

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)05-0850-07

论文索引信息: 麻宏静, 张德同, 冯筠, 耿国华. 基于相对角分布聚类和支持向量机的 3 维人脸特征点匹配技术的研究 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 850-856

基于相对角分布聚类和支持向量机的 3 维人脸特征点匹配技术的研究

麻宏静, 张德同, 冯筠, 耿国华

(西北大学信息科学与技术学院, 西安 710127)

摘要: 人脸特征点自动定位及对应点匹配是计算机视觉和模式识别领域一个非常热门的研究方向, 应用领域包括图像配准、对象识别与跟踪、3 维重建、立体匹配等。通过相对角直方图分布和 K 均值聚类确定脸部特征点的聚类点集, 再利用几何信息提取聚类点集的特征, 进而采用支持向量机分类最终从点集中分离出 39 个脸部特征点。实验结果表明, 此混合提取方法比单纯使用 RAC 得到了更好的匹配准确率, 在给定的距离阈值范围内, 50% 的特征点定位准确率达到 100%。

关键词: 相对角度分布; 支持向量机; 特征点定位; K 均值聚类

Three-dimensional facial feature points matching based on K-means clustering of relative angle context distribution and support vector machine

Ma Hongjing, Zhang Detong, Feng Jun, Geng Guohua

(School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127 China)

Abstract: Feature points searching or point correspondence matching is a challenge in computer vision and pattern recognition, which is very important prerequisite for many 2D/3D applications such as image registration, object recognition and statistical model construction. In this paper, we propose an algorithm for facial feature points matching among 3D point cloud models. Specifically, the surface points are clustered based on relative angle context (RAC) features, and then the geometric features of the clustered points are extracted. Afterwards, supported Vector Machine based classification is employed for final accurate correspondence location. The experimental results demonstrate that our algorithm achieves better performance than RAC algorithm proposed. Within the confines of a given distance threshold, the accuracy rates of 50% feature points have even reached to 100%.

Keywords: relative angle-context distributions; support vector machine; feature points locating; K-means

0 引言

特征点是 2 维图像或者 3 维模型上有意义可辨识的关键位置, 特征点定位和匹配在人脸识别、人脸

模型配准、表情识别、脸部动画、头部图像压缩及重构等领域有着广泛应用。随着 3 维采集系统的快速发展, 3 维人脸模型也越来越容易获得, 相关应用领域包括对象识别与跟踪、立体匹配, 医学领域的器官分割、器官生长测量、整形外科手术等。它是统计

收稿日期: 2009-08-27; 修回日期: 2010-06-12

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60736008); 国家自然科学基金项目(60873095)。

第一作者简介: 麻宏静(1985—), 女。西北大学计算机软件与理论专业硕士研究生, 主要研究方向为图形图像处理 and 模式识别。E-mail: mahongjing@163.com。

变形模型和基于模型分割的基础,因此也成为近些年来研究的热点。

严格来说,特征点应该满足以下两个方面,第一,特异性,即它与邻近点的差别比较大;第二,稳定性,即不同的样本中同一个特征点应具有基本相似的几何或纹理特征。人脸特征定位通常是后续步骤(如统计建模、人脸识别、人脸动画等)的关键基础。

经过多年的研究,2维人脸特征点定位已有不少经典算法^[1-2],3维人脸特征点定位已成为近年来研究的热点。Wang等人^[3]将射流束从2维人脸图像特征点的提取扩展到3维。Zhang等人^[4]提出首先基于形状索引分割出感兴趣的脸部特征区域(内眼角、外眼角、鼻尖等),然后再通过统计形状模型选择特征区域,距离特征区域中心最近的点为特征点。此方法的优点是对姿势的改变具有不敏感性,但其要求脸部旋转幅度不能太大,否则就会影响定位的准确度。Feng等人^[5]在3维点分布模型上提出通过计算模型上点的相对角度分布,然后通过比较点的相对角度分布的相似性找到两个模型的对应点。此算法的对应点匹配具有高效性和强壮性,但找到的匹配点通常在某个范围内,不能够精确匹配。Xu等人^[6]用层次过滤的方法结合局部特征定位鼻尖,此算法虽然可以自动检测人脸的关键特征点,但此算法只能定位位置比较特殊的鼻尖。李晓莉等人^[7]在3维点分布模型上定位了鼻尖及左、右内眼角特征点,此方法首先利用先验知识确定几何约束,选出特征点候选集,然后结合曲率信息精确的定位特征点。

在Feng等人研究的基础上,提出一种基于相对角分布聚类及支持向量机(SVM)的特征点定位方法,首先利用相对角分布(RAC)^[5]和K均值聚类算法得到样本上某特征点的聚类点集合,然后进一步提取点集的局部几何特征,接着利用支持向量机分类方法从点集中分离出精确的特征点,达到精确定位特征点的目的。实验表明,在3维人脸上,取得了很好的特征点定位结果,在距离阈值为30时,有50%特征点的定位准确率达到了100%。

1 基于相对角分布直方图的K均值聚类

对于一个脸部表面模型 R 的任意一个点 v_i ,可计算 v_i 的第 j 个相对角 $R\text{Ang}_{ij}(1 \leq j \leq N, i \neq j)$ 。将

$[0, 2\pi]$ 划分为 x 部分($x = 36$),对于所有的 $R\text{Ang}_{ij}$,统计每部分中包括的点的个数,统计结果即为点 v_i 的相对角分布直方图。由于篇幅有限,详细算法可见文献^[5]。一个人脸样本“鼻尖”的相对角分布直方图如图1所示。图2显示了22个样本特征点“左眼中”和“右眼中”叠加的相对角度分布直方图,红色表示“左眼中”,蓝色表示“右眼中”。从图中可看出不同样本的对应特征点的直方图非常相似,而不同特征点的直方图具有很大的差异性。

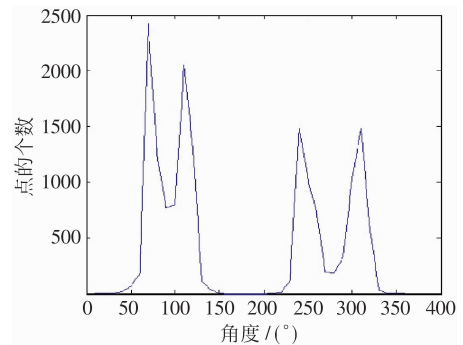


图1 特征点“鼻尖”的相对角直方图

Fig. 1 The RACD curve of "Nose tip"

脸部特征点可分为轮廓特征点与器官特征点两类^[8],根据MPEG-4特征点的定义标准,本文共定义了39个脸部特征点,如图3所示。其中绿色点为轮廓特征点,共31个,红色点为器官特征点,共8个。这些特征点的具体描述如表1所示。

假设面部模型有 K 个特征点,标准模型 m 的特征点角度直方图集合为 $h_i(m), i = 1, 2, \dots, K$,每个 $h_i(m)$ 代表模型 m 上第 i 个特征点对应的直方图变量,令 N_i 是第 i 个特征点的聚类个数。待定位特征点样本 M 的角度直方图集合为 $h_j(M), j = 1, 2, \dots, L$,其中 L 为样本 M 上点的个数,每个 $h_j(M)$ 代表模型 M 上第 j 个点对应的直方图变量。在模型 M 上确定第 i 特征点的聚类点的步骤如下:

1) 计算 $h_i(m)$ 与 $h_j(M)$ 的相似度 $sf_{i,j}(M)$ ^[9], $j = 1, 2, \dots, L$ 。

2) 重复1),直到计算完模型 M 上 L 个点与模型 m 上的第 i 个特征点的相似度。

3) 对计算的模型 M 的所有点与标准模型 m 上第 i 个特征点的相似度 $sf_{i,1}(M), sf_{i,2}(M), \dots, sf_{i,L}(M)$ 由小到大排序。

4) 选择相似度最大的 N_i 个点作为模型 M 上第 i 个特征点的预匹配点。

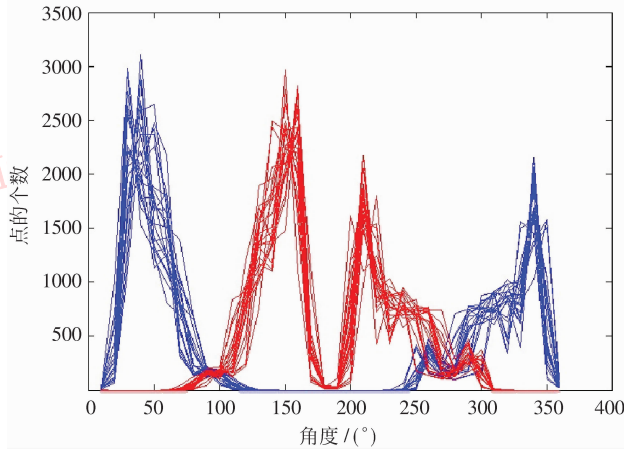


图 2 “左眼中”和“右眼中”叠加的特征点相对角直方图
Fig. 2 The RACD curves of “right eye center” and “left eye center” for all samples

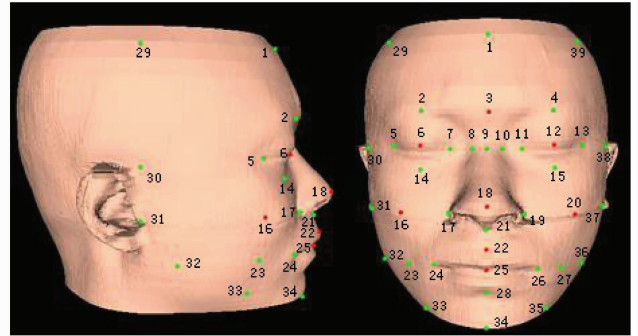


图 3 特征点标准

Fig. 3 The standard of feature points

表 1 特征点描述及聚类个数

Tab. 1 The description of feature points and number of clusters

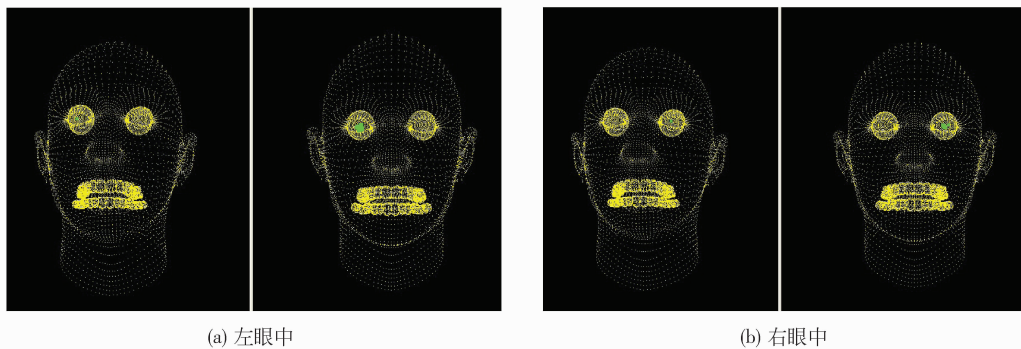
序号	特征点描述	聚类个数	序号	特征点描述	聚类个数	序号	特征点描述	聚类个数	序号	特征点描述	聚类个数
1	额中	10	11	左眼右角	10	21	鼻基	10	31	右耳前下	10
2	右眉中	100	12	左眼中	10	22	人中	10	32	右脸颊侧	10
3	双眉中	10	13	左眼左角	60	23	右脸颊中下	10	33	下巴右	10
4	左眉中	10	14	右眼中下	10	24	右嘴角	10	34	下巴中	10
5	右眼右角	10	15	左眼中下	10	25	嘴唇中	10	35	下巴左	10
6	右眼中	50	16	右脸颊中	10	26	左嘴角	10	36	左脸颊侧	10
7	右眼左角	10	17	右鼻翼	10	27	左脸颊中下	10	37	左耳前下	50
8	右泪点	10	18	鼻尖	10	28	嘴唇下	10	38	左耳前上	60
9	鼻根点	10	19	左鼻翼	10	29	额头右	10	39	额头左	10
10	左泪点	50	20	左脸颊中	10	30	右耳前上	10			

利用上述算法就可以将与标准模型 M 的特征点具有相似性的点聚在一起,作为特征点的预匹配结果。

经过实验发现,在训练集合中,不同类型的特征点能够达到 100% 正确率的聚类点集的数目有所不同。特异性和稳定性较好的特征点,定义 10 个以内

的聚类点集就可以达到 100% 的正确率,例如鼻尖、左鼻翼、右鼻翼、嘴角等特征点;而特异性和稳定性较差的点,往往需要更多的聚类点数据,例如右耳前下、右耳前上点等特征点。表 1 给出了所有 39 个特征点的聚类个数。

图 4 显示了某样本的“左眼中”和“右眼中”特



(a) 左眼中

(b) 右眼中

图 4 左眼中和右眼中的特征点聚类结果

Fig. 4 The result of clustering for “left eye center” and “right eye center”

征点的聚类点集。如图所示并经过实验发现,通过K均值聚类,大部分候选对应点都分布在目标特征点附近。下一步的任务就是从这些候选点集中分离出精确的特征点。

2 特征提取和支持向量机分类

如上节所述,在进行K均值聚类之后,特征点的聚类点集都分布在特征点的邻域,因此局部几何特征应该起到关键作用^[10]。本文将精确点匹配视为模式分类问题,提取3维点的法向量、曲率和EE^[6]的均值与方差共计7维的局部几何特征进行精确匹配。

2.1 提取法向量和曲率特征

模型上的任意一点 v_i ,首先找到与这一点相邻的所有面片 f_1, f_2, \dots, f_l ,计算出 f_1, f_2, \dots, f_l 的法向量 n_1, n_2, \dots, n_l ,则 v_i 的法向量为

$$n = n_1 + n_2 + \dots + n_l \quad (1)$$

为了提取表面点的曲率,通过点 v_i 周围 S 个点拟合二次曲面,计算此曲面的高斯曲率和平均曲率^[11]作为点 v_i 的曲率。

二次曲面方程如下

$$z = ax^2 + 2bxy + cy^2 + dx + ey \quad (2)$$

设点 v_i 的坐标为 (x_i, y_i, z_i) ,根据邻域 S 个点,解出二次曲面参数 a, b, c, d, e ,点 v_i 的高斯曲率 K 和平均曲率 H 分别为

$$K = \frac{4(ac - b^2)}{(1 + d^2 + e^2)^2} \quad (3)$$

$$H = \frac{a + c + ae^2 + ad^2 - 2bde}{(1 + d^2 + e^2)^{3/2}} \quad (4)$$

经过实验, $S=5$ 能够适合大部分脸部数据。

2.2 提取EE的均值和方差特征

如图5所示,对于模型上任意一点 p, p_i 表示位于以 p 为中心的球体内的邻域点, N_p 表示点 p 的法向量,因此对点 p 的每个邻域点,定义其EE,表示为 d_i 如下

$$d_i = (p_i - p)N_p = \|p_i - p\| \cos \theta \quad (5)$$

点 p 所有邻域点的EE表示为

$$EE(p) = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$$

EE(p)的均值的和方差可计算如下

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i \quad (6)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \mu)^2 \quad (7)$$

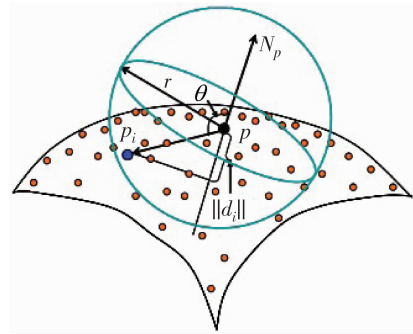


图5 相邻点的EE

Fig.5 The effective energy (EE) of the neighboring points

2.3 基于支持向量机的特征点分类

支持向量机^[12]是在高维特征空间使用线性函数假设空间的学习系统,具有很好的分类能力。对于线性不可分的样本,通过特殊性质的核函数^[13]将其映射到高维空间,使之线性可分。所以提出基于SVM的分类技术解决特征点精确匹配问题,所用的核函数包括线性核、高斯核、多项式核。根据SVM的分类概率,选择正类分类概率最大的点作为最终的精确匹配点。

3 实验结果和分析

本文使用22套3维点分布脸部数据模型,这些数据由点和面组成,特征点的金标准通过一个交互式系统进行手工标定,采用22重交叉验证的方法来检验SVM分类器的性能。其中每种训练样本包括71个点,21个正类样本点,正类样本点是用手工标定的特征点,50个负类样本点,我们选择的负类样本点是模型上不包括特征点的一些点。测试样本是前面匹配候选点提取特征的数据,通过训练的分类器从匹配候选点中分离特征点。

图6显示了手工金标准和自动化检测的结果比较实例。

通过实验发现,对于所有的特征点而言,用相同的核和参数时,有的特征点定位效果比较好,有的则比较差,如表2所示,表2显示的是不同核函数最优参数在不同距离阈值下的分离结果。

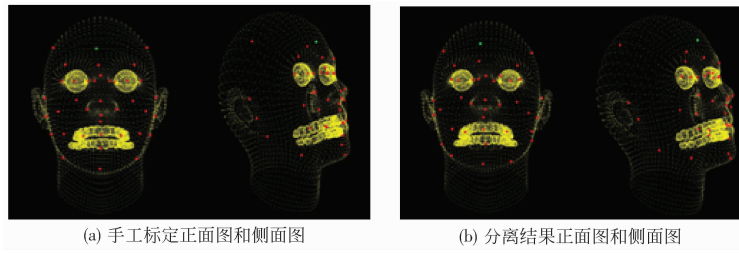


图 6 手工特征点标定与基于聚类 and SVM 分类的特征点定位结果

Fig. 6 The result of manual labeled and feature points location based on K-means clustering of relative angle context distribution and support vector machine

表 2 不同核函数实验结果比较

Tab. 2 Experimental results of different kernel functions

标号	线性核 ($C=100$)					高斯核 ($C=1000, s=3$)					多项式核 ($C=1000, d=2, c=1$)					%
	距离阈值					距离阈值					距离阈值					
	5	10	15	20	30	5	10	15	20	30	5	10	15	20	30	
1	5	23	27	27	91	5	27	41	82	95	23	77	82	91	100	
2	5	64	91	91	100	14	77	100	100	100	0	5	5	23	100	
3	36	59	86	86	100	36	59	86	100	100	36	82	91	100	100	
4	18	55	86	86	95	18	59	95	100	100	23	50	86	100	100	
5	41	73	82	82	82	50	82	86	86	86	50	91	91	91	91	
6	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	95	100	100	100	100	
7	0	9	9	9	9	45	55	64	64	68	45	55	68	68	68	
8	55	91	95	95	100	55	86	91	95	95	50	86	95	95	95	
9	32	55	82	82	86	41	68	86	86	86	27	55	77	77	82	
10	14	64	82	82	86	14	64	86	91	91	0	18	18	23	64	
11	5	5	5	5	5	5	9	14	14	14	23	64	73	73	73	
12	77	82	91	91	91	77	82	91	91	91	73	77	86	86	86	
13	23	45	55	55	73	36	68	95	95	95	32	73	100	100	100	
14	9	50	64	64	100	9	45	64	86	100	14	55	64	82	100	
15	5	45	55	55	100	5	36	45	86	100	18	73	91	95	100	
16	9	55	64	64	100	5	50	59	86	100	5	45	64	91	100	
17	9	50	68	68	100	14	50	68	82	100	32	68	91	91	95	
18	41	73	86	86	100	36	73	86	100	100	9	64	82	100	100	
19	32	68	82	82	100	32	68	82	100	100	36	68	77	95	100	
20	0	27	68	68	100	0	27	68	86	100	5	32	64	86	100	
21	64	86	100	100	100	59	86	100	100	100	55	91	95	100	100	
22	36	73	82	82	82	36	73	77	77	82	36	73	73	73	73	
23	18	45	64	64	100	18	45	64	91	100	9	23	36	59	82	
24	14	27	27	27	50	36	73	73	86	91	27	55	55	68	95	
25	23	86	86	86	86	32	91	91	91	91	55	91	95	95	100	
26	23	59	73	73	91	45	68	82	86	91	55	82	100	100	100	
27	9	27	55	55	95	9	27	55	77	95	5	18	36	59	73	
28	41	82	95	95	100	27	77	91	95	100	32	77	86	91	100	
29	0	9	27	27	73	0	9	27	27	73	0	0	14	14	64	
30	5	5	5	5	55	14	27	55	64	91	14	27	50	59	77	
31	14	50	73	73	82	23	55	68	73	82	9	41	50	55	64	
32	9	50	59	59	95	9	50	59	82	95	9	50	59	82	95	
33	0	5	18	18	95	0	5	14	45	95	0	5	18	50	95	
34	14	45	64	64	68	14	45	59	64	64	14	45	45	50	50	
35	5	14	32	32	82	0	5	27	64	86	0	0	23	55	86	
36	9	45	59	59	82	5	50	64	73	86	5	50	64	73	86	
37	0	0	5	5	77	0	0	23	50	82	0	0	18	27	32	
38	0	5	5	5	59	0	5	9	14	27	0	14	32	64	95	
39	0	9	41	41	68	0	9	41	50	64	0	9	45	55	64	

实验结果表明,在用 RAC + SVM 方法进行特征点定位时,核函数和参数的选择对定位效果影响比较大。对于每个特征点而言,不同的特征点分离结果达到最佳的核及参数各不相同,表 3 显示了特征点的核和参数的选择结果。核函数的目的是将线性不可分的特征向量映射到高维空间中使之线性可

分,核函数和参数改变将使特征向量映射到不同的高维空间中,随之线性可分的情况也将不同。为了得到更加精确的特征点定位结果,本文尽可能多地进行了核和参数改变的实验,并选择了每个特征点的最佳核函数和参数。

表 3 参数选择结果

Tab. 3 The result of preferences

序号	核名称	参数	序号	核名称	参数	序号	核名称	参数
1	多项式核	$C = 100, d = 3, c = 1$	14	多项式核	$C = 100, d = 2, c = 1$	27	多项式核	$C = 10, d = 3, c = 1$
2	多项式核	$C = 10, d = 3, c = 1$	15	多项式核	$C = 1000, d = 3, c = 1$	28	线性核	$C = 10$
3	多项式核	$C = 10, d = 5, c = 1$	16	多项式核	$C = 1, d = 2, c = 1$	29	高斯核	$C = 1000, s = 10$
4	高斯核	$C = 1000, s = 3$	17	高斯核	$C = 10, s = 3$	30	多项式核	$C = 1000, d = 5, c = 1$
5	多项式核	$C = 1000, d = 2, c = 1$	18	多项式核	$C = 1, d = 2, c = 1$	31	高斯核	$C = 1000, s = 3$
6	线性核	$C = 100$	19	高斯核	$C = 10, s = 5$	32	多项式核	$C = 1, d = 5, c = 1$
7	多项式核	$C = 100, d = 5, c = 1$	20	线性核	$C = 1000$	33	高斯核	$C = 100, s = 10$
8	高斯核	$C = 1000, s = 5$	21	多项式核	$C = 100, d = 2, c = 1$	34	线性核	$C = 10$
9	线性核	$C = 1000$	22	多项式核	$C = 100, d = 5, c = 1$	35	多项式核	$C = 100, d = 3, c = 1$
10	多项式核	$C = 100, d = 2, c = 1$	23	高斯核	$C = 1000, s = 5$	36	多项式核	$C = 100, d = 2, c = 1$
11	多项式核	$C = 100, d = 3, c = 1$	24	多项式核	$C = 10, d = 2, c = 1$	37	多项式核	$C = 1, d = 5, c = 1$
12	线性核	$C = 10$	25	多项式核	$C = 1000, d = 2, c = 1$	38	多项式核	$C = 1000, d = 2, c = 1$
13	多项式核	$C = 1000, d = 2, c = 1$	26	多项式核	$C = 1000, d = 2, c = 1$	39	高斯核	$C = 1000, s = 10$

由于点云数据的点比较密集,要完全匹配对应的点不太现实。通常定位到特征点附近的一个很小的范围内比较理想。定义自动定位的特征点与金标准之间的欧几里得距离 d ,若 $d \leq \epsilon$,则认为定位可以接受,否则定位错误。其中 ϵ 为距离阈值,可根据不同需求进行调整。图 7、图 8 显示了在距离阈值取

10 和 30 时,只用 RAC 方法和本文提出的 RAC + SVM 方法的特征点定位准确率比较。正方形所在的虚线代表 RAC 方法定位的特征点定位准确率,菱形所在的实线代表 RAC + SVM 方法定位的特征点定位准确率。由图可知,本文提出的 RAC + SVM 方法的特征点定位准确率明显优于 RAC,大多数特征

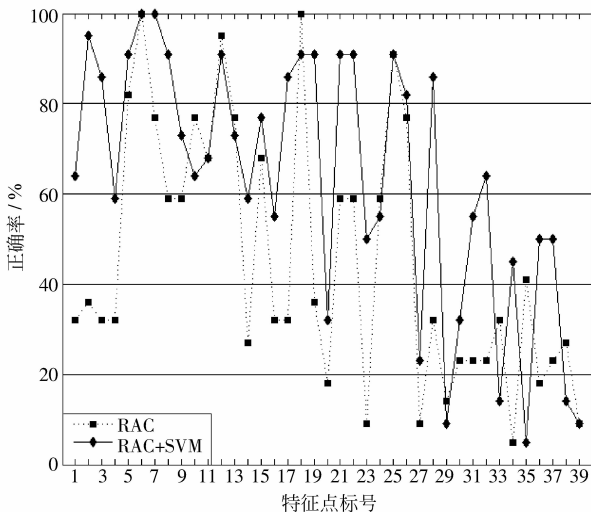


图 7 距离阈值 $\epsilon = 10$

Fig. 7 Distance threshold $\epsilon = 10$

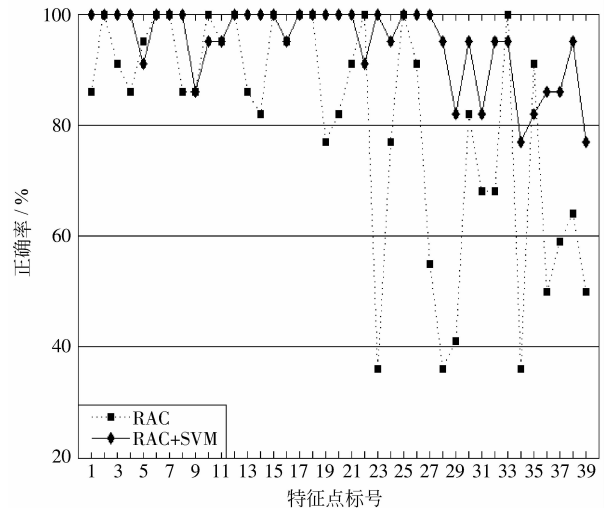


图 8 距离阈值 $\epsilon = 30$

Fig. 8 Distance threshold $\epsilon = 30$

点定位准确率都大于 RAC 算法。随着阈值的增加 RAC + SVM 算法定位的大多数特征点的分离正确率达到了 100%。对于眼角、鼻尖、鼻根、嘴角等一些特异性和稳定性比较好的特征点,在距离阈值取比较小的情况下就取得了比较好的结果。但对于其他一些特异性和稳定性比较差的特征点,如下巴左、下巴右、额头左、额头右等,这些特征点即便是手工标定也有困难,造成特征点分离效果欠佳。

4 结 论

提出一种基于相对角分布直方图聚类和支持向量的特征点定位方法。首先利用相对角分布和 K 均值聚类得到未知样本的特征点的聚类点集,然后提取点集的局部几何特征,接着利用 SVM 分类方法从点集中分离出特征点,达到精确定位特征点的目的。实验证明,对所有特征点取相同的核和参数时,在距离阈值取到 30 时,线性核、高斯核、多项式核的定位结果有 30% 以上的特征点分离的正确率达到了 100%;对不同的特征点取不同的核和参数时,特征点定位准确率取得了更好的结果,在距离阈值取到 30 时,有 50% 以上的特征点分离正确率达到了 100%,如鼻尖、鼻翼、嘴角等特征点。

对于比较光滑的区域中,特征点的定位正确率在距离阈值很大的情况下才能达到比较好的结果,这将是将来要解决的问题。

参考文献 (References)

- [1] Lin Weixun, Pan Gang, Wu Zhaohui, et al. A survey on facial features localization [J]. Journal of Image and Graphics, 2003, 8(8): 849-859. [林维训,潘纲,吴朝晖,等.脸部特征定位方法[J].中国图象图形学报,2003,8(8):849-859.]
- [2] Pan Junjun, Zhang Yanning. A new point matching method based on position similarity [J]. IEEE Transactions on Machine Learning Cybernetics, 2005, 19(7): 18-21.
- [3] Wang Yingjie, Chua C S, Ho Y K. Facial feature detection and face recognition from 2D and 3D images [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23: 1191-1202.
- [4] Zhang Guangpeng, Wang Yunhong. A 3D facial feature point localization method based on statistical shape model [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007, 28(10): 249-252.
- [5] Feng Jun, Horace H S, Yi L, et al. Robust point correspondence matching and similarity measuring for 3D models by relative angle-context distributions [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(6): 761-775.
- [6] Xu Chenghua, Tana T, Wang Yunhong, et al. Combining local features for robust nose location in 3D facial data [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27: 1487-1494.
- [7] Li Xiaoli, Da Feipeng. 3D face recognition based on profile and rigid regions [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(2): 266-273. [李晓莉,达飞鹏,基于侧面轮廓线和刚性区域的 3 维人脸识别[J].中国图象图形学报,2010,15(2):266-273.]
- [8] Li Kang. Research on the technique of face modeling based on skeletal remains and appliance to forensic facial reconstruction [D]. Xi'an: Northwest University, 2006. [李康.基于颅骨的人脸建模技术研究及在法医面貌复原中的应用[D].西安:西北大学,2006.]
- [9] Feng Jun, Horace H S. Chi-square goodness-of-fit test of 3D point correspondence for model similarity measure and analysis [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3568: 445-453.
- [10] Ehud Rivlin, Isaac Weiss. Local invariants for recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(3): 226-238.
- [11] Huang Yuting. An algorithm for accurately estimating the normal and curvature of scattered points cloud [J]. Machinery Design & Manufacture, 2005, 6: 8-9. [黄宇婷.点云模型的法矢和曲率的精确计算方法[J].机械设计与制造,2005,(6):8-9.]
- [12] Chapelle O, Haffner P, Vapnik V N. Support vector machines for histogram-based image classification [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(5): 1055-1064.
- [13] Ahmad A, Khalid M, Yusof R. Kernel methods and support vector machines for handwriting recognition [J]. IEEE Student Conference on Research and Development Proceedings, 2002, 13(2): 309-312.