

## Методы распознавания медицинских изображений в задачах компьютерной диагностики

Р.В. КОЗАРЬ, А.А. НАВРОЦКИЙ, А.Б. ГУРИНОВИЧ

В работе представлены результаты анализа существующих методов распознавания медицинских изображений. Предложена модификация алгоритма Собеля, учитывающая особенности медицинских изображений.

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

The results of an analysis of existing methods for recognizing medical images are presented. A modification of the Sobel algorithm is proposed, taking into account the features of medical images.

**Keywords:** medical images, Sobel method, gradient filter.

**Введение.** Медицинские изображения имеют ряд особенностей, которые следует учитывать при создании систем распознавания. Основными проблемами при работе с изображениями, сделанными с помощью оптической эндоскопии, являются низкое качество и плохой контраст, наличие артефактов и засветок, обусловленных ручным способом их получения.

Точный анализ и правильная обработка результатов эндоскопических исследований позволяют эффективно выделять патологические процессы. Проблему повышения качества требуется решать на всех этапах распознавания изображений: сегментации, выделении и анализе объектов, параметрическом описании, классификации. Классификация позволяет дать ответ на вопрос: являются ли выделенные объекты отражением патологического процесса (см. [1, с. 1]).

Для классификации объектов могут применяться различные методы машинного обучения, такие как нейронные сети, метод опорных векторов, дискриминантного анализа и т. д. Вместе с тем задача автоматизированной диагностики патологических процессов по данным медицинских изображений далека от своего разрешения.

В работе был проанализирован опыт, накопленный ведущими исследователями в этой области. Было рассмотрено порядка 65 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.

**Критерии обработки медицинских изображений.** Определение оптимальных методов параметрического описания объектов интереса непосредственно связано с качеством их классификации, что определяет точность последующего анализа таких изображений с минимальной вероятностью ошибки определения патологических процессов. Для 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 [1], [2].

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

Таблица 1 – Обзор методов распознавания медицинских изображений

Метод	Форма представления результата	Анализируемый параметр	Используемый алгоритм	Тип изображения
Алгоритм Канни	Изображение	Разрывность яркости, интенсивность	Пороговая обработка	Нет ограничений
Алгоритм Собеля	Матрица интенсивностей	Разрывность яркости	Вычисление градиентов от функции яркости	Полутонное изображение
Размерность Реньи	Числовые значения	Фрактальная размерность	Обученная нейросеть	Нет ограничений
Метод локальной бинарной текстуры	Числовые значения	Локальный бинарный шаблон	Геометрическая интерпретация, евклидово расстояние	Полутонное изображение
Метод Харалика	Числовые значения	Текстурные признаки статистики разностей серого тона в двух соседних точках Харалика по квадратному окну		Полутонное изображение

Алгоритмы Собеля и Канни получают на выходе изображение. Остальные методы – числовые данные.

Параметры, используемые для анализа изображений у всех методов различные, поэтому используются различные методы обработки [3]. Как правило, требуется предварительная обработка изображения.

**Использование оригинального и модифицированного алгоритма Собеля.** В работе рассматриваются медицинские изображения, полученные с эндоскопической камеры. Обычно такие изображения имеют невысокое разрешение и малый контраст. 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. Точки изображения, в которых яркость изменяется особенно сильно, называют краями (см. [5, 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  $3 \times 3$ . Для выделения контуров объектов на изображении может быть использован метод линейной фильтрации, основанный на вычислении апериодической свертки фрагмента изображения со специальным ядром в пространственной области [6].

Используемое для вычислений ядро определяет тип линейного фильтра. Для выделения контуров методом линейной фильтрации часто фильтр Собеля (1), имеющий следующий вид:

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

Градиентные фильтры могут быть также записаны в матричной форме. Для окна размером  $3 \times 3$  маска фильтра Собеля имеет следующий вид:

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. [7, 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  $\frac{4}{5}$  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  $w = 100 \text{ px}$ ,  $\gamma_{(orig)} = 0.195$ ,  $\gamma_{(mod)} = 0.118$ . Для медицинских изображений большого размера – шириной  $w = 400 \text{ px}$ ,  $\gamma_{(orig)} = 0.112$ ,  $\gamma_{(mod)} = 0.0515$ .

**Результаты распознавания и анализ.** Предложенная модификация метода Собеля предназначена для анализа медицинских изображений, которые отличаются от обычных высокой вариабельностью характеристик, довольно слабой контрастностью и достаточно сложной геометрической организацией объектов.

Результаты работы обработки медицинского изображения представлены на рисунке 1.

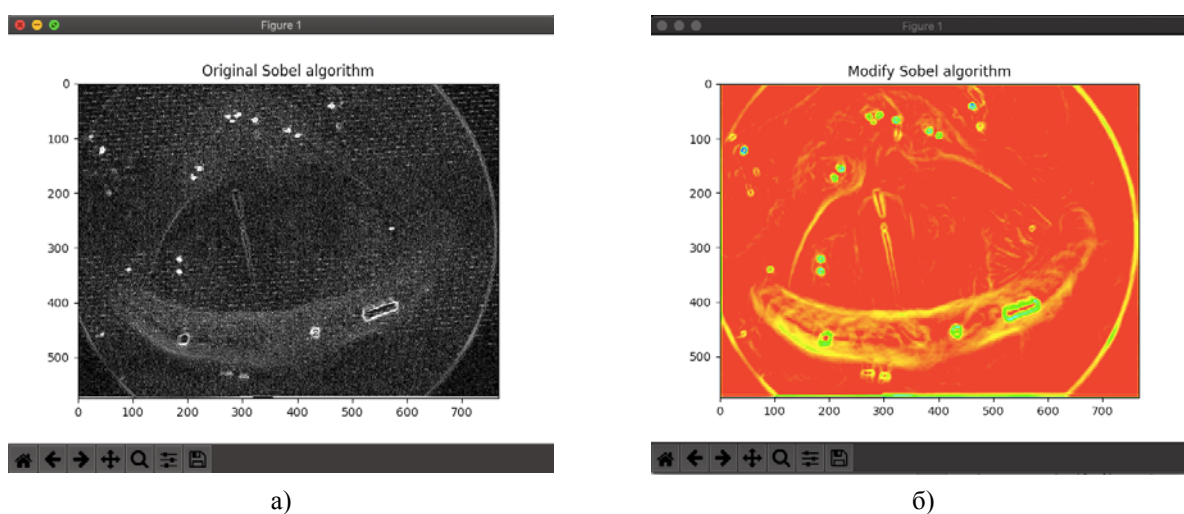


Рисунок 1 – Результаты работы распознавания медицинского изображения а) оригинальным методом Собеля, б) модифицированным методом Собеля

Полученный результат доказывает эффективность фильтра с новой маской.

Результаты работы обработки медицинского изображения с большим количеством шумов представлены на рисунке 2.

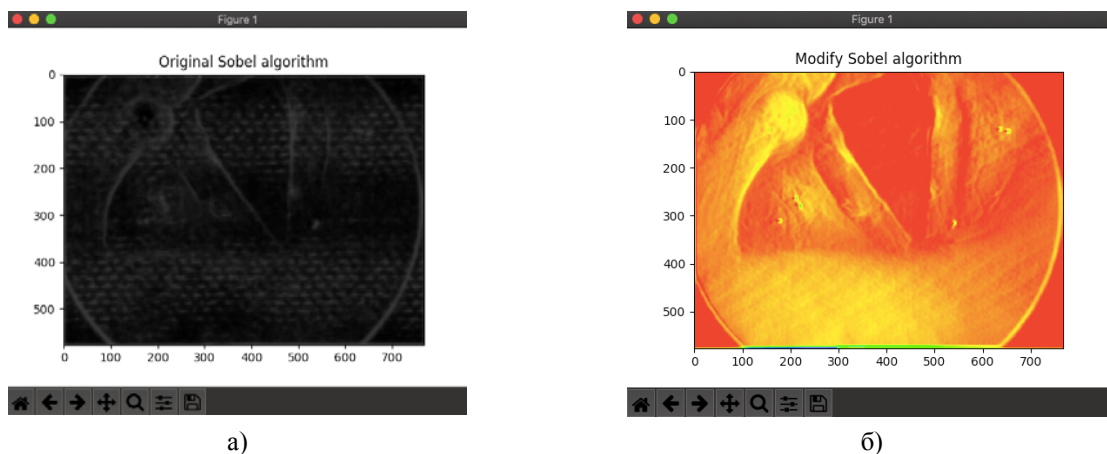


Рисунок 2 – Результаты работы распознавания медицинского изображения а) оригинальным методом Собеля, б) модифицированным методом Собеля

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  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  действительных чисел, описанных выражением (9):

$$y = \text{Agg}(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n). \quad (9)$$

Данный оператор обладает следующими свойствами:

– идентичность  $\text{Agg}(x) = x$ ;

– монотонность:

$$\text{если } (x_1, x_2, \dots, x_n) \leq (y_1, y_2, \dots, y_n), \text{ то } \text{Agg}(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq \text{Agg}(y_1, y_2, \dots, y_n);$$

– граничные условия:

$$\text{Agg}(0, \dots, 0) = 0 \text{ и } \text{Agg}(255, \dots, 255) = 255.$$

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 (10):

$$\text{Agg}_{AM}(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (10)$$

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 серединным элементом из упорядоченного ряда аргументов, т. е. значение квантиля медианы равно 0,5. Если количество аргументов четное, то медиана – это среднее значение пары «серединных» аргументов. Данное выражение описано формулой (11):

$$\text{Agg}_{Med}(x_1, \dots, x_n) = \text{Med}(x_1, \dots, x_n). \quad (11)$$

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 (12):

$$\text{Agg}_{-\infty}(x_1, \dots, x_n) = \min(x_1, \dots, x_n), \quad (12)$$

$$\text{Agg}_{+\infty}(x_1, \dots, x_n) = \max(x_1, \dots, x_n).$$

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 [8].

Для каждого из полученных изображений были определены математическое ожидание, дисперсия и избыточность (относительная энтропия). Относительная энтропия показывает степень близости закона распределения к равномерному (13):

$$D = 1 - \frac{I}{I_0}. \quad (13)$$

Результаты сравнения представлены в таблице 2.

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

Способ определения градиента	Оператор дифференцирования Собеля оригинальный	Оператор дифференцирования Собеля модифицированный
Стандартный	$M = 64, \sigma = 72,8 D = 0,15$	$M = 50, \sigma = 62,8 D = 0,17$
$Agg_{AM}$	$M = 45, \sigma = 58,9 D = 0,18$	$M = 32, \sigma = 48,5 D = 0,23$
$Agg_{Med}$	$M = 31, \sigma = 51,8 D = 0,32$	$M = 23, \sigma = 44,0 D = 0,50$
$Agg_{+\infty}$	$M = 79, \sigma = 79,1 D = 0,13$	$M = 62, \sigma = 69,6 D = 0,14$

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, вследствие чего изображения и его контуры кажутся засвеченным и теряют четкость.

**Заключение.** Предложена модификация алгоритма Собеля для медицинских изображений. Высокий уровень избыточности продифференцированного медицинского изображения доказывает появление избыточного количества границ. Значения математического ожидания и дисперсии для оптимального выделения границ медицинского изображения должны составлять 40–50 для математического ожидания, 50–60 – для среднеквадратического отклонения. 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.

### Литература

1. Нейросетевая классификация медицинских изображений на основе спектра размерностей Ренне : сб. науч. ст. / Новосиб. гос. техн. ун-т ; под ред. А.Н. Бондаренко, А.В. Кацук. – Новосибирск : НГТУ, 2005. – 6 с.
2. Методы распознавания медицинских изображений для задач компьютерной автоматизированной диагностики [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://www.science-education.ru/article/view?id=14414>. – Дата доступа : 19.01.2020.
3. Анализ медицинских изображений [Электронный ресурс] – Режим доступа : <https://postnauka.ru/faq/80995>. – Дата доступа : 26.01.2020.
4. Каллан, Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан. – М. : Изд. дом «Вильямс», 2003. – 287 с.
5. Форсайт, Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс. – М. : Изд. Дом «Вильямс», 2004. – 928 с.
6. Диагностика медицинских изображений при помощи машинного обучения [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://www.vechnayamolodost.ru/articles/drugie-nauki-o-zhizni/analiz-meditsinskikh-izobrazheniy/>. – Дата доступа : 04.02.2020.
7. Технические науки: проблемы и перспективы : материалы IV Междунар. науч. конф., Санкт-Петербург, июль 2016 г. / А.А. Цветков [и др.] ; под ред. А.А. Цветкова. – СПб. : «Свое издательство», 2016. – 134 с.
8. Разработка решений на основе машинного обучения [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://evergreens.com.ua/ru/development-services/machine-learning.html>. – Дата доступа : 10.02.2020.