

基于 ASM 和 K 近邻算法的人脸脸型分类

张 倩¹, 丁友东¹, 蓝建梁¹, 涂 意²

(1. 上海大学计算机工程与科学学院, 上海 200072; 2. 上海一格信息科技有限公司, 上海 200072)

摘 要: 针对人脸特征分类问题, 提出一种基于主动形状模型(ASM)和 K 近邻算法的人脸脸型分类方法。将 Hausdorff 距离作为 K 近邻算法的距离函数, 利用 ASM 算法提取待测图像的特征点, 对点集进行归一化后计算人脸轮廓特征点与样本库中所有样本点集的 Hausdorff 距离, 根据该距离值, 通过 K 近邻算法实现待测图像的脸型分类。实验结果证明, 该方法分类正确率高、速度快、易于实现。

关键词: 人脸脸型分类; Hausdorff 距离; K 近邻算法; 人脸特征提取; 主动形状模型

Face Shape Classification Based on Active Shape Model and K-nearest Neighbor Algorithm

ZHANG Qian¹, DING You-dong¹, LAN Jian-liang¹, TU Yi²

(1. School of Computer Engineering and Science, Shanghai University, Shanghai 200072, China;

2. Shanghai Yeegol Information Technology Limited Company, Shanghai 200072, China)

【Abstract】 Aiming at the problem of face feature classification, this paper proposes a new face classification algorithm based on Active Shape Model(ASM) and K-nearest neighbor algorithm. It extracts feature points of face by ASM algorithm, normalizes all feature points, and computes Hausdorff distance between feature points and every sample of each class. The face is classified by K-nearest neighbor algorithm with the Hausdorff distance computed. Experimental results show that the algorithm has high classification accuracy and speed, and it is easy to realize.

【Key words】 face shape classification; Hausdorff distance; K-nearest neighbor algorithm; face feature extraction; Active Shape Model(ASM)

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.11.073

1 概述

人脸脸型分类可用于不同的领域, 如人脸识别、图像检索、美容模拟。在人脸识别中, 当图像数据库增大时, 查询一幅图像的速度呈线性下降, 人脸识别率也随之下降。在识别人脸之前, 可以先对数据库中的人脸图像按特征分类, 将搜索范围缩小到与待识别图像特征相似的范围, 这样查询速度和识别率都可以大大提高。在图像检索领域, 比如一些交友性质的网站, 用户想查找某一脸型的人物, 就可以先对人物图像分类, 从而提高检索的速度, 还有一些娱乐性质的美容网站, 可以根据用户的脸型等特征为用户推荐合适的发型、配饰、衣着等搭配。所以, 对人脸进行分类具有一定的研究价值和应用前景。

现有研究主要根据以下 4 种方式对脸型进行分类:

- (1) 文献[1]根据轮廓线曲率特征进行分类。
- (2) 文献[2]将脸部轮廓线与理想轮廓线的匹配进行分类。
- (3) 文献[3]根据轮廓点集之间的距离进行分类。
- (4) 文献[4]根据面型指数分布进行分类。

对于脸型不标准的人脸, 文献[1]的方法分类准确度低, 在图像质量不好的情况下, Sobel 算子提取轮廓的效果不好。文献[4]的方法对特征点的准确定位有很大的依赖性, 其采用的特征点固定, 所用特征点数目也较少, 分类方法不具有鲁棒性, 而且脸型只分为两大类, 应用范围有限。文献[3]的方法是很好的脸型分类方法, 但是基于 ISODATA 聚类的方法需要全面大量的样本进行训练, 算法复杂, 不易实现, 而且只对人脸图像自动聚类, 没有明确地说明哪类属于哪种脸型。

本文提出一种新的脸型分类方法, 将脸型分为椭圆脸、圆脸、方脸、三角脸 4 种, 采用主动形状模型(Active Shape

Model, ASM)算法提取人脸特征点, 使用改进的 Hausdorff 距离^[5]衡量人脸轮廓特征点集之间的相似度, 通过 K 近邻分类^[6]方法确定人脸的脸型。该方法具有很强的鲁棒性, 能有效解决实际应用中的脸型分类问题。

2 基于 ASM 的人脸特征点提取

ASM 算法主要分为训练和搜索 2 个步骤, 通过对人工标定的样本进行训练, 获得局部灰度模型和全局形状统计模型。搜索过程中, 在平均模型的基础上根据约束条件进行迭代, 求取最优的形状参数, 达到最佳匹配效果。对于人脸这种不具有固定外形而又具有一定形状约束性的物体, 用 ASM 提取特征能有较好的效果。

2.1 模型训练过程

ASM 算法采用点模型表示人脸特征, 取人脸关键部位的点作为特征点, 比如眼睛、鼻子、嘴巴、脸部轮廓的点, 本文共取 65 个特征点, 分布在眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴、脸部轮廓几个部位。如图 1 所示, 图中数字表示特征点编号。每个特征点用一个二维坐标表示, 代表该点在图像中的位置。这样, 用 n 个特征点标记的人脸形状可以用向量 P 表示为:

$$P = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n)^T \quad (1)$$

若训练样本有 m 个, 每个样本用长度为 $2n$ 的向量表示,

基金项目: 上海市科委国际合作基金资助项目(09510700900); 初创期小企业创新基金资助项目(0801H102100)

作者简介: 张 倩(1986—), 女, 硕士, 主研方向: 人脸识别, 计算机视觉, 模式识别; 丁友东, 教授、博士、博士生导师; 蓝建梁, 博士; 涂 意, 高级工程师

收稿日期: 2010-11-20 **E-mail:** rain_qian830@yahoo.cn

则该样本可表示成 $2n \times m$ 的矩阵, 当样本集比较大时, 矩阵维数会非常高, 计算量会增加, 这时利用主成分分析对样本数据进行降维处理, 按照降序提取前 t 个重要的特征值及其特征向量, 选取的依据是: 前 t 个特征值所决定的目标物体形变占所有 $2n$ 个特征值所决定目标物体形变总量的比例不小于 v (本文取 $v=0.92$)。这样可以得到描述样本的全局形状模型:

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

其中, \bar{X} 为样本集的平均形状; $\Phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_t\}$ 是经主成分分析处理后得到的 t 个特征值对应的特征向量的集合; $b = (b_1, b_2, \dots, b_t)^T$ 是形变参数, 改变 b ($b_i \in [-3\sqrt{\lambda_i}, +3\sqrt{\lambda_i}]$, λ_i 为选取出的第 i 个特征值) 就能得到不同的人脸形状。

除了全局形状模型外, 训练过程中还对每个关键点建立了局部灰度模型。对于训练样本中每个形状上的每个特征点, 沿该特征点与相邻特征点的垂直方向(也称 Profile 邻域)取 $k+1$ 个像素的灰度差分作为局部灰度信息, 即轮廓法线向量。这样, 对每个样本中每个特征点都计算轮廓法线向量, 即可得到该点的法线向量样本集, 归一化后计算出该点的局部灰度均值和协方差矩阵, 作为该特征点的局部灰度模型。

本文选取 200 个样本进行训练, 通过对每个样本进行手工标定, 训练得到约束模型。

2.2 搜索匹配过程

将样本集的平均形状模型置于待测图像中, 然后采用局部灰度模型和全局形状模型在图像中进行搜索, 找到最优的匹配结果, 过程如下:

(1) 初始化模型参数 b , 初始化模型为: $X = \bar{X} + \Phi b$, 通常取 $b=0$ 。

(2) 对于每个特征点, 在其 Profile 邻域内计算候选点与该点局部灰度模型的距离, 将距离最小的点作为当前特征点。

(3) 用全局形状模型对新形状进行约束, 使形变在形状模型允许的范围。

(4) 如果约束后的新形状与原来形状之间的变化足够小, 就停止搜索, 否则, 转(2)。

特征提取结果如图 1 所示。

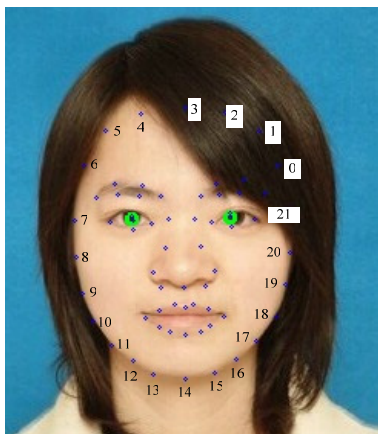


图1 人脸特征点分布

根据本文需要, 只提取编号为 8~20 的特征点作为分类依据, 这些特征点覆盖的范围为脸部和下颌部位, 能很好地表示人脸脸型。

3 基于 Hausdorff 距离的 K 近邻算法

提取出人脸特征后, 要对这些特征进行分类, 本文采用 K 近邻分类算法。

3.1 K 近邻算法

K 近邻算法是一种简单易用的分类算法, 样本数越多, 准确率越高。它的原理为: 假设有 c 个类别 w_1, w_2, \dots, w_c , 每类有标明类别的样本 N_i ($i=1, 2, \dots, c$) 个。待测目标为 x , x 与 w_i 类中样本的距离函数为 $h(x, x_i^m)$, 其中, $m=1, 2, \dots, N_i$; x_i^m 中的 i 表示 w_i 类; m 表示 w_i 类 N_i 个样本中的第 m 个。

计算待测目标与 c 个类别中所有样本的距离 $h(x, x_i^m)$, 取出 k 个最小距离, 即 k 个近邻, 设这 k 个近邻中属于 w_1, w_2, \dots, w_c 类别的样本数分别有 n_1, n_2, \dots, n_c 个, 则定义分类规则为:

$$\text{if } g_j(x) = \max_i n_i, i=1, 2, \dots, c \text{ then } x \in w_j \quad (3)$$

式(3)表示 c 个类别中 n_i 最大的类别 j 即为待测目标 x 所属的类别。

3.2 基于改进的 Hausdorff 距离的相似度计算

Hausdorff 距离能有效地度量点集之间的相似度, 所以, 本文的距离函数 $h(x, x_i^m)$ 采用 Hausdorff 距离。2 个脸型特征点集之间的 Hausdorff 距离可以度量它们之间的相似程度, 为了避免图像中可能由于噪点产生的影响, 本文采用改进的 Hausdorff 距离。

给定 2 个点集 A 和 B , 大小分别为 p 和 q , 即 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$, $B = \{b_1, b_2, \dots, b_q\}$, 则这 2 个点集之间的 Hausdorff 距离定义为:

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (4)$$

$$h(A, B) = \frac{1}{p} \sum_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (5)$$

$$h(B, A) = \frac{1}{q} \sum_{b \in B} \min_{a \in A} \|b - a\| \quad (6)$$

其中, $\| \cdot \|$ 表示 A 和 B 之间的距离范式, 本文采用欧式距离。由上式可以看出, $h(A, B)$ 表示计算点集 A 中每个点 a_i ($i=1, 2, \dots, p$) 到点集 B 中点 b_j ($j=1, 2, \dots, q$) 的距离, 得出 a_i 与点集 B 的最小距离, 然后计算出点集 A 中 p 个点对应的 p 个最小距离的平均距离, 即 $h(A, B)$ 。 $h(B, A)$ 同理可得。 $H(A, B)$ 取的是 $h(A, B)$ 和 $h(B, A)$ 中的较大者, 它度量了 2 个点集之间的最大不匹配程度, $H(A, B)$ 越小, 2 个点集越匹配, 表示轮廓越相似。

4 基于 K 近邻算法和 Hausdorff 距离的脸型分类

本文采用脸的下半部分特征作为分类的依据, 因此, 可以将这 7 种类型综合为椭圆脸、圆脸、方脸、三角脸 4 种脸型。本文方法包括 2 个步骤: 样本创建和分类。

4.1 样本创建

K 近邻算法的样本共有 4 个类别, 每个类别包含 14 个样本, 每个样本可以用人脸轮廓的点集表示为 $\{x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n\}$, 其中, (x_i, y_i) ($i=1, 2, \dots, n$) 表示第 i 个点的二维坐标, 这样, n 个点表示成长度为 $2n$ 的向量。

(1) 对待选图像进行归一化处理。先将所有图像大小归一化为 368×500 像素, 然后对每张图像进行人脸特征点提取, 取出编号为 8~20 的特征点集, 进行归一化处理, 方法如下:

1) 平移变换。先计算出每个轮廓的中心位置, 然后将脸部轮廓平移到中心位置, 计算中心位置 (x_c, y_c) 的公式为:

$$x_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (7)$$

$$y_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (8)$$

然后根据式(9)和式(10)对每个点做平移变换, 计算出新位置 (x'_i, y'_i) :

$$x'_i = x_i - x_c \quad (9)$$

$$y'_i = y_i - y_c \quad (10)$$

2) 缩放变换。按规则将轮廓缩放到同一坐标系中, 本文的规则为: 点集的半径为所有点到点集中心的平均距离, 对点集进行平移变换后, 点集中心坐标为 $(0, 0)$, 因此, 点集半径 r 的计算公式为:

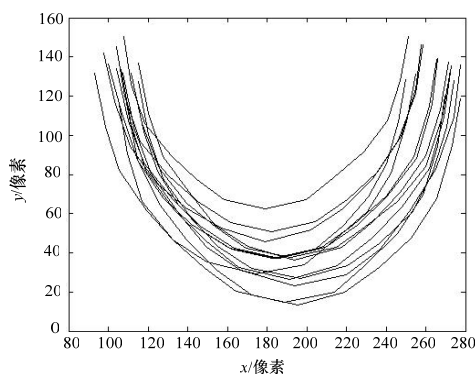
$$r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i^2 + y_i^2)} \quad (11)$$

将半径大小归一化到 $[0, 1]$ 范围内, 根据式(12)和式(13)进行缩放, 新位置为 (x'_i, y'_i) :

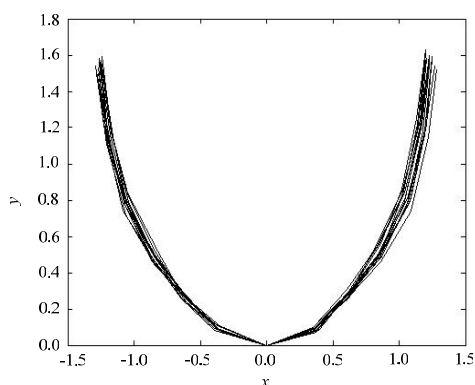
$$x'_i = x_i \times \frac{1}{r} \quad (12)$$

$$y'_i = y_i \times \frac{1}{r} \quad (13)$$

图 2 为归一化的结果, 以三角脸样本为例, 图 2(a)表示 14 个三角脸样本归一化之前的坐标位置, 从图中可以看出, 脸型轮廓大小不一致, 中心位置也不一致。按上面的步骤, 对样本点集进行平移和缩放变换后, 再按下巴处的特征点(编号为 14 的特征点)对齐, 即与平移变换步骤一样, 将中心移到编号为 14 的特征点处, 就可以得到图 2(b)的结果。



(a)三角脸样本归一化之前

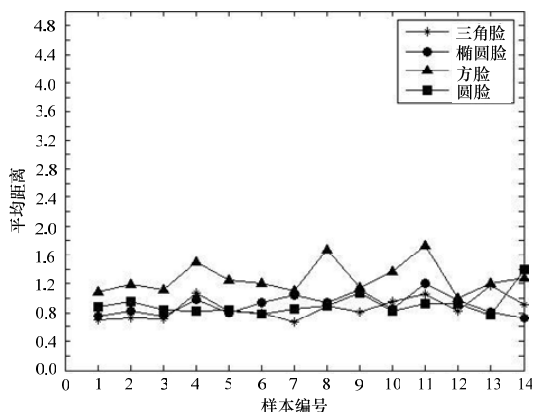


(b)三角脸样本归一化之后

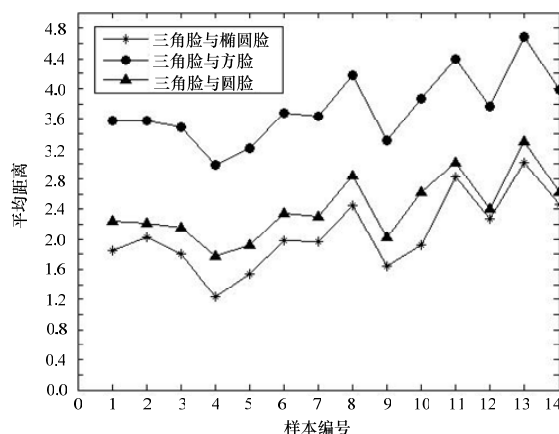
图 2 三角脸样本归一化过程

(2) 选取样本图像。选取规则为: 对于 4 个类别的所有样本, 要保证类内样本之间的 Hausdorff 距离较小、类间样本的 Hausdorff 距离较大。本文选出 56 张满足要求的样本图像。图 3(a)表示每种类型的样本之间的平均距离, 图 3(b)表示三角脸类型与其他 3 个类型的类间平均距离。从图中可以看出, 类内的 14 个样本之间的平均距离较小, 大多数在 1.8 以下, 而三角脸类型与其他 3 个类型的类间距离明显比类内距离

大, 大多数在 1.6 以上。



(a)每个类型的类内样本平均距离



(b)三角脸类样本与其他 3 个类的类间平均距离

图 3 样本的类内与类间距离

(3) 将样本数据转换成 XML 文件格式, 便于数据的存放和读取。

4.2 分类过程

本文的分类过程共分为 4 个步骤:

(1) 采用 ASM 算法对待测图像提取人脸特征点, 选取编号为 8~20 的特征点。

(2) 对该点集按照样本归一化的方法进行归一化, 将待测图像的点集与样本点集统一到同一坐标系中。

(3) 采用本文基于 Hausdorff 距离的 K 近邻方法进行分类, 本文 k 值取 14, 分类过程共分 3 个部分:

1) 计算待测图像与所有样本的 Hausdorff 距离。

2) 对所有距离按升序排序, 取前 14 个距离, 并记录每个距离对应的样本类型编号。

3) 在 14 个距离度量对应的 14 个样本中所含样本数最多的类型就是待测图像所属的类型。

(4) 输出分类结果。

5 实验结果与分析

实验用图像数据库包括 771 张中性表情的正面人脸照片, 包含了各种脸型的人脸。

表 1 为分类结果, 从中可以看出, 本文方法分类效果较好, 采用 K 近邻算法能减少由于脸型差别不明显而造成的分类错误。将待测图片与所有样本进行比较, 统计差距最小的 14 个样本中哪个类别所占的比例最大, 进而确定待测图像属于哪种类型, 这样就能降低因脸型差距小而造成的错误分类的概率, 提高正确率。

(下转第 217 页)

特征匹配。表1给出了本文方法与其他文献的方法在 CASIA 数据库 0°和 45°视角下的正确识别率对比。

表1 算法正确识别率比较

步态特征	特征处理和匹配	0°视角/(%)	45°视角/(%)
文献[3]	PCA+NED	82.50	-
行宽 ^[5]	DTW	82.50	92.50
文献[7]	PCA+LDA+NED	87.00	-
行质量 ^[6]	DTW	96.25	96.25
本文行质量	NED	92.50	85.00
加权行质量	加权 NED	96.25	93.75

从表1可以看出,对行质量向量加权处理后,使用计算代价较小的 NED 特征匹配方法即可接近 DTW 的效果。由于权重向量的计算只涉及到计算样本各元素的方差,省去了 PCA 和 LDA 从而避免大矩阵求逆过程,改进后的 NED 也仅仅加入了一个权重向量的加权过程,因此本文的方法计算时间几乎可以忽略。而 LDA、PCA 和 DTW 相似度衡量法耗时均在小时级别,相比之下本文的方法减少了样本训练时间,既满足了步态识别对实时性的要求,又保证了较高的识别率。

4 结束语

为满足步态识别对实时性的要求,本文提出一种基于加权行质量的步态识别方法,通过权重向量表征数据分类贡献度,使用 NED 进行相似度衡量即可达到 DTW 相似的效果,在降低计算复杂度的同时提高数据分类能力。在 CASIA 数据库上的实验结果表明,该方法简单有效。

致谢 感谢中国科学院自动化研究所提供 CASIA 数据库。

参考文献

- [1] 王科俊,侯本博.步态识别综述[J].中国图象图形学报,2007,12(7):1152-1160.
- [2] Li Yibo, Jiang Tianxiao, Qiao Zhi-hua, et al. General Methods and

Development Actuality of Gait Recognition[C]//Proceedings of the 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Beijing, China: [s. n.], 2007.

- [3] Wang Liang, Tan Tieniu, Ning Huazhong, et al. Silhouette Analysis-based Gait Recognition for Human Identification. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1505-1518.
- [4] Xiao Degui, Yang Lei. Gait Recognition Using Zernike Moments and BP Neural Network[C]//Proceedings of 2008 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control. Sanya, China: [s. n.], 2008.
- [5] Kale A. Gait Analysis for Human Identification[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Audio and Video-based Biometric Person Authentication. Guildford, UK: [s. n.], 2003.
- [6] Hong Sungjun, Lee H, Nizami I F, et al. A New Gait Representation for Human Identification: Mass Vector[C]//Proceedings of the 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Harbin, China: [s. n.], 2007.
- [7] Ye Bo, Wen Yumei. A New Gait Recognition Method Based on Body Contour[C]//Proceedings of the 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Singapore: [s. n.], 2006.
- [8] 赵喜玲,李其申,卢致天,等.一种改进的步态识别方法[J].计算机工程,2009,35(2):177-179.
- [9] 黎雷生,肖德贵.基于不变矩的步态识别[J].计算机应用,2005,25(8):1795-1797.
- [10] 王科俊,刘丽丽.基于步态能量图像和2维主成分分析的步态识别方法[J].中国图象图形学报,2009,14(12):2503-2509.

编辑 索书志

(上接第214页)

表1 本文方法分类结果

脸型	样本数	正确分类数	错误分类数	正确率/(%)
三角脸	207	181	26	87.44
椭圆脸	287	273	14	95.12
方脸	75	67	8	89.33
圆脸	202	185	17	91.58
样本总数	771	706	65	91.57

在计算性能方面,本文算法在配置为 P4 2.1 GHz、2 GB 内存的机器上对一张人脸图像进行特征点提取和分类的平均计算时间为 65 ms,可见本文方法分类速度快,适用于大型数据库中的人脸分类。

6 结束语

本文提出的脸型分类方法能较好地应用到人脸识别、人脸检索等系统中,应用范围广。同时,在人脸分类中还可以按五官特征再对每个脸型的人脸进行细分,比如可以按眼睛将人脸分为大眼、小眼。进一步细分数据库可以更好地提高人脸识别或检索的速度,这也是下一步的工作。

参考文献

- [1] 凌旭峰,杨 杰,杨 勇.基于轮廓线曲率特征的人脸分类及识别[J].红外与激光工程,1999,28(4):37-39.
- [2] 王俊艳,苏光大,林行刚.用于人脸识别的下颌轮廓线分类方法[J].光电子·激光,2005,16(11):1368-1372.
- [3] Gu Hua, Shu Guangda, Du Cheng. Fuzzy and ISODATA Classification of Face Contours[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Shanghai, China: [s. n.], 2004: 26-29.
- [4] 赵 薇,汪增福.基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.
- [5] Tan Huachun, Zhang Yujin. Computing Eigenface from Edge Images for Face Recognition Based on Hausdorff Distance[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Image and Graphics. Chengdu, China: [s. n.], 2007: 639-644.
- [6] 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.

编辑 张 帆