

# 基于三维采样点集的人脸识别

周 娟

(西南政法大学刑事侦查学院 重庆 401120) (重庆高校物证技术研究中心 重庆 401120)

**摘 要** 采用基于整体轮廓的提取方法来对三维人脸点集进行重采样表征人脸。首先将三维人脸区域的点集校正到统一的姿态坐标系,并将其转换为深度图,之后计算深度图的一阶和二阶梯度,并设定阈值提取出边界曲线,再找出二维梯度图的边界曲线所对应的三维空间中的曲线点集用来表征人脸,最后用 D-ICP 算法进行配准并进行相似度测量。在欧洲人脸数据库 GAVAB3D 中进行了测试,实验结果表明该方法简便有效。

**关键词** 三维人脸点集,重采样,边界曲线,D-ICP 算法,配准

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

## Face Recognition Based on Sampled 3D Points Clouds

ZHOU Juan

(College of Criminal Investigation, Southwest University of Political Science and Law, Chongqing 401120, China)

(Chongqing Institutions of Higher Learning Center of Forensic Science Engineering and Research, Chongqing 401120, China)

**Abstract** This paper resampled the 3D face points clouds based on its whole contour to characterize the face. Firstly, the points set of 3D face region will be adjusted into a unified attitude coordinates and then be changed into depth images. Secondly, the first and second order of gradient ratio of the depth images will be calculated, also a certain threshold will be set to extract the boundary curves of them, in succession, the corresponding points clouds in 3D space of the 2D boundary curves will be found to characterize the human face. Finally, D-ICP algorithm will be used in model registration step and also the similarity of two models will be measured. The experiments were carried out on the European face database GAVAB3D. And the results indicate that our method is handy and effective.

**Keywords** 3D face points clouds, Resample, Boundary curves, Delaunay-iterative corresponding point (D-ICP) algorithm, Registration

## 1 引言

给定两个三维模型粗略的初始对齐条件,ICP<sup>[1]</sup>算法采用迭代的方式寻求两者之间的刚性变换,并以最小化对齐误差的方式来实现两者在空间几何关系上的配准。这种算法对于三维点集的数目在 2000 以下较为有效且实时性良好,但是对于数目在 2000 以上的点集即便是改进的加速算法 D-ICP<sup>[2,3]</sup>,在时效上也让人难以接受(5000 个点需要 79 秒左右)。对于精度较高的欧洲人脸数据库 GAVAB3D,平均每一个模型含有 3 万个点,人脸区域有一万个点左右,如果采用全部的点集进行人脸表面配准,其迭代运算会非常费时<sup>[4]</sup>。因此,本文采用一种基于整体轮廓的提取方法对三维点集进行重采样来表征人脸以减少数据量,并对其有效性进行测试。

在 Marr<sup>[5]</sup>的视觉理论中,人类视觉对边缘信息更为敏感。同时曲面的区域边缘也是物体形状描述的重要区域。通常人脸除了五官等关键部位轮廓区域外,其他区域变化相对平缓,如果能够得到人脸曲面相对变化情况,便可以得到有关器官轮廓边缘信息。Mohammad H. Mahoor 等<sup>[6]</sup>在 2009 年提出了一种从三维点云中获取人脸的三维脊线图像进行人脸识别的方法。脊线图反映了人脸区域关键的位置信息,比如

眼睛、鼻子、嘴等,然后采用点匹配的方式进行配准和相似度量。由于曲面上一点的高斯曲率较好地反映了其邻域的形状,文献<sup>[7]</sup>提出由高斯曲率判断人脸上的边缘区域轮廓,得到曲面上每一点的高斯曲率,采用两个参数方向高斯曲率平均的算法,得到该点的高斯曲率差分。最后利用高斯曲率求得的人脸参数曲面的曲率分布图得到人脸器官边缘信息。

受以上两种方法的启发,本文设计了基于三维人脸点云计算其深度图的轮廓的方法来进行三维边缘轮廓点集采样。首先对选取的人脸区域进行姿态矫正并转换成深度图,接着对深度图计算一阶和二阶梯度,并确定阈值提取出轮廓曲线,之后对提取的二维轮廓曲线找到对应的三维空间中的曲线点集,最后对重采样的三维曲线点集采用 ICP 算法进行配准并测量相似度。

## 2 预处理

### 2.1 人脸初定位

对于测试数据库 GAVAB3D,人脸相对于摄像机的偏转角度不大,鼻尖的位置其  $Z$  坐标值最小,因此可以  $Z$  坐标值最小的点为鼻尖的位置,取以其为中心,设定半径  $r=900\text{mm}$  的球与人脸表面数据的交集作为人脸感兴趣区域,切割后的

本文受国家自然科学基金项目(11105236),重庆市高校创新团队项目(KJTD201301)资助。

周娟(1983—),女,博士,讲师,主要研究方向为人脸识别、图像检索、人工智能、生物特征识别等,E-mail:zjajf@126.com。

模型是椭圆形的人脸区域。它包括了完整的眼睛、鼻子、嘴等人脸表面的特征。

### 2.2 姿态矫正

人脸姿态在采集的过程中可能出现不同程度的偏转,这样的差别对最终人脸识别的效果会造成不利的影响。为了使不同的模型更加规范化,需要对人脸模型进行较准。对人脸区域的点云数据  $S_m$  做如下变换,算法描述如下:

$$O_m = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} P_i \quad (1)$$

$$C_{cov} = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{N_m} (P_i - O_m)(P_i - O_m)^T \quad (2)$$

$$A = \begin{pmatrix} v_2^x & v_2^y & v_2^z \\ v_1^x & v_1^y & v_1^z \\ v_3^x & v_3^y & v_3^z \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$P_i' \leftarrow A \times (P_i - O_m) \quad (4)$$

其中,  $O_m$  是人脸点云  $S_m$  的中心;  $P_i \in S_m$ ;  $N_m$  是  $S_m$  的数目;  $C_{cov}$  是  $S_m$  的协方差矩阵;  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$  以及  $v_1, v_2, v_3$  是  $C_{cov}$  的 3 个特征值及对应的特征向量;  $P_i'$  是校正后的点。

由于人脸在采集的时候有一定的偏转,因此鼻尖初步的定位不是很精确,校正以后人脸拥有一个接近正面的姿态,因此可以再次精确定位鼻尖的位置,重新选取感兴趣的区域作为研究对象,设定的半径要比初定位的时候(90mm)小一点,本文选取  $r=85\text{mm}$  作为半径再次切割人脸并进行姿态调整。为了对比两次校正以后人脸姿态的变化,我们对校正后的人脸  $P_i'$ ,以  $yz$  平面作为对称面计算它的镜像人脸  $P_i''$ 。

将两次校正后的人脸及其镜像人脸放在同一个坐标中,如图 1 所示,我们可以看到经过两次姿态校正以后,人脸及其镜像人脸基本上是重合的。校正后的人脸在姿态坐标系的位置如图 2 所示。

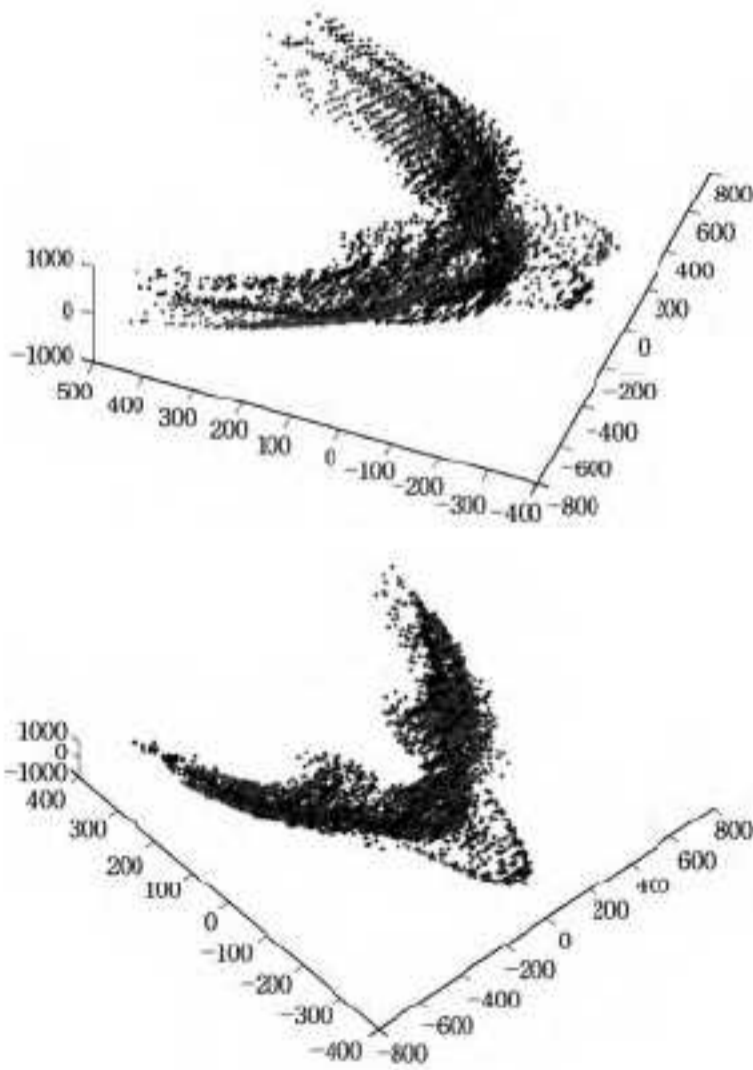


图 1 两次姿态校正比较示意图

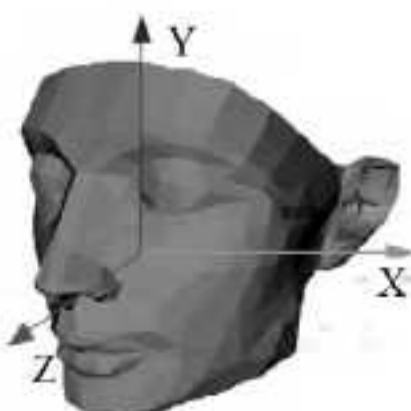


图 2 人脸姿态坐标系示意图

## 3 深度图轮廓提取

### 3.1 深度图转换

对人脸点云如图 2 所示的  $X$  轴和  $Y$  轴进行整数插值,构建横坐标和纵坐标。将  $Z$  坐标的值作为深度图的像素值。假定人脸点云的采样分辨率是  $1\text{mm}$ ,则具体操作如下:

1) 计算  $M=(X_{\max}-X_{\min}), N=(Y_{\max}-Y_{\min})$ ,因此可以构建规则的  $M \times N$  的网格。

2) 对每一点  $(X_i, Y_i, Z_i)$  计算  $(X_i - X_{\min}, Y_i - Y_{\min})$ , 并进行取整运算得到  $(m, n)$ , 其中  $m \leq M, n \leq N$  且都为整数。

3) 由于人脸的  $z$  坐标值反映的是与摄像机距离的远近,因此可以计算  $255 \times \frac{Z_i - Z_{\min}}{Z_{\max} - Z_{\min}}$  并进行取整运算,作为坐标位置的像素值。从而得到的深度图,如图 3(a) 所示。

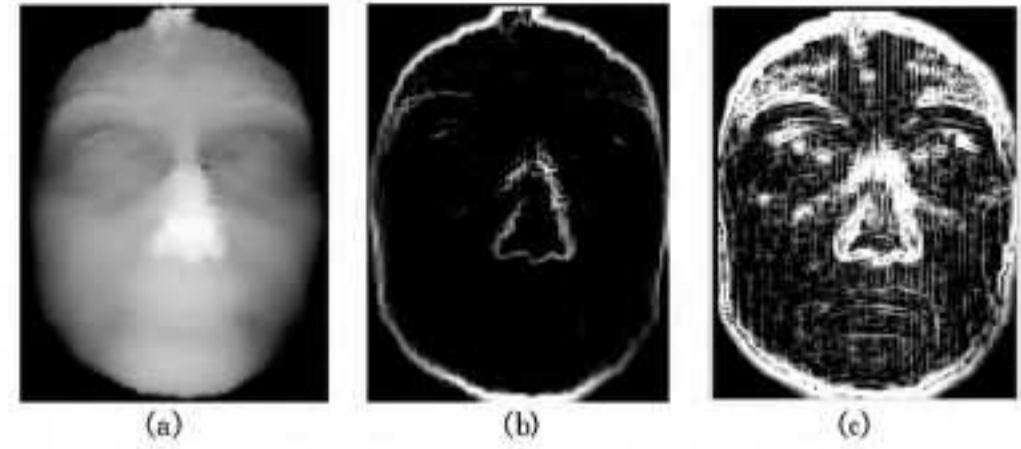


图 3 深度图的一阶和二阶梯度图

### 3.2 深度图梯度计算

由于深度图的像素值是由人脸的  $Z$  轴坐标确定的,因此人脸的一些轮廓在深度图的像素值变化中可以体现出来,本文采用 Sobel 算子<sup>[5]</sup>计算深度图  $D$  的垂直梯度  $D_M$  和水平梯度  $D_N$ ,以及梯度模。

$$D_M(m, n) = D(m+1, n-1) - D(m-1, n-1) + D(m+1, n+1) - D(m-1, n+1) + 2(D(m+1, n) - D(m-1, n)) \quad (5)$$

$$D_N(m, n) = D(m-1, n+1) - D(m-1, n-1) + D(m+1, n+1) - D(m+1, n-1) + 2(D(m, n+1) - D(m, n-1)) \quad (6)$$

$$G_D^1(m, n) = \sqrt{D_M(m, n)^2 + D_N(m, n)^2} \quad (7)$$

对得到的梯度模  $G_D^1$  按照式(5)至式(7)再次求得二阶梯度模  $G_D^2$ ,如图 3 所示,(a)是人脸的深度图,(b)是求得的一阶梯度图,(c)是二阶梯度图。从中可以看出,一阶和二阶梯度图有较大的差异。

## 4 三维轮廓提取及配准

### 4.1 三维轮廓提取

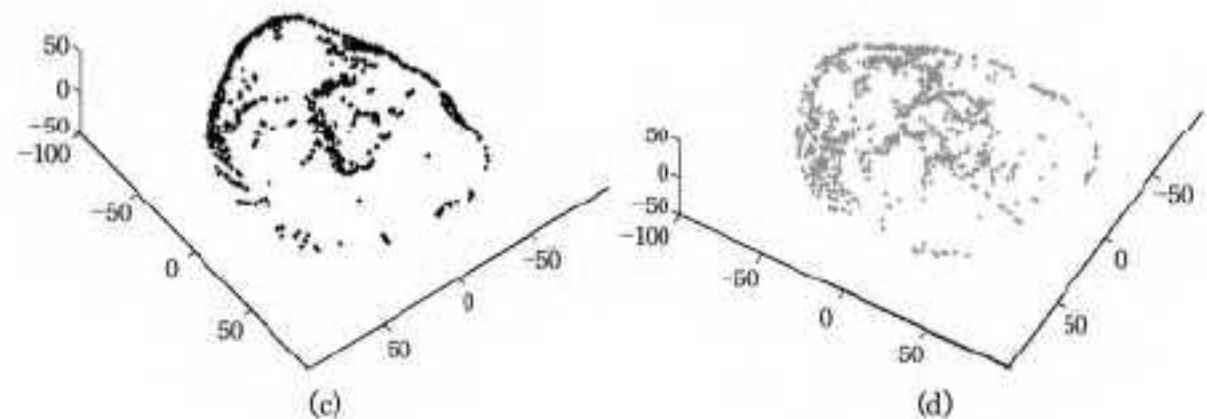
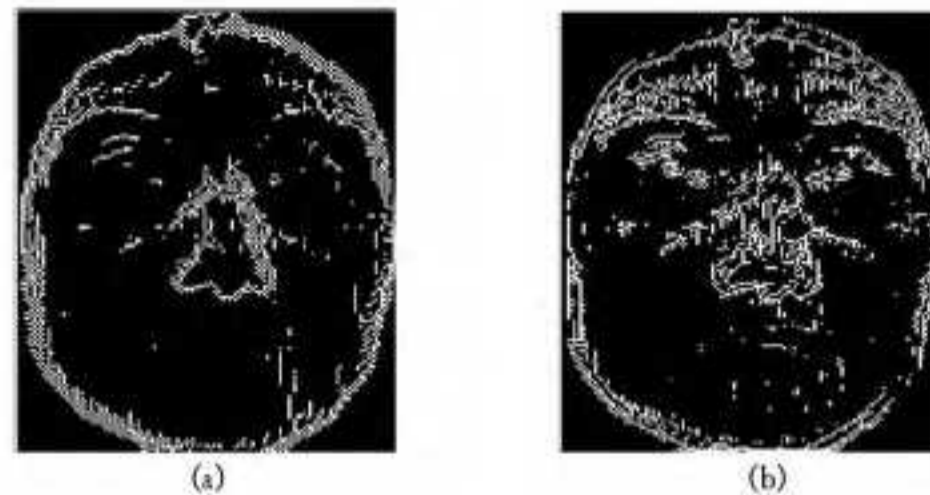


图 4 二维边界采样三维点集图示

由于得到的梯度图是像素值从 0 到 255 的灰度图,因此,可以设定阈值转换为二值图,得到我们想要的边界信息,实验中对一阶梯度图设阈值为 50,二阶梯度图设阈值为 140,由此得到深度图的二维边界,如图 4(a)、(b)所示。接下来根据坐标对应关系可以在人脸点云数据中进行采样,每个模型对应二维边界的采样坐标点数大概在 2000 左右,如图 4(c)、(d)所示。

#### 4.2 配准算法及距离度量

本文采用改进的迭代对应点 (Delaunay-Iterative Corresponding Point) 匹配算法对两个模型进行配准。D-ICP 法实质上是基于最小二乘法的最优匹配方法,它重复进行“确定对应关系点集—计算最优刚体变换”的过程,直到某个表示正确匹配的收敛准则得到满足。

利用 D-ICP 精细配准后,两个点集已经最大程度地趋向于某个空间区域,人脸点云在形态上有着相似的分布状态,但是由于它们的排列是杂乱无序的,计算每一个目标点与模型点集每个点的距离然后选取最近距离会非常费时,因此我们选择在模型点集中距离目标点  $A_i$  小于某一个特定的距离  $d$  的子集中寻找最近点。如果不存在这样的点就忽略掉,同时设定  $p=p-1$ ,最后对单向 Hausdorff 距离<sup>[6]</sup>再做如下改动并定义为 MHD。

$$MHD = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \min(\|A_i - b\|), (a \in A, b \in B) \quad (8)$$

### 5 实验结果及分析

#### 5.1 测试数据库介绍

本实验采用欧洲人脸数据库 GAVAB<sup>[8]</sup>。该数据库包含 61 个人(45 名男性,16 名女性),每个人采集 9 幅不同姿态不同表情的人脸三维点云(其中 2 幅正面无表情、3 幅正面带表情、2 幅正面向上和向下、2 幅侧面)。该数据库示例图像如图 5 所示,每一幅模型人脸区域大约有 10000 多个点来表示。除去每个人的 2 幅侧面图像,采用其余接近正面的每个人 7 幅图像进行测试。将每一个人的第一幅正面无表情图片作为模型数据库,其他人脸与之配准进行分类识别。

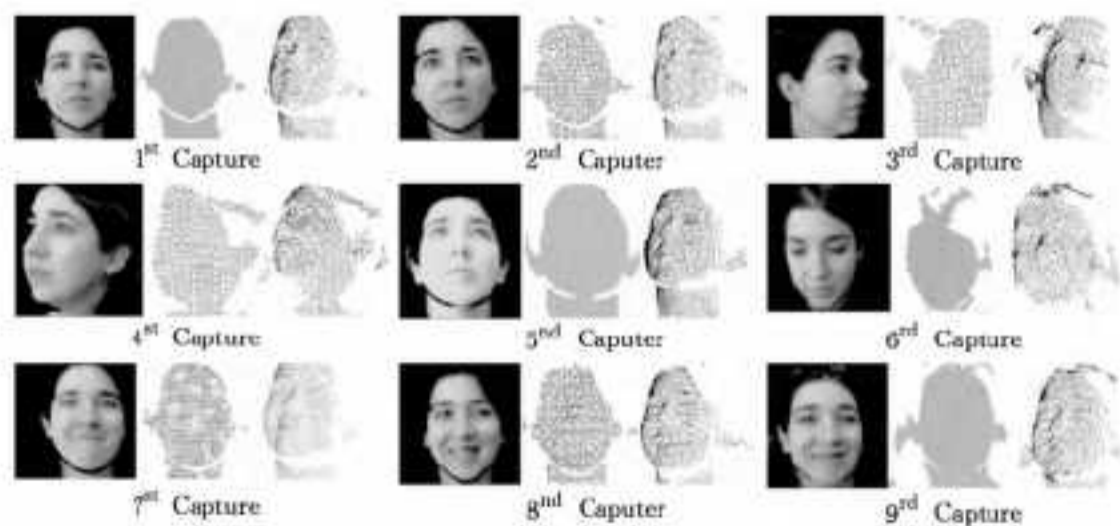


图 5 GAVAB 数据库示例

另外,为了对比采样数据对欧洲人脸和亚洲人脸的作用效果,本文还采用了亚洲人脸数据库 CASIA3D<sup>[11]</sup>,该数据库含有 123 个人,每人 37 到 38 幅图片,包含不同姿态不同表情。该数据库中每个模型人脸区域包含的坐标点数和 GAVAB 数据库的规模相差无几,该数据库中采用前 61 个人进行测试。

#### 5.2 结果及分析

(一)对于 GAVAB 数据库进行测试,识别率参见表 1 中的数据。

表 1 GAVAB 数据库识别率对比(61 人)

人脸表情	识别率(%)		文献[6]
	一阶梯度采样	二阶梯度采样	
正面无表情	96.7	95.2	93.5
正面微笑	90.4	87.3	83.6
正面大笑	67.4	65.4	63.4
正面随意	95.2	93.6	68.9
向上抬头	88.2	88.9	88.6
向下低头	83.7	79.3	85.3

由表 1 可以得出结论:

- (1)本文提出的一阶梯度采样点集和二阶梯度采样点集对正面无表情的人脸的识别效果最好,可以达到 95% 以上。
- (2)一阶梯度采样点集和二阶梯度采样点集对不同姿态和表情的识别效果没有太大的差别。它们都可以在一定程度上表征人脸的特征。
- (3)对于表情为大笑的人脸识别效果最差,因为此时人脸的面部肌肉变化较大,采集到的点集形态变化也最大,因此与基于正面无表情的模板之间差别就越大。

(二)不考虑姿态和表情,对 GAVAB 数据库和 CASIA3D 数据库总体识别效果进行测试,识别率参见表 2 中的数据。

表 2 不同数据库识别率对比(61 人)

人脸点云的采样方式	GAVAB 数据库	CASIA3D 数据库
	识别率	识别率
一阶梯度采样	79.16	70.52
二阶梯度采样	75.72	69.1

由表 2 我们可以得出结论:

- (1)一阶梯度采样点集和二阶梯度采样点集对欧洲人脸的识别效果比对亚洲人脸的识别效果更好。
- (2)一阶梯度采样点集比二阶梯度采样点集对欧洲人脸的识别效果要好一点,但是对亚洲人脸的识别效果,这两种采样方式几乎没有差别。因为欧洲人的脸部特征比亚洲人的脸部特征要显著,所以其一阶梯度和二阶梯度之间的差异相对要大一些。
- (3)对比表 2 可以发现,对于正面无表情的人脸,本文提出的方法识别率较高,对于表情变化比较大的人脸识别效果欠佳,所以导致整体识别率不是太高(对亚洲人脸的识别率在 70% 左右,对欧洲人脸的识别率在 80% 左右)。

结束语 本文提出的采样方法与文献[6]相比,对正面无表情、正面微笑以及表情为随意的人脸识别效果较好,其他表情或姿态的人脸,效果相差不大。对带有表情的人脸鲁棒性欠佳,从而导致整体识别率有所下降。这种基于二维深度图梯度曲线得到三维空间中对应点集的方法相比而言容易实现,可以作为一种有效的数据重采样方法。

#### 参考文献

- [1] Dorai C, Weng J, Jain A. Registratio and Integration of Multiple Object Views for 3D Model Construction[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(1): 457-464
- [2] 徐东艳, 孟晓刚. MATLAB 函数库查询词典[M]. 北京: 中国铁道出版, 2006: 139-151
- [3] 贝尔赫, 等. 计算几何—算法与应用(第二版)[M]. 邓俊辉, 译. 北京: 清华大学出版社, 2005: 206-233

(下转第 173 页)

表 1 结果表明,本文方法的时间耗费更接近 RACM 方法,远优于 NC 方法,也优于最近报道的快速三维 Otsu 方法<sup>[12]</sup>。但实验表明,RACM 方法分割上述图像平均在 100 次迭代后结束,且其结果在某种程度上劣于本文方法。总体上,本文方法对一般  $256 \times 256$  大小的图像平均分割时间不超过 15 秒,基本可满足工程实时分割的需要。从运行时间的角度来说,本文所提出的 hDDF 方法具备合理性和有效性。

结束语 针对图像分割中的最优阈值自动选择问题,引入动态数据场的思想,提出了融合灰度和纹理特征的新方法。将特征空间上的像素视作数据场的质点,通过质点数据力场作用下的自适应迁移实现最优阈值搜索。各类图像分割实验表明,本文方法获得了良好的分割性能,同时能够迅速收敛,运行耗时在可接受的范围内,能满足工程应用需求,适合于大多数图像的分割。

### 参 考 文 献

[1] 邹小林,冯国灿.基于视觉感知和等周割的二维阈值分割算法[J].计算机科学,2013,40(6):303-307

[2] 刘哲,宋余庆,宋收珊.多元 Chebyshev 正交多项式混合模型及其在医学图像分割中的应用[J].计算机科学,2013,40(2):279-283

[3] 王娴,周宇,云挺,等.基于 Curvelet 变换的荻草细胞图像分割[J].计算机科学,2012,39(11):277-279

[4] 刘健庄,栗文青.灰度图像的二维 Otsu 自动阈值分割法[J].自动化学报,1993,19(1):101-105

[5] Gong Jian, Li Li-yuan, Chen Wei-nan. Fast recursive algorithm for two-dimensional thresholding [J]. Pattern Recognition, 1998,31(3):295-300

[6] 吴一全,张金矿.基于改进的二维最大熵及粒子群递推的图像分割[J].计算机辅助设计与图形学学报,2008,20(10):1338-1344

[7] 聂方彦,高潮,郭永彩.灰度图像二维最小类方差递推及差分演化的快速分割[J].计算机辅助设计与图形学学报,2010,22(11):1867-1873

[8] 吴涛,秦昆,区磊海,等.图像二维阈值分割的数据场方法[J].华南理工大学学报:自然科学版,2010,38(11):128-134

[9] 李娜,李元香.基于自适应粒子群算法和数据场的图像二维阈值分割[J].计算机辅助设计与图形学学报,2012,24(5):628-635

[10] 景晓军,李剑峰,刘郁林.一种基于三维最大类间方差的图像分割算法[J].电子学报,2003,31(9):1281-1285

[11] 范九伦,赵凤,张雪峰.三维 Otsu 阈值分割方法的递推算法[J].电子学报,2007,35(7):1398-1403

[12] Wang Na, Li Xia, Chen Xiao-hong. Fast three-dimensional Otsu thresholding with shuffled frog-leaping algorithm [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(13): 1809-1815

[13] 林正春,王知衍,张艳青.最优进化图像阈值分割算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2010,22(7):1201-1206

[14] Lin Zhen-chun, Wang Zhi-yan, Zhang Yan-qing. Image thresholding using particle swarm optimization [C]//Proceedings of International Conference on MultiMedia and Information Technology. IEEE, Three Gorges, USA, 2008: 245-248

[15] Zhao Xin, Lee M-E, Kim S-H. Improved image thresholding using ant colony optimization algorithm [C]//Proceedings of the 2008 International Conference on Advanced Language Processing and Web Information Technology. IEEE Computer Society, Dalian, China, 2008: 210-215

[16] Wu Tao, Qin Kun. Data field-based mechanism for three-dimensional thresholding [J]. Neurocomputing, 2012, 97c: 278-296

[17] Ilea D E, Whelan P F. Image segmentation based on the integration of color-texture descriptors-A review [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(10/11): 2479-2501

[18] 刘宁宁,田捷,胡志刚,等.基于神经网络的纹理和灰度信息融合方法[J].软件学报,1999,10(6):575-580

[19] 袁宝峰,吴乐华,曾伟.基于纹理与灰度协同进化的图像分割算法[J].计算机应用,2009,29(1):54-58

[20] Hideyuki T, Shunji M, Takashi Y. Textural Features Corresponding to Visual Perception [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1978, 8(6): 460-473

[21] 赵海英,徐光美,彭宏.纹理粗糙度量算法的性能比较[J].计算机科学,2011,38(6):288-293

[22] Rosin P L. Unimodal thresholding [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(11): 2083-2096

[23] Li De-yi, Du Yi. Artificial intelligent with uncertainty [M]. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2007

[24] Hoang M A, Geusebroek J-M, Smeulders A W M. Color texture measurement and segmentation [J]. Signal Processing, 2005, 85(2): 265-275

[25] Shi Jian-bo, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-906

[26] Zhang Kai-hua, Zhang Lei, Song Hui-hui, et al. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method [J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(4): 668-676

(上接第 149 页)

[4] 蒋成成,胡同森,周维.一种改进的迭代最近点算法[J].计算机系统应用,2009,8:84-89

[5] Marr D. A theory of cerebellar cortex [J]. Journal of Physiol, 1969, 202: 437-442

[6] Mahoor M H, Abdel-Mottaleb M. Face recognition based on 3D ridge images obtained from range data [J]. Pattern Recognition, 2009, 42: 445-450

[7] 刘小宁.基于三维模型的人脸识别研究[D].2006:53-92

[8] <http://gavab.escet.urjc.es/recurso-en.html>

[9] 林庆,马伟阳,单平平,等.眼睛遮挡下的正面人脸识别[J].计算机科学,2011,8:48-52

[10] 杨荣根,任明武,杨静宇.基于稀疏表示的人脸识别方法[J].计算机科学,2010,9:17-21

[11] <http://www.cbsr.ia.ac.cn/china/3DFace%20Databases%20CH.asp>