

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 ND-IRIS.

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. В дальнейшем будем называть P_R *радиусом границы зрачка*, а I_R — *радиусом границы радужки*. Помимо зрачка и радужки, на изображении присутствуют посторонние элементы.

Модель системы нахождения границ радужки представляется отображением

$$f: M \mapsto \left(\hat{P}_x \ \hat{P}_y \ \hat{P}_R \ \hat{I}_x \ \hat{I}_y \ \hat{I}_R \right)^T.$$

В работе рассматривается задача приблизительного нахождения границ, поэтому малые отклонения не должны штрафовать, а большие отклонения должны штрафовать сильно. Рассмотрим кусочно-линейную функцию

$$h_{\alpha,\beta}(t) = \begin{cases} 0, & x < \alpha, \\ x - \alpha, & \alpha \leq x < \beta, \\ (\beta - \alpha) + 5 \cdot (x - \beta), & x > \beta. \end{cases}$$

Используемая в работе функция потерь — результат композиции функции $h_{\alpha,\beta}$ и функции относительного отклонения

$$L_{\alpha,\beta}(x, y) = h_{\alpha,\beta} \left(\frac{|x - y|}{y} \right).$$

По экспертным соображениям, были выбраны значения $\alpha = 0.1$ и $\beta = 0.2$. Рассматривается задача оптимизации

$$\sum_{i=1}^n L_{\alpha,\beta} \left(\hat{P}_R(i), P_R(i) \right) + L_{\alpha,\beta} \left(\hat{I}_R(i), I_R(i) \right) \rightarrow \min_{f \in \mathcal{F}}, \quad (1)$$

вид множества допустимых моделей \mathcal{F} описывается в разделе 2.3.

2.2 Метод круговых проекций

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 Ограничение на множество моделей

Рассмотрим задачу нахождения радиусов границ радужки и зрачка при известном приблизительном положении центра зрачка. Обозначим Π — процедуру подсчета круговых

проекций яркости. При решении задачи (1) рассматриваются только модели, обрабатывающие значения круговых проекций нейросетевым способом,

$$\mathcal{F} = \{f = \varphi \circ \Pi \mid \varphi(t) = \sigma_k(W_k^T \sigma_{k-1}(\dots \sigma_1(W_1^T t) \dots))\}.$$

При фиксированной архитектуре φ , то есть при фиксированных k и функциях активации $\sigma_1, \dots, \sigma_k$ решается задача оптимизации среднеквадратичного отклонения

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\hat{P}_R(i) - P_R(i) \right)^2 + \left(\hat{I}_R(i) - I_R(i) \right)^2 \rightarrow \min_{W_1, \dots, W_k}. \quad (2)$$

3 Нахождение радиусов границ

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. Задача схожа с обработкой сигналов, поэтому используются архитектуры, предлагаемые в обзоре [5]:

1. сверточные модели;
2. рекурсивные модели.

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. Для каждой из архитектур, представленных в предыдущем пункте, а также для полностью связанной модели решается задача оптимизации (2). Затем полученные модели сравниваются по значению функционала, описанного в формулировке задачи (1).

4.2 Цель эксперимента

Целью эксперимента является выявление наилучшей архитектуры по следующим параметрам:

1. Качество решения задачи (1);
2. Устойчивость к малым изменениям исходных данных;
3. Скорость работы алгоритма. Алгоритм должен позволять обрабатывать видеопоток с частотой кадров не менее 30 кадров в секунду.

4.3 Ход эксперимента

Параметры оптимизирующих алгоритмов подбирались так, чтобы значения метрик MSE и MAPE показывали стабильное уменьшение на обучающей и валидационной выборках. Значение параметра learning rate уменьшалось каждые несколько итераций обучения для достижения лучшего качества моделей. Метрики для единичного запуска эксперимента для одной из сверточных моделей показаны на графике 1. Графики для всех моделей находятся в репозитории проекта.

4.4 Анализ ошибки

Было проведено 50 независимых запусков эксперимента. Полученные в результате доверительные интервалы ошибки отражены на графике 2. Для каждого запуска эксперимента было посчитано итоговое качество на тестовой выборке. Результаты отображены в таблице 1. По результатам эксперимента можно сказать, что рекуррентная и сверточная модели хорошо справляются с обработкой круговых проекций яркости.

Архитектура	Число параметров	Средняя ошибка, %	Доверительный интервал
Полносвязная	166402	2.21	2.15-2.24
Сверточная	56831	1.39	1.32-1.47
Сверточная	17655	1.48	1.39-1.58
Реккуррентная	14962	1.77	1.45-2.05

Таблица 1: Ошибка на тестовой выборке.

5 Заключение

В работе рассматривается задача поиска приблизительных границ радужки глаза. Для решения этой задачи применяется сочетание нейронной сети и метода понижения размерности — метода круговых проекций яркости. В результате было выявлено, что нейронные сети, созданные для обработки временных рядов, показывают точность, достаточную для первого приближения, то есть превосходящую 10%.

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>.

- 133 [4] *I. A. Matveev* Detection of iris in image by interrelated maxima of brightness gradient
134 projections // *Appl. Comput. Math.*, 2010. Vol. 9. № 2. pp. 252–257.
- 135 [5] *B. Lim, S. Zohren* Time-series forecasting with deep learning: a survey // *Philosophical*
136 *Transactions of the Royal Society, A* 379: 20200209. doi: [http://dx.doi.org/10.1098/rsta.](http://dx.doi.org/10.1098/rsta.2020.0209)
137 2020.0209
- 138 [6] Исходный код проекта. URL: [https://github.com/Intelligent-Systems-Phystech/](https://github.com/Intelligent-Systems-Phystech/2021-Project88/)
139 2021-Project88/

140 *Поступила в редакцию*

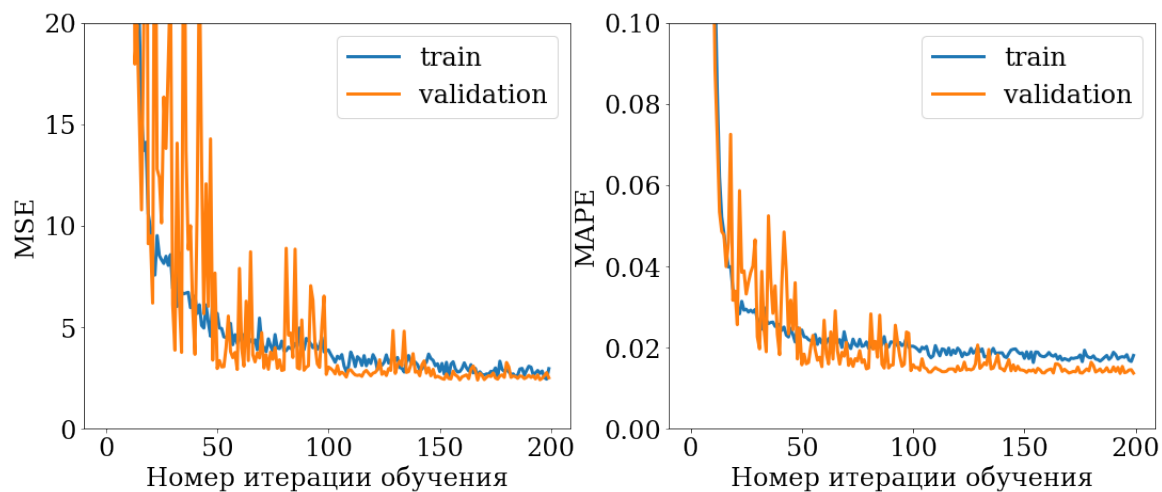


Рис. 1 Кривые обучения для сверточной модели.

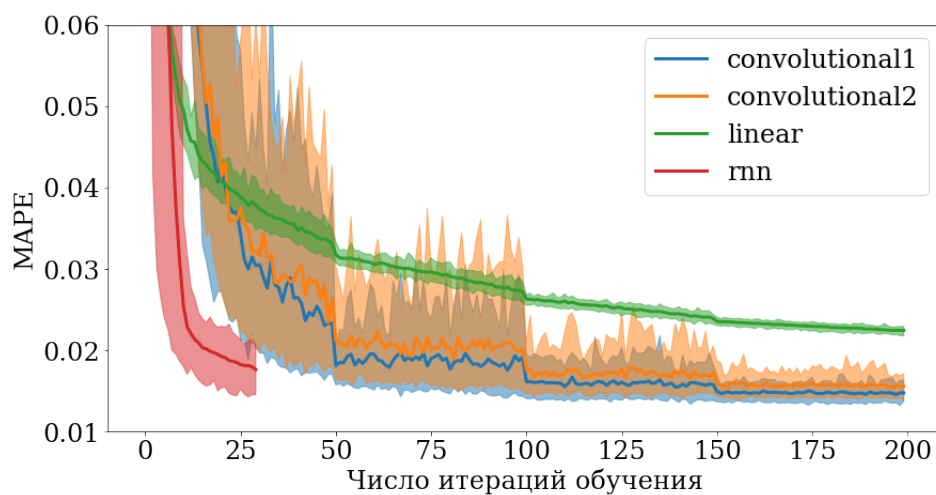


Рис. 2 Доверительный интервал ошибки на валидационной выборке.