

Исаев А.Л., Кандрина П.И.

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана

АЛГОРИТМ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЯ РАДУЖНОЙ ОБОЛОЧКИ ГЛАЗА ПРИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЧЕЛОВЕКА

Аннотация

На сегодняшний день алгоритмы распознавания человека на основе биометрических данных получили большую популярность. Одной из самых надёжных технологий является идентификация по радужной оболочке глаза (РОГ). Ключевым шагом метода распознавания считается выделение области РОГ на изображении глаза человека. В статье рассмотрены и проанализированы существующие подходы к выделению области РОГ путем сегментации изображений. Представлен модифицированный алгоритм сегментации с использованием кластерного анализа, позволяющий наиболее качественно произвести выделение РОГ.

Ключевые слова: идентификация человека, радужная оболочка глаза, биометрическая система, сегментация изображения, кластерный анализ, метод среднего сдвига.

Keywords: human identification, iris, biometric system, image segmentation, cluster analysis, average shift method.

Введение.

Биометрические данные представляют собой уникальные характеристики, позволяющие быстро и точно произвести идентификацию человека. Особый интерес представляет метод распознавания человека по радужной оболочке глаза (РОГ). Рисунок РОГ формируется случайным образом на эмбриональном этапе формирования зародыша и, в отличие от лица, практически не изменяется с течением жизни человека [1, 87]. Ещё одним преимуществом использования радужной оболочки является её защищённость от внешних воздействий глазным веком.

Для наиболее эффективной работы алгоритма требуется провести процедуру выделения области РОГ на изображении. Данная задача является задачей сегментации и может быть решена с использованием различных методов, проанализированных в данной статье.

Обзор методов сегментации изображений РОГ.

Сегментация — это процесс разбиения изображения на несколько сегментов, представляющих собой множество пикселей. Тогда результатом сегментации считается множество пикселей или контуров, выделенных из изображения РОГ.

В 1994 г. Д. Даугманом была спроектирована система распознавания человека по РОГ [2, 21]. Границы радужной оболочки и зрачка были вычислены с использованием интегро-дифференциального оператора

$$\max_{(r, x_0, y_0)} = \left| G_\sigma(r) \frac{d}{dr} \int \int_{(r, x_0, y_0)} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right|,$$

где $G_\sigma(r)$ — сглаживающая функция Гаусса; $I(x, y)$ — функция интенсивности изображения; s — контур окружности с координатами (x_0, y_0) и радиусом r [3, 1148].

Представленный оператор выполняет поиск области на изображении, где достигается максимум частной производной от нормализованного интеграла по направлению увеличения величины радиуса. Данный алгоритм обладает довольно высокой точностью работы, однако имеет существенный недостаток — большую временную сложность.

Метод, использующий преобразование Хафа, позволяет построить модель зрачка и края роговицы, а также локализовать границы верхнего и нижнего века с использованием параболических дуг [4, 1348]. Метод локализации построен на вычислении первой производной

изображения, причём карта контуров вычисляется путём определения порога градиента интенсивности

$$|\nabla G(x, y) * I(x, y)|,$$

где $\nabla \equiv \left(\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y} \right)$ и $G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2}{2\sigma^2}}$ – функция сглаживания Гаусса.

Радужная оболочка и зрачок могут быть аппроксимированы окружностями, причём параметрическая функция g вычисляется, как

$$g(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = (x_j - x_c)^2 + (y_j - y_c)^2 - r^2$$

Границы РОГ представляют собой максимальное количество крайних точек окружности с центром (x_c, y_c) , полученных в результате трансформации Хафа. Данный метод имеет невысокую точность при средних временных затратах.

В 1986 году Джон Кэнни разработал многоступенчатый алгоритм для нахождения контуров на изображениях. Он позволяет добиться значительного уменьшения объёма обрабатываемых данных и увеличения отношения сигнал/шум. Кэнни обнаружил, что для решения задачи выделения границ необходимо подобрать оптимальный фильтр, который оказался хорошо аппроксимируем первой производной от гауссианы [5, 679].

Процесс нахождения контура разбит на пять шагов:

1. Сглаживание

Заключается в размытии исходного изображения с целью удаления шумов.

2. Поиск градиентов

Для поиска границ вычисляется максимальное значение градиента. Для обнаружения вертикальных и горизонтальных ребер используется четыре фильтра гаусса.

3. Подавление не максимумов

Локальные максимумы помечаются как контуры.

4. Двойная пороговая фильтрация

Происходит вычисление потенциальных границ при помощи порогов.

5. Трассировка области неоднозначности

Для определения итоговых границ используется процедура подавления слабых границ. Недостатком алгоритма считается его чувствительность к шуму и обнаружение ложных краёв.

Постановка задачи.

Описанные методы имеют низкую точность, либо обладают большим временем работы. В связи с этим предлагается использовать другой метод, который позволит выделить область РОГ на изображении человеческого глаза.

Задача сегментации изображения может быть сведена к кластеризации множества точек, соответствующих отдельно взятым пикселям [6, 421]. Кроме того, алгоритмы сегментации, использующие кластерный анализ, обладают относительно высокой скоростью работы и низкой вычислительной сложностью. В связи с этим, предлагается разработать алгоритм на основе кластеризации, позволяющий решить поставленную задачу с помощью метода среднего сдвига.

Метод среднего сдвига разработали в 1975 году Фуканага и Хостетлер [7, 2]. В процессе работы алгоритма вычисляются максимумы (моды) плотности вероятности распределения точек в пространстве.

Пусть задана ядерная функция

$$K(x_i - x),$$

где x – начальная оценка, x_i – входные точки.

Ядерная функция используется для вычисления весов ближайших точек для оценки среднего. Таким образом, взвешенное среднее будет вычисляться по формуле:

$$m(x) = \frac{\sum_{x_i \in N(x)} K(x_i - x)x_i}{\sum_{x_i \in N(x)} K(x_i - x)},$$

где $N(x)$ – набор точек, для которых выполняется $K(x_i) \neq 0$.

Тогда сдвигом среднего значения называется разность

$$m(x) - x$$

Оценка плотности вероятности по заданному набору входных данных представляет собой свёртку с фиксированным ядром ширины h :

$$f(x) = \sum_i K(x_i - x) = \sum_i k\left(\frac{\|x_i - x\|^2}{h^2}\right),$$

где $k(r)$ – ядерная функция.

После вычисления некоторого приближения локального максимума y_k метод среднего сдвига находит оценку плотности $f(y_k)$ и итеративно сдвигает ядро к области с большей плотностью, пока не будет достигнута необходимая точность. Схематично иллюстрация работы процедуры приведена на рис. 1.

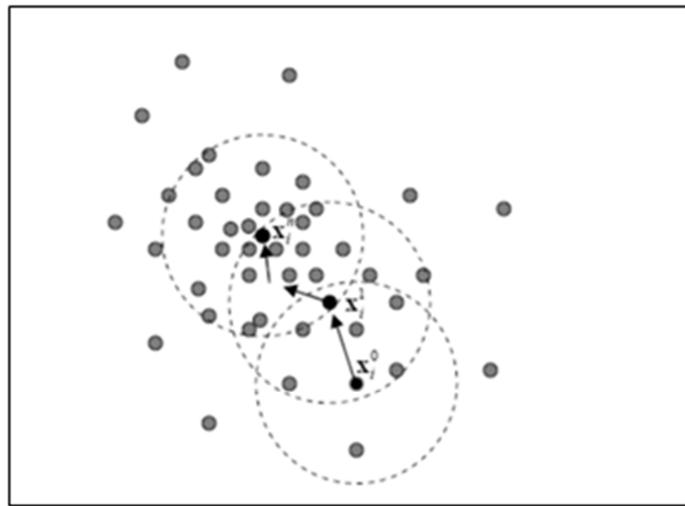


Рисунок 1 - Процедура сегментации на основе метода среднего сдвига

Выбор ядерной функции. Пусть X представляет собой n -мерное евклидово пространство R^n . Говорят, что функция $K: X \rightarrow R$ является ядерной, если существует

$$k: [0, \infty] \rightarrow R,$$

для которого выполнено:

$$K(x) = k(\|x\|^2)$$

$$k \geq 0$$

$$k(a) \geq k(b), a < b$$

k кусочно-непрерывна и $\int_0^\infty k(r)dr < \infty$

Ядро K определяет веса по аналогии с локальными свертками изображений и применяется в пространстве признаков. На рис. 2 приведено четыре примера профилей $k(r)$ для $r \in R$ [8, 221].

Функция Епанечникова определяется следующим образом:

$$k(r) = \frac{3}{4}(1 - r^2) \text{ для } -1 < r < 1$$

$k(r) = 0$ в остальных точках.

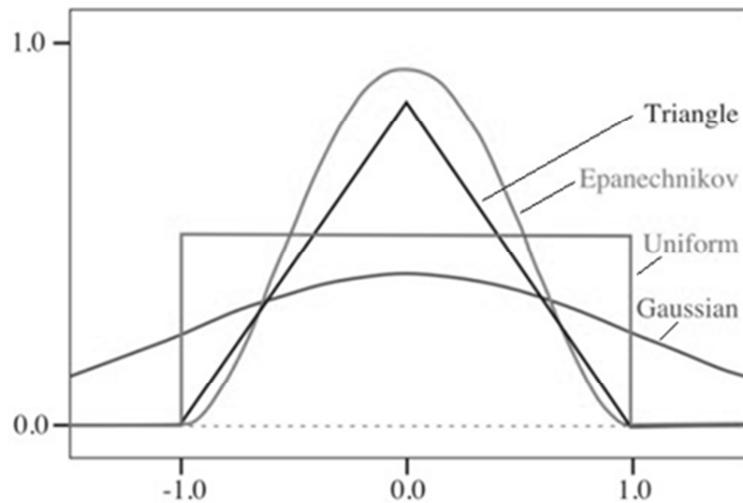


Рисунок 2 - Профили четырех различных ядерных функций: треугольной, Епанечникова, равномерной и гауссовой

В целях сокращения вычислительных затрат предлагается использовать ограниченное ядро, при котором возникает наименьшая среднеквадратичная ошибка, такое как ядро Епанечникова [9, 14].

Модификация метода среднего сдвига. Так как метод среднего сдвига обладает большими вычислительными затратами, было принято решение провести модификацию алгоритма для ускорения его работы.

Во-первых, предлагается относить каждую точку исходных данных, находящуюся на расстоянии $\leq r$ от центра тяжести, к соответствующему кластеру (рис. 3). Такая модификация вводит понятие области притяжения и основывается на том, что точки, расположенные на расстоянии от максимума плотности, равному одному размеру окна, с наибольшей вероятностью сходятся к его центру тяжести.

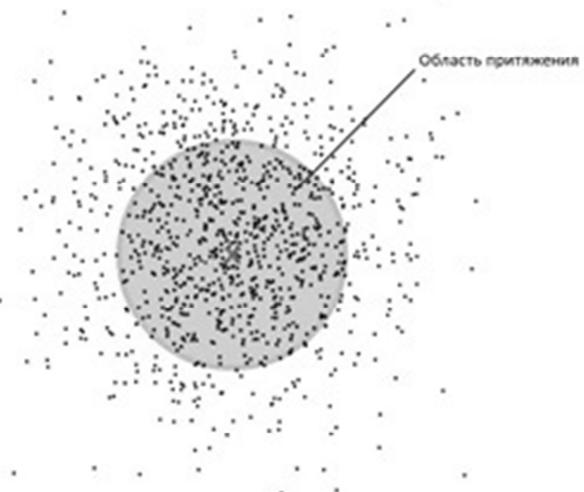


Рисунок 3 - Иллюстрация первой модификации метода среднего сдвига

Во-вторых, аналогично первой модификации предлагается на каждом шаге алгоритма относить точки, отстоящие на расстоянии $\leq r/c$ от центра тяжести, к соответствующему кластеру. c в данном случае может быть задано некоторой константой, варьируемой в зависимости от величины радиуса r . Схематично данная модификация проиллюстрирована на рис. 4.

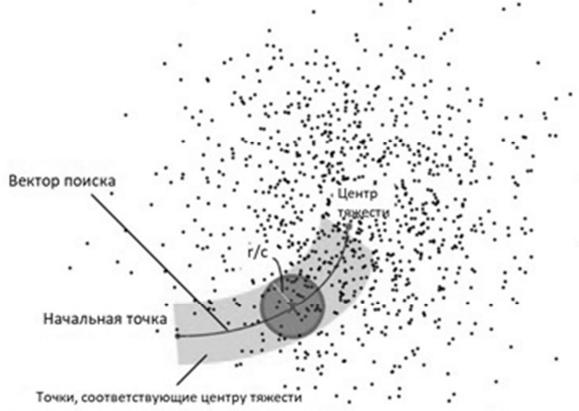


Рисунок 4 - Иллюстрация второй модификации метода среднего сдвига

На рис. 5 представлена схема функционирования разработанного алгоритма сегментации изображения РОГ человека.

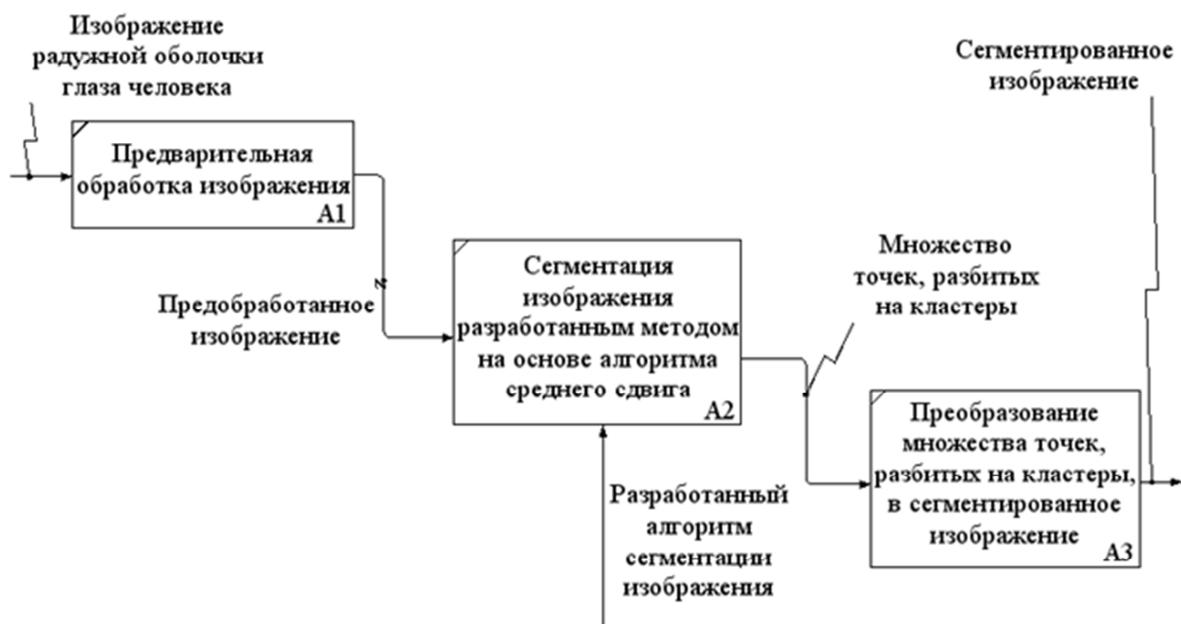


Рисунок 5 - Схема функционирования разработанного алгоритма

Для повышения эффективности и качества выделения данных на изображении РОГ требуется его предварительная обработка. Целью такой обработки является снижение помех, возникающих в результате дискретизации, подавление шумов на изображении, а также форматирование исходных данных для последующей процедуры сегментации.

Для снижения зашумленности изображения предлагается использовать медианный фильтр, так как по сравнению с другими фильтрами, он способен подавлять случайные и импульсные шумы и не приводит к размытию исходного изображения.

Принцип действия данного фильтра заключается в замене значения в точке изображения на медиану значений интенсивности цвета в её окрестности. При вычислении медианы также учитывается значение яркости самой точки.

После фильтрации изображения необходимо произвести его форматирование. В качестве цветовой модели изображения предлагается использовать модель LAB, так как она обладает самым широким цветовым спектром. Также LAB-модель, в отличие от RGB-модели, позволяет повысить контрастность изображения без искажения цветовой информации [10,213]. Модель LAB использует три канала (рис. 6):

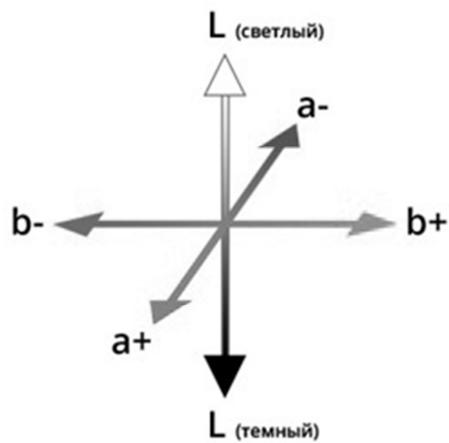


Рисунок 6 - Цветовая модель LAB

- L (Lightness) — устанавливает координаты света (100) и тени (0);
- a — спектр от зеленого (-128) до пурпурного (127);
- b — спектр от голубого (-128) до желтого (127).

Предварительная обработка изображения представлена схемой, изображенной на рис. 7.

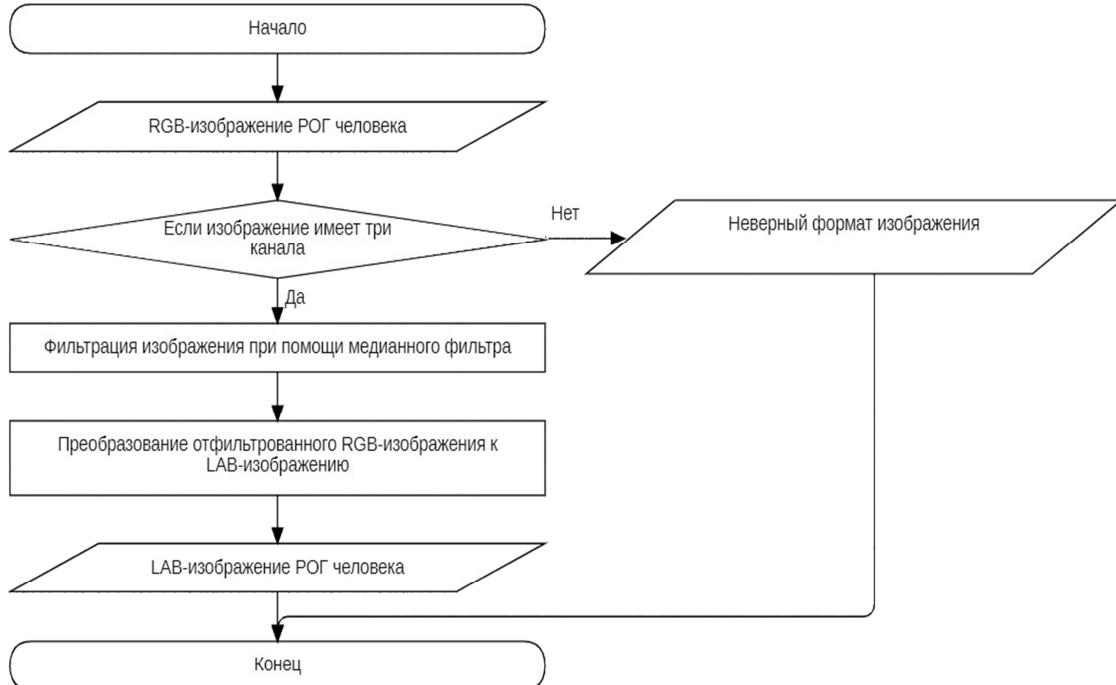


Рисунок 7 - Предварительная обработка изображения

С учётом модификаций метода среднего сдвига, разработанный алгоритм сегментации изображения можно проиллюстрировать с помощью схемы, представленной на рис. 8.

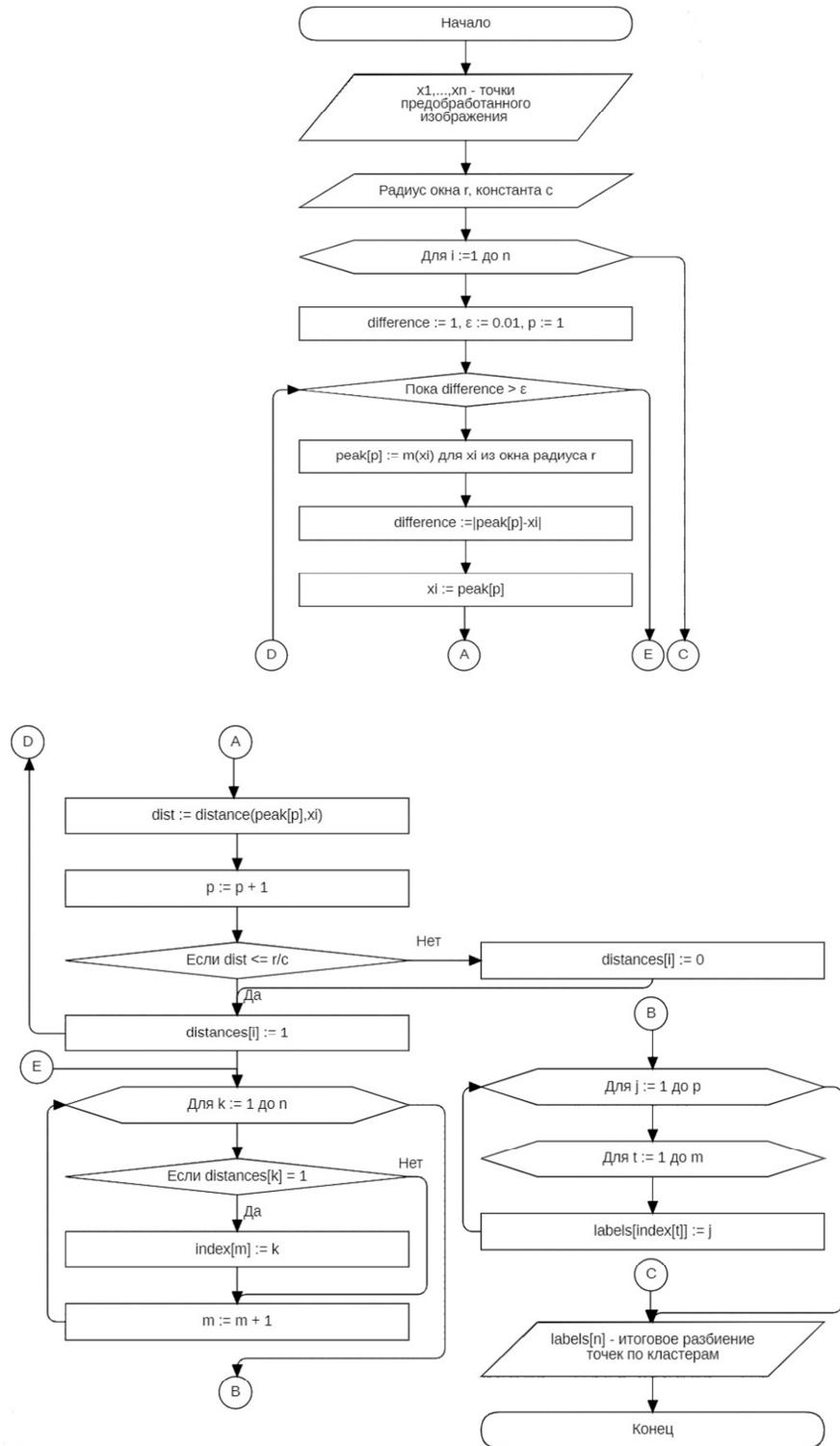


Рисунок 8 - Разработанный алгоритм сегментации изображения

Работу разработанного алгоритма иллюстрируют результаты эксперимента, который проводился на изображениях размером 256x342 пикселя. Значение радиуса окна $r = 4$, константы $c = 1$. Пример работы алгоритма с разбиением всего изображения на отдельные сегменты приведены на рисунке 9 для трех случаев. В каждом из них отмечается достаточно хорошее совпадение формы и размеров выделенной области (справа) и РОГ (слева).

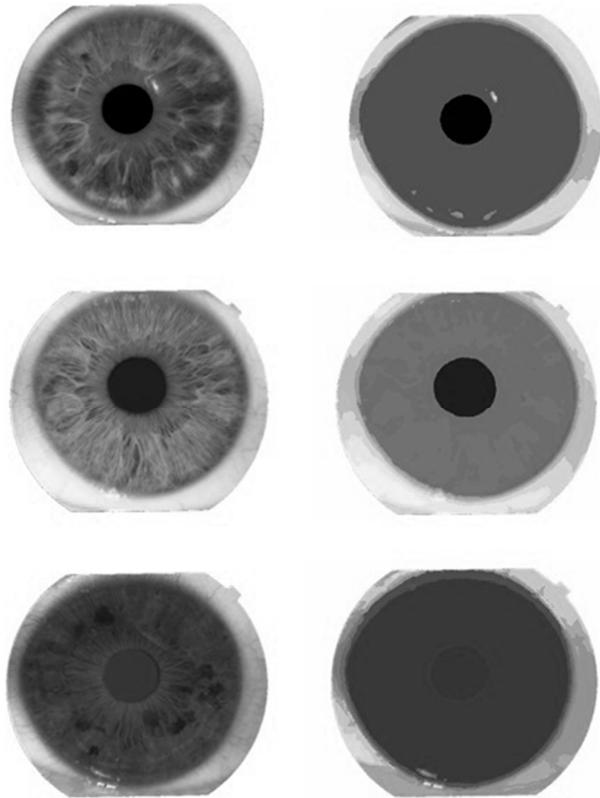


Рисунок 9 - Результаты работы разработанного алгоритма

Заключение.

Разработан алгоритм сегментации изображения на основе модификации метода среднего сдвига для выделения области РОГ на изображении глаза человека. В качестве основы для дальнейших исследований в области биометрии предложено акцентировать внимание на разработке методов, применяемых в режиме реального времени, и на создании моделей, аппроксимирующих РОГ, позволяющих улучшить качество процедуры распознавания.

Литература

1. А. А. Дорофеева, Ю. В. Лоскутова, А. В. Хрусталев, Ю. В. Крылов и М. А. Негашева, Современные методы изучения цвета и структуры радужки в различных науках и перспективы их развития в антропологии, 2012, с. 87-89.
2. J. Daugman, How iris recognition works, IEEE Transactions CSV, vol. №1, 2004, с. 21-22.
3. J. Daugman, High Confidence Visual Recognition by a test of Statistical Independence, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. №11, с. 1148-1161, 1993.
4. R. Wildes, Iris recognition: an emerging biometric technology, IEEE Proceedings, с. 1348-1363, 1997.
5. J. Canny, A computational approach to edge detection, IEEE TRAMI, с. 679-698, 1986.
6. С. Б. Ларионов и С. Б. Белим, Кластеризация изображения с помощью искусственной нейронной сети, Омск: Омский государственный университет им. Ф.М. Достоевского, 2017.
7. K. Fukunaga и L. D. Hostetler, The Estimation of the Gradient of a Density Function, with Applications in Pattern Recognition, IEEE Transactions on Information Theory, с. 1-2, 1975.
8. Р. Клетте, Компьютерное зрение. Теория и алгоритмы, Москва: ДМК-Пресс, 2019, с. 221-222.
9. К. В. Николаевич, Современные методы и информационные технологии тематической, Самара, 2010, с. 13-14.
10. П. М. Николаевич, Компьютерная графика. Учебник для вузов. 3-е изд., Санкт-Петербург: Издательский дом "Питер", 2011.