Выделение областей затенения радужки классификатором локальных текстурных признаков

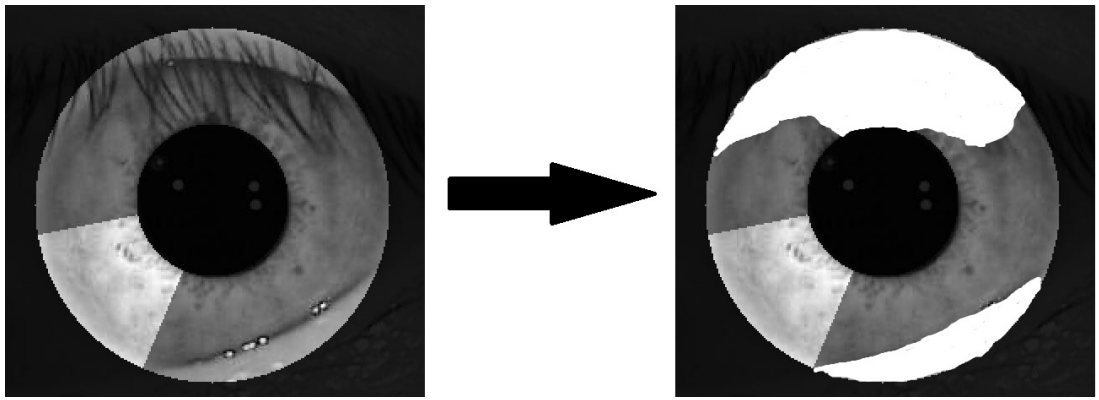
Соломатин Иван Андреевич,
Матвеев Иван Алексеевич.

Московский физико-технический институт,
ВЦ РАН.

23 сентября 2015 г.

Цель исследования

Цель:
Построить алгоритм, выделяющий область затенения радужки, использующий классификатор, основанный на смесях гауссианов, обучающийся на пикселях незатенённого сегмента радужки на том же изображении.



Постановка задачи

Вход:

- Чёрно-белое изображение I (Матрица 1-байтовых чисел $n \times m$)
- x_P, y_P, r_P - координаты центра и радиус окружности, аппроксимирующей границу зрачок-радужка.
- x_I, y_I, r_I - координаты центра и радиус окружности, аппроксимирующей границу склера-радужка.
- Серединный угол сектора S, не содержащего затенений.

Выход:

Бинарная матрица $n \times m$, каждый пиксель которой показывает, является ли исходное изображение в соответствующем пикселе - затенением.

Постановка задачи

Более формально:

$$I \supset \Omega = \left\{ (x,y) : \left| \begin{array}{l} (x-x_P)^2 + (y-y_P) \geq r_P^2 \\ (x-x_I)^2 + (y-y_I) \leq r_I^2 \end{array} \right. \right\}$$ - кольцевая область локализации радужки.

Необходимо классифицировать все пиксели из Ω на два класса, т.е. построить классификатор:

$$Q(x,y) : \Omega \to \{0,1\}. \qquad Q(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{затенение} \\ 0, & \text{радужка} \end{cases}$$

Уже существующие методы

1. J. Daugman, *How iris recognition works*, ICIP (1). 2002. pp. 33-36.
   В данной работе граница век выделяется с помощью интегрально-дифференциальных операторов.

2. J. Daugman, *New methods in iris recognition*, Systems, Man, and Cybernetics, Part B, IEEE Transactions on, vol. 37, no. 5, pp. 1167–1175, Oct. 2007.
   В данной работе используется **метод активного контура**, с помощью которого определяется **граница век**.

Уже существующие методы

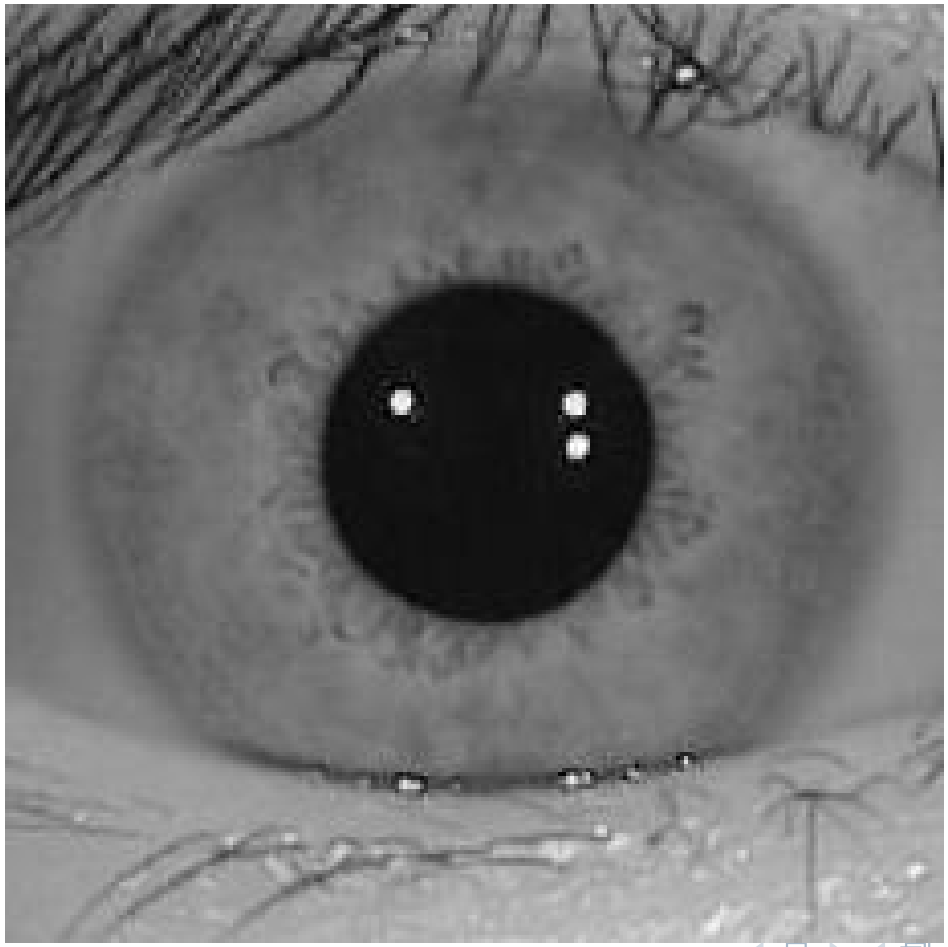
3. D. Zhang, D.M. Monro, and S. Rakshit, *Eyelash removal method for human iris recognition*, Image Processing, 2006 IEEE International Conference on, pp. 285–288, Oct. 2006.
   В данной работе используется **фильтр Собеля** для **определения ресниц**. После они удаляются с помощью медианного фильтра.

4. Yung hui Li and Marios Savvides. *A pixel-wise, learning-based approach for occlusion estimation of iris images in polar domain.* In ICASSP, pages 1357-1360. IEEE, 2009.
   В данной работе также реализован метод поиска затенений с помощью **классификатора, основанного на смесях гауссианов**, однако, для его обучения **используется ручная разметка**.

Метод решения

Метод состоит из следующих этапов:

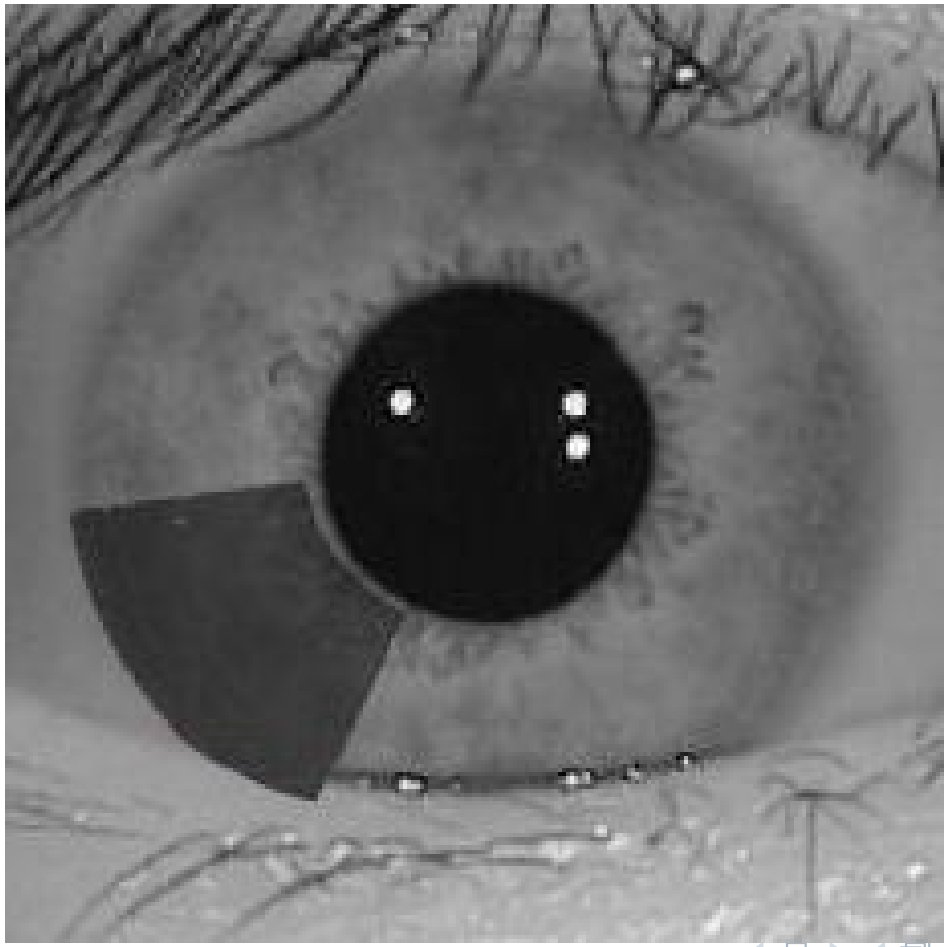
1. На вход подаётся изображение, кольцевая область Ω и незатенённый сектор S.



Метод решения

Метод состоит из следующих этапов:

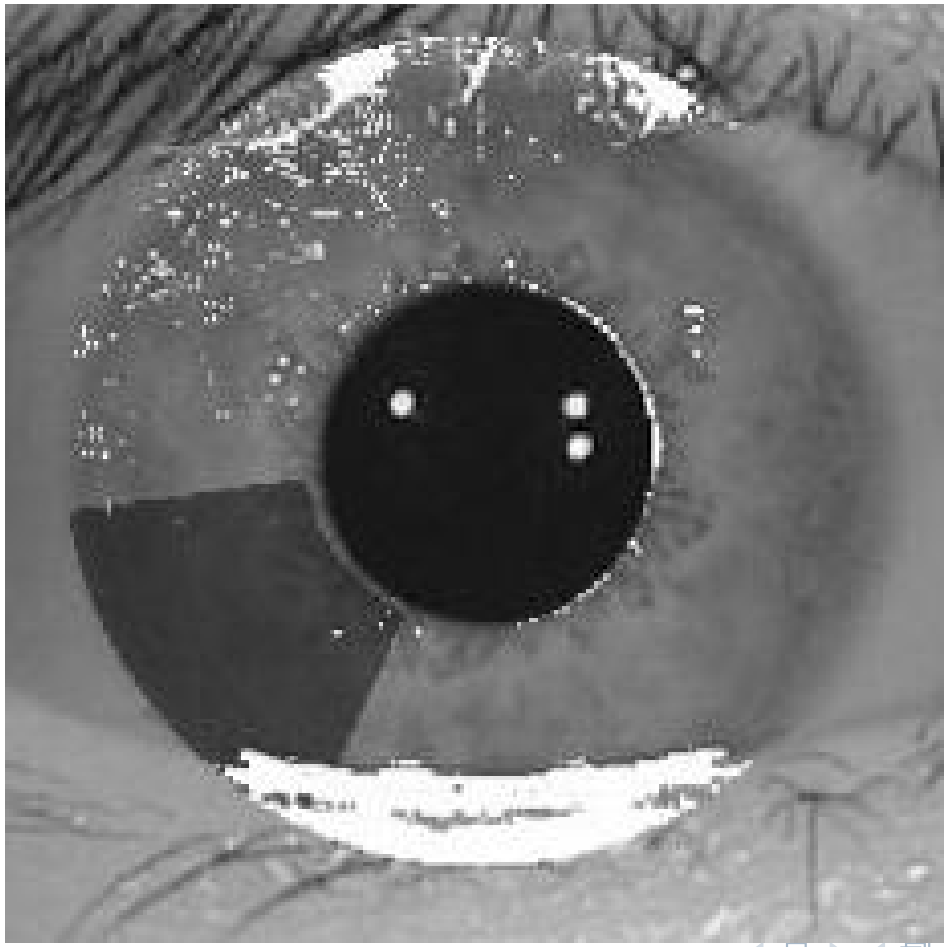
2. Строится классификатор, основанный на смесях гауссианов, который обучается на пикселях незатенённого сектора.



Метод решения

Метод состоит из следующих этапов:

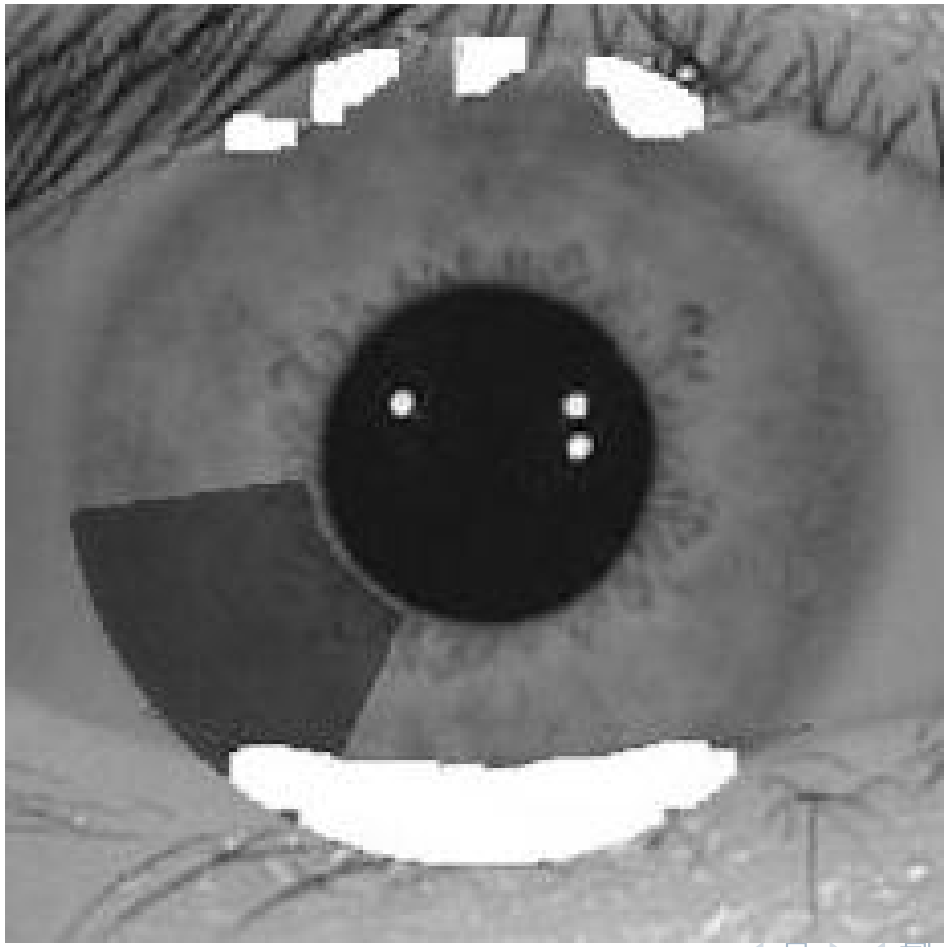
3. Все точки, лежащие внутри кольцевой области радужки, с помощью классификатора, относятся к той или иной области. Все результаты сводятся в бинарную матрицу J.



Метод решения

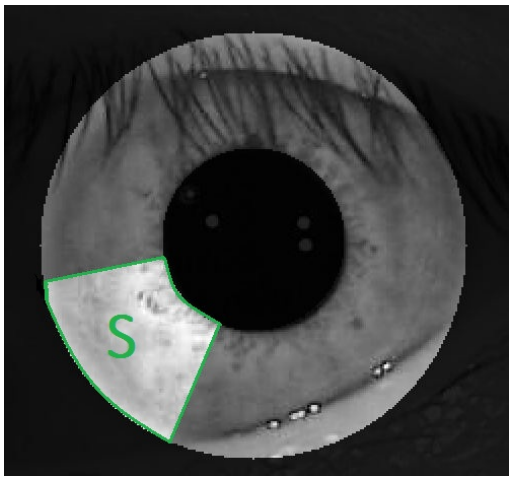
Метод состоит из следующих этапов:

4. Полученная бинарная матрица J подвергается постобработке с помощью операций математической морфологии.



Метод решения

Более подробно.
Для построения классификатора Q, рассмотрим точки, находящиеся внутри незатенённого сектора $S = \{\vec{x_n}\}_{n=1}^{N}$.



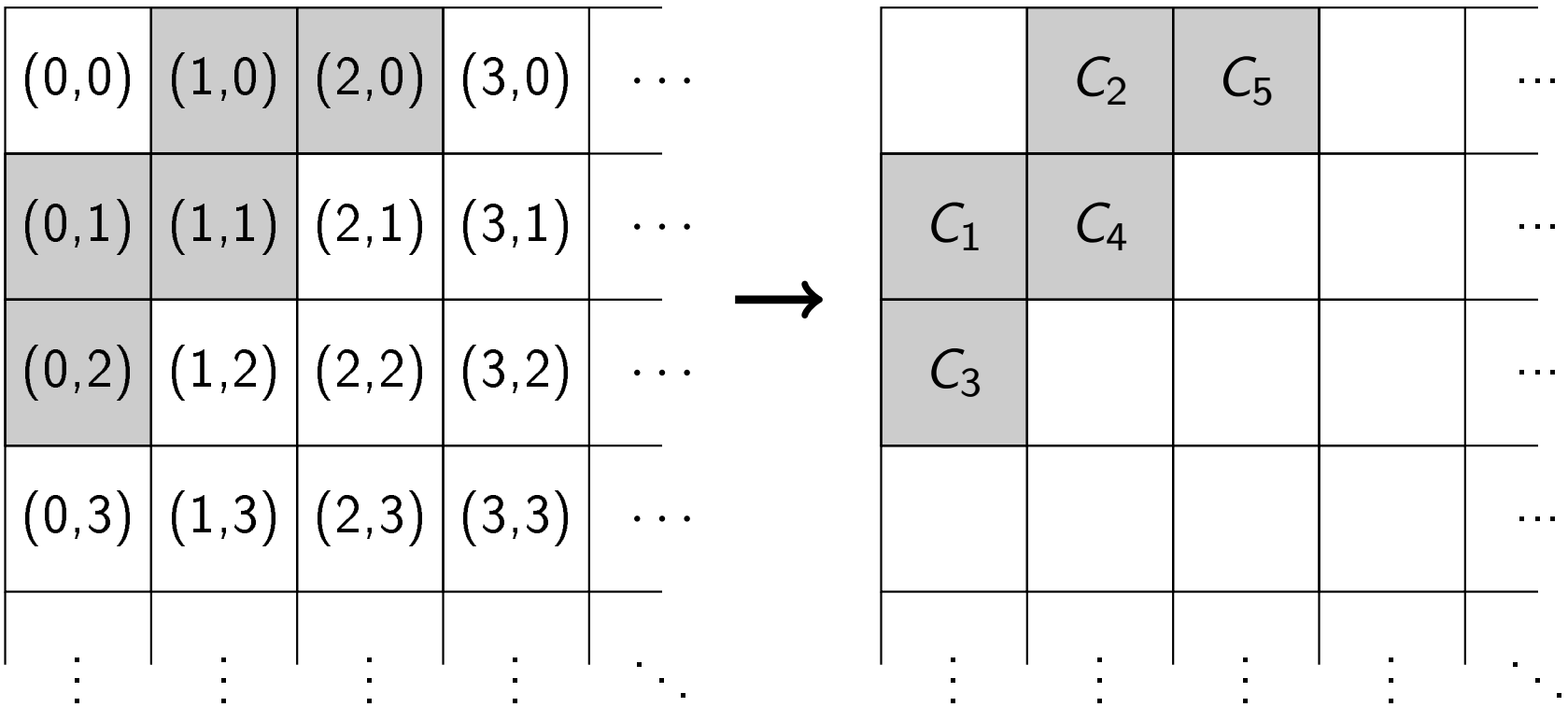
Локальные текстурные признаки этих точек будут являться обучающей выборкой для классификатора.
В качестве локальных текстурных признаков выбираем $K = 8$ признаков.

Метод решения

- $B(\vec{x_n})$ - Яркость в точке $\vec{x_n} = (x, y)^{\mathrm{T}}$
- $\overline{B}(\vec{x_n})$ - Средняя яркость в окрестности точки $\vec{x_n}$. (Окрестность - квадрат со стороной a)
- $\sigma(\vec{x_n})$ - Среднеквадратичное отклонение яркости в $\vec{x_n}$. (Окрестность - квадрат со стороной b)
- $\vec{C}(\vec{x_n})$ - вектор из пяти компонент дискретного косинусного преобразования в точке $\vec{x_n}$. ДКП считается в окне 7×7.

Метод решения

Результат двумерного ДКП - матрица коэффициентов $\widehat{C}$ размерности 7×7. Из $\widehat{C}$ выбираем первые 5 коэффициентов за исключением $\widehat{C}_{0,0}$:



$$\vec{C}(\vec{x_n}) = (\widehat{C}_{0,1}, \widehat{C}_{1,0}, \widehat{C}_{0,2}, \widehat{C}_{1,1}, \widehat{C}_{2,0})^{\mathrm{T}}.$$

Метод решения

- Из 8 параметров составляется вектор

$$\vec{p_n} = (B(\vec{x_n}), \overline{B}(\vec{x_n}), \sigma(\vec{x_n}), (\vec{C}(\vec{x_n}))^{\mathrm{T}})^{\mathrm{T}}$$

- Из векторов $\vec{p_n}$ составляется матрица объект-признак P (размерности $K \times N$):

$$P = (\vec{p_1}, \vec{p_2}, \cdots, \vec{p_N}).$$

- Считаем средний вектор:

$$m = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \vec{p_n}$$

- Считаем матрицу ковариаций:

$$C = (P - M)^{\mathrm{T}}(P - M), \text{ где } M = (\overbrace{m, m, \cdots, m}^{N})$$

Метод решения

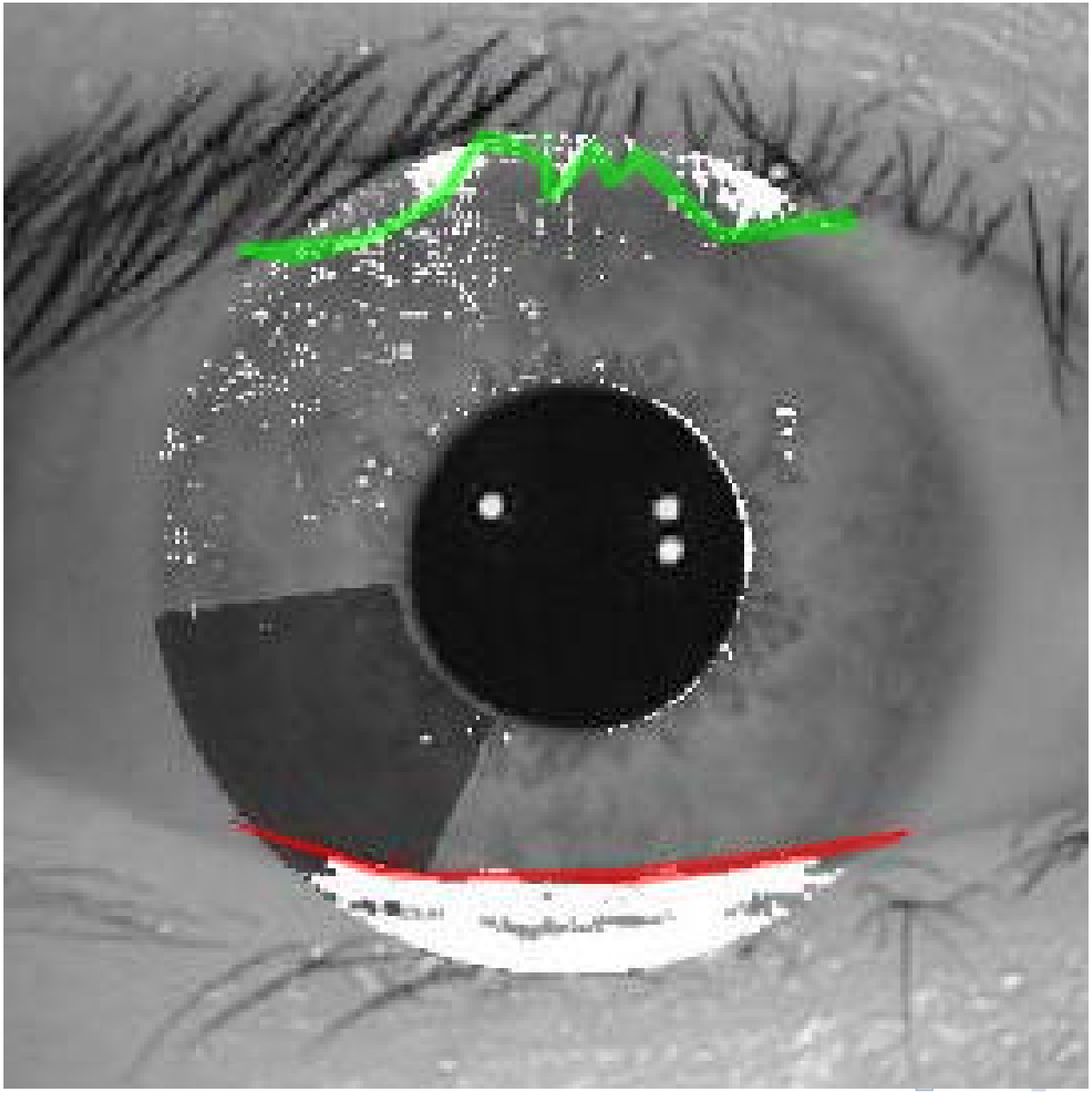
- Получаем оценку вероятности нахождения каждого элемента x в классе «радужка» через расстояние Махаланобиса:

$$P = \exp\left((x - m)C^{-1}(x - m)^{\mathrm{T}}\right)$$

- Сравнивая вероятность P с некоторым пороговым значением $P_{\text{порог}}$, относим каждый пиксель к тому или иному классу.

$$\begin{cases} P(x) \geq P_{\text{порог}} \Longrightarrow x - \text{ радужка} \\ P(x) < P_{\text{порог}} \Longrightarrow x - \text{ затенение} \end{cases}$$

Пример работы алгоритма



Постобработка

На этом тесте видны две проблемы:

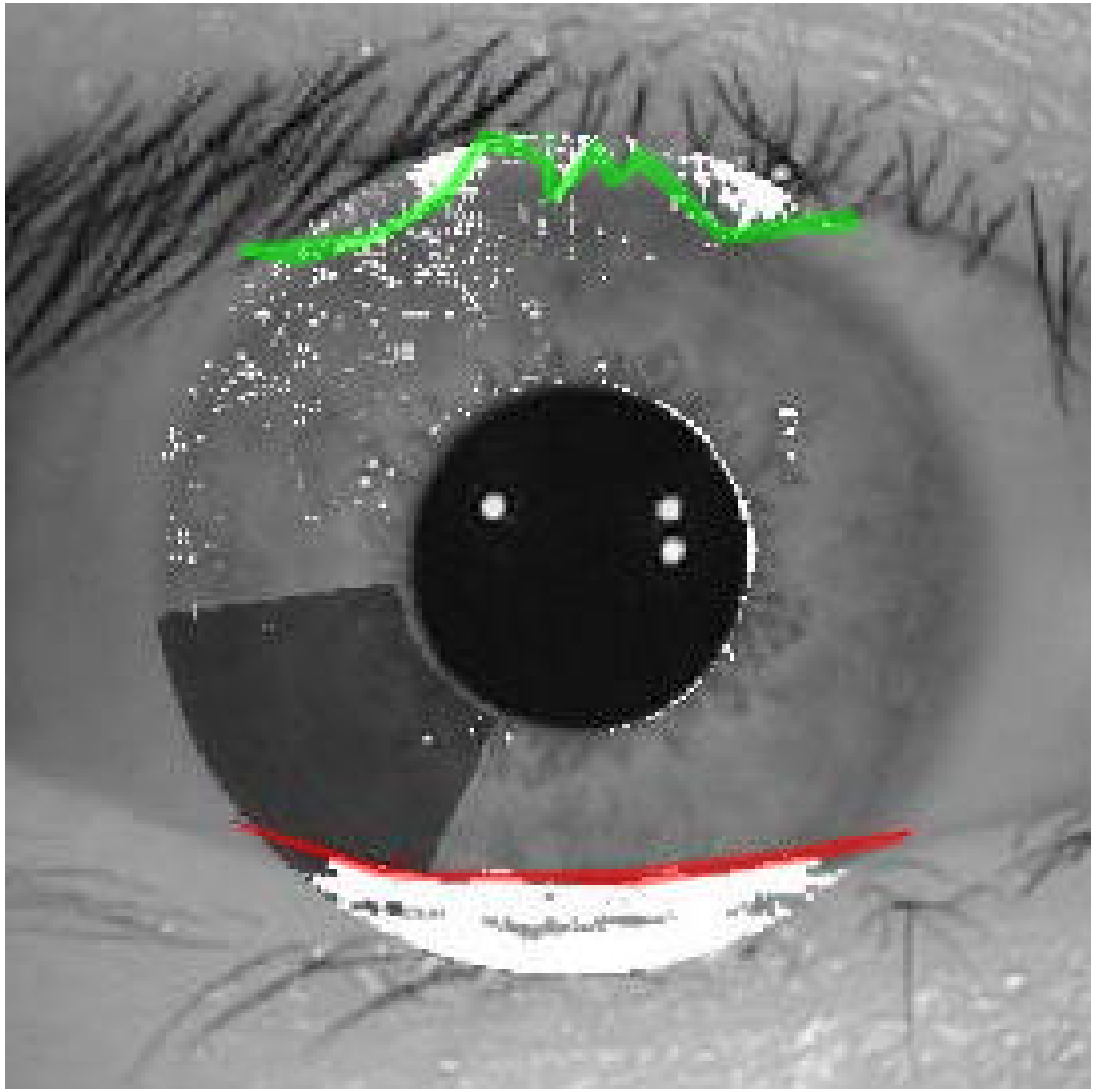
- На изображениях виден **шум**.
- Существует **проблема с распознаванием век** - часть нижнего века сложноотличима от радужки.

Предлагаемое решение:

- Применить операции математической морфологии - замыкание и размыкание, на логическом изображении вывода алгоритма.
- Для устранения проблемы с нижним веком можно после применения фильтров выделить верхнюю границу нижнего затенения и считать затенением всё, что находится снизу от неё. В данной работе эта проблема не решалась.

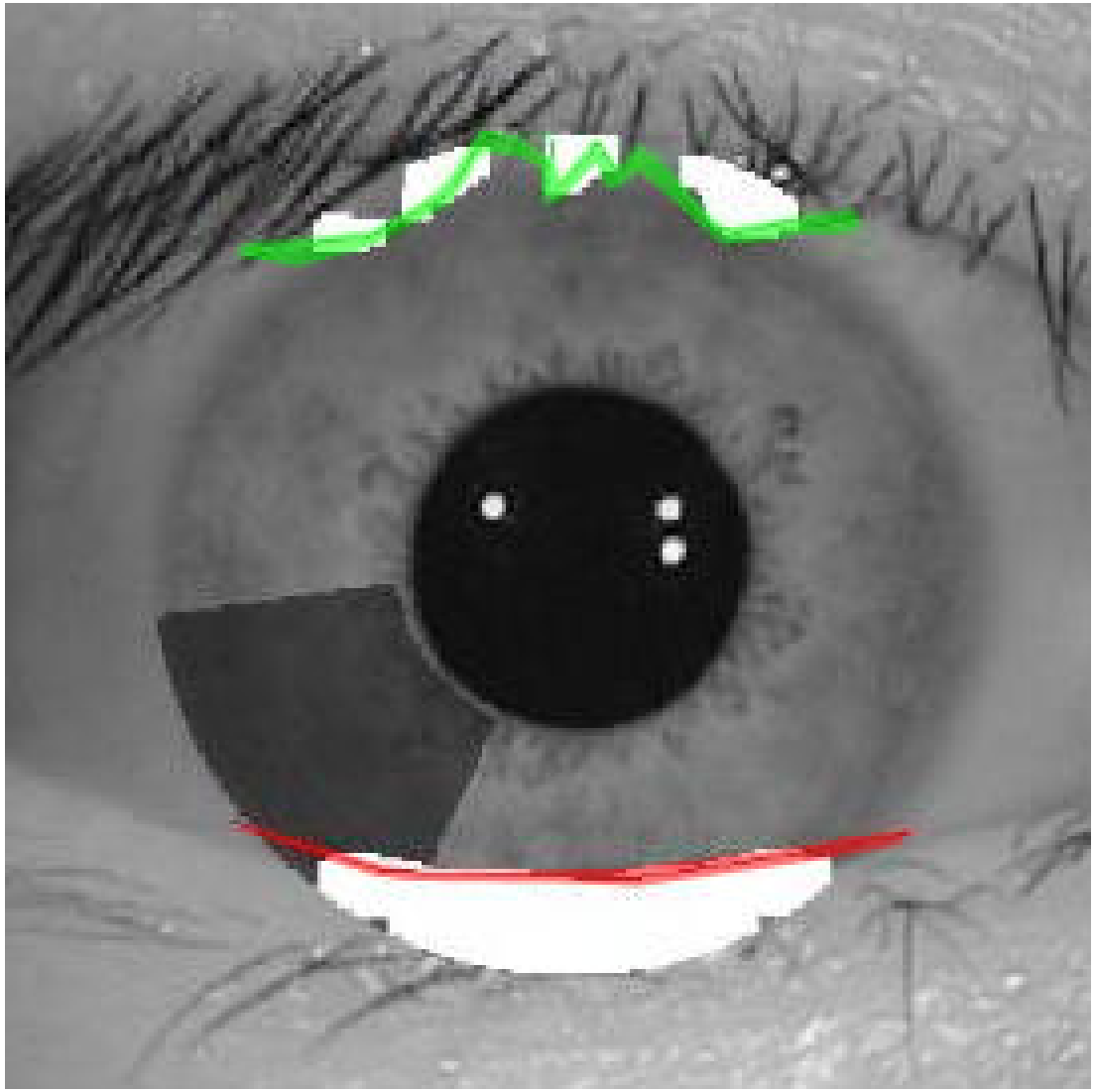
Пример применения постобработки

До постобработки.



Пример применения постобработки

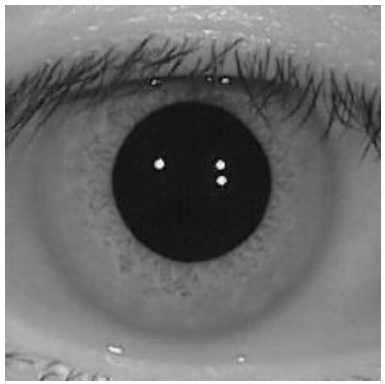
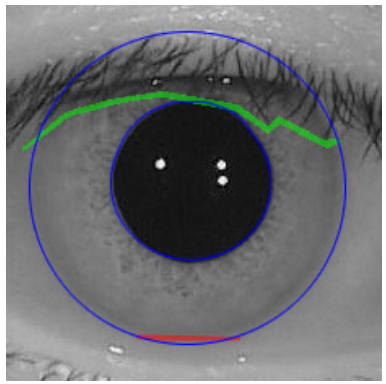
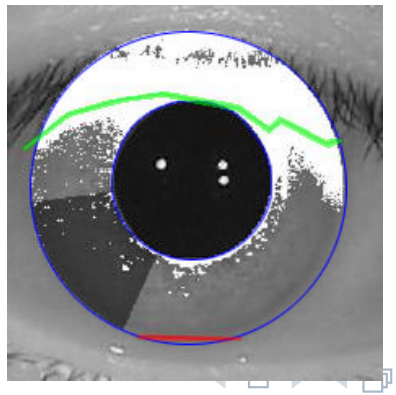
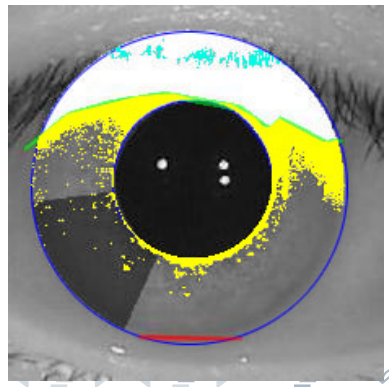
После постобработки.



Функция ошибки

Введём ф-цию ошибки как сумму относительных ошибок I и II рода. На данном рисунке на изображение последовательно наносится экспертная разметка, затем вывод алгоритма, затем цветом выделяются ошибочно классифицированные пиксели.

- Жёлтым цветом выделены пиксели, в которых имеет место ошибка **первого рода**. Т.е. пиксели, ошибочно классифицированные как затенения.
- Голубым цветом - ошибка **второго рода**, т.е. пиксели, ошибочно классифицированные как радужка.

Исходное изображение:	Экспертная разметка:	Вывод алгоритма:	Ошибки:
			

Функция ошибки

Более формально. Пусть J - вывод, $\hat{J}$ - экспертная разметка. Пусть:

- N_0 - общее количество классифицируемых точек.
- $\hat{N}_0$ - количество точек, классифицируемых как затенения в экспертной разметке.
- $\delta_\Omega(i,j)$ - индикаторная функцию кольцевой области Ω, аппроксимируещей область радужки.

Т.е.: $N_0 = |\{(i,j) \mid \delta_\Omega(i,j) = 1\}|; \quad \hat{N}_0 = |\{(i,j) \mid \delta_\Omega(i,j)\hat{J}(i,j) = 1\}|.$

Тогда относительные ошибки I и II (!!!) рода выражаются как:

$$E_1 = \frac{1}{\hat{N}_0} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{W} \hat{J}(i,j)(1 - J(i,j))\delta_\Omega(i,j),$$

$$E_2 = \frac{1}{N_0 - \hat{N}_0} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{W} J(i,j)(1 - \hat{J}(i,j))\delta_\Omega(i,j).$$

Функция ошибки определяется как их сумма:

$$E = E_1 + E_2.$$

Параметры алгоритма

При описании метода решения было сформулировано 3 параметра алгоритма:

- a - Сторона квадрата, в котором считается признак $\overline{B}(\vec{x_n})$.
- b - Сторона квадрата, в котором считается признак $\sigma(\vec{x_n})$.
- $P_{\text{порог}}$ - Пороговая вероятность.

При разных параметрах алгоритм работает с разной точностью. Используя для оценки точности распознавания фиксированного изображения I на фиксированных параметрах описанную выше функцию ошибки $E(I, a, b, P)$, оптимизируем метод с помощью генетического алгоритма.

Выбор параметров

Генетический алгоритм:

Особь: вектор, состоящий из трёх параметров алгоритма:

$$v = \begin{pmatrix} a \\ b \\ P_{\text{порог}} \end{pmatrix}$$

Функция качества особи:

$$f(v) = f\begin{pmatrix} a \\ b \\ P_{\text{порог}} \end{pmatrix} = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(1 - E(I_i, a, b, P_{\text{порог}}))$$

Селекция: метод рулетки, т.е. вероятность выбора особи v в качестве родителя пропорциональна $f(v)$.

Генетические операторы:

Скрещивание: $v \otimes w = \begin{pmatrix} a_1 \\ b_1 \\ P_1 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} a_2 \\ b_2 \\ P_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r(a_1, a_2) \\ r(b_1, b_2) \\ r(P_1, P_2) \end{pmatrix}$.

Где $r(x, y)$ - случайная величина (распределённая по Бернулли):

$$r(x,y) = \begin{cases} x & \text{, с вероятностью } p = \frac{1}{3} \\ y & \text{, с вероятностью } p = \frac{1}{3} \\ \frac{x+y}{2} & \text{, с вероятностью } p = \frac{1}{3} \end{cases}$$

Выбор параметров

Мутация:

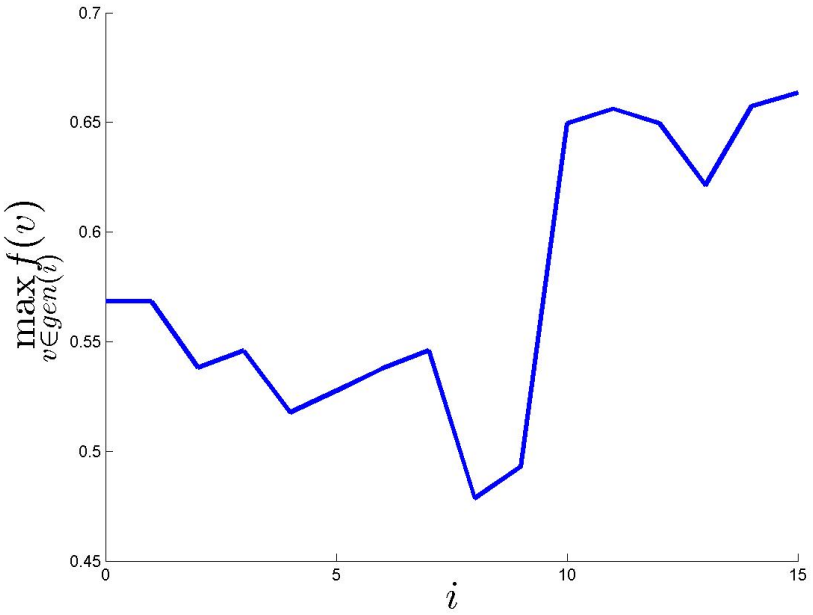
$$M(v) = M\begin{pmatrix} a \\ b \\ P \end{pmatrix} = \begin{cases} v & \text{, с вероятностью } p = \frac{2}{3} \\ (r_1, b, P)^{\mathrm{T}} & \text{, с вероятностью } p = \frac{1}{9} \\ (a, r_1, P)^{\mathrm{T}} & \text{, с вероятностью } p = \frac{1}{9} \\ (a, b, r_2)^{\mathrm{T}} & \text{, с вероятностью } p = \frac{1}{9} \end{cases}$$,где:

r_1 - дискретная случ.величина, равномерно распределённая на $[1, 15]$

r_2 - непрерывная случ.величина, равномерно распределённая на $[0.6, 1]$

Конечный алгоритм

В ходе эксперимента было рассчитано 16 поколений генетического алгоритма для популяции из 10 особей.

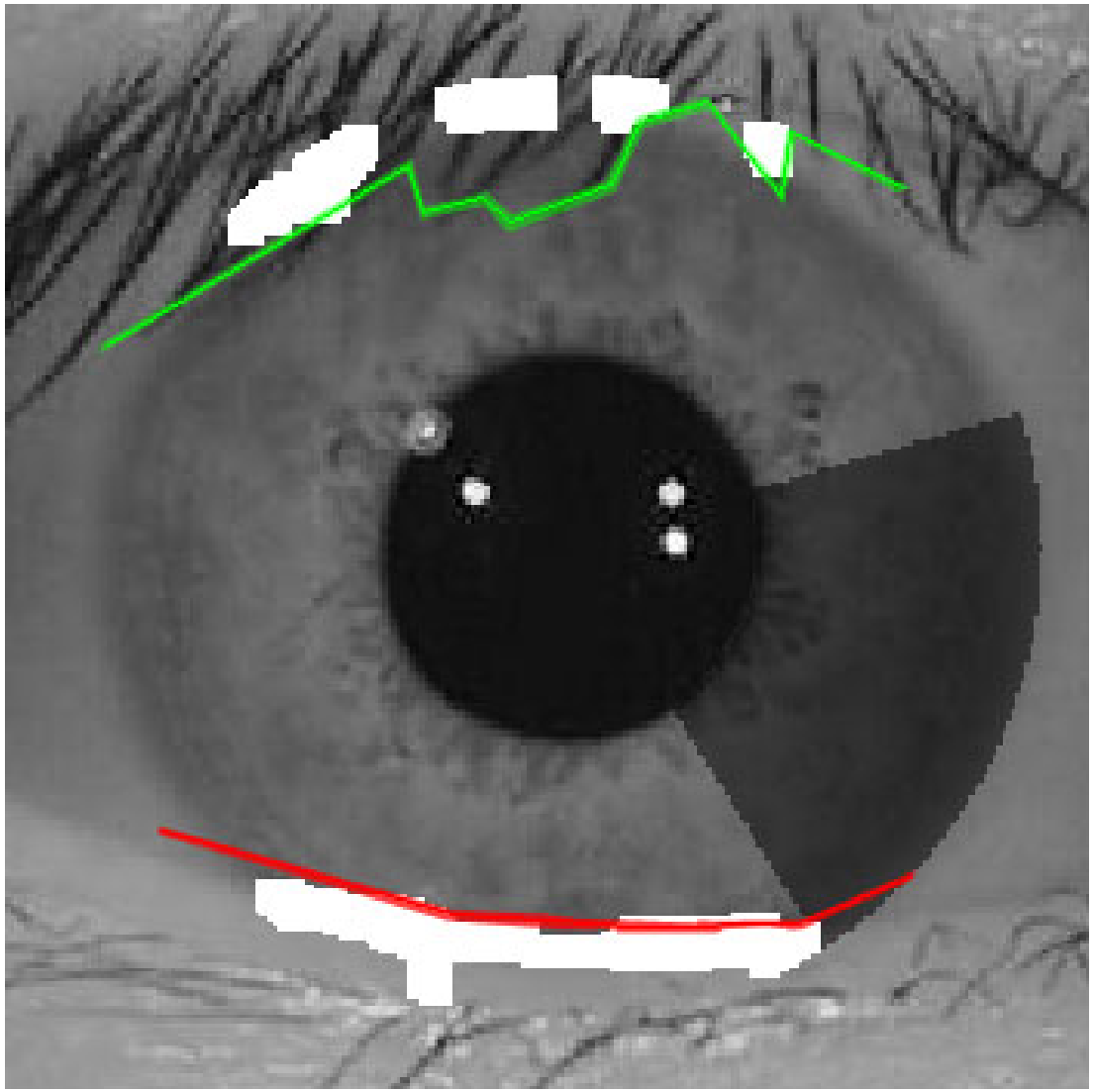


Для конечного алгоритма выбран следующий набор параметров:

$$v^* = \begin{pmatrix} 10 \\ 7 \\ 0.85 \end{pmatrix}$$

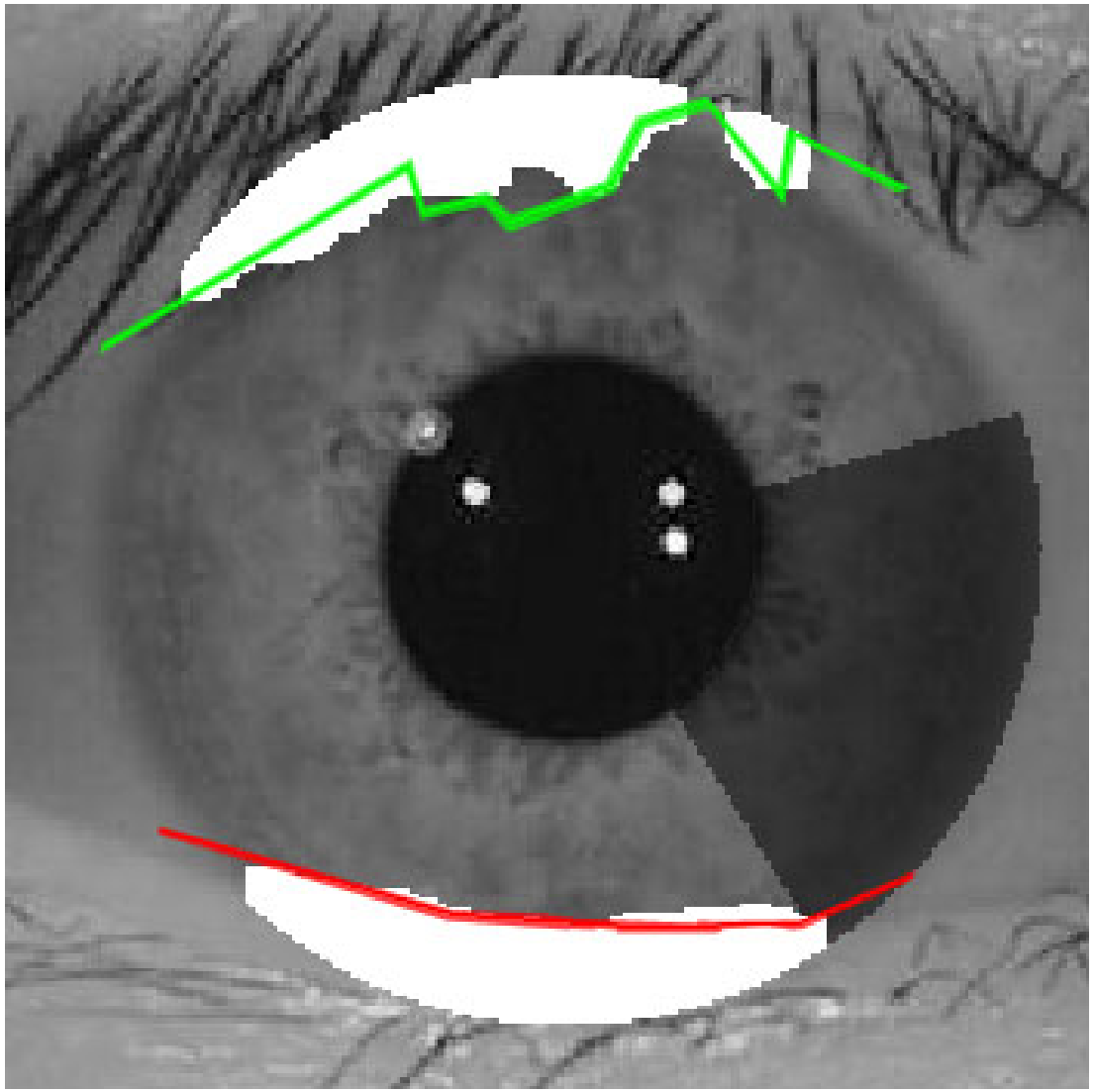
Пример работы на параметрах v_0 и v^*

$$v_0 = (5, 5, 0.7)^{\mathrm{T}}$$



Пример работы на параметрах v_0 и v^*

v^*



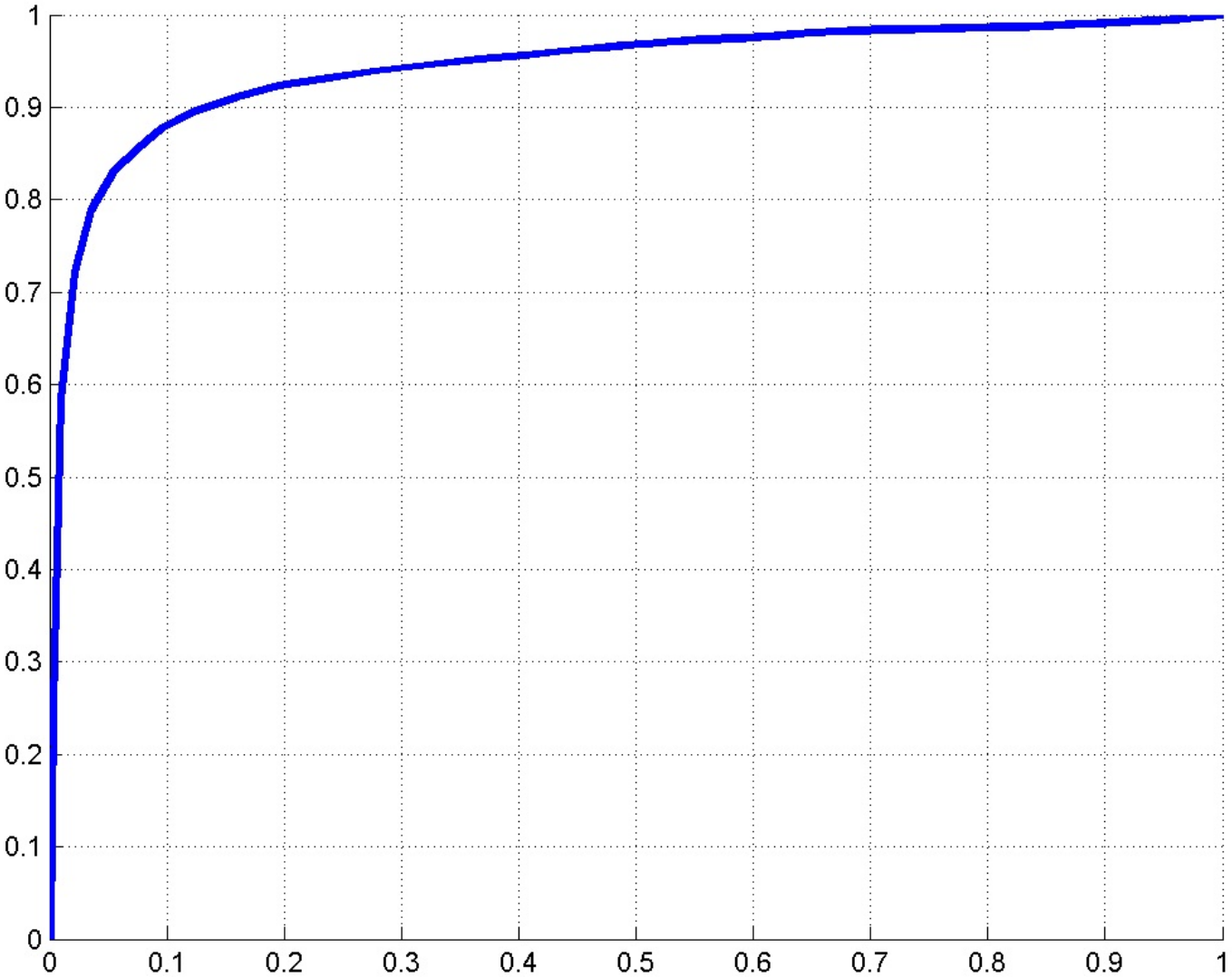
Тестирование.

Были протестированы 3 модификации алгоритма:

1. Алгоритм с параметрами v_0 без постобработки.
2. Алгоритм с параметрами v^* без постобработки.
3. Алгоритм с параметрами v^* с постобработкой.

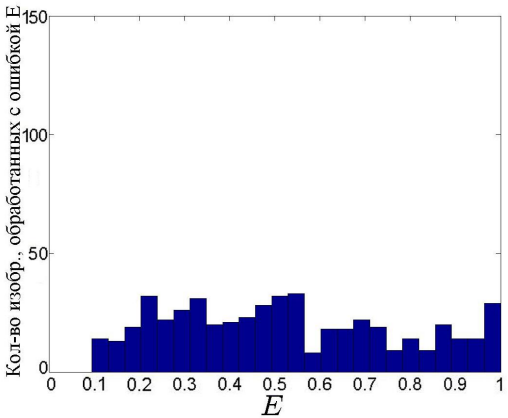
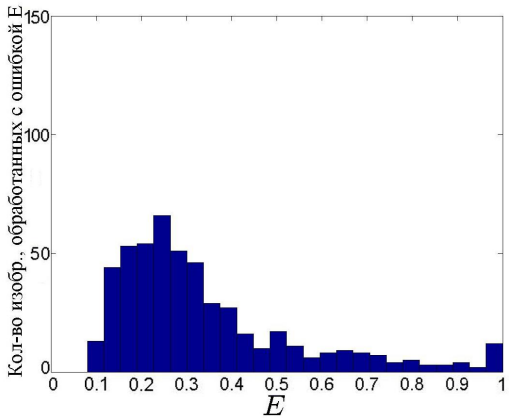
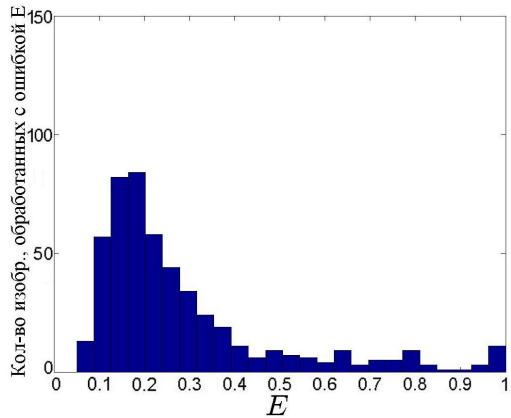
Тестирование проводилось на 500 изображениях из базы CASIA, вычисление ошибки производилось на основе ручной разметки затенений. В качестве функции ошибки использовалась описанная выше функция E.

ROC-кривая:

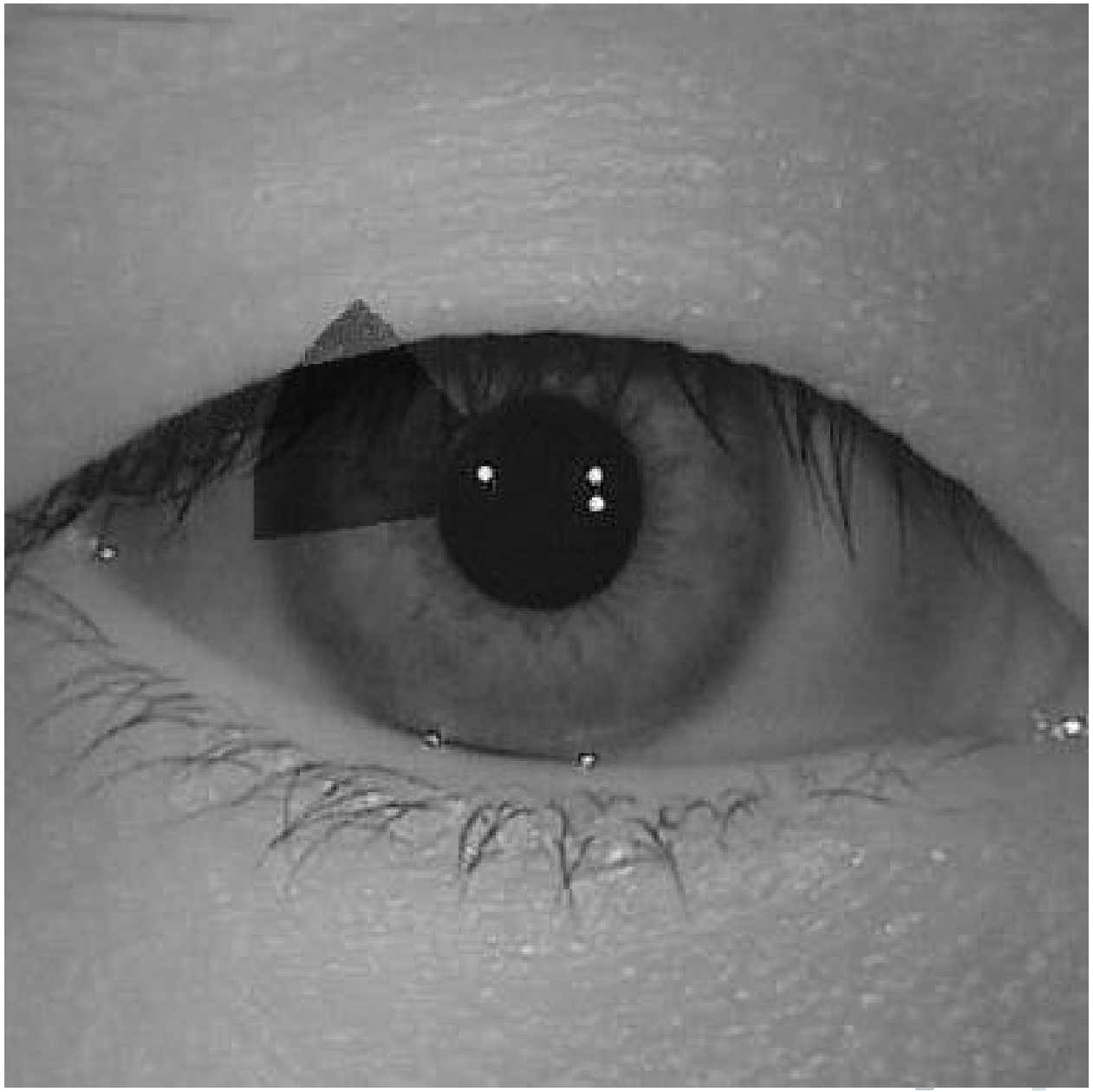


Точности различных модификаций.

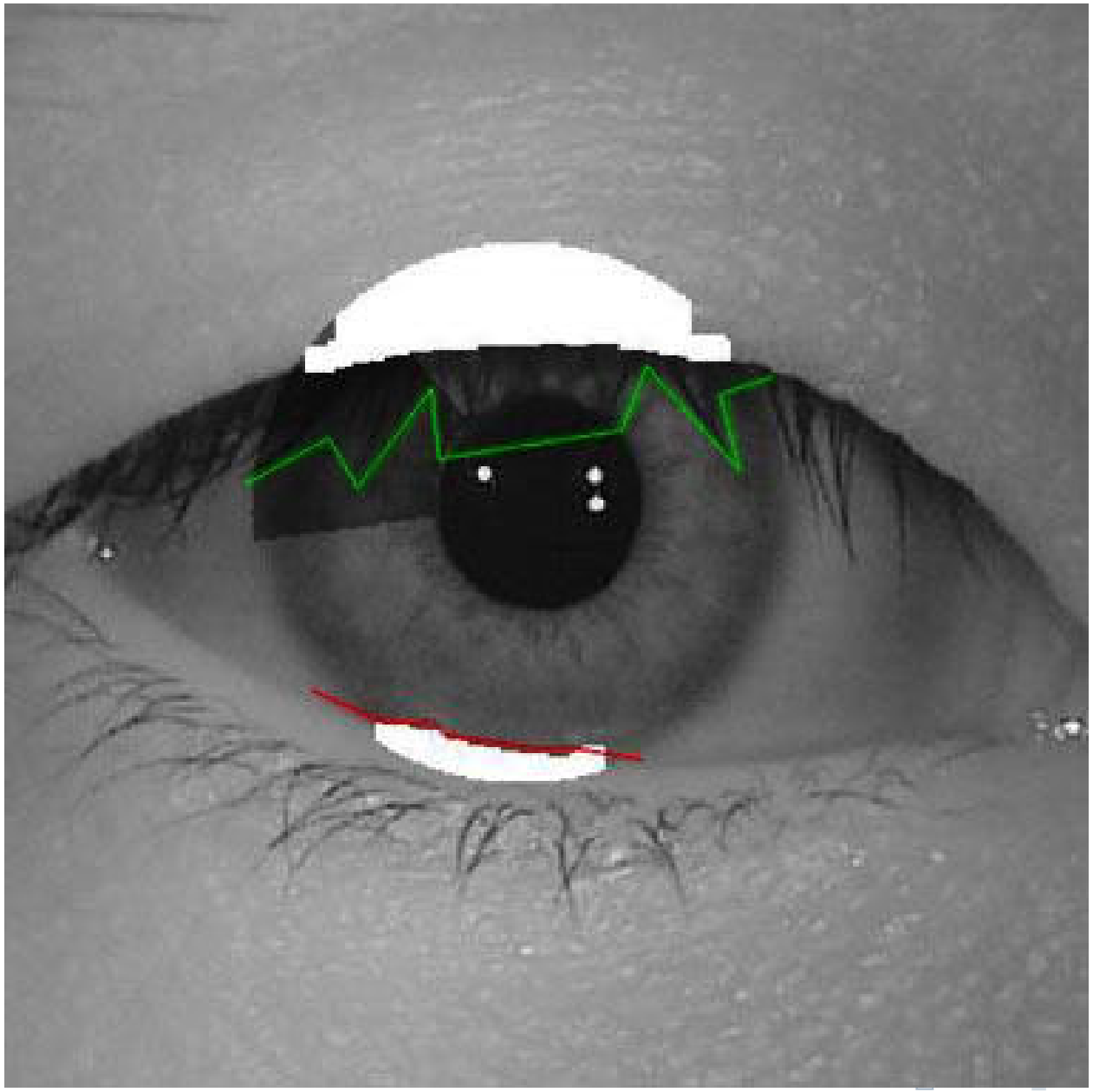
На данных графиках в виде гистограмм представлены распределения функций ошибки каждой из исследуемых модификаций алгоритмов на 500 изображениях базы CASIA:

v_0	v^*	v^* + постобр.
		
$\overline{E} = 0.524$	$\overline{E} = 0.344$	$\overline{E} = 0.286$

Проблема с незатенённым сектором.



Проблема с незатенённым сектором.



Заключение

Представленный метод с достаточно высокой точностью определяет области затенения радужки.

1. Основное преимущество метода состоит в том, что он может являться частью **полностью автоматического** метода, не требующего ручной разметки для обучающей выборки.
2. Метод строит **новый классификатор для каждого изображения**, что обеспечивает **стабильность** работы на изображениях с разной структурой радужки и с разной освещённостью.
3. К сожалению, **скорость работы метода невелика** (среднее время работы на 1 изображении на выборке CASIA составляет 10 секунд), однако сейчас решение переписывается на C++, что, возможно, повлечёт уменьшение времени работы.

Спасибо за внимание!