

СОВРЕМЕННЫЕ
ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

УДК 004.932.2

DOI: 10.17212/2307-6879-2018-3-4-40-58

ИССЛЕДОВАНИЕ ХАРАКТЕРИСТИК АЛГОРИТМОВ
РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ*

С.А. ЛЕВЧУК¹, А.А. ЯКИМЕНКО²

¹ 630073, РФ, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20, Новосибирский государственный технический университет, студент кафедры вычислительной техники. E-mail: sonya.levchuk@gmail.com

² 630073, РФ, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20, Новосибирский государственный технический университет, кандидат технических наук, доцент кафедры вычислительной техники. E-mail: yakimenko@corp.nstu.ru

Безопасность стала главной проблемой во всём мире, и чтобы управлять проблемами безопасности и свести риски, были созданы такие биометрические системы, как системы обнаружения и распознавания лиц. На текущий момент существует большое количество алгоритмов распознавания лиц. Все обладают своими достоинствами и недостатками. Каждый из них опирается на свои специфические требования входных данных. Например, качество изображения, количество точек на пикселях, освещенность, естественное освещение, неестественное освещение, наличие помех, шума. Основной трудностью распознавания лиц является зависимость качества результата идентификации человека по изображению лица от ракурса, положения, условий освещенности и т. д. Работа посвящена разработке обобщенной модели, позволяющей учитывать взаимосвязь входных характеристик, в привязке к алгоритму, которая на выходе будет выдавать ожидаемое качество результата алгоритма при заданных параметрах. В связи с этим в статье выявлены алгоритмы распознавания лиц, а также приведено краткое описание выбранных методов распознавания лица, которые будут использоваться в дальнейшем исследовании. Для анализа были взяты алгоритмы распознавания лиц: метод главных компонент, линейный дискриминантный анализ, метод гибкого сравнения на графах, алгоритм Виолы–Джонса, сверточные нейронные сети, метод опорных векторов. Определены свойства входных данных изображения: освещенность, ракурс, мимика, помехи, шум, качество изображения. Выявлены шкалы для характеристик изображения, в дальнейшем планируется разработать единую шкалу для оценки качества алгоритмов. Также в данной статье описаны критерии оценки качества распознавания лиц: F-мера, Precision, Recall, Accuracy, Confusion matrix, AUC-ROC; приведены полученные результаты.

Ключевые слова: алгоритмы распознавания лиц, метод главных компонент, линейный дискриминантный анализ, метод гибкого сравнения на графах, алгоритм Виолы–Джонса, метод опорных векторов, сверточные нейронные сети, шкалы характеристик, критерии оценки

* Статья получена 20 ноября 2018 г.

ВВЕДЕНИЕ

В задачу биометрических методов распознавания лиц входит автоматическое нахождение 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 [1].

Технология идентификации личности на основе изображения лица, в отличие от использования других биометрических методов, не требует физического контакта с устройством, а также с учетом стремительного развития цифровой техники является наиболее приемлемой для массового применения.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В рамках данной работы поставлена задача – разработать модель для оценивания качества работы алгоритмов распознавания лиц.

Для достижения поставленной задачи необходимо:

- выбрать алгоритмы распознавания лиц;
- определить характеристики входных данных изображений;
- выявить критерии оценки качества работы алгоритмов;
- определить шкалы для измерения характеристик.

2. ОБЗОР АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ

Метод главных компонент

Метод главных компонент (Principal Component Analysis, МГК) позволяет перейти от пространства признаков большой размерности к пространству признаков малой размерности так, чтобы признаки стали некоррелированными. Данный подход в задаче распознавания лиц был впервые использован в 1991 году М. Турком и А. Пентлендом и получил название «Собственные лица» (от англ. Eigenfaces) [2].

Основная задача метода заключается в представлении изображений лиц в виде набора (вектора) главных компонент изображений, называемых «собственные лица». Изображение, соответствующее каждому такому вектору, имеет лицеподобную форму [1].

Нахождение главных компонент сводится к вычислению собственных векторов и собственных значений ковариационной матрицы, рассчитывающейся из изображения. Сумма главных компонент, умноженных на соответствующие собственные вектора, является реконструкцией изображения [1].

Для любого изображения лица вычисляются его главные компоненты. Обычно берется от 5 до 200 главных компонент. Процесс распознавания состоит из сравнения главных компонент неизвестного изображения с компонентами известных. При этом изображения лиц, соответствующие одному человеку, сгруппированы в кластеры в собственном пространстве. Из базы данных выбираются изображения-кандидаты, которые имеют наименьшее расстояние от входного изображения.

Достоинства рассмотренного метода [1]:

- в наборе изображений лиц при наличии вариаций, таких как раса, пол, эмоции, освещение, создаются компоненты, величина которых в целом определяется этими факторами. В связи с этим по значениям соответствующих главных компонент можно определить, например, расу или пол человека;

- хранение и поиск изображений в больших базах данных.

Недостаток метода главных компонент [1]:

- высокие требования к условиям съемки изображений. Они должны быть получены в близких условиях освещенности и одинаковом ракурсе, должна быть проведена качественная предварительная обработка, приводящая изображения к стандартным условиям.

При соблюдении идеализированных условий точность распознавания с использованием данного метода может достигать более 90 %.

Линейный дискриминантный анализ

Линейный дискриминантный анализ, дискриминант Фишера (Linear Discriminant Analysis, Fisherfaces, ЛДА), – метод статистики и машинного обучения, который применяется для нахождения линейных комбинаций признаков, наилучшим образом разделяющих два или более класса объектов или событий. Полученная комбинация используется в качестве линейного классификатора или для сокращения размерности пространства признаков перед последующей классификацией [3].

Суть метода – выбрать проекцию пространства изображений на пространство признаков таким образом, чтобы минимизировать внутриклассовое и максимизировать межклассовое расстояние в пространстве признаков. Проецирование на собственное пространство смешивает классы, что делает распознавание невозможным, а линейный дискриминант выбирает проекцию на пространство признаков таким образом, чтобы разделить разные классы [3].

Достоинства метода ЛДА [3]:

- высокая точность распознавания (около 94 %);
- не влияют на распознавание условия освещенности, различные выражения лица и наличие или отсутствие помех (очков, бород).

Недостатки данного метода [3]:

- не проводились эксперименты с изменением ракурса, поэтому работоспособность метода не известна.

Метод гибкого сравнения на графах

Метод гибкого сравнения на графах относится к методу перебора. Проводится сравнение с базой данных, где для каждого вида объектов представлены всевозможные модификации отображения [4].

Основная задача метода заключается в эластичном сопоставлении графов, которые описывают изображения лиц. Лица представлены в виде графов со взвешенными вершинами и ребрами. Во время распознавания один из графов – эталонный, т. е. остается неизменным, в то время как другой изменяется с целью наилучшей подгонки к первому.

В вершинах графа вычисляются значения признаков, чаще всего используют комплексные значения фильтров Габора или их упорядоченные наборы, вычисляющиеся в некоторой локальной области путем свертки значений яркости пикселей с фильтрами Габора [5]. Волны Габора дают значение для каждой волны во всех местах изображения. Таким образом, со стандартными параметрами дискретных изображений способ дает 80 (40 реальных и 40 воображаемых) значений в любой позиции пикселя. Ребра графа взвешиваются расстояниями между смежными вершинами. Различие (расстояние, дискриминационная характеристика) между двумя графами вычисляется при помощи ценовой функции деформации, учитывающей различие между значениями признаков, вычисленными в вершинах, и степень деформации ребер графа [4].

Деформация графа происходит путем смещения каждой из его вершин на некоторое расстояние в определенных направлениях относительно ее исходного местоположения и выбора такой ее позиции, при которой разница между значениями признаков в вершине деформируемого графа и соответствующей ей вершине эталонного графа будет минимальной. Данная операция выполняется поочередно для всех вершин графа до тех пор, пока не будет достигнуто наименьшее суммарное различие между признаками деформируемого и эталонного графов. Значение ценовой функции деформации при таком положении деформируемого графа и будет являться мерой различия между входным изображением лица и эталонным графом. Данная процедура деформации

должна выполняться для всех эталонных лиц, заложенных в базу данных системы. Результат распознавания системы – эталон с наилучшим значением ценовой функции [4]. На рис. 1 приведен пример деформации графа.

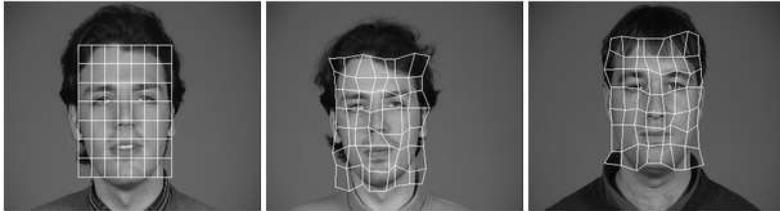


Рис. 1. Пример деформации графа в виде регулярной решетки

Эффективность распознавания при наличии различных эмоциональных выражений и изменении ракурса лица до 15 градусов составляет 90...95 %.

Достоинства метода гибкого сравнения на графах [4]:

- высокая точность распознавания;
- устойчивость к смене ракурса, мимике.

Недостатки [4]:

- высокая вычислительная сложность процедуры распознавания;
- низкая технологичность при запоминании новых эталонов;
- линейная зависимость времени работы от размера базы данных.

Алгоритм Виолы–Джонса

Алгоритм был разработан в 2001 г. П. Виолой и М. Джонсом. Данный метод используется для поиска объекта на изображении в реальном времени и при этом обладает очень низкой вероятностью ложного срабатывания [1].

Алгоритм Виолы–Джонса использует принципы:

- интегральное представление изображений;
- признаки Хаара;
- алгоритм усиления классификаторов;
- каскадная структура классификаторов.

Интегральное представление изображений

Интегральное представление позволяет быстро рассчитывать суммарную яркость произвольного прямоугольника на изображении, при этом время расчета не зависит от площади прямоугольника. Оно представляет собой матрицу, совпадающую по размерам с исходным изображением. В каждом ее элементе хранится сумма интенсивностей всех пикселей, находящихся левее и

выше данного элемента. Элементы матрицы рассчитываются по следующей формуле [12]:

$$I(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y'),$$

где $I(x, y)$ – значение точки (x, y) интегрального изображения; $i(x, y)$ – значение интенсивности исходного изображения. На основе применения интегрального представления изображения вычисление признаков одинакового вида происходит за одинаковое время, но с разными геометрическими параметрами [6].

Каждый элемент матрицы $I(x, y)$ представляется в виде суммы пикселей в прямоугольнике от $i(0, 0)$ до $i(x, y)$, т. е. значение каждого элемента $I(x, y)$ равно сумме значений всех пикселей левее и выше данного пикселя $i(x, y)$. Расчет матрицы занимает линейное время, пропорциональное числу пикселей в изображении, и его можно выполнять по формуле [6]:

$$I(x, y) = i(x, y) - I(x-1, y-1) + I(x, y-1) + I(x-1, y).$$

Хаар-подобные характеристики

Хаар-подобные характеристики являются результатом сравнения яркостей в двух прямоугольных областях изображения.

В алгоритме Виолы и Джонса при обучении классификаторов для описания объектов используется семейство признаков Хаара (рис. 2), потому что они позволяют описать характерные особенности объектов, связанных с перепадами яркости [6]. Например, с помощью признаков Хаара легко отразить факт, что на изображении лица человека область глаз темнее области носа.

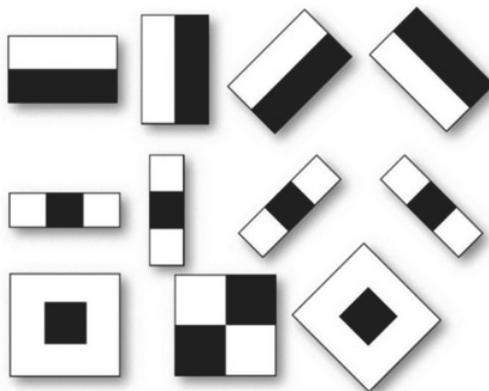


Рис. 2. Прimitives признаков Хаара

Значение признаков Хаара вычисляется как разность сумм пикселей областей изображения внутри черных и белых прямоугольников равного размера.

Обучение классификаторов с помощью AdaBoost

В методе Виолы и Джонса в качестве обучающего алгоритма используется алгоритм AdaBoost.

AdaBoost – алгоритм машинного обучения, предложенный Й. Фройндом и Р. Шапиром. В ходе выполнения алгоритма формируется сложный классификатор, который состоит из набора простых. AdaBoost является алгоритмом адаптивного бустинга. Каждый следующий классификатор строится по объектам, которые плохо классифицируются предыдущими классификаторами [6].

В результате работы алгоритма бустинга на каждой итерации формируется простой классификатор вида [6]:

$$h_j(z) = \begin{cases} 1, & \text{если } p_j f_j(z) < p_j \theta_j, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где p_i показывает направление знака неравенства; θ_j – значение порога; $f_j(z)$ – вычисленное значение признака; z – окно изображения размером 24×24 пикселей. Полученный классификатор имеет минимальную ошибку по отношению к текущим значениям весов, которые задействованы в процедуре обучения для определения ошибки.

Каскадная структура классификаторов

Каскадная структура (рис. 3) повышает скорость обнаружения, фокусируя свою работу на наиболее информативных областях изображения.

Каскад состоит из слоев, которые представляют собой классификаторы, обученные с помощью процедуры бустинга [6].

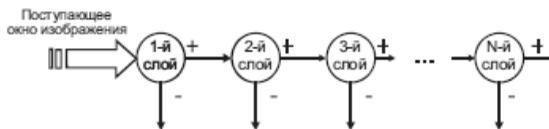


Рис. 3. Структура каскадного детектора

Достоинства алгоритма Виолы–Джонса [1]:

- высокая точность распознавания;
- низкий процент ложных срабатываний;
- низкое влияние мимики на распознавание лиц.

Недостатки данного метода [1]: при угле наклона больше 30° вероятность обнаружения лица резко падает.

В связи с выявленным недостатком данный метод не подходит под требования современных наблюдательных систем.

Метод опорных векторов

Метод опорных векторов, или SVM (от англ. support vector machines), – линейный алгоритм, который используется в задачах классификации и регрессии. Метод имеет широкое применение на практике и решает линейные и нелинейные задачи [8].

Суть алгоритма – найти линию или гиперплоскость, разделяющую данные на классы.

Метод опорных векторов применяется для снижения размерности пространства признаков, не приводя к существенной потере информативности тренировочного набора объектов [8].

Рассмотрим следующий пример. Имеется набор данных (рис. 4), которые необходимо классифицировать и отделить квадраты от кругов (например, положительное и отрицательное). Основная цель в поставленной задаче – найти «идеальную» линию, которая разделит эти два класса.

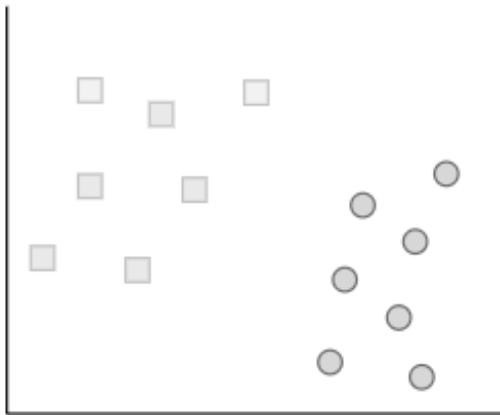


Рис. 4. Набор данных

Исходя из рисунка можно заметить, что нет одной уникальной линии, которая бы решала поставленную задачу: можно подобрать бесконечное множество таких линий, которые могут разделить эти два класса.

На рис. 5 приведены два варианта разделения на классы. Возникает вопрос: какая из двух линий (светлая или темная) лучше всего разделяет два класса и подходит под описание «идеальной»?

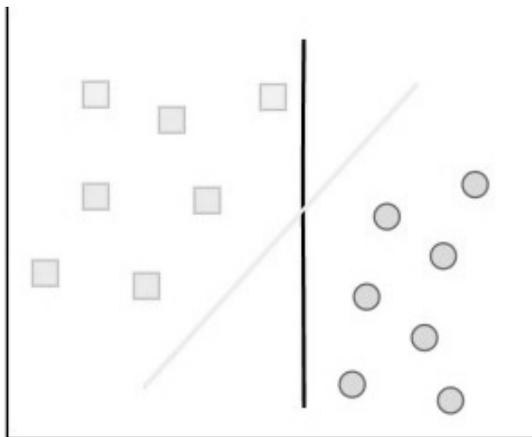


Рис. 5. Варианты разделения на классы

В данном примере светлая линия разделяет и классифицирует два класса лучше, чем темная. Темная линия расположена слишком близко к классу квадратов. Несмотря на то что она верно классифицировала все объекты текущего набора данных, она не будет генерализованной, не будет также хорошо разграничивать незнакомый набор данных. Задача нахождения генерализованной линии, разделяющей два класса, является одной из основных задач в машинном обучении.

Рассмотрим, как метод опорных векторов находит лучшую линию. Алгоритм устроен таким образом, что он ищет точки на графике, расположенные непосредственно к линии разделения ближе всего. Данные точки называются опорными векторами. Затем алгоритм рассчитывает расстояние между опорными векторами и разделяющей плоскостью. Это расстояние называется зазором. Главная цель алгоритма – максимизировать расстояние зазора. Лучшей гиперплоскостью считается такая гиперплоскость, для которой этот зазор является максимально большим [8].

Изначально SVM – это линейный классификатор, т. е. он может решать только линейно разделимые задачи. Однако если применить нелинейное ядро, то можно отобразить исходные данные в пространство большей размерности, где может существовать оптимальная разделяющая гиперплоскость.

Гиперплоскость – это $(n - 1)$ -мерная подплоскость в n -мерном евклидовом пространстве, которая разделяет пространство на две отдельные части.

Преимущества метода:

- наиболее быстрый метод нахождения решающих функций;
- метод сводится к решению задачи квадратичного программирования в выпуклой области, которая всегда имеет единственное решение;
- метод находит разделяющую полосу максимальной ширины, что позволяет в дальнейшем осуществлять более уверенную классификацию.

Недостатки рассмотренного метода:

- метод чувствителен к шумам и стандартизации данных;
- не существует общего подхода к автоматическому выбору ядра в случае линейной неразделимости классов.

Сверточная нейронная сеть

Сверточная нейронная сеть (от англ. convolutional neural network, CNN) – специальная архитектура искусственных нейронных сетей, которая предложена Яном Лекуном в 1988 году и нацелена на эффективное распознавание изображений, входит в состав технологий глубокого обучения.

Сверточная нейронная сеть использует некоторые особенности зрительной коры, в которой были открыты так называемые простые клетки, реагирующие на прямые линии под разными углами, и сложные клетки, реакция которых связана с активацией определенного набора простых клеток. Таким образом, идея сверточных нейронных сетей заключается в чередовании сверточных слоев и субдискретизирующих слоев [9].

Структура сети является однонаправленной (без обратных связей), многослойной. Для обучения используются стандартные методы, чаще всего метод обратного распространения ошибки. Функция активации нейронов (передаточная функция) – любая, по выбору исследователя [9].

Название архитектура сети получила из-за наличия операции свертки, по которой каждый фрагмент изображения умножается на матрицу (ядро) свертки поэлементно, а результат суммируется и записывается в аналогичную позицию выходного изображения [10].

Достоинства СНС:

- точность распознавания более 90 %;
- устойчивость к шумам входных данных.

Недостатки данного метода:

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

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

Таблица 1

Достоинства и недостатки алгоритмов распознавания лиц

| Алгоритм | Достоинства | Недостатки |
|-----------------------------------|--|---|
| Метод главных компонент | Хранение и поиск изображений в больших БД | Высокие требования к условиям съемки |
| Линейный дискриминантный анализ | Точность распознавания более 94 %; | Не известно влияние ракурса |
| Метод гибкого сравнения на графах | Точность распознавания 90...95 %; устойчивость к смене ракурса, мимике | Вычислительная сложность; зависимость времени работы от размера базы данных |
| Алгоритм Виолы–Джонса | Точность распознавания более 90 %; низкий процент ложных срабатываний; низкое влияние мимики | При угле наклона более 30° вероятность обнаружения лица ухудшается |
| Метод опорных векторов | Нахождение решающих функций; классификация | Чувствителен к шумам и стандартизации данных |
| Сверточные нейронные сети | Точность распознавания более 90 %; устойчивость к шумам входных данных | Трудная реализация; переобучение при добавлении эталонного лица в базе данных |

Таким образом, для дальнейшего исследования были взяты следующие алгоритмы: метод гибкого сравнения на графах, метод опорных векторов и сверточные нейронные сети.

3. ХАРАКТЕРИСТИКИ ВХОДНЫХ ДАННЫХ

Рассмотрим основные характеристики изображения, которые влияют на качество распознавания лиц.

Разрешение – величина, определяющая количество точек (элементов растрового изображения) на единицу площади (или единицу длины).

Шум – дефект изображения, вносимый фотосенсорами и электроникой устройств, которые их используют (цифровой фотоаппарат, теле-/видеокамеры и т. п.) вследствие несовершенства технологий, а также фотонной природы света.

Условия освещенности – использование естественного и/или искусственного освещения.

Ракурс – отклонение положения лица в градусах относительно положения анфас.

Мимика – наличие эмоций на лице.

Помехи – наличие бороды, усов, очков, шапок и т. п.

В результате анализа методов распознавания лиц и выявления характеристик входных данных определена зависимость характеристик от алгоритмов распознавания лиц. Данные показатели приведены в табл. 2.

Таблица 2

Зависимость алгоритмов распознавания лиц от ограничений характеристик

| Методы | Освещенность | Ракурс | Мимика | Помехи | Шум | Качество изображения |
|-----------------------------------|--------------|--------|--------|--------|-----|----------------------|
| Метод главных компонент | + | + | + | + | – | + |
| Линейный дискриминантный анализ | – | + | – | – | – | ? |
| Метод гибкого сравнения на графах | ? | – | – | ? | ? | ? |
| Метод Виолы–Джонса | ? | – | – | ? | ? | ? |
| Сверточные нейронные сети | – | – | + | ? | – | + |
| Метод опорных векторов | + | – | – | ? | + | ? |
| Метод главных компонент | + | + | + | + | – | + |

Условные обозначения:

- «+» – есть зависимость;
- «–» – нет зависимости;
- «?» – зависимость не установлена.

4. ШКАЛЫ ХАРАКТЕРИСТИК ИЗОБРАЖЕНИЯ

Для оценивания суммарных входных параметров необходимо определить единую шкалу для количественных характеристик алгоритмов распознавания лиц (будет сформирована позже). В рамках данной статьи определены шкалы для каждого характеристики (табл. 3).

Т а б л и ц а 3

Шкалы для характеристик изображений

| Характеристика | Шкала |
|----------------------|---|
| Освещенность | От нуля до 100 % |
| Ракурс | От -30° до 30° |
| Мимика | Сердитый, спокойный, грустный, испытывающий отвращение, напуганный, веселый, счастливый, удивленный |
| Помехи | Бороды, усы, очки, шапка |
| Шум | Незначительное зашумление, среднее зашумление, сильное зашумление |
| Качество изображения | От 300×300 до 4000×4000 пикселей |

В дальнейшем будет разработана единая шкала для определения входных характеристик изображений.

5. КРИТЕРИИ ОЦЕНКИ

Рассмотрим основные параметры, которые позволяют оценить точность метода.

F -мера – характеристика, которая позволяет дать оценку одновременно по точности и полноте [11]:

$$F_{measure} = \frac{1}{\alpha \frac{1}{Precision} + (1-\alpha) \frac{1}{Recall}}, \quad \alpha \in [0,1].$$

Коэффициент α задает соотношение весов точности и полноты. Когда $\alpha = 0.5$, F -мера придает одинаковый вес обеим характеристикам. Такая F -мера называется сбалансированной, или F_1 [11]:

$$F_1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}.$$

Precision (точность) показывает, сколько из предсказанных позитивных объектов оказались действительно позитивными [11]:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}.$$

Recall (полнота) показывает, сколько от общего числа реальных позитивных объектов было предсказано как позитивный класс [11]:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}.$$

TP – истинно положительное решение; FP – ложноположительное решение; TN – истинно отрицательное решение; FN – ложноотрицательное решение [11].

Accuracy – доля правильных ответов алгоритма [11]:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}.$$

Confusion matrix (матрица неточностей, ошибок) – матрица размера N на N , где N – количество классов. Столбцы этой матрицы резервируются за экспертными решениями, а строки – за решениями классификатора [12].

Одним из способов оценки модели в целом, не привязываясь к конкретному параметру, является AUC-ROC (или ROC AUC) – площадь (Area Under Curve) под кривой ошибок (Receiver Operating Characteristic curve). Данная кривая представляет собой линию от (0,0) до (1,1) в координатах True Positive Rate (TPR) и False Positive Rate (FPR) [12]:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} ;$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + NN} .$$

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе были изучены различные алгоритмы распознавания лиц, из них для дальнейшего исследования выбраны сверточные нейронные сети, метод гибкого сравнения на графах и метод опорных векторов.

Были определены характеристики изображения. Изучено их влияние на качество распознавания. Выявлены шкалы для каждой характеристики. В дальнейшем планируется разработать единую шкалу для оценки качества алгоритмов.

Также были изучены критерии оценки алгоритмов распознавания лиц.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Мищенкова Е.С. Сравнительный анализ алгоритмов распознавания лиц // Вестник Волгоградского государственного университета. Серия 9, Исследования молодых ученых. – 2013. – № 11. – С. 74–76.

2. Гончаров А.В., Каркищенко А.Н. Влияние освещенности на качество распознавания фронтальных лиц // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2008. – № 4 (81). – С. 88–92.

3. Фан Н.Х., Буй Т.Т.Ч., Спицын В.Г. Распознавание жестов на видеопоследовательности в режиме реального времени на основе применения метода Виолы–Джонса, алгоритма SAMShift, вейвлет-преобразования и метода главных компонент // Вестник Томского государственного университета. – 2013. – Т. 23, № 2. – С. 102–111.

4. Арсентьев Д.А., Бирюкова Т.С. Метод гибкого сравнения на графах как алгоритм распознавания образов // Вестник МГУП имени Ивана Федорова. – 2015. – № 6. – С. 74–75.

5. Rogozin O.V., Kladov S.A. Сравнительный анализ алгоритмов распознавания лиц в задаче визуальной идентификации // Инженерный журнал: наука и инновации. – 2013. – № 6 (18). – DOI: 10.18698/2308-6033-2013-6-818.

6. Буй Т.Т.Ч., Фан Н.Х., Спицын В.Г. Распознавание лиц на основе применения метода Виолы–Джонса, вейвлет-преобразования и метода главных

компонент // Известия Томского политехнического университета. – 2012. – Т. 320, № 5. – С. 54–59.

7. *Усилин С.А.* Алгоритмическое развитие виола–джонсовских детекторов для решения прикладных задач распознавания изображений: дис. ... канд. техн. наук. – М., 2017. – 149 с.

8. *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.

9. *Тропченко А.А., Тропченко А.Ю.* Нейросетевые методы идентификации человека по изображению лица // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. – 2012. – Т. 55, № 10. – С. 31–36.

10. *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, 22–23 марта 2016 г. – Томск, 2016. – С. 176–178.

11. Оценка точности классификатора [Электронный ресурс]. – <http://www.michurin.net/computer-science/precision-and-recall.html> (дата обращения: 15.03.2019).

12. Оценка классификатора [Электронный ресурс]. – <http://bazhenov.me/blog/2012/07/21/classification-performance-evaluation.html> (дата обращения: 15.03.2019).

Левчук София Александровна, студент первого курса магистратуры факультета автоматки и вычислительной техники НГТУ. E-mail: sonya.levchuk@gmail.com

Якименко Александр Владимирович, кандидат технических наук, доцент кафедры информатики НГТУ, научный сотрудник Института вычислительной математики и математической геофизики СО РАН. Область научных интересов: информационные технологии, компьютерные системы, компьютерное моделирование, параллельные вычисления. Автор более 30 научных работ. E-mail: yakimenko@corp.nstu.ru

DOI: 10.17212/2307-6879-2018-3-4-40-58

Study of the characteristics of the algorithms for facial recognition*

S.A. Levchuk¹, A.A. Yakimenko²

¹Novosibirsk State Technical University, 20 Karl Marks Avenue, Novosibirsk, 630073, Russian Federation, student of the department of computer engineering. E-mail: sonya.levchuk@gmail.com

²Novosibirsk State Technical University, 20 Karl Marks Avenue, Novosibirsk, 630073, Russian Federation, candidate of Technical Sciences, associate professor of the computer engineering department. E-mail: yakimenko@corp.nstu.ru

Security has become a major concern around the world, and biometric systems such as face detection and recognition systems have been developed to manage security issues and mitigate risks. Currently, there are a large number of facial recognition algorithms that all have their advantages and disadvantages. Each of them is based on its own specific input data requirements. For example, the image quality, the number of pixels, illumination, natural light, not natural light, the presence of noise, noise. The main difficulty of face recognition is the dependence of the quality of the result of human identification from the image of the face from the angle, position, lighting conditions, etc. In this paper it is proposed to develop a generalized model that takes into account the relationship of the input characteristics, in relation to the algorithm, which will output the expected quality of the result of the algorithm at specified parameters. In this regard, the algorithms of facial recognition are identified, as well as a brief description of the selected methods of facial recognition, which will be used in further research. Face recognition algorithms were used for the analysis: principal component Method; linear discriminant analysis; flexible comparison method on graphs; Viola-Jones Algorithm; Convolutional neural networks; support vector machine. The properties of the image input data are determined: illumination, angle, facial expressions, noise, image quality. The scales for image characteristics are revealed, in the future it is planned to develop a single scale for assessing the quality of algorithms. Also this article describes the criteria for assessing the quality of facial recognition: F-measure, Precision, Recall, Accuracy, Confusion matrix, AUC-ROC. At the end of the article the results are presented.

Keywords: Face recognition algorithms, Principal component analysis, Linear discriminant analysis, Flexible graph comparison method, Viola-Jones algorithm, Support vector machine, Convolutional neural networks, The scale of characteristics, and Evaluation criteria

REFERENCES

1. Mishchenkova E.S. Sravnitel'nyi analiz algoritmov raspoznavaniya lits [Comparative analysis of algorithms for faces recognition]. *Vestnik Volgogradskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya 9, Issledovaniya molodykh uchenykh – Science Journal of Volgograd State University. Young Scientists' Research*, 2013, no. 11, pp. 74–76.

* Received 20 November 2018.

2. Goncharov A.V., Karkishchenko A.N. Vliyanie osveshchennosti na kachestvo raspoznavaniya frontal'nykh lits [Influence of illumination on a quality of frontal face recognition]. *Izvestiya Yuzhnogo federal'nogo universiteta. Tekhnicheskie nauki – Izvestiya Southern Federal University. Engineering sciences*, 2008, no. 4 (81), pp. 88–92.
3. Phan N.H., Bui T.T.T., Spitsyn V.G. Raspoznavanie zhestov na video-posledovatel'nosti v rezhime real'nogo vremeni na osnove primeneniya metoda Violy–Dzhonsa, algoritma CAMShift, veivlet-preobrazovaniya i metoda glavnykh component [Gesture recognition on video sequences in real time on the basis of the method of Viola-Jones, CAMShift algorithm, wavelet transform and the method of principal components]. *Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta – Tomsk State University Journal*, 2013, vol. 23, no. 2, pp. 102–111.
4. Arsentev D.A., Biryukova T.S. Metod gibkogo sravneniya na grafakh kak algoritm raspoznavaniya obrazov [Method of flexible comparison in graphs as algorithm for pattern recognition]. *Vestnik MGUP imeni Ivana Fedorova – Vestnik MGUP by Ivan Fedorov*, 2015, no. 6, pp. 74–75.
5. Rogozin O.V., Kladvov S.A. Sravnitel'nyi analiz algoritmov raspoznavaniya lits v zadache vizual'noi identifikatsii [Comparative analysis of face recognition algorithms in problem of visual identification]. *Inzhenernyi zhurnal: nauka i innovatsii – Engineering Journal: Science and Innovation*, 2013, no. 6. DOI: 10.18698/2308-6033-2013-6-818.
6. Bui T.T.T., Fan N.H., Spitsyn V.G. Raspoznavanie lits na osnove primeneniya metoda Violy–Dzhonsa, veivlet-preobrazovaniya i metoda glavnykh komponent [Face recognition based on the application of the method of Viola-Jones, the wavelet transform and principal component analysis]. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta – Bulletin of the Tomsk Polytechnic University*, 2012, vol. 320, no. 5, pp. 54–59.
7. Usilin S.A. *Algoritmicheskoe razvitie viola–dzhonsovskikh detektorov dlya resheniya prikladnykh zadach raspoznavaniya izobrazhenii*. Diss. kand. tekhn. nauk [Enhanced algorithmic development Viola-Jones detectors for solving applied tasks of recognition of images. PhD eng. sci. diss.]. Moscow, 2017. 149 p.
8. 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.
9. Tropchenko A.A., Tropchenko A.Yu. Neurosetevye metody identifikatsii cheloveka po izobrazheniyu litsa [Neural network methods of person identification by face image]. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii. Priborostroenie – Journal of Instrument Engineering*, 2012, vol. 55, no. 10, pp. 31–36.

10. Skopchenko A.A., Dorofeev V.A. [Analysis of methods of face recognition]. *Tekhnologii Microsoft v teorii i praktike programmirovaniya: sbornik trudov XIII Vserossiiskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii studentov, aspirantov i molodykh uchenykh* [XIII All-Russian scientific-practical conference "Technologies Microsoft in the theory and practice of programming"], Tomsk, 22–23 March 2016, pp. 176–178. (In Russian).

11. *Otsenka tochnosti klassifikatora* [To evaluate the accuracy of the classifier]. Available at: <http://www.michurin.net/computer-science/precision-and-recall.html> (accessed 15.03.2019).

12. *Otsenka klassifikatora* [Assessment of the classifier]. Available at: <http://bazhenov.me/blog/2012/07/21/classification-performance-evaluation.html> (accessed 15.03.2019).

Для цитирования:

Левчук С.А., Якименко А.А. Исследование характеристик алгоритмов распознавания лиц // Сборник научных трудов НГТУ. – 2018. – № 3–4 (93). – С. 40–58. – DOI: 10.17212/2307-6879-2018-3-4-40-58.

For citation:

Levchuk S.A., Yakimenko A.A. Issledovanie kharakteristik algoritmov raspoznavaniya lits [Study of the characteristics of the algorithms for facial recognition]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2018, no. 3–4 (93), pp. 40–58. DOI: 10.17212/2307-6879-2018-3-4-40-58.