

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/303495932>

# АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛИЦ

Conference Paper · April 2016

CITATIONS

0

READS

866

1 author:



[Aleksey Prohorov](#)

Ulyanovsk State Technical University

3 PUBLICATIONS 0 CITATIONS

SEE PROFILE

## АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛИЦ

**А.Ю. Прохоров**

Идентификация личности человека по его изображению на фотографии или в видеопотоке имеет широкое коммерческое и научное применение. Данная тематика появилась в начале 80-х годов, однако её бурное развитие началось в 90-х после создания новых технологий в сфере обработки изображений и вычислительных машин.

Идентификацию человека по изображению лица можно осуществлять различными способами, например, использовать инфракрасный шаблон для фиксации выделения тепла. Распознавание лица при хорошем освещении – ключевой момент, как и характеристики основной части изображения лица. В большом ассортименте камер система видимого света используется для извлечения характеристик изображений, которые не меняются во времени, игнорируются такие поверхностные характеристики, как экспрессия лица, например, с помощью рта, носа, глаз, губ, волос. Существуют такие подходы к моделированию изображений лица в видимом спектре, как метод главных компонент, линейный дискриминантный анализ, эластичные графы, метод построения изображений с помощью векторной авторегрессионной модели. Рассмотрим подробнее каждый из них.

Метод главных компонент (Principal Component Analysis - PCA) является статистическим методом и содержит в себе математический метод, который преобразует ряд вероятно коррелированных переменных в меньшее количество некоррелированных переменных, называемых основными компонентами. Это очень известный подход, который используется для расчета набора функций при распознавании лица. Это может относиться к любому лицу:

1. Лицо может быть представлено минимальным набором характеристик.
2. Лицо может быть построено с использованием небольшой коллекции собственных фотографий.

Изображение лица проецируется на некоторое количество шаблонов лиц, называемое собственными лицами, затем вычисляется разница между этими лицами, которая будет считаться отличительной чертой для изображения. Когда набор собственных лиц вычислен, изображения лица могут быть реконструированы взвешенной комбинацией собственных лиц. Веса образуют вектор признаков для представления лица и распознавания. Когда подается новое тестовое изображение, веса вычислены благодаря проекции изображения на вектор собственных лиц. Классификация между изображениями выходит из сравнения расстояний между векторами весов тестового изображения и обучающего множества (входных данных). Как уже отмечено, можно реконструировать исходное изображение из собственных лиц так, что входное изображение должно точно соответствовать оригинальному изображению, используя все собственные лица, извлеченные из оригинальных изображений [4]. Метод главных компонент является математическим методом, который основан на преобразовании переменных, с помощью которого можно преобразовать набор коррелированных переменных в набор некоррелированных переменных. Переменные, которые не коррелируют друг с другом – основные компоненты. Количество основных компонент должно быть меньше или равно количеству исходных переменных. В такого рода трансформации первые главные компоненты будут иметь самый высокий приоритет, который покажет максимальное отклонение. Это поможет определить точность данных. Если набор данных распределен нормально, только тогда главные компоненты могут быть

независимыми от других переменных. Снижение размеров может привести к потере информации, но какое-то количество информации так или иначе, останется.

В методе линейного дискриминантного анализа [3] объект представляется как проекция на пространство признаков, в котором базисные дискриминантные векторы близки по виду собственным в методе главных компонент. При этом проекция выбирается для каждого объекта таким образом, чтобы обособить его от остальных объектов. Проецирование распознаваемого объекта, находящегося в пространстве изображений, на пространство признаков осуществляется с помощью линейного дискриминанта. Основное требование метода – возможность линейно разделить проекции, однако в общем случае данное условие может не выполняться, и метод станет выдавать ошибку. Линейный дискриминантный анализ так же, как и метод главных компонент, учитывает градации изображения лица, в связи с этим для обеспечения работы метода при изменяющихся условиях освещения необходимо использовать предобработку изображения, приводящую его к заданным стандартным условиям.

В методах распознавания лиц также используются эластичные графы [5]. В них признаками идентифицируемого объекта являются вершины графа, расположенные на контурах головы, губ, глаз и др. В каждой вершине вычисляется джет, то есть набор определенных заранее коэффициентов Габоровых функций, и конкретному лицу соответствует отдельная совокупность джетов для различных областей на лице. Тогда, если необходимо провести сравнение лиц, достаточно сопоставить джеты с использованием функции подобия для сравнения графов. Идея, лежащая в основе метода эластичных графов, напоминает такую особенность визуального распознавания, как движение глаза от одной точки объекта к другой, при этом в рассматриваемом подходе не учитываются возможные градации изображения. Даже при использовании коэффициентов важности для джетов эластичные графы будут сравнивать лица лишь с помощью вычисления взвешенных геометрических искажений объекта, а большой объем информации, содержащейся в изменении оттенков цвета на коже лица, остается без внимания.

Подход, основанный на векторных авторегрессионных моделях, состоит в дополнении группы изображений, составляющих зрительный образ некоторого объекта наблюдения, изображениями, полученными с помощью авторегрессионных моделей вариативности. Полученные изображения обладают случайными отличиями разного рода от изображений, изначально составляющих зрительный образ [1].

Ошибки межкадровых смещений изображений являются параметрами модели вариативности изображений, позволяющей получать варианты некоторого исходного изображения. Для получения вариантов изображения, отличающихся от исходного случайными геометрическими искажениями, используется линейная векторная авторегрессионная модель вида:

$$\bar{x}_i = \sum_{j \in D} A_j \bar{x}_{i+j} + B \bar{\xi}_i, \quad (1)$$

где  $A_j$  и  $B$  – квадратные матрицы,  $\bar{\xi}_i$  - порождающее стандартное случайное поле, состоящее из независимых векторов,  $D$  - множество индексов [2]. Для имитации векторного поля смещений нужно дополнительно задать смещения в узлах, расположенных на первой строке и в первом столбце сетки.

Геометрические искажения изображений-вариантов задаются векторным полем смещений пикселей, которое определено, как и само изображение, на

прямоугольной сетке. В каждом узле сетки задается смещение соответствующего пикселя исходного изображения вдоль строки и вдоль столбца с помощью модели (1). Это позволяет получить широкий класс вариантов полей векторов смещений.

На рис. 1 представлен пример получения вариантов случайных геометрических искажений исходного изображения лица, имитирующих искажения, вызванные воздействием окружающей среды и возможные изменения выражения лица.



Рис. 1 Пример изображений, полученных с помощью авторегрессионной модели вариативности: а) оригинал б) полученные варианты изображений.

Множества вариантов изображений, соответствующих зрительным образам лиц, согласно данному подходу, используются в качестве материала для обучения нейронной сети.

Для каждого из рассмотренных методов немаловажным фактором является то, насколько хорошо изображение подготовлено для распознавания, то есть изображение нормализовано и удалены шумы, к тому же сама система распознавания должна хорошо разграничивать классы образов, то есть они должны быть разделимыми.

### Список литературы

1. Армер А. И., Кулагин Н.Б., Прохоров А.Ю. Алгоритм принятия решения об одинаковости лиц на двумерных снимках с использованием нейронной сети // Известия Самарского научного центра РАН. – 2014. – Т. 16. – № 6-2. – С. 360-363.
2. Васильев К.К., Крашенинников В.Р. Статистический анализ изображений. – Ульяновск: УлГТУ, 2014. – 214 с.
3. Belhumeur P. N., Hespanha J. P. , Kriegman D. J. // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1997. – Vol. 19. – P. 711.
4. Kailash J. Karande Sanjay N. Talbar Independent Component Analysis of Edge Information for Face Recognition International Journal of Image Processing Volume (3) : Issue (3) pp: 120 -131. International Journal of Emerging Science and Engineering (IJESE) ISSN: 2319–6378, Volume-1 Issue-6 April 2013 75
5. Wiskott L., Fellous J.-M., Krueger N. et al. // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1997. – Vol. 19. – P. 775.