

基于主动形状模型和 K 近邻算法的人脸脸型分类

刘双成, 蔡晓东, 张 力, 毕伟伟, 梁建勇

(桂林电子科技大学 信息与通信学院, 广西 桂林 541004)

摘要: 针对人脸描述性脸型特征分类问题, 提出一种新的基于主动形状模型和 K 近邻算法的脸型分类方法。根据主动形状模型方法定位得到的测试样本人脸边缘轮廓点, 经归一化后以其围成区域面积作为人脸脸型特征。采用 K 近邻算法和面型指数实现测试图像的脸型分类。实验结果表明, 该方法对人脸姿态变化有一定的鲁棒性, 分类结果准确度高且脸型的分类符合人主观描述性判断。

关键词: 脸型分类; 主动形状模型; 面型指数; K 近邻算法

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1673-808X(2014) 06-0479-05

Face shape classification based on active shape model and K nearest neighbor algorithm

Liu Shuangcheng, Cai Xiaodong, Zhang Li, Bi Weiwei, Liang Jianyong

(School of Information and Communication Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Aiming at the classification problem of descriptive facial features, a novel face shape classification method based on active shape model and K nearest neighbor algorithm is proposed. Active shape model is used to extract facial contour points of the test sample, and then the enclosed area of the normalized facial contour points is regard as the facial shape features. Face shape classification of the test face image is realized by using K nearest neighbor algorithm and facial index. The experimental results show that this method is robust for pose variation, the classification accuracy is high and classification results are consistent with subjective judgments.

Key words: face shape classification; active shape model; face shape index; K nearest neighbor algorithm

人脸识别是模式识别领域中最活跃的研究方向之一。在人脸识别与检索中, 随着人脸库脸型数量的增加, 检索识别一幅图像的速度和正确率都受到较大影响, 如果抽象出人脸图片脸形特征, 将基于图片的搜索部分转化为基于文本的搜索, 速度将得到极大提高。

现有基于主动形状模型(active shape model, 简称 ASM) 算法定位得到的特征点用于人脸脸型分类, 如文献[1]利用各个脸型的人脸样本, 用 ASM 训练得到平均模型, 然后比较测试样本的形状与形状模型之间的距离, 再采用最近邻方法实现自动脸型分类。由于训练各人脸脸型模型与比较形状之间距离都需

要将人脸严格归一化到同一尺寸, 且要求必须是正面无偏转人脸, 不能很好地实现动态环境下的人脸型分类。文献[2-3]提出了基于人体测量学的脸型分类方法, 利用 ASM 算法定位得到人脸鼻根点、左右颧点、左右下颌角点及颌下点, 计算“形态面指数”和“颧下颌宽指数”这 2 个面型指数^[4]作为脸型分类的依据。这种方法在一定程度上提高了大库人脸识别的准确度和速度, 但分类结果不能准确地描述属于哪类脸型, 且分类类别较少。文献[5]利用 ASM 定位得到的脸轮廓特征点集之间的距离进行分类, 根据 ASM 算法定位到的特征点集, 再利用 K 近邻(K nearest neighbor, 简称 KNN) 算法^[6]做脸型分类, 该方法

收稿日期: 2014-03-21

基金项目: 广西自然科学基金(2013GXNSFAA019326); 国家科技支撑计划课题(2014BAK11B02)

通信作者: 蔡晓东(1971-), 男, 广西贵港人, 教授, 博士, 研究方向为并行化图像和视频处理、模式识别与智能系统、云构架的智能传感器网络。

E-mail: caixiaodong@guet.edu.cn

引文格式: 刘双成, 蔡晓东, 张力, 等. 基于主动形状模型和 K 近邻算法的人脸型分类[J]. 桂林电子科技大学学报, 2014, 34(6): 479-483.

未考虑同类脸型因为面型指数值的不同而导致点集间距离较大引起的分类错误。

鉴于此,基于人脸轮廓特征点和人体测量学,可将人脸分为三角脸、椭圆脸、圆脸、方脸、尖下巴长脸和方圆下巴长脸的人脸脸型分类方法,实现了符合人主观对人脸脸型描述的脸型分类。首先利用 ASM 算法提取人脸脸型特征点,通过 K 近邻算法结合面型指数分类方法确定人脸脸型。该方法在运用 K 近邻算法分类脸型时,采用人脸脸型库中与测试人脸面型指数相差小的样本特征点集,连线围成区域的面积间的距离作为分类依据,能很好地解决在以往算法中由于同类脸型不同面型指数值的人脸特征点集间距大而导致分类错误的问题,同时加入人脸特征点集的对齐方法,实现对有上下偏转的人脸图片无需图像角度预处理就能准确鲁棒地分类。

1 基于主动形状模型的人脸脸型特征提取

1.1 主动形状模型

主动形状模型方法最早由 Cootes 等^[6]在 1994 年提出。通过训练人工标定的图像样本获取训练图像样本的局部灰度模型和全局形状统计模型,并且获取特征点允许存在的变化方向,实现在测试图像上寻找对应的特征点的位置。

1.1.1 ASM 模型训练

为了能很好地定位人脸的边缘,选择包含多脸型人脸图片作为模型训练样本。确定训练人脸图片后,为每一张人脸标定一组人脸特征点。按图 1 所示遍历每一张人脸的 69 个特征点。

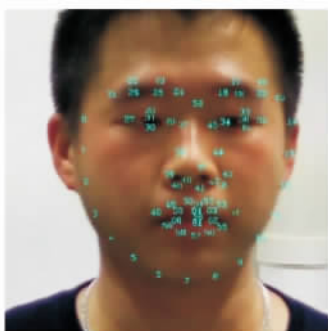


图 1 人脸特征点分布

Fig. 1 The distribution of facial feature points

将一个人脸样本中标定的 k 个特征点组成一个形状向量 M :

$$M = (x_1^i, y_1^i, x_2^i, y_2^i, \dots, x_k^i, y_k^i), i = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

其中: (x_k^i, y_k^i) 为第 i 个训练样本上第 k 个特征点的坐标; N 为训练样本的个数, N 个训练样本构成 N 个形

状向量。ASM 模型训练主要由形状统计模型、局部纹理模型 2 部分组成。

1) 形状统计模型。形状统计模型是基于训练样本统计特性的形状模型。 N 个训练样本,每个样本用 $2k$ 维向量表示,构成 $n \times 2k$ 矩阵。对 $n \times 2k$ 矩阵做主成分分析得到形状统计模型:

$$s = \bar{s} + \Phi b. \quad (2)$$

其中: \bar{s} 为训练集归一化后的平均形状; $\Phi = \{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_t\}$ 为经主成分分析后按降序排列的 t 个特征值对应特征向量的集合; $b = (b_1, b_2, \dots, b_t)^T$ 为形变参数, $b_1 \in [-3\sqrt{\lambda_1}, 3\sqrt{\lambda_1}]$, λ_i 为 t 个特征值中第 i 个特征值 λ 的取值由主成分分析的截断系数(取 0.975)决定。

形状统计模型通过控制形状参数 b ,在平均形状的基础上,叠加主成分特征向量方向上的形变,从而在模型搜索人脸图片特征点的更新过程中,将形状的变化约束在模型的允许范围内。

2) 局部纹理模型。对每一个训练样本,沿着第 i 个特征点两侧特征点连线的垂直平分线的 2 个方向分别选择 m 个像素,以构成一个长度为 $2m-1$ 的轮廓领域向量,对该向量所包含像素的灰度值求导,得到第 i 个特征点的局部纹理,计算所有样本在第 i 个特征点的局部纹理的均值 \bar{g}_i 和方差 S_{g_i} ,得到第 i 个特征点的局部纹理模型。

1.1.2 特征点搜索

ASM 模型特征点搜索是利用训练好的 ASM 模型获得测试人脸脸型描述所需要的特征点集合。根据测试人脸的大小、角度的信息用一初始形状在测试图像上搜索该人脸形状。搜索过程主要有以下 2 个步骤:

1) 计算每个特征点的新位置。对初始形状上的每一个特征点,在其轮廓领域方向上选取 $2L$ ($L > m$) 个像素作为候选点,计算每个候选点的局部纹理特征与初始特征点局部纹理特征的马氏距离,选择有最小距离的候选点作为特征点新位置,更新初始形状。马氏距离为:

$$f(g_s) = (g_s - \bar{g}_i)^T S_{g_i}^{-1} (g_s - \bar{g}_i), \quad (3)$$

其中 g_s 为候选点的局部特征。

2) 仿射变换中的参数和 b 的更新。根据更新后的初始形状与初始形状的仿射变换关系及其与形状统计模型关系,更新仿射变换中的参数和 b 。若仿射变换中的参数和 b 变化很小或是达到迭代次数阈值,则搜索结束,反馈最终形状,否则跳转上一步骤。

1.2 平面内上下偏转人脸形状特征点集的处理

提出一种形状对齐算法,将有一定角度的平面内上下偏转人脸的特征点集对齐于标准正面人脸的特征点集,主要用来解决实际应用中获取的人脸不都是如图1所示的标准正面人脸,其脸型特征点集不能有效地用于脸型分类的问题。同时该方法也省去了人脸图像预处理过程。

待测人脸有倾斜角度大于 5° 的上下倾斜的情况下(用鼻根点与颌下点的连线与图片垂直线的夹角作为人脸上下倾斜度的度量),将其对齐于标准正面人脸,实现对倾斜人脸特征点集的有效矫正。

形状向量对齐方法:假设存在2个形状 x_1 、 x_2 通过旋转、缩放、平移将 x_1 对齐于 x_2 ,对齐的过程就是求 S 、 θ 、 t ,使得 E 最小。

$$E = (x_1 - M(S, \theta) [x_2])^T W (x_1 - M(S, \theta) [x_2] - t), \quad (4)$$

$$M(S, \theta) \begin{bmatrix} x_{jk} \\ y_{jk} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} (S \cos \theta) x_{jk} - (S \sin \theta) y_{jk} \\ (S \sin \theta) x_{jk} + (S \cos \theta) y_{jk} \end{pmatrix}, \quad (5)$$

$$t = (t_{1x} \ t_{1y} \ t_{2x} \ t_{2y} \ ; \ \dots \ t_{kx} \ t_{ky}), \quad (6)$$

其中: S 为缩放因子; θ 为旋转系数; t 为平移因子; W 为一个权重矩阵(对角矩阵),表示各特征点在形状对齐中的权重。设 $a_x = S \cos \theta$, $a_y = S \sin \theta$,可得

$$\begin{bmatrix} X_2 & Y_2 & W & 0 \\ -Y_2 & X_2 & 0 & W \\ Z & 0 & X_2 & -Y_2 \\ 0 & Z & Y_2 & X_2 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} a_x \\ a_y \\ t_x \\ t_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_1 \\ Y_1 \\ C_1 \\ C_2 \end{pmatrix}. \quad (7)$$

其中:

$$X_i = \sum_{k=0}^{n-1} w_k x_{ik}; \quad (8)$$

$$Y_i = \sum_{k=0}^{n-1} w_k y_{ik}; \quad (9)$$

$$Z = \sum_{k=0}^{n-1} (x_{2k}^2 + y_{2k}^2); \quad (10)$$

$$W = \sum_{k=0}^{n-1} w_k; \quad (11)$$

$$C_1 = \sum_{k=0}^{n-1} w_k (x_{1k} x_{2k} + y_{1k} y_{2k}); \quad (12)$$

$$C_2 = \sum_{k=0}^{n-1} w_k (y_{1k} x_{2k} - x_{1k} y_{2k}). \quad (13)$$

计算可得 a_x 、 a_y 、 t_x 、 t_y ,代入式(7)可求得对齐后的形状 x_2 。

1.3 人脸脸型的量化模型

建立了一种新的基于归一化特征点的人脸脸型

模型。每一张图片中人脸的大小、位置都不一样,ASM定位得到可描述脸型的特征点集未在同一坐标系,因此,需对特征点集做归一化,以便于各人脸脸型相似性的比较。

假定ASM人脸脸型模型可用特征点集表示为 $((x_0 \ y_0) \ (x_1 \ y_1) \ ; \ \dots \ (x_{14} \ y_{14}))$ 其中 $(x_i \ y_i)$ ($i = 1 \ 2 \ ; \ \dots \ 14$)为第 i 个点的二维坐标,对ASM脸型模型特征点集做归一化处理得到人脸脸型的特征点表示。

1.3.1 平移变换

选取编号为7的下巴点 $(x_7 \ y_7)$ 作为基准点,根据式(14)和式(15)对每个点作平移运算得到新坐标 $(x'_i \ y'_i)$ 。

$$x'_i = x_i - x_7, \quad (14)$$

$$y'_i = y_i - y_7. \quad (15)$$

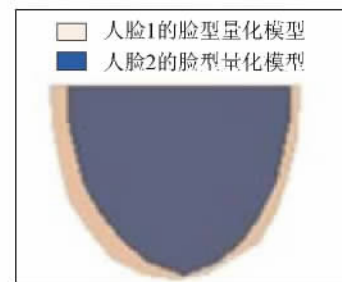
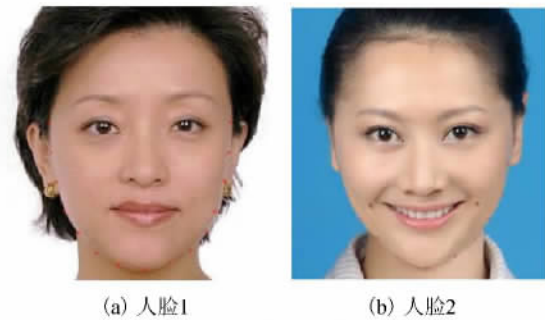
1.3.2 缩放变换

将编号0的点的 y 坐标量归一化为80,计算比例 $L_{\text{scale}} = 80 / |y_0|$,编号0的点的 x 坐标量及编号1~6的点集按式(16)、(17)缩放,新位置为 $(x'_i \ y'_i)$:

$$x'_i = x_i S, \quad (16)$$

$$y'_i = y_i S. \quad (17)$$

将编号14的点的 y 坐标量归一化为80,计算比例 $R_{\text{scale}} = 80 / |y_{14}|$,编号14的点的 x 坐标量及编号8~13的点集按式(16)、(17)缩放,新位置为 $(x'_i \ y'_i)$ 。经过归一化的人脸特征点集,其围成区域面积视为人脸脸型的量化模型,如图2所示。



(c) 人脸1、2的脸型模型

图2 人脸脸型的量化模型

Fig. 2 The quantification model of face shape

2 基于面型指数的 K 近邻人脸形状分类算法

提取人脸特征点并建立人脸量化脸型模型后,选择结合面型指数的 K 近邻算法做脸型分类。面型指数是人体测量学中的一种人脸测量指标。

2.1 面型指数

采用“形态面指数”分类出长脸,选取 K 近邻算法的 k 个近邻,采用“颧下颌宽指数”作为长脸尖下巴和长脸方圆下巴的分类依据。计算面型指数需要的测量点有鼻根点、左右颧点、左右下颌角点及颏下点,如图 3 所示。

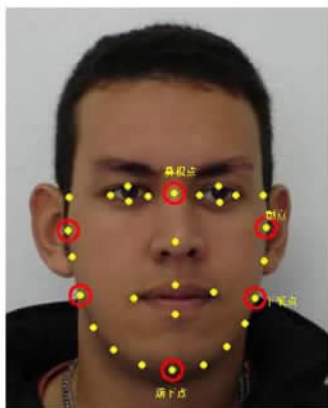


图 3 鼻根点、颧点、下颌角点和颏下点

Fig. 3 Nasion, zygomatic point, mandibular point and gnathion

在得到图 3 这些点的基础上,可计算得到面宽 W_{face} 、下颌宽 W_{mandible} 、形态面高 H_{shape} 3 个测量参数。面宽取左右颧点的欧氏距离,下颌宽取左右下颌角点欧氏距离,形态面高取鼻根点与颏下点间欧氏距离。

形态面指数 I_{shape} 和颧下颌宽指数 I_{mandible} 可由式 (18)、(19) 得到:

$$I_{\text{shape}} = \frac{H_{\text{shape}}}{W_{\text{face}}} \times 100\%, \quad (18)$$

$$I_{\text{mandible}} = \frac{W_{\text{mandible}}}{W_{\text{face}}} \times 100\%。 \quad (19)$$

2.2 K 近邻算法

采用 K 近邻算法结合面型指数对脸型特征进行分类。K 近邻算法^[7]的思想是:如果一个测试样本在样本库特征空间中的 k 个最相似的样本中的大多数属于某一个类别,则该测试样本也属于这个类别。KNN 算法中,样本库中的样本都是已经正确分类的对象。该方法在定类决策上只依据最邻近的一个或

者几个样本的类别来决定待分样本所属的类别。采用各特征点围成区域面积差值度量 2 个实例的相似性。

3 实验结果分析

3.1 脸型分类实验说明

将人脸分成 6 类:三角脸、椭圆脸、圆脸、方脸、尖下巴长脸、方圆下巴长脸。人脸脸型通过人脸面型指数及归一化后的编号为 0 ~ 14 的特征点集表示围成区域面积。K 近邻算法的样本共有 4 个类别,分别代表三角脸、椭圆脸、圆脸、方脸,每个类别包含 60 个样本,涵盖面型指数所有段的人脸。脸型分类过程:1) 根据训练得到的 ASM 模型确定正面人脸的形状特征点集;2) 计算面型指数,面型指数大于 0.915 的归为长脸;3) 归为长脸的样本根据其颧上颌宽指数判断归类,若颧上颌宽大于 0.875,归为方圆下巴长脸,否则归为尖下巴长脸。面型指数小于 0.915 的样本,需要做形状对齐,对齐形状后选取 1) 中得到点集的编号 0 ~ 14 的点,进行归一化方法处理后,与特征库中具有与待分类人脸形态面指数相当的样本比对,求取 k 个近邻得到脸型类别。

3.2 实验结果及分析

实验用人脸图像数据库包含 1 200 张温和光照、中性表情的正面人脸^[8]。根据人脸脸型的先验知识,采用 20 人的投票机制将总和为 1 200 张的人脸库分为三角脸、椭圆脸、圆脸、方脸、尖下巴长脸、方圆下巴长脸 6 类。分类准确率统计结果如表 1 所示,分类结果样例如图 4 所示。

表 1 分类结果

Tab. 1 The classification results

脸型	样本数	正确分类数	错误分类数	正确率/%
三角脸	322	314	8	97.5
椭圆脸	446	433	13	97.1
圆脸	100	96	4	96.0
方脸	70	66	4	94.3
尖下巴长脸	210	207	3	98.6
方圆下巴长脸	122	120	2	98.4
统计	1 200	1 166	34	97.2

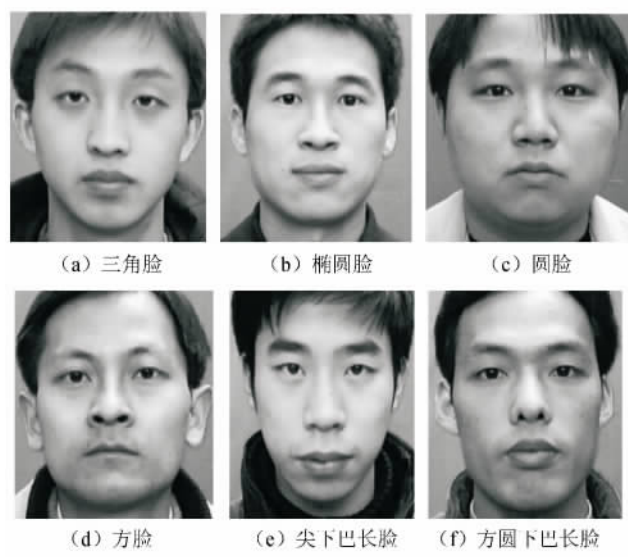


图4 脸型分类正确样本

Fig. 4 The correct samples of face shape classification

错误样本主要为样本人脸脸型不明显,属于设计的某一分类类别,如图5所示。图中人脸颧下颌宽相近且有尖下巴,人为判断归为椭圆脸,但本算法将其归为三角脸。类似算法分类效果分析比较,如图6所示。



图5 分类错误样例

Fig. 5 The error classification sample

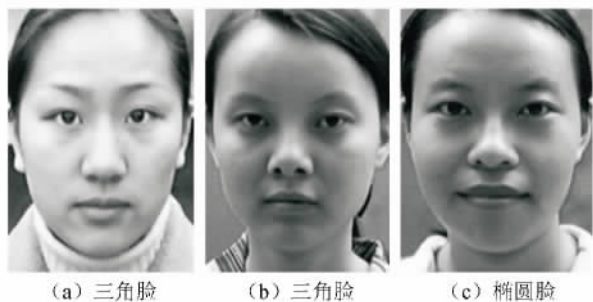


图6 面型指数相差大引起分类错误样例

Fig. 6 The error classification samples caused by the different face index

图6在未引入面型指数时,采用文献[4]提出的脸型分类方法做脸型分类实验时发现,图6(a)与图6(b)属于三角脸,图6(c)属于椭圆脸,因为图6(a)与图6(b)的面型指数相差较大,图6(a)与图6(b)轮廓特征点集之间距离大于图6(a)与图6(c)之间距离,导致分类错误。而引入面型指数后,在K近邻分类时只计算面型指数相近的样本之间距离,求得最近 k 个近邻作K近邻分类依据,得到了正确的分类结果。

4 结束语

在建立脸型样本库时,每一类脸型样本内都覆盖多面型指数段的人脸。该脸型分类方法:1)规避了将人脸特征点归一化后因面型指数相差大,而导致同类脸型间特征点集间距大引起的分类错误;2)提出的脸型量化模型方法能减少样本因轻微上下偏转带来的分类误差,以及由特征点定位误差带来的影响;3)引用形状对齐算法实现对一定角度偏转人脸的准确脸型分类,为基于视频或摄像机的自动人脸分类打下基础。未来进一步的工作可考虑加入更多脸型类别,如甲子脸、申字脸等,也可考虑引入额头边缘信息,实现更多类别且符合人主观描述的脸型分类。

参考文献:

- [1] 杜立强,贾鹏,周宗潭,等. 基于主动形状模型的人脸脸型自动分类算法[J]. 计算机应用, 2009, 29(10): 2710-2712.
- [2] 赵薇,汪增福. 用于大库人脸识别的脸型分类研究[J]. 电子技术, 2009, 36(11): 77-79.
- [3] 赵薇. 用于大库人脸识别的脸型分类研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009: 26-33.
- [4] 陈熙,赵晓萍,范松青. 人体面部测量与分析[J]. 南华大学学报: 医学版, 2007, 35(4): 518-520.
- [5] 张倩,丁友东,蓝建梁,等. 基于ASM和K近邻算法的人脸脸型分类[J]. 计算机工程, 2011, 37(11): 212-214.
- [6] Cootes T, Cooper D, Taylor C, et al. Active shape models—their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1): 38-59.
- [7] 王洪彬,刘晓洁. 基于KNN的不良文本过滤方法[J]. 计算机工程, 2009, 35(24): 69-71.
- [8] Gao Wen, Cao Bo, Shan Shiguang, et al. The CAS-PEAL large-scale Chinese face database and baseline evaluations[J]. Systems, Man and Cybernetics: Part A: IEEE Transactions on, 2008, 38(1): 149-161.