

DOI: 10.3969/j.issn.1003-0972.2017.03.024

步态与人脸融合的身份识别方法

赵喜玲*

(信阳农林学院 信息工程学院 河南 信阳 464000)

摘要: 为了保持步态识别的优势,克服单一生物特征识别的不足,提高远距离的身份识别率,提出了一种步态与侧面人脸在特征层上融合识别方法。首先利用二向图像矩阵主成分分析,对步态能量图和侧面人脸图分别进行特征提取与降维处理,得到初始特征矩阵,并将得到的初始特征矩阵进行矢量化、特征组合,获得组合特征向量。然后利用多重判别分析法对组合特征向量进行特征融合,获得步态与人脸的融合特征向量,最后采用最近邻法进行身份识别。利用 CASIA Dataset B 步态数据库对上述方法进行了验证。结果表明,该方法提高了身份识别的正确率,验证了该方法的有效性,为多生物特征识别提供了一种新的方法。

关键词: 多生物特征识别; 步态识别; 人脸识别; 二向图像矩阵; 成分分析; 多重判别分析法

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-0972(2017)03-0460-04

Research on Human Identification Based on Gait and Face

ZHAO Xiling*

(College of Information Engineering, Xinyang College of Agriculture and Forestry, Xinyang 464000, China)

Abstract: In order to retain the advantage of gait recognition and to overcome the shortcomings of single biometric and increase recognition rate for human recognition at a distance, a novel approach of fusing gait and side face for human recognition at the feature level was presented. Firstly, the feature extraction and dimension reducing was done to Gait Energy Image (GEI) and Side Face Image, respectively, by Two-Direction Image Matrix based Principal Component Analysis (2DIMPCA), and two original feature vectors were obtained correspondingly, which are vectored and integrated into synthetic feature vectors. Then Multiple Discriminant Analysis (MDA) was employed on the synthetic feature vectors of gait and side face to obtain fusion features vectors. Finally, the recognition process was implemented on the fusion feature vectors by nearest neighbor (NN) algorithm. Experiments were implemented on Dataset B of CASIA gait databases and the results showed that the higher correct recognition rate was gained. In the meantime, the validity of the method was demonstrated, and a new approach was supplied for multimodal biometric identification.

Key words: multimodal biometric; gait recognition; face recognition; two-direction image matrix; principal component analysis; multiple discriminant analysis

0 引言

多生物特征识别开始于 20 世纪 90 年代,进入 21 世纪多生物特征识别才迎来一个比较大的发展。2006 年出版的《Handbook of Multibiometrics》是多生物特征识别领域第一部系统的专著,它标志着多生物特征识别的研究进入到了一个相对较快的发展阶段。相应地,步态与人脸相结合的身份识别最近也逐渐兴起。基于多生物特征的身份识别技术是当前生物特征识别技术研究的一个热点,也是未来身份识别系统应用的趋势。Kale 等利用单一摄像机对不变视角的步态与人脸识别在决策层上进行融合身份识别^[1]; SHA-

KHAROVICH 等^[2,3]利用可见外壳生成方法将 4 个摄像机拍摄的一系列单目视图来重建三维模型,然后对渲染的可见规范观察体进行跟踪和识别; ZHOU 等^[4]设计出一个识别系统,利用单个摄像机获取侧面人体视频,从中提取步态轮廓和侧面人脸,对步态与人脸相结合进行识别; ZHOU 和 BHANU 等利用单一摄像机对远距离的步态与侧面人脸分别在匹配层^[5,6]和特征层^[7,8]上进行融合识别; 梁栋等^[9]提出一种可用于门禁和考勤系统的静态触觉步态识别; 王欣等^[10]提出运用双层卷积神经网络模型实现步态识别; 朱长水等^[11]提出一种融合局部相位量化和非负矩阵分解进行人脸分析。这些单一生物特征的步态识别率比较低,多生

收稿日期: 2016-05-26; 修订日期: 2016-11-07; * 通信联系人, E-mail: 944871292@qq.com

基金项目: 河南省科技攻关项目(172102210120)

作者简介: 赵喜玲(1972—),女,河南太康人,副教授,硕士,河南省骨干教师,主要从事图像处理与模式识别研究。

物特征的融合与识别可提高身份识别系统的整体性能,本文提出一种步态与侧面人脸在特征层上融合识别方法,计算复杂度适中,识别率有所提高,为多生物特征识别提供了一种新的方法.

1 步态与人脸图像预处理

对步态视频图像序列,先进行背景建模,得到背景图像.用背景减法获取前景目标人体图像,利用连通性分析,消除小区域,得到比较完整的目标人体图像.再对目标人体图像进行二值化,用数学形态学操作,填充空洞和去除步态图像边缘的噪声,检测出步态图像的轮廓序列,对步态图像进行步态周期检测,合成步态能量图.另外在步态图像预处理中,得到完整前景目标人体图像后,提取头部部分,对头部图像灰度化,检测侧面人脸.一个周期序列的二值步态轮廓图像,生成的 GEI 如图 1 所示;侧面人脸在头部图像的定位位置,如图 2 所示.



图 1 步态能量图

Fig. 1 Hait energy image

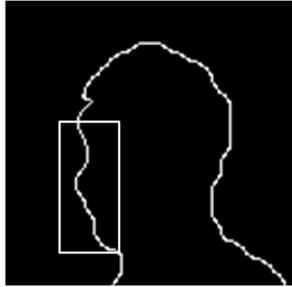


图 2 侧面人脸检测示意图

Fig. 2 Side face detection

2 步态与人脸融合识别

视频图像序列经步态与人脸图像预处理后,得到步态能量图和侧面人脸图,利用步态能量图与侧面人脸图在特征层上进行融合与识别.结合 2DIMPCA 和多重判别分析法,提出了一种步态与人脸特征融合的身份识别方法.

2.1 特征提取

设有 n_g 个 $r_g \times s_g$ 大小的训练样本步态能量图 X_1, X_2, \dots, X_{n_g} 和 n_f 个 $r_f \times s_f$ 大小的训练样本侧面人脸图像 A_1, A_2, \dots, A_{n_f} . 首先在水平方向上分别对训练样本的步态能量图和侧面人脸图执行一次 IMPCA 运算,寻找最佳投影矩阵 U_g 和 U_f . 步态能量图和侧面人脸图的总体方差矩阵分别为:

\dots, X_{n_g} 和 n_f 个 $r_f \times s_f$ 大小的训练样本侧面人脸图像 A_1, A_2, \dots, A_{n_f} . 首先在水平方向上分别对训练样本的步态能量图和侧面人脸图执行一次 IMPCA 运算,寻找最佳投影矩阵 U_g 和 U_f . 步态能量图和侧面人脸图的总体方差矩阵分别为:

$$G_i^g = \frac{1}{n_g} \sum_{i=1}^{n_g} (X_i - \bar{X})^T (X_i - \bar{X}), \quad (1)$$

$$G_i^f = \frac{1}{n_f} \sum_{i=1}^{n_f} (A_i - \bar{A})^T (A_i - \bar{A}), \quad (2)$$

其中 $\bar{X} = \frac{1}{n_g} \sum_{i=1}^{n_g} X_i$, $\bar{A} = \frac{1}{n_f} \sum_{i=1}^{n_f} A_i$, 则 G_i^g 前 k_g 个最大本征值所对应的特征向量可组成最佳投影矩阵 $U_g = [u_1^g, u_2^g, \dots, u_{k_g}^g]$, G_i^f 前 k_f 个最大本征值所对应的特征向量可组成最佳投影矩阵 $U_f = [u_1^f, u_2^f, \dots, u_{k_f}^f]$. 那么步态能量图和侧面人脸图经过水平方向 IMPCA 降维后,分别得到大小 $r_g \times k_g$ 和 $r_f \times k_f$ 的特征矩阵:

$$Y_i = X_i U_g (i = 1, 2, \dots, n_g), \quad (3)$$

$$B_i = A_i U_f (i = 1, 2, \dots, n_f). \quad (4)$$

对 $Y_i (i = 1, 2, \dots, n_g)$ 和 $B_i (i = 1, 2, \dots, n_f)$ 在垂直方向上进行 IMPCA 运算,对图像垂直方向进行 IMPCA 运算可以用对图像矩阵的转置进行水平方向的 IMPCA 运算代替,即分别对 $Y_i^T (i = 1, 2, \dots, n_g)$ 和 $B_i^T (i = 1, 2, \dots, n_f)$ 进行 IMPCA 运算,分别寻找最佳投影矩阵 V_g 和 V_f . 根据总体方差矩阵公式, $Y_i^T (i = 1, 2, \dots, n_g)$ 和 $B_i^T (i = 1, 2, \dots, n_f)$ 的总体方差矩阵分别为:

$$H_i^g = \frac{1}{n_g} \sum_{i=1}^{n_g} (Y_i^T - \bar{Y}^T)^T (Y_i^T - \bar{Y}^T), \quad (5)$$

$$H_i^f = \frac{1}{n_f} \sum_{i=1}^{n_f} (B_i^T - \bar{B}^T)^T (B_i^T - \bar{B}^T), \quad (6)$$

其中,

$$\bar{Y}^T = \frac{1}{n_g} \sum_{i=1}^{n_g} Y_i^T, \quad \bar{B}^T = \frac{1}{n_f} \sum_{i=1}^{n_f} B_i^T,$$

则 H_i^g 前 l_g 个最大本征值所对应的特征向量可组成最佳投影矩阵 $V_g = [v_1^g, v_2^g, \dots, v_{l_g}^g]$, H_i^f 前 l_f 个最大本征值所对应的特征向量可组成最佳投影矩阵 $V_f = [v_1^f, v_2^f, \dots, v_{l_f}^f]$. 那么可以得到大小 $k_g \times l_g$ 和 $k_f \times l_f$ 的初始特征矩阵:

$$Z_i = Y_i^T V_g = (X_i U_g)^T V_g (i = 1, 2, \dots, n_g), \quad (7)$$

$$C_i = B_i^T V_f = (A_i U_f)^T V_f (i = 1, 2, \dots, n_f). \quad (8)$$

2.2 特征组合

由于利用 2DIMPCA 特征提取与降维后,得到维数较小的初始步态特征矩阵 $Z_i (i = 1, 2, \dots, n_g)$ 与初始人脸特征矩阵 $C_i (i = 1, 2, \dots, n_f)$ 在数量关系上存在较大差别,具有不同的动态范围.倘若直接进行特征组合,会产生较大的数据比例失调现象,为消除这种非均衡的影响,需将步态初始特征矩阵 $Z_i (i = 1, 2, \dots, n_g)$ 和人脸初始特征矩阵 $C_i (i = 1, 2, \dots, n_f)$ 矢量化后进行数据归一化,使它们位于相同的范围内.本文用均值和方差的估计值来归一化.对于训练样本为 I , 训练样本特征向量维数为 L , 特征向量的每一个分量

表示为 w_{ij} 则归一化为:

$$\hat{w}_{ij} = \frac{w_{ij} - \bar{w}_j}{\sigma_j} (i = 1, 2, \dots, I; j = 1, 2, \dots, L), \quad (9)$$

其中分量均值 $\bar{w}_j = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I w_{ij}$, 分量协方差

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{I-1} \sum_{i=1}^I (w_{ij} - \bar{w}_j)^2.$$

步态与人脸初始特征矩阵矢量化后再经过归一化处理, 分别得到向量 $\hat{C}_i (i = 1, 2, \dots, n_g)$ 和 $\hat{C}_j (j = 1, 2, \dots, n_f)$.

假设某人 k 经过归一化后的步态特征向量和人脸特征特征向量分别是 $\hat{Z}_i^k \in \mathbf{R}^{N_g} (i = 1, 2, \dots, n_g)$, $\hat{C}_j^k \in \mathbf{R}^{N_f} (j = 1, 2, \dots, n_f)$. 其中: N_g, N_f 分别表示步态与人脸特征向量的维数; n_g, n_f 分别表示人 k 的步态与人脸特征向量的数目. 那么某人 k 的组合特征向量可以由下面得到:

$$H_i^k = [\hat{Z}_i^k \quad \hat{C}_j^k] (i = 1, 2, \dots, n_g; j = 1, 2, \dots, n_f), \quad (10)$$

其中 $l = i \times j$, $H_i^k \in \mathbf{R}^{N_g+N_f}$. 由于步态与人脸是相互独立的生物特征, 为了充分利用人体特征信息, 所以对所有可能组合的步态特征和人脸特征产生最大的数目组合特征向量 h .

2.3 特征融合

获得步态与人脸的组合特征向量 h 后, 利用多重判别分析法拉大类间距离, 缩小类内距离, 提高识别性能. 同时对组合特征向量 h 进行融合. MDA 是寻找变换矩阵 W , 使样本类间离散度矩阵 S_B 与类内离散度矩阵 S_W 的比值最大, 以提高分类能力. 引入准则函数:

$$J(W) = \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|}, \quad (11)$$

其中,

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{h \in V_i} (h - m_i)(h - m_i)^T,$$

$$S_B = \sum_{i=1}^c n_i (m_i - m)(m_i - m)^T,$$

V_i 表示第 i 类的训练样本子集, V 表示总体训练样本, c 表示类别数, n_i 表示第 i 类样本的个数, n 表示总体训练样本个数,

$$m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{h \in V_i} h, \quad m = \frac{1}{n} \sum_{h \in V} h.$$

当 $J(W)$ 最大时, 最优矩阵 W 的列向量为式 (12) 中最大本征值对应的本征向量:

$$S_B \omega_i = \lambda_i S_W \omega_i, \quad (12)$$

式 (12) 的非零特征值 λ_i 至多只有 $c-1$ 个, 对应的特征向量为 ω_i , 构成转换矩阵 M_{mda} , 所以得到多重判别分析法后步态与人脸的融合特征向量:

$$Z_k = M_{\text{mda}}^T h_k (k = 1, \dots, n). \quad (13)$$

其中 $M_{\text{mda}} = [\omega_1 \quad \omega_2 \quad \dots \quad \omega_r] (r \leq c-1)$.

2.4 识别过程

最终采用最近邻法进行身份识别, 以欧式距离为相似性度量. 假定有 N_i 个样本 $i = 1, 2, \dots, c$. 判别函数为:

$$g_i(x) = \min \|x - x_i^k\| (k = 1, 2, \dots, N_i), \quad (14)$$

其中 x 表示未知样本, x_i^k 表示样本库中的第 k 个样本.

若 $g_j(x) = \min_i g_i(x) (i = 1, 2, \dots, c)$, 即 i 类对应的人即为识别结果.

3 结果与分析

本文利用 CASIA Dataset B 中的 123 人, 在视角 90° 普通条件下做了 3 组实验. 分别以第 1, 3, 5 序列做训练样本, 对应 2, 4, 6 序列为测试样本; 步态能量图大小为 128×88 , 侧面人脸图大小为 16×10 . 为了尽量降维而又不影响识别率的情况下, 对于步态, 水平方向 $\alpha = 90\%$, 垂直方向 $\alpha = 99\%$; 对于人脸, 水平方向 $\alpha = 99\%$, 垂直方向 $\alpha = 99\%$. 表 1 列出了 3 组实验利用 2DIMPCA 对步态能量图和侧面人脸图提取初始特征矩阵的维数, 可以看出 2DIMPCA 对步态和侧面人脸特征大大降低了维数.

表 1 2DIMPCA 提取特征的维数

Tab. 1 2DIMPCA feature dimension

对象	第 1 组	第 2 组	第 3 组
步态	27 × 9	28 × 10	28 × 10
人脸	8 × 6	9 × 6	9 × 6

为了比较步态识别、人脸识别、步态与人脸融合识别, 本文做了相关的实验, 另外为了评价本文的算法, 在完全相同的数据和实验环境下实现了文献 [8] 的算法, 并且进行了对比.

(1) 正确识别率 CCR (Correct Classification Rate): 表 2 列出了 3 组实验的正确识别率 CCR 以及平均正确识别率.

表 2 正确识别率 CCR (%)

Tab. 2 Correct Classification Rate (%)

组别	本文方法			文献 [8] 方法		
	步态	人脸	融合	步态	人脸	融合
第 1 组	89.4	70.7	95.9	87.8	70.7	95.1
第 2 组	92.7	77.2	96.7	92.7	77.2	95.9
第 3 组	89.4	72.4	95.1	91.1	71.5	94.3
平均值	90.5	73.4	95.9	90.5	73.1	95.1

(2) 累积匹配分值 (Cumulative Match Score, CMS): CMS 需要描述的不是具有最大匹配分值的匹配结果是否正确, 而是正确的匹配结果是否位于具有较大的匹配分值的前几个训练样本当中. CMS 是一种统计识别结果, 说明了在期望的正确识别率的条件下必须搜索的训练样本的个数即阶数 Rank, 用横轴表示阶次 Rank, 纵轴表示累积匹配分值 (当前阶次下的识别率), 可以画出表示设备结果的相应的 CMS 曲线. 如图 3 所示各组实验的累积匹配分值.

(3) 识别时间 (Recognition Time): 识别时间反映了识别方法的效率. 识别时间是识别实时系统的一个重要指标. 表 3 显示了 3 组实验 123 个人整体识别时间.

对本文算法在上述实验中得到的结果进行综合分析:

(1) 从正确识别率看,结合 2DIMPCA 和 MDA 方法的步态与人脸特征融合识别,比单一的生物特征的步态识别或人脸识别更为有效,识别率有明显大幅度的提高.在单一的生物特征的步态识别和人脸识别中,本文的方法和文献[8]的方法的识别率几乎相同,但步态与人脸融合识别,识别率比文献[8]的方法略有提高.

(2) 从累积匹配分值看,本文步态与人脸相结合识别在各阶次识别率上都大于单一步态或人脸识别的识别率.说明本文的步态与人脸融合识别方法在识别性能上明显优于单一生物特征的步态或人脸识别,并且有大幅度的提高.另外本文方法和文献[8]对比,在单一生物特征的步态或人脸识别上,CMS 曲线上各阶次的识别率几乎相近,但步态与人脸相结合识别,各阶次的识别率略有提高,说明本文步

态与人脸相结合识别方法要优于文献[8].

(3) 从识别时间看,本文的融合识别方法在识别时间上明显优于文献[8],说明本文的方法效率更高,更易于应用到实时系统上去.

表 3 识别时间(s)

Tab. 3 Recognition time(s)

组别	本文方法			文献[8]方法		
	步态	人脸	融合	步态	人脸	融合
第 1 组	19.811	3.916	54.439	21.698	5.292	111.700
第 2 组	19.726	3.886	53.312	21.566	5.195	114.216
第 3 组	19.863	3.942	56.502	21.742	5.302	108.112
平均值	19.800	3.908	54.751	21.669	5.263	111.343

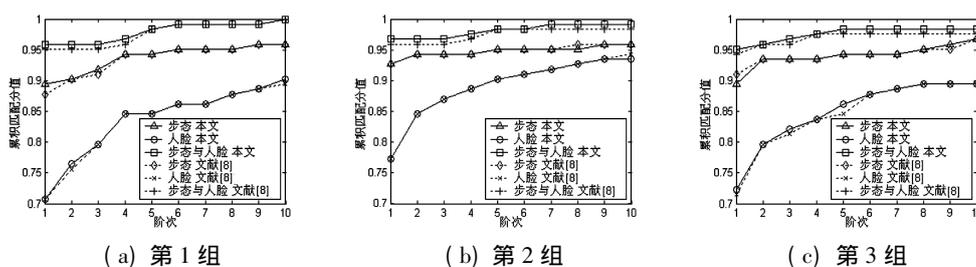


图 3 各组实验的 CMS 曲线

Fig. 3 CMS curve of each group

4 结论

提出了一种基于步态与人脸在特征层上融合识别的方

法,利用中科院 CASIA Dataset B 步态数据库对本文提出的算法进行验证和评估,并设计出了步态与人脸融合识别原型系统.从实验结果看,获得了满意的正确识别率.

参考文献:

- [1] ROY A, CHELLAPPA R. Fusion of gait and face for human identification[J]. Proc Acoust Speech and Signal Process, 2004, 40(5): 901-904.
- [2] SHAKHAROVICH G, DARRELL T. On probabilistic combination of face and gait cues for identification[J]. Proc Automat Face Gesture Recog, 2002, 38(6): 169-174.
- [3] SHAKHAROVICH G, LEE L, DARRELL T. Integrated face and gait recognition from multiple views[J]. Proc Comput Vis and Pattern Recog, 2001, 20(1): 439-446.
- [4] ZHOU X, BHANU B, HAN J. Human recognition at a distance in video by integrating face profile and gait[J]. Proc Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication, 2005, 47(8): 533-543.
- [5] ZHOU X, BHANU B. Integrating face and gait for human recognition[J]. Proceedings of the Workshop on Biometrics Held in Conjunction with the IEEE Conference on Computer Vision Recognition, 2006, 30(9): 55-62.
- [6] TRANS I. Integrating face and gait for human recognition at a distance in video[J]. Systems Man Cybernet. Part B: Cybernet, 2007, 37(5): 1119-1137.
- [7] ZHOU X, BHANU B. Feature fusion of face and gait for human recognition at a distance in video[J]. Proceedings of the IEEE International Conference on Pattern Recognition, 2006, 41(7): 890-1101.
- [8] ZHOU X, BHANU B. Feature fusion of side face and gait for video-based human identification[J]. Pattern Recognition, 2010, 41(4): 778-795.
- [9] 梁栋,高玮玮.基于足底压力图像的静态触角步态识别[J].华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(10): 25-29.
LIANG Dong, GAO Weiwei. Tactility-based gait recognition by plantar pressure image[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2013, 41(10): 25-29.
- [10] 王欣,唐俊,王年.基于双层卷积神经网络的步态识别算法[J].安徽大学学报(自然科学版), 2015, 39(1): 32-36.
WANG Xin, TANG Jun, WANG Nian. Gait recognition based on double-layer convolutional neural networks[J]. Journal of Anhui University (Natural Sciences), 2015, 39(1): 32-36.
- [11] 朱长水,袁宝华,曹红根,等.LPQ与NMF特征融合的人脸识别[J].信阳师范学院学报(自然科学版), 2013, 26(1): 133-135, 139.
ZHU Changshui, YUAN Baohua, CAO Honggen, et al. Face recognition based on LPQ and NMF[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2013, 26(1): 133-135, 139.

责任编辑:郭红建