

Поиск границ радужки методом круговых проекций

А. А. Баженов, И. А. Матвеев

bazhenov.aa@phystech.edu; ivanmatveev@mail.ru

В работе рассматривается задача приблизительного нахождения границ радужки глаза. Входными данными являются изображение и считающееся известным положение зрачка глаза. Для нахождения границ зрачка и радужки используется нейронная сеть, для достижения максимальной производительности алгоритма используется предварительная обработка данных. Работа алгоритма проверена на базе изображений.

Ключевые слова:

1 Введение

Жизнь современного человека неразрывно связана с большим количеством аккаунтов, к каждому из которых необходим надежный способ аутентификации. Обзоры [1, 2] отмечают становление популярности биометрических способов идентификации человека относительно классических, таких как использование паролей. Обзор [2] особо выделяет методы, основанные на распознавании радужки, как позволяющие достигнуть высокой точности распознавания. Первичное выделение регионов на изображении глаза человека является одним из важнейших этапов персональной идентификации. В статье [3] описана общая схема работы системы сегментации изображения глаза: нахождение приблизительной позиции зрачка и последующее нахождение границ зрачка и радужки, с возможным итеративным уточнением.

В [3, 4] для реализации этапа первоначального определения границ радужки используется метод круговых проекций. Круговая проекция яркости — интеграл градиента яркости изображения по окружности, имеющей центр в предполагаемом центре зрачка, либо по ее дуге. По предположению из [4], найдя точку локального максимума зависимости круговой проекции яркости от радиуса окружности, можно найти радиус границы радужки. Однако на яркость изображения в районе границы может оказываться влияние затемнения от ресниц и других элементов лица, что делает возможность эвристических алгоритмов, используемых в [3, 4] ограниченным.

Целью работы является исследование методов, которые возможно использовать для обработки результатов подсчета круговых проекций, причем более устойчивых к влиянию внешних факторов, чем эвристические алгоритмы. Один из таких методов — использование нейронной сети. Именно этим методом было решено исследовать в рамках работы.

2 Постановка задачи

2.1 Модель системы нахождения границ радужки

Рассматриваются данные в виде растрового изображения глаза M . Изображение представляет из себя зрачок — круг с центром в точке $(P_x \ P_y)^T$ и радиусом P_R , окруженный радужкой — кругом с центром в точке $(I_x \ I_y)^T$ и радиусом I_R , часть которого может отсутствовать на изображении. Помимо зрачка и радужки, на изображении присутствуют посторонние элементы.

Модель системы нахождения границ радужки представляется отображением $f: M \mapsto (\hat{P}_x \ \hat{P}_y \ \hat{P}_R \ \hat{I}_x \ \hat{I}_y \ \hat{I}_R)^T$. Для отбора моделей вводится функция потерь:

$$L(x, y) = h \left(\frac{|x - y|}{x} \right).$$

Функция $h(t)$ задается формулой:

$$h(t) = (t - 0.1) \cdot I_{[0.1;0.2]}(t) + (5t - 0.9) \cdot I_{[0.2;+\infty)}(t),$$

где $I_A(x)$ — индикаторная функция множества A . Рассматривается следующая задача оптимизации:

$$\sum_{i=1}^n L(P_{Ri}, \hat{P}_{Ri}) + L(I_{Ri}, \hat{I}_{Ri}) \rightarrow \min_f. \quad (1)$$

2.2 Метод круговых проекций

Метод описан в статье [4]. Обозначим $\mathbf{x} = (x, y)$ — точку на изображении, $b(\mathbf{x})$ — яркость изображения в этой точке, $\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \nabla b(\mathbf{x})$ — градиент яркости. Согласно предположению, указанному в статье [4], точки, лежащие на границе радужки либо зрачка, должны удовлетворять условию, описываемому индикаторной функцией:

$$v_U(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \|\mathbf{g}\| > T_1 \wedge \frac{(\mathbf{x}, \mathbf{g})}{\|\mathbf{x}\| \cdot \|\mathbf{g}\|} > T_2 \wedge \mathbf{x} \in U, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где T_1 и T_2 — некоторые пороговые значения, а U — квадрант, то есть одно из множеств точек плоскости:

$$U = \begin{cases} L: & |x| > |y| \wedge x < 0, \\ R: & |x| > |y| \wedge x > 0, \\ B: & |x| \leq |y| \wedge y < 0, \\ T: & |x| \leq |y| \wedge y > 0. \end{cases}$$

Для аккумуляции значений индикаторных величин вводится следующее понятие. Пусть зафиксирован некоторый квадрант U . Тогда *круговой проекцией яркости по окружности радиуса r* называется следующая величина:

$$\Pi_U(r) = \frac{1}{2\pi r} \sum_{r-0.5 \leq \|\mathbf{x}\| \leq r+0.5} v_U(r).$$

2.3 Алгоритм поиска оптимального радиуса

При известном приблизительном расположении зрачка встает задача поиска приближенных радиусов границ радужки \hat{I}_R и зрачка \hat{P}_R при помощи некоторой модели. В работе в качестве таких моделей, выступают нейронные сети, принимающие как входные данные значения $\Pi_U(r)$, $U \in \{L, R, T, B\}$, $r \in [0, r_{\max}]$, либо точки локальных максимумов функционала $\Pi_U(r)$, $U \in \{L, R, T, B\}$ и их значения. Обучение моделей есть решение задачи оптимизации:

$$\sum_{i=1}^n \left(\hat{I}_{Ri} - I_{Ri} \right)^2 + \left(\hat{P}_{Ri} - P_{Ri} \right)^2 \rightarrow \min_{f \in \mathbf{F}_k}, \quad (2)$$

где \mathbf{F}_k — некоторое подсемейство моделей. Обученные модели сравниваются с точки зрения качества решения задачи (1).

3 Теория

Пусть считается известной зависимость значения круговой проекции яркости от радиуса $\Pi_U(r)$. Рассмотрим некоторые значения радиусов r_1 и r_2 . Исходя из определения круговой проекции делается предположение:

Гипотеза 1. Если выполнено неравенство $\Pi_U(r_1) > \Pi_U(r_2)$, то вероятность наличия круговой границы радиуса r_1 больше, чем вероятность наличия границы радиуса r_2 .

Практика показывает, что для произвольных значений r_1 и r_2 гипотеза 1 неверна. Однако гипотеза не опровергается экспериментальными данными в локальном случае, то есть при выборе некоторой малой величины ε утверждение гипотезы 1 не опровергается при выполнении

$$|r_1 - r_2| < \varepsilon.$$

Таким образом если рассмотреть радиус круговой границы r^* , то ожидается выполнение утверждения

$$\exists \varepsilon > 0 \quad \forall r \neq r^* \quad (|r - r^*| < \varepsilon \implies \Pi_U(r) < \Pi_U(r^*)).$$

Отсюда напрямую формулируется гипотеза 2.

Гипотеза 2. Пусть r^* — радиус круговой границы. Тогда существует такая случайная величина ξ , что

$$r^* = \arg \operatorname{loc} \max_r \Pi_U(r) + \xi, \quad E\xi = 0.$$

При работе в предположении верности гипотезы 2, задача сводится к поиску двух локальных максимумов зависимости. Для этого используется сверточная нейронная сеть, поскольку сверточные слои анализируют соотношение значений нескольких проекций яркости от близких значений r . Из этого следует, что сверточные нейронные сети выделяют локальные максимумы лучше, чем линейные сети.

4 Вычислительный эксперимент

4.1 Схема проведения эксперимента

Проведение эксперимента заключается в оптимизации модели нейронной сети и последующем ее тестировании. Выборка изображений разделяется на три части: обучающую, валидационную и тестовую, размер которых относится как 4:1:1. Для всех изображений считаются круговые проекции яркости, считающиеся в дальнейшем исходными данными. При помощи алгоритмов оптимизации моделей строится модель f , являющаяся оценкой решения задачи (2). Для промежуточных моделей, полученных на некоторой итерации решения задачи, подсчитывается функционал, используемый в задачах (1) и (2), на тестовой и валидационной выборках. Результат сравнивается со значениями для эвристического алгоритма. В конце эксперимента функционал (1) подсчитывается для тестовой выборки и сравнивается со значениями, получаемыми эвристическим алгоритмом.

4.2 Цель эксперимента

Целью работы является получение модели, результат которой превосходит результат работы эвристического алгоритма, при этом скорость получения предсказания должна позволять обрабатывать не менее 30 изображений в секунду.

4.3 Результат эксперимента (предполагаемый)

В процессе проведения эксперимента, описанного в предыдущем пункте получены значения функционала (2), отраженные на следующем графике:

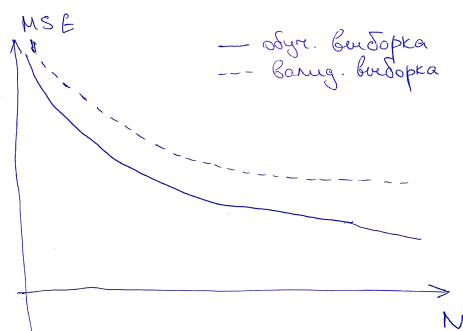


Рис. 1. График зависимости функционала (2) от числа итераций обучения

Значения функционала (1) в сравнении с эвристическим алгоритмом приведены на следующем графике:

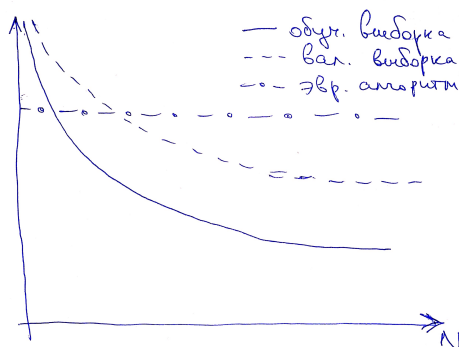


Рис. 2. График зависимости функционала (1) от числа итераций обучения

Значение функционала (1) полностью обученной модели на тестовой выборке составило F_1 , а эвристической модели — F_2 .

Литература

- [1] A. Nithya, C. Lakshmi Iris Recognition Techniques: A Literature Survey // International Journal of Applied Engineering Research, 2015
- [2] K. Bowyer, K. Hollingsworth, and P. Flynn Image Understanding for Iris Biometrics: A Survey // Computer Vision and Image Understanding, 2008. Vol. 110. № 2. pp. 281–307
- [3] K. A. Gankin, A. N. Gneushev, and I. A. Matveev Iris image segmentation based on approximate methods with subsequent refinements // Journal of Computer and Systems Sciences International, 2014. Vol. 53. № 2. pp. 224–238. doi: <http://dx.doi.org/10.1134/S1064230714020099>.
- [4] I. A. Matveev Detection of iris in image by interrelated maxima of brightness gradient projections // Appl. Comput. Math., 2010. Vol. 9. № 2. pp. 252–257.

Поступила в редакцию