

Поиск границ радужки методом круговых проекций

А. А. Баженов, И. А. Матвеев

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

В работе решается задача нахождения границ радужки глаза по изображению и примерной позиции зрачка. Для нахождения границ используются нейронные сети. Для понижения размерности используется метод круговых проекций яркости. Круговые проекции — интегралы градиента яркости изображения по концентрическим окружностям. Искомые границы соответствуют локальным максимумам зависимости круговой проекции яркости от радиуса. Зависимость непрерывная и имеет два ярко выраженных максимума и шумовую компоненту. Поэтому для анализа проекций используются методы, разработанные для анализа временных рядов. 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 по радужке, описанной в [1, 2]. Распознавание требует предварительную сегментацию изображения глаза.

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

1. Нахождение центра зрачка. Расстояние между найденным и истинным центрами не превышает половину радиуса зрачка.
2. 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%.
3. Уточнение найденных ранее центра и границ.

Для реализации второго этапа 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, неоднородности изображения создают большое число точек локального максимума. В [4] проблема решена эвристическим выбором из локальных максимумов. Такое решение показывает неустойчивость 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: рекуррентные и сверточные нейронные сети. Модели сравниваются с полносвязной нейронной сетью. В результате многократного повторения процедуры обучения моделей, выявлено, что рекуррентная 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 $[P_x \ P_y]^T$ и радиусом P_R , окруженный

радужкой — кругом с центром в точке $[I_x \ I_y]^\top$ 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.

Определение 2. Система нахождения границ радужки — это отображение

$$f: M \mapsto [\hat{P}_R \ \hat{I}_R]^\top.$$

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

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

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

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

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:

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

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

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

При условии отсутствия неоднородностей на изображении глаза в граничных точках будет выполнено $v_U(\mathbf{x}) = 1$, в остальных будет выполнено $v_U(\mathbf{x}) = 0$. При применении же

к реальным изображениям возможны двусторонние ошибки: $v_U(\mathbf{x}) = 1$ для неграничной точки, $v_U(\mathbf{x}) = 0$ 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 $v_U(\mathbf{x})$ 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

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

2.3 Ограничение на множество моделей

Рассмотрим задачу нахождения радиусов границ радужки и зрачка при известном приблизительном положении центра зрачка. Обозначим Π_U — вектор значений круговых проекций яркости:

$$\Pi_U = [\Pi_U(1) \ \dots \ \Pi_U(r_{\max})]^T.$$

Обработку посчитанных значений проводится при помощи нейронной сети, то есть множество допустимых моделей имеет вид:

$$\mathcal{F} = \{f = \sigma_k(\mathbf{W}_k^T \sigma_{k-1}(\dots \sigma_1(\mathbf{W}_1^T \Pi_U) \dots))\}.$$

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

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

3 Нахождение радиусов границ

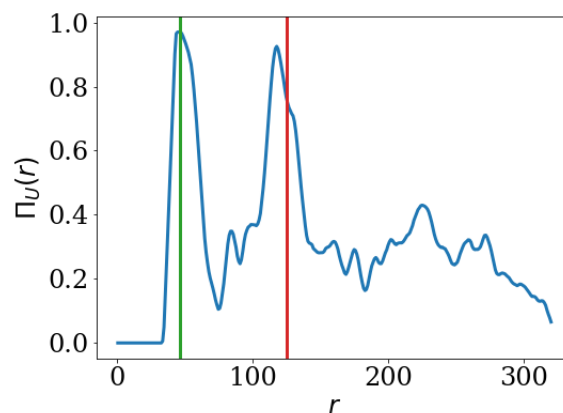


Рис. 1 Круговые проекции яркости для одного из изображений

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:

86 **Гипотеза 1.** Если выполнено неравенство $\Pi_U(r_1) > \Pi_U(r_2)$, то вероятность наличия кру-
 87 говой границы радиуса r_1 больше, чем вероятность наличия границы радиуса r_2 .

88 На рис. 1 представлена зависимость круговой проекции яркости от радиуса окружно-
 89 сти для изображения из выборки ND-IRIS. Реальные значения радиусов не совпадают с
 90 точками максимумов, поэтому гипотеза 1 не верна. Однако, пики зависимости не покрыв-
 91 ают значения радиусов границ. Отсюда вытекает гипотеза 2.

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

$$94 \quad r^* = \arg \operatorname{loc} \max_r \Pi_U(r) + \xi, \quad E\xi = 0.$$

95 При работе в предположении верности гипотезы 2, задача сводится к поиску двух
 96 локальных максимумов зависимости. Окрестности максимумов также содержат инфор-
 97 мацию, обработка которой позволяет уточнить значения радиусов. Обработка круговых
 98 проекций яркости схожа с задачей выделения аномалий из непрерывной зависимости, по-
 99 этому в работе применяются нейронные сети, предложенные в [5] для обработки временных
 100 рядов: сверточные и рекуррентные нейронные сети.

101 3.1 Сверточная нейронная сеть

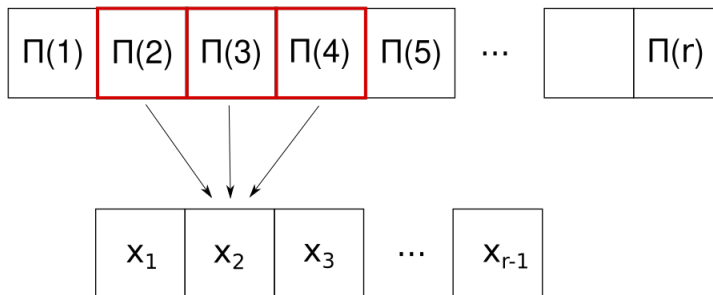


Рис. 2 Схема обработки данных в сверточном слое

102 Круговые проекции яркости обрабатываются путем многократного применения линей-
 103 ных фильтров с обучаемыми коэффициентами, называемых *сверточными слоями*. Схе-
 104 ма работы сверточного слоя показана на рис. 2. Линейный фильтр позволяет выявлять
 105 соотношения между соседними элементами вектора проекций, в частности выделять экс-
 106 тремумы зависимости $\Pi_U(r)$. При этом число обучаемых параметров сверточного слоя не
 107 зависит от размера входных данных, что уменьшает число обучаемых параметров в срав-
 108 нении с полносвязным слоем. Полученные многократным применением сверток данные
 109 обрабатываются при помощи полносвязного слоя, число параметров в котором меньше,
 110 чем при применении полносвязного слоя к изначальным данным.

111 3.2 Рекуррентная нейронная сеть

112 Круговые проекции обрабатываются последовательно. При применении к входным
 113 данным преобразований, генерируются выходные данные и *скрытое состояние сети*
 114 $H \in \mathbb{R}^d$. Скрытое состояние используется при обработке следующих элементов после-
 115 довательности Π_U , что позволяет выделять экстремумы и обрабатывать их окрестности.

116 Для последующей обработки используются как получившаяся последовательность скры-
117 тых состояний, так и новая последовательность данных.

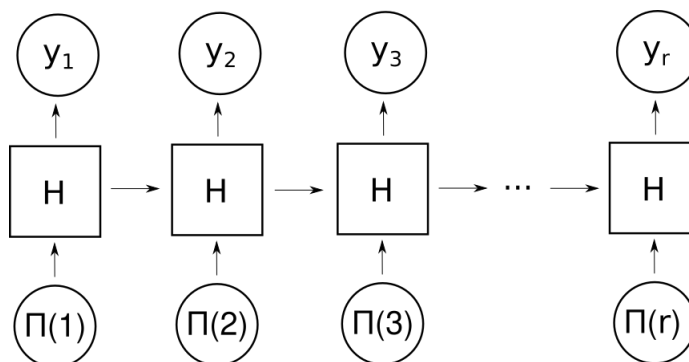


Рис. 3 Схема обработки данных в рекуррентной сети

118 4 Вычислительный эксперимент

119 Проведение эксперимента заключается в оптимизации модели нейронной сети и после-
120 дующем ее тестировании. Выборка изображений разделяется на три части: обучающую,
121 валидационную и тестовую, размер которых относится как 4:1:1. Для всех изображений
122 считаются круговые проекции яркости, считающиеся в дальнейшем исходными данными.
123 Для каждой из архитектур, представленных в предыдущем пункте, а также для полно-
124 связной модели решается задача оптимизации (2). Затем полученные модели сравнивают-
125 ся по значению функционала (1).

126 Цель эксперимента

127 Целью эксперимента является выявление наилучшей архитектуры по следующим па-
128 раметрам:

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

133 Ход эксперимента

134 Применялся алгоритм оптимизации Adam [6]. Параметры алгоритма подбирались так,
135 чтобы значения функционалов MSE и MAPE показывали уменьшение на обучающей и ва-
136 лидационной выборках. Значение параметра learning rate уменьшалось каждые несколько
137 итераций обучения для достижения лучшего качества моделей. Метрики для единичного
138 запуска эксперимента для одной из сверточных моделей показаны на графике 4. Графики
139 для всех моделей находятся в репозитории проекта.

140 Анализ ошибки

141 Было проведено 50 независимых запусков эксперимента. Полученные в результате до-
142 верительные интервалы ошибки отражены на графике 5.

143 Для каждого запуска эксперимента было посчитано итоговое качество на тестовой вы-
144 борке. Результаты отображены в таблице 1. По результатам эксперимента, рекуррентная
145 и сверточная модели показывают большую точность, чем полносвязная модель.

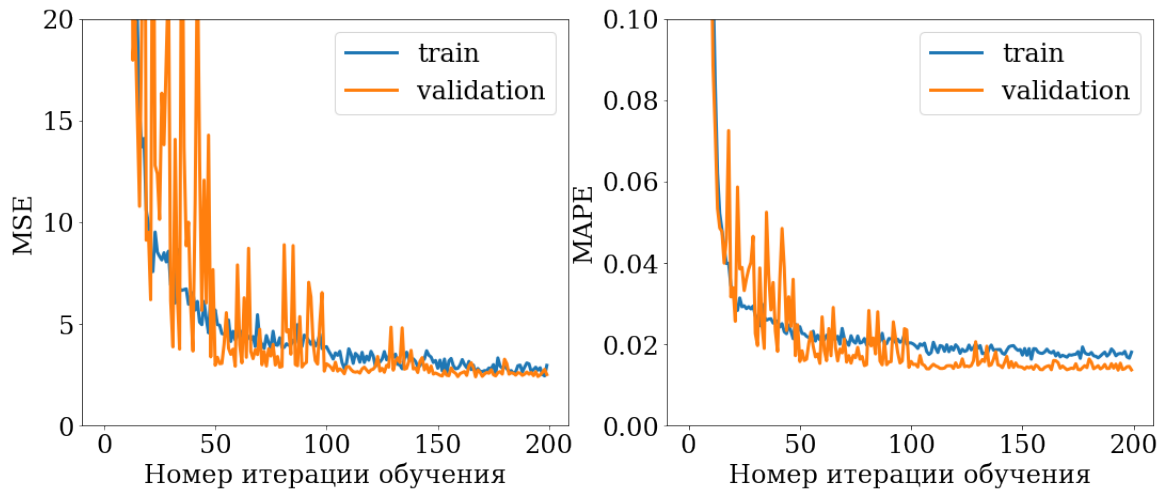


Рис. 4 Кривые обучения для сверточной модели

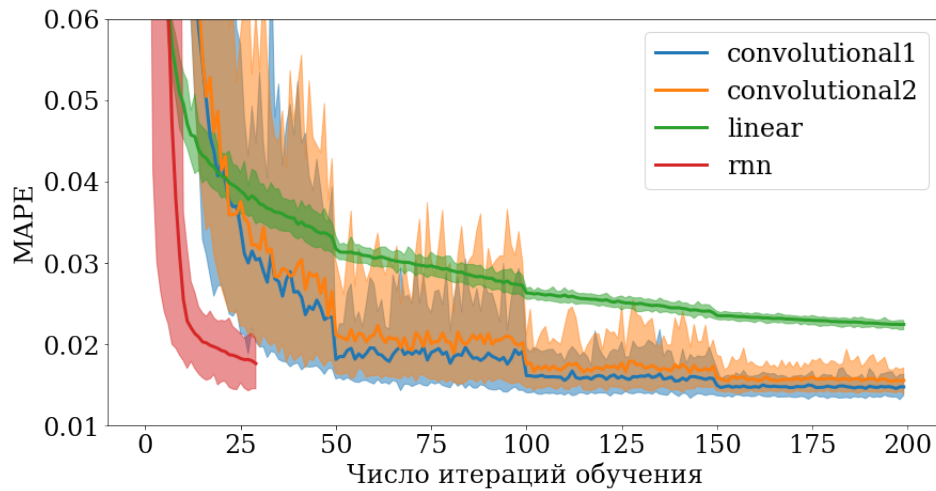


Рис. 5 Доверительный интервал ошибки на валидационной выборке

Таблица 1 Ошибка на тестовой выборке

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

5 Заключение

Для решения задачи нахождения границ радужки используются метод круговых проекций и нейронные сети. В результате было выявлено, что нейронные сети, созданные для обработки временных рядов, показывают точность, достаточную для первого приближения, то есть превосходящую 10%. Применение методов, разработанных для анализа временных рядов, позволило получить большую точность, чем применение полносвязной модели, что подтверждает схожесть круговых проекций яркости и других

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] *D. P. Kingma, J. L. Ba* Adam: A Method for Stochastic Optimization // ICLR 2015
- [7] Исходный код проекта. URL: <https://github.com/Intelligent-Systems-Phystech/2021-Project88/>

Поступила в редакцию