

行人步态的特征表达及识别综述^{*}

贲晔¹ 徐 森² 王科俊³

¹(山东大学 信息科学与工程学院 济南 250100)

²(盐城工学院 信息工程学院 盐城 224000)

³(哈尔滨工程大学 自动化学院 哈尔滨 150001)

摘 要 从人体测量学数据、空间时间数据、运动学数据、动力学数据和视频流数据的特有方法总结步态识别的各种方法. 对视频流的方法做了更为详尽的分析. 特别是对类能量图法中各种方法的表达式和含义、蕴含的信息是静态还是动态、时变特性进行对比研究. 综述步态自身的多种特征融合的识别方法、步态与其它生物特征融合的识别方法以及“扩展的”步态识别等方面的研究现状. 给出现有步态识别研究的评估方法. 指出未来步态识别的研究方向.

关键词 步态识别, 特征表达, 特征提取, 类能量图, 评估方法

中图法分类号 TP 391.41

Review on Pedestrian Gait Feature Expression and Recognition

BEN Xian-Ye¹, XU Sen², WANG Ke-Jun³

¹(School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100)

²(School of Information Engineering, Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224000)

³(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001)

ABSTRACT

Various methods for gait recognition are summarized by unique methods from anthropometry, spatial temporal, kinematics, kinetics, and video stream data forms. And video stream data are analyzed in detail. The expressions, meanings and characteristics including static, dynamic, and time-varying information among different energy image species methods are compared. Moreover, the fusion of gait features, gait and other biometric and extended gait recognition are reviewed. The assessment methods for gait recognition research are also presented. In addition, the future research directions of gait recognition are addressed.

Key Words Gait Recognition, Feature Expression, Feature Extraction, Energy Image Species, Assessment Method

^{*} 国家自然科学基金(No. 60975042, 61105057)、中国博士后科学基金(No. 20110491087) 和盐城工学院人才引进专项基金(No. XKR2011019) 资助项目

收稿日期: 2010-10-13; 修回日期: 2011-10-10

作者简介: 贲晔, 女, 1983 年生, 博士, 讲师, 主要研究方向为模式识别、图像处理、步态识别、超分辨率人脸识别. E-mail: benxianye@163.com. 徐森, 男, 1983 年生, 博士, 讲师, 主要研究方向为模式识别、数据挖掘、智能信息处理. 王科俊, 男, 1962 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为模式识别与智能系统、生物信息学.

1 引言

目前全球对国防建设、恐怖袭击安全和袭击之后的自动防护能力越发重视. 2003 年, 世界民航组织公布出入境的护照使用生物特征信息的身份确认规划, 美国、澳大利亚、欧盟、日本、韩国和南非已将这一规划投入使用. 目前, 人脸、指纹、虹膜和掌纹等识别技术已有产品. 步态识别是远距离下最具潜力的生物特征识别技术之一, 它具有低分辨率、易采集不易模仿、伪装等优点.

本文从针对不同的步态数据形式角度, 对现有文献的方法进行综述、总结. 由于视频流数据用于步态识别最为广泛, 所以重点对其进行分析. 针对步态匹配方式的不同, 可分为关键帧法、时间归一法、时间序列法; 针对轮廓的表达特征形式的不同, 可分为外轮廓法、矩法、模型法、投影法、类能量图法、融合法及张量法, 并阐明步态识别中已解决的难点问题. 还对步态与其他的生物特征融合和“扩展的”步态识别等方面综述了研究现状, 给出现有步态识别研究的评估方法, 指出未来步态识别的研究方向.

2 步态的数据形式及公开的步态数据库

步态的数据形式可分如下五种数据.

1) 人体测量学数据: 身高、体重和四肢长度等

基本测量信息.

2) 空间时间数据: 行走速度、步长、步调、跨度、姿态和摇摆时长.

3) 运动学数据: 身体各部分、关节之间的角度以及其变化范围, 不同轴的位置、速度和加速度.

4) 动力学数据: 脚作用的度量数据, 如扭矩和地面反作用力(Ground Reaction Forces , GRFs) .

5) 视频流数据: 通过摄像机采集并记录每帧中步态的姿态和位置, 如表 1 所示是现有公开的视频流数据库.

视频流数据采集最容易, 通过视频流数据也可分析获得人体测量学、空间时间和运动学等数据. 动力学数据只能通过力学传感器采集, 还需要受动者的配合. 当然, 人体测量学、空间时间和运动学等数据也可通过 GRFs、地板传感器、雷达和加速度计来采集. 通过这些传感器获取的步态特征数据量较小. 空间时间数据较直观, 运动学和动力学数据更能详尽地描述步态细节, 有利于深入步态分析. 通过雷达信号分辨不同人的行走姿态, 不受天气变化、穿衣戴帽的影响, 因此非常适用于户外. 通过 GRFs 信号辨识步态是将传感器嵌于地表下, 数据采集不受遮挡和复杂背景等影响, 尤其适用于重地和安检通道.

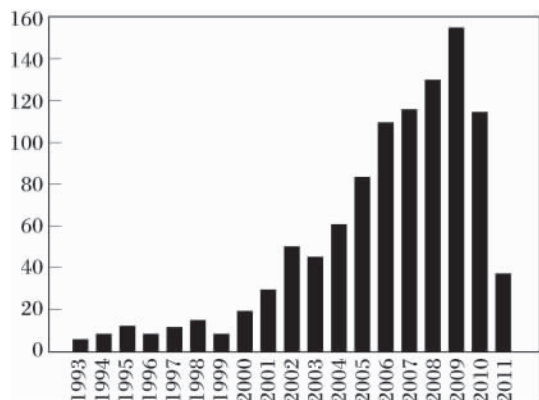
3 文献统计及现有综述论文

如图 1 为截止到 2011 年 8 月 16 日通过 Web of knowledge 统计的关于步态识别的文献数和引文数.

表 1 步态库的总结
Table 1 Overview of gait databases

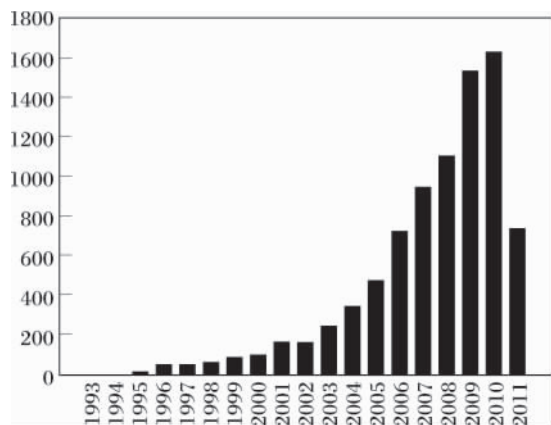
库名	建立机构	帧频/帧/s	样本容量	评估意图
USCD ^[1]	加州大学 圣地牙哥分校	30	6 人 × 7 个序列 = 42	最早的步态数据库
Georgia ^[2]	佐治亚理工	—	20 人, 总计 188 个序列	距离、视角、室内室外
MIT ^[3]	麻省理工大学	15	24 人, 总计 194 个序列	室内、侧视角
UMD ^[4]	马里兰大学	20	25 人 × 4 个视角 = 100 55 人 × 4 (2 视角) = 220	视角
CMU Mobo ^[5]	卡耐基梅隆大学	30	25 人, 总计 600 个序列	室内、视角、快走、慢走、倾斜、抱球
Soton ^[6]	南安普敦大学	25	115 人, 2128 个序列	室内、行走方向
USF ^[7]	南佛罗里达大学	—	122 人, 1870 个序列	户外、地面、鞋子、携带物、时间(有 33 人在半年内采集 2 次)、阴影
CASIA(A) ^[8]	中国科学院 自动化研究所	25	20 人 × 3 视角 × 4 序列 = 240	室外, 行走方向
CASIA(B) ^[9]	中国科学院 自动化研究所	25	124 人 × 11 视角 × (6 正常 + 2 背包 + 2 外套) = 13640	室内、多视角、外套变化、背包
CASIA(C) ^[10]	中国科学院 自动化研究所	25	153 人 × 10 序列 = 1530	夜间红外、步速、背包
USMT ^[11]	南安普敦大学	30	103 人, 总计 1005 有效样本	多生物特征识别通道, 三维步态库

报告中的引文均来源于 Web of Science 收录的文献, 数据库包括: SCI-EXPANDED, SSCI, A&HCI, CPCI-S 和 CPCI-SSH. 足以见得研究人员对步态识别研究的关注程度.



(a) 文献数

(a) Literature number



(b) 引文数

(b) Reference number

图1 文献统计

Fig. 1 Statistic literature

在国外文献中, 典型的综述文章有, 2002 年, Nixon 等^[12] 总结的南安普敦大学之前开发的步态识别技术; 2007 年, Gafurov^[13] 的基于计算机视觉和基于传感器的方法的分类, 总结步态识别的影响因素. 国内 2008 年, 薛召军等^[14] 从临床医学方面分析步态识别的应用前景, 并分析其技术难点及解决途径. 本文将从人体测量学数据、空间时间数据、运动学数据、动力学数据和视频流数据的特有方法总结步态识别的各种方法, 步态的多种特征融合的识别方法, 步态与其他的生物特征融合的识别方法以及“扩展的”步态识别方法.

4 步态的特征表达及提取方式分类

不同的步态数据形式虽然特征表达形式不同, 但是对数据处理、特征选择的方式是相通的. 模式识别、数字信号处理、模糊数学、统计学、小波理论和数据拟合都是步态特征的分析工具.

4.1 人体测量学数据

Jam 等^[15] 使用 GRFs 测量运动人体的质量仅存在 1kg 的偏差. 彭彰等^[16] 利用脚间距的计算方法和动态身体分割方法, 用曲线拟合方法得到场景的转换参数, 将头的高度、躯干的高度、两腿的长度(取最大值)、人的图像高度和一个周期内的脚间距之和这 5 个参数估算出各部分的实际参数, 实现与视角无关的步态识别算法. 在小型的数据库下, 人体测量学数据能够区分不同的人, 但是在样本个体增加后, 会有很多人身高和身材比例相似, 识别率将会明显降低.

4.2 空间时间数据

Wang 等^[17] 采用由两台定标的摄像机生成的 voxel 重建数据, 提取步速、步长、单步步进时间用于身份确认. Thayaparan 等^[18] 鉴于人体不同部位移动的速度不同, 产生的位移也不同, 认为雷达所发出的回声包含丰富的人体不同部位的运动信息, 他们尝试用 S 方法的雷达实验去分析身体的多普勒位移和通过微多普勒摇摆手臂估计出带有签名的步态参数, 并结合 Viterbi 提取特征, 该文献为开发利用多普勒研究室内和室外的自动步态识别系统提供良好的前景. 但多普勒反射信号有限、噪声问题有待解决.

4.3 运动学数据

Tanawongsuwan 等^[19] 从人的身体结构出发, 采用 3D 标记评估骨架、关节和标记点之间偏移量, 从而计算行走平面上的时间标准化的关节角度轨线, 此文仅考虑运动信息作为身份识别的依据. Jean 等^[20] 从头和脚的轨线中恢复出视角归一的轨线. Mu 等^[21] 利用的是脚部的运动信息. Bouchrika 等^[22] 使用下肢的踝、膝盖和臀之间的角度运动和空间位移作为识别的线索. Pan 等^[23] 在左上臂、右手腕、腰的右侧、左大腿和右踝等五处放置五个加速度计, 识别身份时采用这五处的投票打分的决策规则. 线加速度计利用惯性原理, 也就是力的平衡, 它通常只能在短时间内测量, 对外界环境产生的误差会累积, 还需要考虑初始化配置问题, 这些因素都影响测量, 即

影响识别精度.

4.4 动力学数据

GRFs 测量随时间变化的力的大小,从而识别个体或分类. Bae 等^[24] 搭建一个移动鞋的监控系统 (Mobile Gait Monitoring System , MGMS) ,GRFs 通过智能鞋采集,把可视的信息反馈给病人,病人可及时校正自己的步态. Moustakidis 等^[25] 仍然使用 GRF 测量数据,通过小波包分解得到具有判别能力的子带信息,基于模糊集准则对子带特征信息进行选择,不仅保留判别特征,还去除冗余,在行走速度变化、负载变化的情况下均得到较好的识别性能. 压力传感器获得的动力学数据较精确,主要的问题就是用这种方法进行步态识别难以普及.

4.5 视频流数据

视频流数据用于步态识别最为广泛,它成本低、计算复杂度相对传感器低得多. 除模型法外的其他方法都对低质量的步态视频有较好的适应性,不需要先验模型,只需通过对图像序列中的行人生成的时空模式做统计分析即可,与步态之间属于间接联系,它们很容易受到外界因素干扰,如穿衣戴帽.

4.5.1 关键帧法

关键帧是信息最大化的压缩索引,不受步速变化的影响. 现有的方法有关键帧的自相似图^[26] 和傅立叶描述子^[27]. 由于关键帧法丢失其他步态帧状态转化的信息,所提供的信息有限,因此识别率一般不高.

4.5.2 时间归一法

行走速度存在变化,样本的采样只能选取部分速率,因此样本间的匹配呈动态特性. 典型方法有动态时间规整 (Dynamic Time Warping , DTW)^[28] 和线性时间归一 (Linear Time Normalization , LTN)^[29]. DTW 和 LTN 可捕捉步态的时空特性. 但是,它们计算较为复杂且特征数据较多.

4.5.3 时间序列法

陈昌红等^[30] 对时间序列的步态识别方法有较深入的研究,他们使用动态纹理模式对步态进行建模,然后仍然使用 HMM 描述动态纹理的关系. HMM 在匹配阶段涉及所观察图像特征的测试序号的概率计算,其学习能力和处理未分割连续数据流方面比 DTW 有更好的优越性,但是通常涉及复杂的迭代运算. **而且 HMM 的理论基础是统计学,要求样本数趋于无穷大,然而实际的步态识别样本有限,因此实际应用中却可能不尽人意.** 除了上述考虑相应姿态一系列连续变化的空间状态的步态识别方法外,还有时空相关的时间序列方法. 陈昌红等^[31] 还使用动态纹理模型描述步态灰度图像序列. 与 HMM 相比,动

态纹理模型的识别性能相对较差,仍需通过添加反馈等方法进行改进.

4.5.4 外轮廓法

提取二值运动人体的轮廓线算法较简单,并将所得到的轮廓线处理转化成唯一向量,便于最终的匹配识别. 如人体轮廓连接到质心距离解卷转换为一维信号^[32] 和 Freeman 码表达步态的外轮廓^[33]. 二维轮廓特征表达紧凑,但易受轮廓线噪声的影响. 2010 年,刘海涛和汪增福^[34] 将立体视觉匹配得到的三维步态轮廓,进而归一得到立体轮廓向量 (Stereo Silhouette Vector , SSV) 用于身份识别; 2011 年,他们提出基于全局样本拉普拉斯特征映射的三维步态鲁棒识别方法. 相对于人体运动二维轮廓,三维立体轮廓包含更丰富的轮廓变化信息,能够更好反映人体运动时轮廓的变化情况^[35].

4.5.5 矩法

矩是处理平移、旋转和缩放变化有效的工具,它简单直观. 如速度矩^[36] 和三维矩^[37]. 矩刻画步态的全局特征,低阶矩用于描述其物理属性,高阶矩描述细节特征. 矩适合于描述步态图像序列的静态信息,一个步态周期内的不变矩就包含了动态信息,这样结合静态和动态信息的特征提取方法是有效的. **但是矩法必须以轮廓分割准确作为前提.**

4.5.6 模型法

步态模型依赖步态序列中人的移动模式而建立,能反映当前的变化,模型参数的比较结果等价于识别结果. 常见的模型有:腿部的钟摆模型、骨架模型、恢复静态身体参数模型、椭圆模型、5 棒模型、三维模型和五矩形高、连接角模型. 模型法受外界干扰小、特征短、能够描述身体各部位的变化情况,但建模复杂程度大,跟踪、匹配过程也复杂,算法的稳定性不一定好. 为了获得好的识别效果,必须建模准确,因此要求清晰的输入图像.

4.5.7 投影法

常见的投影特征有: 0° 、 45° 、 90° 、 135° 投影, Hough 变换^[38], Radon 变换^[39], Trace 变换^[40] 和 FanBeam 映射^[38]. 投影特征将原始特征压缩紧凑,可降低计算复杂度.

4.5.8 类能量图法

一个步态周期内的所有轮廓按照某种规则累计构成的模板统称为“类能量图”,它包括运动能量图^[41]、运动历史图^[41]、单步运动历史图 (包括前向的和后向的)^[42]、彩色步态运动历史图^[43]、步态历史图^[44]、运动轮廓图^[45]、差分步态图^[46]、步态能量图^[47]、增强步态能量图^[48]、X-T 平面能量图^[49]、步

态熵图^[50]和步态流图^[51]. 类能量图法不易受到轮廓噪声的干扰, 但是特征维数较高, 可采用子空间降维方法(如贾晓烨采用的广义主成分分析^[52]、加权完全的二维主成分分析(Weighted Complete Two Dimensional PCA, WC2DPCA)^[53]、子模式的完全二维主成分分析(Subpattern C2DPCA, SpC2DPCA)^[53]和子模式的完全二维局部保留主成分分析(SpC2DLPPCA)^[54], 子模式方法可降低计算复杂度

和对背包的步态识别具有更高的鲁棒性) 对其处理. 而且步态周期检测已存在基于双椭圆拟合的鲁棒方法^[55].

令 $I(x, y, t)$ 为步态帧, $D(x, y, t)$ 表示含运动区域的步态帧:

$$D(x, y, t) = I(x, y, t+1) - I(x, y, t),$$

其中 (x, y) 表示图像的坐标, $1 \leq t \leq N$, 记录帧数 N 是一个周期的帧数.

表 2 类能量图的表达式和含义

Table 2 Expressions and significations of generic energy images

名称	表达式	含义	静态	动态	时变
运动能量图	$E_{MEI}(x, y) = \bigcup_{t=1}^N D(x, y, t)$	记录图像中哪个位置发生运动	否	是	否
运动历史图	$E_{MHI}(x, y, t) = \begin{cases} \tau, & \text{if } D(x, y, t) = 1 \\ \max(0, E_{MHI}(x, y, t-1) - 1), & \text{otherwise} \end{cases}$	每一像素值与该位置的持续运动时间成正比	否	是	是
前向的单步运动历史图	$E_{ISHI}(x, y) = \sum_{t=1}^{N_A-1} E_{ISHI}(x, y, t),$ $E_{ISHI}(x, y, t) = \begin{cases} nt, & \text{if } D(x, y, t) = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$	$D(x, y, t) = 1$ 表示新出现的轮廓区域, 依时序逐渐增强它	否	是	是
后向的单步运动历史图	$E_{bSHI}(x, y) = \sum_{t=1}^{N_A-1} E_{bSHI}(x, y, t),$ $E_{bSHI}(x, y, t) = \begin{cases} nt, & \text{if } D(x, y, t) = -1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$	$D(x, y, t) = -1$ 表示消失的轮廓区域, 依时序逐渐增强它	否	是	是
彩色步态运动历史图	将两个单步前向的单步运动历史图和一个步态周期内的前向的单步运动历史图分配给 R、G、B 三通道, 最终合成彩色步态运动历史图	综合前后两单步, 考虑帧间轮廓变化的差异	否	是	是
步态历史图	$E_{GHI}(x, y) = \begin{cases} N, & \text{if } S(x, y) = 1 \\ \sum_{t=1}^{N'} D(x, y, t)(t-1), & \text{otherwise} \end{cases}$	GHI 期望的持续时间 N 为 1/4 个步态周期	是	是	是
运动轮廓图	$E_{MSI}(x, y, t) = \begin{cases} 255, & \text{if } I(x, y, t) = 1 \\ \max(0, E_{MSI}(x, y, t-1) - 1), & \text{otherwise} \end{cases}$	记录步态运动的时间历史轮廓	是	否	是
差分步态图	$E_{DGI}(x, y) = \sum_{t=1}^N D(x, y, t)$	差分运动切片叠加在一起就是 DGI	否	是	否
步态能量图	$E_{GEI}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N I(x, y, t)$	反映每一姿态在整个周期的时间长短	是	是	否
增强步态能量图	$\sigma_G(x, y) = \sqrt{\frac{1}{C} \sum_{i=1}^C [E_{GEI}^i(x, y) - \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C E_{GEI}^i(x, y)]^2}$ $E_{EGEI}(x, y) = E_{GEI}(x, y) \cdot (\text{norm}(\sigma_G(x, y)))^\gamma$ $\text{norm}(\cdot)$ 将 $\sigma_G(x, y)$ 归一到 [0, 1], γ 为幂指数	基于动态区域的分布调整 GEI, 但是 γ 不好确定	是	是	否
X-T 平面能量图	$E(x, t) = \frac{1}{H} \sum_{y=1}^H s(x, y, t)$	XYT 立方体中的 X-T 能量图像	是	是	否
步态熵图	$E_{GEM}(x, y) = -E_{GEI}(x, y) * \log_2 E_{GEI}(x, y) - (1 - E_{GEI}(x, y)) * \log_2 (1 - E_{GEI}(x, y))$	香农熵度量轮廓的不同位置的密度的不确定性	是	是	否
步态流图	$E_{GFI}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-1} BF_t(x, y) \theta,$ $BF_t(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{if } \text{Mag}F_t(x, y) \geq 1 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}$ $\text{Mag}F_t(x, y) = \sqrt{(uF_t(x, y))^2 + (vF_t(x, y))^2}$	步态光流能量图像, 但步态轮廓质量较差时, GFI 嵌入不相关信息	否	是	是

将所有的类能量图法总结在表 2 中,给出各种方法的表达式和含义.表中其它符号的含义:一个步态周期分为 2 个单步周期($\lambda = 1, 2$), n 是灰度阶,对于 8 位深度的灰度图像 n 的初始值为 $255/N_\lambda - 1$,其中 N_λ 为 λ 单步周期的长度.在 X-T 平面能量图中, $s(x, y, t)$ 表示 XYT 立方体 H 为立方体的高,即步态单帧图像的高度. $uF_t(x, y)$ 和 $vF_t(x, y)$ 分别为水平和竖直方向的光流.另外,将各种方法蕴含的信息是否是静态的、动态的、时变特性也总结在表 2 中.

4.5.9 融合法

贾晓辉等^[56]针对步态能量图和图像序列的 Radon 变换可表征图像能量的这一特点,提出这两种形式的能量特征相融合的方法来进行身份识别.融合法可将静态形状特征和动态特征相结合,可大大加强对行人目标特征的把握能力,最终提高步态特征的分类能力.但是对于这种决策级融合的性能取决于单源特征,当单源特征的识别率较高时,决策级融合的效果会更好;反之,当单源特征的识别性能较差时,融合后的效果会更差.然而,特征级融合受单源特征的影响较决策级融合小得多.

4.5.10 张量法

步态序列可看成是三阶张量.2008 年, Lu 等^[57]提出多线性主成分分析框架并用于步态识别.

由于不相关特征能包含最小的冗余度以确保特征的独立性.2009 年,他们为了直接提取张量的不相关判别特征,提出不相关多线性主成分分析^[58]和不相关的多线性判别分析的迭代算法^[59],并将其应用于步态识别来提高小样本情况下的识别性能.

4.5.11 已解决的步态识别中的难点问题

这里总结视频流数据的特征表达和提取方法.健康状况、情绪、体重、负载、穿衣戴帽、穿鞋及地面状况等联合因素会影响步态,步态成像时的视角和分辨率也严重影响步态识别. Bouchrika 等^[60]分析鞋子、背包、受伤、年龄、步速等因素单独影响识别性能的程度.贾晓辉等^[61]提出一种线性插值方法对速度不等的步态识别具有鲁棒性. Lee 等^[62]采用双线性模型解决步速变化的步态识别问题.解决视角变化的步态识别有自校正方法^[63]、全景摄像机方法^[64]和联合子空间学习^[65].张军平等^[66]提出的超分辨流形采样和反投影算法可解决测试与注册步态图像分辨率不同下的步态识别.

5 步态与其它的生物特征融合

多模态生物特征识别是利用两种或两种以上的个体模态来提高传统的单一模态的方法.任何一个分类器的性能都会受到一定因素的影响,而对于其他因素是相对不变的,现在的趋势是用步态与其它生物特征融合来提高识别的鲁棒性.

5.1 步态与人脸特征融合

人脸是小范围的生物特征,当个体与摄像机足够靠近时,面部特征被充分捕获,这时人脸识别是有效的;步态是大范围的生物特征,即使采集到的步态序列图像的分辨率很低,步态的信息也很容易获得.使用人脸特征和步态特征融合对变化的待识别个体到摄像机的距离具有鲁棒性,另外步态和人脸提供的都是视觉上的线索,都可通过摄像机采集信息,不需要另外的传感器设备,步态特征和人脸特征是互补的独立特征:人脸识别需要面部的细节外观信息,步态识别则依靠随时间变化的粗糙的身体轮廓和形状信息.剧烈的光照变化、表情变化、头姿态变化、胡须、眼镜、化妆和发型变化都会严重地影响人脸识别性能,但这些变化对步态的影响程度小,或没有影响.同样地,外套、鞋子、负荷和身体状况都会影响步态的识别性能,这些因素不会影响到人脸识别,所以融合互补的线索可提高识别精度.

最早的步态与人脸融合的方法是 2001 年由 Shakhnarovich 等^[67]提出的,他们创建一个虚拟体 (Visual Hull, VH),从而开发一套视角归一算法,识别时采用近似形状模型在正面人脸和侧面步态的正则姿态来表现图像. VH 融合人脸和步态的方法至少需要两个摄像机.多个摄像机需要同步,这在实现上增加复杂度.2004 年, Kale 等^[68]在一个摄像机下将人脸和步态融合,提出两种融合策略:1) 步态识别算法作为滤波器,为人脸识别算法提供一个较小的候选解样本库;2) 人脸和步态在打分级融合.2006 年~2008 年, Zhou 等^[69-71]在增强侧面人脸图像和步态能量图上,不仅采用“和”或“最大”准则的打分级融合方法,还尝试特征级的融合方法.2009 年,贾晓辉等^[72]通过人脸特征辅助步态特征在决策级的计分融合方法,在单训练样本的步态识别中,融合人脸特征可提高 2.4% 的识别精度.2010 年,耿新等^[73]提出情境感知的融合方法,并将人脸和步态进行动态自适应地融合.

5.2 步态与人脸、掌纹特征融合

Zhang 等^[74]采用步态、人脸和掌纹三种不同模态,克服现有多模态生物特征方法大多忽略子空间选择在不同模态下的相互关系,即假设不同模态之间是相互独立的,提出几何保留投影(Geometry Preserving Projection, GPP)的子空间选择方法.该方法在保护同一类别样本的模态内部的几何特性的同时,具有区分不同类别的能力,GPP将所有来自不同个体的不同模态的原始生物特征数据投影到一个统一的子空间,为了克服真实世界的非线性问题和提高识别性能,还将核技巧应用到该方法中形成核几何保留投影方法.

上述的融合方法中,打分级融合至少需要一个分类器分类正确,才能使融合后的分类正确.特征级融合仅依靠融合后的特征集合,因为输入生物特征模态融合后的信息比匹配打分信息丰富,所以特征级融合方法比打分级融合更为有效.

6 “扩展的”步态识别

在“扩展的”步态识别中主要总结性别识别、动物(或机器人)的步态识别、年龄识别和行为理解上的步态识别的研究现状.

6.1 性别识别

早期的心理学研究表明步态蕴含着人的性别信息.Yuan 等^[75]鉴于行人的鞋子具有很小的扭曲程度和鞋子图像可在近地板处容易采集的特点,首次采用鞋子作为判定行人性别的依据.王蕴红团队^[76]在七个视角下,将一个周期的每一帧步态在水平或垂直方向投影按时间顺序依次排开,SVM作为分类器,对来自不同视角下的这些特征的类分散程度进行比较分析,得到 0° 和 180° 区分性别能力最不好,侧面视角也不是最佳区分性别的视角的结论.他们还采用 Gabor 最大互信息来描述步态特征,利用高斯混合模型对行人的性别进行分类^[77].

6.2 动物(或机器人)的步态识别

Thilo 等^[78]利用六自由度惯性传感器采集到的疾驰赛马躯干运动数据,采用 HMMs 识别并分割马的步幅.Mimura 等^[79]在视频上采用立方体高阶局部自相关算法识别奶牛的步态并确定其人工受精的时间,这项技术不需要任何传感器和激素,最终将实现收益的奶牛饲养管理系统.Nima 等^[80]用粒子群优化控制机器人的关节之间的角度的缩短傅里叶序列,使机器人的步态速度更快,更稳定.

6.3 年龄识别

Wu 等^[81]根据解剖学对 24 个年轻人和 24 个年迈者的右手边一侧的肩胛骨、上股骨、大腿上髌骨、腓骨、侧踝、跟骨侧边界下部和右脚跖骨粘有红外光发射二极管标志,通过 OPTOTRAK3020 运动分析系统采集数据,提取到 36 个时空动力学特征数据,采用核主成分分析和 SVM,用于区分年轻人和年迈者.王蕴红团队^[82]使用 HMM 训练步态的低维帧与标本的距离特征对年龄进行分类.

6.4 行为理解上的步态识别

O'Malley 等^[83]采用神经网络和模糊聚类技术手段区分正常步态和病态步态.由于神经网络具有很多局限,Begg 等^[84]使用同步 PEAK 运动分析系统和反作用力平台分析步态的时空、运动学、动力学三种类型特征,采用 SVM 对由于年老(无任何损伤影响)导致步态的变化进行自动分类.Sebastian 等^[85]采用聚类分析将脑瘫患者和遗传性挛下肢麻痹患者区分开.Jasper 等^[86]计算两组特征:1)脚的位置和速度,通过混合方向梯度直方图外观模型的粒子滤波来跟踪两脚;2)前景区域的均值光流参数,使用 HMM 训练下楼梯的正常步态数据,设定似然阈值来检测异常的下楼梯状态.

Hild^[87]在单目图像序列中估计三维人体的运动轨线和速度,用于区分走、跑和静止.Sazonov 等^[88]通过鞋内的加速度和压力传感器采集的数据使用 SVM 区分骑车、坐、站、走、上楼和下楼等动作.Lee 等^[89]使用 6 个下半身的运动学参数检测行人是否负载.

7 研究的评估方法

7.1 方差分析

方差分析(Analysis of Variance, ANOVA)的 F 统计量是一个用来衡量特征区分能力的度量:

$$F = \frac{\frac{1}{c-1} \sum_{i=1}^c n_i (\bar{x}_i - \bar{x})^2}{\frac{1}{n-c} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2},$$

其中 c 是类别总数, n_i 表示第 i 类样本数, 样本总数为 $n = \sum_{i=1}^c n_i$, x_{ij} 表示第 i 类第 j 个特征, \bar{x}_i 、 \bar{x} 分别表示第 i 类样本均值和总体均值.

7.2 两类问题的评估方法

假设正样本为“#”,负样本为“*”,欲将这两类分开,“#”判断为“#”的个数为 TP ,“#”判断为“*”

的个数为 FN , “*” 判断为 “*” 的个数为 TN , “*” 判断为 “#” 的个数为 FP . 则整体分类的精度 $Accuracy$ 定义为所有分类正确的百分比:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}.$$

定义欲检测的样本是正样本, 敏感度 $Sensitivity$ 指的是正样本在被判断时, 能被分类正确的百分比:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}.$$

特异度 $Specificity$ 指的是不产生错误的检测能力, 是判断为真实的负样本占负样本总数的比率:

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}.$$

7.3 多类识别的评估方法

多类的评估方法有识别率和累积匹配得分 (Cumulative Match Score, CMS), CMS 描述的是期望正确的匹配条件下必须搜索匹配前 $Rank$ 个训练样本.

7.4 认证的评估方法

认证的评估方法: 拒识率 (Rejection Rate, RR)、误识率 (False Acceptance Rate, FAR)、错误拒绝率 (False Rejection Rate, FRR)、认证率 (Verification Rate, VR). 接收操作特性 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线是分别以 FRR 和 FAR 为横、纵坐标的曲线, 等错误率 (Equal Error Rate, EER) 指的是 $FRR = FAR$. FRR 与 FAR 属于互斥的参数, FAR 高 FRR 低时使用方便但安全性差; FAR 低 FRR 高时, 安全性好但对用户不友好. 使用认证技术时应折衷考虑 FRR 与 FAR .

7.5 攻击评估

攻击已作为语音识别、签名笔迹识别问题的评估方法, Gafurov 将它用在步态的身份确认上, 丝毫不费力气的模仿攻击将使冒名顶替者通过, 对于这种情况步态识别无能为力^[90], 攻击者模仿成为声称个体的最近邻样本, 使步态认证系统受到严重威胁.

8 结束语

现有的步态识别方法距离实用性还有一定差距, 因为我们假定背景相对简单. 未来将研究不同视觉下对步态识别的影响因素及不同天气条件下步态识别的有效方法, 建立复杂环境下的光线变化、云影树叶的运动、背景的变化、人体运动的遮挡情况下的步态视频数据库, 对不同成像质量的视频加以评估. 建库时还应考虑视点变化、步速变化、穿着变化、鞋

子变化、地面状态变化、饰物变化以及人体精神变化等诸多影响行人步态的因素. 要考虑各种因素对识别结果的影响, 尽量减少约束条件, 提高识别效率.

步态识别未来的发展方向是达到实时性, 因此要求步态特征表达尽可能地简单, 计算复杂度越低越好, 最好免于训练. 融合步态的二维特征和三维特征, 以提高识别性能; 解决步态稀疏矩阵的表示问题; 建立多生物特征通道, 将步态特征与其它生物特征相融合; 当注册步态与测试步态的分辨率、视角或携带饰物发生变化时, 将考虑耦合度量学习算法. 未来的步态识别可能预测出人的职业、种族、性格、怀孕、醉酒、情绪和穿鞋的情况, 还可能通过一个人年轻时的步态预测出其年老时的步态.

参 考 文 献

- [1] Little J, Boyd J E. Recognizing People by Their Gait: The Shape of Motion. *Videre: Journal of Computer Vision Research*, 1998, 1(2): 1-32
- [2] Tanawongsuwan R, Bobick A. Performance Analysis of Time-Distance Gait Parameters under Different Speeds // *Proc of the 4th International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication*. Guildford, UK, 2003: 715-724
- [3] Cuntoor N, Kale A, Chellappa R. Combining Multiple Evidences for Gait Recognition // *Proc of the International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Hong Kong, China, 2003, III: 33-36
- [4] Chalidabhongse T, Kruger V, Chellappa R. The UMD Database for Human Identification at a Distance. Technical Report. College Park, USA: University of Maryland, 2001
- [5] Gross R, Shi J. The CMU Motion of Body (MoBo) Database. Technical Report, CMU-RI-TR-01-18. Pittsburgh, USA: Carnegie Mellon University, 2001
- [6] Nixon M, Carter J, Shutler J, et al. Experimental Plan for Automatic Gait Recognition. Technical Report. Southampton, UK: University of Southampton, 2001
- [7] Sarkar S. The Human ID Gait Challenge Problem: Data Sets, Performance and Analysis. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(2): 162-177
- [8] Wang Liang, Tan Tieniu. Silhouette Analysis-Based Gait Recognition for Human Identification. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(12): 1505-1518
- [9] Yu Shiqi, Tan Daoliang, Tan Tieniu. A Framework for Evaluating the Effect of View Angle, Clothing and Carrying Condition on Gait Recognition // *Proc of the 18th International Conference on Pattern Recognition*. Hong Kong, China, 2006: 441-444
- [10] Tan Daoliang, Huang Kaiqi, Yu Shiqi, et al. Uniprojective Feature for Gait Recognition // *Proc of the 2nd International Conference on Biometrics*. Seoul, Korea, 2007: 673-682
- [11] Seely R D, Samangooei S, Lee M, et al. The University of South-

- ampton Multi-Biometric Tunnel and Introducing a Novel 3D Gait Dataset // Proc of the 2nd IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems. Washington, USA, 2008: 1–6
- [12] Nixon M S, Carter J N, Shutler J D, *et al.* New Advances in Automatic Gait Recognition. Information Security Technical Report, 2002, 7(4): 23–35
- [13] Gafurov D. A Survey of Biometric Gait Recognition: Approaches, Security and Challenges // Proc of the Annual Norwegian Computer Science Conference. Oslo, Norway, 2007: 19–31
- [14] Xue Zhaojun, Jin Jingna, Ming Dong, *et al.* The Present State and Progress of Researches on Gait Recognition. Journal of Biomedical Engineering, 2008, 25(5): 1217–1221 (in Chinese)
(薛召军, 靳静娜, 明东, 等. 步态识别研究现状与进展. 生物医学工程杂志, 2008, 25(5): 1217–1221)
- [15] Jam J, Carla E. Using Ground Reaction Forces from Gait Analysis: Body Mass as a Weak Biometric // Proc of the 5th International Conference on Pervasive Computing. Toronto, Canada, 2007: 251–267
- [16] Peng Zhang, Wu Xiaojuan, Yang Jun. A Multi-View Method for Gait Recognition Based on the Length of Body's Parts. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(2): 210–213 (in Chinese)
(彭彰, 吴晓娟, 杨军. 基于肢体长度参数的多视角步态识别算法. 自动化学报, 2007, 33(2): 210–213)
- [17] Wang Fang, Erik S, Dai Wenqing, *et al.* Gait Analysis and Validation Using Voxel Data // Proc of the 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Minneapolis, USA, 2009: 6127–6130
- [18] Thayaparan T, Stankovic L, Djurovic I. Micro-Doppler-Based Target Detection and Feature Extraction in Indoor and Outdoor Environments. Journal of the Franklin Institute, 2008, 345(6): 700–722
- [19] Tanawongsuwan R, Bobick A. Gait Recognition from Time-Normalized Joint Angle Trajectories in the Walking Plane // Proc of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, USA, 2001, II: 726–731
- [20] Jean F, Albu A B, Bergevin R. Towards View-Invariant Gait Modeling: Computing View-Normalized Body Part Trajectories. Pattern Recognition, 2009, 42(11): 2936–2949
- [21] Mu Tingting, Pataky T C, Findlow A H, *et al.* Automated Nonlinear Feature Generation and Classification of Foot Pressure Lesions. IEEE Trans on Information Technology in Biomedicine, 2010, 14(2): 418–424
- [22] Bouchrika I, Nixon M S. Gait Recognition by Dynamic Cues // Proc of the 19th International Conference on Pattern Recognition. Tampa, USA, 2008: 1–4
- [23] Pan G, Zhang Y, Wu Z. Accelerometer-Based Gait Recognition via Voting by Signature Points. Electronics Letters, 2009, 45(22): 1116–1118
- [24] Bae J, Kong K, Byl N, *et al.* A Mobile Gait Monitoring System for Gait Analysis // Proc of the 11th IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics. Kyoto, Japan, 2009: 73–79
- [25] Moustakidis S P, Theocharis J B, Giakas G. Feature Extraction Based on a Fuzzy Complementary Criterion for Gait Recognition Using GRF Signals // Proc of the 17th Mediterranean Conference on Control and Automation. Thessaloniki, Greece, 2009: 1456–1461
- [26] BenAbdelkader C, Cutler R, Davis L. Motion-Based Recognition of People in Eigen Gait Space // Proc of the 5th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington, USA, 2002: 267–272
- [27] Yu Shiqi, Wang Liang, Huang Kaiqi, *et al.* Gait Analysis for Human Identification in Frequency Domain // Proc of the 3rd International Conference on Image and Graphics. Hong Kong, China, 2004: 282–285
- [28] Boulgouris N V, Plataniotis K N, Hatzinakos D. Gait Recognition Using Dynamic Time Warping // Proc of the IEEE International Symposium on Multimedia Signal Processing. Siena, Italy, 2004: 263–266
- [29] Boulgouris N V, Plataniotis K N, Hatzinakos D. Gait Recognition Using Linear Time Normalization. Pattern Recognition, 2006, 39(5): 969–979
- [30] Chen Changhong, Liang Jimin, Zhu Xiuchang. Gait Recognition Based on Improved Dynamic Bayesian Networks. Pattern Recognition, 2011, 44(4): 988–995
- [31] Chen Changhong, Zhao Heng, Hu Haihong, *et al.* Human Motion Analysis Based on Improved Dynamic Texture Model. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2010, 23(2): 267–272 (in Chinese)
(陈昌红, 赵恒, 胡海虹, 等. 基于改进动态纹理模型的人体运动分析. 模式识别与人工智能, 2010, 23(2): 267–272)
- [32] Wang Liang, Hu Weiming, Tan Tieniu. Gait-Based Human Identification. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(3): 353–360 (in Chinese)
(王亮, 胡卫明, 谭铁牛. 基于步态的身份识别. 计算机学报, 2003, 26(3): 353–360)
- [33] Maricor S, Alessandra A, Caesar S. Curve Spreads – A Biometric from Front-View Gait Video. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(14): 1595–1602
- [34] Liu Haitao, Cao Yang, Wang Zengfu. Automatic Gait Recognition from a Distance // Proc of the Chinese Control and Decision Conference. Xuzhou, China, 2010: 2777–2782
- [35] Liu Haitao, Wang Zengfu, Cao Yang. 3D Robust Gait Recognition Based on Manifold Learning. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2011, 24(4): 464–472 (in Chinese)
(刘海涛, 汪增福, 曹洋. 基于流形学习的三维步态鲁棒识别方法. 模式识别与人工智能, 2011, 24(4): 464–472)
- [36] Shutler J D, Nixon M S, Harris C. Statistical Gait Description via Temporal Moments // Proc of the 4th IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation. Austin, USA, 2000: 291–295
- [37] Goffredo M, Carter J N, Nixon M S. Front View Gait Recognition // Proc of the 2nd IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems. Washington, USA, 2008: 1–6
- [38] Ben Xianye. Research on Gait Recognition Based on Human Body Motion Analysis. Ph. D Dissertation. Harbin, China: Harbin Engi-

- neering University, 2010 (in Chinese)
(贾晓辉. 基于人体运动分析的步态识别算法研究. 博士学位论文. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010)
- [39] Wang Kejun, Ben Xianye, Liu Lili. Gait Recognition with Radon Transform and 2D Principal Component Analysis. *CAAI Trans on Intelligent Systems*, 2010, 5(3): 266–271 (in Chinese)
(王科俊, 贾晓辉, 刘丽丽. 采用 Radon 变换和二维主成分分析的步态识别算法. *智能系统学报*, 2010, 5(3): 266–271)
- [40] Ben Xianye, Xu Sen, Wang Kejun. Research on Gait Recognition Based on Trace Transform. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2012, 42(1): 156–160 (in Chinese)
(贾晓辉, 徐森, 王科俊. 基于 Trace 变换的步态识别算法研究. *吉林大学学报: 工学版*, 2012, 42(1): 156–160)
- [41] Bobick A F, Davis J W. The Recognition of Human Movement Using Temporal Templates. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(3): 257–267
- [42] Chen Shi, Gao Youxing. Gait Recognition with Wavelet Moments of Silhouette Change Images. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2009, 43(1): 90–94 (in Chinese)
(陈实, 高有行. 一种轮廓变化图像小波矩的步态识别. *西安交通大学学报*, 2009, 43(1): 90–94)
- [43] Chen Shi, Ma Tianjun, Huang Wanhong, et al. A Multi-Layer Windows Method of Moments for Gait Recognition. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(1): 116–119 (in Chinese)
(陈实, 马天骏, 黄万红, 等. 用于步态识别的多层窗口图像矩. *电子与信息学报*, 2009, 31(1): 116–119)
- [44] Liu Jianyi, Zheng Nanning. Gait History Image: A Novel Temporal Template for Gait Recognition // *Proc of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. Beijing, China, 2007: 663–666
- [45] Lam T, Lee R. A New Representation for Human Gait Recognition: Motion Silhouette Image MSI // *Proc of the International Conference on Biometrics*. Hong Kong, China, 2006: 612–618
- [46] Yang Jun, Wu Xiaojuan, Zhang Peng. Gait Recognition Based on Difference Motion Slice // *Proc of the 8th International Conference on Signal Processing*. Guilin, China, 2006: 16–20
- [47] Han J, Bhanu B. Individual Recognition Using Gait Energy Image. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(2): 316–322
- [48] Yang Xiaochao, Zhou Yue, Zhang Tianhao, et al. Gait Recognition Based on Dynamic Region Analysis. *Signal Processing*, 2008, 88(9): 2350–2356
- [49] Huang Guochang, Wang Yunhong. Human Gait Recognition Based on X-T Plane Energy Images // *Proc of the International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*. Beijing, China, 2007, III: 1134–1138
- [50] Bashir K, Tao Xiang, Gong Shaogang. Gait Recognition without Subject Cooperation. *Pattern Recognition Letters*, 2010, 31(13): 2052–2060
- [51] Toby H W L, Cheung K H, James N K L. Gait Flow Image: A Silhouette-Based Gait Representation for Human Identification. *Pattern Recognition*, 2011, 44(4): 973–987
- [52] Wang Kejun, Ben Xianye, Meng Wei, et al. Research on a Gait Recognition Algorithm Based on Generalized Principal Component Analysis. *Journal of Harbin Engineering University*, 2009, 30(9): 1022–1028 (in Chinese)
(王科俊, 贾晓辉, 孟玮, 等. 基于广义主成分分析的步态识别算法研究. *哈尔滨工程大学学报*, 2009, 30(9): 1022–1028)
- [53] Wang Kejun, Ben Xianye, Liu Lili, et al. Subpattern-Based Complete Two Dimensional Principal Component Analysis for Gait Recognition. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2009, 22(6): 854–861 (in Chinese)
(王科俊, 贾晓辉, 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. *模式识别与人工智能*, 2009, 22(6): 854–861)
- [54] Ben Xianye, An Shi, Meng Weixiao, et al. Subpattern Complete Two Dimensional Locality Preserving Principal Component Analysis and Its Application to Gait Recognition // *Proc of the 6th International ICST Conference on Communications and Networking in China*. Harbin, China, 2011
- [55] Ben Xianye, Meng Weixiao, Yan Rui. Dual-Ellipse Fitting Approach for Robust Gait Periodicity Detection. *Neurocomputing*, 2012, 79(1): 173–178
- [56] Wang Kejun, Ben Xianye, Liu Lili, et al. Gait Recognition Using Information Fusion of Energy. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition*, 2009, 37(5): 14–17 (in Chinese)
(王科俊, 贾晓辉, 刘丽丽, 等. 基于能量的信息融合步态识别. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2009, 37(5): 14–17)
- [57] Lu Haiping, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. MPCA: Multilinear Principal Component Analysis of Tensor Objects. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2008, 19(1): 18–39
- [58] Lu Haiping, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. Uncorrelated Multilinear Principal Component Analysis for Unsupervised Multilinear Subspace Learning. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2009, 20(11): 1820–1836
- [59] Lu Haiping, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. Uncorrelated Multilinear Discriminant Analysis with Regularization and Aggregation for Tensor Object Recognition. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2009, 20(1): 103–123
- [60] Bouchrika I, Nixon M S. Exploratory Factor Analysis of Gait Recognition // *Proc of the 8th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. Amsterdam, Netherlands, 2008: 1–6
- [61] Wang Kejun, Ben Xianye. Gait Recognition Using Linear Interpolation. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition*, 2010, 38(2): 41–44 (in Chinese)
(王科俊, 贾晓辉. 基于线性插值的步态识别算法. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2010, 38(2): 41–44)
- [62] Lee C S, Elgammal A. Gait Style and Gait Content: Bilinear Models for Gait Recognition Using Gait Re-Sampling // *Proc of the 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. Southampton, UK, 2004: 147–152
- [63] Goffredo M, Bouchrika I, Carter J N, et al. Self-Calibrating View-Invariant Gait Biometrics. *IEEE Trans on Systems, Man and*

- Cybernetics, 2010, 40(4): 997–1008
- [64] Sugiura K, Makihara Y, Yagi Y. Gait Identification Based on Multi-View Observation Using Omnidirectional Camera // Proc of the 11th International Conference on Computer Vision. Rio de Janeiro, Brazil, 2007: 452–461
- [65] Liu Nini, Lu Jiwen, Tan Y P. Joint Subspace Learning for View-Invariant Gait Recognition. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(7): 431–434
- [66] Zhang Junping, Pu Jian, Chen Changyou, *et al.* Low-Resolution Gait Recognition. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2010, 40(4): 986–996
- [67] Shakhnarovich G, Lee L, Darrell T. Integrated Face and Gait Recognition from Multiple Views // Proc of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, USA, 2001, 1: 439–446
- [68] Kale A, Roychowdhury A K, Chellappa R. Fusion of Gait and Face for Human Identification // Proc of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Montreal, Canada, 2004: 901–904
- [69] Zhou Xiaoli, Bhanu B. Feature Fusion of Face and Gait for Human Recognition at a Distance in Video // Proc of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, China, 2006: 529–532
- [70] Zhou Xiaoli, Bhanu B. Integrating Face and Gait for Human Recognition at a Distance in Video. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2007, 37(5): 1119–1137
- [71] Zhou Xiaoli, Bhanu B. Feature Fusion of Side Face and Gait for Video-Based Human Identification. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 778–795
- [72] Wang Kejun, Ben Xianye, Lin Tianwei, *et al.* Video-Based Automatic Front-View Human Identification System at a Distance // Progress of Artificial Intelligence in China. Shenzhen, China, 2009: 359–365 (in Chinese)
(王科俊, 贾晓烨, 林天威, 等. 远距离的视频下正面人体身份自动识别系统 // 中国人工智能进展. 深圳, 2009: 359–365)
- [73] Xin Geng, Kate S M, Liang Wang, *et al.* Context-Aware Fusion: A Case Study on Fusion of Gait and Face for Human Identification in Video. Pattern Recognition, 2010, 43(10): 3660–3673
- [74] Zhang Tianhao, Li Xuelong, Tao Dacheng, *et al.* Multimodal Biometrics Using Geometry Preserving Projection. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 805–813
- [75] Yuan Yuan, Pang Yanwei, Li Xuelong. Footwear for Gender Recognition. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(1): 131–135
- [76] Zhang De, Wang Yunhong. Investigating the Separability of Features from Different Views for Gait Based Gender Classification // Proc of the 19th International Conference on Pattern Recognition. Tampa, USA, 2008: 1–4
- [77] Hu Maodi, Wang Yunhong, Zhang Zhaoxiang, *et al.* Combining Spatial and Temporal Information for Gait Based Gender Classification // Proc of the 20th International Conference on Pattern Recognition. Istanbul, Turkey, 2010: 3679–3682
- [78] Thilo P, Marta F, Kevin P, *et al.* A Hidden Markov Model-Based Stride Segmentation Technique Applied to Equine Inertial Sensor Trunk Movement Data. Journal of Biomechanics, 2008, 41(1): 216–220
- [79] Mimura S, Itoh K, Kobayashi T, *et al.* The Cow Gait Recognition Using CHLAC // Proc of the Conference on Bio-Inspired Learning and Intelligent Systems for Security. Edinburgh, UK, 2008: 56–57
- [80] Nima S, Khorsandian A, Abdolmaleki A, *et al.* An Optimized Gait Generator Based on Fourier Series towards Fast and Robust Biped Locomotion Involving Arms Swing // Proc of the IEEE International Conference on Automation and Logistics. Shenyang, China, 2009: 2018–2023
- [81] Wu Jianning, Wang Jue, Liu Li. Feature Extraction via KPCA for Classification of Gait Patterns. Human Movement Science, 2007, 26(3): 393–411
- [82] Zhang De, Wang Yunhong, Bhanu B. Age Classification Based on Gait Using HMM // Proc of the 20th International Conference on Pattern Recognition. Istanbul, Turkey, 2010: 3834–3837
- [83] O'Malley M J, Abel M F, Damiano D L, *et al.* Fuzzy Clustering of Children with Cerebral Palsy Based on Temporal Distance Gait Parameters. IEEE Trans on Rehabilitation Engineering, 1997, 5(4): 300–309
- [84] Begg R, Kamruzzaman J. A Machine Learning Approach for Automated Recognition of Movement Patterns Using Basic, Kinetic and Kinematic Gait Data. Journal of Biomechanics, 2005, 38(3): 401–408
- [85] Sebastian I W, Frank B, Dimitrios M, *et al.* Gait Analysis May Help to Distinguish Hereditary Spastic Paraplegia from Cerebral Palsy. Gait & Posture, 2011, 33(4): 556–561
- [86] Jasper S, Jesse H, Liam S, *et al.* Automated Detection of Unusual Events on Stairs. Image and Vision Computing, 2009, 27(1): 153–166
- [87] Hild M. Estimation of 3D Motion Trajectory and Velocity from Monocular Image Sequences in the Context of Human Gait Recognition // Proc of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Cambridge, UK, 2004, IV: 231–235
- [88] Sazonov E S, Fulk G, Hill J, *et al.* Monitoring of Posture Allocations and Activities by a Shoe-Based Wearable Sensor. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 2011, 58(4): 983–990
- [89] Lee M, Roan M, Smith B, *et al.* Gait Analysis to Classify External Load Conditions Using Linear Discriminant Analysis. Human Movement Science, 2009, 28(2): 226–235
- [90] Gafurov D, Snekenes E, Bours P. Spoof Attacks on Gait Authentication System. IEEE Trans on Information Forensics and Security, 2007, 2(3): 491–502