

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201009005

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20120216.1958.001.html>

视频下的正面人体身份自动识别

贵晔^{1,2}, 王科俊³, 马慧^{3,4}

(1. 山东大学 信息科学与工程学院, 山东 济南 250100; 2. 哈尔滨工业大学 交通科学与工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150090; 3. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 4. 黑龙江大学 电子工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150086)

摘要: 为了能够实现视频下正面人体身份的自动识别,设计的系统包括 Adaboost 行人检测、Adaboost 人脸检测、肤色验证、步态预处理、周期检测、特征提取以及决策级融合识别等模块。通过行人检测模块可以自动开启人脸检测模块和步态周期检测模块。实验结果表明,提出的根据下臂摇摆区域确定步态周期的方法对正面步态周期检测准确,计算量小,适用于实时的步态识别。采用人脸特征辅助步态特征在决策级的融合方法是解决视频下身份识别的新思路,在单样本的步态识别中,融合人脸特征可以提高识别精度。

关键词: 身份识别; 步态识别; Adaboost; 人脸特征; 正面步态周期检测

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2012)01-0069-06

Video-based automatic front-view human identification

BEN Xianye^{1,2}, WANG Kejun³, MA Hui^{3,4}

(1. School of Information Science and Engineering, Shandong University, Ji'nan 250100, China; 2. School of Transportation Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China; 3. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 4. School of Electronic Engineering, Heilongjiang University, Harbin 150086, China)

Abstract: A system was designed to automatically identify a person from a front-view angle in a video sequence, including the modules of Adaboost pedestrian detection, Adaboost face detection, complexion verification, gait pre-processing, period detection, feature extraction, and decision-making level amalgamation and identification. The face detection module and gait period detection module can be activated automatically by the pedestrian detection module. The experimental results show that the swinging arm region can be detected for obtaining the front-view gait period accurately with minimal computation, which is suitable for real-time gait recognition. Applying gait features assisted by face features to the decision-making level amalgamation method to solve human identification in a video sequence is a new idea. Even in gait recognition with a single sample per person, this proposed scheme can achieve an improvement in the correct recognition rate when face and gait information are integrated as opposed to using gait features alone.

Keywords: human identification; gait recognition; Adaboost; facial feature; front-view gait period detection

美国国防部高级研究项目署在 2000 年资助的远距离身份识别计划中,主要开发多模式、大范围的视觉监控以实现远距离人的检测、分类与识别。国内的中科院自动化所模式识别国家重点实验室最早就

“基于步态的身份识别”问题展开研究。步态识别在门禁系统、安全监控、人机交互、医疗诊断等领域具有广泛的应用前景和经济价值,因此激发了国内外科研工作者的研究热情^[1]。

至今未见成型的步态识别系统,现有研究仅停留在理论上。为了实现实时自动步态识别,设计了一套远距离视频下正面人体身份自动识别系统。步态是大范围的生物特征,当个体与摄像机的距离较远

收稿日期:2010-09-09 网络出版时间:2012-02-16

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61105057);中国博士后科学基金面上资助项目(20110491087)。

通信作者:贵晔。E-mail:benxianyeye@163.com。

时,能够获得步态信息;人脸是小范围的生物特征,当人脸图像的分辨率足够高时,人脸信息是有效的.步态和人脸都可以通过摄像机采集,都是视觉上的线索,不需要额外的传感器设备.步态和人脸也是相互独立的互补特征:步态特征容易受到外套变化、鞋子、负载和身体状况的影响,而这些因素不会影响到人脸特征;人脸特征容易受到胡须、眼镜、化妆、发型、光照、表情和姿态变化的影响,但是这些因素对步态没有影响.因此将步态和人脸的特征进行融合可以提高身份识别的性能.考虑到 Constantine 等^[2]使用 Adaboost 方法对物体检测提出了一个整体框架,Oren 等^[3]使用 Haar 小波进行行人检测,P. Viola^[4]提出了一种基于 Haar 特征的 Adaboost 算法,已达到实时的要求,并且 Rainer 等采用积分图^[5]进一步降低计算成本,因此本文也将 Adaboost 方法嵌入到自动身份识别系统中.目前已存在的步态周期检测方法^[6-11]主要是通过分析人体宽度信号或区域像素点数来实现的.但这些方法都是针对侧面步态提出的,对正面步态的周期性判断不准,因此提出根据下臂摇摆区域确定步态周期的方法,该方法对正面步态周期检测准确、计算量小,适用于实时的步态识别系统.首先用 Adaboost 算法检测行人,若检测到,便自动开启 Adaboost 人脸检测模块,并加以肤色验证模块判断,同时对步态序列图像进行预处理,以便进行步态周期检测,将人脸图像统一归一化到 32×32 像素大小,步态能量图 (gait energy image, GEI) 为 64×64 像素大小,然后分别采用核主成分分析 (kernel principal component analysis, KPCA) 进行特征提取,最后识别时采用计分的决策级融合方法.

1 行人检测与人脸检测

1.1 Adaboost 检测人脸模块以及肤色验证

将 Adaboost 与积分图的 Haar-like 特征结合检测人脸^[4],并采用矩形特征(如图 1 所示). Adaboost 分类器是由多层弱分类器级联而成,从第 1 层分类器出来的正确结果触发第 2 层分类器,从第 2 层出来的正确结果触发第 3 层分类器,以此类推;相反,从任何一个结点输出的被否定的结果都会导致对这个子窗口的检测立即停止.通过设置每层的阈值,使得绝大多数人脸都能通过,非人脸不能通过,这样靠近级联分类器后端的层拒绝了大部分的非人脸.

检测结果如图 2 所示,正方形框为检测到的人脸区域.这里存在检测错误的情况,因为视频场景中的某些区域类似于人脸的局部特征,眼睛部位的“黑白黑”与定标带十分相近.若保留这些样本,对远距离的身份识别不利.笔者发现,错误检测的人脸与真实人脸相差甚远,人肉眼很容易区分,因此可以

采用肤色模型对人脸区域加以验证.不同种族、不同年龄、不同性别的人的肤色看起来存在差异,这个差异主要体现在亮度上,当去除亮度,肤色就具有很高的聚类性,选取 YCbCr 色彩空间,归一化色度直方图后假定肤色满足二维高斯模型:

$$p(C_b, C_r) = \exp[-0.5(\mathbf{x} - \mathbf{m})^T \mathbf{C}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{m})], \quad (1)$$

式中: \mathbf{m} 为均值, \mathbf{C} 为协方差矩阵, $\mathbf{x} = [C_b, C_r]^T$.

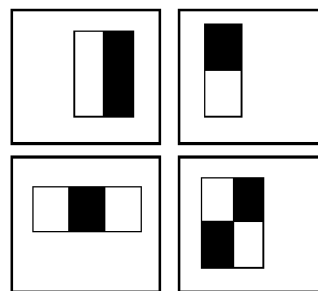


图 1 使用的矩形特征

Fig. 1 Rectangle features used

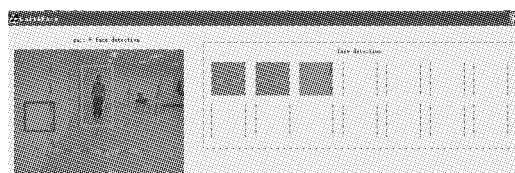


图 2 检测错误的人脸情况

Fig. 2 Error face detection case

通过式(1)得到肤色似然图像,使用 Ostu 法求出最佳二值化阈值,从而区分出人脸与非人脸. Adaboost 算法加上肤色模型验证的结果如图 3 所示.

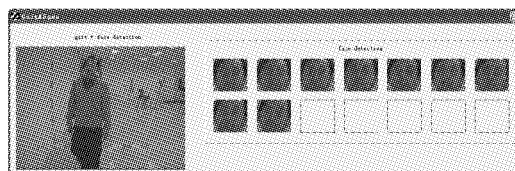


图 3 加入肤色验证的检测结果

Fig. 3 Detection results of adding skin color verification

1.2 Adaboost 行人检测模块

设置 Adaboost 行人检测模块的目的在于该系统能够触发自动开启正面步态周期检测模块和人脸检测模块. Adaboost 行人检测模块的设计思想与 Adaboost 人脸检测基本一致,选用的也是矩形特征,由于想要实现的是正面行人检测,因此没有选择“三角特征”.单纯的 Adaboost 行人检测也会出现误检情况,如图 4 所示,长方形框为检测人体的结果,图中支架也被检测为人体,这是因为支架的“腿”与人的腿部形状类似.因此需要验证环节,鉴于步态识别的研究对象是行人的姿态,必然是运动个体,而支架始终是静止不动的,假定室内光线不会出现急剧的变化,将相邻 2 帧图像中的人体中各像素点的

RGB 值按式(2)进行运算:

$$R = |r_1 - r_2| + |g_1 - g_2| + |b_1 - b_2|. \quad (2)$$

式中: r_1 、 g_1 、 b_1 和 r_2 、 g_2 、 b_2 分别为相邻 2 帧的图像中待处理像素点的 RGB 值. 把当前图像的 $E(R)$ 和预设阈值 T 进行比较, 当 $E(R) > T$ 时, 认为其区域属于步态区域, 人体检测的长方形框给予保留; 反之, 当 $E(R) \leq T$ 时, 则认为其区域属于非步态区域, 其中 $E(*)$ 表示期望. 针对 CASIA(B) 的视频, 考虑一定的光照影响, 选择 $T = 20$. Adaboost 加上差分验证的实验结果如图 5 所示.



图 4 人体检测错误的情况

Fig. 4 Error human detection case



图 5 加入差分验证的检测结果

Fig. 5 Detection results of adding difference verification

2 正面步态的周期检测

步态周期定义为同一只脚连续 2 次脚跟触地的时间间隔^[12]. 在进行步态识别时, 通常提取 1 个步态周期或多个步态周期的平均来进行分析. 因为在 1 个周期内比较, 一方面能够消除图像序列长度不同造成的影响; 另一方面, 也能够降低特征提取、分类识别的运算复杂度.

现有的步态周期检测方法对正面步态检测无效. 针对于此, 提出一种基于人体身高比例的步态周期检测方法. 解剖学中, 利用人体的正面影像抽取人体的骨架, 假设 H 表示人体身高, 则各部分肢体占人体的比例关系^[13] 如图 6 所示.

基于人体身高比例的步态周期检测方法是统计下臂摇摆区域的像素数目的逐帧变化. 具体方法如下: 设累计区域像素值为 N_H , 找到 N_H 的一个局部极

小值(极大值), 然后按顺序向后查找 N_H 的第 3 个极小值(极大值), 记下这 2 帧图像在序列中的帧号, 则 2 帧中间的时间就是一个步态周期. 采用文献[14]的步态预处理方法, 将人体居中, 大小归一化到 64×64 像素大小, 进行正面步态的周期检测. 图 7 为采用下臂摇摆区域(即图像平面的第 25 ~ 29 行)测试正面步态周期的检测结果.

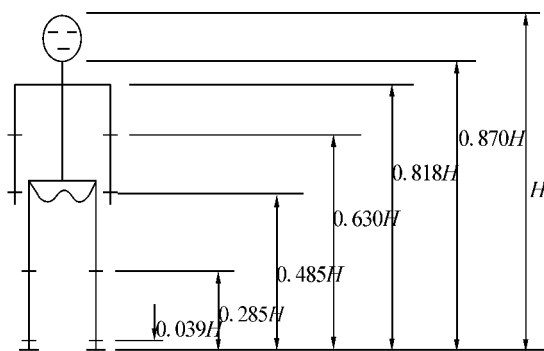


图 6 部分肢体占身高比例

Fig. 6 Height ratios of the various parts of the human body

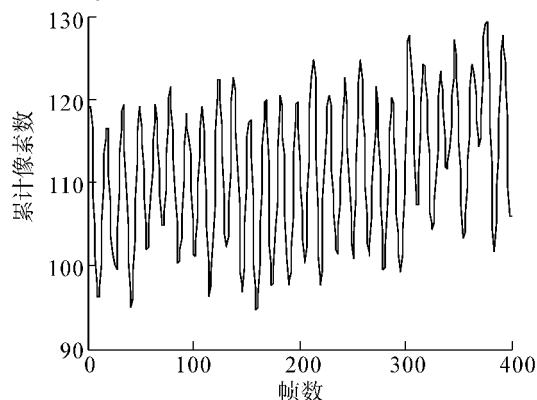


图 7 根据下臂摇摆观测步态的周期性曲线

Fig. 7 Measured gait period characteristic curves based on lower swinging arm region

3 实验结果与分析

实验采用 CASIA(B) 步态数据库上的正面视角样本库, 该库包含 124 个人, 选择正常步态作为研究对象. 实验分为 2 个阶段: 训练阶段和识别阶段. 训练时, 读入视频文件, 首先采用 Adaboost 方法和差分验证进行行人检测, 一旦检测到存在运动人体, 便自动开启步态周期检测模块和人脸检测模块(包含 Adaboost 人脸检测模块和肤色验证). 由于远距离情况下, 人脸区域很小, 主要以步态特征作为身份识别的依据, 人脸为辅助特征. 然后将人脸图像归一化到 32×32 像素大小, 通过对检测到的一个周期的步态图像加权平均生成 GEI, 即

$$G(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N B_i(x, y).$$

式中: $B_i(x, y)$ 为步态单帧图像, N 是步态周期的长度, t 为时间, x, y 为二维图像平面坐标。

采用 KPCA 方法分别进行步态和人脸的特征提取, 通过核映射升维, 使原输入数据在 \mathbf{R}^n 空间中线性不可分的模式在特征空间 F 中可能变得线性可分。文中并没有采用基于矩阵的核主成分分析方法 (如核二维主成分分析 K2DPCA), 这是因为 K2DPCA 定义的图像矩阵 A_i ($A_i \in \mathbf{R}^{m \times n}$, $i = 1, 2, \dots, M$) 的核映射为

$$\Phi(A_i) = [\phi(A_i^1)^T \phi(A_i^2)^T \cdots \phi(A_i^m)^T]^T.$$

式中: A_i^j 为 A_i 的第 j ($j = 1, 2, \dots, m$) 行向量。它的本质是将图像矩阵的行作为单元进行 KPCA, 将样本数扩充到原来的行数 (m) 倍, 是 KPCA 分段线性化的特殊情况, 理论上应该比 KPCA 获得更好的识别结果。但是 K2DPCA 的核矩阵维数将变为原来的 m^2 倍, 这无疑会造成核矩阵的特征值、特征向量求取的计算负担。ZHANG 在文献[15]中提出的近似计算方法, 也需要计算一个维数为 $M \times M$ 大小的核矩阵和另外一个维数为 $Mm \times M$ 大小的核矩阵, 在求取投影轴和 KPCA 相比也增加了计算量。文献[16]对 K2DPCA 提出了 3 种改进模型, 但是计算复杂度都很大。所以, 本文采用 KPCA 方法, 核函数选择为高斯核函数: $\kappa(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / 2\sigma^2)$, 其中核宽度 σ 选择为训练样本的标准差。

3.1 单独步态特征

由于 CASIA(B) 库中每人有 6 个样本, 分别选择前 5、4、3、2 个样本和单样本训练, 余下的样本采用最近邻分类器 (NN) 来测试识别。实验结果如图 8 所示, 其中: f_n 表示前 n 个样本训练, s_n 表示单独第 n 个样本训练。

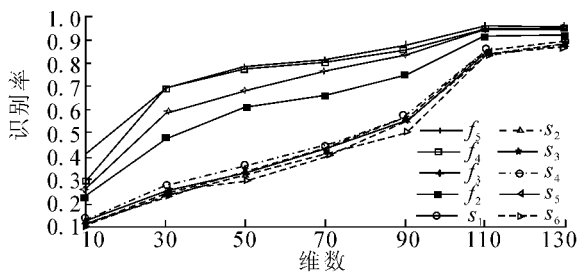


图 8 单独步态特征的识别结果

Fig. 8 Recognition results using gait features individually

从图 8 中可以发现, 当特征维数等于样本数时, 有最佳识别率; 当保留特征的维数减少时, 识别率下降; 当特征维数相等时, 每一类提供的训练样本越多, 识别率就越高; 单样本训练的识别率较多样本训练下降得很多, 因为一个样本存在很大的局限性与特殊性, 而且如果没有先验知识, 也很难做到通过一

个样本去扩充生成多个样本。前 5 个样本训练时得到的识别精度为 95.97%, 此时的特征维数为 110 维; 而单样本训练的平均识别精度为 88.52%, 特征维数保持在 124 维。

3.2 人脸特征辅助步态特征

当存在多个训练样本时, 识别性能较好, 但是一旦出现训练样本只有 1 个时, 识别率会大大降低, 所以针对此问题, 采用人脸特征辅助步态特征进行远距离视频下的正面人体身份自动识别任务, 分别采用 KPCA 对 GEI 和人脸灰度特征进行特征提取, 识别时采用文献[17]中的计分法对 2 组特征在决策级进行融合, 计分方法如式(3):

$$S_{\text{core}}(X, j) = \sum_{i=1}^2 w_i \mu_j(X_i). \quad (3)$$

式中: X 是待识别样本; X_i 是待识别样本 X 的第 i 种特征; w_i 是一个权值, 其值来自利用第 i 种特征识别时的识别率, 是一个先验概率; $\mu_j(X_i)$ 表示待识别样本 X 利用第 i 种特征对第 j 类的隶属度:

$$\mu_j(X_i) = \frac{1 / \|X_i - c_{ij}\|^{2/(b-1)}}{\sum_{j=1}^k 1 / \|X_i - c_{ij}\|^{2/(b-1)}}.$$

式中: $b > 1$ 是一个可以控制聚类结果的模糊程度的常数, 通过实验选取 $b = 1.5$; k 为总的类别数; c_{ij} 为利用第 i 种特征的第 j 类的聚类中心, 且 c_{ij} 通过 K-均值聚类方法得到。若 $c = \arg \max_j S_{\text{core}}(X, j)$, 则 X 属于类 c 。

在单样本训练步态识别中, 为了验证人脸特征辅助步态特征的有效性, 采用上述决策级融合方法在 CASIA(B) 库上进行实验。实验结果如表 1 所示, 人脸特征辅助步态特征识别与单独的步态特征相比, 正确识别率可以提高 2.4 个百分点。辅助人脸特征的优点在于, 即使步态训练样本是单样本, 而人脸图像是多个的, 这样便从另外一个角度扩充了训练样本的数目, 有助于身份识别。

表 1 人脸特征辅助步态特征识别的性能 (CASIA(B))

Table 1 Recognition performance using gait features assisted by face features (CASIA(B))

样本	正确识别率	
	步态特征	人脸辅助特征
s_1	0.890 3	0.919 4
s_2	0.891 9	0.921 0
s_3	0.872 6	0.900 0
s_4	0.890 3	0.896 8
s_5	0.896 8	0.917 7
s_6	0.869 4	0.901 6
平均	0.885 2	0.909 4

仍然在单样本训练的步态识别中验证人脸特征辅助步态特征进行身份识别的有效性, 采用上述决

策级融合方法在 CASIA(A)库^[18]的正面步态条件下进行实验.该库含有 20 个人,每个人 4 个序列,与 CASIA(B)的采集环境不同:(A)库是室外环境,(B)库是室内环境.实验结果如表 2 所示,以单步态样本为训练样本的平均识别率为 87.92%,融合人脸后的平均识别率为 90.84%,与单独采用步态信息相比提高了 2.92 个百分点.

表 2 人脸特征辅助步态特征识别的性能(CASIA(A))

Table 2 Recognition performance using gait features assisted by face features(CASIA(A))

样本	正确识别率	
	步态特征	人脸辅助特征
s_1	0.866 7	0.900 0
s_2	0.883 3	0.916 7
s_3	0.900 0	0.916 7
s_4	0.866 7	0.900 0
平均	0.879 2	0.908 4

3.3 与现有方法的比较

笔者在前期的工作提出了组合投影^[19]、线性插值^[20]、GEI^[21]、子模式 GEI^[14]和能量信息融合^[17]等算法,现在将这些算法应用到 CASIA(B)和 CASIA(A)中,测试单样本训练的步态识别的平均识别率.实验结果如表 3 所示,可以看出,本文提出的算法的识别率远远高于前期工作的识别率,这是因为本文是采用的核方法来提取步态特征,核方法可以使原始空间中线性不可分的模式在特征空间中变得线性可分;除了步态特征以外,还融合了人脸特征,大大地提高了身份识别的识别性能.文献[22-23]同样采用了正面步态特征进行身份识别,将本文方法与以上 2 种具有代表性的方法——三维中心矩^[22]和曲线展开^[23]方法进行比较,可以看出步态识别融合人脸识别确实对身份识别卓有成效.

表 3 本文方法与其他方法的比较

Table 3 Comparison with other algorithms and our method

方法	正确识别率	
	CASIA(A)	CASIA(B)
组合投影 ^[19]	0.734 6	0.750 4
线性插值 ^[20]	0.778 8	0.797 8
GEI ^[21]	0.803 2	0.826 6
子模式 GEI ^[14]	0.829 8	0.834 2
能量信息融合 ^[17]	0.829 8	0.886 4
三维中心矩 ^[22]	0.812 6	0.837 4
曲线展开 ^[23]	0.747 8	0.752 6
本文方法	0.908 4	0.909 4

4 结束语

本文研究了视频下人体身份自动识别系统研发

中,有关检测和识别算法等方面的关键性技术.提出的根据下臂摇摆区域确定步态周期的方法对正面步态周期检测准确,克服了传统的步态周期检测算法只适用于分析侧面视角下的步态的不足,而且所提出的算法计算量小,适用于实时的步态识别系统.本文给出了视频下身份识别新的解决思路,即通过人脸特征辅助步态特征在决策级的计分融合方法来实现.在单样本的步态识别中,融合人脸特征可以提高识别精度.辅助人脸特征的优点在于,即使步态训练样本是单样本,但是人脸图像是多个的,这样便从另外一个角度扩充了训练样本的数目,有助于身份识别.下一步的工作重点是研究其他形式的人脸和步态特征的融合方法以进一步提高识别精度.

参考文献:

[1]王科俊,贾晓烨,刘丽丽.采用 Radon 变换和二维主成分分析的步态识别[J].智能系统学报,2010,5(3):266-271.
WANG Kejun, BEN Xianye, LIU Lili. Gait recognition with Radon transform and 2-D principal component analysis[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2010, 5(3): 266-271.

[2]CONSTANTINE P P, MICHAEL O, TOMASO P. A general framework for object detection[C]//Sixth International Conference on Computer Vision. Bombay, India, 1998: 555-562.

[3]OREN M, PAPAGEORGIOU C, SINHA P, et al. Pedestrian detection using wavelet templates[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, USA, 1997: 193-199.

[4]VIOL P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, USA, 2001: 1511-1518.

[5]LIENHART R, MAYDT J. An extended set of haar-like features for rapid object detection[C]//IEEE International Conference on Image Processing. Rochester, USA, 2002: 900-903.

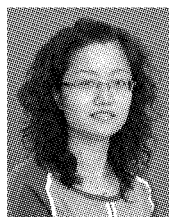
[6]CUTLER R, DAVIS L S. Robust real-time periodic motion detection, analysis, and applications[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 781-796.

[7]BENABDELKADER C, CUTLER R, DAVIS L S. Stride and cadence as a biometric in automatic person identification and verification[C]//Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition. Washington, DC, USA, 2002: 372-377.

[8]COLLINS R T, GROSS R, SHI J B. Silhouette-based human identification from body shape and gait[C]//Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition. Washington, DC, USA, 2002:

- 366-371.
- [9] SARKAR S, PHILLIPS P J, LIU Zongyi, et al. The humanID gait challenge problem: data sets, performance, and analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(2): 162-177.
- [10] WAGG D K, NIXON M S. On automated model-based extraction and analysis of gait[C]//Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Seoul, Korea, 2004: 11-16.
- [11] KALE A, SUNDARESAN A, RAJAGOPALAN A N, et al. Identification of humans using gait[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1163-1173.
- [12] NIXON M S, CARTER J N, CUNADO D, et al. Automatic gait recognition[M]//BOLLE R, PANKANTI S. Biometrics: Personal Identification in Network Society. Norwell, USA: Kluwer Academic Publishers, 1999: 231-250.
- [13] YOO J H, NIXON M S, HARRIS C J. Extracting human gait signatures by body segment properties[C]//The Fifth IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation. Santa Fe, USA, 2002: 35-39.
- [14] 王科俊, 贾晔晔, 刘丽丽, 等. 基于子模式的完全二维主成分分析的步态识别算法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(6): 854-861.
- WANG Kejun, BEN Xianye, LIU Lili, et al. Subpattern-based complete two dimensional principal component analysis for gait recognition[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(6): 854-861.
- [15] ZHANG D, CHEN S, ZHOU Z. Recognizing face or object from a single image: linear vs. kernel methods on 2D patterns[C]//Proceedings of the Joint IAPR International Workshops on Structural and Syntactic Pattern Recognition and Statistical Techniques in Pattern Recognition. Hong Kong, China, 2006: 889-897.
- [16] 王海贤. 有限混合模型、非线性二维主成分分析及其在模式分类中应用[D]. 合肥: 安徽大学, 2005.
- WANG Haixian. Finite mixtures of models, nonlinear two-dimensional principal component analysis and their applications to pattern classification[D]. Hefei: Anhui University, 2005.
- [17] 王科俊, 贾晔晔, 刘丽丽, 等. 基于能量的信息融合步态识别[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2009, 37(5): 14-17.
- WANG Kejun, BEN Xianye, LIU Lili, et al. Gait recognition using information fusion of energy[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition, 2009, 37(5): 14-17.
- [18] WANG Liang, TAN Tieniu. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1505-1518.
- [19] 王科俊, 贾晔晔. 基于线性插值的特征模板构造的步态识别算法框架[J]. 南京理工大学学报: 自然科学版, 2009, 33(Supl.): 215-219.
- WANG Kejun, BEN Xianye. Framework for gait recognition based on feature template construction using linear interpolation[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2009, 33(Supl.): 215-219.
- [20] 王科俊, 贾晔晔. 基于线性插值的步态识别算法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2010, 38(2): 41-44.
- WANG Kejun, BEN Xianye. Gait recognition using linear interpolation[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition, 2010, 38(2): 41-44.
- [21] 王科俊, 贾晔晔, 孟玮, 等. 基于广义主成分分析的步态识别算法研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2009, 30(9): 1022-1028.
- WANG Kejun, BEN Xianye, MENG Wei, et al. Research on a gait recognition algorithm based on generalized principal component analysis[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2009, 30(9): 1022-1028.
- [22] MICHELA G, CARTER J N, NIXON M S. Front view gait recognition[C]//Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems. Arlington, USA, 2008: 1-6.
- [23] MARICOR S, ALESSANDRA A, CAESAR S. Curve spreads: a biometric from front-view gait video[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(14): 1595-1602.

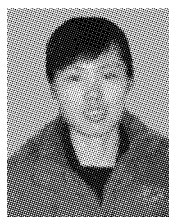
作者简介:



贾晔晔, 女, 1983 年生, 讲师, 主要研究方向为模式识别、度量学习、超分辨率人脸识别、步态识别。申请专利 5 项, 已授权 4 项, 发表学术论文 30 余篇, 其中 18 篇被 EI 检索。



王科俊, 男, 1962 年生, 教授, 博士生导师, 博士, 哈尔滨工程大学模式识别与智能系统学科带头人。主要研究方向为模糊混沌神经网络、自适应逆控制理论、可拓控制、网络智能控制、模式识别、多模态生物特征识别、联脱机指纹考试身份鉴别系统、微小型机器人系统等。完成科研项目 20 余项, 目前在研项目 10 余项。曾获得部级科技进步二等奖 2 项、三等奖 3 项, 省高校科学技术一等奖 1 项、二等奖 1 项。获发明专利 1 项, 公开 3 项, 国家版权局软件著作权登记 1 项。发表学术论文 180 余篇, 出版学术专著 3 部、国防教材 1 部, 主审教材 2 部。



马慧, 女, 1982 年生, 讲师, 主要研究方向为模式识别、图像处理、生物特征识别。申请专利 3 项, 发表学术论文 5 篇, 其中 4 篇被 EI 检索。