аргументов четное, то медиана – это среднее значение пары «серединых» аргументов. Данное выражение описано формулой (13):

$$\text{Agg}_{Med}(x_1, \dots, x_n) = \text{Med}(x_1, \dots, x_n) \quad (13)$$

Минимум и максимум – основные агрегационные операторы. Минимум дает наименьшее значение выборки, в то время, как максимум дает самое большое. Выражения минимума и максимума описаны следующими формулами (14):

$$\begin{aligned} \text{Agg}_{-\infty}(x_1, \dots, x_n) &= \min(x_1, \dots, x_n) \\ \text{Agg}_{+\infty}(x_1, \dots, x_n) &= \max(x_1, \dots, x_n) \end{aligned} \quad (14)$$

В данной статье не рассматривается агрегационный оператор «минимум», так как нет необходимости определять минимальный перепад яркости.

В текущем исследовании распознавание контуров изображений обычно интерпретируется как случайный процесс двух переменных, т.е. как случайные поля. Следствием чего является возможность применения статистических методов обработки информации для оценки качества полученных распознанных изображений. Также данная модификация алгоритма использует вейвлеты Хаара единичного масштаба и нулевого смещения (см. [9, с. 74]).

Для каждого из полученных изображений были определены математическое ожидание, дисперсия и избыточность (относительная энтропия). Дисперсия, как и другие параметры, измеряет, как будет изменяться оценка, вычисленная по данным, при независимой повторной выборке из набора данных,

генерируемого порождающим процессом (см. [10, с. 119]). Относительная энтропия показывает степень близости закона распределения к равномерному (15):

$$D = 1 - \frac{I}{I_0} \quad (15)$$

Результаты сравнения представлены в табл. 2.

Таблица 2. Результат сравнительного анализа оригинального и модифицированного алгоритма распознавания изображения и выделения контура

Table 2. The result of a comparative analysis of the original and modified algorithm for image recognition and contour selection.

Способ определения градиента (gradient definition method)	Оператор дифференцирования Собеля базовый (basic Sobel differentiation operator)	Оператор дифференцирования Собеля модифицированный (modified Sobel differentiation operator)
Стандартный	$M = 74, \sigma = 82, 8, D = 0, 25$	$M = 60, \sigma = 72, 8, D = 0, 27$
Agg_{AM}	$M = 55, \sigma = 68, 9, D = 0, 28$	$M = 42, \sigma = 58, 5, D = 0, 33$
Agg_{Med}	$M = 41, \sigma = 61, 8, D = 0, 42$	$M = 33, \sigma = 54, 0, D = 0, 60$
$Agg_{+\infty}$	$M = 89, \sigma = 89, 1, D = 0, 23$	$M = 72, \sigma = 79, 6, D = 0, 24$

Анализ таблицы 2 показывает, что при среднем уровне математического ожидания и дисперсии выделяется большее количество границ с более низкой избыточностью. При увеличении значения математического ожидания и дисперсии, количество границ также увеличивается, в следствие чего изображения и его контуры кажутся засвеченным и теряют четкость.

Заключение

Предложена модификация алгоритма Собеля для медицинских изображения. Высокий уровень избыточности продифференцированного медицинского изображения доказывает появление избыточного количества границ. Средние значения математического ожидания и дисперсии для оптимального выделения границ медицинского изображения должны составлять 40-60 для математического ожидания, – 50-70 для среднеквадратического отклонения. Это необходимо лишь потому, что при этих значениях достигается минимальное значение энтропии, что указывает на возможность более четкого определения границ исследуемой области. Данным условиям удовлетворяет модифицированный алгоритм Собеля, что доказывает его эффективность при выделении контуров для медицинских изображений.

Список литературы

1. Бондаренко А.Н., Кацук А.В. Нейросетевая классификация медицинских изображений на основе спектра размерностей Ренье. *Сб. науч. ст. Новосиб. гос. техн. ун-т.* 2005;1(39):5-6.
2. Viola P., Jones M.J. Robust real time face detection. *International Journal of Computer Vision.* 2004;2(57):137–154. DOI: 10.1023/B:VISI.0000013087.49260
3. Местецкий Л.М. *Математические методы распознавания образов.* Москва: МГУ; 2004.
4. Каллан Р. *Основные концепции нейронных сетей.* Москва: Вильямс; 2003.
5. Николенко С.И., Кадури А.А., Архангельская Е.О. *Глубокое обучение.* Санкт-Петербург: Питер; 2018.
6. Форсайт Д., Понс Ж. *Компьютерное зрение. Современный подход.* Москва: Вильямс; 2004.
7. Шапиро Л., Стокман Д. *Компьютерное зрение.* Москва: Лаборатория знаний; 2015.
8. Цветков А.А., Шорох Д. К., Зубарева М. Г., Юрсков С. В., Шуклин А. В., Хамуш А. Л., Ануфриев И. Б. Алгоритмы распознавания объектов. *Технические науки: проблемы и перспективы.* 2016;62(01):20-27.
9. Буй Тхи Тху Чанг, Спицын В.Г. Разложение цифровых изображений с помощью двумерного дискретного вейвлет-преобразования и быстрого преобразования. *Известия Томского политехнического университета.* 2011;318(5):73–76.
10. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. *Глубокое обучение.* Москва: ДМК Пресс; 2018.

References

1. Bondarenko A.N., Katsuk A.V. [Neural network classification of medical images based on the Renyi spectrum of dimensions] *Sb. nauch. st. Novosib. gos. techn. un-t= Sat. scientific. Art. Novosib. state tech. un-t.* 2005;1(39):5-6. (In Russ.)

2. Viola P., Jones M.J. Robust real time face detection. *International Journal of Computer Vision*. 2004;2(57):137–154. DOI: 10.1023/B:VISI.0000013087.49260
3. Mestetsky L.M. [*Mathematical methods of pattern recognition*]. Moscow: MGU; 2004. (In Russ.)
4. Kallan R. [*Basic concepts of neural networks*]. Moscow: Vyllyams; 2003. (In Russ.)
5. Nikolenko S.I., Kadurin A.A., Arkhangel'skaya E.O. [*Deep learning*]. Saint-Petersburg: Piter; 2018. (In Russ.)
6. Forsait D., Pons G. [*Computer vision. Modern approach*]. Moscow: Vyllyams; 2004. (In Russ.)
7. Shapiro L., Stockman D. [*Computer mirror*]. Moscow: Laboratoriya znaniy; 2015. (In Russ.)
8. Tsvetkov A.A., Shorokh D.K., Zubareva M.G., Yurskov S.V., Shuklin A.V., Khamush A.L., Anufriev I.B. [Object recognition algorithms]. *Technicheskiye nauki: problem I perspektivy=Technical science: problems and perspectives*. 2016;62(01):20-27. (In Russ.)
9. Bui Thi Thu Chang, Spitsyn V.G. [Decomposition of digital images using 2D discrete wavelet transform and fast transform]. *Izvestiya Tomskogo politechnicheskogo universiteta=Bulletin of the Tomsk Polytechnic University*. 2011;318(5):73–76. (In Russ.)
10. Goodfellow Y., Benjio I., Courville A. [*Deep learning*]. Moscow: DMK Press; 2018. (In Russ.)

Вклад авторов

Вклад Козарь Р.В. заключается в создании модификации алгоритма Собеля для задачи распознавания изображений с учетом специфики медицинских изображений.

Вклад Навроцкого А. А. заключается в помощи и сборе всей необходимой информации, предоставления снимков с эндоскопической медицинской камеры для исследования, анализа, а также для написания настоящей статьи.

Authors contribution

Contribution of R.V. Kozar is to create a modification of Sobel's algorithm for the problem of image recognition, taking into account the specifics of medical images.

The contribution of A.A. Navrotsky is to help and collect all the necessary information, provide images from endoscopic medical camera for research, analysis, and also for writing this article.

Сведения об авторах

Козарь Р. В., магистр технических наук, аспирант кафедры Информационных технологий автоматизированных систем факультета Информационных технологий и управления БГУИР.

Навроцкий А. А., зав. Кафедрой Информационных технологий автоматизированных систем факультета Информационных технологий и управления БГУИР, доцент, кандидат физико-математических наук.

Адрес для корреспонденции

220000, Республика Беларусь,
г. Минск, проспект Партизанский, д. 60, кв. 13
УО Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники,
+375297301380
pozitr0n.kozarroman@gmail.com
Козарь Роман Вячеславович

Information about the authors

Kozar R.V., master of technical sciences, post-graduate student of the Department of Information Technologies of Automated Systems, Faculty of Information Technologies and Management, BSUIR.

A.A. Navrotsky, head. Department of Information Technologies of Automated Systems, Faculty of Information Technologies and Management, BSUIR, Associate Professor, Candidate of Physical and Mathematical Sciences.

Address for correspondence

220000, Republic of Belarus,
Minsk, 60 Partizansky avenue, apt. 13
Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics,
+375297301380
pozitr0n.kozarroman@gmail.com
Kozar Raman Vyachaslavovich