



综述

步态识别现状及发展趋势

朱应钊, 李嫚

(中国电信股份有限公司研究院, 广东 广州 510630)

摘 要: 步态识别是生物特征识别领域的一种前沿技术, 鉴于远距离识别、非受控识别及难伪装性等优势, 它具备推动模式识别、图像处理、诊断治疗、康复矫形等学科发展进步的巨大潜能。首先介绍了步态识别的关键技术、研究现状及常用数据集, 然后分析了其应用前景, 最后对步态识别的发展趋势做出判断。

关键词: 步态识别; 生物特征识别; 前沿技术; 模式识别; 图像处理

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020189

Current situation and development trend of gait recognition

ZHU Yingzhao, LI Man

Research Institute of China Telecom Co., Ltd., Guangzhou 510630, China

Abstract: Gait recognition is an advanced technology in the field of biometric identification. In view of the advantages of long-distance identification, uncontrolled identification and difficult camouflage, it has great potential to promote the development of pattern recognition, image processing, treatment and recovery. Firstly, the key technologies, research status and the common databases of gait recognition were introduced. Then, its application prospect was analyzed. Finally, the development trend of gait recognition was judged.

Key words: gait recognition, biometric identification, advanced technology, pattern recognition, image processing

1 引言

目前, 典型的生物识别特征包含人脸^[1]、指纹^[2]及虹膜^[3]等。但是, 当采用指纹识别或虹膜识别时, 需要用户伸手按指纹或将眼睛对准虹膜识别器, 这种强制性地要求人为配合会极大降低用户体验; 当采用人脸识别时, 存在别人利用本人照片的方式通过识别的安全隐患。另外, 较远的识别距离也会严重影响识别的准确

率。经过研究发现, 人的走路姿势也能作为一种身份识别特征^[4]。由于行人在肌肉力量、肌腱和骨骼长度、骨骼密度、重心等方面有一定的差异, 基于上述这些差异可以唯一地标注一个人, 则利用这些特性能搭建人体运动模型或直接从人体轮廓里提取特征实现步态识别。步态识别实质上是利用人的行走姿势实现身份识别, 采用普通 2K 摄像头即可实现对 50 m 以外的行人进行有效步态识别, 采用 4K 摄像头更是可

以达到 100 m, 相对于人脸、指纹和虹膜识别, 它具备远距离识别、非受控性和不需强制路人配合等显著优势^[5], 在生物特征识别技术中脱颖而出, 对于安保、考勤会务、交通、自助服务与智慧社区楼宇等领域有着广阔的应用前景。但是, 在实际的应用过程中, 存在跨视角、着装、携带物及环境等外在因素干扰, 会造成步态轮廓前后不一致的情况, 容易导致类内变化大于类间变化, 进而发生误判, 降低步态识别准确率。另外, 行人存在的年纪增长、生病、怀孕、劳累等内在因素也会对步态识别造成相关影响。为此, 有必要对步态识别的现状与发展趋势进行深入研究。

2 步态识别关键技术

步态识别通过利用一段视频序列实现行人身份识别, 该视频序列捕获了路人在行走过程中的持续变化, 算法从中挖掘该行人的步态特征, 并将这些新获取的步态特征与数据集中存储的步态特征进行比对。步态识别的关键技术主要包括步态采集、步态分割、特征提取、特征比对, 如图 1 所示。

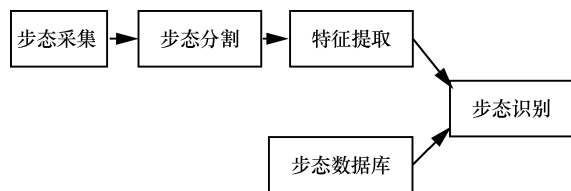


图1 步态识别流程

2.1 步态采集

一般情况下, 使用摄像机对步态进行采集比较多, 包含 RGB 摄像机、红外摄像机及 Kinect 等。当前, 绝大部分的步态数据集都是通过 RGB 摄像机采集的。部分步态数据集通过采用红外摄像机来捕获图像, 是为了克服一些场景夜晚照明极差的复杂环境条件。Kinect 这类 3D 体感摄像机能直接输出人体关节位置及姿态。

2.2 步态分割

步态分割实现从捕获视频序列的图像里分割出人体的步态轮廓, 通常采用帧间差分法^[6-7]、光流法^[8]、背景差分法^[9]等。

(1) 帧间差分法

帧间差分法是基于对连续 2 帧或 3 帧图像的差分处理, 分割得到目标步态轮廓, 其具体算法实现如图 2 所示。利用当前帧图片 $P(s,t)$ 减去前一时刻图片 $P(s,t-1)$ 得到差分图片, 再对差分图片进行二值化和连通域检测后获得结果 $R(s,t)$ 。帧间差分法原理简单易于实现, 但是一旦出现连续前后两帧图片变化微小的情况, 帧间差分法便难以有效锁定运动目标, 而且其精度对像素阈值大小的设置依赖严重。当阈值设定偏高时, 可能会将部分目标运动区域误判为背景; 当阈值设定偏低时, 则不能有效过滤部分噪声。

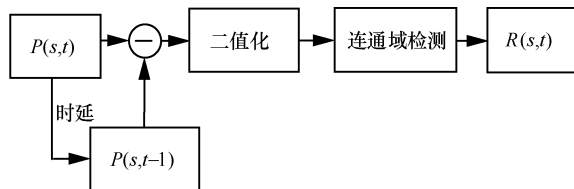


图2 帧间差分法

(2) 光流法

光流法是通过借助光流特性检测出运动区域。所谓的光流, 就是三维运动目标映射到二维成像平面上的所有连续变化投影, 如图 3 所示。

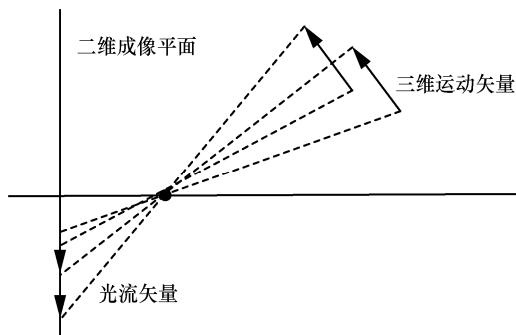


图3 三维运动矢量映射成光流矢量

光流可以表示出像素随时间在图像上的运动



趋势,如图4所示。所以光流法可以锁定图像上的所有运动像素,确定目标运动区域,进而实现步态分割。光流法可以分为基于梯度、基于匹配、基于能量、基于相位及基于神经动力学的方法。光流法对场景信息依赖小,能准确辨认运动区域,但是整个检测过程计算很复杂,且不适合应用于需要实时性高或光线变化大的场景。

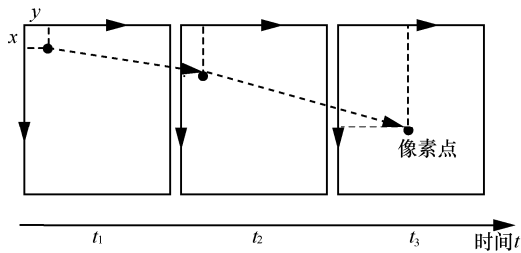


图4 光流法追踪像素点的运动过程

(3) 背景差分法

背景差分法的核心思想是对背景图像进行建模,并把新捕获的图像帧减去背景图像,即获得目标步态区域,如图5所示。

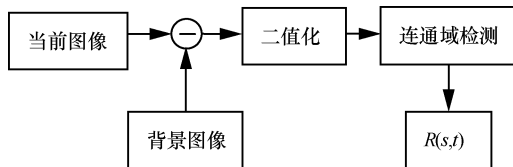


图5 背景差分法

背景差分法与帧间差分法的区别在于将当前图像与不同对象做差分运算时,背景差分法是与背景图像做差,而帧间差分法是与上一时刻的图像做差。对于背景差分法,建立一个良好的背景模型是分割目标运动轮廓的基础。在背景建模的过程中,为了适应实际环境的复杂变化,需要不断地更新优化背景模型。常用的背景建模方法主要分为非回归递推和回归递推。非回归递推的方法有中值滤波等,回归递推的方法有单高斯模型和混合高斯模型等。

2.3 步态特征提取与识别

步态特征提取是最为核心的一个环节,实现

对步态样本实例的特征表示。最初常用的是基于单一轮廓特征^[10]、基于融合特征^[11-13]这两大类方法。但是,它们都需要手工提取步态特征,且提取的特征不完整,现在基本上都是采用深度学习的方式进行步态特征提取,最常用的方式是卷积神经网络^[14]。3类步态特征提取算法对比见表1。

表1 3类步态特征提取算法比较

算法	优势	不足
基于单一轮廓特征	原理简单,容易实现	手工提取,识别准确性和稳健性差
基于融合特征	克服单一特征不稳定性	手工提取,增加特征分析时间
基于深度学习	自动提取,提取的特征最为完整	参数量大,训练占用内存多

在步态识别过程中,主要是采用分类器对提取出的步态特征进行识别^[15]。常用的步态识别分类器包括支持向量机、孪生支持向量机、全连接层及 K 近邻方法等。

3 步态识别研究现状

步态识别不像指纹识别、人脸识别已经发展得很成熟,仍只是处于一个探索阶段,许多方面的理论和方法还有很大空间需要完善。步态识别有着两个传统的研究方向,分别是基于模型与非基于模型的方法。

(1) 基于模型的步态识别方法

基于模型的步态识别方法,其核心是对运动学模型的构建,即根据运动的人体结构实现建模,通过这些模型可以获取相应的关节角度与肢体长度等高层特征表达。一般常用的人体运动模型建模方式包括2D与3D。Lee等^[16]提出以人体椭圆模型为基础,二值化预处理人体侧面投影的轮廓图像,并按照质心比例关系把目标轮廓分割成7部分,接着采用椭圆对刚才的各个部分进行建模,提取出椭圆质心、离心率等人体步态特征。Deng等^[17]也提出一种2D的建模方式,通过学习4个下肢关

节角度的特征和利用最小距离准则实现步态识别。参考文献[18]以粒子群优化算法进行3D人体运动姿态建模,再联合贝叶斯方法和多层感知器实现步态识别。Tang等^[19]基于部分兴趣区域元素选择算法实现3D方式建模。基于模型的这类步态识别算法可以极大克服实际复杂场景中由于遮挡与视角造成的干扰,不足就是计算量大且实现的复杂度高。

(2) 基于非模型的步态识别方法

基于非模型的步态识别方法不需要构建人体运动模型,直接通过从人体轮廓中提取所需的步态特征即可,并利用这些特征实现对该人员的识别。基于非模型的步态识别方法还能划分为基于步态能量图(gait energy image, GEI)^[20-21]的方法和基于步态图像序列^[22]的方法。步态能量图法是通过对人体区域及图像重心归一化后合成步态二维模板进行识别^[23],也就是把一系列的目标轮廓图像加权平均,再将加权平均后得到的目标轮廓图像与存储的所有步态能量图进行相似度计算。通过加权平均人体轮廓图像的方式即可得到步态能量图。后来,在步态能量图的基础上提出了Chronogait图像^[24]和步态流图像^[25]。而步态图像序列法关注更多的是人体步态的周期变化等时域特征、行走时步态图像的空域信息^[26]。基于非模型这类算法的实现复杂度相对较低,可是很容易受遮挡、不同视角因素干扰。

近年深度学习获得重大发展,科研人员尝试将深度学习运用到步态识别中,攻克由于跨视角、服饰变化、行走速度造成类内变化大于类间变化的问题。参考文献[27]是第一篇基于深度卷积神经网络的步态识别研究,以直接学习步态能量图之间相似度的方式实现。其采用的均是两输入网络,这里所说两输入分别是当前所需要识别对象的步态能量图与数据库存储的步态能量图,输出为两输入步态能量图之间的相似度。共提出LB(matching local features at the bottom layer)、MT

(matching mid-level features at the top layer)、GT(matching global features at the top layer)3种两输入网络。LB网络仅对两输入的步态能量图进行相似度比较;MT网络是先提取出部分特征再进行相似度比较;GT网络在LB网络的基础上拥有更多单元用于特征提取,它们的具体的网络结构可以参考文献[27]。通过使用这些网络的集合,以3D卷积的方式,实现把跨视角的步态识别准确率从原来国际最高水平的65%提升至94%。Yu等^[28]提出一种层叠式逐步自动编码(stacked progressive auto-encoders, SPAE)的算法。前两层编码器可以接收任意行走状态的GEI作为输入,它的功能是重构出不受服饰与携带物品影响的GEI。之后的各层编码器都负责克服一个相对小的视角变化,且最后一层编码器用于完成重构侧面视角的GEI。通过这样层叠式的编码器方式实现跨视角的调整,但是该算法只适用于水平视角变化,对于高度变化的视角问题仍然无效。另外,Yu等^[29]还提出一种步态生成对抗网络(gait generative adversarial network, GaitGAN)算法以克服协变量的干扰,其网络由一个编码器、一个生成器与两个功能不一样的判别器构成。编码器主要负责将任意视角的GEI转换成隐表示。而生成器主要负责将隐表示转换成侧面视角下正常行走的GEI。其中一个判别器的功能是判别得到身份相同的两张图片,让输出值尽可能接近1。另外一个判别器的功能与前一个判别器相反,负责判别出身份不相同的两张图片,并让输出值尽可能接近0。Chao等^[30]发现无须专门建模步态轮廓图的时序关系,可直接采用非严格时序维度的图像集,深度神经网络可自行优化和学习这种关系,且在提出的GaitSet网络上进行实验,对于CASIA-B数据集的准确率高达95%。Zhang等^[31]证明了基于单张步态图学习独一步态特征与基于一对图学习不同步态特征的两种方式互补的。他们采用了一种步态联合学习网络,融合两种方式各自的长处,再通过采



用一种“五胞胎损失”函数,实现对类内差最小化及对类间差最大化。参考文献[32]采用编码器—解码器网络分离开姿势特征与外观信息,且通过LSTM(long short term memory,长短期记忆)网络聚合姿势特征学习运动的步态特征,再将学习到的步态特征送入分类器即可实现对目标对象的身份预测,克服了混杂变量造成识别性能下降的问题。

4 常用的步态数据集

步态数据集是记录对象处于不同状态下行走姿态的视频序列。常用的步态数据集有CASIA-A^[10]数据集、CASIA-B^[33]数据集、USF^[34]数据集和CMU Mobo^[35]数据集等,更多的常用步态数据集见表2。其中,CASIA-A和CASIA-B步态数据集出自国内中国科学院自动化研究所。CASIA-A是一个小规模库,只包含20个人的数据,且只有3个视角,分别为0°、45°及90°;CASIA-B数据集是一个多视角的库,涵盖124个人,提供11个视角,且有着普通、穿大衣、携带包裹这3种行走条件。

表2 常用的步态数据集

数据集	人数	序列	影响因素
CASIA-A ^[10]	20	240	3个视角
CASIA-B ^[33]	124	13 640	11个视角,着装,携带物品
USF ^[34]	122	1 870	2个视角,路面,鞋子,携带物品
CMU Mobo ^[35]	25	600	6个视角,速度,携带物,倾斜路面
MIT AI ^[36]	24	194	视角、时间
Georgia Tech ^[37]	20	188	视角、时间、距离
USMT ^[38]	103	1 005	多特征、三维
HID-UMD-1 ^[39]	25	100	4个视角
HID-UMD-2 ^[39]	55	220	2个视角

目前,步态识别算法对于部分较大数据集的

误识率仍比较高。由于样本中存在跨视角、不同场景、服饰变换等干扰因素,容易导致捕获到的人体轮廓存在差异,则提取的步态特征会在类内发生较大变化,甚至比类间变化更大,此时就可能会出现误识别。现有步态数据集主要存在两个问题。第一,数据集规模仍不够大,而一般情况下步态特征的维数都是比较高的。则在训练的过程中,由于样本实例不够且步态特征维数太高,容易导致数据过拟合,降低步态识别精度。第二,当前步态数据集对部分影响因素涉及得还远不够,尤其是对于人流密集的情况。现有步态数据集里的样本实例绝大多数都是一张图像里只有一个人,且人物在图像中较大。当人流比较密集时,可能会存在多人并排走的情况,造成人遮人,也就会干扰到对部分行人的步态轮廓获取。所以,步态数据集还需要涉及人流密集、障碍物遮挡、光照、天气等其他影响因素,全面的步态数据集是训练出优异步态识别模型的基础。

5 步态识别应用前景

曾经出现于电影《碟中谍》中的炫酷步态识别技术在当前成了现实可用的技术,由于它具有远距离识别、易感知性和非侵犯性、难伪装性和隐蔽性等特点^[40],能与现在广泛使用的人脸识别技术形成互补。未来将会大面积铺开部署于公共安全领域,如机场、高铁站、校园、便利店、展会等人流量大的场景,可以实现无卡出行,以及对人群密度的预测或进行超流量预警,如港口、水厂、石油石化基地等重要基础设施,不再需要人类安防力量进行巡检、防护,可以实现自动非法入侵告警,并跟踪锁定可疑人物。步态识别技术将成为安保、反恐的一种强有力手段,促进打造智慧平安城市。

步态识别技术不仅运用于上述的安保领域,还能运用到医学领域中^[41]。早在1996年,步态就被证实了可以作为人的一种生物特征,还在医学

上取得了成功的应用案例^[4,42]。为此,将来步态识别技术可以结合临床工作,实现快速检测病人的步态异常点,通过步态异常确定对应的病况。除了用于诊断病况,步态识别技术还可以成为康复医学、矫形学的一种智能工具,协助医生快速分析相关肌肉与骨骼的活动状况和制定一系列的康复、矫形方案。

当前,智能家居主要是单纯的场景驱动,对于“智能”仍有待完善,而且智能家居对于部分场景需要超高识别速度。步态识别技术的出现可以赋能智能家居,能开辟或优化众多的应用场景。智能灯根据主人的步态状态,及时自动开启夜灯为主人点亮相应的路;智能监控器捕获幼儿起床爬行的步态,迅速通知告警家长;智能空调^[43]有效识别不同年龄阶段人群的步态,调节出舒适的温度;智能门锁远远检测出主人步态,提前把门打开,主人进入后,便自动把门关上。

全球生物识别市场规模巨大,步态识别技术的出现必然会推动金融、交通、运动、石油石化、临床康复和智能家居等行业领域更进一步发展,实现更多元化的场景应用,赋能更多智能化的产品,为用户提供更加个性化的服务。随着步态识别技术的日趋成熟,计算机视觉技术将会得到极大的推动和发展^[44]。

6 步态识别发展趋势

步态识别作为生物识别领域的一支新力军,有着巨大的潜力,远距离、无须行人配合、360°全视角的技术特点让大众眼前一新。可是,当前它在某些方面仍然存在较大挑战:模型对被遮挡与自遮挡的稳健性差;特征信息易丢失;数据库规模小;单一步态识别技术无法满足部分特定场景的需求等,则步态识别的发展趋势可能涵盖以下4个方面。

(1) 提高模型对被遮挡与自遮挡问题的稳健性
现对步态识别的研究主要是侧重于克服跨视

角的问题。然而在实际拍摄中,被遮挡与自遮挡的问题也常常存在。被遮挡可能会由于行人在走的过程中被树木、建筑物等静态事物遮挡造成,也可能由于在拥挤的情况下行人之间相互遮挡引发。自遮挡可以是由于行人穿长裙、长大衣或携带物品等对步态造成遮挡。被遮挡与自遮挡的问题都可能造成无法得到完整周期的步态图像,影响步态特征提取过程,降低步态识别精度。当前的步态识别研究大多都是基于拥有几乎完整周期的步态图像来进行特征提取的^[45],则遮挡干扰是未来亟需优化的问题。能通过统计的方式基于已有的图像信息实现对人体姿态的估计,或通过深度人体姿态估计算法,恢复受遮挡的人体关键点,有效利用恢复的人体关键点特征有助于增强模型对遮挡问题的稳健性。另外,还可以考虑采用多台摄像机的方式,在三维的空间内建模克服遮挡的问题。

(2) 实现步态视频序列的直接输入

对于众多的步态识别算法,都是通过叠加步态序列的方式生成能量图模板,虽然这类方法可以有效降低计算复杂度,且从中提取的特征也较好,但是在叠加合成时还是会丢失一部分的特征信息。为了能进一步提高步态识别算法的准确度,很有必要保留和运用起这部分的特征信息,所以需要实现步态视频序列可以作为输入直接用于步态特征提取,保证步态特征的不丢失。LSTM网络具备良好的时序信息处理能力,能克服长序列训练时造成的梯度消失及梯度爆炸,有效利用LSTM网络能让动态视频序列直接输入成为可能。

(3) 大规模、涵盖复杂条件步态数据集的搭建

好的步态数据集是步态识别技术深化发展的基础。但是,常用的步态数据集相比于人脸数据集的规模小得多,前文介绍常用的CASIA-B数据集、USF数据集及CMU Mobo数据集涵盖的对象都不超过200人,序列数量距离百万级别还差极多,考虑的行走条件还远远不够完善,因为真正



的实际情况是很复杂的,可能会遇到复杂多变的环境,也可能会遇到复杂多样的行人状态及行走条件。现在科研人员将更多的深度学习技术运用到步态识别中,深度神经网络的识别准确率和步态数据集的规模有着一定的关系,因为通常要想训练一个优异的深度神经网络可能都需要巨大的样本规模。为此,搭建出一个大规模、涵盖各种复杂条件的步态数据集供研究人员使用是将来必不可少的。由于人工收集步态数据和打标签需要巨大工作量,裁剪、平移、改变亮度、加入噪声、旋转角度与镜像等图像样本扩增方法是值得考虑的选择。也可以将生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)^[46]应用于搭建大规模数据集, GAN 中的生成器和鉴别器不断相互学习,直至生成器能较好地模拟现有的步态数据集生成更多的步态样本。未来还可以考虑将变分自编码器(variational auto-encoder, VAE)^[47]及基于流的生成模型(flow-based generative model, FBGM)^[48]等技术模拟生成更多的步态样本。

(4) 步态识别与其他生物识别技术融合使用

虽然步态识别技术具备远距离识别、全视角识别和无须对象配合等优势,但是它也存在一定的不足,其识别准确率容易受年龄、身体状况、心理因素及背包等干扰^[49],步态识别技术与其他生物识别技术融合使用,实现它们之间相互取长补短^[50],是未来一个不可避免的发展趋势,可以分为特征层面上融合与识别模式层面上融合两个主要的方向。对于特征层面,步态特征与其他生物特征组成融合特征有助于提高决策的确定性。Punyani 等^[51]提出一种双层特征融合方法,融合了人脸特征与步态特征进行年龄估计,结果发现与单一生物特征估计年龄相比,可以提高估计年龄的准确性。另外,基于步态识别打造多模态融合识别模式,能克服众多复杂场景提高身份识别的准确率。对于对安全性要求较高的场景(如油田监控),单靠步态识别技术或单靠人脸识别技术都

可能存在较大隐患。一般情况下,人脸识别的准确率高于步态识别,但是人脸识别在距离远、光线差或遮挡严重等问题下效果会变差,合理联合步态识别和人脸识别,构建多模态身份识别新模式是一个很好的选择。未来,步态识别技术还会和高准确性的虹膜识别技术、用户接受程度高的语音识别技术抑或简便的指纹识别技术结合,开拓生物识别领域的一片新蓝海。

参考文献:

- [1] ILIADIS M, WANG H, MOLINA R, et al. Robust and low-rank representation for fast face identification with occlusions[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(5): 2203-2218.
- [2] HARIYANTO, SUDIRO S A, LUKMAN S. Minutiae matching algorithm using artificial neural network for fingerprint recognition[C]//Proceedings of 2015 Third International Conference on Artificial International Conference on Artificial Intelligence. Piscataway: IEEE Press, 2015: 37-41.
- [3] VYAS R, KANUMURI T, SHEORAN G. Iris recognition using 2-D gabor filter and XOR-SUM code[C]//Proceedings of 2016 1st India International Conference on Information Processing. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-5.
- [4] WHITTLE M W. Clinical gait analysis: a review[J]. Human Movement Science, 1996, 15(3): 369-387.
- [5] 王科俊, 丁欣楠, 邢向磊, 等. 多视角步态识别综述[J]. 自动化学报, 2019, 45(5): 841-852.
WANG K J, DING X N, XING X L, et al. A survey of multi-view gait recognition[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(5): 841-852.
- [6] LIPTON A J, FUJIYOSHI H, PATIL R S. Moving target classification and tracking from real-time video[C]//Proceedings of Fourth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 1998: 8-14.
- [7] COLLINS R. A system for video surveillance and monitoring[J]. Vsam Final Report Carnegie Mellon University Technical Report, 2000, 59(5): 329-337.
- [8] 商磊, 张宇, 李平. 基于密集光流的步态识别[J]. 大连理工大学学报, 2016, 56(2): 214-220.
SHANG L, ZHANG Y, LI P. Dense optical flow-based gait recognition[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2016, 56(2): 214-220.
- [9] 胡帅. 复杂场景下步态识别技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
HU S. Research on technology of gait identification in complex scenes[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013.

- [10] WANG L, TAN T, NING H Z, et al. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(12): 1505-1518.
- [11] 王竣. 基于步态的身份识别研究[D]. 杭州: 中国计量大学, 2017.
WANG J. Research on gait-based human identification[D]. Hangzhou: China Jiliang University, 2017.
- [12] 寇向阳. 步态行为分析与比对方法研究[D]. 北京: 中国人民公安大学, 2017.
KOU X Y. Research on gait behavior analysis and alignment[D]. Beijing: People's Public Security University of China, 2017.
- [13] 薛傲. 基于特征融合的步态识别算法研究[J]. *电脑知识与技术*, 2018, 14(25): 216-218.
XUE A. Research on gait recognition algorithm based on feature fusion[J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2018, 14(25): 216-218.
- [14] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]// *Proceedings of 26th Annual Conference on Neural Information Processing Systems*. Cambridge: MIT Press, 2012: 1097-1105.
- [15] 李凯, 曹可凡. 受限玻尔兹曼机的步态特征提取及其识别[J]. *河北大学学报(自然科学版)*, 2019, 39(6): 657-665.
LI K, CAO K F. Gait feature extraction based on restricted Boltzmann machine and its recognition method[J]. *Journal of Hebei University (Natural Science Edition)*, 2019, 39(6): 657-665.
- [16] LEE L, GRIMSON W E L. Gait analysis for recognition and classification[C]// *Proceedings of Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2002: 148-155.
- [17] DENG M, WANG C, CHENG F, et al. Fusion of spatial-temporal and kinematic features for gait recognition with deterministic learning[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 67(2): 186-200.
- [18] KRZESZOWSKI T, MICHALCZUK A, KWOLEK B, et al. Gait recognition based on marker-less 3D motion capture[C]// *Proceedings of 10th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based*. Piscataway: IEEE Press, 2013: 232-237.
- [19] TANG J, LUO J, TIAHJADI T, et al. Robust arbitrary-view gait recognition based on 3D partial similarity matching[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(1): 7-22.
- [20] HAN J, BHANU B. Individual recognition using gait energy image[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(2): 316-322.
- [21] RIDA I, BOUBCHIR L, ALMAADEED N, et al. Robust model-free gait recognition by statistical dependency feature selection and globality-locality preserving projections[C]// *Proceedings of 39th International Conference on Telecommunications and Signal Processing*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 652-655.
- [22] ZENG W, WANG C, YANG F. Silhouette-based gait recognition via deterministic learning[J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(11): 3568-3584.
- [23] 刚域森. 基于步态的行人识别研究与应用[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2019.
GANG Y S. Study and application of pedestrian recognition based on gait[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019.
- [24] WANG C, ZHANG J, PU J, et al. Chrono-gait image: a novel temporal template for gait recognition[C]// *Proceedings of European Conference on Computer Vision*. Berlin: Springer Press, 2010: 257-270.
- [25] LAM T H W, CHEUNG K H, LIU J N K. Gait flow image: a silhouette-based gait representation for human identification[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(4): 973-987.
- [26] 余涛. 基于深度学习的人体步态识别算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
YU T. Research on human gait recognition algorithm based on deep learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.
- [27] WU Z, HUANG Y, WANG L, et al. A comprehensive study on cross-view gait based human identification with deep CNN[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(2): 209-226.
- [28] YU S, CHEN H, WANG Q, et al. Invariant feature extraction for gait recognition using only one uniform model[J]. *Neurocomputing*, 2017, 39(5): 81-93.
- [29] YU S, CHEN H, REYES E B, et al. GaitGAN: invariant gait feature extraction using generative adversarial networks[C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 30-37.
- [30] CHAO H, HE Y, ZHANG J, et al. GaitSet: regarding gait as a set for cross-view gait recognition[C]// *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*. California: AAAI Press, 2019: 8126-8133.
- [31] ZHANG K, LUO W, MA L, et al. Learning joint gait representation via quintuplet loss minimization[C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 4700-4709.
- [32] ZHANG Z, TRAN L, YIN X, et al. Gait recognition via disentangled representation learning[C]// *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 4710-4719.
- [33] YU S Q, TAN D L, HUANG K Q, et al. Reducing the effect of noise on human contour in gait recognition[C]// *Proceedings of International Conference on Biometrics*. Piscataway: IEEE Press, 2007: 338-346.
- [34] TARIQ M, SHAH M A. Review of model-free gait recognition

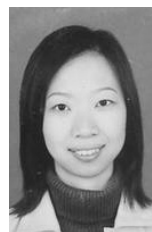


- in biometric systems[C]//Proceedings of 23rd International Conference on Automation and Computing. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-7.
- [35] CHALIDABHONGSE T, KRUGER V, CHELAPPA R. The UMD database for human identification at a distance[R]. Maryland: University of Maryland, 2001.
- [36] TANAWONGSUWAN R, BOBICK A. Performance analysis of time distance gait parameters under different speeds[C]//Proceedings of 4th International Conference on Audio and Video-Based Biometric Person Authentication. Berlin: Springer Press, 2003: 715-724.
- [37] CUNTOOR N, KALE A, CHELAPPA R. Combining multiple evidences for gait recognition[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2003: 33-36.
- [38] SEELY R D, SAM A S, LEE M, et al. The university of southampton multi-biometric tunnel and introducing a novel 3D gait dataset[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2008: 1-6.
- [39] GROSS R, SHI J. The CMU motion of body(MoBo) database[DB]. 2001.
- [40] 陈峰. 基于步态的目标识别技术的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
- CHEN F. Research on target recognition technique based on gait[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.
- [41] 殷赫. 步态识别: 人工智能“慧眼”[J]. 上海信息化, 2019(11): 61-63.
- YIN H. Gait recognition: artificial intelligence “eyes”[J]. Shanghai Informatization, 2019(11): 61-63.
- [42] 王申涛, 陈晓辉. 基于长短期记忆网络(LSTM)的帕金森步态识别[J]. 信息通信, 2020(1): 13-15.
- WANG S T, CHEN X H. Detection of freezing of gait for parkinson's disease patients based on LSTM network[J]. Information & Communications, 2020(1): 13-15.
- [43] 周江南. 步态识别让空调“知冷知热”[J]. 大众用电, 2019, 34(9): 50.
- ZHOU J N. Gait recognition allows air conditioners to “know cold and heat”[J]. Public Electricity, 2019, 34(9): 50.
- [44] 金堃, 陈少昌. 步态识别现状与发展[J]. 计算机科学, 2019, 46(S1): 30-34.
- JIN K, CHEN S C. Status and development of gait recognition[J]. Computer Science, 2019, 46(S1): 30-34.
- [45] 闫李倩. 基于卷积神经网络步态识别方法的研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2019.
- YAN L Q. Research on gait recognition method based on convolutional neural network[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2019.
- [46] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]//Proceedings of International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2014: 2672-2680.
- [47] KINGMA D, WELING M. Auto-encoding variational bayes[C]//Proceedings of 2nd International Conference on Learning Representations. California: AAAI Press, 2014: 1-14.
- [48] KINGMA D, DHARIWAL P. Glow: generative flow with invertible 1×1 convolutions[C]//Proceedings of 32nd Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2018: 10215-10224.
- [49] 李玲玲. 人脸识别和步态识别技术融合的必要性的[J]. 电脑知识与技术, 2018, 14(28): 187-188.
- LI L L. Necessity of integration of face recognition and gait recognition technology[J]. Computer Knowledge and Technology, 2018, 14(28): 187-188.
- [50] 马小莉. 生物识别技术的类别及应用[J]. 技术与市场, 2020, 27(3): 51-52.
- MA X L. Types and applications of biometrics[J]. Technology and Market, 2020, 27(3): 51-52.
- [51] PUNYANI P, GUPTA R, KUMAR A. Human age-estimation system based on double-level feature fusion of face and gait images[J]. International Journal of Image and Data Fusion, 2018, 9(1-4): 222-236.

[作者简介]



朱应钊(1993—), 男, 现就职于中国电信股份有限公司研究院, 主要研究方向为机器学习、计算机视觉和自然语言处理等。



李嫚(1977—), 女, 中国电信股份有限公司研究院高级工程师, 主要研究方向为运营商信息化规划与建设以及新技术研究、新产品研发。