

## ОБНАРУЖЕНИЕ ГРАНИЦ РАДУЖНОЙ ОБОЛОЧКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ХОУ

© 2008 А.О. Корепанов

Учреждение Российской академии наук Институт систем обработки изображений РАН

Работа посвящена разработке методов локализации и оценке параметров радужной оболочки на биометрических изображениях глаза. В работе предложен метод аппроксимации границ кривыми второго порядка, основанный на модификации дискретного преобразования Хоу. Разработан и реализован алгоритм локализации радужной оболочки на иридодиагностических изображениях. Приведены результаты исследований разработанного алгоритма оценивания параметров радужной оболочки на натуральных диагностических изображениях.

*Интегральная геометрия, дискретное преобразование Хоу, обнаружение объектов, радужная оболочка, стохастический поиск*

### Введение

Одним из наиболее перспективных приложений задачи локализации объектов на биометрических изображениях является медицинская диагностика. Задача локализации возникает на этапе распознавания объектов, при этом результатом решения является геометрическое описание исследуемого объекта. На основе геометрических характеристик производится формирование диагностических признаков, являющихся основой для компьютерных систем автоматизированной диагностики.

Существует множество подходов к локализации объектов на биометрических изображениях. Уилдс в работе [1] предложил двухэтапный алгоритм, оптимизировав метод последовательных измерений, особенностью которого является наличие априорной информации о положении объекта. Одним из наиболее популярных подходов к локализации объектов является метод активных контуров [2]. Тиссэ в работе [3] использовал подход, основанный на композиции оператора Домана и преобразования Хоу. В работе Хуанга и др. [4] локализация зрачка определяется с помощью перпендикуляров линий, проходящих через каждые две точки множества границы РО.

Отличительной особенностью разрабатываемого подхода является комбинирование различных подходов к локализации объектов: подхода, основанного на интеграль-

ной геометрии в сочетании с использованием стохастического поиска. Все это позволяет добиться глобального поиска объекта на изображении без априорной информации о его местоположении, а также заданной точности локализации границ объекта.

### Описание метода

Рассмотрим функцию яркости  $f(\mathbf{x})$ ,  $\mathbf{x} \in D_0 \subset \mathbf{R}^2$ . Положим, что изображение содержит единственный объект, цветояростные характеристики которого отличны от характеристик фона изображения. Пусть объект на изображении занимает односвязную область  $D$ , имеющую единственной границей замкнутую параметрическую кривую  $C_0(\mathbf{a}_0, \mathbf{x})$ .

Чтобы воспользоваться одной из модификаций метода поиска объектов на основе преобразования Хоу, необходимо определить вероятность расположения произвольной кривой  $C(\mathbf{a}, \mathbf{x})$  на изображении. Это необходимо для заполнения матрицы аккумулятора в процессе поиска кривой. В нашем случае, чтобы избавиться от проблем с нормировкой вероятностных величин, мы введем меру близости произвольной кривой  $C(\mathbf{a}, \mathbf{x})$  к истинной кривой  $C_0(\mathbf{a}_0, \mathbf{x})$ .

При выборе меры близости кривых необходимо учитывать априорную информацию, которой мы обладаем относительно соотношения цветояростных характеристик

объекта и фона. Дело в том, что при поиске заданной кривой возможно обнаружение «ложных» максимумов в фазовом пространстве вследствие того, что зашумленность изображения приводит к появлению различных артефактов, которые могут быть ошибочно приняты за объект. Кроме того, инверсия цветов изображения не приводит к изменению положения контуров, следовательно, информации о контурах еще не достаточно для поиска «ориентированных» областей. По этим причинам при определении указанной меры воспользуемся градиентом функции  $f(\mathbf{x})$ . Использование градиента также позволит нам контролировать знак искомой ориентированной области.

В качестве меры близости определим следующую величину:

$$\mu(C_0, C) = H(\mathbf{a}) = \frac{s}{l_C} \int_C n_C(\mathbf{x}) \cdot \nabla f(\mathbf{x}) d^2\mathbf{x}, \quad (1)$$

где  $n_C(\mathbf{x})$  - внешняя единичная нормаль к кривой  $C$  в точке  $\mathbf{x}$ ,  $l_C$  - длина кривой  $C$ ,

$\nabla f = \left( \frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2} \right)$  - градиент функции яркости,

$s$  - знак искомой области ( $s=1$ , если яркость искомого объекта выше яркости фона, и  $s=-1$  в противном случае).

Формула (1), по сути, представляет собой преобразование Хоу, которое выполняет отображение:  $H: \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{F}^n$ , где  $\mathbf{F}^n$  -  $n$ -мерное фазовое пространство,  $n$  - размерность вектора параметров  $\mathbf{a}$  кривой  $C(\mathbf{a}, \mathbf{x})$ .

Выбрав меру схожести кривых (1) получим функцию в  $\mathbf{F}^n$ , максимум которой соответствует положению кривой  $C_0(\mathbf{a}_0, \mathbf{x})$  на исходном изображении  $f(\mathbf{x})$ :

$$\tilde{\mathbf{a}}_0 = \arg \max_C \mu(C_0, C). \quad (2)$$

Преобразование (1) сложно в вычислительном плане, так как для поиска максимума функции  $\mu(C_0, C)$  в фазовом пространстве требуется перебор всевозможных кривых  $C$  заданного вида. Вследствие этого предлагается сделать следующие модификации.

Основываясь на априорной информации о наличии перепада яркости вблизи границы объекта, можно сделать вывод, что не имеет смысла осуществлять перебор по всем возможным значениям вектора параметров  $\mathbf{a}$ , так как только наиболее яркие точки функции  $\nabla f$  с большой долей вероятности соответствуют точкам искомой кривой. Поэтому из всего набора точек области  $D_0$ , мощностью  $|D_0|$  выбирается некоторая часть  $\alpha$  наиболее ярких точек.

Пусть  $\alpha$  - доля таких точек (например,  $\alpha = 0,15$ ). Тогда новый набор точек (обозначим его  $D'_0$ ) будет иметь мощность  $|D'_0| = \alpha |D_0|$ . Согласно предположению искомая окружность частично или полностью лежит в области  $D'_0$ .

Замечание 1: если кривая  $C_0$  частично лежит в области  $D'_0$ , то считаем, что этой области принадлежит большая часть точек этой кривой. Тогда количество точек кривой, принадлежащих области  $D'_0$ , приблизительно равно количеству точек  $C_0$  на всем изображении, т.е.

$$|D'_0 \cap C_0| \approx |D_0 \cap C_0|.$$

Согласно классификации методов в таком виде рассматриваемый метод ближе всего к классу методов вероятностного преобразования Хоу.

Далее из множества  $D'_0$  извлекается набор точек  $\{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ , где  $k$  выбирается таким образом, чтобы по данному набору точек можно было однозначно провести параметрическую кривую  $C(\mathbf{a}, \mathbf{x})$  заданного вида. То есть определяется преобразование

$$P: \mathbf{P}^k \rightarrow \mathbf{F}^n, \quad (3)$$

где  $\mathbf{P}^k$  - множество всевозможных подмножеств точек  $p_i \in D'_0$ .

Выделение из всего множества точек изображения подмножества  $D'_0$  согласно (3) приводит к образованию некоторого под-

множества  $D_F$  точек в фазовом пространстве, которому заведомо принадлежит вектор параметров  $\mathbf{a}_0$  (с учетом замечания 1).

Нахождение максимума функции  $\mu(C_0, C)$  в пределах области  $D_F$  соответствует нахождению оценки  $\tilde{\mathbf{a}}_0$  вектора параметров  $\mathbf{a}_0$  и соответственно кривой  $C_0$  на исходном изображении. Для поиска максимума воспользуемся методами стохастической геометрии [5].

Выбирая случайным образом подмножество точек из  $D'_0$ , получим случайный набор кривых в пространстве  $\mathbf{R}^2$  и, как следствие, случайный набор точек в  $D_F$ . Следует отметить, что случайный выбор точек непосредственно в  $D_F$  затруднителен, так как сама область заранее не задана и определяется лишь на основе области  $D'_0$  и отображения  $P$ .

Введем в рассмотрение случайную величину  $X$ , равномерно распределенную на  $\mathbf{P}^k$ . Для каждой реализации  $X$  определяются вектор параметров кривой  $\mathbf{a}$ , проходящей через "выпавшие" точки (то есть выполняется преобразование  $P$ ), и находится значение меры  $\mu(C_0, C)$  по формуле (1). При количестве реализаций  $n \rightarrow \infty$  выполняется

$$\mu_{\max}(C_0, C) \rightarrow \mu(C_0, C_0), \quad (4)$$

где  $\mu_{\max}(\cdot)$  - максимальное значение меры, полученное в процессе реализации случайной величины  $X$ .

В таком виде метод обладает элементами случайного преобразования Хоу.

Замечание 2: в соответствии с математической моделью каждая искомая кривая характеризуется знаком и областью поиска, поэтому метод не может найти область «обратного» знака, даже если она попадает в область поиска. Так как в этом случае в формуле (1) подынтегральное выражение даст минимальное (отрицательное) значение. Это является несомненным преимуществом метода, так как позволяет контролировать знак искомой ориентированной области.

### Метод аппроксимации границ радужной оболочки окружностями

Рассмотренный метод является универсальным с той точки зрения, что допускает аппроксимацию границ областей произвольными замкнутыми параметрическими кривыми. Рассмотрим теперь частный случай, важный с прикладной точки зрения – аппроксимацию границ областей окружностями.

Прежде всего, вектор параметров  $\mathbf{a} = (\mathbf{x}, r)$ , где  $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$  - координаты центра окружности,  $r$  - радиус окружности. То есть фазовое пространство имеет размерность 3. Пространство  $\mathbf{P}^k$  в этом случае представляет собой подмножество всевозможных троек точек из  $D'_0$  (через любые три точки проходит окружность, причем только одна).

Преобразование  $P: \mathbf{P}^3 \rightarrow \mathbf{F}^3$  определяется из решения системы

$$\begin{cases} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_1\| = r \\ \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_2\| = r, \\ \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_3\| = r \end{cases} \quad (5)$$

где  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3$  - тройка точек в  $D'_0$ ,  $r$  - радиус окружности.

Тогда преобразование  $P$  в явном виде запишется:

$$\begin{aligned} x_1 &= \frac{1}{2d} \left[ (\|\mathbf{x}_1\|^2 - \|\mathbf{x}_2\|^2) \cdot \delta y_{13} - \right. \\ &\quad \left. - (\|\mathbf{x}_1\|^2 - \|\mathbf{x}_3\|^2) \cdot \delta y_{12} \right], \\ x_2 &= \frac{1}{2d} \left[ (\|\mathbf{x}_1\|^2 - \|\mathbf{x}_3\|^2) \cdot \delta x_{12} - \right. \\ &\quad \left. - (\|\mathbf{x}_1\|^2 - \|\mathbf{x}_2\|^2) \cdot \delta x_{13} \right], \\ r &= \|\mathbf{x}_3 - \mathbf{x}\|, \end{aligned} \quad (6)$$

где

$$\begin{aligned} d &= (x_1^1 - x_2^1)(x_1^2 - x_3^2) - (x_1^1 - x_3^1)(x_1^2 - x_2^2), \\ \delta y_{ij} &= (x_i^2 - x_j^2), \\ \delta x_{ij} &= (x_i^1 - x_j^1). \end{aligned}$$

## Исследование на натуральных изображениях

Исходные изображения радужки предоставлены Институтом медицинских точных технологий г. Екатеринбурга. Съемка изображений производилась фундус-

камерой Carl Zeiss FF 450 plus. Результатом работы алгоритма является выделение на снимках глаза трех вложенных областей: область блика, область зрачка, область радужной оболочки и область склеры (рис. 1).

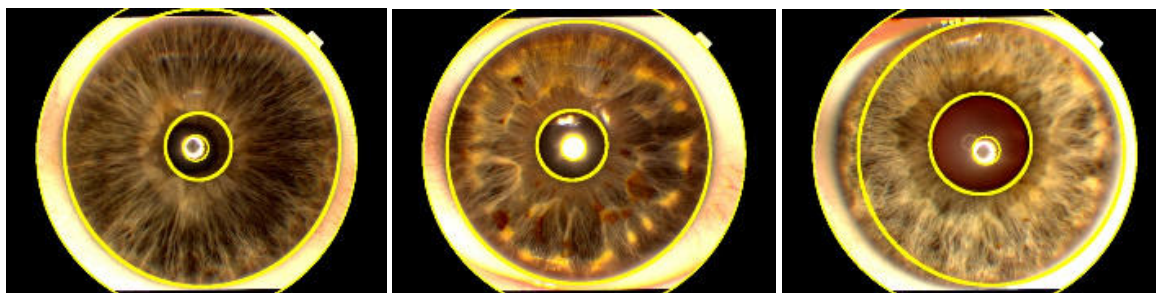


Рис. 1. Разбиение снимков радужной оболочки на области

Всего обработано 264 снимка радужной оболочки. Так как значения точных параметров границ радужки на таких изображениях не известны, оценка качества работы алгоритма проводится методом экспертной оценки. В результате экспертной оценки для радужной оболочки 87% результатов (229) получили высшую оценку, в 10% случаев (27) алгоритм справился хорошо, в остальных случаях - удовлетворительно. Результаты локализации внешней границы зрачка аналогичны: 84% (224) – отлично, 8% (21) – хорошо, 5% (13) – удовлетворительно и в 2% случаев (6) алгоритм не обнаружил границу объекта.

Исследования показали, что метод работает корректно на подавляющем большинстве изображений, удовлетворяющих принятой модели. Наличие некорректных результатов связано с отклонением представленных изображений от разработанной модели (например, присутствие верхнего или нижнего века на снимке, слабая выраженность блика и т.п.).

### Заключение

В настоящей работе разработаны и апробированы методы и алгоритмы аппроксимации границ радужной оболочки на диагностических изображениях.

Решение задачи проводится в два этапа: выделение контуров изображений с помощью вейвлет-анализа и применение модифицированного преобразования Хоу для определения параметров окружностей, аппроксимирующих границы областей. Для повышения качества обнаружения объектов использовано

векторное поле, построение которого производится с использованием вейвлет-преобразования. Для повышения вычислительной эффективности метода используются методы стохастической геометрии, заключающиеся в усечении области поиска локального максимума преобразования Хоу.

В работе проведены экспериментальные исследования предложенных методов и алгоритмов на натуральных изображениях, которые показали работоспособность предложенных методов, а также хорошее визуальное качество получаемых результатов.

### Благодарности

Работа выполнена при поддержке российско-американской программы «Фундаментальные исследования и высшее образование» (BRNE) и программы Президиума РАН «Фундаментальные науки - медицине», гранта РФФИ № 07-08-96611.

### Библиографический список

1. **Wildes, R.P.** Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology [текст] / R.P. Wildes // Proceedings of the IEEE. – 1997. – Vol. 85. – P.1348-1363,
2. **Arvacheh, Ehsan M.** A Study of Segmentation and Normalization for Iris Recognition Systems, A thesis presented to the University of Waterloo in fulfillment of the thesis requirement for the degree of Master of Applied Science In Systems Design Engineering [текст].
3. **Tisse, C.** Person Identification Technique using Human Iris Recognition [текст] /

C. Tisse [and other] // Proc. of Vision Interface. – 2002. – P. 294-299.

4. **Huang, J.** Iris Model Based on Local Orientation Description [текст] / J. Huang [and other] // The First International Conference on

Machine Learning and Cybernetics. – 2002. – P. 450-454.

5. **Федотов, Н.Г.** Методы стохастической геометрии в распознавании образов [текст] / Н.Г. Федотов– М.: Радио и связь, 1990. – 144 с.

### References

1. **Wildes, R.P.** Iris Recognition: An Emerging Biometric Technology / R.P. Wildes // Proceedings of the IEEE, 1997. –Vol. 85. – P.1348-1363,

2. **Arvacheh, Ehsan M.** A Study of Segmentation and Normalization for Iris Recognition Systems, A thesis presented to the University of Waterloo in fulfillment of the thesis requirement for the degree of Master of Applied Science In Systems Design Engineering.

3. **Tisse, C.** Person Identification Technique using Human Iris Recognition / C. Tisse [and other] // Proc. of Vision Interface, 2002. – P. 294-299.

4. **Huang, J.** Iris Model Based on Local Orientation Description / J. Huang [and other] // The First International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2002. – P. 450-454.

5. Fedotov, N.G. Methods of stochastic geometry in pattern recognition / N.G. Fedotov – Moscow: “Radio i Svyaz” (Radio and communication), 1990. – 144 pages. – [in Russian].

## IRIS BOUNDARY DETECTION USING HOUGH TRANSFORM

© 2008 A. O. Korepanov

Image Processing Systems Institute of the RAS

This work deals with method for localizing and estimating the iris characteristics in biometric eye images. A method is proposed for estimating boundaries by the second-order curves, which is based on a discrete Hough transform modification. An algorithm for iris localization in the diagnostic iris images is developed and implemented. The results of investigation of the iris characteristics estimation algorithm on natural diagnostic images are discussed.

*Integral geometry, discrete Hough transform, object detection, iris, stochastic search*

### Сведения об авторе

**Корепанов Андрей Олегович**, Учреждение Российской академии наук Институт систем обработки изображений РАН, Самара, Россия, научный сотрудник лаборатории лазерных измерений. Кандидат технических наук. Опубликовано свыше 20 работ в отечественных и зарубежных изданиях. Область научных интересов - Распознавание образов, машинное обучение, интеллектуальный анализ данных, обработка изображений, текстурный анализ, генерация случайных процессов.

**Korepanov, Andrei Olegovich**, Image Processing Systems of the RAS, Samara, Russia, researcher at Laser measurements laboratory. He holds a Candidate of Technics degree and published 20+ scientific articles in Russian and international journals. His research interests include pattern recognition, machine learning, intelligent data analysis, image processing, textural analysis, random process generation.