

步态表征和步态融合方法新进展

陈昌红¹ 梁继民² 赵恒² 焦李成³

(南京邮电大学通信与信息工程学院 南京 210003)¹

(西安电子科技大学生命科学与技术学院 西安 710071)²

(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)³

摘要 作为可远距离感知的生物特征识别技术之一,步态识别受到越来越多的关注。有效的步态表征方法是步态识别的关键,信息融合是提高步态识别性能的重要手段。从步态表征方法和信息融合方法两方面总结了步态识别技术的最新进展;对步态表征方法做了详细的总结;从多特征融合、多视角融合和多模态生物特征融合 3 个方面归纳了融合在步态识别方面的发展。在此基础上,分析了步态识别的发展趋势。

关键词 步态识别,步态表征,信息融合

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Advances in Gait Representation and Gait Fusion Methods

CHEN Chang-hong¹ LIANG Ji-min² ZHAO Heng² JIAO Li-cheng³

(College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)¹

(Life Science Research Center, School of Life Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)²

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)³

Abstract As one of the biometrics which can be perceived unobtrusively at a distance, gait recognition gets more and more attention. Efficient gait representation is critical for gait recognition and information fusion methods are important alternative to improve the performance of gait recognition. We summarized the recent advances in gait recognition from the viewpoint of gait representation and gait information fusion methods. We also summarized the latest gait representation methods in detail and sums up the gait information fusion methods from three categories: multi-feature fusion, multi-view fusion and multi-biometric fusion. Furthermore, the development trend of gait recognition was analyzed.

Keywords Gait recognition, Gait representation, Information fusion

1 引言

生物特征识别技术是依据人类自身所固有的生理或行为特征进行识别的一种技术。美国“9.11”恐怖袭击事件使人们意识到安全系统的脆弱性。随着银行、机场、军事设施、政府机构、博物馆、核电站等安全敏感场合对自动身份识别技术的迫切需求,生物特征识别技术,特别是非接触式的远距离身份识别技术,吸引了越来越多的科研工作者的关注。

步态识别,作为一种新兴的非接触式生物特征识别技术,旨在从行走行为中寻找和提取个体之间的变化特征,以实现自动的身份识别。与人脸、指纹、虹膜等第一代生物特征相比,步态具有非侵犯性、可感知性和难隐藏性等显著优势。对步态识别算法的研究最早出现于 20 世纪 90 年代^[1-5],这些算法只适用于小规模的数据集。2000 年,美国国防部高级研究计划局(Defense Advanced Research Project Agency, DARPA)资助的 HID(Human Identification at a Distance)研究计

划旨在开发多模式的、大范围的视觉检测技术,以实现远距离情况下对人体的检测、分类和识别,以增强国防、民用等受限场合免受恐怖袭击的防护能力。美国有 26 所大学或公司参与了该项目的研究。这些研究的开展标志着步态识别进入了研究发展的新阶段。

从 2000 年到现在,“EI”共收录了近千篇步态识别文献,其中 90% 左右为英文文献,30% 左右为杂志文献,65% 的文献集中在 2005 年到 2008 年。也有较多步态识别文献出现在模式识别领域的国际顶尖杂志上,比如在 IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Learning (PAMI) 上有 13 篇,在 Pattern Recognition (PR) 上有 8 篇,在 Pattern Recognition Letters (PRL) 上有 5 篇等。另外,很多模式识别方面的国际会议和专刊都有步态识别方面的专题。步态识别的研究正在吸引越来越多研究者的关注,并且已经取得了一定的成果,是一个很有潜力的研究领域。

一个比较典型的步态识别系统如图 1 所示。首先用监控

到稿日期:2009-09-18 返修日期:2009-12-24 本文受国家重点基础研究发展计划 973(2006CB705700),国家自然科学基金(60402038 和 60872154),江苏信软(2007)161 号项目资助。

陈昌红 女,博士,主要研究方向为模式识别,E-mail:chhchen@gmail.com;梁继民 男,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、指纹加密;赵恒 男,副教授,主要研究方向为人脸识别;焦李成 男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理。

摄像机拍摄监控领域的行人,然后将运动的人体从背景中检测并分割出来,接下来提取分割出来的步态序列的特征,最后通过计算此特征与从步态数据库中提取出的特征的相似度达到识别的目的。自动步态识别是很有挑战性的课题,涉及运动目标检测与跟踪、图像分割、特征提取与模式分类等问题。

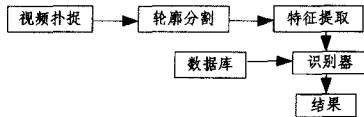


图1 步态识别系统示例^[6]

2005年 Boulgouris等^[7]和2006年 Nixon等^[8]对步态识别的方法进行了综述。文献^[7]从信号处理的角度对步态识别方面的工作进行了比较全面的总结,首先介绍了步态与其它生物特征的不同之处,然后从步态周期的检测、基于模型和整体的方法、特征序列的频率变换、维数约减方面总结了步态分析中的特征提取环节,从模板匹配和统计方法两个方面总结了分类方法,最后举例说明了实验评估方法。文献^[8]从步态识别的发展、与步态有关的学科、现有的步态数据库、基于轮廓的方法、基于模型的方法以及未来发展6个方面展开,其中基于轮廓的方法部分最详细,从现有方法、实验结果和数据的有效性3个方面进行了详细的介绍。有效的步态表征方法是步态识别的关键,信息融合是提高步态识别性能的重要手段,这两个方面是步态识别的研究重点和热点。与上面两篇综述文献不同,本文没有涉及步态识别的各个方面,主要从步态表征方法和信息融合方法这两个重要方面对步态识别的研究进展进行详细的总结,分析这些方法的优缺点,并对步态识别的发展提出了自己的看法。

2 步态表征方法

根据提取特征方式的不同,我们将现有的步态表征方法分为两类:一种步态表征方法是从每帧步态二值图上提取身体参数或整体特征,称为传统表征方法;另一种步态表征方法考虑到步态序列的动态性,包含动态化的特征信息,称为动态化表征方法。

2.1 传统表征方法

传统的步态表征算法大致可以分为两类:基于模型的(model-based)和基于整体(特征)的(appearance-based)。

基于模型的算法^[9-14]通过捕捉人体的身高、肢体、步长等形状信息或者人体摇摆胳膊、臀部、腿部等运动信息对人体进行建模,并基于模型参数进行识别。该类算法大大降低了特征的维数,减小了运算量,但依赖于模型参数,对步态图像的质量要求较高,在应用中建模复杂度较大。人体运动过程中的自遮挡等原因会导致有些模型参数无法获得,因此多角度的拍摄系统更适合这类算法。

基于整体的算法^[15-20]在步态识别中的应用更为普遍,该算法不考虑人体的结构,通过特征化人体的整个运动模式来获取运动的紧支表达。基于整体的方法不需提取身体各部分的精确参数,包含较多的信息量,对图像质量的要求不高,操作简单,但获取的特征维数较高,有时需要约减维数,去除一些冗余信息。

2.2 动态化表征方法

传统的步态表征方法有以下两个方面的不足:

(1)由于外界因素的影响和预处理方法的限制,很难得到质量高的步态二值图序列,尤其在室外环境下。这大大限制了传统方法的表征能力。

(2)提取的特征往往仅反映了静态信息,无法表示不同帧之间变化的动态信息。

2004年之后步态表征方法有了新的发展,同时包含静态和动态信息的动态化表征方法不断涌现,取得了较好的识别效果。我们将这些方法分为两种:动态信息累积法和动态信息引入法。

2.2.1 动态信息累积法

动态信息累积法采用平均、差值、提取运动区域、数学变换等方法得到一幅或几幅包含运动信息的图像来表征静态图像序列。与步态二值图相比,动态信息累积法对噪声不敏感,信息量更丰富,识别性能更优。

该类方法以2004年 Han等人提出的步态能量图(gait energy image, GEI)^[21]为代表。步态能量图是一个步态周期内所有的二值图的平均图像,既能体现人体的主要形状,又能反映周期内图像的变化,而且对噪声不敏感,大大节省了内存,降低了计算复杂度。以GEI为基础,又有一些动态信息累积法出现。2007年, Tao等^[22]引入Gabor变换处理GEI,得到40幅Gabor图,将时间维的Gabor图相加得到5幅Gabor-D表征;将尺度维的Gabor图相加得到8幅Gabor-S表征;所有Gabor图相加得到1幅Gabor-SD表征。这种方法通过Gabor分解提取了多个方向和尺度上的信息,比GEI更具识别性。2008年, Yang等^[23]通过分析GEI各部分灰度值的强度,将其划分为低强度、高强度和动态3部分,其中动态部分含有最多的有用信息,使用动态权重模板(dynamic weight mask, DWM)增强动态部分,抑制另外两部分的噪声,得到增强步态能量图(enhanced GEI, EGEI),用于识别。EGEI突出了GEI的动态部分,识别性能优于GEI。GEI及其衍生方法虽然能够反映图像的动态变化,但却很难保留序列的时序信息。

2006年, Lam等^[24]介绍了运动剪影图(motion silhouette image, MSI)的表征方法。MSI每一点的灰度值都是前面时刻对应点灰度值的函数。MSI包含了时序信息,但是人在行走过程中腿的交叉重叠使得时序信息并不明显。Lam等进一步改进了该方法,提出了运动剪影轮廓模板(motion silhouette contour template, MSCT)和静态剪影模板(static silhouette template, SST)^[25]。MSCT通过处理剪影轮廓得到。取步态序列所有周期MSCT的平均作为该序列的MSCT。SST的产生方法与MSCT类似,但处理对象是整个剪影。SST能弥补MSCT在静态信息方面的不足。但MSCT依赖于图像边界的提取, SST仅能反映所有帧的共同部分,因此这种方法受图像质量影响较大。

步态历史图(gait history image, GHI)^[26]以1/4步态周期为处理对象,记录了随时间变化的区域,用不同的灰度值代表其变化的时序。GHI较好地反映了人运动的时序变化,但以1/4步态周期为处理对象会损失很多有用信息。Ma等^[27]从每个周期中提取5个关键帧,计算所有周期对应的关键帧的平均作为步态时刻图(gait moment image, GMI),进而提取时刻偏差图(moment deviation image, MDI)作为特征图用于识别。与GEI相比, MDI体现了更多的动态信息,但包含的

静态信息较少。

动态信息累积法是一种有效的动态序列的表征方法,节省了存储空间,提高了运算速度,获得了较好的识别性能。缺点是会丢掉一些有用信息,并会带来训练样本不足的问题。尽管 Han 等^[21]使用成步态能量图的做法来处理样本不足的问题,但是合成的图都是基于同一幅步态能量图进行的,包含的信息几乎相似,不能从根本上解决这个问题。

2.2.2 动态信息引入法

动态信息引入法采用平均、差值、提取运动区域、数学变换等处理方法,在保持帧数的前提下,将动态信息引入到静态图像序列。

2007 年 Lee 等^[28]进一步发展了 Liu^[16]的方法,提出了基于形态的 frieze pattern(SVB frieze pattern)。提取关键帧,用最小绝对相关方法在区域 r 中搜寻使差值最小的偏移坐标,再求第 t 帧与关键帧的差值图。SVB frieze pattern 由差值图分别向横轴和纵轴方向投影得到。SVB frieze pattern 包含很多的动态信息,但用差值图像代替原始图像,会损失部分静态信息。Ioannidis 等将三维信息引入到静态图像序列^[29],提出

使用三维径向和测地轮廓分布变换将二值轮廓转换为有纵深信息的图像,得到三维径向分布轮廓和三维测地分布轮廓用于识别。这种方法计算复杂度高,有些参数较难确定。

2008 年 Chen 等^[30]为了减小步态二值图不完整对识别的影响,提出了一种帧差能量图(frame difference energy image, FDEI)的表征方法。帧差能量图由帧差图和步态能量图相加得到。帧差图反映了当前帧的运动,步态能量图包含了较多的静态信息,因此帧差能量图有效结合了动态和静态信息,并削弱了人体图像不完整对识别的影响,适合处理图像质量较差的步态数据。

动态信息引入法能在保留静态信息的同时突出动态信息,对噪声不敏感,对识别方法不挑剔。但该类方法不能降低计算复杂度,部分方法过程比较繁琐。

3 信息融合方法

信息融合方法为步态识别性能的进一步提高提供了可能。步态识别方面出现的融合方法分为多特征融合、多视角融合和步态与其它生物特征的多模态融合 3 类,其中多特征融合最为常见,如表 1 所列。

表 1 多特征融合

作者	融合特征	数据库	实验结果	
			融合前	融合后
Wang 等 ^[31]	I: Procrusters 平均形状 II: 小腿的 joint-angle 轨迹曲线	NLPR 步态数据库	NLPR(0°) I 84% II 87.5%	NLPR(0°) 最大 95% 最小 91% 加法 96% 乘法 92%
Han 等 ^[21]	I: 步态能量图 II: 合成步态能量图	USF 步态数据库	I 44.4% II 46.3%	自定义融合分类器 52.3%
Ma 等 ^[27]	I: 时刻偏差图 II: 步态能量图	USF 步态数据库	I 未说明 II 43.3% (等错误率)	平均策略 46.7% (等错误率)
Bazin 等 ^[32]	I: (1)4096 维/(2)1836 维静态向量 II: 73 维动态测量向量	Southampton 步态数据库	I(1)15.5% I(2)23.2% II 7.3%	加权加法策略 I(1) II 5.9% I(2) II 6.7% II 6.8%
Veres 等 ^[33]	I: (1)4096 维静态向量/特征选择 (2)139 维或(3)97 维向量 II: (1)73 维动态测量向量/特征选择 (2)34 维或(3)23 维向量	Southampton 步态数据库 及其子数据库	I(1)24.8% I(2)21.5% I(3)20.1% II(1)5.3% II(2)13.5% II(3)6%	根据分类器的识别结果分三类 分别处理 27.7%
Chai 等 ^[35]	I: 运动学特征(联合位置和角度) II: 形状特征(高度和宽度比值以及 前景像素数)	UCSD 步态数据库 CMU 步态数据库 (使用 KNN 的识别结果)	UCSD (KNN) I 71.4%; II 90.5% CMU 慢/快 I 80%; II 73.4%	特征级融合 UCSD 97.6%; CMU 慢/快 85.1% 加法策略 UCSD 97.6%; CMU 慢/快 87.4%
Ekinci ^[36]	步态轮廓在上(I)、下(II)、左(III)、右(IV) 四个方向上的投影	CMU 步态数据库 NLPR 步态数据库 KTU 步态数据库	CMU 慢/慢 I 43% II 40% III 51% IV 68% NLPR 未说明; KTU 未说明 USF(平均) I 37.2% II 32.3% III 38.5% HUMABIO(平均) I 76% II 59.3% III 77.3%	CMU 慢/慢 加权加法策略 72% 选择主投影方向 84% NLPR(0°) 65%; KTU 68%
Ioannidis 等 ^[29]	三维描述子的两种 radon 变换量(RIT(I)和 CIT(II))以及其加权 Krawtchouk 矩变化量(III)	USF 步态数据库 HUMABIO 步态数据库	SOTON I 80.3% II 88.4% USF I 38.7% II 40.3%	自定义融合策略 USF(平均)42.1% HUMABIO(平均)85.0%
Lam 等 ^[24]	I: 静态剪影模板(SST) II: 运动剪影轮廓模板(MSCT)	SOTON 步态数据库 USF 步态数据库	NLPR(0°) I 78% II 85% III 87% XAUT(0°) I 68% II 78% III 80%	平均策略 SOTON 89.6% USF 42%
Lu 等 ^[37]	I: 傅立叶算子 II: 小波描述子 III: 伪 Zernike 矩	NLPR 步态数据库 XAUT 步态数据库	NLPR(0°) I 87.5% II 82.5% CMU 慢/快 I 96% II 92.5%	自定义融合策略 NLPR(0°) 95.0% XAUT(0°) 92.0%
Chen 等 ^[30]	I: frieze 特征 II: 小波特征	NLPR 步态数据库 CMU 步态数据库	NLPR(0°) I 87.5% II 82.5% CMU 慢/快 I 96% II 92.5%	Parallel HMM NLPR(0°) 87.5% CMU 慢/快 96% 串联特征 NLPR(0°) 85% CMU 慢/快 88% Factorial HMM NLPR(0°) 90% CMU 慢/快 100%

3.1 多特征融合

大部分多特征融合的方法融合了静态和动态两种特征,静态特征反映形状信息,动态特征表示运动信息。如表1所列,其中‘慢/慢’表示慢走训练,慢走识别;‘慢/快’表示慢走训练,快走识别。2004年Wang等^[31]使用Procrusters平均形状^[18]作为静态特征,通过建模对人体进行跟踪,获得小腿部分运动的joint-angle轨迹曲线作为动态特征,在决策级对两种特征的识别结果进行融合。2005年Bazin等^[32]和Veres等^[33]均按照文献[34]中的方法通过平均图得到4096维静态向量,用文献[12]中的方法提取73维动态向量。除此之外,文献[32]中还通过基于块的平均图得到1836维的第二种静态向量,文献[33]将用特征选择得到更低维的静态和动态向量用于融合。文献[32]中使用简单加权平均和乘积策略作为融合规则,文献[33]提出了一种新的策略,即分3种情况处理融合识别结果。2006年Chai等^[35]提取二值图像的骨架,找到连接点的8组坐标值,并通过计算得到连接点连线与垂直方向所形成的7个角度,这23个变量作为运动学特征,用人体的高度与宽度的比例以及像素数目作为形状特征。在融合时,该文采用特征级融合和决策级融合两种方法,特征级融合将两组特征组合为维数更高的特征用于识别,决策级融合采用加法和乘法策略融合两组识别结果。2007年Lam等^[24]分别用获得的静态剪影模板和运动剪影轮廓模板进行识别,将得到的相似度相加。有效地提取特征是这种方法的关键。

除融合静态和动态两种特征之外,多特征融合还可以选择相关性低的特征或者其它可以互补的特征。2004年Han等^[21]通过定义融合分类器将基于步态能量图和合成步态能量图的识别结果进行融合。Ma等^[1]融合了时刻偏差图和步态能量图的识别结果。2006年Ekinici等^[36]提取了步态轮廓上、下、左、右4个方向的投影向量作为特征分别进行识别,采用加权平均或确定主要投影方向投票表决的方法得到融合结果。

2007年Ioannidis等^[29]从3维径向和测地轮廓变换分布组成的三维描述子提取3种特征:径向综合radon变换量、圆周综合radon变换量和加权Krawtchouk矩变化量,采用简单的自定义融合策略融合3种特征的识别结果。Lu等^[37]从步态序列中提取3种特征,采用独立分量分析降维,然后用遗传模糊支撑向量机进行识别,用加法策略融合前两种特征的识别结果,再用乘法策略将融合结果与伪Zernike矩的结果融合。

2008年Chen等^[30]引入factorial HMM作为一种特征级融合体系来融合frieze和小波特征,这种方法不必将不同特征合并为一个特征,不会带来维数灾难及小样本问题,识别性能优于传统的特征级融合方法(特征串联)和决策级融合方法。

多特征融合的主要影响因素是特征的典型性和不同特征的互补性。特征的典型性是指其对数据或图像的描述能力。不同特征的互补性可以理解为不同特征的相关性低,目前多根据融合结果来选择特征。由于特征的多样性,通过实验的方法选择融合特征局限性很大,研究特征间的相关性与融合结果之间的关系是一个很有潜力的方向。

3.2 多视角融合

拍摄角度对步态识别的影响很大,多数方法对角度的适应性都比较差。由于视角的变化很多,因此处理起来相对比

较困难,目前这方面的文献不是很多。2006年Tyagi等^[38]通过几何学估计物体的径向平面,进而可以得到规范视角,其它的每一个视角都可以根据几何约束的平面单应性将其调整到规范视角。融合多个视角的调整图,重构形状能量图(shape energy image)。对得到的形状能量图进行阈值分割,得到二值形状轮廓用于识别。Wang等^[39]提取主傅立叶描述子进行识别,用加法、加权加法、乘法和Dempster-Shafer策略融合任意两个角度的识别结果,融合结果比单个角度识别结果的错误率低。2007年Lu等^[37]除对傅立叶算子、小波描述子和伪Zernike矩3种特征的识别结果做融合之外,还选伪Zernike矩为特征对 0° 、 45° 和 90° 3个角度的识别结果进行了融合。Huang等^[40]根据角度不同将步态剪影分割为5部分或7部分,每部分用椭圆逼近,提取椭圆参数作为步态特征,用加法策略和支撑向量机融合识别结果。

多视角融合是一个较新的融合方向。从严格意义上来说,文献[37,39,40]仅仅是融合了不同角度的识别结果,并没有从真正意义上实现多视角融合。文献[38]中融合多个视角重构能量图的方法是一种不错的方法,但没有用到标准数据库上。视角问题是步态识别中的一个有挑战的课题,比较理想的视角融合能通过融合某些视角的信息达到准确识别其它视角的步态序列的目的,这是一个很有价值的研究方向。

3.3 多模态生物特征融合

步态与脸的融合是比较普遍的一种多模态生物特征融合,如表2所列。首先我们介绍步态与正面脸的融合的文献。2004年Kale等^[41]通过透视投影或基于运动结构光流场的方法估计步态序列的方位角,再将步态序列的坐标值变换到规范角度进行识别,建立时间序列的状态空间模型来识别人脸,两类识别的结果采用等级的和整体的两种方法进行融合。2006年Lee等^[42]在运动人体的关键部位放置光源,通过对这些运动光源的轨迹进行相位空间分析,得到Lyapunov指数用于步态识别,用主成分分析方法进行人脸识别,两类识别结果融合后降低了错误率。

2007年Liu等^[43]通过建立population隐马尔可夫模型得到姿态模板,用主分量分析的方法得到eigenstance,再以eigenstance形状模型构建步态序列的姿态平均表征,通过比较不同序列的平均表征得到它们的相似度。选择弹性束图像匹配(elastic bunch graph matching)方法对人脸进行识别,将两类识别得到的相似度调整到同一个值域内,采用加法、贝叶斯、加权加法和排序相加4种策略对结果进行融合。2008年Geng等^[44]用局部保留投影(locality preserving projection)将步态序列降维到一个低维空间,用平均Hausdorff距离计算低维序列的相似度。从视频中检测出人脸后,用Fisher线性判别的方法找到一个能使人脸类间差与类内差的比值达到最大的特征空间,用Hausdorff距离计算投影序列的相似度。该文通过估计步态视角和个体与镜头的距离,提出了一种自适应的融合策略。

步态序列中正面脸不容易得到,步态与侧面脸的融合是一种更好的融合方法。Zhou等人在这方面取得了较大进展,先后发表了4篇论文^[45-48],其中文献[45]融合的是步态和侧面人脸轮廓,通过直接匹配步态能量图进行步态识别,从视频中检测出一系列低分辨率的人脸,再重构出高分辨率的人脸,然后提取人脸的轮廓,用曲率匹配的方法进行识别,采用加

法、乘法和指标验证的策略融合识别结果。文献[46]采用特征级融合的方式,将步态能量图和去除头发和背景的高分辨率人脸分别通过主分量分析和多重判别分析进一步提取特征,得到的步态和人脸特征合并后用于识别。文献[47]与文

献[46]相似,区别在于融合在决策级进行。文献[48]也采用特征级融合的方法,其特征融合在主分量分析之后,用合并的特征进行多重判别分析,然后进行识别,取得了比文献[46]更优的识别率。

表2 多模态生物融合

融合特征	作者	识别方法		数据	结果	
		步态	人脸		融合前	融合后
正面脸与步态	Kale 等 ^[41]	变换到规范角度	状态空间模型	30人(视频数未知,静态人脸数据)	人脸 93% 步态 61%	等级融合 97% 加法策略 100% 乘法策略 100%
	Lee 等 ^[42]	相位空间分析	主成分分析	12人	未说明	等级融合(未说明) 加法策略 Exp. 1:71% Exp. 2:50%
	Liu 等 ^[43]	population HMM; 主成分分析	弹性束图像匹配	70人(每人6个视频,6幅静态人脸)	人脸 Exp. 1:40% Exp. 2:40% 步态 Exp. 1:39% Exp. 2:30%	贝叶斯策略 Exp. 1:70% Exp. 2:50% 加权加法 Exp. 1:58% Exp. 2:55% 排序相加 Exp. 1:68% Exp. 2:45%
	Geng 等 ^[44]	局部保留投影	Fisher 线性判别	20人(每人240视频,分三个角度,从视频中检测人脸)	人脸 60% 步态 61.67%	加法策略 68.33% 乘法策略 57.5% 最大策略 65% 最小策略 53.33% 自适应策略 86.67%
	Zhou 等 ^[45]	匹配步态能量图	曲率匹配(侧脸轮廓)	14人(每人2个室外视频,从视频中检测人脸)	人脸 64.3% 步态 85.7%	加法策略 100% 乘法策略 92.9% Index-verification 92.9%
侧面脸与步态	Zhou 等 ^[46]	主成分分析;多重判别分析	主成分分析;多重判别分析	46人(每人2个室外视频,从视频中检测人脸)	人脸 84.8% 步态 87.0%	特征融合 91.3%
	Zhou 等 ^[47]			46人(每人2个室外视频,从视频中检测人脸)	人脸 84.8% 步态 87.0%	加法策略 91.3% 乘法策略 84.8% 最大策略 91.3%
	Zhou 等 ^[48]			45人(每人2-3个视频,从视频中检测人脸)	人脸 91.1% 步态 93.3%	特征融合(多重判别分析之前) 100%
正面脸、步态与掌纹	Zhang 等 ^[49]	正面脸、步态与掌纹均采用 GPP 和 KGPP		I:15人(每人每种生物特征6幅图); II:100人(同上);	人脸 I:77.33% II:55.13% 步态 I:80.67% II:85.87% 掌纹 I:73.33% II:88.33%	最小策略 GPP I:87.56% II:93.11% KGPP:I:90.22% II:93.67%

除步态与人脸融合之外,2008年Zhang等^[49]提出了一种融合多模态生物特征信息的方法,使用几何保留投影及核几何保留投影的方法将多种生物特征信息投影到统一的子空间中进行识别。抽样组合人脸、步态和掌纹3类数据库得到新的实验数据库,在低维子空间中计算人脸、步态和掌纹3种测试样本与训练样本之间归一化后的欧式距离。

多模态生物特征融合有效地提高了识别的准确度和可靠性,在融合过程中合理地选择融合策略是非常重要的。为保持步态能够远距离识别的优势,步态与人脸、虹膜等非接触生物特征的融合更有发展前途。

结束语 本文从步态表征方法和信息融合方法两个方面总结了步态识别方面的一些新的发展趋势和方法,并对这些方法进行了比较。表征方法是识别的基础,有效的动态化的表征方法是步态识别研究的关键。信息融合方法仍将是研究者关注的热点,尤其是多模态生物特征的融合。步态识别还处于初级研究阶段,受到很多因素的制约,比如视角、衣着、携带物体、复杂背景或者天气等等,在短时期内很难解决这些问题,与其它生物特征的融合更具现实意义。

此外,我们认为有一些比较新颖的方法可以借鉴到步态

识别领域。首先可以引入控制系统的有关理论,建立动态步态系统,将步态序列看作系统的输出,通过比较系统参数进行识别。Doretto提出动态纹理模型,用于描述、合成和识别动态纹理^[50],在步态识别方面,仅有一些简单的尝试^[51],若结合步态序列本身的特点加以发展,将是一个很好的发展方向。其次是流形学习的方法。步态数据的维数太高,限制了识别的准确度、速度以及数据库的规模。流形学习将一组在高维空间中的数据在低维空间中重新表示,步态与流形的结合是一种发展趋势。现有的流形学习大多数需要同时处理所有的训练数据,才能得到它们在低维空间的相对位置,而步态数据帧数多,维数大,难于处理,这大大限制了流形学习在步态识别上的应用。而流形学习本身也在发展过程中,将偏微分几何、张量等引入到流形学习中是一个很有希望的发展方向,流形学习的合理应用可能给步态识别带来新的发展。另外,Compressive sensing以及稀疏表示的方法也是很好的发展方向。Compressive sensing已经成为数学和信号处理的新热点,并被应用到模式识别领域。稀疏表示方法最近几年有了新的发展,已成功应用在人脸识别方面^[52],该方法有算法简单和效果好的优点,有望在步态识别中得到应用。

参考文献

- [1] Niyogi S A, Adelson E H. Analyzing and recognizing walking figures in XYT[A] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Seattle, USA, 1994;469-474
- [2] Cunado D, Nixon M S, Cater J N. Using gait as a biometric via phase-weighted spectra[A] // Int. Conf. on Audio-and Video-based Biometric Person Authentication[C]. Crans-Montana, Switzerland; Springer Verlag, 1998;95-102
- [3] Little J, Boyd J. Recognizing people by their gait: The shape of motion [J]. Computer Vision, 1998, 1(2): 1-32
- [4] Huang P S, Harri C J, Nixon M S. Human gait recognition in canonical space using temporal templates [J]. IEE Proc. Image and Signal Processing, 1999, 146(2): 93-100
- [5] Nixon M S, Carter J N, Nash J M, et al. Automatic gait recognition[A]//IEEE Colloquium on Motion Analysis and Tracking [C]. 1999
- [6] Yu S, Tan T. gait recognition[EB/OL]. http://www.scholarpedia.org/article/Gait_recognition, 2007
- [7] Boulgouris N V, Hatzinakos D, Plataniotis K N. Gait recognition; a challenging signal processing technology for biometric identification [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 78-90
- [8] Nix M S, Carter J N. Automatic recognition by gait [J]. Proceedings of IEEE, 2006, 94(11): 2013-2024
- [9] Johnson A, Bobick A. A multi-view method for gait recognition using static body parameters[A]//3rd Int. Conf. Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication[C]. Halmstad, Sweden, 2001;301-311
- [10] BenAbdelkader C, Cutler R, Davis L. Stride and cadence as a biometric in automatic person identification and verification[A] // IEEE Int. conf. Face and Gesture Recognition[C]. Washington, USA, 2002;372-377
- [11] Lee L, Grimson W E L. Gait analysis for recognition and classification[A] // IEEE Int. Conf. Face and Gesture Recognition[C]. Washington, DC, USA, 2002; 155-162
- [12] Cunado D, Nixon M S, Carter J N. Automatic extraction and description of human gait models for recognition purposes [J]. Computer Vision Image Understanding, 2003, 90(1): 1-14
- [13] Wagg D K, Nixon M S. On automated model-based extraction and analysis of gait[A] // IEEE Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition[C]. Seoul, Korea, 2004; 11-16
- [14] Zhang R, Vogler C, Metaxas D. Human gait recognition[A] // IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition [C]. 2004; 342-349
- [15] Huang P S. Automatic gait recognition via statistical approaches for extended template features [J]. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part B, 2001, 31(5): 818-824
- [16] Liu Y, Collins R, Tsing Y. Gait sequence analysis using frieze patterns[A] // The 7th European Conference on Computer Vision [C]. 2002; 657-671
- [17] Phillips P J, Grother P, Sarkar S, et al. Baseline results for the challenge problem of human ID using gait analysis[A] // IEEE Conf. Face and Gesture Recognition[C]. 2002; 137-143
- [18] Wang L, Tan T, Hu M, et al. Automatic gait recognition based on statistical shape analysis [J]. IEEE Trans. Image Processing, 2003, 12(9): 1120-1131
- [19] Mowbra S D, Nixon M S. Automatic gait recognition via Fourier descriptors of deformable objects[A] // The 4th Audio Visual Biometric Person Authentication[C]. Guildford, UK, 2003; 566-573
- [20] Kale A, Sundaresan A, Rajagopalan A N, et al. Identification of humans using gait [J]. IEEE Trans. Image Process, 2004, 13(9): 1163-1173
- [21] Han J, Bhanu B. Statistical Feature Fusion for Gait-based Human Recognition[A] // IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Washington, USA, 2004; 842-847
- [22] Tao D, Li X, Wu X, et al. General Tensor Discriminant Analysis and Gabor Features for Gait Recognition [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(10): 1700-1715
- [23] Yang X, Zhou Y, Zhang T, et al. Gait recognition based on dynamic region analysis [J]. Signal Processing, 2008, 88(9): 2350-2356
- [24] Lam T M W, Lee R S T. A New Representation for Human Gait Recognition; Motion Silhouettes Image (MSI)[A] // Int. Conf. on Biometrics[C]. 2006; 612-618
- [25] Lam T M W, Lee R S T, Zhang D. Human gait recognition by the fusion of motion and static spatio-temporal templates [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(9): 2563-2573
- [26] Liu J, Zheng N. Gait History Image; a novel temporal template for gait recognition[A] // IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo[C]. 2007; 663-666
- [27] Ma Q, Wang S, Nie D, et al. Recognizing humans based on Gait Moment Image[A] // Eighth ACIS Int. Conf. on SNPD[C]. 2007; 606-610
- [28] Lee S, Liu Y, Collins R. Shape Variation - based Frieze Pattern for Robust Gait Recognition[A] // IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. 2007; 1-8
- [29] Ioannidis D, Tzovaras D, Damousis I G, et al. Gait recognition using compact feature extraction transforms and depth information [J]. IEEE Trans. on Information Forensics and Security, 2007, 2(3): 623-630
- [30] Chen C, Liang J, Zhao H, et al. Factorial HMM and parallel HMM for gait recognition [J]. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part C, 2009, 39(1): 114-123
- [31] Wang L, Ning H, Tan T, et al. Fusion of Static and Dynamic Body Biometrics for Gait Recognition [J]. IEEE Trans. on Circuit and Systems for Video Technology, 2004, 15(2): 149-158
- [32] Bazin A I, Middleton L, Nixon M S. Probabilistic Fusion of Gait Features for Biometric Verification[A]//Int. Conf. on Information Fusion[C]. 2005; 1211-1217
- [33] Veres G V, Nixon M S, Middleton L, et al. Fusion of dynamic and static features for gait recognition over time[A]//Int. Conf. on Information Fusion[C]. 2005; 1204-1210
- [34] Veres G V, Gordon L, Carter J N, et al. What image information is important in silhouette-based gait recognition? [A]//IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition[C]. 2004; 776-782

- [18] Menezes A, Van Oorschot P C, Vanstone S. Handbook of Applied Cryptography[M]. Boca Raton, FL, USA; CRC Press, 1996
- [19] Law L, Menezes A, Qu M H, et al. An Efficient Protocol for Authenticated Key Agreement[J]. Designs, Codes and Cryptography, 2003, 28(2): 119-134
- [20] 李兴华, 马建峰, 文相在. 基于身份密码系统下 Canetti-Krawczyk 模型的安全扩展[J]. 中国科学 E 辑: 信息科学, 2004, 34(10): 1185-1192
- [21] Bellare M, Rogaway P. Entity Authentication and Key Distribution[C]//Proceedings of the 13th Annual International Cryptology Conference on Advances in Cryptology. 1993: 232-249
- [22] Blake-Wilson S, Johnson D, Menezes A. Key Agreement Protocols and Their Security Analysis[C]//Proceedings of the 6th IMA International Conference on Cryptography and Coding. 1997: 30-45
- [23] Chen L, Kulda C. Identity based Authenticated Key Agreement Protocols from Pairing[C]//Proceedings of 16th IEEE Computer Security Foundations Workshop. 2003: 219-233
- [24] Canetti R, Krawczyk H. Analysis of Key-exchange Protocols and Their Use for Building Secure Channels[C]//Proceedings of the International Conference on the Theory and Application of Cryptographic Techniques: Advances in Cryptology. 2001: 453-474
- [25] Yang G, Rong C M, Veigner C, et al. Identity-based Key Agreement and Encryption for Wireless Sensor Networks[J]. IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, 2006, 6(5B): 182-189
- [26] 杨庚, 王江涛, 程宏兵, 等. 基于身份加密的无线传感器网络密钥分配方法[J]. 电子学报, 2007, 35(1): 180-184
- [27] Cheng H B, Yang G. An Authenticated Identity-based Key Establishment and Encryption Scheme for Wireless Sensor Networks[J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2006, 13(2): 31-38
- [28] 庞辽军, 焦李成, 王育民. 无线传感器网络节点间认证及密钥协商协议[J]. 传感技术学报, 2008, 21(8): 1422-1426
- [29] 杨庚, 程宏兵. 一种有效的无线传感器网络密钥协商方案[J]. 电子学报, 2008, 36(7): 1389-1395
- [30] Zhang Y H, Liu W, Lou W J, et al. Location-based Compromise-tolerant Security Mechanisms for Wireless Sensor Networks [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(2): 247-260
- [31] Kampanakis P T. Identity-based Cryptography Feasibility & Applications in Next Generation Sensor Networks[DB/OL]. <http://www.lib.ncsu.edu/theses/available/etd-08042007-125351/unrestricted/etd.pdf>, 2007
- [32] Zhang Y Y, Gu D W, Li J R. Exploiting Unidirectional Links for Key Establishment Protocols in Heterogeneous Sensor Networks[J]. Computer Communications, 2008, 31(13): 2959-2971

(上接第 20 页)

- [35] Chai Y, Wang Q, Jia J, et al. A novel gait recognition method via fusing shape and kinematics features[A]//Int. Conf. on Multimedia and Expo[C]. Springer Berlin, 2006: 80-89
- [36] Ekinci M. Human identification using gait [J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2006, 14(2): 267-291
- [37] Lu J, Zhang E. Gait recognition for human identification based on ICA and fuzzy SVM through multiple views fusion [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(16): 2401-2411
- [38] Tyagi A, Davis J, Keck M. Multiview fusion for canonical view generation based on homography constraints[A]//ACM Int. Workshop on Video Surveillance and Sensor Networks[C]. 2006: 61-69
- [39] Wang Y, Yu S, Wang Y, et al. Gait recognition based on fusion of multiview gait sequences[A]//Int. Conf. on Biometrics[C]. 2006: 605-611
- [40] Huang G, Wang Y. Gender classification based on fusion of multi-view gait sequences[A]//Asian Conf. on Computer Vision [C]. Tokyo, Japan; Springer, 2007: 462-471
- [41] Kale A, Roy-chowdhury A K, Chellappa R. Fusion of gait and face for human identification[A]//Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing[C]. 2004: 901-904
- [42] Lee T K M, Ranganath S, Sanei S. Fusion of Chaotic Measure Into a New Hybrid Face-Gait System for Human Recognition [A] //Int. Conf. on Pattern Recognition[C]. 2006: 541-544
- [43] Liu Z, Sarkar S. Outdoor recognition at a distance by fusing gait and face [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25: 817-832
- [44] Geng X, Wang L, Li M, et al. Adaptive fusion of gait and face for human identification in video[A]//IEEE workshop on Applications of Computer Vision[C]. USA, 2008: 1-6
- [45] Zhou X, Bhanu B, Han J. Human recognition at a distance in video by integrating face profile and gait [A] // Audio and Video-based Biometric Person Authentication[C]. 2005: 533-543
- [46] Zhou X, Bhanu B. Feature fusion of face and gait for human recognition at a distance in video[A]//Int. Conf. on Pattern Recognition[C]. 2006: 529-532
- [47] Zhou X, Bhanu B. Integrating face and gait for human recognition at a distance in video [J]. IEEE Trans. Systems Man Cybernet. Part B, 2007, 37(5): 1119-1137
- [48] Zhou X, Bhanu B. Feature fusion of side face and gait for video-based human identification [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 778-795
- [49] Zhang T, Li X, Tao D, et al. Multimodal biometrics using geometry preserving projections [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 805-813
- [50] Doretto G, Chiuso A, Soatto S, et al. Dynamic textures [J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 51: 91-109
- [51] Bissacco A, Saisan P, Soatto S. Gait recognition using dynamic affine invariants[A] //Int. Conf. Symp. Math. Theory of Networks and Systems[C]. 2004
- [52] Wright J, Yang A, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227