УДК 004.032.26

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ЛИЧНОСТИ ПО РИСУНКУ ВНУТРЕННЕЙ СТОРОНЫ ЛАДОНИ ПОСРЕДСТВОМ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Понкратов А.Ю., Лобов Д.В., Осауленко Р.Н.

Петрозаводский государственный университет, Петрозаводск, e-mail: veteri@mail.ru

Целью исследования в данной работе являлась идентификация личности по рисунку внутренних линий кисти руки посредством искусственной нейронной сети. В качестве образцов выступали ладони десяти человек. Прикладная часть работы заключалась в сборе и компьютерной обработке изображений ладоней, программировании работы искусственной нейронной сети на базе многослойного персептрона, ее обучении и анализе результатов ее работы. В ходе исследования был разработан способ обработки фотографий ладони для выделения сгибательных линий. Рабочие разрешения изображений областей ладони: от 30x30 до 200x200 пикселей. Также было написано программное обеспечение, позволяющее искать конфигурации нейросети, способные обучаться распознавать рисунок ладони человека. Для организации искусственной нейронной сети использовалась открытая библиотека функций машинного обучения «TensorFlow» компании «Google». Данная библиотека позволяет упростить процесс построения и развертывания нейронной сети. В результате проведенного исследования была доказана возможность применения искусственной нейронной сети для проведения биометрической идентификации. Были получены оптимальные параметры нейронной сети при разрешениях образцов до 75x75 точек при приемлемом времени обучения.

Ключевые слова: биометрическая идентификация, искусственная нейронная сеть, программирование, сгибательные линии ладони, многослойный персептрон

PERSONAL IDENTIFICATION BY THE INNER SIDE PALM THROUGH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Ponkratov A.Yu., Lobov D.V., Osaulenko R.N.

Petrozavodsk State University, Петрозаводск, e-mail: veteri@mail.ru

The aim of the study in this paper was to identify a person by the lines of his palm through an artificial neural network. The palms of ten different people served as samples. The applied part of the work consisted in the collection and computer processing of images of palms, programming the work of an artificial neural network based on a multilayer perceptron, its training and analysis of the study results. During the study, a method of processing images of the palm was developed to highlight the palm lines. Working resolution of palm images: from 30x30 to 200x200 pixels. Software has also been written that allows you to search for neural network configurations that can be trained to recognize a person's palm pattern. The program used – «Google TensorFlow», an open program library for machine learning designed to solve the problems of building and training a neural network in order to automatically find and classify images. As a result, the possibility of using an artificial neural network for biometric identification was proved. The optimal parameters of the neural network were obtained at sample resolutions of up to 75x75 points with optimal training time.

Keywords: biometric identification, artificial neural network, programming, palm flexor lines, multilayer perceptron

Основным инструментом взаимодействия в информационном обществе являются ЭВМ и сети коммуникаций. Вопрос идентификации человека является актуальной проблемой современного «виртуального» мира, так как установление личности человека необходимо для обмена конфиденциальной и личной информацией.

Существует много различных способов подтверждения личности (использование электронно-цифровой подписи, пара «логин – пароль», подтверждения по SMS или по электронной почте и т.п.). Биометрическая идентификация – это способ или набор способов персональной идентификации личности человека, основанный на использовании его уникальных биометрических параметров (идентификаторов). При использовании биометрии аутентификация и идентификация происходят одновременно. При этом нет необходимости запоминать, хранить и защищать логин и пароль или физический носитель с цифровой подписью.

Самым распространенным и наиболее известным методом определения личности человека является дактилоскопия. Она позволяет идентифицировать человека по отпечаткам пальцев или по отпечаткам ладоней рук на основе папиллярных линий.

Кисть – очень подходящий объект в качестве носителя биометрической информации. Потому аутентификация субъекта по рисунку вен ладони распространена в качестве тем научных исследований в данной области. Например, популярность данной темы подкреплена успешным применением данной технологии в крупнейших банках [1]. В научных работах, посвященных данной теме, удалось создать технические устройства идентификации личности и достичь высокого качества распознавания [2–4].

Также перспективно выглядит метод биометрической идентификации по изображению внешней стороны кисти руки. При таком методе распознавания не требуется конструировать техническое устройство для получения биометрической характеристики, достаточно лишь наличия устройства фиксации изображения (фотоаппарат или его аналог) и аппаратных и программных средств для его обработки [5].

Несправедливо, на наш взгляд, недостаточное внимание к внутренней стороне кисти, имеющей неповторимый «отпечаток» папиллярных линий. В отличие от большинства животных, у которых линии на руке бессистемны, – у человека присутствует строгая системность в их расположении. Также сгибательные линии ладони можно считать не менее защищенной биометрической характеристикой, нежели отпечаток пальца.

Во времена активного развития области машинного обучения нельзя не обратить внимание на способность искусственной нейронной сети (ИНС) распознавать различные по своей природе объекты и выделять и запоминать совокупности признаков этих объектов. С помощью нейронной сети можно добиться запоминания биометрических характеристик и аутентифицировать их с данными о конкретном субъекте. Применение искусственной нейронной сети для биометрии становится особенно востребованным на фоне появления специализированных нейронных сопроцессоров, встроенных в обычные современные телефоны [6–8].

Цель исследования: выявление параметров возможности проведения биометрической аутентификации личности посредством искусственной нейронной сети (ИНС). В качестве биометрической характеристики использовался рисунок линий внутренней стороны ладони.

Основные задачи, решаемые в данной работе:

– разработка способа преобразования фотографий ладоней к виду, готовому для восприятия искусственной нейронной сетью;

– выбор топологии ИНС и обозначение диапазонов значений ее параметров;

– написание программы перебора большинства возможных значений признаков нейронной сети для обучения выявлению ладоней конкретных субъектов;

– проведение тестирования распознавания на каждой конфигурации сети;

– анализ результатов и выявление значений параметров ИНС, показавших наилучшие результаты.

Материалы и методы исследования

В работе применялся метод биометрической идентификации по изображению внутренней стороны ладони. При таком методе распознавания отсутствует необходимость конструировать техническое устройство для получения биометрической характеристики. Для получения биометрических признаков из фотографий кисти можно применять фильтры для распознавания границ объектов (например, двумерный фильтр Габора). После получения совокупности признаков необходимо сравнить полученный результат с имеющимися в базе и сделать вывод об уровне успешности идентификации. Теоретически, при использовании такого метода аутентификации возможен высокий уровень распознавания, сопоставимый с методом дактилоскопии [5, 9].

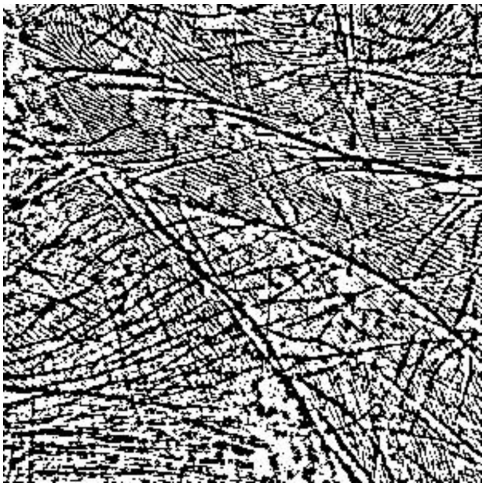
В настоящей работе используются методы машинного обучения, в частности методы ИНС. Они расширяют возможности ассоциативно запоминать информацию и распознавать образы разной степени сложности и в больших количествах. Сгибательные линии так же, как и папиллярные линии, обладают относительной устойчивостью и уникальностью.

Результаты исследования и их обсуждение

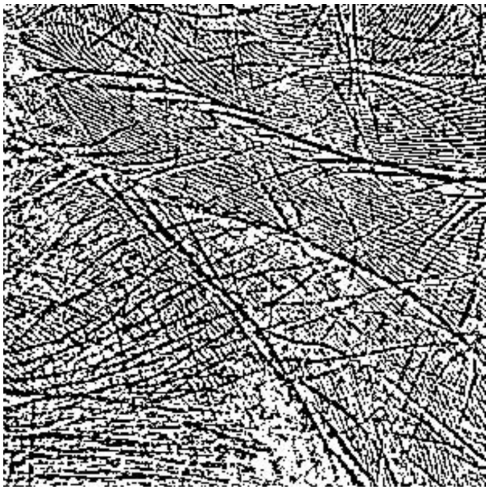
В качестве языка программирования выбирался Python; библиотекой для обработки изображений служил OpenCV [10]; в качестве библиотеки для построения ИНС – Google TensorFlow [7].

Для корректного обучения и проверки работы искусственной нейронной сети в качестве образцов были выбраны одинаковые области внутренней стороны кисти разных людей. Для каждого идентифицируемого человека использовались две фотографии с максимальным количеством четких линий. При этом выбранные фотографии имели отличия в положении пальцев, ладони, запястья для имитации реальных условий идентификации; затем все фотографии были выровнены по третьей фаланге указательного пальца, выставив его левую границу вертикально; далее на фотографиях ладони была выделена (методом кадрирования) область с наибольшим количеством сгибательных линий и затем полученное изображение приводилось к различным размерностям (30x30, 50x50, 75x75, 100x100, 150x150, 200x200) с обесцвечиванием в оттенках серого. Все преобразования проводились посредством стандартных функций библиотеки OpenCV [10].

Выделение линий на изображении ладони осуществлялось с помощью пороговой функции «ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C» из библиотеки OpenCV. На рисунке изображены примеры работы адаптивной функции «ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C» в сравнении с «ADAPTIVE_THRESH_MEAN_C» с уже подобранными параметрами.



adaptiveMethod =
ADAPTIVE_THRESH_MEAN_C
blockSize = 11
C = 1



adaptiveMethod =
ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C
blockSize = 11
C = 1

Примеры обработки изображений с выбранными параметрами

Таблица 1

Количество конфигураций ИНС с успешным распознаванием ладони

Параметры	1	2	3	4	5	6
Разрешение образцов	30x30	50x50	75x75	100x100	150x150	200x200
Кол-во конфигураций ИНС с успешным распознаванием	252	266	160	44	23	15

В качестве базы изображений для анализа с помощью ИНС дополнительно были подготовлены образцы (по десять штук), искусственно искаженные с помощью аффинного преобразования (поворота) для создания дополнительного препятствия распознавания изображений.

Одним из наиболее распространенных видов ИНС является многослойный персептрон. Его топология представляет собой многослойную сеть с полными и прямыми связями. Этот вид сети прост и в то же время универсален [6].

Использование библиотеки Google TensorFlow [7] позволяет уделить максимальное внимание проектированию архитектуры ИНС, подготовке набора тестовых и обучающих образцов, выбору параметров и тестированию сети. При этом процессы, протекающие внутри искусственной нейронной сети, такие как суммирование весов, функции активации, вычисление ошибки и расчет новых весов, библиотека позволяет скрыть.

Приоритет параметров ИНС был выбран следующим:

– размер (разрешение) изображений (количество пикселей в плоскости изображения);

– кол-во образцов для обучения (размер тензора);

– кол-во слоев ИНС;

– кол-во нейронов в каждом слое;

– кол-во эпох обучения.

В результате работы созданной программы формируется модель ИНС с рассчитанными параметрами и проходит ее обучение. После этого с помощью тестовых образцов выполняется проверка, а ее результаты записываются в файл отчета. Вначале были исследованы шесть моделей ИНС, каждая из которых имела различные размеры изображений (разрешений). На первом этапе полученные файлы отчетов с результатами идентификации анализировались с целью определения параметров ИНС, при которых показатель качества аутентификации тестового и обучающего образцов класса «идентифицируемая личность» имел максимальные значения. В этом случае качество отождествления образцов класса «другая личность» было минимальной величиной. Результаты проведенного анализа размещены в табл. 1, где представлено количество успешных распознаваний в зависимости от разрешения изображения.

Таблица 2

Параметры, отобранные для ИНС

Разрешение образцов	Множитель образцов для обучения	Количество случайных образцов	Количество нейронов	Количество слоев	Количество эпох
30x30	1, 3, 5, 7, 9	11–99	30	2	25–1500
50x50	1, 3, 5, 7, 9	11–99	50	2	25–1500
75x75	1, 7, 9	11	50	2	25–1500
100x100	1	11	100, 150, 200	2	25–900
100x100	1	11	150	3	75–1500
150x150	1	11	150, 200	3	25–1500
150x150	1	11	200	4	25–1500
200x200	1	11	200, 250	4	25–1500

Из данных в табл. 1 видно, что число успешных распознаваний уменьшается с увеличением разрешения изображения. Это свидетельствует о том, что улучшение качества изображения образцов ведет к росту сложности разделения классов ИНС. Однако в ходе исследования удалось обнаружить такие конфигурации, которые позволяют провести успешную идентификацию ладони для двух классов даже при использовании разрешения 200x200. Следующим шагом был поиск и выделение непрерывных диапазонов значений параметров ИНС, при которых число успешных распознаваний было наибольшим. Результаты выбора параметров представлены в табл. 2. Указанные в таблице значения позволяют подобрать условия и провести обучение ИНС так, чтобы аутентификация личности по рисунку линий ладони проходила наиболее успешно. Данные параметры будут считаться универсальными, если столь же успешная идентификация будет осуществляться и в ходе применения их для идентификации других людей, ладони которых будут выбраны в качестве образцов для обучения.

Контрольное тестирование выбранных диапазонов значений параметров ИНС состояло в проверке обучения нейронной сети с целью подтверждения независимости данных значений параметров от выбора ладони. В результате экспериментов с образцами разрешением 30x30 более 80% тестируемых комбинаций значений параметров сети (всего рассматривалось 90 комбинаций) успешно справились с идентификацией ладони любой из десяти личностей. Время обучения варьировалось в зависимости от комбинации – от 1 до 30 с. С увеличением разрешения образцов увеличиваются и отличия между изображениями ладони одного человека. Поэтому при увеличении разрешения изображений результат обучения будет хуже. Например, при работе с образцами разрешением 50x50 с идентификацией справились около 40% тестируемых комбинаций значений параметров сети. При этом было установлено, что наибольшую результативность при обучении (например, для разрешений 70x70 и более) нейронная сеть показывала с несколькими слоями при значении множителя образцов для обучения, равном 1.0. При данном значении этого параметра ИНС успешно прошла обучение уже на семи ладонях из десяти. В этом случае число неправильных распознаваний оказывалось минимальным. Ложные распознавания возникали только в случае малого количества эпох обучения. Однако при больших разрешениях изменение числа нейронов или увеличение количества слоев не оказывает существенного влияния на улучшение качества обучения.

Искусственная нейронная сеть для идентификации человека по рисунку линий его ладони имеет наиболее универсальную конфигурацию при значениях параметров, приведенных в табл. 3. При этом использовался сетевой оптимизатор типа «АДАМ». Образцы, выбранные для обучения ИНС, представляли собой 11 копий изображения одной и той же ладони при её повороте вправо и влево на один градус.

Таблица 3

Оптимальные параметры искусственной нейронной сети для проведения идентификации человека по рисунку линий ладони

Параметры ИНС	Значение
Разрешение образцов	75 на 75
Множитель образцов для обучения	1
Количество образцов, выбранных случайно	11
Количество нейронов в слое 1	50
Количество нейронов в слое 2	25
Количество нейронов в слое 3	12
Функция активации	RULU
Количество эпох	700
Время, затраченное на обучение, с	6

Заключение

Идентификация личности по линиям рисунка ладони с помощью искусственной нейронной сети возможна. Для этой сети необходимо определять оптимальные параметры, исходя из диапазона успешных конфигураций ИНС при разрешениях образцов до 75x75 точек. Данное разрешение позволяет провести обучение сети на любом количестве ладоней при оптимальном времени обучения.

Список литературы

1. Дремин А.В. Биометрические технологии по рисунку вен ладони. Решения для банков // Алгоритм безопасности. 2015. № 3. С. 52–54.

2. Матуров Р.Р., Мифтахова Л.Х. Биометрическая идентификация по рисунку вен ладони: материалы II Международного конкурса выпускных квалификационных и курсовых работ: сб. ст. Казань, 2017. С. 69–75.

3. Rajalakshmi M., Ganapathy V., Rengaraj R. Palm-dorsal vein pattern authentication using convoluted neural network (CNN). International Journal of Pure and Applied Mathematics. 2017. Vol. 116. No. 23. P. 525–532.

4. Баранов С.О., Абрамов Д.Б. Система биометрической идентификации пользователя по рисунку вен ладони // Россия молодая: передовые технологии – в промышленность! 2013. № 2. С. 006–008.

5. Чернышов В.Г. Метод биометрической идентификации по изображению внешней стороны ладони // Математические методы распознавания образов. 2017. № 18. С. 106–107.

6. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс. М.: «Вильямс», 2006. 1104 с.

7. Google TensorFlow: официальная документация библиотеки TensorFlow. 2018. [Электронный ресурс]. URL: https://www.tensorflow.org/ (дата обращения: 16.04.2019).

8. Шевелев И. Зачем в мобильные процессоры встраивают нейронные сети // Pixel-Story.ru – сайт о мобильных технологиях. 2017. [Электронный ресурс]. URL: https://pixel-story.ru/2017/10/zachem-v-processory-vstavlyayut-nejronnye-seti (дата обращения: 16.04.2019).

9. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. М.: «Мир», 1992. 236 с.

10. OpenCV Documentation: официальная документация OpenCV. 2018. [Электронный ресурс]. URL: https://docs.opencv.org/3.3.0/index.html (дата обращения: 16.04.2019).