

文章编号:1001-9081(2010)05-1255-04

基于局部形状图的三维人脸特征点自动定位

王蜜宫¹, 陈锻生¹, 林超²

(1. 华侨大学 计算机科学与技术学院, 福建 泉州 362021; 2. 厦门大学 软件学院, 福建 厦门 351006)

(dschen@hqu.edu.cn)

摘要:准确定位人脸特征控制点是三维人脸识别的关键技术之一。提出了一种新的三维人脸特征点自动定位方法,结合局部形状索引与基于局部形状图(LSM)的统计模型,通过误差分析自适应地确定局部形状图的统计半径,实现任意姿态下的三维人脸鼻尖和内眼角的自动精确定位。在 CASIA 3D 人脸数据库的比较实验结果表明,该方法比基于先验信息和基于曲率分析的定位方法都具有更高的定位精确度。

关键词:特征点定位; 形状索引; 曲度; 局部形状图; 支持向量机

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Automatic location of 3D facial feature points based on local shape map

WANG Mi-gong¹, CHEN Duan-sheng¹, LIN Chao²

(1. College of Computer Science and Technology, Huaqiao University, Quanzhou Fujian 362021, China;

2. College of Software, Xiamen University, Xiamen Fujian 351006, China)

Abstract: Accurate location of face feature points is one of the key steps in 3D face recognition. A fully automatic locating algorithm for 3D facial nose tip and inner eye corner in different views was presented, which relied on a statistical model combining Local Shape Map (LSM) and local shape index, and the statistical radius of the local shape map was adaptively determined by error analysis. The experimental results on the CASIA 3D face database demonstrate that this method performs more precise location than heuristic algorithm and curvature-based method.

Key words: feature point location; shape index; curvedness; Local Shape Map (LSM); Support Vector Machine (SVM)

0 引言

基于生物特征的认证技术是一项新兴的安全技术,也是本世纪最有发展潜力的技术之一。生物特征识别技术包括人脸识别、指纹识别、掌纹识别和虹膜识别等。与指纹、虹膜等其他人体生物特征相比,人脸识别更加直接、友好,在身份认证、摄像监视系统等方面有着广泛的应用,是当前模式识别和人工智能领域的一个研究热点。

基于图像的二维人脸识别技术日趋成熟,它在一定约束条件下已经可取得较好的识别结果。然而,不同的光照条件、姿态变化、表情变化和遮挡等因素都对人脸的精确检测与识别有很大影响。单纯利用二维图像信息的人脸识别系统要进一步提高性能或实用性依然面临着巨大的困难与挑战,多年来,人们正努力探索如何利用图像之外的信息来提高系统的识别性能,其中利用人脸的三维结构信息进行身份识别是其中一个最主要的研究方向。随着三维图像获取系统的发展,三维人脸的数据获取变得便捷、代价减小,基于三维的人脸识别方法也受到了越来越多学者的关注。相比于二维的方法,三维人脸识别具有其天生的优势,即它较容易做到姿态和光照的不变性;二维与三维人脸图像如图1所示(本文示例人脸图像均来自 CASIA 3D 人脸数据库^[13])。

人脸特征定位,就是通过计算机在一幅人脸图像中自动定位出人脸各个器官的准确位置。在人脸跟踪、人脸建模和动漫、表情分析、人脸识别等生物应用中,人脸特征点定位是

一个极为关键的步骤。特别是在一些基于可变形模型的算法(如 AAM、ASM 等)中,需要一些精确的定位点(典型的有鼻尖点、眼角点、嘴角点、虹膜中心、颞尖、鼻孔、眉毛,如图2所示)来引导整个算法的进行。在三维人脸识别中,大多数方法基于几何信息,所以在三维中进行人脸的归一化比在二维中显得更重要,人脸归一化的第一步就是找出各个特征点,作为归一化过程的控制点。

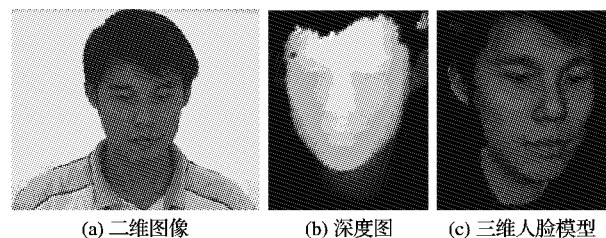


图1 二维与三维人脸图像

国内外学者已经提出了多种人脸特征定位方法,目前可以将现有方法分为基于先验信息、结合二维特征、基于几何学特征等方法。Xu 等人^[1]提出了一种鲁棒的定位鼻子的方法。基于鼻子突出的启发,结合局部曲面特征与局部统计特征,首先定位鼻尖点,在此基础上利用夹角曲线进一步定位鼻梁。Salah 等人^[2-5]对三维人脸特征点定位进行了较多的研究,Salah 等人^[2]结合增量混合因子分析(Incremental Mixtures of Factor Analysers, IMoFA)统计建模方法和结构修正方法 GOLLUM (Gaussian Outlier Localization with Likelihood

收稿日期:2009-10-30;修回日期:2009-12-24。

基金项目:福建省自然科学基金资助项目(2009J01289);福建省科技计划国际合作重点项目(2008J0021)。

作者简介:王蜜宫(1984-),女,福建莆田人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别;陈锻生(1959-),男,福建泉州人,教授,博士,主要研究方向:图像处理、计算机视觉;林超(1983-),男,福建莆田人,硕士研究生,主要研究方向:软件工程。

Margins)来标记定位三维人脸特征点。在二维上, Salah 等人利用基于 Gabor 特征的方法,从每个 Gabor 通道生成 49 维的向量作为特征进行 ImoFA 建模。通过分析各个局部特征来决定各个标记点最有可能的位置,对于一些标记点,如果局部特征信息不充分,如嘴角被胡须掩盖,采用一种基于最优化的方法来定位可能有接合的特征,后期结合结构信息,从而在眼镜、胡须等的掩盖下,也能在很大程度上实现眼角与嘴角的定位。Salah 等人^[2-4]的定位方法都是一个由粗到精的过程,但由于此类方法对噪声比较敏感,所以对预处理过程要求较高。Conde^[6]提出利用旋转图像(Spin Images)的三维人脸特征定位,定位过程基于曲率计算的聚类 and 全局配准方法。Wang 等人^[7]通过点特征(Point Signature)描述三维人脸上的特征点。Wu 等人^[10]利用一种基于局部形状图(Local Shape Map, LSM)的统计模型进行三维人脸识别。

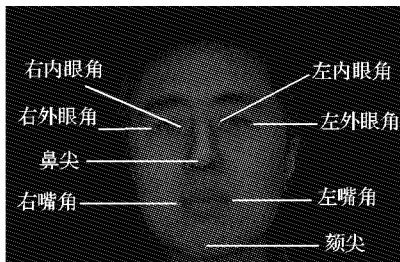


图2 人脸部分特征点

LSM 方法思想取自 Spin Images^[6]和 Point Signature^[7],但这三者之间也有不同之处。一个点 p 的 LSM 使用包含在以 p 为球心的球体内部的点来构造描述这个点的局部形状的二维直方图;而一个点的 Spin Images 是通过支撑距离和支撑角度来控制全局所覆盖的点的数量,这两种方法都能减少杂乱和自遮挡对图像的影响。另外,LSM 描述球体内的整个三维形状,而 Point Signature 仅仅利用一条三维曲线,即曲面与球体的交线。

我们通过实验发现,所有人脸上的同一特征点能形成特殊且相似的 LSM,因此,据人脸上特征控制点的特殊局部形状,可以考虑利用 LSM 来实现这些点的精确定位。然而,计算人脸上所有点的 LSM 计算量将过大,为了减少计算代价,提高算法的速度,需要寻求一种合适的方法来减小数据量。曲率作为三维曲面重要的局部几何属性之一,较早就被用于三维脸部曲面的分析与识别中;微分几何理论表明,曲面的局部形状由两个主曲率的大小与方向完全确定;另外,由于噪声的影响,可靠的曲率判断需要一个很充分的消除不规则表面的预处理,特别是眼角和嘴角附近,而平滑处理在很大程度上破坏了局部特征信息,在每个局部邻域内产生许多具有相似曲率值的点。所以本文先利用 Koenderink 等人^[9]提出的以曲率表示的形状索引与曲度(Shape Index and Curvedness, SC)^[9]来粗略地确定候选特征点,之后再利用 LSM 来实现全自动的任意姿态下的三维人脸鼻尖和内眼角的精确定位。

1 算法描述

图3说明了本文方法的框架,包含建模和定位两个过程。

1.1 选择候选点

Koenderink 等人^[9]提出了曲率的一种表示方法,定义一个形状索引 S ,包含除平面以外的所有形状,以提供一个连续的形状分级(如表1)。定义一个正值 C ,表示一个点的局部曲面的弯曲程度。没有曲度的点的 C 值为零,所以这个量可以用来判别一个点是否在平面上。 S 与 C 的定义式如下:

$$S = \frac{2}{\pi} \times \arctan \left(\frac{\kappa_1 + \kappa_2}{\kappa_1 - \kappa_2} \right); \kappa_1 \geq \kappa_2 \quad (1)$$

$$C = \sqrt{\frac{\kappa_1^2 + \kappa_2^2}{2}} \quad (2)$$

表1 形状分级

形状	S 的范围
凹椭圆面	$[-1, -5/8]$
凹柱面	$[-5/8, -3/8]$
双曲面	$[-3/8, 3/8]$
凸柱面	$[3/8, 5/8]$
凸椭圆面	$[5/8, 1]$

几何形状信息直观,便于人们理解和应用,因而在模式识别领域有广泛的应用。HK(平均曲率与高斯曲率)算法是最常用的曲面形状描述方法,结合一些先验信息可用来确定特征点的候选区域。Dibeklioglu 等人^[4]利用 HK 来确定鼻尖的候选区域。但根据 Cantzler 等人^[8]关于 HK 与 SC 的实验比较:1)在包含圆柱体的场景中,SC 在低门限上分类效果更稳定;2)在噪声测试上,SC 算法能更好地处理包含不同表面的图像上的噪声。所以 Cantzler 等人认为,在处理含有多种曲面和一定噪声的场景时,使用 SC 算法具有一定的优势(5%~10%的低错误率)。因此,本文选择 SC 算法来描述三维人脸的不同区域的曲面形状,以确定人脸特征点的候选区域。

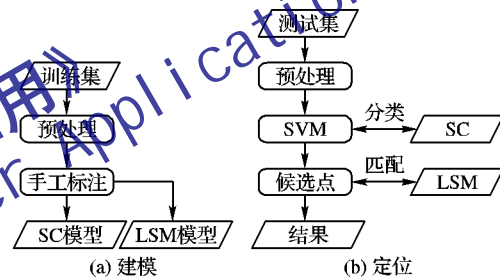


图3 算法流程

1.2 特征点的精确定位

曲面上一个点的 LSM 是一个二维直方图,即以该点为中心的一个球体,将包含在球体内的曲面上的点坐标映射到二维空间。

给定一个曲面 R 和曲面上的一个点 p ,假设 \mathbf{n} 是 p 的单位法向量, TP_p 是 p 的切平面,如图4。那么,曲面 R 上的每个点 p_k 与两个变量有关:

1) p 与 p_k 的距离:

$$\rho(k) = \|\mathbf{p} - \mathbf{p}_k\| \quad (3)$$

2) 从 p_k 到切平面 TP_p 的位移:

$$d(k) = \mathbf{n} \cdot (\mathbf{p}_k - \mathbf{p}) \quad (4)$$

为了获得曲面上一个点 p 的局部形状描述,在曲面上放置一个以 p 为球心,半径为 r 的球体,并仅仅统计落在球体内的点的 ρ - d 直方图。这个二维的 ρ - d 直方图就是点 p 的局部形状图(LSM)。

人脸上不同的点形成不同的 LSM,具有特殊局部几何形状的点能形成非常特殊的 LSM。如图5所示,对于所有人脸上的特征点(鼻尖、眼角点等),能形成特殊的 LSM。

使用相关系数来匹配两个 LSM。

$$\text{Corr}(S^1, S^2) = \frac{\text{Cov}(S^1, S^2)}{\sqrt{D(S^1) * D(S^2)}} \quad (5)$$

其中:

$$\text{Cov}(S^1, S^2) = \frac{1}{N} \sum_{i,j} S_{ij}^1 S_{ij}^2 - \frac{1}{N^2} \sum_{i,j} S_{ij}^1 \sum_{i,j} S_{ij}^2 \quad (6)$$

$$D(S) = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (S_{ij})^2 - \left(\frac{1}{N} \sum_{i,j} S_{ij} \right)^2 \quad (7)$$

利用式(5)计算得到图 5 中六个 LSM 的相似度,见表 2。

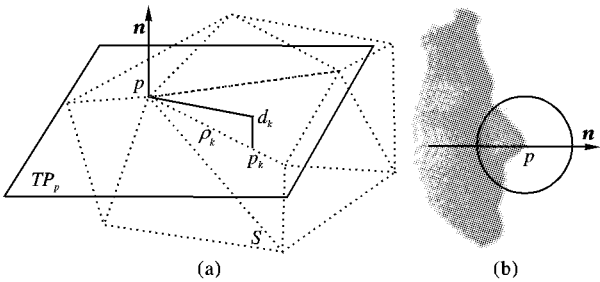


图 4 局部形状图

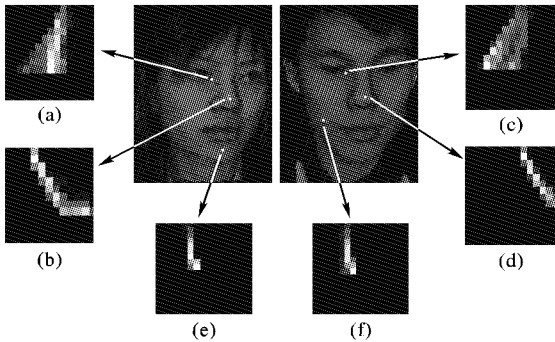


图 5 人脸曲面上不同点处的 LSM 示例

表 2 LSM 图像的相似度

LSM 序号	LSM 序号				
	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
(b)	0.1133	—	—	—	—
(c)	0.7168	0.0104	—	—	—
(d)	0.0515	0.8119	-0.0316	—	—
(e)	0.1067	0.0636	0.0156	0.0098	—
(f)	0.1153	0.0204	0.0199	0.0178	0.9203

2 实验及结果分析

2.1 数据库

本文实验所使用的数据库是由中国科学院自动化研究所模式识别实验室所采集的 CASIA 3D 人脸数据库^[13],采集工具为 Minolta Vivid 910 三维激光扫描仪。数据库共有 123 个人,每人 37 或 38 个深度数据,数据包含不同表情、姿态、光照及以上条件的各种不同组合,共 4 624 个模型。

2.2 选择候选点

一般来说,鼻尖是人脸曲面上最突起的点,内眼角是人脸曲面上最凹陷的点,由于不同的人鼻子、眼角的相似性,可以考虑寻求一种合适的分类器来确认鼻尖及眼角点。本文利用 SVM 作为分类器进行特征点的判断,在点集模型上计算人脸每个点的形状索引和曲度,将每个点通过形状索引和曲度转换到二维特征空间。由于特征点周围的局部形状相似及所扫描曲面的复杂性,在分类中,仍有一些非特征点会被当作特征点,如图 6。因此,需要进一步进行特征点的精确定位。

2.3 鼻尖定位

如图 5 所示,(e)与(f)是人脸曲面上不同位置上的点所形成的 LSM,由于它们的局部形状相似,所以形成的 LSM 也相似。而具有特殊局部几何形状的点(鼻尖、内眼角等)能形成非常特殊的 LSM,如图 5 中的(a)与(c)、(b)与(d)。据局部形状图的这个特性,本文对每个候选点计算 LSM,并与相应的模型进行相似性度量,从而实现特征点的精确定位。

表 3 是三种不同方法在各种姿态下定位鼻尖的结果比较

(CASIA 3D):第一种是本文的方法,部分定位结果如图 7 所示;第二种是认为最靠近扫描仪的点是鼻尖点^[12]的方法;第三种是文献[11]中的鼻尖定位方法。



(a) 鼻尖候选点 (b) 眼角候选点
图 6 鼻尖与眼角的候选点

表 3 三种鼻尖定位方法精确率比较

姿态	精确率/%			样本数
	本文方法	DEPTH	文献[11]方法	
正面变化表情	98.83	79.92	98.36	1 280
向右 20°~30°	96.25	21.86	8.75	160
向右 50°~60°	94.38	1.86	76.86	160
向右 80°~90°	80.63	0.00	85.63	160
向左 20°~30°	97.50	35.00	89.38	160
向左 50°~60°	90.00	1.25	70.63	160
向左 80°~90°	75.63	0.00	82.50	160
向上 20°~30°	90.63	25.00	78.13	160
向下 20°~30°	94.38	31.88	75.00	160
右倾斜 20°~30°	96.25	48.13	86.86	160
左倾斜 20°~30°	91.25	55.00	88.13	160
戴眼镜	95.56	76.25	85.00	45

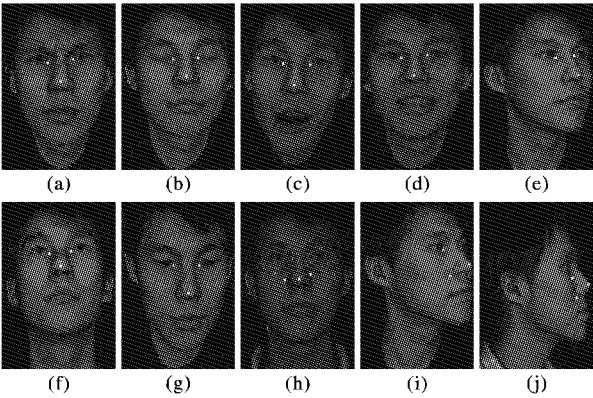


图 7 部分定位结果

为了比较各种方法,定义精确率A来衡量定位的准确度,设 $\mathbf{P}^i = (x, y, z)^T$ 是由手工标注的第*i*个特征点的位置, $\mathbf{P}_i^i = (x_i, y_i, z_i)^T$ 是自动定位出的同一个特征点位置,样本数为*n*,则精确率的定义如下:

$$A = \left(\sum_i A^i \right) / n \times 100\%$$
 (8)

其中:

$$A^i = \begin{cases} 1, & \| \mathbf{P}^i - \mathbf{P}_i^i \| < 2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$
 (9)

从表 3 可见,在各种姿态下,本文的方法都要优于另外两种,而且取得了较高的精确率。对于正面人脸扫描,鼻尖点通常是最靠近扫描仪的点,一旦头部发生大的转动,这个先验信息就不成立。所以,当人脸发生旋转或者存在噪声时,认为最靠近扫描仪的点是鼻尖点的想法基本上不成立。特别是当人脸旋转接近 90°时,准确度为 0。文献[11]根据六条先验规则

选择候选点,实验表明,噪声、姿态、衣领、肩部等的影响容易导致候选点中并不包含鼻尖点。而本文所采用的 LSM 是基于局部形状的统计模型,所以不受这些因素的影响。

鼻尖是人脸上独特的一个点,特别是在深度图中,它对人脸表情变化也不敏感。由于不同的人鼻子的相似性,且鼻尖所形成的特殊 LSM,因此,在 CASIA 3D 人脸数据库上,本文的鼻尖定位方法在正面人脸中几乎能完全精确定位,另外,由于 LSM 只利用局部形状信息,所以,除了嘴角点,表情的变化对其他特征点的定位几乎没有影响。

当人脸旋转接近 90° 时,由于鼻翼、嘴唇、下巴等相似区域的影响,本文方法的鼻尖定位精确率会有所下降,也不如文献[11]的方法。原因是当人脸旋转角度太大时,鼻子的可描述区域(90° 时只有半个鼻子)与所用鼻子局部特征模式的相似度有较大程度的下降,而人脸曲面上鼻翼、嘴唇、下巴等区域的局部形状与鼻子区域相似,从而可能导致误将鼻尖定位在鼻翼、嘴唇、下巴等区域中。考虑通过改进特征点的模型来解决这个问题,即研究利用特征点的可变形模型来进行 LSM 的相似性度量。

2.4 LSM 统计半径的自适应选择

由于不同的扫描仪采集的数据库在采集密度上的差距,人脸图像的大小也就不一致,对于特征点的 LSM 计算,为了选择一个合适的局部区域,据人脸各器官所占的比例对于所有人脸数据基本一致,本文考虑利用鼻子与眼角区域在人脸上的比例来自动地确定球的半径 r 。设过当前候选特征点的水平面与三维人脸的交线的水平宽度为 L ,根据人的面部器官所遵循的比例关系,本文分别取 r 为 $L/5$ 、 $L/6$ 、 $L/7$ 。

鼻尖与内眼角的定位误差直方图如图 8~10 所示。

从实验结果可知,在曲面上放置的球体半径 r 的大小,直接影响到定位结果的准确度。 r 的取值太大或者太小,都无法正确地反映一个点的局部形状信息。由图 8 可见,当 r 取 $L/6$ 时,柱状图集中在距离偏差小的区域,定位结果最理想。

当人脸旋转幅度较大时,可见的内眼角数可能为一个或者零个,此时容易产生错误定位(如图 7(i)、(j))。本文通过设定 LSM 相似度的阈值来减少由于人脸旋转角度太大或者遮挡所引起的定位误差,并相应地进行可见特征点的定位。另外,在戴眼镜的情况下,本文方法对于眼角点定位的准确率低。

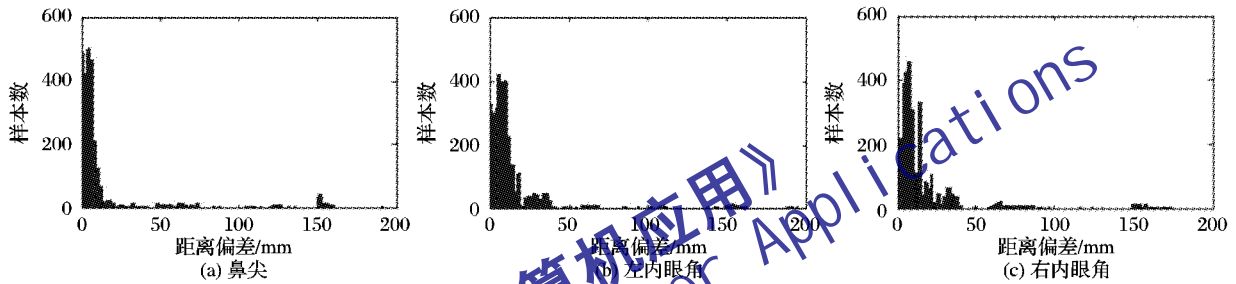


图 8 定位误差直方图 1 ($r = L/5$)

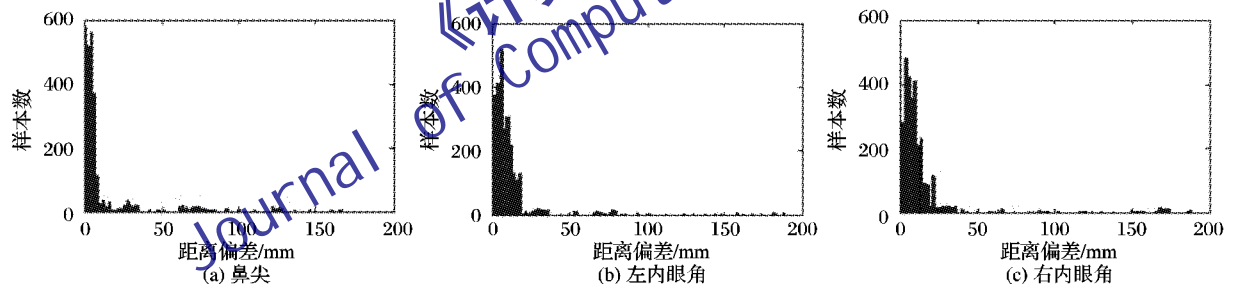


图 9 定位误差直方图 2 ($r = L/6$)

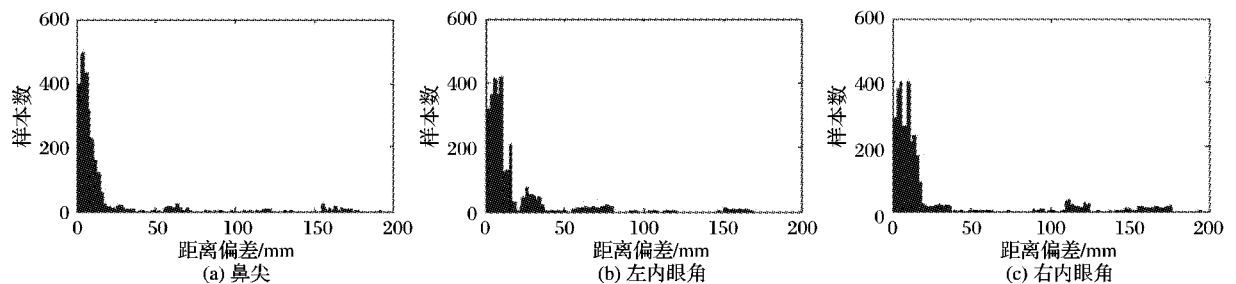


图 10 定位误差直方图 3 ($r = L/7$)

3 结语

本文利用 Wu 等人^[10]定义的一种几何形状信息——局部形状图 (LSM),提出了一种新的三维人脸特征点自动定位的方法。该方法采用由粗到精的搜索策略,首先,利用曲率表示的形状索引与曲度 (SC)^[9]来选择特征候选点,将大部分非目标点排除。与 HK 算法相比,SC 算法分类效果更稳定,能更好地处理包含不同表面的图像上的噪声。实验表明,几乎

所有的特征点都包含在相应的候选点中。其次,本文在 LSM 这一统计模型基础上,提出一种通过误差分析自适应地确定 LSM 统计半径的方法,实现任意姿态下的三维人脸鼻尖和内眼角的自动精确定位。由于是基于局部几何信息,所以该方法完全不受肤色和光照的影响,受方向、姿态和表情的变化影响也较小。最后,对比实验结果表明,该方案在鼻尖周围基本可见的情况下比基于先验信息和基于曲率分析的定位方法都具有更高的定位精度。

(下转第 1276 页)

获得更高的分类准确度。仅有 mRMR 始终分类准确度最低,但所有方法的分类准确度都非常接近,偏差不超过 2%。图 3(b)中,四种方法中只有 MIFS 比其他三种方法稍差,而 MIREFS、mRMR、MIFS 三种方法分类准确度非常接近。因此对各种特征选择方法来说计算时间就变得更加重要了。

4 结语

本文提出一种基于二次 Renyi 熵互信息特征选择方法,该方法由于在互信息估计上的高效性而减少了 NMIFS 计算复杂度。同时由于各种分类方法的分类精度非常接近,差别不大,因此时间复杂度成为衡量各种方法的重要指标。实验表明 MIREFS 相比其他方法具有更高的效率。

参考文献:

- [1] BATITTI R. Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(4): 537 - 550.
- [2] KWAK N, CHOI C H. Input feature selection for classification problems [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 3(1): 143 - 159.
- [3] PENG H, LONG F, DING C. Feature selection based on mutual information: Criteria of max-dependency, max-relevance and min-redundancy [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(8): 1226 - 1238.
- [4] KWAK N, CHOI C H. Input feature selection for classification problems [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 3(1): 143 - 159.
- [5] ESTÉVEZ P A, TESMER M, PEREZ C A. Normalized mutual information feature selection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 20(2): 189 - 201.
- [6] HILD K E, ERDOGMUS D, TORRKOLA K, et al. Feature extraction using information theoretic learning [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(9): 1385 - 1392.
- [7] BONEV B, ESCALANO F, CAZORLA M. Feature selection, mutual information, and the classification of high-dimensional patterns [J]. Pattern Analysis and Applications, 2008, 11(3/4): 309 - 319.
- [8] KAPUR J N. Measures of information and their applications [M]. [S. l.]: Wiley-Interscience, 1994.
- [9] PRICIPE J C, XU D, FISHER J W. Information theoretic learning [M]// Unsupervised Adaptive Filtering. New York: Wiley, 2000: 265 - 319.
- [10] RENYI A. Probability theory [M]. Amsterdam: North - Holland Publishing Company, 1970.
- [11] HU BAO-GANG, WANG YONG. Evaluation criteria based on mutual information for classifications including rejected class [J]. 自动化学报, 2008, 34(11): 1396 - 1403.
- [12] HILD K E, II, ERDOGMUS D, PRICIPE J C. An analysis of entropy estimators for blind source separation [J]. Signal Processing, 2006, 86(1): 182 - 194.
- [13] BLAKE C, MERZ C. UCI repository of machine learning databases [EB/OL]. [2009 - 09 - 22]. <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Coverttype>.
- [14] ALIZADEH A A. Lymphoma/Leukemia molecular profiling project [EB/OL]. [2009 - 09 - 22]. <http://llmpp.nih.gov/lymphoma/>.
- [15] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1995.
- [16] HSU C W, LIN C J. A comparison of methods for multi-class support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415 - 425.

(上接第 1258 页)

本文中的点的局部特征的计算还比较复杂,不能满足实时准确定位要求。在接下来的工作中,我们将致力于研究结合其他的几何信息和二维信息来降低运算量,并解决侧面情况下的定位问题,以实现任意姿态和表情下的更鲁棒快捷的人脸特征点定位。

参考文献:

- [1] XU C H, TAN T N, WANG Y H, et al. Combining local features for robust nose location in 3D facial data [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(13): 1487 - 1494.
- [2] SALAH A A, AKARUN L. 3D facial feature localization for registration [C]// International Workshop on Multimedia Content Representation, Classification and Security, LNCS 4105. Berlin: Springer-Verlag, 2006: 338 - 345.
- [3] SALAH A A, ÇINAR H, AKARUN L, et al. Robust facial landmarking for registration [J]. Annals of Telecommunications, 2007, 62(12): 1608 - 1633.
- [4] DİBEKLIOĞLU H, SALAH A A, AKARUN L. 3D facial landmarking under expression, pose, and occlusion variations [C/OL]// IEEE Second International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems. Washington, DC: IEEE Press, 2008 [2009 - 05 - 04]. <http://www.cmpe.boun.edu.tr/~dibeklioglu/documents/Dibeklioglu2008btas.pdf>.
- [5] AKAKIN H Ç, SALAH A A, AKARUN L, et al. 2D/3D facial feature extraction [C]// Image Processing: Algorithms and Systems, Neural Networks, and Machine Learning, SPIE 6064. San Jose, USA: SPIE, 2006: 441 - 452.
- [6] CONDE C, CIPOLLA R, RODRÍGUEZ-ARAGÓN L J. 3D facial feature location with spin images [C]// MVA 2005: IAPR Conference on Machine Vision Applications. Tsukuba Science City, Japan: [s. n.], 2005: 418 - 421.
- [7] WANG Y, CHUA C-S, HO Y-K. Facial feature detection and face recognition from 2D and 3D images [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(10): 1191 - 1202.
- [8] CANTZLER H, FISHER R B. Comparison of HK and SC curvature description methods [C]// 3DIM '01: Third International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2001: 285 - 291.
- [9] KOENDERINK J J, van DOORN A J. Surface shape and curvature scales [J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(8): 557 - 565.
- [10] WU ZHAOHUI, WANG YUEMING, PAN GANG. 3D face recognition using local shape map [C]// ICIP 2004: IEEE International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE Press, 2004: 2003 - 2006.
- [11] COLBRY D, STOCKMAN G, JAIN A. Detection of anchor points for 3D face verification [C]// CVPR'05: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005: 118.
- [12] YAN Y, CHALLAPALI K. A system for the automatic extraction of 3D facial feature points for face model calibration [C]// IEEE International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE Press, 2000: 223 - 226.
- [13] 三维人脸数据库 [DB/OL]. [2009 - 10 - 22]. <http://www.cbsr.ia.ac.cn/china/3DFace%20Databases%20CH.asp>.