Поиск внешней и внутренней границ радужной оболочки на изображении глаза методом парных градиентов*

Ю. С. Ефимов, И. А. Матвеев

yuri.efimov@phystech.edu, matveev@ccas.ru

Московский физико-технический институт, Россия, г. Долгопрудный, Институтский пер., 9

Вычислительный центр РАН им. А.А.Дородницына, Россия, г. Москва, ул. Вавилова, 40

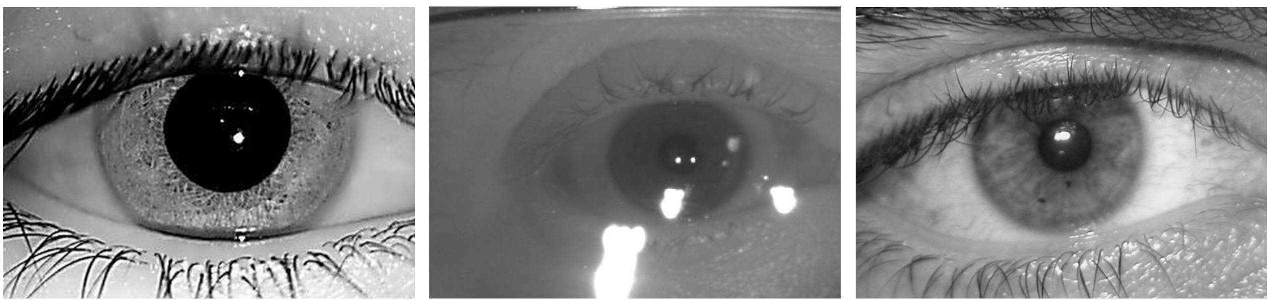
Рассматривается задача выделения области радужной оболочки на изображении глаза. Внешняя и внутренняя границы радужной оболочки аппроксимируются окружностями. Для отбора точек, принадлежащих предполагаемым окружностям, предлагается использовать модификацию преобразования Хафа, использующую пары градиентов яркости. Вводятся вероятностные коэффициенты подобия для построения изображения-аккумулятора. Для анализа эффективности алгоритма и демонстрации его работы используются материалы открытой базы изображений радужки.

Ключевые слова: *метод парных градиентов; компьютерное зрение; поиск окружностей; преобразование Хафа*

DOI: 10.21469/22233792.1.14.08

1 Введение

В современной биометрии существует проблема выделения радужной оболочки на изображении глаза человека. Требуется найти две приближенно концентрические окружности, соответствующие внутренней и внешней границам радужки. Внутри радужка ограничена зрачком — темной круглой областью, снаружи — белком глаза — наоборот, светлым фоном. В процессе поиска граничных окружностей возникают сложности, связанные с шумами изображения, искажениями формы радужной оболочки, бликами при съемке, а также возможным наличием посторонних объектов, таких как ресницы или части оправы очков. Примеры таких дефектов изображений приведены на рис. 1.



(*а*) (*б*) (*в*)

Рис. 1 Изображения глаз

Распространенным алгоритмом выделения объектов заданного класса на изображениях является преобразование Хафа [1]. Оно находит на изображении плоские кривые,

*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект 16-07-01171).

заданные параметрически, в том числе и окружности. Идея преобразования Хафа заключается в поиске локальных максимумов в пространстве параметров. Для окружностей пространство параметров является трехмерным, что увеличивает сложность поиска максимумов до $O(N^3)$. Существуют разновидности преобразования Хафа, позволяющие уменьшить вычислительную сложность. В работах [2–4], например, предлагаются подходы к детектированию окружностей, использующие информацию о градиенте яркости в каждой точке изображения для отбора точек интереса. В [2, 4] описывается случай выделения концентрических окружностей, использующий двухмерный массив-аккумулятор, в [3] предлагается использовать кривые равной освещенности и сложную систему голосования в пространстве параметров. На точность алгоритмов также влияет наличие шума на изображении и искажение формы искомых объектов. В таких случаях часто применяют стохастические алгоритмы, например метод случайного выделения точек интереса на каждой итерации [5], значительно уменьшающий время работы алгоритма по сравнению с классическим преобразованием Хафа, и основанный на нем метод случайного выделения окружностей [6], не использующий массив-аккумулятор и позволяющий тем самым уменьшить требования к ресурсам системы, а также сократить вычислительную сложность. Для поиска окружностей также применяется метод парного вероятностного голосования [7], оперирующий прямыми в трехмерном пространстве параметров. Вероятностная весовая схема с быстрым алгоритмом поиска моды повышает устойчивость метода [7] к шумам и искажениям исходного изображения, а также сокращает вычислительное время.

Суть предлагаемого метода состоит в сочетании нескольких подходов. Точки интереса, т. е. точки, предположительно лежащие на окружностях, отбираются при помощи анализа вектора градиента яркости. Отбираются точки с достаточно большим его значением. Ищутся такие пары точек, векторы градиентов яркости которых приблизительно противоположно направлены, причем данная пара точек должна лежать на прямой, приблизительно коллинеарной этим векторам. Далее определяются центры предполагаемых окружностей как центры отрезков, соединяющих точки. Для каждой пары точек определяются весовые коэффициенты, используемые при голосовании в двухмерном пространстве параметров. Радиусы искомых окружностей определяются как локальные максимумы в одномерном пространстве предполагаемых радиусов.

2 Постановка задачи

Входные данные метода — растровое изображение $\mathbf{I}$ размера $W \times H$. Каждый пиксель входного изображения описывается одним байтом, что соответствует одной из двухсот пятидесяти шести градаций серого. Требуется аппроксимировать внешнюю и внутреннюю границы радужной оболочки двумя приближенно концентрическими окружностями. Решение можно записать как

$$\omega = \{x_\mathrm{P}, y_\mathrm{P}, r_\mathrm{P}, x_\mathrm{I}, y_\mathrm{I}, r_\mathrm{I}\},$$

где x_P и y_P — координаты центра; r_P — радиус окружности, аппроксимирующей зрачок; x_I, y_I и r_I — координаты центра и радиус окружности, аппроксимирующей внешнюю границу радужки. Качество работы метода оценивается на основе сравнения с экспертной разметкой. Для изображения известны «истинные» параметры границ радужки, $\tilde{\omega} = \{\tilde{x}_\mathrm{P}, \tilde{y}_\mathrm{P}, \tilde{r}_\mathrm{P}, \tilde{x}_\mathrm{I}, \tilde{y}_\mathrm{I}, \tilde{r}_\mathrm{I}\}$, определенные экспертом. Функционал качества определения центров рассчитывается как сумма абсолютных значений отклонений вычисленных абсциссы и ординаты центров от истинных значений:

$$S_c(\omega) = |x_\mathrm{P} - \tilde{x}_\mathrm{P}| + |y_\mathrm{P} - \tilde{y}_\mathrm{P}| + |x_\mathrm{I} - \tilde{x}_\mathrm{I}| + |y_\mathrm{I} - \tilde{y}_\mathrm{I}|.$$

Функционал качества определения радиусов — аналогично, как сумма абсолютных отклонений вычисленных радиусов от их истинных значений:

$$S_r(\omega) = |r_{\mathrm{P}} - \tilde{r}_{\mathrm{P}}| + |r_{\mathrm{I}} - \tilde{r}_{\mathrm{I}}|.$$

Итоговый функционал качества определяется как сумма вышеописанных:

$$S(\omega) = S_c(\omega) + S_r(\omega)\,.$$

Для оценки качества решения использовалась относительная ошибка, определяемая как отношение величины функционала качества к истинному радиусу внешней границы радужной оболочки:

$$e = \frac{S(\omega)}{r_{\mathrm{I}}}\,.$$

Аналогичным образом определялась относительная ошибка определения центра глаза:

$$e_c = \frac{S_c(\omega)}{r_{\mathrm{I}}}\,.$$

Качество решения определяется гистограммой величины относительной ошибки. Численный критерий качества решения — доля изображений, на которых ошибка не превышает 20% истинного радиуса радужки.

3 Некоторые обозначения, используемые в методологии Хафа

$\mathbf{I}$ — исходное растровое изображение указанных размеров $W \times H$.

$\boldsymbol{q} = (x, y)^{\mathsf{T}}$ — точка исходного растрового изображения.

$\boldsymbol{g}(\boldsymbol{q}) = (g_x, g_y)^{\mathsf{T}}$ — вектор градиента яркости в точке $\boldsymbol{q}$ исходного изображения.

$\boldsymbol{p} = (x_c, y_c, r)^{\mathsf{T}}$ — вектор параметров для окружности.

$\mathbf{Q}$ — двухмерное пространство параметров. В данном случае — изображение-аккумулятор, соразмерное $\mathbf{I}$. Каждой точке аккумулятора $(x, y)^{\mathsf{T}}$ соответствует центр некоторой гипотетической окружности $(x_c, y_c, r)^{\mathsf{T}} : (x_c, y_c) = (x, y)^{\mathsf{T}}$. Чем больше значение аккумулятора $\mathbf{Q}(x^*, y^*)$ в точке (x^*, y^*), тем вероятнее присутствие на исходном изображении окружности с центром $(x_c, y_c) = (x^*, y^*)^{\mathsf{T}}$.

$\mathbf{G} = \{x, y, |\mathbf{g}(x, y)|, \varphi\}$ — множество точек, принадлежащих границам объектов на изображении. Под границей объекта в данном исследовании следует понимать множество точек с большим значением модуля градиента яркости. $\mathbf{G}$ содержит координаты x и y граничной точки, модуль $|\boldsymbol{g}(x, y)|$ и угол φ направления градиента (угол отсчитывается от направления оси абсцисс).

$\mathbf{P} = \{\boldsymbol{q}_i, \boldsymbol{p}_i\}_{i=1}^m$ — множество точек интереса вместе с соответствующими им параметрами гипотетических окружностей $\boldsymbol{p}_i = \{x_i, y_i, r_i\}$, $\boldsymbol{p}_i \in \mathbb{R}^3$. Данные точки предположительно принадлежат границам радужки, а значит, их признаки представляют интерес для анализа.

4 Метод парных градиентов

Данный метод предполагает использование градиентов яркости в качестве критерия отбора точек интереса, т. е. точек, предположительно лежащих на одной окружности.

Как известно, окружность на плоскости можно задать вектором параметров: $\boldsymbol{p} = (x_c, y_c, r)^{\mathsf{T}} \in \mathbb{R}^3$, где пара $(x_c, y_c)^{\mathsf{T}} \in \mathbb{R}^2$ задает центр окружности и $r \in \mathbb{R}$ определяет ее радиус. Предположим, что на изображении присутствует единственная окружность с параметрами $O = O(x_c, y_c, r)$. Тогда в ее точках модуль градиента яркости $|\boldsymbol{g}(x, y)|$ будет превосходить его значение в остальных точках изображения. В идеальном случае для пары точек $\boldsymbol{q}_1 = (x_1, y_1)^\intercal \in O$ и $\boldsymbol{q}_2 = (x_2, y_2)^\intercal \in O$, принадлежащих диаметру окружности O, векторы $\boldsymbol{g}(\boldsymbol{q}_1)$ и $\boldsymbol{g}(\boldsymbol{q}_2)$ будут противоположно направлены. В данном предположении эти векторы также будут лежать на одной прямой $d(O)$ — диаметре окружности (рис. 2).

Таким образом, можно сформулировать условия отбора для пары точек $\{\boldsymbol{q}_1, \boldsymbol{q}_2\}$:

$$||\boldsymbol{g}(\boldsymbol{q_1})|| > T_g; \quad ||\boldsymbol{g}(\boldsymbol{q_2})|| > T_g; \tag{1}$$

$$\frac{|(\boldsymbol{g}(\boldsymbol{q_1}) \cdot \boldsymbol{q_1} - \boldsymbol{q_2})|}{||\boldsymbol{g}(\boldsymbol{q_1})|| \cdot ||\boldsymbol{q_1} - \boldsymbol{q_2}||} > T_\varphi; \quad \frac{|(\boldsymbol{g}(\boldsymbol{q_2}) \cdot \boldsymbol{q_1} - \boldsymbol{q_2})|}{||\boldsymbol{g}(\boldsymbol{q_1})|| \cdot ||\boldsymbol{q_1} - \boldsymbol{q_2}||} > T_\varphi; \tag{2}$$

$$(\boldsymbol{g}(\boldsymbol{q_1}) \cdot \boldsymbol{g}(\boldsymbol{q_2})) < 0, \tag{3}$$

где условия (1) определяют отбор точек с градиентом яркости с нижним порогом T_g, а (2) задают приблизительную коллинеарность градиентов предполагаемому диаметру с точностью до T_φ, и (3) задает антиколлинеарность векторов градиентов.

Если пара точек $\{\boldsymbol{q}_1, \boldsymbol{q}_2\}$ удовлетворяет условиям отбора, то она лежит на диаметре некоторой предполагаемой окружности $\tilde{O}$. Тогда координаты центра $\tilde{O}$ определяются как

$$\tilde{x}_c = \frac{x_1 + x_2}{2}; \quad \tilde{y}_c = \frac{y_1 + y_2}{2},$$

а радиус, соответственно, как

$$\tilde{r} = \sqrt{(x_1 - \tilde{x}_c)^2 + (y_1 - \tilde{y}_c)^2}.$$

5 Применение метода к сегментации радужки

Поиск границ радужной оболочки на изображении осуществляется в несколько шагов. На предварительном шаге входное изображение подвергается первичной обработке с целью повышения его качества. Для выделения граничных точек к изображению применяется оператор выделения границ Кэнни [8], что снимает условия (1) на величину градиента яркости. На первом шаге из числа граничных точек отбираются точки интереса,

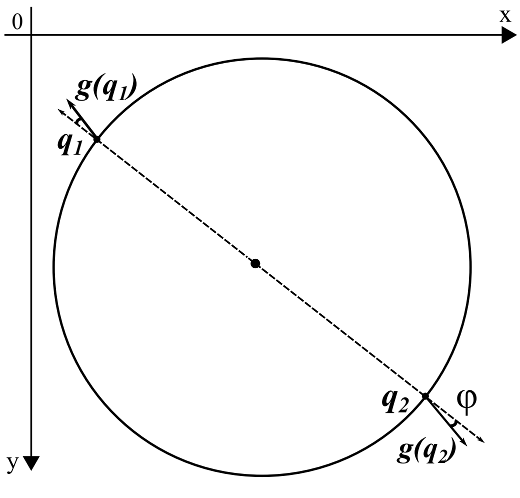
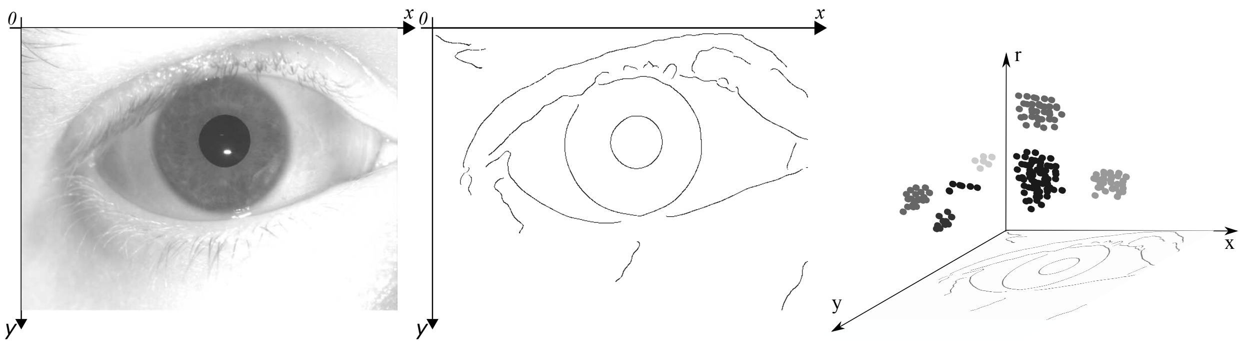


Рис. 2 Иллюстрация идеи метода парных градиентов



(a) Входное изображение глаза ($б$) Множество граничных точек ($в$) Пространство параметров

Рис. 3 Модификация преобразования Хафа с коэффициентами подобия

предположительно лежащие на окружности. На втором шаге в двумерном пространстве параметров $\mathbf{Q}$ методом Хафа осуществляется голосование с весовыми коэффициентами для определения центра наиболее выраженной предполагаемой окружности, затем при помощи одномерного аккумулятора определяется ее радиус. На последнем шаге в зависимости от того, какой из границ радужки соответствует найденная окружность, осуществляется поиск второй границы либо внутри данной окружности, либо вне ее.

5.1 Шаг 1: Применение метода парных градиентов

После применения оператора выделения границ из точек изображения формируется множество граничных точек (рис. 3, $б$), которое можно также представить в виде списка. Список граничных точек хранится в массиве $\mathbf{G} = \{x, y, |\mathbf{g}(x, y)|, \varphi\}$. Методом парных градиентов среди граничных точек осуществляется поиск точек интереса.

В отсортированном по значению φ массиве поиск точек с противоположно направленными градиентами можно осуществить за $O(N)$. Воспользуемся предположением о том, что направления градиентов яркости на изображениях глаза распределены практически равномерно на интервале $[-\pi; \pi]$. Для уменьшения сложности поиска пар определяется номер j первого элемента с углом $\varphi_j > 0$, поскольку первому элементу отсортированного массива соответствует значение $\varphi_0 \approx -\pi$. При однократном проходе по массиву для i-й точки с вектором градиента $\boldsymbol{g}_i$ точки с приблизительно антиколлинеарным градиентом будут лежать в некоторой δ-окрестности $(i + j)$-го элемента, т. е. среди элементов с индексами от $i + j - \delta$ до $i + j + \delta$, δ определяется погрешностью для угла φ.

Следуя данным предположениям, из числа граничных точек отбираются пары $\{\boldsymbol{q}_1, \boldsymbol{q}_2\}_i$, где $\boldsymbol{q}_1 = (x_1, y_1)^\intercal$ и $\boldsymbol{q}_2 = (x_2, y_2)^\intercal$. Далее, для каждой i-й пары точек, предположительно лежащей на некоторой окружности $\tilde{O}_i$, определяются параметры этой окружности. При отборе пар согласно условиям (2) и (3) используется порог $T_\varphi = 0{,}984$, что соответствует погрешности в $10°$.

В итоге из точек, принадлежащих отобранным парам, формируется множество точек интереса $\mathbf{P} = \{\boldsymbol{q}_i, \boldsymbol{p}_i\}_{i=1}^m$.

5.2 Шаг 2: Поиск наиболее выраженной границы

Если на изображении присутствует окружность O, то в пространстве параметров множеству точек ее границы будет соответствовать единственная точка

$$\boldsymbol{p}_1^o = (x_1^*, y_1^*, r_1^*)^\intercal,$$

где (x_1^*, y_1^*) — координаты ее центра, а r_1^* — радиус. Второй окружности будет соответствовать вторая четко выделенная точка $\boldsymbol{p}_2^o = (x_2^*, y_2^*, r_2^*)^\intercal$ в пространстве параметров. При искажениях формы окружностей соответствующие им точки в пространстве параметров будут «размыты», т. е. каждой окружности O_i будет соответствовать не четко выделенная точка $\boldsymbol{p}_i^o = (x_i^*, y_i^*, r_i^*)^\intercal, i \in \{1, 2\}$, а множество точек небольшого диаметра по сравнению с расстояниями до другой группы, отвечающей, соответственно, другой окружности. Если на изображении присутствуют шумы, в пространстве параметров появятся «побочные» точки (см. рис. 3, *в*), в том числе искажающие сгруппированные точки, отвечающие параметрам детектируемых окружностей. Таким образом, чем меньше расстояние между точками данного подмножества элементов пространства параметров, тем больше вероятность того, что данное подмножество отвечает некоторой окружности на изображении.

Рассмотрим две граничные точки $\{\boldsymbol{q}_i, \boldsymbol{p}_i\}$ и $\{\boldsymbol{q}_j, \boldsymbol{p}_j\}$. Введем для рассматриваемой пары точек весовой коэффициент качества как

$$w_{ij} = \begin{cases} \dfrac{1}{C}\exp(\dfrac{-||\boldsymbol{p_i} - \boldsymbol{p_j}||_2^2}{r_i^2}), & \text{если } \frac{||\boldsymbol{p_i} - \boldsymbol{p_j}||_2}{r_i} < t_{\text{lc}}; \\ 0 & \text{иначе,} \end{cases}$$

где C — нормировочный коэффициент, а t_{lc} — постоянная, отвечающие за допустимые искажения формы окружностей. При расстоянии $\|\boldsymbol{p_i} - \boldsymbol{p_j}|| > t_{\text{lc}}$ вклад j-й точки в ячейку аккумулятора, отвечающую параметрам $\boldsymbol{p_i}$, будет нулевым. Это соответствует предположению, что при больших расстояниях между параметрами граничных точек вероятность их принадлежности одной и той же окружности минимальна.

При данном фиксированном i и при $j \in \{1, .., m\}, j \neq i$, рассчитываются весовые коэффициенты w_{ij}, суммируются со значением аккумулятора $\mathbf{Q}$ в точке $(x_i, y_i)^\intercal$

$$Q(x_i, y_i) = \sum_{j=1, j\neq i}^{m} w_{ij},$$

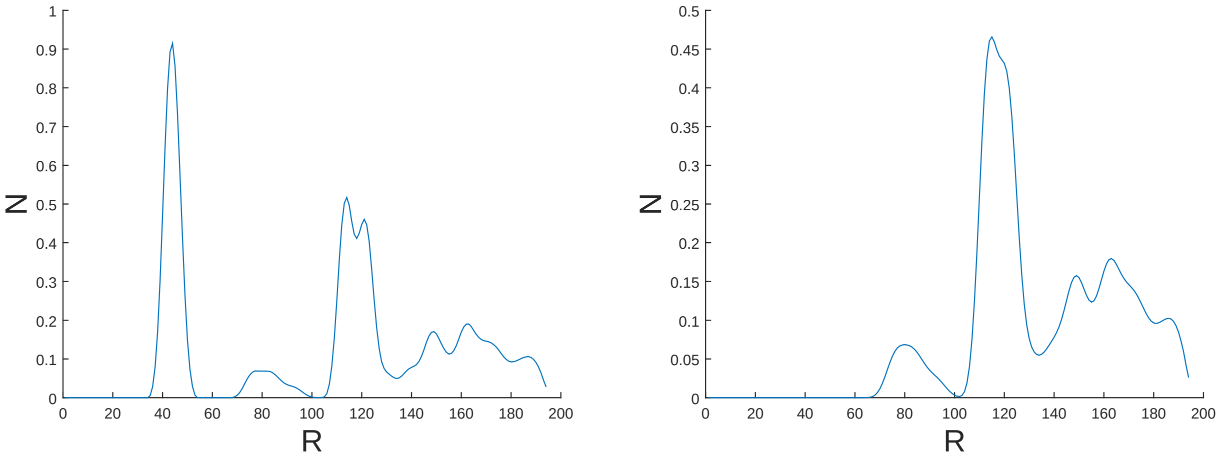
и значение i увеличивается на единицу, т. е. алгоритм переходит к рассмотрению $(i+1)$-й точки. Таким образом, все точки интереса, кроме i-й вносят свою поправку в значение элемента аккумулятора, соответствующего i-й точке, т. е. происходит парное голосование. Два локальных максимума (чаще один, но более размытый) двумерного массива-аккумулятора соответствуют наиболее вероятным положениям центров зрачка и радужки. Наиболее выраженный максимум $(x_1^*, y_1^*) = \underset{(x,y)}{\text{argmax}}\mathbf{Q}(x, y)$ соответствует центру наиболее выраженной границы радужки. Для определения радиуса строится гистограмма $H(r)$ расстояний от $q_1^* = (x_1^*, y_1^*)$ до граничных точек из множества $\mathbf{G}$:

$$H(r) = |\{q : q = (x, y) \in \mathbf{G}, ||q - q_1^*|| \in (r - 0{,}5, r + 0{,}5)\}| \,.$$

Для устранения шума каждый столбец гистограммы нормируется на его номер, т. е. на радиус

$$\forall r \to H(r) = \frac{H(r)}{r},$$

и для полученной гистограммы применяется сглаживание при помощи одномерного приближения гауссиана $\exp(-x^2/(2\sigma^2))$ со среднеквадратичным отклонением $\sigma = 10{,}0$. Максимум гистограммы соответствует искомому радиусу r_1^* (рис. 4).



(*а*) Исходная гистограмма расстояний

(*б*) Гистограмма расстояний с исключенными столбцами

Рис. 4 Вид гистограмм расстояний от найденных центров до граничных точек

5.3 Шаг 3: Поиск второй границы радужки

Для поиска второй границы используются предельные соотношения между радиусами радужной оболочки и зрачка, полученные на основании статистических данных [4]:

$$r_{\mathrm{P}} > \frac{1}{7} r_{\mathrm{I}}\,; \tag{4}$$

$$r_{\mathrm{P}} < \frac{3}{4} r_{\mathrm{I}}\,; \tag{5}$$

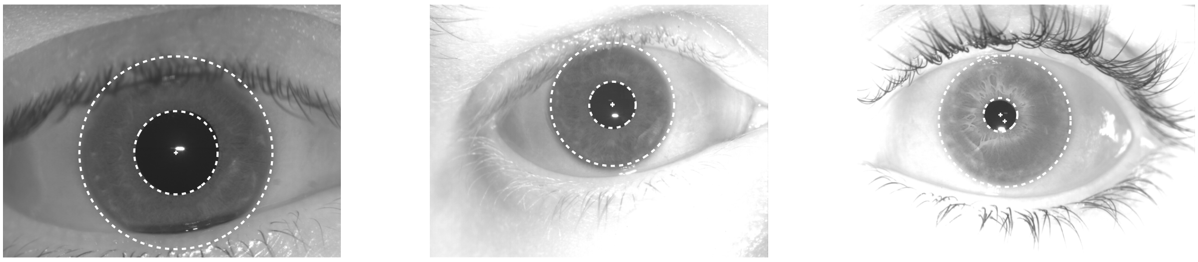
$$r_{\mathrm{P}} > \sqrt{(x_{\mathrm{I}} - x_{\mathrm{P}})^2 + (y_{\mathrm{I}} - y_{\mathrm{P}})^2}\,. \tag{6}$$

где $(x_{\mathrm{I}}, y_{\mathrm{I}})$ — координаты центра внешней границы радужки; r_{I} — ее радиус; $(x_{\mathrm{I}}, y_{\mathrm{I}})$ и r_{I} — аналогичные параметры внешней границы зрачка. Неравенство (4) означает, что радиус радужной оболочки не может превосходить радиус зрачка более чем в 7 раз. Неравенство (5) вводит ограничение с другой стороны: радиус зрачка не может достигать 75% радиуса радужки. Неравенство (6) утверждает, что центр радужки лежит внутри зрачка.

Таким образом, для учета случая неконцентрических границ из массива $\mathbf{P}$ исключаются все точки, соответствующие гипотетическим окружностям с центрами вне найденной, и процедура парного голосования повторяется снова для полученного массива. Для найденного центра (x_2^*, y_2^*) строится гистограмма расстояний до граничных точек $\tilde{H}(r)$, значения которой для столбцов $r \in [0; (1/7)r_1^*] \cup [(3/4)r_1^*; (4/3)r_1^*]$ зануляются в соответствии с условиями (4)–(6), чтобы исключить возможность повторного детектирования уже найденной границы. Полученная гистограмма нормируется на r и сглаживается гауссианом. Аналогично максимум $\tilde{H}(r)$ соответствует искомому радиусу r_2^* (рис. 5).

6 Вычислительный эксперимент

Целью вычислительного эксперимента является проверка работы алгоритма на реальных изображениях глаз. Для тестирования предлагаемого алгоритма использовались изображения глаз разрешением 640 × 480 точек из базы изображений радужки CASIA-2 [9]



(*а*) (*б*) (*в*)

Рис. 5 Примеры работы алгоритма

в количестве 2335 шт. Для каждого входного изображения экспертом были определены точные координаты центров зрачка и радужной оболочки, а также их соответствующие радиусы, и помещены в файл разметки. В эксперименте использовался персональный компьютер с процессором Inter Core i5-2450M с частотой 2,5 ГГц, 4 ГБ оперативной памяти.

Для каждого изображения по данным, размеченным экспертом, были рассчитаны величины абсолютной и относительной ошибки. Результаты эксперимента для различных величин константы t_{lc} представлены в таблице.

Распределение относительной ошибки определения границ радужки в зависимости от параметра t_{lc}

Суммарная относительная ошибка				
t_{lc}	$e < 5\%$	$e < 10\%$	$e < 15\%$	$e < 20\%$
0,01	34,1%	58,4%	70,8%	75,2%
0,02	35,0%	59,5%	72,9%	75,8%
0,03	35,3%	59,7%	73,1%	76,3%
0,04	37,5%	66,1%	73,4%	76,8%
0,05	38,1%	67,3%	70,3%	74,6%
Суммарная относительная ошибка определения центров				
t_{lc}	$e_{\text{c}} < 5\%$	$e_{\text{c}} < 10\%$	$e_{\text{c}} < 15\%$	$e_{\text{c}} < 20\%$
0,01	69,7%	77,3%	85,1%	89,9%
0,02	72,5%	79,9%	86,1%	90,3%
0,03	74,1%	82,0%	86,7%	90,8%
0,04	74,3%	82,9%	87,0%	91,0%
0,05	73,3%	80,7%	84,1%	90,3%

На основании полученных результатов можно сделать вывод, что оптимальным значением t_{lc} является 0,04. При данном значении было проведено сравнение данного алгоритма с наиболее близким к нему методом [4], также основанным на преобразовании Хафа, в котором поиск центра глаза осуществлялся при помощи голосования вдоль направления антиградиентов яркости в граничных точках (рис. 6).

При проведении вычислительного эксперимента были выявлены некоторые недостатки предлагаемого метода. Во-первых, при отборе пар точек, удовлетворяющих условиям (1)–(3), возникают пары, одна из точек которых принадлежит внешней границе радужки, а вторая — внутренней. Таким образом, предполагаемый центр смещается от действи-

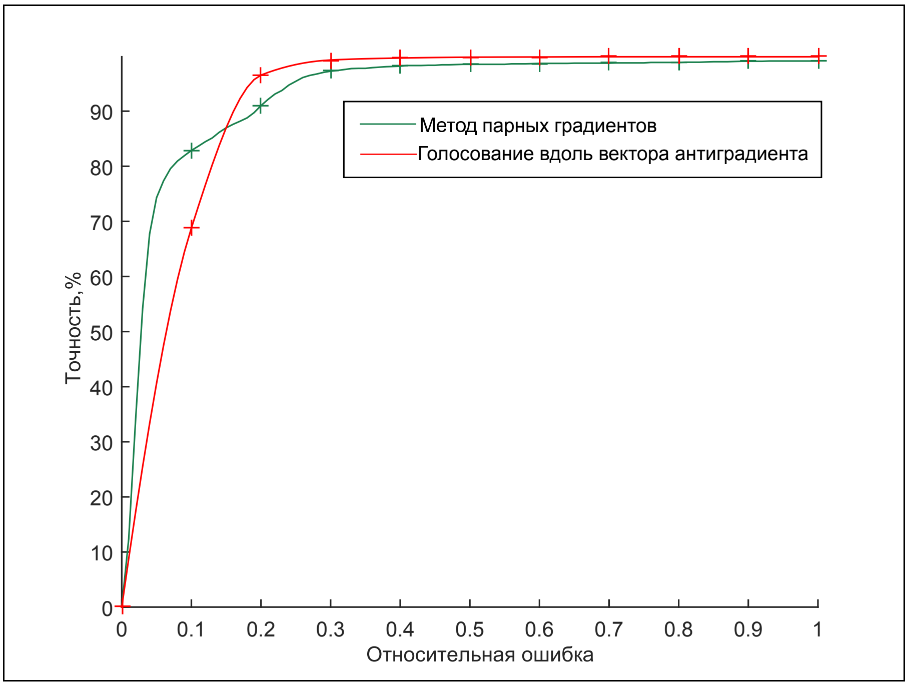
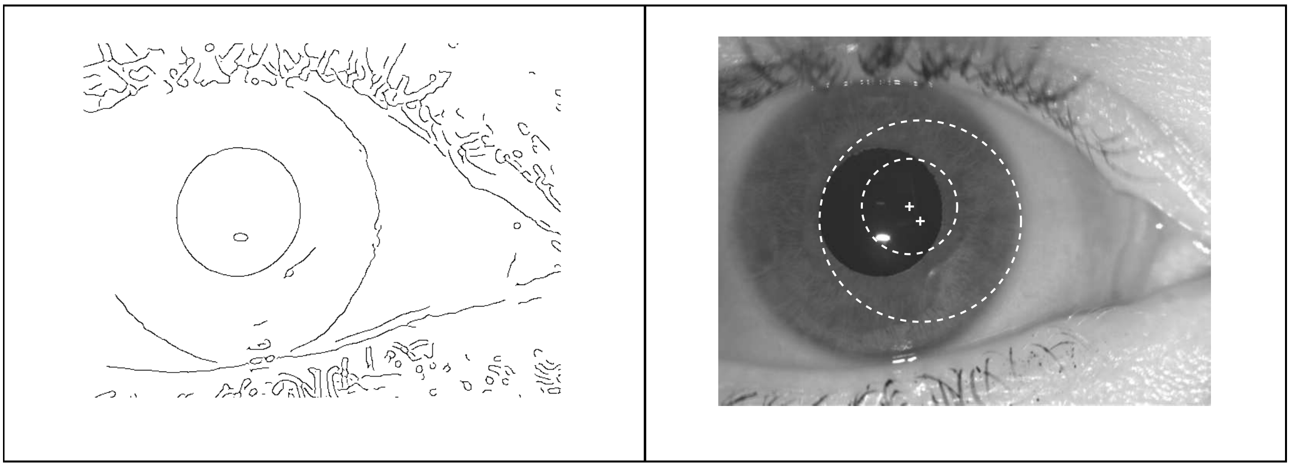


Рис. 6 Распределение относительной ошибки определения центров

тельного центра глаза, и в процедуре голосования такие точки порой порождают «побочный» максимум, в частности, если границы радужной оболочки слабо выделены. Пример порождения побочного максимума приведен на рис. 7. Во-вторых, некорректная работа алгоритма возможна в случае низкоконтрастных изображений и/или сильно прикрытых веками глаз (рис. 8). Наконец, сам метод выделения границ Кэнни не всегда точно выделяет границы радужной оболочки, особенно в случае отсутствия контраста между радужкой и белком глазного яблока. Уменьшение же величины данного порога приводит к возрастанию времени парного голосования и к снижению точности, так как на изображениях помимо ресниц и бровей проявляются более мелкие побочные детали и соответствующие им точки интереса, влияющие на распределение голосов в аккумуляторе.

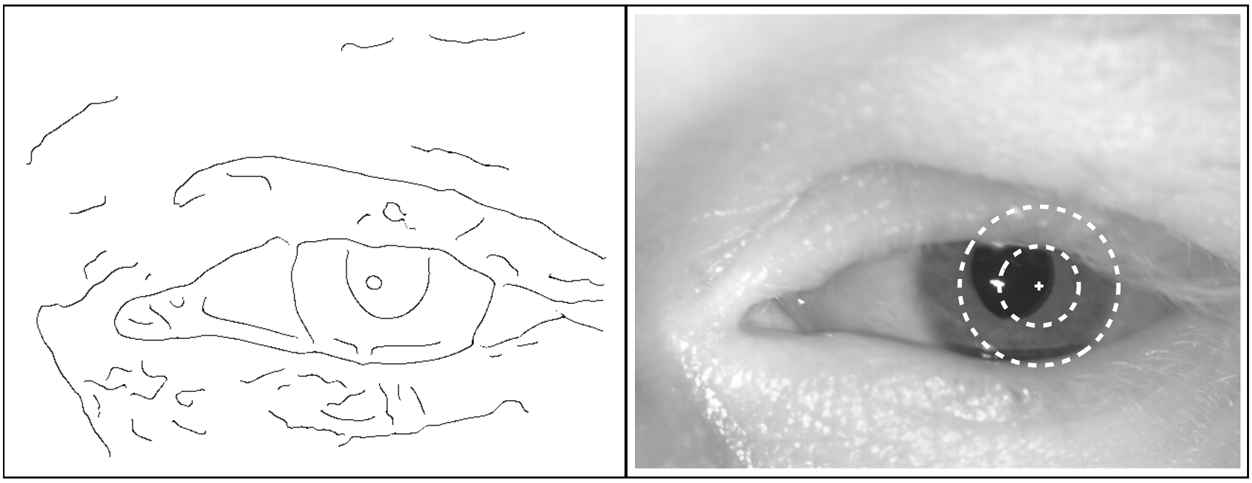
7 Заключение

Предложен алгоритм поиска аппроксимирующих окружностей для границ радужной оболочки. Проведен вычислительный эксперимент, проверяющий работоспособность алгоритма. Результаты представлены в виде таблицы. Данный метод позволяет значительно сократить перебор граничных точек при определении центра методом Хафа и учесть качество параметров с помощью весовых коэффициентов при голосовании в аккумуляторе. Однако данный метод не всегда корректно работает, поскольку условию антиколлинеарности векторов градиентов яркости, используемому при отборе точек и определению параметров гипотетических окружностей, удовлетворяют также и пары, принадлежащие разным границам радужной оболочки, что вносит существенную ошибку в работу алгоритма в случае нечетких границ. Данный метод может быть использован при первичной сегментации радужки для последующего уточнения ее границ, однако применение метода требует контроля и коррекции результатов.



(*а*) Множество граничных точек (*б*) Результат работы алгоритма

Рис. 7 Нечеткая внешняя граница радужки



(*а*) Множество граничных точек (*б*) Результат работы алгоритма

Рис. 8 Недостаточно раскрытые веки

Литература

[1] Duda R. O., Hart P. E. Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures // Comm. ACM, 1972. Vol. 15. No. 1. P. 11–15. doi: `http://dx.doi.org/10.1145/361237.361242`

[2] Cauchie J., Fiolet V., Villers D. Optimization of an hough transform algorithm for the search of a center // Pattern Recogn., 2008. Vol. 41. No. 2. P. 567–574. doi: `http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2007.07.001`

[3] Valenti R., Gevers T. Accurate eye center location through invariant isocentric patterns // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intelligence Arch., 2012. Vol. 34. No. 9. P. 1785–1798. doi: `http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2011.251`

[4] *Ганькин К. А., Гнеушев А. Н., Матвеев И. А.* Сегментация изображения радужки глаза, основанная на приближенных методах с последующими уточнениями // Известия РАН.

Теория и системы управления, 2014. № 2. С. 80–94. doi: http://dx.doi.org/10.1134/S1064230714020099

[5] Xu L., Oja E., Kultanen P. A new curve detection method: Randomized hough transform // Pattern Recogn. Lett., 1990. Vol. 11. No. 5. P. 331–338. doi: http://dx.doi.org/10.1016/0167-8655(90)90042-Z

[6] Chen T.-C., Chung K.-L. An efficient randomized algorithm for detecting circles // Computer Vision Image Understanding, 2001. Vol. 83. No. 2. P. 172–191. doi: http://dx.doi.org/10.1006/cviu.2001.0923

[7] Pan L., Chu W.-S., Saragih J. M. Fast and robust circular object detection with probabilistic pairwise voting // IEEE Signal Proc. Lett., 2011. Vol. 18. No. 11.

[8] Canny J. A computational approach to edge detection // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intelligence, 1986. Vol. 8. No. 6. P. 679–698. doi: http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.1986.4767851

[9] Chinese Academy of Sciences Institute of Automation Iris Image Database. Ver. 2.0.

Поступила в редакцию 15.06.15

Iris border detection using a method of paired gradients*

Y. S. Efimov and I. A. Matveev

yuri.efimov@phystech.edu, matveev@ccas.ru

Moscow Institute of Physics and Technology, 9 Institutskiy per., Dolgoprudny, Russia

Dorodnicyn Computer Centre of the Russian Academy of Sciences, 40 Vavilova st., Moscow, Russia

Circular object detection is one of the challenging problems of modern computer vision systems. In this study, to search for circular representations of inner and outer boundaries of the iris, a method of paired gradients is used which is a modification of the Hough methodology. Image is processed with Canny filter and from the resulting boundaries, pairs of pixels are selected which have high probability to belong to one circle. Selection criteria and probability coefficients of likelihood are introduced for reduction of number of these pairs. The Hough transform uses two accumulators: the two-dimensional isomorphic to the original image in which voting is done by centers of segments defined by pixel pairs and one-dimensional histogram of the diameters where lengths of these segments are collected. Computational experiment is performed to check the efficiency of the algorithm on data from the public iris image databases and to compare the proposed method of paired gradients to the resembling antigradient voting method, which is also based on the Hough methodology and used for the eye center search. Drawbacks of the algorithm that may cause incorrect handling of some of the input images are identified. Further analysis of the proposed algorithm and increasing its stability are required.

Keywords: *paired gradients method; computer vision; circular object detection; circular Hough transform*

DOI: 10.21469/22233792.1.14.08

References

[1] Duda, R. O., and P. E. Hart. 1972. Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Commun. ACM* 15(1):11–15. doi: http://dx.doi.org/10.1145/361237.361242

*This work was done under financial support of the Russian Foundation for Basic Research (grant 16-07-01171)

[2] Cauchie, J., V. Fiolet, and D. Villers. 2008. Optimization of an hough transform algorithm for the search of a center. *Pattern Recogn.* 41(2):567–574. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2007.07.001

[3] Valenti, R., and T. Gevers. 2012. Accurate eye center location through invariant isocentric patterns. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intelligence Arch.* 34(9):1785–1798. doi: http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2011.251

[4] Gankin, K., A. Gneushev, and I. Matveev. 2014. Iris image segmentation based on approximate methods with subsequent refinements. *J. Computer Syst. Sci. Int.* 53(2):224–238. doi: http://dx.doi.org/10.1134/S1064230714020099

[5] Xu, L., E. Oja, and P. Kultanen. 1990. A new curve detection method: Randomized hough transform. *Pattern Recogn. Lett.* 11(5): 331–338. doi: http://dx.doi.org/10.1016/0167-8655(90)90042-Z

[6] Chen, T.-C., and K.-L. Chung. 2001. An efficient randomized algorithm for detecting circles. *Computer Vision Image Understanding* 83(2):172–191. doi: http://dx.doi.org/10.1006/cviu.2001.0923

[7] Pan, L., W.-S. Chu, and J. M. Saragih. 2011. Fast and robust circular object detection with probabilistic pairwise voting. *IEEE Signal Proc. Lett.* 18(11).

[8] Canny, J. 1986. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intelligence* 8(6):679–698. doi: http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.1986.4767851

[9] Chinese Academy of Sciences Institute of Automation Iris Image Database. Ver. 2.0.

Received June 15, 2015