

УДК 57.087.1

Исследование характеристик алгоритма локализации контрольных точек лица на основе модели активной формы

*Бобе А.С., студент
кафедры «Биомедицинские технические системы»,
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана*

*Научный руководитель: Самородов А.В., к.т.н., доцент
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана
bmt-1@bmstu.ru*

Введение

В современном мире задача локализации контрольных точек лица играет важную роль, являясь неотъемлемой частью многих биометрических приложений. Контрольные точки используются в задачах биометрической идентификации личности, в том числе в криминалистике, для составления антропометрического портрета подозреваемых. В задачах психологии по динамике контрольных точек лица можно судить о двигательной активности различных мышц лица и делать вывод об изменении психоэмоционального состояния человека. На основе этого была разработана система кодирования лицевых движений (Facial Action Coding System, FACS) [1]. С появлением в последние годы алгоритмов автоматической расстановки контрольных точек связано значительное расширение области прикладного применения таких систем, в связи с возможностью проводить исследования в режиме реального времени без необходимости проводить длительную процедуру разметки изображений вручную. В то же время, очевидно, что в этом случае алгоритм расстановки контрольных точек должен обладать достаточно высокими характеристиками точности, то есть иметь погрешность, близкую к погрешности ручной разметки изображений экспертами. В данной работе проводится исследование алгоритма на основе модели активной формы (ASM, Active Shape Model, [2]). Алгоритм был реализован в среде MatLab и протестирован на базе изображений MUCT [6] с целью определения оптимального набора параметров с точки зрения точности расстановки контрольных точек.

Алгоритм локализации контрольных точек на основе модели активной формы

Модель активной формы, описанная в работе [2], описывает совокупность контрольных точек лица следующим образом:

<http://sntbul.bmstu.ru/doc/586621.html>

$$\hat{\mathbf{x}} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi \mathbf{b},$$

где $\hat{\mathbf{x}}$ – искомый вектор формы (матрица $n \times 2$, где n – число контрольных точек);

$\bar{\mathbf{x}}$ – средний вектор формы, полученный по изображениям обучающей выборки;

$\mathbf{b}$ – вектор параметров;

Φ – матрица собственных векторов, соответствующих наибольшим собственным числам ковариационной матрицы S , полученной по данным обучающей выборки:

$$S = \frac{1}{n_{\text{shapes}} - 1} \sum_{i=1}^{n_{\text{shapes}}} (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T,$$

где n_{shapes} – количество форм лица, используемых в обучающей выборке.

Таким образом, задача определения формы лица (как совокупности его контрольных точек) сводится к определению вектора параметров $\mathbf{b}$, который отвечает за вариабельность искомой формы относительно средней.

В режиме поиска контрольных точек лица решается задача минимизации функционала:

$$d(\mathbf{x}, T(\bar{\mathbf{x}} + \Phi \mathbf{b})) \rightarrow \min,$$

где d – некоторая функция расстояния,

$\mathbf{x}$ – предполагаемая форма, найденная с помощью анализа признаков лица.

Схема алгоритма локализации контрольных точек представлена на Рисунке 1. Данный алгоритм повторяется в цикле для нескольких итераций и нескольких значений масштаба изображения (обычно для 4 масштабов, начиная с наиболее мелкого).

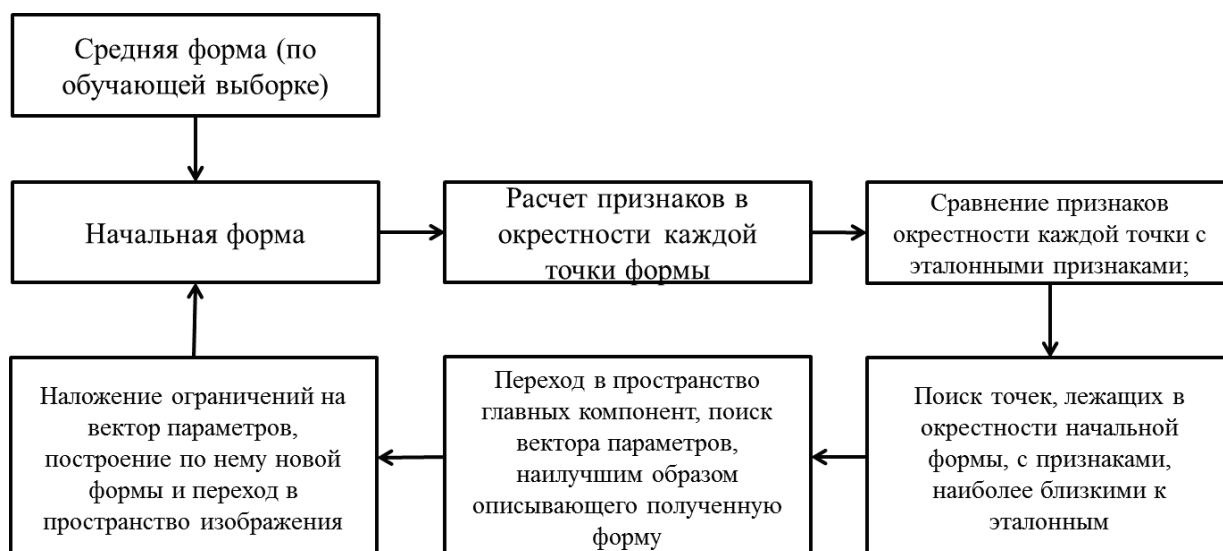


Рис. 1. Алгоритм локализации контрольных точек на основе ASM

Данная схема оставляет открытым вопрос о том, как рассчитываются признаки в окрестности точек. В классическом варианте ASM признак точки представляет собой вектор значений градиента изображения, рассчитываемого в направлении нормали к форме в данной точке (рис. 2). В работе [3] описан расширенный алгоритм локализации контрольных точек на основе ASM, в рамках которого предлагается на двух наименьших масштабах изображения использовать двумерные признаки с целью увеличения используемого объема информации.



Рис. 2. Двумерные и одномерные окрестности контрольных точек формы лица

Исследование влияния параметров алгоритма на точность локализации контрольных точек лица

В данной работе исследования проводились на фронтальных изображениях базы MUCT. Обучающая выборка состояла из 300 изображений (100 различных индивидов), тестовая – из 451 изображения (176 различных индивидов). Для каждого изображения в базе содержались координаты 76 контрольных точек (рис. 3). В среде MatLab был

реализован описанный выше алгоритм локализации контрольных точек лица, с возможностью варьирования типа рассчитываемых в контрольных точках признаков. Была также реализована программная инфраструктура для оценки точности локализации контрольных точек. Для каждой из найденных точек было рассчитано евклидово расстояние до соответствующей ей действительной точки. Все 76 полученных расстояний суммировались. Для обобщенной характеристики качества работы алгоритма рассчитывалось среднее суммарное расстояние по всем изображениям тестовой выборки.

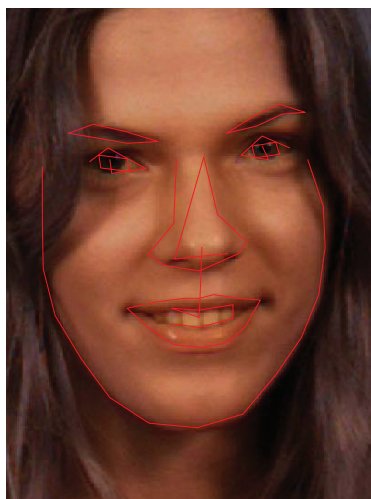


Рис. 3. Форма лица в базе МУСТ

Исследования были проведены для различных параметров алгоритма и различных типов двумерных признаков. При этом на двух наименьших масштабах рассчитывались одномерные признаки, а на двух более крупных – двумерные (по рекомендациям, приведенным в [3]). Результаты приведены в Таблице 1, пояснения к ней – в Таблице 2. Синим цветом выделен набор параметров, признанный оптимальным в работе [3]. Красным цветом выделен набор параметров, с использованием которого была достигнута наилучшая точность локализации в данной работе.

Таблица 1

Средняя суммарная погрешность локализации 76-ти контрольных точек (Score) в зависимости от параметров алгоритма

Предоб- работка	Prof 1D	Prof 2D	2D признаки	Search x	Search y	coef 1D	coef 2D	n_Iter	Score
нет	7	5	Mask_grad	3	5	1	1	4	474
нет	7	5	Mask_grad	3	5	1	3	4	468

нет	7	5	Mask_grad	3	5	1	1	10	489
нет	7	5	Mask_grad	5	5	1	1	4	477
нет	7	5	Mask_gray	5	5	1	1	4	521
нет	7	-	H_Gauss	5	5	1	1	4	487
нет	7	5	Mask_4_lap	5	5	1	3	4	490
нет	7	5	Mask_8_lap	5	5	1	3	4	488
нет	7	7	Mask_grad	5	5	1	3	4	451
нет	7	9	Mask_grad	5	5	1	3	4	433
нет	7	9	Mask_grad	5	5	1	5	4	443
нет	7	9	Mask_grad	5	5	3	3	4	429
нет	7	9	Mask_grad	3	5	3	3	4	432
LBP_f	7	5	Mask_grad	3	5	1	1	4	447
LBP_f	7	9	Mask_grad	3	5	1	1	4	412
LBP_f	7	9	Mask_grad	3	5	5	5	4	393

Таблица 2

Параметры алгоритма и используемые признаки

Prof_1D	Длина профиля интенсивностей, используемого для вычисления градиента (одномерных признаков)
Prof_2D	Сторона квадрата, описывающего окрестность точки, для которой вычисляется двумерный признак.
Search_x	Ширина области поиска контрольной точки по направлению касательной к форме (рис. 2)
Search_y	Ширина области поиска контрольной точки по направлению нормали к форме (рис. 2)
coef_1D, coef_2D	Коэффициенты, влияющие на ограничения, накладываемые на вектор параметров формы. Их увеличение приводит к снижению влияния средней формы на найденную форму лица.
n_Iter	Число итераций алгоритма
Mask_	Признак – результат свертки окрестности точки с маской: 000 000 010 111 0-21 010 1-41 1-81 010 000 010 111 Mask_grad Mask_gray Mask_4_lap Mask_8_lap

H_Gauss	Признак – результат сверток окрестности точки с ансамблем Гауссовских фильтров для выявления локальных текстурных признаков [4]
LBP_f	Предобработка – использование LBP-фильтра [5]

Из таблицы видно, что положительная динамика результатов наблюдается при увеличении окрестности точки, на основе которой рассчитываются двумерные признаки. Также улучшение результатов дало использование предобработки изображения с помощью LBP-фильтрации, проводящейся следующим образом [5]. Окно фильтра достаточно большого размера (в данной работе 13 на 13 пикселей) проходит по всем точкам изображения. Для каждого положения окна производится бинаризация соответствующей области изображения по порогу, равному значению интенсивности центрального пикселя данной области (рис. 2). Количество пикселей со значениями интенсивности, превышающими пороговое, записывается в качестве значения пикселя выходного изображения. Результат такой фильтрации показан на Рисунке 4.



Рис. 4. Предобработка изображения LBP-фильтром

Также было проведено исследование динамики изменения средней суммарной погрешности в зависимости от числа масштабов и количества итераций алгоритма на каждом из масштабов. На Рисунках 5 и 6 приведены результаты для варианта реализации алгоритма, выделенного зеленым цветом в Таблице 1.

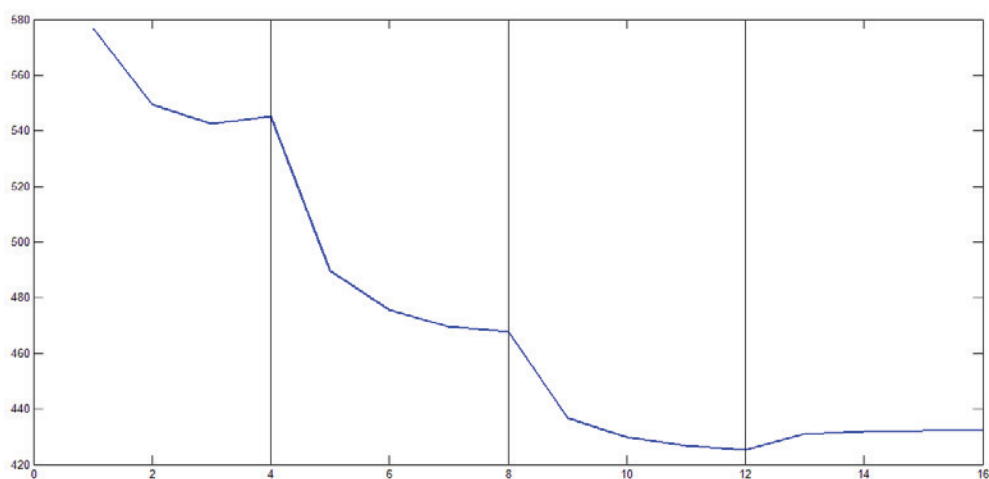


Рис. 5. Динамика изменения средней суммарной погрешности локализации контрольных точек при 4 значениях масштаба, при 4 итерациях на каждом

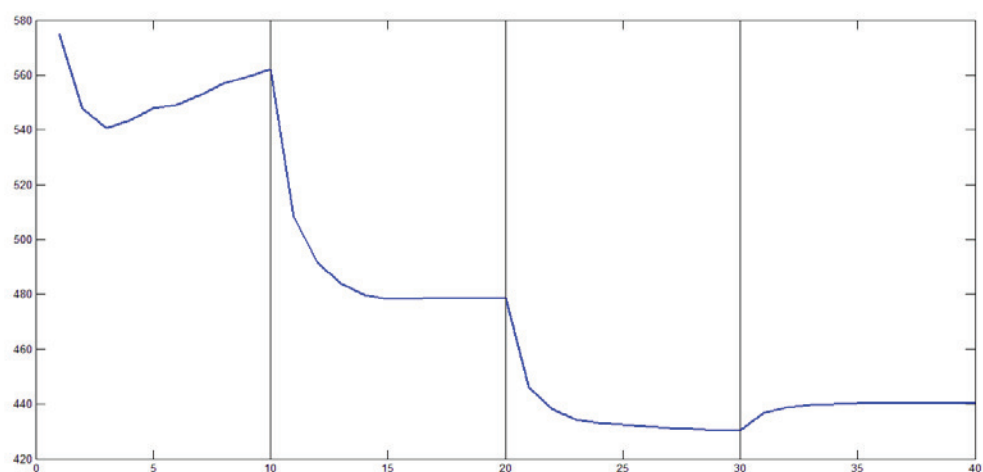


Рис. 6. Динамика изменения средней суммарной погрешности локализации контрольных точек при 4 значениях масштаба, при 10 итерациях на каждом

Как видно из представленных результатов, увеличение количества итераций алгоритма не приводит к снижению погрешности локализации и, соответственно, не является целесообразным. Также на последнем, наиболее крупном масштабе происходит некоторое увеличение погрешности, что говорит о неэффективности алгоритма для решения задачи «тонкой настройки» параметров искомой формы лица.

Выводы

В работе были проведены разработка и исследование алгоритма автоматической локализации контрольных точек лица на основе модели активной формы. Было проведено исследование точности локализации контрольных точек на изображении лица в зависимости от параметров алгоритма, таких как тип рассчитываемых признаков <http://sntbul.bmstu.ru/doc/586621.html>

контрольных точек лица, размер области поиска, влияние средней формы на найденную форму лица. На основе полученных данных были сделаны следующие выводы:

- увеличение степени свободы искомой формы относительно средней часто приводит к снижению погрешности локализации;
- увеличение площади окрестности, по которой проводится расчет двумерных признаков точки (с 5x5 до 9x9), приводит к значительному снижению погрешности локализации;
- применение LBP-фильтрации изображения в качестве предобработки позволяет значительно снизить погрешность локализации;
- увеличение количества итераций алгоритма не приводит к снижению погрешности локализации и нецелесообразно;
- алгоритм нуждается в модификации для обеспечения качественной работы на последнем, наиболее крупном масштабе изображения.

В целом для наилучшего набора параметров алгоритма в данной работе погрешность локализации контрольных точек оказалась на 17 % меньше по сравнению с набором параметров, предложенным в работе [3].

Список литературы

1. Ekman P., Friesen W.: Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement. Consulting Psychologists Press, Palo Alto, 1978.
2. Cootes T.F., Taylor C.J., Cooper D.H., Graham J.: Active Shape Models – Their Training and Application. Computer Vision and Image Understanding, Vol. 61 №1, pp. 38-59, 1995.
3. Milborrow S.: Locating Facial Features with Active Shape Models. University of Cape Town, 2007.
4. Gao X.W., Anishenko S., Shaposhnikov D. High-precision Detection of Facial Landmarks to Estimate Head Motions Based on Vision Models. Journal of Computer Science, Vol.3, No.7. 2007. С. 528 – 532.
5. Бобе А.С., Жиденко М.В., Прояев П.О. Система автоматического контроля доступа на основе анализа изображений лица. Молодежный научно-технический вестник, эл. № ФС77-51038, 2013.
6. Milborrow S, Morkel J., Nicolls F.: The MUCT Landmarked Face Database. Pattern Recognition Association of South Africa, 2010.