

# Восстановление 3D поверхности лица

Щеголева Надежда  
Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет (ЛЭТИ)  
кафедра МО ЭВМ  
Санкт-Петербург, Россия  
stilhope2009@gmail.com

## Аннотация

Обсуждается способ улучшения качества реконструкции 3D поверхности лица или его частей с помощью метода обратного расстояния. Предлагаемый метод позволяет устранить «черные дыры», появляющиеся при отсутствии измерений. Применение метода позволяет построить 3D поверхности необходимого разрешения без решения задачи триангуляции, что обуславливает существенное сокращение вычислительных затрат.

**Ключевые слова:** 3D-реконструкция поверхности, range image, метод обратных расстояний, «черные дыры», распознавание лиц.

## 1. ВВЕДЕНИЕ

В последнее время 3D модели лиц находят все более широкое применение в системах распознавания изображений лиц. Однако, как отмечается в работах [1, 5, 6, 7], существует ряд проблем. Например, не точно подобранное освещение сканируемого лица, чрезмерно освещенные участки лица или области лица с очень низким освещением (и/или низким контрастом) могут негативно повлиять на реконструкцию 3D формы лица. Это приводит к тому, что на гладких поверхностях лица могут появляться артефакты в виде «выбросов» (шипов и наростов), а на острых формах и резких переходах (кончик носа, надбровные дуги, крылья носа и носогубные складки) могут образовываться провалы в 3D поверхности, называемые «черными дырами» [7].

## 2. ПОЛУЧЕНИЕ ИСХОДНЫХ 3D ФОРМ ЛИЦ

Шаг 1 – сканирование. Положение человека относительно камеры фиксируется в течение нескольких секунд лицо находится на довольно близком расстоянии от камеры и может подсвечиваться (см. рис. 1, а [7]).

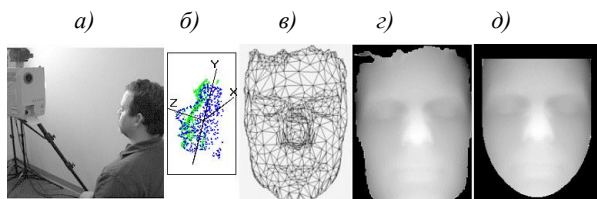


Рис. 1. Процесс получения 3D форм лиц

В результате сканирования области лица получается облако точек  $p_l$ , где  $l=1, 2, \dots, L$ , показанное на рис. 1, б. Значение  $L$  может варьироваться от нескольких сотен до нескольких десятков тысяч. Каждая точка  $p_l$  определяется в пространстве

3D своими координатами  $\{x_l, y_l, z_l\}$ , где  $x$  – координата перпендикулярная оси симметрии лица,  $y$  – параллельная оси симметрии лица, а  $z$  – определяет высоту точки относительно плоскости  $XY$ . Таким образом, облако точек описывается тремя векторами размера  $L$ .

Шаг 2 – связь точек в сетку треугольников. Поскольку переменные  $\{x_l, y_l\}$  представляют собой не связанные между собой координаты на плоскости  $XY$ , размещенные на нерегулярной сетке, то выполняется процедура триангуляции с линейной интерполяцией. Координаты  $z_l$ , определяющие вершины треугольников, создают опорные точки сетки, узлы которой определяют высоту рельефа области лица. Пример такой сетки показан на рис. 1, в [7].

Шаг 3 – перенос координат. Выполняется перенос координат  $\{x_l, y_l\}$  на регулярную сетку и пересчет координат  $z_l$ . Полученные значения проектируются ортографически на регулярную сетку. Вместе с полученными новыми вершинами  $z_l$  они образуют range image (RI) – рис. 1, г.

Шаг 4 – создание RI. RI выравнивается по всем направлениям (с помощью поворота, сдвига и т.д.) и переводится, например, в полутоновое изображение (рис. 1, д).

## 3. ВОССТАНОВЛЕНИЕ 3D ПОВЕРХНОСТИ НА ОСНОВЕ МЕТОДА ОБРАТНЫХ РАССТОЯНИЙ

Триангуляция и связанный с ней пересчет координат  $z_l$  дают очень хорошие результаты точного представления поверхностей лиц в пространстве 3D и в форме RI. Однако для этого необходимо очень большое число треугольников исходной сетки, что неминуемо приводит к высоким вычислительным затратам. Сокращение числа треугольников (и соответственно вычислительных затрат) достигается за счет «адаптивной триангуляции» - размещение большего числа треугольников там, где есть резкие перепады уровня на поверхности лица (области бровей, глаз, носа) и меньшего - в областях с плавными изменениями (лоб, скулы), что показано на рис. 1, в. Возможно построение сетки треугольников только по узлам, которые являются антропометрическими точками, тогда число исходных точек будет не более 80-100. Однако если исходное облако  $\{x_l, y_l, z_l\}$  имеет значительные пропуски «измерений по глубине» от сканера до области лица, то и сетка треугольников будет иметь большие «области пропусков». В результате на поверхности RI появятся «черные дыры», соответствующие этим пропускам информации, которые не позволят получить точной формы поверхности лица. Пример этих ошибок представлен на рис. 2, изображения б и в из [1].

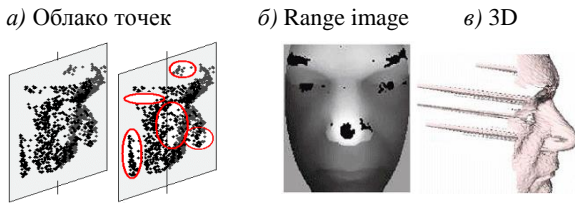


Рис. 2. Проблемы реконструкции RI

Образ, представленный на рис. 2 а), получен из значений  $\{z_l\}$  RI для координат  $x_l$  и  $y_l$  2000 точек, сформированных генератором случайных чисел. Тем самым совершен «обратный переход» от RI к облаку исходных данных. В построенном облаке точек отчетливо видны «рваные края» и значительные пропуски, которые и создают «дыры» на изображениях RI. Отсутствие данных о глубине в изображениях RI приводит к появлению «шипов» с обратной стороны 3D форм лиц. Необходимость устранения «черных дыр» в изображениях RI, которая выполняется, как правило, в интерактивном режиме с помощью сплайн-интерполяции, является одной из особенностей метода триангуляции. Ниже будет показано, что реконструкция поверхности лица по методу обратных расстояний (МОР) может успешно бороться с устранением «черных дыр» в изображениях RI.

Если необходима не сама модель лица, а решение задачи распознавания людей по лицам, представленным в форме 3D, то есть способы построения всей поверхности лица или его частей с последующим их использованием в процессе распознавания [6]. Можно также обойтись без объединения точек  $p_l$  в треугольники, не решая, таким образом, задачу триангуляции вообще. Вместо этого, можно по полученным измерениям  $\{x_l, y_l, z_l\}$ , принадлежащим нерегулярной сетке измерений, сразу построить поверхность 3D с требуемым разрешением (в приложении к RI - с требуемым размером  $M \times N$  этого изображения). Наиболее просто это реализуется в рамках метода «КРИКИНГ» (Kriging) в основе которого лежит метод обратных расстояний (МОР) [4, 9]. Решение задачи переноса данных с сетки нерегулярной на сетку регулярную реализуется в два этапа.

1. Исходной информацией для I этапа являются заданные значения  $\{x_l, y_l, z_l\}$ , представляющие векторы  $X, Y, Z$  размером  $L$  каждый. Целью этого этапа является построение модели  $z_l = f(x_l, y_l)$ . Для достижения этой цели выполняются следующие действия.

1.1. Координаты  $\{x_l, y_l\}$  всех исходных данных представляются вектором  $K$  в комплексной форме:

$$K = X + jY, \text{ где } j = \sqrt{-1}, \quad (1)$$

причем предполагается, что вектор  $K$  не содержит таких данных, что  $k_l \neq k_d$  для  $l \neq d$ . Это условие «некратности данных» является единственным при решении поставленной задачи.

1.2. Формируется матрица  $K$ , размером  $L \times L$ , посредством повторения  $L$  раз полученного вектора  $K$ :

$$K = [K \ K \ \dots \ K]. \quad (2)$$

1.3. Вычисляется дистанция между всеми точками нерегулярной сетки:

$$D = \text{abs}(K - K^T). \quad (3)$$

Заметим, что только при выполнении условия «некратности данных», ранг матрицы  $D$  будет равен ее порядку и возможен переход к следующему шагу алгоритма.

1. 4. Вычисляется вектор параметров регрессии  $B$ , размера  $L$

$$B = D^{-1}Z. \quad (4)$$

2. Целью II этапа является собственно перенос исходных данных (облака) на заданную регулярную сетку размера  $M \times N$ , в результате чего и будет получено RI. Вычисления каждого значения  $I(m, n)$  RI реализуются следующим образом:

$$I(m, n) = \sum_{l=1}^L b_l \cdot |k(n, m) - k_l|, \quad m=1, 2, \dots, M, \quad n=1, 2, \dots, N, \quad (5)$$

где:  $k(n, m) = x_n + jy_m, \quad \forall n=1, 2, \dots, N, \quad m=1, 2, \dots, M;$

$|k(n, m) - k_l|$  – модуль разницы между новыми и старыми координатами;  $x_n = \min(x) + n(\max(x) - \min(x))/(N - 1);$

$$y_m = \min(y) + m(\max(y) - \min(y))/(M - 1); \quad k_l = x_l + jy_l.$$

Решение (5) также достигается при условии «некратности данных»:  $|k(n, m) - k_l| \neq 0, \quad \forall l \neq n \text{ и } l \neq m.$  Алгоритм реализации (5) будет следующим.

2.1. Для векторов  $X$  и  $Y$ , рассчитываются границы координат:

$$\max\_Y = \max(Y); \quad \min\_Y = \min(Y);$$

$$\max\_X = \max(X); \quad \min\_X = \min(X).$$

2.2. Вычисляется шаг дискретизации регулярной сетки с учетом размеров  $M$  и  $N$  для RI:

$$\text{deltaY} = (\max\_Y - \min\_Y) / (M - 1);$$

$$\text{deltaX} = (\max\_X - \min\_X) / (N - 1).$$

2.3. Определяются все значения координат регулярной сетки для заданного размера RI и записываются в соответствующие векторы:

$$X_r = (\min\_X : \text{deltaX} : \max\_X);$$

$$Y_r = (\min\_Y : \text{deltaY} : \max\_Y).$$

2.4. Создается нулевой рабочий массив размера  $M \times N$  для RI:

$$I = [0]_{M \times N};$$

2.5. Для всех текущих значений координат  $m=1, 2, \dots, M$  и  $n=1, 2, \dots, N$  формируется вектор  $X_y$ , состоящий из  $L$  строк координат  $[X_r(n) + jY_r(m)]$  так, что:

$$X_y = \begin{bmatrix} X_r(n) + jY_r(m) \\ X_r(n) + jY_r(m) \\ \dots \\ X_r(n) + jY_r(m) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

2.6. Вычисляются расстояния между новыми и исходными координатами

$$D_{new} = \text{abs}(X_y - K). \quad (7)$$

2.7. Вычисляются значения RI для пикселя  $(m, n)$ :

$$I(m, n) = D_{new}^T B, \quad (8)$$

далее осуществляется выбор нового текущего значения  $m$  и  $n$ , повторяются шаги (6)-(8). Результат приведен на рис. 3.

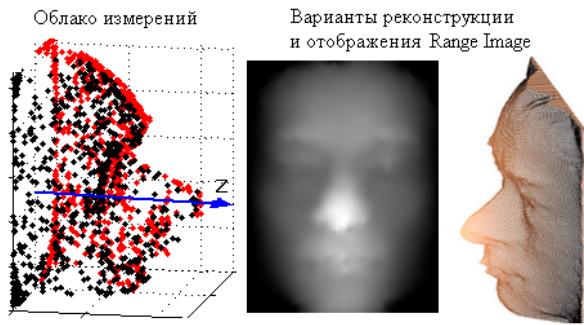


Рис. 3. Перенос данных по предложенному алгоритму

#### 4. ЭКСПЕРИМЕНТЫ

В экспериментах использовались изображения «Texas 3-D Face Recognition Database» [3], а также изображения из цитируемых статей [1, 5, 7, 8]. Все эти изображения показаны на рис. 4 и 5.

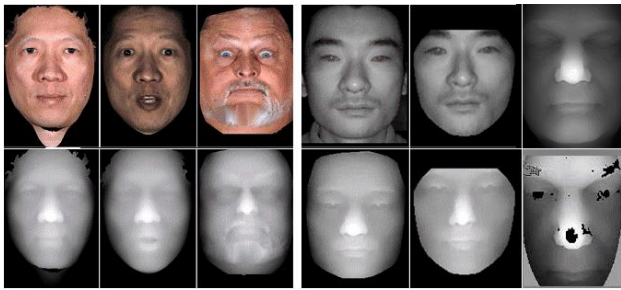


Рис. 4. Примеры изображений

##### 4.1 Реконструкция полного изображения range image

К сожалению, экспериментальные координаты  $\{x_i, y_i, z_i\}$ , создающие облако исходных данных, отсутствовали, поэтому во всех представленных ниже экспериментах эти данные будут создаваться из имеющихся оригиналов – RI.

Значения  $\{z_i\}$  облака исходных данных будем получать из RI для координат  $x_i$  и  $y_i$ , сформированных генератором равномерно распределенных случайных чисел. Координаты  $x_i$  и  $y_i$  в этом случае не являются целыми и, таким образом, принимают значения на непрерывной шкале значений  $1, N$  для  $x_i$  и  $1, M$  для  $y_i$ . Это позволяет получить  $K \gg NM$  различных пар координат, соответствующих нерегулярной сетке в заданных границах. При этом  $z_i$  принимают целые значения, соответствующие пикселю RI с координатами  $x_i$  и  $y_i$ , округленным до ближайшего целого. Для придания значениям  $z_i$  свойств «реальных измерений» накладывается нормальный. На рис. 5, а приведено исходное изображение RI [3, 8] размером  $270 \times 210$  пикселей, а на рис. 5 б – то же изображение, представленное в пространстве 3D.

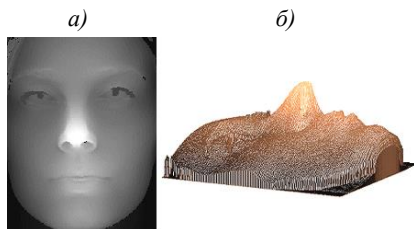


Рис. 5. Две формы представления исходного изображения RI

Стоит отметить прорисовку линий носа, глаз и области рта слева и «грубую зернистость» поверхности 3D изображения справа. Однако видно, что значения  $\{z_i\}$  RI достаточно точно представляют высоту всех точек на правом изображении по всей поверхности 3D. RI не содержит «черных дыр» и поэтому на изображении справа отсутствуют шипы или неопределенные значения.

На основе представленного выше подхода, получим из этого же изображения 550 значений  $\{z_i\}$  для всех вычисленных координат  $\{x_i, y_i\}$  (рис. 6, а). В результате получим облако исходных данных  $\{x_i, y_i, z_i\}$ , в котором координаты  $\{x_i, y_i\}$  размещены на нерегулярной сетке. Выполним обратный перенос координат  $\{x_i, y_i, z_i\}$  на регулярную сетку по МОР. Полученный результат показан на рис. 6, б. При этом для реконструкции всего изображения было использовано только 550 троек координат  $\{x_i, y_i, z_i\}$ . Результат достаточно точно отображает основные формы 3D в RI. Среднеквадратическая ошибка составила величину  $\approx 8$ , а вектор уравнения регрессии содержит всего 550 коэффициентов. В приложении к задаче редукции размерности пространства признаков, сокращение составило более 100 раз (поскольку  $270 \times 210 / 550 \approx 103$ ).

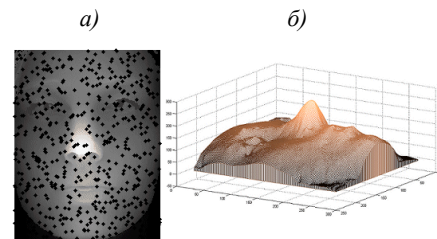


Рис. 6. Выбранные координаты и результат реконструкции

Другой способ сравнения результатов представлен на рис. 7. В верхней строке показаны исходное и реконструированное изображения, а в нижней строке – профили лиц для этих изображений по линии симметрии. По оси X отмечены номера строк RI, а по оси Y – значение пикселя, находящегося на линии симметрии RI. Тонкая линия – профиль лица для исходного изображения, а толстая – для реконструированного изображения. Хорошо видно, что профили идеально совпадают на участках лба, носа, рта и подбородка, несмотря на то, что новое – реконструированное изображение получено всего по 550 координатам, полученным случайным образом. Подобие линий профиля на участках лба, носа и подбородка можно использовать для сравнения двух изображений RI [6].

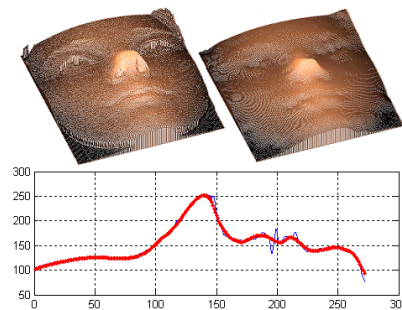


Рис. 7. Исходное изображение RI и результат реконструкции



## 4.2 Реконструкция при наличии «черных дыр»

Стоит отметить, что в принципе можно попытаться улучшить качество реконструкции RI за счет увеличения исходного числа точек  $K$  в облаке измерений, однако практически это трудно осуществить.

Действительно, чем больше число точек облака измерений, тем лучше можно реконструировать поверхность 3D области лица. Но, на практике мы столкнемся со следующими проблемами: при вычислении параметров регрессии (4) необходимо обращать матрицу расстояний  $D$ , порядок которой прямо связан с числом точек  $K$  в облаке измерений; если  $K < 1000$ , что обычно имеет место при моделировании задач реконструкции, то проблем с обращением матрицы нет, однако генерирование  $K$  троек координат  $\{x_i, y_i, z_i\}$  для  $K \approx 1000$  и при условии *некратности данных* в рамках ограниченных размеров  $M$  и  $N$  может вызвать определенные трудности.

Если осуществляется сканирование лица, то  $K \gg 1000$ , и тогда рассматриваемый класс задач уже не решить в рамках предложенного МОР. В случаях, когда  $K \gg 1000$  используются методы реконструкции, основанные на триангуляции. Однако, с другой стороны, этот метод не может быть эффективно использован в случаях, когда физическое сканирование отдельных областей лица сопровождается пропуском измерительных данных для этих областей. Именно в этом случае на поверхности RI появляются «черные дыры». «Латание этих дыр» основано на методах сплайн-интерполяции, но именно здесь возможно применение метода реконструкции, основанного на МОР.

Будем исходить из предположения, что 3D поверхность лица не имеет вертикальных (то есть по оси  $Z$ ) перепадов высот, поэтому в облаке данных не может быть точек с координатами  $\{x_i, y_i, 0\}$  для любых  $i \in L$  [9]. Следовательно, эти точки исключаются из дальнейшего рассмотрения. Кроме того, исключаются координаты, не удовлетворяющие условию «некратности данных». По оставшимся данным выполняется реконструкция RI с использованием МОР.

Пример исходного изображения (RI) с «черными дырами» показан в левом верхнем углу на рис. 9 [1]. «Дыры» на RI выделены черными локальными областями: всего здесь имеется 6 крупных дыр (центр носа, две области глаз и две области над бровями) и 6 мелких дыр. На оригинальном изображении RI проведена вертикальная линия по оси симметрии области лица и по ней определен профиль. В верхней части рис. 9 показано размещение точек с координатами  $\{x_i, y_i\}$  на плоскости  $XY$ , полученных генератором случайных чисел. При этом можно заметить, что некоторое количество точек попало на области «черных дыр». В правой верхней части рисунка показан результат реконструкции RI по координатам  $\{x_i, y_i, z_i\}$ , где  $z_i \neq 0$  и удовлетворяющих условию *некратности данных*. В эксперименте число таких координат было не более 300.

Нижняя часть рис. 9 представляет исходное изображение в форме 3D (слева), на котором выделены края видимых «черных дыр». С правой стороны показан результат 3D реконструкции RI, в котором уже отчетливо виден профиль человеческого лица (область носа и область над верхней губой, глазные ямы, лоб), что совсем не видно на изображении слева.

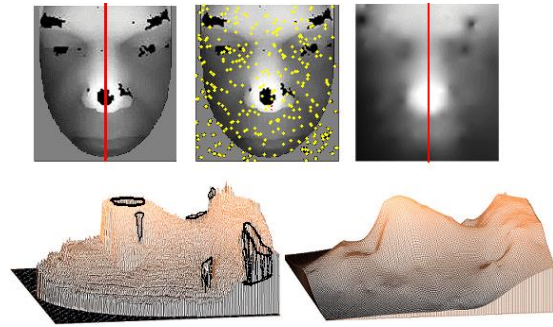


Рис. 9. Исходное изображение и результат его реконструкции

На рис. 10 тонкой линией показан профиль по линии симметрии для оригинала RI. Резкий перепад линии профиля (от 115 до 135) образован наибольшей «черной дырой», находящейся прямо в центре кончика носа на оригинале. Толстой линией показан профиль по линии симметрии для результата реконструкции RI. Видно, что профили линий симметрии практически везде точно совпали за исключением области «черной дыры». Именно в этом месте произошла реконструкция отсутствующей поверхности RI, и толстая линия прошла через реконструированный (предполагаемый) кончик носа. Среднеквадратическая ошибка в данном случае не превышала значения, равного 35.

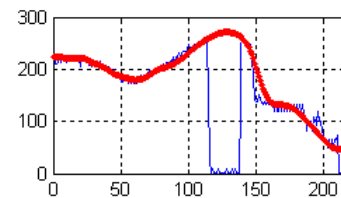


Рис. 10. Профили по линии симметрии RI и реконструкции

Время, затраченное на весь процесс реконструкции RI, составило не более 8с на компьютере Pentium Dual-Core CPU T4200, с тактовой частотой 2ГГц и 3ГБ ОЗУ.

## 5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследования показали, что результат реконструкции RI по МОР не содержит *того количества и того качества* «черных дыр», которые были на исходном изображении, хорошо виден профиль человеческого лица, область носа, глазные ямы, лоб, что совсем не видно на исходном изображении RI, форма области лица по линии симметрии полностью восстановлена. Метод не требует значительных ресурсов. Все перечисленное является очевидным преимуществом предлагаемого метода и определяет возможность его использования на практике для восстановления 3D поверхности лица.

## 6. REFERENCES

- [1] Bowyer K.W., Chang K., Flynn P. A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D + 2D face recognition - Computer Vision and Image Understanding, Vol. 101/1, 2006, p. 1–15.
- [2] Gangwar S., Kumar K. 3D Face Recognition Based On Extracting PCA Methods - International Journal of Engineering Research and Applications, Vol. 2, Mar-Apr 2012, p.693-696.

- [3] Gupta K.R., Castleman M.K., Markey A.C. B., Texas 3D Face Recognition Database, IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, Austin, Texas USA, May 2010, p. 97-100.
- [4] Kukharev G. Przetwarzanie i analiza obrazów cyfrowych – Wydawnictwo Uczelniane Politechniki Szczecińskiej, Szczecin, Poland, 1998, 137 s.
- [5] Kyong C. I., and et. Multiple Nose Region Matching for 3D Face Recognition under Varying Facial Expression - IEEE Transactions on PAMI, Vol. 28, № 10, 2006, p.1695-1700.
- [6] Манолов А.И. и др. Некооперативная биометрическая идентификация по 3D- моделям лица с использованием видеокамер высокого разрешения - [http://gc2009.raphicon.ru/files/gc2009/proceedings/conference/se8/139/139\\_Paper.pdf](http://gc2009.raphicon.ru/files/gc2009/proceedings/conference/se8/139/139_Paper.pdf)
- [7] Srivastava A., Liu X., Heshner C. Face Recognition Using Optimal Linear Components of Range Images – Image and Vision Computing, Volume 24 Issue 3, 2006, p. 291-299.
- [8] Szeptycki P., Ardabilian M., Chen L. A coarse-to-fine curvature analysis-based rotation invariant 3D face landmarking - <http://liris.cnrs.fr/Documents/Liris-4503.pdf> AuthorA.Reference1.
- [9] Shchegoleva N. Facial surface reconstruction in 3D format - Journal of Theoretical and Applied Computer Science. V.6, № 4. P. 37-50.