

## Метод распознавания лиц с использованием трехмерных поверхностей

Б.А. Эчеагарай-Патрон\*, В.И. Кобер\*\*, В.Н. Карнаузов\*\*, В.В. Кузнецов\*\*\*

\* Центр научных исследований и высшего образования, Энсенада, 22860, Мексика

\*\* Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, 127051, Россия

\*\*\* Челябинский Государственный университет, Челябинск, 454001, Россия

Поступила в редколлегию 15.6.2016

**Аннотация**—Распознавание лиц является одной из быстро развивающейся областей обработки изображений и компьютерного зрения. В этой работе предлагается новый метод распознавания и идентификации лиц с использованием трехмерных поверхностей лиц. Предлагаемый метод инвариантен к мимическим экспрессиям лица, а также к изменению положения головы субъекта на сцене. Метод распознавания использует только трехмерные поверхности лиц и не использует информацию о цвете и текстуре изображения лица. Метод основан на конформном отображении поверхностей лиц на риманово многообразие с последующим сопоставлением конформных и изометрических инвариантов, вычисленных в этом многообразии. Приведены результаты распознавания лиц с использованием известных баз данных трехмерных поверхностей лиц, которые содержат широкий спектр мимических экспрессий и изменения положения головы субъектов.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** распознавание лиц, конформное отображение, трехмерная поверхность лица, сопоставление.

### ВВЕДЕНИЕ

Задача распознавания лиц является актуальной из-за его широкого спектра применений, таких как контроль доступа, наблюдение, взаимодействие человека с компьютером, а также систем биометрической идентификации. Несмотря на разнообразие существующих методов, проблема надежного распознавания лиц остается открытой в реальных неконтролируемых условиях съемки. Недавние исследования показали, что распознавание лиц с использованием трехмерной информации (например, облако точек в трехмерном пространстве) может существенно улучшить качество распознавания, особенно в условиях неравномерного освещения. Если входные трехмерные данные поступают от одной камеры, то качество поверхности лица зависит от положения камеры, так как камера имеет ограниченный угол обзора, а изменение точки съемки может существенно изменить композицию сцены. Этот недостаток можно преодолеть, если построить трехмерную поверхность лица, используя методы регистрации данные (облака точек) с различных позиций камеры. Полученные поверхности субъектов распознавания затем сопоставляются с поверхностями базы данных, минимизируя метрику расстояния между ними [1]–[3]. Такой подход к сопоставлению лиц сохраняет чувствительность к экспрессиям лица и значительным изменениям положения субъекта на сцене. Для того, чтобы улучшить качество и ускорить процесс сопоставления поверхностей, часто выделяют особые признаки из этих трехмерных поверхностей [4]–[6]. Интересным решением проблемы сопоставления является выделение геометрических признаков из “жестких” областей поверхности лица, то есть, которые сохраняют всегда свою форму. Такие признаки являются устойчивыми к экспрессиям и частичному закрытию лица [5]–[7]. Известно, что форма глазниц и область носа

почти не меняются при экспрессиях лица в отличие от других частей лица, таких как щеки или рот. В этой работе используются именно эти инвариантные к экспрессиям области для построения эффективного алгоритма распознавания лиц. В качестве геометрического признака алгоритм использует локальную кривизну поверхности в заданных областях. Этот признак обладает высокой дискриминантной способностью и устойчивый к повороту и масштабированию. В дополнении предлагаемый метод использует конформное отображение поверхностей, сохраняющее углы и упрощающее задачу сопоставления поверхностей. Таким образом, алгоритм состоит из следующих шагов: предобработки – фильтрация и сегментация поверхностей; нормализация и выравнивание положения поверхностей, выделение геометрических признаков; конформное отображение поверхности на риманово многообразии; выделение инвариантных к экспрессиям областей и сопоставление признаков в этих областях. Эффективность распознавания лиц с помощью прилагаемого метода показана на реальных базах данных CASIA [8] и Gavab [9].

Статья организована следующим образом: в разделе 1 описан предлагаемый метод лиц по трёхмерным поверхностям, в разделе 2 представлены полученные результаты, и, наконец, раздел 3 суммирует наши выводы.

## 1. МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ ПО ТРЕХМЕРНЫМ ПОВЕРХНОСТЯМ

Так как входные трехмерные данные, как правило, содержат импульсный шум, то вначале применяется медианная фильтрация, которая не меняет значения неискаженных точек в трехмерном пространстве. Затем отфильтрованные данные выравниваются по отношению к данным заданного нейтрального лица. После выравнивания производится сегментация, и вычисляются признаки пространственной кривизны. Входные трехмерные данные состоят из облаков точек областей лица и фона. Для выделения точек только лица выбираем кончик носа, как особую точку, по которой будут выравниваться облака точек всех лиц. Кончик носа имеет максимальное значение выпуклости только на фронтальных изображениях. Для нахождения кончика носа будем использовать дескриптор – индекс формы (ИФ) [10]. Для каждой точки в трехмерном пространстве этот дескриптор принимает значения в интервале  $[0,1]$ : малые значения индекса формы означают, что точки формируют сферическую чашку, а большие значения – сферическую крышку. Например, известны следующие типы форм в зависимости от индекса формы: сферическая чаша (ИФ=0), колея (ИФ=0.25), седло (ИФ=0.5), хребет (ИФ=0.75) и сферическая крышка (ИФ=1). Отметим, что дескриптор формы инвариантен к масштабу.

Кончик носа – выпуклая точка на поверхности лица, что соответствует вершине с индексом форма равным 1. При сравнении двух поверхностей вершина носа выбирается как точка по оси  $z$  с наибольшим значением. Далее оставляются только те точки, которые попадают в сферу с центром, совпадающим с вершиной носа. После удаления фона, данные производится триангуляция и сглаживание. И, наконец, вычисляется среднее значение кривизны поверхности [11]. Следующий шаг алгоритма – параметризация: вычисление соответствия между дискретными триангулированными поверхностями лиц  $\mathcal{X}$  (исходная трехмерная сетка) и гомеоморфной плоской сеткой, в которой каждому узлу исходной трехмерной сетки соответствует пара координат  $(u, v)$  в плоской области  $\mathcal{U}$  (пример показан на Рис. 1).

В этой работе рассматриваемые поверхности не имеют дыр или внутренних границ. Обозначим  $\mathbf{u}_i = (u_i, v_i)$  – двумерное положение  $i$ -го узла поверхности  $\mathcal{X}$  на плоскости  $\mathcal{U}$ . Вектор  $\mathbf{u}$  обозначает вектор-столбец  $(u_1, v_1, u_2, v_2, \dots, u_V, v_V)^T$ , где  $V$  – количество вершин сетки. Обозначим  $\mathbf{e} = [e_{ij}]$  – ребра между вершинами  $u_i$  и  $u_j$  на  $\mathcal{U}$ .

Вначале определим понятие энергия Дирихле [12] как меру искажения отображения  $\mathbf{u}$ . Рассмотрим гладкое отображение  $\mathbf{u}$  простого связанного многообразия  $\mathcal{X}$  с границами на  $\mathcal{U}$ ,

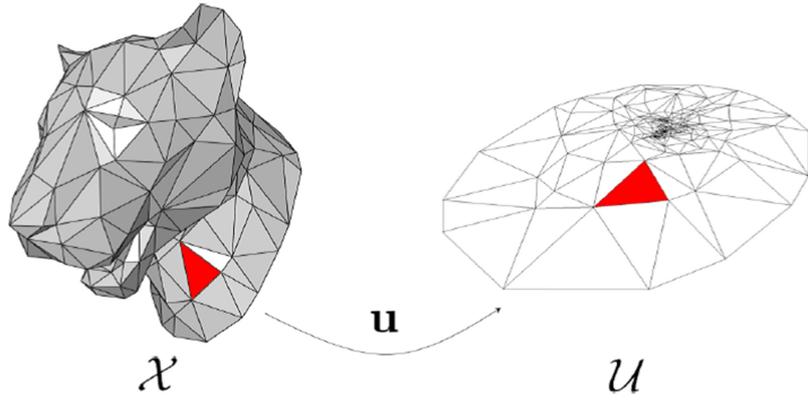


Рис. 1. Параметризация  $u$  отображает каждый треугольник поверхности  $\mathcal{X}$  на плоскую сетку  $\mathcal{U}$  из  $\mathbb{R}^3$  в  $\mathbb{R}^2$ .

тогда его энергия Дирихле определяется как норма  $\mathcal{L}^2$  его градиентов,

$$E_D = \frac{1}{2} \int_{\mathcal{X}} |\nabla u|^2 dA. \quad (1)$$

Отображение является конформным, если энергия Дирихле принимает минимальное значение [13]. Для определения разницы между  $E_D$  и площадью  $\mathcal{A}(u) = \int_{\mathcal{X}} \det(u) dA$ , определим конформную энергию с границами как

$$E_C(\mathbf{u}) = E_D(\mathbf{u}) - \mathcal{A}(\mathbf{u}). \quad (2)$$

Отметим, что отображение  $\mathbf{u}$  является конформным тогда и только тогда, когда эта энергия равна нулю. Для адаптации предыдущих концепций к треугольной сетке  $\mathcal{U}$  должно отображать каждый треугольник поверхности  $\mathcal{X}$  в треугольник на сетке  $\mathcal{U}$ . В этом случае энергия Дирихле может быть записана как

$$E_D(\mathbf{u}) = \sum_{e_{ij}} \frac{1}{4} (\cos(\theta_{ij}) + \cos(\theta_{ji})) (\mathbf{u}_i - \mathbf{u}_j)^2, \quad (3)$$

где  $\theta_{ij}$  и  $\theta_{ji}$  – углы противоположные сторонам, соединяющим  $x_i$  и  $x_j$  на поверхности  $\mathcal{X}$ . В матричной форме можно записать

$$E_D(u) = \frac{1}{2} \mathbf{u}^t L_D \mathbf{u}, \quad (4)$$

где  $L_D$  – разреженная симметричная матрица  $2V \times 2V$ , содержащая только котангенсы, вычисленные на  $\mathcal{X}$ . Площадь параметризации может быть вычислена сложением площадей всех отображенных треугольников на  $\mathcal{U}$ . Так, если пренебречь внутренними краями, общая площадь вычисляется через координаты вершин как

$$\mathcal{A}(\mathbf{u}) = \sum_{e_{ij} \in \partial \mathcal{U}} \frac{1}{2} (u_i v_j - u_j v_i), \quad (5)$$

где ребра  $e_{ij}$  лежат в пределах границ плоской сетки  $\partial \mathcal{U}$ . В матричной виде можно определить матрицу  $\mathbf{A}$  и переписать выражение (5) как  $\mathcal{A}(\mathbf{u}) = \frac{1}{2} \mathbf{u}^t \mathbf{A} \mathbf{u}$ . Эта матрица размером  $2V \times 2V$

элементов является симметричной и сильно разреженной, так как ненулевыми элементами этой матрицы будут только элементы, соответствующие граничным вершинам. Следовательно, конформная энергия  $E_C = E_D - A$  принимает квадратичный вид и может быть записана как

$$E_C(\mathbf{u}) = \frac{1}{2} \mathbf{u}^t L_C \mathbf{u}, \quad (6)$$

где  $L_C = L_D - A$ . В этом случае отображение называется дискретным конформным, если дискретная квадратичная функция энергии  $E_C(\mathbf{u})$  минимальна.

Для решения задачи минимизации конформной энергии, метод дискретной конформной параметризации (спектральной конформной параметризации) [13] ищет обобщенные собственные вектора следующего выражения:

$$L_c \mathbf{u} = \lambda B \mathbf{u}, \quad (7)$$

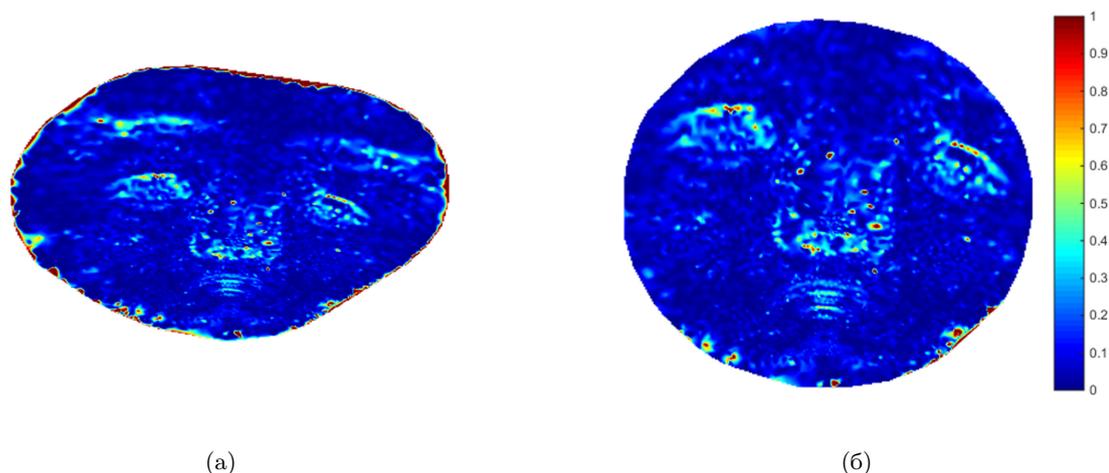
где  $B$  – диагональная матрица размером  $2V \times 2V$  с единичными элементами, соответствующими только граничным вершинам. Задача поиска собственных векторов записывается как задача условной минимизация с заданными ограничениями,

$$\begin{aligned} \mathbf{u}^* = \arg \min_{\mathbf{u}} \mathbf{u}^t L_C \mathbf{u} \\ \mathbf{u}^t B e = 0 \\ \mathbf{u}^t B \mathbf{u} = 1. \end{aligned} \quad (8)$$

Такой подход позволяет найти собственные вектора, не решая напрямую систему линейных уравнений [13]–[15]. Дополнительно, спектральная параметризация максимизирует расстояние между граничными вершинами и барицентром, то есть геометрическим центром сетки. После спектральной параметризации над преобразованными данными применялся простой, но эффективный метод распознавания с обучением на основе метода главных компонент и линейного дискриминационного анализа [16].

## 2. КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

Для выполнения спектральной параметризации в этой работе использовался пакет Matlab Mesh Toolkit [17]. Для тестирования предложенного метода использовалась известная база данных Gavab [9], содержащая трехмерные облака точек лиц с широким спектром мимических экспрессий и положений головы субъекта. Использовались данные 30 субъектов. Для каждого субъекта были взяты два фронтальных снимка с нейтральной экспрессией, три снимка с ярко выраженной экспрессией и четыре снимка с изменением положения головы. В качестве экспрессий рассматривались случайная мимика, смех и улыбка. Повороты влево, вправо, наклон вниз и поднятие вверх характеризовали изменение положения головы в экспериментах. Другая база данных CASIA [8] содержит трехмерные данные с большим изменением положения головы и еще большими экспрессиями лица. Использовались данные также 30 субъектов. Для каждого субъекта были взяты два фронтальных снимка с нейтральной экспрессией, четыре снимка с ярко выраженной экспрессией и четыре снимка с изменением положения головы. Рассматривались субъекты с поворотами (влево, вправо) и наклонами (вверх, вниз) головы на 20–30 градусов. Для обучения алгоритма распознавания использовались две разные выборки из баз данных: выборка, содержащая только лица с нейтральным выражением (Н. выражение); выборка, состоящая из лиц с нейтральным и экспрессивным выражением лица (Н. и Э. выражение). Естественно, что обучающие выборки не входили в тестируемые выборки. На Рис. 2 показан пример преобразования лица с нейтральным выражением из базы данных CASIA



**Рис. 2.** Пример преобразования лица с нейтральным выражением из базы данных CASIA: (а) – исходное изображение лица, (б –) после спектральной параметризации и сегментации (вертикальная шкала – изменения среднего значения кривизны).

с помощью спектральной конформной параметризации и сегментации центральной части лица. Результаты эксперимента (% правильного распознавания) с использованием информации о локальной кривизне, спектральной конформной параметризации и сегментации представлены в Таблице 1. Отметим, наилучшим вариантом для распознавания лиц с экспрессивными

**Таблица 1.** Результаты распознавания лиц с использованием различных баз данных, обучающих выборок, а также предлагаемых способов обработки данных.

База данных	Обучающая выборка	Спектральная параметризация	Локальная кривизна	Выборка тестирования		Распознавание %
				Н. и Э. выражения	Изменение положения	
<b>CASIA</b>	Н. выражение	✓	✓	✓		82.66
	Н. и Э. выражения	✓	✓	✓		90.00
	Н. выражение	✓	✓		✓	87.50
	Н. и Э. выражения	✓	✓		✓	83.33
	Н. и Э. выражения				✓	73.00
<b>Gavab</b>	Н. выражение	✓	✓	✓		96.66
	Н. и Э. выражения	✓	✓	✓		100.00
	Н. выражение	✓	✓		✓	76.66
	Н. и Э. выражения	✓	✓		✓	85.00
	Н. и Э. выражения				✓	75.00

выражениями и изменением положения головы является обучение алгоритма распознавания по данным после спектральной параметризации и сегментации, а также использование информации о локальной кривизне. Отметим, что используемый классический алгоритм [16] без предлагаемой обработки данных на одинаковых выборках обучения и тестирования дает значительно худшие результаты.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложен новый метод распознавания и идентификации лиц, описываемых трехмерными поверхностями. Метод основан на конформном отображении поверхностей лиц на риманово многообразии с последующей сегментацией и сопоставлением конформных и изометрических инвариантов, вычисленных в этом многообразии. Приведены результаты распознавания лиц с использованием двух известных баз данных трехмерных поверхностей лиц, которые содержат широкий спектр мимических экспрессий и изменения положения головы субъектов. Полученные результаты позволяют сделать вывод, что использование спектральной конформной параметризации с последующим выделением инвариантных к экспрессии фрагментов лица позволяют значительно улучшить качество распознавания. В дальнейшем предполагается использовать большие базы данных и упростить способ обучения алгоритма распознавания.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Lee, Y. H., Shim, and J. C. Curvature based human face recognition using depth weighted Hausdorff distance *Proc. ICIP 3* 2004, P. 1429–1432.
2. Mian, A. S., Bennamoun, M., and Owens, R. Keypoint detection and local feature matching for textured 3D face recognition *Int. J. Comput. Vis.* 2008, Vol. 79, No. 1, P. 1–12.
3. Smeets, D., Claes, P., Hermans, J., Vandermeulen, D., and Suetens, P. A comparative study of 3-D face recognition under expression variations *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part C (Applications Rev.)* 2012, Vol. 42, No. 5, P. 710–727.
4. Lu, X., and Jain, A. K. Deformation modeling for robust 3D face matching *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 2008, Vol. 30, No. 8, P. 1346–1357.
5. Al-Osaimi, F., Mohammed Bennamoun, and Ajmal Mian. An expression deformation approach to non-rigid 3D face recognition. *Int. J. Comput. Vis.* 2009, Vol. 81, No. 3, P. 302–316.
6. Alyuz, N., Gokberk, B., and Akarun, L. A 3D face recognition system for expression and occlusion invariance *Proc. BTAS*, 2008, P. 1–7.
7. Queirolo, C. C., Silva, L., Bellon, O. R., and Pamplona Segundo, M. 3D face recognition using simulated annealing and the surface interpenetration measure *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 2010, Vol. 32, No. 2, P. 206–219.
8. <http://biometrics.idealtest.org/>
9. <http://www.gavab.etsii.urjc.es/recursos.html#GavabDB/>
10. Szeptycki, P., Ardabilian, M., and Chen, L. A coarse-to-fine curvature analysis-based rotation invariant 3D face landmarking *Proc. BTAS* 2009, P. 1–6.
11. Meyer, M., Desbrun, M., Schroder P., and Barr, A.H. Discrete differential-geometry operators for triangulated 2-manifolds *Proc. of Vis. Mat.* 2003, P. 35–57.
12. Zeng, W., and Gu, X. D. Surface matching and registration using symmetric conformal mapping *IEEE CAD Graphics* 2009, P. 249–254.
13. Mullen, P., Tong, Y., Alliez P., and Desbrun M. Spectral conformal parameterization *Comput. Graph. Forum* 2008, Vol. 27, No 5, P. 1487–1494.
14. Wang, S., Wang, Y., Jin, M., Gu, X. D., and Samaras, D. Conformal geometry and its applications on 3D shape matching, recognition, and stitching *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 2007, Vol. 29, No. 7, P. 1209–1220.
15. Lévy, B., Petitjean, S., Ray, N., and Maillot, J. Least squares conformal maps for automatic texture atlas generation *ACM Trans. Graphics* 2002, Vol. 21, No. 3, P. 362–371.
16. Belhumeur, P.N., Hespanha, J.P., Kriegman, D.J Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel.* 1997. Vol. 19, No. 7

17. <http://www.dgp.toronto.edu/~ims/software/matlabmesh/>.

## **A method of face recognition using 3D facial surfaces**

**Echeagaray-Patrón B.A., Kober V., Karnaukhov V., Kuznetsov V.**

Face recognition is one of the most rapidly developing areas of image processing and computer vision. In this a new method for face recognition and identification using 3D facial surfaces is proposed. The method is invariant to facial expression and poses variations on the scene. The method uses 3D shape data without color or texture information. The method is based on conformal mapping of original facial surfaces onto a Riemannian manifold followed by comparison of conformal and isometric invariants computed in the manifold. Computer results are presented using known 3D face databases that contain significant amount of expression and pose variations

**KEYWORDS:** face recognition, conformal mapping, 3D facial surface, matching.