Поиск границ радужки методом круговых проекций

А. А. Баженов, И. А. Матвеев
bazhenov.aa@phystech.edu; ivanmatveev@mail.ru

В работе рассматривается задача нахождения границ радужки глаза по изображению и примерной позиции зрачка. С целью увеличения производительности используется метод круговых проекций яркости, уменьшающий размерность входных данных. Посчитанные проекции по своей структуре схожи с временным рядом, поэтому для их обработки используются сверточные и рекурсивные нейронные сети. Для проверки качества работы алгоритма используется датасет ND-IRIS.

Ключевые слова: *круговые проекции, радужка, понижение размерности*

1 Введение

В работе рассматривается один из этапов идентификации человека. В [1,2] описаны методы идентификации, основынные на распознавании радужки. Распознавание радужки требует специализированное оборудование для получения фотографии глаза высокого качества, но обладает высокой точностью. Распознавание требует предварительную сегментацию изображения глаза.

В [3] описан алгоритм сегментации глаза. Упрощенная схема работы алгоритма:

– Нахождение центра зрачка.
  Расстояние между найденным и истинным центрами не превышает половину радиуса зрачка.
– Нахождение приблизительных границ зрачка и радужки.
  На этом этапе границы представляются окружностями, центры которых совпадают с найденным на предыдущем этапе центром зрачка. Отличие найденного и истинного радиусов не превышает 10%.
– Уточнение положения центра и границ.

Сосредоточимся на втором шаге алгоритма. В [3,4] предлагается использовать метод круговых проекций яркости с последующим эвристическим выбором наиболее подходящих радиусов.

Определение 1. *Круговой проекцией яркости* называется интеграл градиента яркости по дуге окружности.

В [4] высказывается предположение, что радиус границы является точкой локального максимума круговой проекции яркости. Однако, практика показывает, что неоднородности изображения создают большое число точек локального максимума. В [4] проблема решена эвристическим выбором из локальных максимумов. Такое решение показывает неусточивость к шумовым факторам, например, к теням от ресниц.

Данная работа рассматривает возможные замены эвристическому выбору. Зависимость круговой проекции от радиуса окружности похожа на временной ряд. Исходя из этого, используются методы, предложенные в [5] для обработки временных рядов: реккурентные и сверточные нейронные сети. Модели сравниваются с полносвязной нейронной сетью. В результате многократного повторения процедуры обучения моделей, было выявлено, что реккурентная и сверточная сеть более подвержены случайностям ,чем полносвязная модель, но показывают лучшую точность.

2 Постановка задачи

2.1 Система нахождения границ радужки

Рассматриваются данные в виде растрового изображения глаза M. Изображение представляет из себя зрачок — круг с центром в точке $\begin{pmatrix} P_x & P_y \end{pmatrix}^\mathsf{T}$ и радиусом P_R, окруженный радужкой — кругом с центром в точке $\begin{pmatrix} I_x & I_y \end{pmatrix}^\mathsf{T}$ 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 присутсвуют посторонние элементы.

Определение 2. *Система нахождения границ радужки* — это отображение

$$f\colon \quad M \mapsto \begin{pmatrix} \widehat{P}_\mathrm{R} & \widehat{I}_\mathrm{R} \end{pmatrix}^\mathsf{T}.$$

В работе рассматривается задача приблизительного нахождения границ, поэтому малые отклонения результата работы системы от истинного значения не должны штрафоваться, а большие отклонения должны штрафоваться сильно. Рассматривается кусочно-линейная функция

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

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

$$\sum_{i=1}^{n} L_{\alpha,\beta}\left(\widehat{P}_\mathrm{R}(i), P_\mathrm{R}(i)\right) + L_{\alpha,\beta}\left(\widehat{I}_\mathrm{R}(i), I_\mathrm{R}(i)\right) \to \min_{f \in \mathcal{F}}, \tag{1}$$

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

2.2 Метод круговых проекций

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

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

Выбор пороговых значений T_1 и T_2 описан в [4], $T_1 =$, $T_2 =$. Множество U — квадрант, то есть одно из множеств точек плоскости:

$$U = \begin{cases} L\colon & |x| > |y| \text{ и } x < 0, \\ R\colon & |x| > |y| \text{ и } x > 0, \\ B\colon & |x| \leqslant |y| \text{ и } y < 0, \\ T\colon & |x| \leqslant |y| \text{ и } y > 0. \end{cases}$$

При условии отсутствия неоднородностей на изображении глаза в граничных точках будет выполнено $v_U(\boldsymbol{x}) = 1$, в остальных будет выполнено $v_U(\boldsymbol{x}) = 0$. При применении же к реальным изображениям возможны двусторонние ошибки: $v_U(\boldsymbol{x}) = 1$ для неграничной точки, $v_U(\boldsymbol{x}) = 0$ для граничной точки. В первом приближении считается, что неоднородности не имеют структуры, значит события

$$A_x = \{\text{при классификации точки } x \text{ произошла ошибка}\}$$

независимы. Тогда при усреднении индикаторов $v_U(\boldsymbol{x})$ по контуру предполагаемой границы вероятность ошибки классификации уменьшается. Такое усреднение выражается через дискретный случай определения 1:

Определение 3. *Круговая проекция яркости* — нормированная сумма индикаторных величин

$$\Pi_U(r) = \sum_{r-0.5<\|x\|<r+0.5} v_U(x).$$

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,

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

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

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left(\widehat{P}_\mathrm{R}(i) - P_\mathrm{R}(i)\right)^2 + \left(\widehat{I}_\mathrm{R}(i) - I_\mathrm{R}(i)\right)^2 \to \min_{W_1, \ldots, W_k}. \tag{2}$$

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 3 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

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

При рассмотрении реальных данных (рис. 1) видно, что утверждение выполняется в большинстве случаев, то есть реальные радиусы границ лежат *недалеко* от точек локального максимума $\Pi_U(r)$. Более формально это утверждение сформулировано в гипотезе 2:

Гипотеза 2. Пусть r^* — радиус круговой границы. Тогда существует такая случайная величина ξ , что
$$r^* = \arg\operatorname{loc}\max_r \Pi_U(r) + \xi, \quad \mathsf{E}\xi = 0.$$

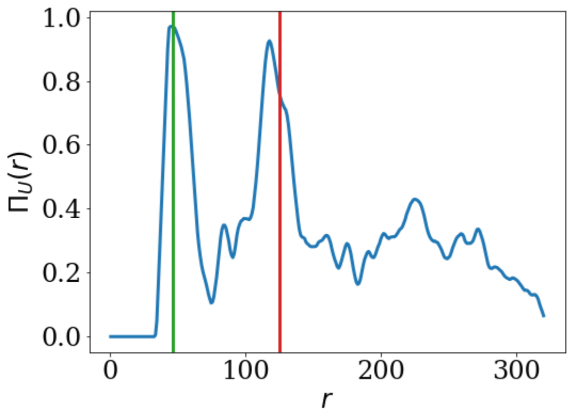

Рис. 1 Круговые проекции яркости для одного из изображений.

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 полносвязной 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 обрабытывать 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 2. 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 3. Для каждого запуска эксперимента было посчитано итоговое качество на тестовой выборке. Результаты отображены в таблице 1. По результатам эксперимента можно сказать, что реккурентная 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
Реккурентная	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`.

[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.

[5] *B. Lim, S.Zohren* Time-series forecasting with deep learning: a survey // Philosophical Transactions of the Royal Society, A 379: 20200209. doi: `http://dx.doi.org/10.1098/rsta.2020.0209`

[6] Исходный код проекта. URL: `https://github.com/Intelligent-Systems-Phystech/2021-Project88/`

Поступила в редакцию

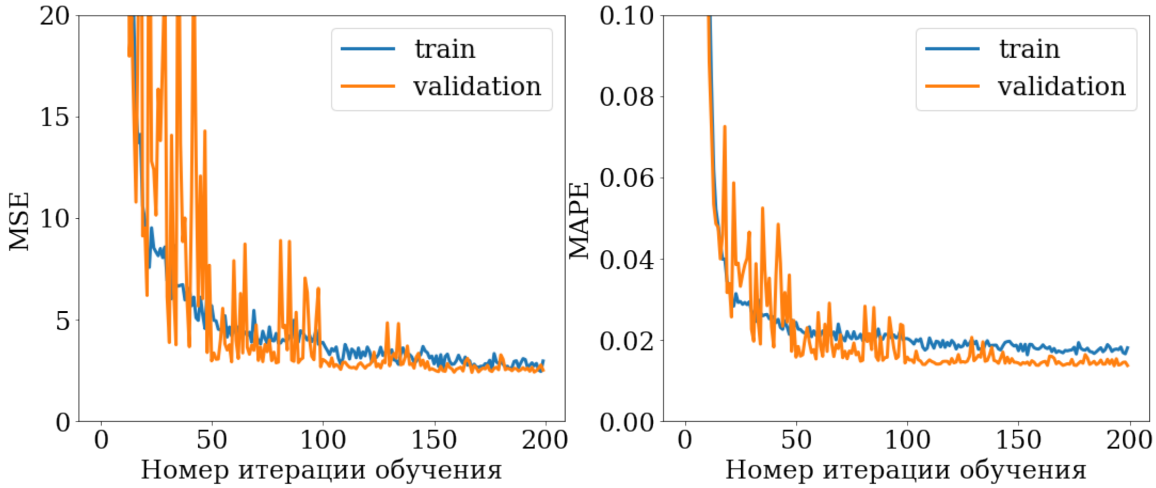

Рис. 2 Кривые обучения для сверточной модели.

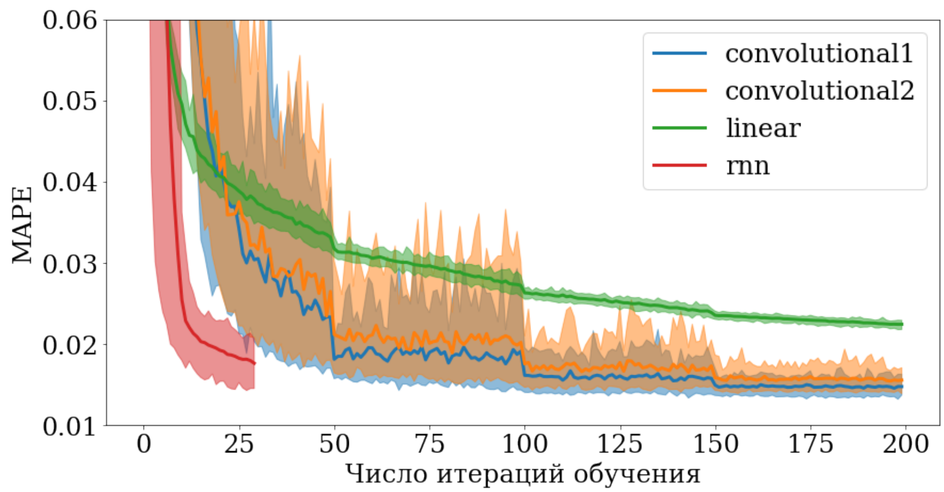

Рис. 3 Доверительный интервал ошибки на валидационной выборке.