

ИССЛЕДОВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ*

С.Е. ПАРШИН

630073, РФ, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20, Новосибирский государственный технический университет, магистрант кафедры вычислительной техники. E-mail: sergeyparshin54@gmail.com

В современном мире теория распознавания образов играет важную роль. Она практически применяется в распознавании лиц, в задачу которого входит автоматическая локализация лица на изображении и, при необходимости, идентификация человека по лицу. Быстротечность современной жизни диктует растущие требования для всё более новых и совершенных методов локализации и распознавания лиц. Интерес к ним довольно значителен ввиду их широкого практического применения в таких областях, как охранные системы, системы обеспечения безопасности в местах массового пребывания людей, антитеррористические системы, криминалистическая экспертиза, верификация, мобильные устройства и т. д.

Технология идентификации личности на основе изображения лица не требует физического контакта с устройством, как это требуется при использовании других биометрических показателей, и с учетом стремительного развития цифровых технологий является наиболее предпочтительной для массового применения. Но она имеет основную трудность, заключающуюся в зависимости качества результата распознавания человека по изображению лица от положения, ракурса, условий освещенности и т. д.

Данная работа посвящена выработке рекомендаций по выбору параметров, в привязке к алгоритму, который на выходе будет выдавать ожидаемую точность результата работы. Для анализа были взяты алгоритмы распознавания лиц: метод главных компонент, активные модели внешнего вида, метод гибкого сравнения на графах, сверточные нейронные сети. Для каждого из алгоритмов выявлены преимущества и недостатки. Описана архитектура выбранного алгоритма распознавания лица. Определены параметры, влияющие на точность результатов работы. По итогам исследования были выявлены недостатки выбранного алгоритма, а также предложены варианты модификации алгоритма с целью повышения процента точности распознавания.

Ключевые слова: распознавание лиц, метод главных компонент, сверточные нейронные сети, метод гибкого сравнения на графах, активные модели внешнего вида

* Статья получена 14 декабря 2018 г.

ВВЕДЕНИЕ

В задачу биометрических методов распознавания лиц входит автоматическое определение лица на изображении и, при необходимости, идентификация человека [1]. Интерес к сфере обнаружения распознавания лиц значителен благодаря разнообразию их практического применения в таких областях, как охранные системы, криминалистическая экспертиза, верификация, телеконференции, в фототехнике для автоматической фокусировки на лице человека и т. д. [Там же].

На сегодняшний день существует несколько десятков компьютерных методов распознавания лиц [8]. Однако эти методы не дают 100 %-й надежности идентификации и вместе с этим обладают ограничениями по времени распознавания.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В рамках настоящей работы поставлена задача провести исследование параметров алгоритмов распознавания лиц.

Процесс исследования можно разбить на несколько подзадач, а именно:

1) выполнить обзор методов и алгоритмов обнаружения и распознавания лиц. Задача распознавания лиц подразделяется на задачу обнаружения лиц на изображении и задачу распознавания лица на изображении;

2) выполнить обзор подходящих инструментов разработки и существующих решений и выбрать наиболее подходящие инструменты для разработки программного обеспечения;

3) описать архитектуру выбранного алгоритма распознавания лиц;

4) по итогам тестирования алгоритма определить степень влияния отдельных параметров на точность результатов работы;

5) выработать рекомендации по улучшению алгоритма для получения заданной точности.

2. ВЫБОР СРЕДСТВ РЕАЛИЗАЦИИ

Для разработки ПО для тестирования влияния параметров на точность результатов работы алгоритмов распознавания лиц были выбраны следующие сервисы.

1. Язык программирования Python [9].

Причины выбора данного языка:

- этот язык поддерживает основные парадигмы программирования, которые нужны для выполнения данной работы (ООП, функциональное программирование, процедурное программирование);

- легко читаемый код;
- множество полезных библиотек.

2. Библиотека NumPy [Там же] – библиотека языка Python, добавляющая поддержку больших многомерных массивов и матриц, вместе с большой библиотекой высокоуровневых и математических функций для операций с этими массивами.

3. Библиотека OpenCV [Там же] – библиотека алгоритмов компьютерного зрения, обработки изображений и численных алгоритмов общего назначения с открытым кодом.

Используемые средства из этой библиотеки:

- методы распознавания лиц (EigenFaces, FisherFaces, LBPH);
- алгоритм Лукаса–Канаде для отслеживания лиц;
- алгоритм Виолы–Джонса для детектирования лиц.

4. Библиотека Dlib [Там же] – библиотека алгоритмов машинного обучения и разных дополнительных вспомогательных инструментов. Из этой библиотеки используется готовая обученная модель ААМ для нахождения лицевых точек.

5. Библиотека OpenFace – открытая библиотека для распознавания лиц, использующая глубокую сверточную нейронную сеть, которая основана на технологии FaceNet.

3. ОБЗОР АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ

Большинство представленных алгоритмов имеют общую структуру процесса распознавания (рис. 1).

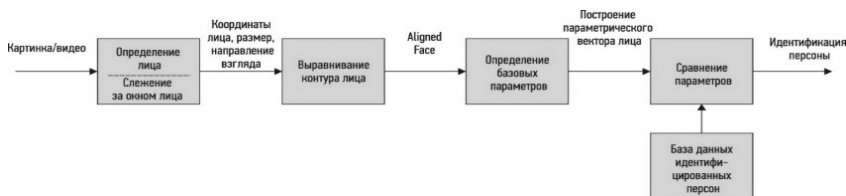


Рис. 1. Общий процесс обработки изображения лица при распознавании

На первом этапе выполняется детектирование и локализация лица на изображении. Этап распознавания сопровождается выравниванием изображения лица (геометрическое и яркостное), также выполняется вычисление при-

знаков и непосредственно распознавание – сопоставление вычисленных признаков с заложенными в базу данных эталонами. Главным различием всех представленных алгоритмов будет вычисление признаков и сравнение их совокупностей между собой [2].

Метод гибкого сравнения на графах

Суть метода сводится к эластичному сопоставлению графов, описывающих изображения лиц. Лица представлены в виде графов со взвешенными вершинами и ребрами. На этапе распознавания один из графов остается неизменным, в то время как другой деформируется с целью наилучшей подгонки к первому. В подобных системах распознавания графы могут представлять собой как прямоугольную решетку, так и структуру, образованную характерными (антропометрическими) точками лица (рис. 2) [3].

В вершинах графа рассчитываются значения признаков, чаще всего используют комплексные значения фильтров Габора или их упорядоченных наборов – габоровских вейвлет, которые вычисляются в некоторой локальной области вершины графа путем свертки значений яркости пикселей с фильтрами Габора [Там же].

Ребра графа взвешиваются расстояниями между смежными вершинами. Разница (расстояние, дискриминационная характеристика) между двумя графами определяется при помощи некоторой ценовой функции деформации, учитывающей как различие между значениями признаков, вычисленными в вершинах, так и степень деформации ребер графа [7].

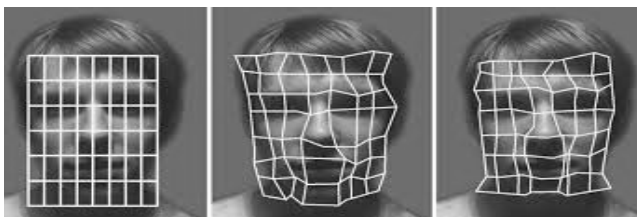


Рис. 2. Пример деформации графа в виде регулярной решетки

Преимущества:

- высокая точность распознавания (~90 %);
- устойчивость к смене ракурса (до 30°);
- влияние смены мимики на точность распознавания ниже, чем у остальных рассмотренных алгоритмов.

Недостатки:

- высокая вычислительная сложность процедуры распознавания;

- низкая технологичность при запоминании новых эталонов;
- линейная зависимость времени работы от размера базы данных лиц.

Нейронные сети

В настоящее время существует около десятка разновидностей нейронных сетей. Одним из самых широко используемых вариантов являться сеть, построенная на многослойном перцептроне, которая позволяет классифицировать поданное на вход изображение/сигнал в соответствии с предварительной настройкой и обучением сети [5].

Обучаются нейронные сети на наборе обучающих примеров. Суть обучения сводится к настройке весов межнейронных связей в процессе решения оптимизационной задачи методом градиентного спуска. В процессе обучения нейронной сети происходит автоматическое извлечение ключевых признаков, определение их важности и построение взаимосвязей между ними. Предполагается, что обученная нейронная сеть сможет применить опыт, полученный в процессе обучения, при распознавании неизвестных образов за счет обобщающих способностей [Там же].

Отличительными особенностями сверточных нейронных сетей являются локальные рецепторные поля (обеспечивают локальную двумерную связность нейронов), общие веса (обеспечивают детектирование некоторых черт в любом месте изображения) и иерархическая организация с пространственными сэмпингом [6].

Преимущества:

- точность распознавания $> 90 \%$, устойчивость к шумам входных данных;
- высокое в сравнении с прочими рассмотренными алгоритмами быстродействие вследствие распараллеливания процесса.

Недостатки:

- трудная реализация;
- переобучение при добавлении эталонного лица в базу данных.

Метод главных компонент

Одним из наиболее известных и проработанных является метод главных компонент, основанный на преобразовании Карунена–Лоева.

Главной целью метода главных компонент является значительное уменьшение размерности пространства признаков таким образом, чтобы оно как можно лучше описывало «типичные» образы, принадлежащие множеству лиц. Используя этот метод, можно выявить различные изменчивости в обучающей выборке изображений лиц и описать эту изменчивость в базисе нескольких ортогональных векторов, которые называются собственными [7].

Полученный один раз на обучающей выборке изображений лиц набор собственных векторов используется для кодирования всех остальных изображений лиц, которые представляются взвешенной комбинацией этих собственных векторов.

Преимущества:

- более низкое потребление памяти при работе по сравнению с прочими рассмотренными алгоритмами;
- простой процесс добавления новых эталонных лиц к уже обученному алгоритму.

Недостатки:

- большая по сравнению с конкурентами чувствительность к освещенности, мимике и углу поворота головы;
- более строгие требования к качеству обучающих изображений по сравнению с остальными рассматриваемыми алгоритмами.

Активные модели внешнего вида

Активные модели внешнего вида – это статистические модели изображений, которые путем разного рода деформаций могут быть подогнаны под реальное изображение.

Активная модель внешнего вида содержит два типа параметров: параметры, связанные с формой (параметры формы), и параметры, связанные со статистической моделью пикселей изображения или текстурой (параметры внешнего вида). Перед использованием модель должна быть обучена на множестве заранее размеченных изображений. Разметка изображений производится вручную. Каждая метка имеет свой номер и определяет характерную точку, которую должна будет находить модель во время адаптации к новому изображению [8].

Процедура обучения начинается с нормализации форм на размеченных изображениях с целью компенсации различий в масштабе, наклоне и смещении. Для этого используется так называемый обобщенный прокрустов анализ (рис. 3) [Там же].

Далее из пикселей внутри треугольников, образуемых точками формы, формируется матрица такая, что каждый ее столбец содержит значения пикселей соответствующей текстуры. Стоит отметить, что используемые для обучения текстуры могут быть как одноканальными (градации серого), так и многоканальными (например, пространство цветов RGB или другое). В случае многоканальных текстур векторы пикселей формируются отдельно по каждому из каналов, а потом выполняется их конкатенация. После нахождения главных компонент матрицы текстур модель считается обученной [Там же].



Рис. 3. Пример подгонки модели на конкретное изображение

Преимущества:

- быстрые, простые, точные;
- легко обобщаются на 3D.

Недостатки:

- изображение используется частично;
- необходима хорошая разметка.

Таким образом, в результате анализа алгоритмов распознавания лиц для каждого из алгоритмов выявлены достоинства и недостатки, которые приведены в табл. 1.

Таблица 1

Преимущества и недостатки алгоритмов распознавания лиц

Алгоритм	Преимущества	Недостатки
Метод гибкого сравнения на графах	Высокая точность распознавания (~90 %) Устойчивость к смене ракурса (до 30°)	Высокая вычислительная сложность процедуры распознавания Линейная зависимость времени работы от размера базы данных лиц
Сверточные нейронные сети	Точность распознавания более 90 % Устойчивость к шумам входных данных Возможность распараллеливания вычислений и реализации алгоритмов обучения сети на графических процессорах	Большая по сравнению с конкурентами чувствительность к освещенности, мимике и углу поворота головы Более строгие требования к качеству обучающих изображений

Окончание табл. 1

Алгоритм	Преимущества	Недостатки
Метод главных компонент	Более низкое потребление памяти при работе	Большая чувствительность к освещенности, мимике и углу поворота головы
	Простой процесс добавления новых эталонных лиц к уже обученному алгоритму	Более строгие требования к качеству обучающих изображений по сравнению с остальными рассматриваемыми алгоритмами
Активные модели внешнего вида	Быстрые, простые, точные, легко обобщаются на 3D	Изображение используется частично; необходима хорошая разметка

Опираясь на преимущества перечисленных алгоритмов в табл. 1, для дальнейшего исследования было решено использовать сверточную нейронную сеть.

4. ОПИСАНИЕ АРХИТЕКТУРЫ АЛГОРИТМА

Как и для многослойного персептрона, работа алгоритма сверточных нейронных сетей состоит из двух этапов:

- обучение сети (настройка весов) на тренировочной выборке;
- использование сети для распознавания.

Обучение проводится методом обратного распространения ошибки, модифицированным с учетом архитектуры сети.

Так как вычислительная трудоемкость алгоритма высока, изображения масштабируются. Архитектура сверточной сети изображена на рис. 4.

Сеть содержит слои трех видов: сверточные, подвыборочные и полносвязные. Подвыборочные слои служат лишь для масштабирования, их веса постоянны. Сверточные слои служат для нахождения признаков. Полносвязные слои представляют собой обычный персептрон с количеством нейронов, совпадающим с количеством классов идентификации, и служат для финальной классификации.

Для проведения подробных исследований работы базового алгоритма была создана тестирующая система с подробной визуализацией состояния сети и полученных результатов. На основе анализа этих данных были сделаны выводы об основных причинах ошибок в процессе работы базового алгоритма.

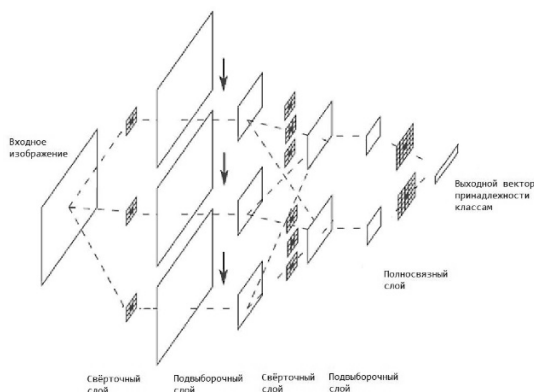


Рис. 4. Архитектура сверточной нейронной сети

Также в настоящей работе будет предложена модификация, направленная на решение основных недостатков сверточных сетей – неполной инвариантности алгоритма к степени яркости изображения, шумам и местоположению лица на изображении.

5. ОПРЕДЕЛЕНИЕ СТЕПЕНИ ВЛИЯНИЯ ОТДЕЛЬНЫХ ПАРАМЕТРОВ НА ТОЧНОСТЬ РЕЗУЛЬТАТОВ РАБОТЫ АЛГОРИТМА

Для тестирования реализованного алгоритма использовались базы ORL (рис. 5) и FERET (рис. 6).



Рис. 5. Пример изображений лиц в базе ORL

База ORL содержит 400 портретных фотографий 40 человек (по 10 изображений на человека). При тестировании база случайным образом разбивалась на 2 непересекающихся набора по 200 изображений (5 изображений на человека). Один набор использовался в качестве обучающей выборки, другой набор – в качестве тестовой.



Рис. 6. Пример изображений лиц в базе FERET

Из базы ЕЕКЕТ при экспериментах использовались изображения, относящиеся к классам, представленным четырьмя портретами. База аналогичным образом равномерно разбивалась на две выборки.

Для полноценного сравнения эксперименты проводились с различными конфигурациями нейронных сетей. Результаты приведены для четырех наиболее типичных конфигураций:

- 1) два сверточных слоя (10 и 30 нейронов);
- 2) два сверточных слоя (20 и 20 нейронов);
- 3) три сверточных слоя (10, 20 и 20 нейронов);
- 4) три сверточных слоя (5, 10 и 10 нейронов).

В табл. 2 содержатся результаты экспериментов для базы ORL. Как видно, для базовой версии алгоритма результаты лучше при двух сверточных слоях, в то время как модифицированный алгоритм показывает большую точность при наличии трех слоев. В целом доля ошибок для модифицированного алгоритма меньше в 1,2...2,5 раза.

Таблица 2

Результаты тестирования алгоритма на базе ORL

Алгоритм	1	2	3	4
Базовый	95 %	93,5 %	94 %	92,5 %
Модифицированный	96 %	94,5 %	97,5 %	97 %

Для базы FERET результаты хуже в силу ее сложности. Они приведены в табл. 3.

Таблица 3

Результаты тестирования алгоритма на базе FERET

Алгоритм	1	2	3	4
Базовый	80 %	76,5 %	78,7 %	78,5 %
Модифицированный	86 %	84,2 %	88 %	87,2 %

Анализируя конкретные случаи ошибок, можно сделать вывод, что точность возрастает в первую очередь за счет изображений с шумами и плохим качеством освещения.

**6. РЕКОМЕНДАЦИИ ПО УЛУЧШЕНИЮ АЛГОРИТМА
ДЛЯ ПОЛУЧЕНИЯ ЗАДАННОЙ ТОЧНОСТИ**

Проанализировав результаты тестирования алгоритма, можно сказать, что часть ошибок возникает из-за шума на изображении, который при масштабировании дает эффект «смазывания». Более частая причина – это неполная инвариантность алгоритма к уровню освещенности. Из рассмотрения значения выходов первого слоя нейронов становится ясно, что после обучения значительная часть нейронов начинает реагировать лишь на освещенность, явно отделяя фон от объекта. Следующая группа ошибок возникает для изображений, содержащих лицо со значительным поворотом или наклоном (при условии, что в обучающей выборке для этого класса подобного изображения не было).

Для уменьшения влияния шумов и общего улучшения точности на стадии предобработки предлагается использовать вейвлетное преобразование.

Для увеличения устойчивости алгоритма к качеству освещения обычно применяется метод нормализации. Его суть состоит в приведении статистических характеристик изображения (математического ожидания и дисперсии значений пикселей) к фиксированным значениям.

Главное преимущество данного метода – его простота и высокая скорость. Основной недостаток проявляется в случае, когда фон «задавливает» информативную часть изображения, вследствие чего значение слабо отличается. В качестве решения предлагается проводить нормализацию локально – для каждого набора входных значений нейрона. Процесс обучения также модифицируется с учетом нормализации. Данный механизм применяется в первом сверточном слое. По результатам тестирования можно сделать вывод, что

наибольшая точность достигается в случае, когда в первом сверточном слое присутствуют нейроны с нормализацией и без нее.

Для решения проблемы устойчивости к изменению положения наиболее простым способом является увеличение числа слоев в сети, что влечет за собой большую независимость полученных признаков от расположения на изображении. Однако это значительно увеличивает время, затрачиваемое на обучение. Для компенсации был использован метод адаптивного обучающего шага. Он заключается в выборе на каждой итерации индивидуального значения шага с целью минимизации среднеквадратичной ошибки сети. Это обеспечивает значительно более быстрое и устойчивое схождение весов в сети. После адаптации механизма для случая сверточной сети удалось повысить количество сверточных слоев в сети до трех при сохранении приемлемого времени обучения.

Следующая составляющая направлена как на повышение инвариантности к положению лица, так и на общее повышение точности алгоритма для простых условий. Благодаря использованию обратных связей в нейронных сетях информация о признаках низкого уровня, важная для конкретного случая распознавания, получает акцент. Однако, сложность и трудоемкость алгоритма значительно возрастает, а устойчивость обучения снижается. Модифицированный алгоритм содержит упрощенные обратные связи, которые участвуют в работе сети, но не корректируются в процессе обучения, вместо этого вычисление их весов происходит после окончания цикла обучения; при помощи персептрона определяется зависимость между признаками последнего уровня и признаками 1-го уровня. При работе алгоритма после получения значений для признаков высокого уровня происходит коррекция признаков низкого уровня в соответствии с выявленными взаимосвязями. Данная процедура повторяется до достижения равновесия. Эксперименты показали уменьшение ошибок в случаях, когда стандартный алгоритм при распознавании колеблется между двумя классами.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе описан подход к проблеме распознавания человека по изображению лица, основанный на применении сверточных нейронных сетей.

Была предложена модификация, направленная на решение основных недостатков сверточных сетей – неполной инвариантности алгоритма к степени яркости изображения, шумам и местоположению лица на изображении. Предложенная модификация включает вейвлетную предобработку изображения, локальную нормализацию, использование обратных связей. Для ускорения

процесса обучения алгоритм был дополнен выбором адаптивного этапа обучения.

Для экспериментов на базах ORL и FERET предложенный алгоритм показал большую точность распознавания в сравнении с классическим алгоритмом сверточных сетей. Уровень ошибок распознавания снизился в 1,2...2,5 раза в зависимости от конфигурации сети и набора изображений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Мищенко Е.С. Сравнительный анализ алгоритмов распознавания лиц // Вестник Волгоградского государственного университета. Серия 9, Исследования молодых ученых. – 2016. – № 11. – С. 74–76.
2. Самаль Д.И., Фролов И.И. Алгоритм подготовки обучающей выборки с использованием 3D-моделирования лиц // Системный анализ и прикладная информатика. – 2016. – № 4. – С. 17–23.
3. Кухарев Г.А. Биометрические системы: методы и средства идентификации личности человека. – СПб.: Политехника, 2012. – 240 с.
4. Тропченко А.А., Тропченко А.Ю. Нейросетевые методы идентификации человека по изображению лица // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2015. – Т. 55, № 10. – С. 31–36.
5. Скопченко А.А., Дорофеев В.А. Анализ методов распознавания лиц // Технологии Microsoft в теории и практике программирования: сборник трудов XIII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, Томск, 22–23 марта 2016 г. – Томск, 2016. – С. 176–178.
6. Анализ существующих подходов к распознаванию лиц [Электронный ресурс]. – URL: <https://habr.com/ru/company/synesis/blog/238129/> (дата обращения 06.06.2019).
7. Face recognition with OpenCV [Electronic resource]. – URL: https://docs.opencv.org/2.4/modules/contrib/doc/facerec/facerec_tutorial.html (accessed: 06.06.2019).
8. Выделение и распознавание лиц – Техническое зрение [Электронный ресурс]. – URL: http://wiki.technicalvision.ru/index.php/Выделение_и_распознавание_лиц (дата обращения: 06.06.2019).
9. Распознавание лиц с помощью OpenCV, Python и deep learning [Электронный ресурс]. – URL: http://ai-news.ru/2018/06/raspoznavanie_liv_s_pomoshu_opencv_python_i_deep_learning.html (дата обращения: 06.06.2019).
10. OpenFace – распознаем лица с помощью Google FaceNet [Электронный ресурс]. – URL: <https://pythondigest.ru/view/7328> (дата обращения: 06.06.2019).

Паришин Сергей Евгеньевич, магистрант кафедры вычислительной техники Новосибирского государственного технического университета. E-mail: sergeyparshin54@gmail.com

DOI: 10.17212/2307-6879-2019-1-55-70

Research of parameters of face recognition algorithms*

S.E. Parshin

Novosibirsk State Technical University, 20 K. Marx Prospekt, Novosibirsk, 630073, Russian Federation, undergraduate of the department of computer engineering. E-mail: sergeyparshin54@gmail.com

In today's world, pattern recognition theory plays an important role. It is practically used in face recognition, the task of which is to automatically locate a face in an image and, if necessary, identify a person by face. The transience of modern life dictates the growing demands for more and more new and improved methods of localizing and recognizing faces. Interest in them is quite significant, in view of their wide practical application in areas such as security systems, security systems in places of mass stay of people, anti-terrorism systems, forensic expertise, verification, mobile devices, etc.

Personal identification technology based on the face image does not require physical contact with the device, as is required when using other biometric indicators, and taking into account the rapid development of digital technology is the most preferred for mass use. But it has the main difficulty, which consists in the dependence of the quality of the result of recognition of a person on the face image on the position, angle, lighting conditions, etc.

This work is devoted to the development of recommendations on the choice of parameters, in conjunction with the algorithm, which at the output will produce the expected accuracy of the result of work. For the analysis, face recognition algorithms were taken: the method of principal components, active appearance models, the method of flexible comparison on graphs, convolutional neural networks. For each of the algorithms, advantages and disadvantages were identified. The architecture of the selected face recognition algorithm is described. The parameters affecting the accuracy of the results of work. According to the results of the study, the shortcomings of the selected algorithm were identified, and variants of the algorithm modification were proposed in order to increase the percentage of recognition accuracy.

Keywords: face recognition, principal component method, convolutional neural networks, method of flexible comparison on graphs, active appearance models

* Received 14 December 2018.

REFERENCES

1. Mishchenkova E.S. Srovnitel'nyi analiz algoritmov raspoznavaniya lits [Comparative analysis of face recognition algorithms]. *Vestnik Volgogradskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya 9, Issledovaniya molodykh uchenykh – Science Journal of Volgograd State University. Young Scientists' Research*, 2016, no. 11, pp. 74–76.
2. Samal D.I., Frolov I.I. Algoritm podgotovki obuchayushchei vyborki s ispol'zovaniem 3D-modelirovaniya lits [Algorithm of preparation of the training sample using 3d-face modeling]. *Sistemnyi analiz i prikladnaya informatika – System analysis and applied information science*, 2016, no. 4, pp. 17–23.
3. Kukharev G.A. *Biometricheskie sistemy: metody i sredstva identifikatsii lichnosti cheloveka* [Biometric systems: methods and means of identification of a person]. St. Petersburg, Politehnika Publ., 2012. 240 p.
4. Tropchenko A.A., Tropchenko A.Yu. Neirosetevye metody identifikatsii cheloveka po izobrazheniyu litsa [Neural network methods of human identification by the image of a person]. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii. Priborostroenie – Journal of Instrument Engineering*, 2015, vol. 55, no. 10, pp. 31–36.
5. Skopchenko A.A., Dorofeev V.A. [Analysis of facial recognition methods]. *Tekhnologii Microsoft v teorii i praktike programmirovaniya: sbornik trudov XIII Vserossiiskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii studentov, aspirantov i molodykh uchenykh* [Microsoft technologies in the theory and practice of programming: collection of works of the XIII All-Russian Scientific and Practical Conference of Students, Postgraduates and Young Scientists], Tomsk, March 22–23, 2016, pp. 176–178. (In Russian).
6. *Analiz sushchestvuyushchikh podkhodov k raspoznavaniyu lits* [Analysis of existing approaches to face recognition]. Available at: <https://habr.com/ru/company/synesis/blog/238129/> (accessed 06.06.2019).
7. *Face recognition with OpenCV*. Available at: https://docs.opencv.org/2.4/modules/contrib/doc/facerec/facerec_tutorial.html (accessed 06.06.2019).
8. *Vydelenie i raspoznavanie lits – Tekhnicheskoe zrenie* [Isolation and facial recognition – Technical vision]. Available at: http://wiki.technicalvision.ru/index.php/Vydelenie_i_raspoznavanie_lits (accessed 06.06.2019).
9. *Raspoznavanie lits s pomoshch'yu OpenCV, Python i deep learning* [Face recognition using OpenCV, Python and DL]. Available at: http://ai-news.ru/2018/06/raspoznavanie_lic_s_pomoshu_opencv_python_i_deep_learning.html (accessed 06.06.2019).
10. *OpenFace – raspoznaem litsa s pomoshch'yu Google FaceNet* [OpenFace – we recognize faces using Google FaceNet]. Available at: <https://pythondigest.ru/view/7328> (accessed 06.06.2019).

Для цитирования:

Паришин С.Е. Исследование параметров алгоритмов распознавания лиц // Сборник научных трудов НГТУ. – 2019. – № 1 (94). – С. 55–70. – DOI: 10.17212/2307-6879-2019-1-55-70.

For citation:

Parshin S.E. Issledovanie parametrov algoritmov raspoznavaniya lits [Research of parameters of face recognition algorithms]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2019, no. 1 (94), pp. 55–70. DOI: 10.17212/2307-6879-2019-1-55-70.