

АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ МОДЕЛЕЙ И МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Журавский Р.М.

Серебряная Л.В. – к.т.н., доцент

Задача распознавания лиц имеет множество приложений в таких областях, как биометрия, организация видеоконференций, системы машинного зрения в робототехнике, интеллектуальные системы безопасности и контроля доступа и т. п. Основной трудностью данной задачи является зависимость качества результата распознавания человека по изображению лица от ракурса, положения и условий освещенности. Рассмотрим и проанализируем современные методы распознавания лиц.

Несмотря на большое разнообразие представленных методов, можно выделить общую структуру процесса распознавания лиц:

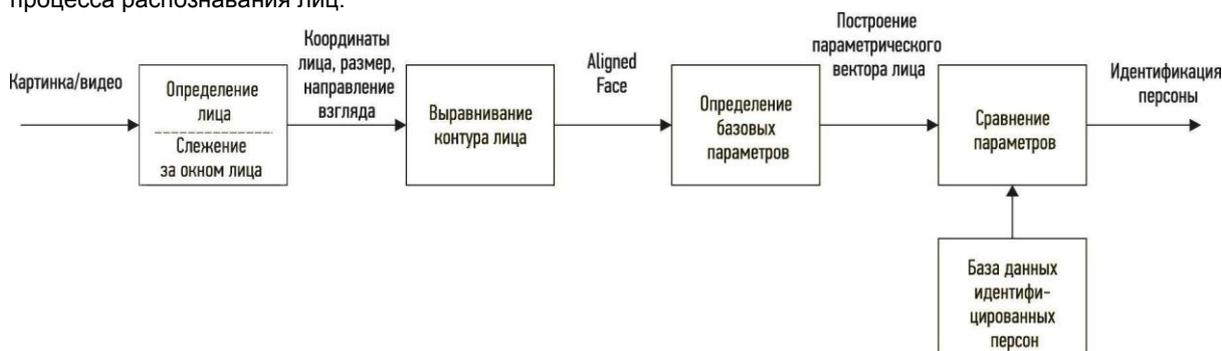


Рис. 1 - Общий процесс обработки изображения лица при распознавании

На первом этапе производится детектирование и локализация лица на изображении. На этапе распознавания производится выравнивание изображения лица (геометрическое и яркостное), вычисление признаков и непосредственно распознавание – сравнение вычисленных признаков с заложенными в базу данных эталонами. Основным отличием всех представленных алгоритмов будет вычисление признаков и сравнение их совокупностей между собой.

Существующие методы распознавания лиц:

- Метод гибкого сравнения на графах (Elastic graph matching);
- Нейронные сети;
- Скрытые Марковские модели (СММ, НММ);
- Метод главных компонент или principal component analysis (PCA).

1) Метод гибкого сравнения на графах (Elastic graph matching)[1]:

Преимущество - до 95-97% эффективность распознавания, даже при наличии различных эмоциональных выражении и изменении ракурса лица до 15 градусов.

Недостатки:

- Высокая вычислительная сложность процедуры распознавания;
- Низкая технологичность при запоминании новых эталонов;
- Линейная зависимость времени работы от размера базы данных лиц.

2) Нейронные сети:

Основное преимущество - сверточная нейронная сеть, которая является логическим развитием идей таких архитектур нейронной сети как когнитрона и неокогнитрона позволяет получить 96% точность распознавания[2]. Успех обусловлен возможностью учета двумерной топологии изображения.

Недостатки:

Добавление нового эталонного лица в базу данных требует полного переобучения сети на всем имеющемся наборе, а это достаточно длительная процедура;

Проблемы математического характера, связанные с обучением: попадание в локальный оптимум, выбор оптимального шага оптимизации, переобучение и т. д.

3) Скрытые Марковские модели (СММ, НММ):

Преимущество - СММ используют статистические свойства сигналов и учитывают непосредственно их пространственные характеристики. Элементами модели являются: множество скрытых состояний, множество наблюдаемых состояний, матрица переходных вероятностей, начальная вероятность состояний. Каждому соответствует своя Марковская модель. При распознавании объекта проверяются сгенерированные для заданной базы объектов Марковские модели и ищется максимальная из наблюдаемых вероятностей того, что последовательность наблюдений для данного объекта сгенерирована соответствующей моделью [3].

Недостатки:

- Необходимо подбирать параметры модели для каждой базы данных [4];

- СММ не обладает различающей способностью, то есть алгоритм обучения, только максимизирует отклик каждого изображения на свою модель, но не минимизирует отклик на другие модели [4];
- Не применяют в коммерческих целях.

4) Метод главных компонент или principal component analysis (PCA) [5]:

Основное преимущество - значительное уменьшение размерности пространства признаков таким образом, чтобы оно как можно лучше описывало «типичные» образы, принадлежащие множеству лиц. 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. Используя ограниченное количество собственных векторов, можно получить сжатую аппроксимацию входному изображению лица, которую затем можно хранить в базе данных в виде вектора коэффициентов, служащего одновременно ключом поиска в базе данных лиц [6].

Основной недостаток - является очень чувствительным к входным данным. Изменение освещенности, угол поворота головы и эмоциональное выражение лица сильно меняют результат распознавания. Это обуславливается тем, что задачей алгоритма является наилучшая аппроксимация входных данных, а не их распределение по классам.

Для большинства современных систем автоматического распознавания лиц основной задачей является задача сравнения данного изображения лица с набором изображений лиц из базы данных. Характеристики систем автоматического распознавания лиц в этом случае, оцениваются путем определения вероятностей ошибочного отказа в распознавании (для изображения лица, присутствующего в базе, принимается решение как о неопознанном лице) и ошибочного распознавания.

Выбор метода идентификации лиц для создания практических систем автоматического распознавания лиц, должен основываться на ограничениях конкретной системы, и определяется непосредственно на этапе проектирования.

Учитывая вышеизложенное, для повышения качества результата, перспективным может являться создание гибридных методов, использующих преимущества и нивелирующих недостатки рассмотренных выше различных частных подходов.

Список использованных источников:

1. L. Wiskott, J.-M. Fellous, N. Krüger, and C. von der Malsburg, "Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching," Technical Report IR-INI 96-08, Institut für Neuroinformatik, Ruhr-Universität Bochum, D-44780 Bochum, Germany, 1996.
2. Yaniv Taigman, Ming Yang, Marc'Aurelio Ranzato, Lior Wolf, "DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification" 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, USA, 2014.
3. Гультяева, Т.А. Скрытые марковские модели с одномерной топологией в задаче распознавания лиц / Т.А. Гультяева, А.А. Попов; НГТУ. — 2006.
4. Samaria F. S., Face Recognition Using Hidden Markov Models // PhD Thesis, University of Cambridge, 1994.
5. Шерстобитов Александр Иванович, Федосов Валентин Петрович, Приходченко Владислав Александрович, Тимофеев Митрий Витальевич Распознавание лиц на групповых фотографиях с использованием алгоритмов сегментации // Известия ЮФУ. Технические науки. 2013.
6. P.N. Belhumeur ; J.P. Hespanha ; D.J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997.

АНАЛИЗ МОДИФИКАЦИЙ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Игнатъев Н.С.

Ярмолик В.Н. – д.т.н., профессор

Генетические алгоритмы (ГА) - изначально возникли в результате наблюдений и попыток копирования процессов, происходящих в природе, в частности естественного отбора живых организмов. С точки зрения программных и информационных технологий, ГА используются как стратегия решения задач оптимизации, основанная на имитировании биологической эволюции. Программы, построенные на базе таких алгоритмов, дают довольно хорошие результаты и используются в различных сферах науки и инженерии.

Задача классической модели генетического алгоритма формализуется таким образом, чтобы её решение могло быть закодировано в виде генотипа (вектора генов фиксированной длины). Некоторым образом создаётся множество генотипов начальной популяции, которые будут оценены с использованием фитнес функции, в результате чего с каждым генотипом ассоциируется определённое значение приспособленности, которое определяет насколько хорошо фенотип, им описываемый, решает поставленную задачу. С помощью пропорционального отбора формируется промежуточный массив, из которого случайным образом выбираются два родителя. Далее производится одноточечный кроссингвер, и созданные два потомка мутируют (одноточечная мутация) с заданной вероятностью. Мутировавшие потомки занимают места своих родителей. Процесс продолжается до тех пор, пока не будет достигнут критерий окончания алгоритма.

В модификации СНС для кроссингвера, выбирается случайная пара родителей, но не допускается, чтобы между ними было малое хеммингово расстояние. При скрещивании производится однородный кроссингвер: к потомку переходит по половине битов каждого родителя. Для нового поколения выбираются