

## **РАСПОЗНАВАНИЕ ЛИЧНОСТИ ПО БИОМЕТРИЧЕСКИМ ДАННЫМ: РАДУЖНАЯ ОБОЛОЧКА ГЛАЗА**

**Ганеева Ю.Х.**

Научный руководитель: Инюшкин А.А.

*Россия, г. Самара,  
Самарский национальный исследовательский университет  
имени академика С.П. Королева*

**Аннотация.** В статье рассказывается о задаче распознавания личности по одному из типов биометрических данных – радужной оболочке глаза. Представлено описание разработанного метода распознавания личности по радужной оболочке глаза на изображении. Подробно описаны все этапы схемы идентификации, приведены результаты экспериментальных исследований, а также приведено описание используемой БД.

**Ключевые слова:** радужная оболочка глаза, идентификация, CNN, SVM, персональные данные.

### **Введение**

На сегодняшний день довольно остро стоит вопрос распознавания личности вследствие повышения уровня защищенности персональных данных и увеличения их объема. Некоторые простые системы идентификации, такие, как пароль, ключ, пин-код, не могут гарантировать достаточный уровень безопасности. В последнее время наиболее широкое распространение получили методы идентификации личности по биометрическим данным (отпечаток пальца, геометрия руки, сетчатка глаза, радужная оболочка глаза и др.). В соответствии с частью 1 статьи 11 ФЗ от 27.07.2006 г. № 152-ФЗ «О персональных данных» к биометрическим персональным данным относятся сведения, которые характеризуют физиологические и биологические особенности человека, на основании которых можно установить его личность и которые используются оператором для установления личности субъекта персональных данных [1]. Если исходить из представленного выше определения, то к биометрическим данным относятся и изображение радужной оболочки глаза человека.

Идентификация по радужной оболочке глаза является одной из наиболее перспективных технологий идентификации личности, так как структура радужной оболочки глаза крайне устойчива во времени. Считается, что подделать идентификационные данные (радужную оболочку) – невозможно. Дело в том, что, кроме индивидуального рисунка радужной оболочки, человеческий глаз обладает уникальными отражающими характеристиками (за счет состояния тканей и естественного увлажнения), которые учитываются в процессе считывания информации.

Решая задачу идентификации, необходимо заострить внимание на том, что важную роль в достижении высоких показателей качества идентификации

по радужной оболочке глаза играет точность сегментации. Так как радужная оболочка представляет собой на изображении кольцевую область между зрачком и склерой, то решение задачи сегментации часто сводится к аппроксимации внутренней и внешней границ радужной оболочки глаза окружностями. Однако далеко не всегда истинная сегментация областей «склера – радужная оболочка» и «радужная оболочка – зрачок» соответствует окружностям. Поэтому необходима разработка метода сегментации, который гарантирует высокий уровень совпадения с истинной сегментацией.

В результате работы по разработке метода идентификации был предложен и реализован метод сегментации радужной оболочки глаза с помощью нейросетевого подхода, который подробно описывается в работе [2, 3]. Далее были реализованы следующие этапы: нормализация полученной после сегментации радужной оболочки, выделение признаков, снижение размерности и классификация радужной оболочки. Более подробное описание этих этапов находится в разделе «Метод идентификации».

Все проведенные экспериментальные исследования были выполнены на языке Python. Оценка точности всех методов проводилась с использованием базы данных MMU Iris Database [4], в которой содержится по 5 изображений для левого и правого глаза 45 человек, что в общей сложности дает 450 изображений. Для обучения нейронной сети из [2, 3] и оценки качества сегментации ранее была произведена ручная сегментация всех изображений из набора.

### ***Метод идентификации***

Предложенный метод идентификации можно разбить на несколько этапов, а именно:

1. сегментация радужной оболочки,
2. нормализация,
3. выделение признаков,
4. снижение размерности признакового пространства,
5. классификация.

Ниже представлена схема предложенного подхода:



Рисунок 1 – Схема идентификации

Далее более подробно описывается каждый из этапов.

### ***Сегментация радужной оболочки***

Как было сказано ранее, сегментация радужной оболочки – это один из самых важных этапов системы идентификации. В предложенном методе идентификации сегментация проводилась с использованием сверточной нейронной сети архитектуры U-Net [5]. Было проведено 9 экспериментов по подбору гиперпараметров, обеспечивающих наилучшую точность работы системы. Результаты этих экспериментов продемонстрированы в работе [2, 3]. Ниже на рисунке можно увидеть архитектуру CNN U-Net:

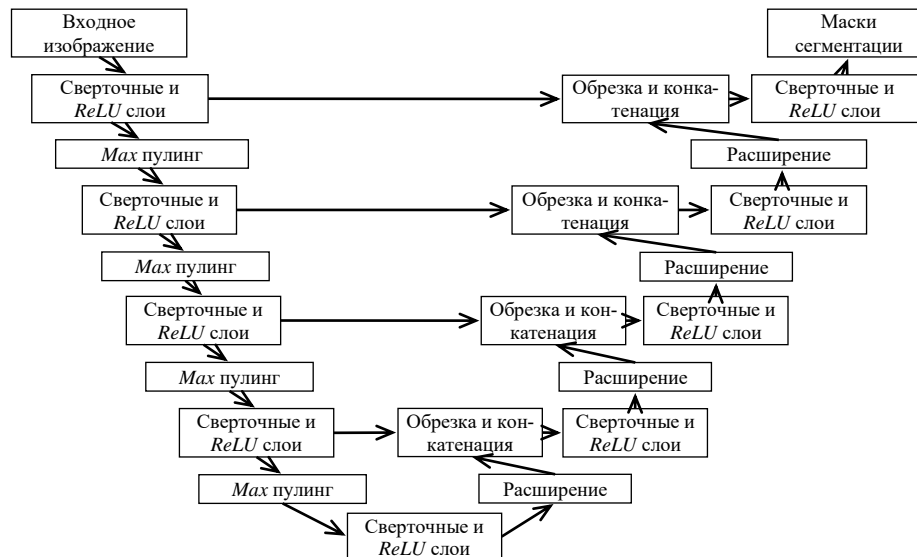


Рисунок 2 – Архитектура U-Net

### **Нормализация**

После получения маски сегментации радужной оболочки глаза желательна некоторая предобработка. Причина, по которой нужен этот этап, заключается в том, что, например, при различном освещении зрачок может сужаться или расширяться, а это, несомненно, повлияет на корректность работы системы идентификации.

В рамках работы нормализация представляет собой переход в полярную систему координат. Центр зрачка принимается за точку отсчета. Данное преобразование описано в работе Джона Даугмана [6].

### **Выделение признаков**

Для выделения признаков использовался фильтр Габора. В обработке изображений фильтр Габора представляет собой линейный фильтр, который используется для анализа текстуры, обнаружения границ и линий, сжатия, сегментации и других задач. Представления частот и ориентации фильтров Габора утверждаются многими современными учеными, занимающимися зрением, как аналоги представлениям зрительной системы человека.

В пространственной области двумерный фильтр Габора представляет собой функцию Гаусса, модулированную комплексной экспонентой. Он имеет действительную и мнимую составляющие, представляющие ортогональные

направления. Два компонента могут быть объединены в комплексное число или использоваться по отдельности.

Исследователями было показано, что фильтры Габора при правильном проектировании инвариантны относительно перемещения, поворота и масштаба. Фильтры Габора представляют собой особые классы полосовых фильтров, то есть они «пропускают» определённую полосу частот и «не пропускают» другие.

### ***Снижение размерности признакового пространства***

Для снижения размерности признакового пространства использовался метод главных компонент (РСА).

РСА – это один из самых популярных алгоритмов понижения размерности данных. Его суть заключается в идентификации гиперплоскости, которая находится наиболее близко к данным, и дальнейшем проецировании данных на эту гиперплоскость.

### ***Классификация***

В рамках исследований было рассмотрено 3 классификатора:

#### **1. SVM**

Метод опорных векторов – алгоритм машинного обучения, который предназначается для решения задач линейной и нелинейной классификации, регрессии, а также для выявления выбросов.

Цель алгоритма заключается в нахождении гиперплоскости, которая бы оптимальным образом разделяла экземпляры классов. Нахождение оптимального разделения состоит в максимизации зазора между гиперплоскостью и экземплярами классов.

#### **2. kNN**

Метод k ближайших соседей – это один из самых простых алгоритмов машинного обучения.

Построение модели основано на запоминании обучающего набора. Основные настраиваемые параметры данного алгоритма – это количество соседей и метрика. При получении на вход классификатора экземпляра осуществляется вычисление расстояния до каждого из объектов обучающего набора, затем отбирается k ближайших объектов обучающего набора и принимается решение о принадлежности экземпляра к определенному классу.

#### **3. Random Forest**

Случайный лес – алгоритм машинного обучения, который представляет из себя композицию деревьев решений.

Концепция случайного леса возникла из-за такого частого явления при обучении деревьев решений, как переобучение. Суть заключается в том, что мы строим много деревьев решений, которые хорошо работают и склонны к переобучению в разной степени, и путем усреднения мы уменьшаем степень переобучения.

### ***Экспериментальные исследования***

Обучение CNN архитектуры U-Net с лучшими подобранными гиперпараметрами показало точность сегментации 99,53% [2, 3].

Далее последовательно проделанные процедуры выделения признаков и снижения размерности (размерность была снижена до 250 компонент) позволили получить новое признаковое представление исходных данных. С использованием полученных данных проводилось дальнейшее обучение классификаторов. В результате были получены следующие точности классификации:

Таблица 1 – Точность классификаторов

Классификаторы	Точность классификации
kNN (k = 1)	78,3%
Random Forest	82,2%
SVM (linear)	88,3%

Таким образом, наилучшую точность показал классификатор SVM с линейным ядром.

### **Заключение**

В результате проведенных экспериментов была разработана система идентификации личности по радужной оболочке глаза. Модуль сегментации разработанной системы показывает точность сегментации 99,53%. Модуль классификации показывает точность 88,3%. В дальнейшем планируется повысить точность работы классификаторов следующими способами:

- использовать другое признаковое представление радужной оболочки глаза,
- провести настройку параметров классификаторов.

### **Библиографический список**

1. Федеральный закон от 27.07.2006 г. N 152-ФЗ «О персональных данных» [Электронный ресурс]. URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_61801/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_61801/) (дата обращения 01.10.2020).
2. Ганеева Ю.Х., Мясников Е.В. Сегментация радужной оболочки глаза на изображении с помощью сверточной нейронной сети архитектуры U-Net // VI Международная конференция и молодёжная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2020). 2020. Т. 2. С. 57-63.
3. Ganeeva Yu. Iris segmentation in an image using U-Net convolutional neural network architecture / Yulia Ganeeva, Evgeny Myasnikov // CEUR Workshop Proceedings. 2020. P. 10-13.
4. MMU Iris Image Database: Multimedia University [Электронный ресурс]. URL: <http://pesonna.mmu.edu.my/ccte/> (дата обращения 05.10.2020).
5. Ronneberger, O. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation / O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox // MICCAI. 2015. P. 234-241.
6. Daugman, J.G. How iris recognition works // Proc. IEEE Trans. Circ. Syst. Video Technol. 2004. Vol. 14(1). P. 21-30.

## **BIOMETRIC PERSONAL RECOGNITION: IRIS**

**Ganeeva Yu.Kh.**

Scientific adviser: Inyushkin A.A.

*Samara National Research University, Samara, Russia*

**Abstract.** *The article describes the problem of personality recognition based on one of the types of biometric data – the iris of the eye. The description of the developed method of personality recognition by the iris of the eye in the image is presented. All stages of the identification scheme are described in detail, the results of experimental studies are given, and a description of the data-base used is given.*

**Keywords:** *iris, identification, CNN, SVM, personal data*