

基于关键点运动轨迹建模的步态识别

徐久强, 赵肖肖, 钱龙飞

(东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169)

摘要: 步态信息作为一个新兴的生物特征,在医疗、刑侦等方面具有广泛的应用前景。研究者已经提出了很多种步态识别方法,但普遍存在适应性不强、特征描述过于复杂或缺乏可解释性等问题。针对此问题,首先,通过改进三帧差分完成对视频图像中人体轮廓的提取;然后,基于人体轮廓图获取人体骨架模型,通过骨架模型得到所需的人体关键点位置,并对视频图像中同一关键点的位置轨迹进行曲线建模;最后依据关键点轨迹曲线模型建立一种以模型参数作为步态特征向量的步态特征描述方法,并在此基础上选取合适的分类方法进行步态识别。实验结果表明,基于关键点运动轨迹模型的步态特征表达能够很好地描述步态信息,识别率也相对较高。

关键词: 步态识别;轮廓提取;人体骨架提取;关键点运动轨迹

中图分类号: TP 20 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2024)01-0033-08

Gait Recognition Based on Key Point Motion Trajectory Modeling

XU Jiu-qiang, ZHAO Xiao-xiao, QIAN Long-fei

(School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China. Corresponding author: ZHAO Xiao-xiao, E-mail: 1677817352@qq.com)

Abstract: Gait information is a new biological characteristic with wide application prospects in medical and forensic fields, making it a hot spot in current research. Although researchers have proposed a variety of gait recognition methods, there are still some problems such as poor adaptability, overly complex feature description, and lack of interpretability. To solve this problem, firstly, the three-frame difference algorithm is improved to extract the human contour from video images. Then, a central structure model of human body is established based on the human body contour diagram, allowing for the identification of key points and the modeling of trajectory curves based on their locations in the video. Finally, a new gait feature description method is proposed using the previous curve model, with appropriate model parameters selected as gait feature vectors and suitable classification methods chosen for gait recognition and classification. Experimental results show that the proposed gait feature expression based on the trajectory model of key points can describe human gait information well and the recognition rate is relatively high.

Key words: gait recognition; contour extraction; human skeleton extraction; key point motion trajectory

身份识别传统上使用账号/密码、身份证等认证技术,但正逐渐被基于生物特征的身份识别技术所替代。生物特征是指人生理或行为上的特征,具有稳定性、独特性和永久性^[1]。常用的生物特征有指纹、人脸、虹膜等,其特征采集对距离、

角度、环境等有所要求,在某些场景中由于无法要求参与者配合因而难以使用,因此需要研究可以远距离获取且不需要主动配合的身份识别技术,步态识别技术应运而生。

步态识别利用人的步态特征实现身份辨识,

收稿日期: 2022-08-29

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019JSJ12ZDYF01)。

作者简介: 徐久强(1966-),男,辽宁北镇人,东北大学教授,博士生导师。

步态特征是目前唯一无需主动配合就可远距离识别的生物特征^[2],步态识别在身份识别/筛选、疾病诊断、刑侦等多方面都有广泛的应用前景.步态识别的基础是步态特征的提取,现有的步态特征提取方法主要分为基于模型的方法和非模型方法.基于模型的方法是对视频中的人体图像进行建模,从人体运动图像中提取运动学参数和时空步态参数,一般用某种物理模型或多种物理模型的组合表达身体局部或整体的运动特征,如 Cunado 等^[3]使用的钟摆模型,Zhao 等^[4]利用多视角运动图像建立的人体骨架模型等.非模型方法的步态特征提取一般将运动人体轮廓图像序列作为输入,将人体的运动转变成步态合成图像后再进行身份识别,如步态能量图(GEI)^[5]、跨视图对齐 GEI^[6]、运动轮廓图(MSI)、步态熵图(GEnI)、帧差能量图(FDEI)、周期能量图(PEI)等.

现有基于模型的步态特征提取方法适应性不强、特征提取过程复杂、识别准确率不高,而非模型化的提取方法主要建立在 GEI,PEI 等时空融合信息基础上,主要关注步态空间特征,但时间信息表达能力较弱.近几年深度学习在步态识别中也得到广泛研究,但其仍然无法摆脱计算量大、可解释性差、进化能力弱等问题.

鉴于目前步态特征向量占用空间较大、可解释性和可修订性差,本文对基于关键点运动轨迹建模的步态识别进行研究,目的是通过关键点运动轨迹模型提取一种能准确描述步态特征、占用空间小、可解释性好的步态特征描述方法.相比其他基于模型的方法,该方法并不特别关注运动肢体的时空变化,而是将肢体关键点的运动规律模型的参数作为步态识别的主要参量;相对于非模型化方法,该方法是从另一个视角来提取步态特征,不但包含了表征步态的空间特征,而且包含了时间信息.该方法融合了常用的模型化和非模型化步态特征表达方法.

主要工作过程包括:通过改进三帧差分法实现视频图像中人体轮廓的提取;基于改进细化算法和人体轮廓图构建人体中心结构模型,通过标注关键点位置并根据关键点运动轨迹建立对应曲线模型;研究从曲线模型中提取新的步态特征的方法并进行实验验证.

1 步态视频图像预处理

1.1 人体轮廓提取

为便于人体关键点的标注,需要从图像中提

取出人体轮廓.轮廓的提取包含图像灰度化处理及轮廓提取过程,采用加权平均将彩色图像转化为灰度图像,常见的轮廓提取方法有帧间差分^[7]、背景差分^[8]、光流法^[9]等.帧间差分计算复杂度低、速度快,对光照变化不敏感,但提取的轮廓会有一定的“双边”现象.

结合应用要求,提出使用改进的三帧差分法来实现人体轮廓的提取.

三帧差分法的原理:

$$\Delta_{k,k-1}(x,y) = \begin{cases} 1, & |f_k(x,y) - f_{k-1}(x,y)| > T_1; \\ 0, & |f_k(x,y) - f_{k-1}(x,y)| \leq T_1. \end{cases} \quad (1)$$

$$\Delta_{k+1,k}(x,y) = \begin{cases} 1, & |f_{k+1}(x,y) - f_k(x,y)| > T_2; \\ 0, & |f_{k+1}(x,y) - f_k(x,y)| \leq T_2. \end{cases}$$

连续的三帧图像分别为 $f_{k-1}(x,y)$, $f_k(x,y)$, $f_{k+1}(x,y)$, 其中, T_1 和 T_2 是设定的阈值, $\Delta_{k,k-1}(x,y)$ 为 $f_{k-1}(x,y)$ 与 $f_k(x,y)$ 阈值为 T_1 的差值图像.将 $\Delta_{k,k-1}(x,y)$ 和 $\Delta_{k+1,k}(x,y)$ 进行“与”运算,得到 k 时刻的二值图像 $B_k(x,y)$:

$$B_k(x,y) = \Delta_{k,k-1}(x,y) \& \Delta_{k+1,k}(x,y). \quad (2)$$

三帧差分具有较好的提取结果,但有时会在目标中出现“空洞”,且目标边缘清晰度欠佳.为解决上述问题,本文对三帧差分算法进行如下改进:

1) 在差分运算之前对灰度图像使用 Canny 算子进行边缘增强,使图像边缘比较光滑.具体包括图像去噪、梯度计算、图像边缘非极大值抑制、边界跟踪等步骤.

2) 在完成相邻帧的帧间差分法和“与”运算之后,对得到的图像 $B_k(x,y)$ 进行形态学膨胀/腐蚀操作并进行中值滤波,最终得到了相对理想的运动目标图像.

图 1 是三帧差分与改进的三帧差分图像处理结果的对比.

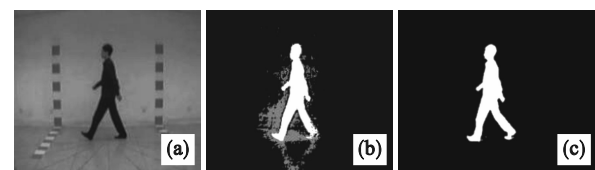


图 1 三帧差分法与改进的三帧差分法实验结果

Fig. 1 Experimental results of three frame difference method and improved three frame difference method

(a)—原始图像; (b)—三帧差分法; (c)—改进三帧差分.

1.2 步态周期检测

步态周期检测是步态识别的重要环节,采用人体轮廓宽纵比来判定.将两腿完全重合时刻作为步态周期的起始点(此时宽纵比最小),行走时宽纵比呈周期性变化,以该点作为步态轨迹建模统一起点可以做到系统的归一化.图2给出了一个运动图像人体轮廓宽纵比的变化实例.相邻的3个最大值或最小值之间是一个完整的步态周期.

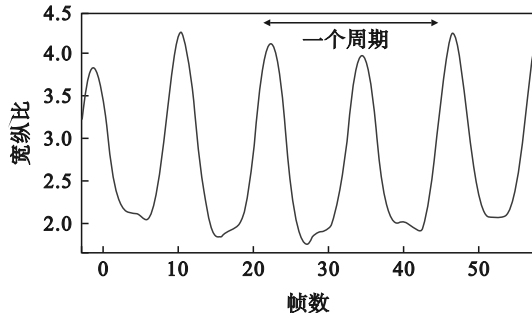


图2 人体轮廓宽纵比的变化

Fig. 2 Length-width ratio of the silhouette

2 关键点运动轨迹建模与步态识别

2.1 关键点标注

基于人体骨架的标注是步态识别的常用方法.首先采用中心结构构建方法来构建人体的骨架模型,然后从骨架模型提取关键点并进行步态识别.常见的基于中心结构的骨架构建方法有星型骨架算法^[10]、细化算法^[11]、距离变换法等.本文改进了细化算法以进行人体骨架提取.

细化是从原始图像中逐层剥离像素点同时保持原始图像拓扑结构的过程,需按肢体角度从外到内逐层剥离外层像素点,算法必须具有收敛性,同时不破坏目标的连通性,保持图像的基本特征.最终得到细化的人体中心结构由原图中的像素点构成,在很好地表达人体结构的同时保持行走过程中的步态特征.

文献[10]给出了一种基于模板的改进图像并行细化(ZS)算法的细化过程.ZS算法是目前应用最为广泛基于8邻域的并行细化算法,算法效率高、迭代次数少,而且对于直线等要素经过细化处理后能够保持和原图像一致的形状,但经ZS算法处理后发现有部分位置存在冗余像素.为适应步态识别需要对ZS算法进行改进,在循环迭代删除像素的过程中,ZS算法总是删除右下方和左上方的像素,所以导致删除像素的操作不均匀.因此本文提出改进措施:①增加删除右上

方和左下方的边缘细化;②删除冗余像素.

图3为ZS算法使用的8邻域图,其中 P_0 为待处理的目标像素点, $P_1\sim P_8$ 为 P_0 的8邻域像素.二值化图像目标像素和背景像素的值为1或0.

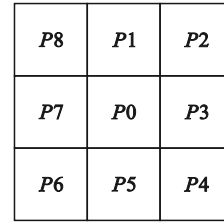


图3 P_0 的8邻域分布图

Fig. 3 Eight neighborhood distribution of P_0

基于ZS算法改进后的细化过程如下:

1) 对于任意值为1的 P_0 (目标像素),若满足以下3个条件,则将其删除,即 $P_0=0$.

$$\textcircled{1} 2 \leq N(P_0) \leq 6,$$

$$\textcircled{2} S(P_0) = 1,$$

$$\textcircled{3} ((P_1 \times P_3 \times P_5 = 0) \&\& (P_3 \times P_5 \times P_7 = 0)) \parallel$$

$$((P_1 \times P_5 \times P_7 = 0) \&\& (P_1 \times P_3 \times P_7 = 0)) \parallel$$

$$((P_2 \times P_4 \times P_8 = 0) \&\& (P_4 \times P_6 \times P_8 = 0)) \parallel$$

$$((P_2 \times P_4 \times P_8 = 0) \&\& (P_2 \times P_4 \times P_6 = 0)) \parallel$$

$$((P_5 \times P_7 = 1) \&\& (P_3 = 0)) \&\& \parallel$$

$$((P_3 \times P_5 = 1) \& (P_8 = 0)) \parallel$$

$$((P_1 \times P_3 = 1) \&\& (P_6 = 0)) \&\&$$

$$((P_1 \times P_7 = 1) \& (P_4 = 0)).$$

其中: $N(P_0)$ 表示 P_0 像素8邻域中非0点的个数; $S(P_0)$ 表示 P_0 像素8邻域中顺时针转一周像素值由0变1的次数.

条件①保证 P_0 不是孤立点、端点以及内部点;条件②保证 P_0 删除后,不出现中心结构断裂;条件③是判断 P_0 在前景图像中可删除的方位条件.

2) 重复上述操作,直到图像中没有可去除目标像素.

上述细化过程的改进主要是拓展了ZS方位条件的判断,能更好地去除细化后图像中的冗余像素.图4为一个细化处理的效果展示.

在得到人体骨架图后,需要在骨架图上标注关键点并提取出关键点坐标.与步态识别相关的关键点有很多个,但由于上肢部分易受外界条件、衣物等的限制,相对来说下半身的运动较易获取,因此本研究选取头部、髋关节、左/右膝关节、左/右脚作为关键点.

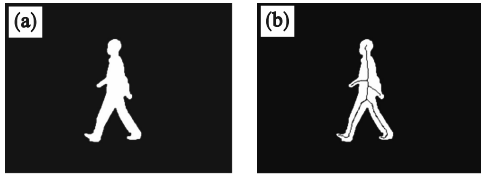


图 4 细化效果展示

Fig. 4 Refinement processing results

(a)—原始图像; (b)—细化图像与原始图像叠加.

扫描人体骨架图,可以得到 5 个端点坐标,通过以下分析和处理将坐标与关键点对应(坐标初始原点在左上角):纵坐标最小的点是头部;纵坐标最大的两个坐标点是脚部,根据横坐标区分左右脚;剩余的两个坐标为手部,比较横坐标确定左右手. 在二值图像中区分左右是比较困难的,因此研究对左右的区分模糊化,标注的左右与真实人体的左右不一定完全一致. 人体膝关节和髋关节的位置通过人体比例计算得到. 图 5 为人体比例模型,给出了人体各关节位置的比例关系,由此可以确定髋关节和膝关节的位置.

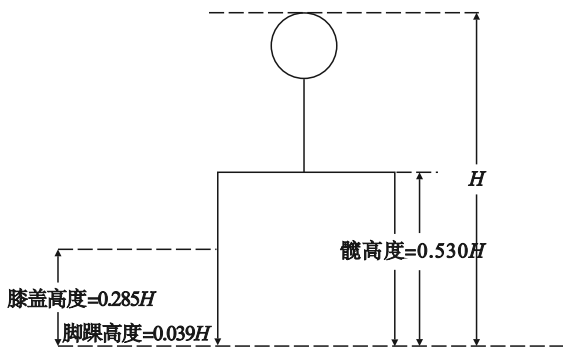


图 5 人体比例模型示意图

Fig. 5 Schematic diagram of human scale model

假设骨架模型中的纵坐标最小的坐标位置为 (x, y_{\min}) ,那么膝盖以及髋关节的所在位置的纵坐标为

$$y_{\text{knee}} = y_{\min} + (1 - 0.285)H, \quad (3)$$

$$y_{\text{kuan}} = y_{\min} + (1 - 0.530)H. \quad (4)$$

通过公式(3)和公式(4)可以得出人体骨架中相关点的纵坐标位置后,就可以通过扫描人骨架计算出人体的左右膝关节和髋关节的坐标. 图 6 给出人体细化图像及关键点标注情况. 在图像处理过程中,有时不能全部找到 5 个坐标,如图 6b~图 6c 所示.

2.2 关键点运动轨迹建模

为了对关键点的运动轨迹进行建模,首先提取出关键点的运动轨迹. 根据上面选取的关键点,提取出头部、髋关节、膝盖以及脚部的运动轨

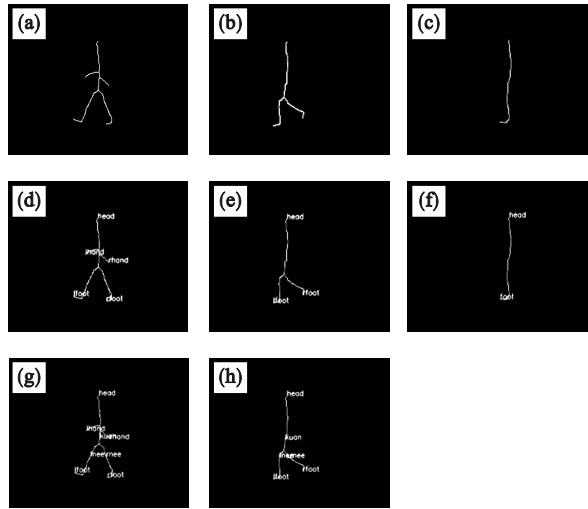


图 6 人体细化图像及关键点标注

Fig. 6 Human body refined images and key point annotation

(a)~(c)—细化后图像; (d)~(f)—端点搜索标注后图像; (g)~(h)—膝盖和髋关节的标注图.

迹. 图 7 是一个人体关键点运动轨迹实例,黑点代表视频帧中关键点的位置,曲线连接表示运动轨迹. 为去除干扰,连线时采用了一维均值滤波,窗口长度为 3.

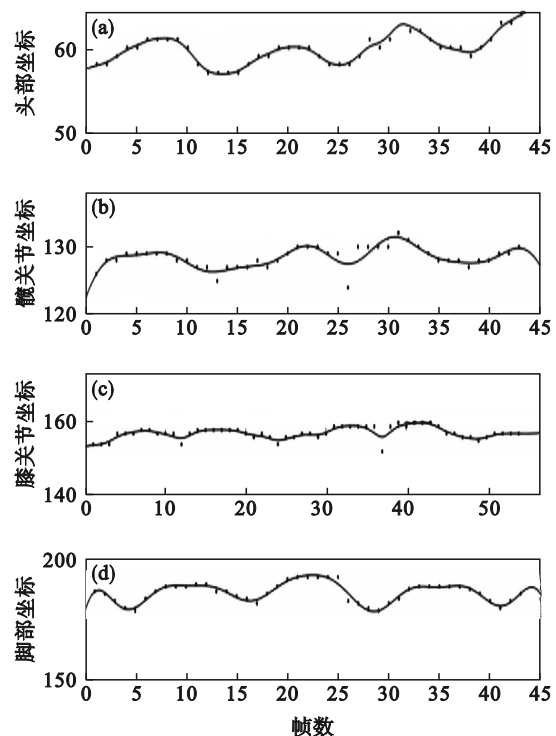


图 7 人体关键运动轨迹实例

Fig. 7 Examples of human body key points trajectory (a)—头部; (b)—髋关节; (c)—膝关节; (d)—脚部运动.

人的行走是重复运动过程,根据图 2 变化曲线可以确定一个周期起始点,但从起始点位置开始的各关键点运动轨迹相位并不一致,为方便后续

工作需参照起始点对步态序列进行归一化处理.

通过关键点运动轨迹可以看到人体运动可用一些规则曲线来描记,其中头部、髋关节,以及人体轮廓宽纵比变化都非常接近于正弦函数.为准确描记各关键点的运动轨迹需选择多个函数叠加进行曲线拟合.正弦曲线可表示为

$$y = A \sin(\omega x + \varphi) + b. \quad (5)$$

式中: A 为振幅; ω 为角速度; φ 为相位; b 为函数的偏距.

在曲线拟合的过程中,需要使用含有参数的模型 $y = \varphi(x)$ 去描述目标函数 $f(x)$,通过改变模型中的参数的值,让离散的关键点坐标数据与拟合的函数误差尽量小:

$$\sum_{i=1}^n \delta_i^2 = \sum_{i=1}^n [\varphi(x_i) - f(x_i)]^2. \quad (6)$$

通过实验,根据人体的步宽变化、头部运动轨迹与髋关节运动轨迹,在经过比较拟合曲线的均方差后,当拟合曲线的正弦函数个数为8时,均方差最小,得到拟合函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^8 a_i \sin(b_i x + c_i). \quad (7)$$

其中,拟合得到各参量数值为: $a_1=97.4$; $b_1=0.01442$; $c_1=-0.3771$; $a_2=44.76$; $b_2=0.02797$; $c_2=0.9097$; $a_3=9.531$; $b_3=0.05688$; $c_3=0.1631$; $a_4=6.137$; $b_4=0.08417$; $c_4=-0.4459$; $a_5=26.35$; $b_5=0.1051$; $c_5=-0.3099$; $a_6=22.27$; $b_6=0.106$; $c_6=2.691$; $a_7=0.115$; $b_7=0.1731$; $c_7=4.768$; $a_8=-0.2161$; $b_8=0.2002$; $c_8=2.534$.

拟合实验结果如图8所示.经过对比试验,在拟合人体脚部和膝关节运动曲线时效果不理想.脚部不理想的原因是脚部运动纵向幅度变化较小,相对误差较大;膝关节曲线拟合不理想的原因是膝关节位置标注由于遮挡相对误差较大;在对单足横坐标分析时发现对足部位置进行三角函数的拟合效果很好.

3 步态特征提取与步态识别

为实现步态识别,需从众多的步态特征中选择对识别最具辨识性的参数作为步态特征向量,选取应遵循以下原则:区别度高,相同样本之间要尽可能地相似,不同样本之间要能够区分;有较高的稳定性和鲁棒性;易于提取,保证稳定性的前提下特征维数要尽可能少^[12].

在遵循以上原则的基础上,从几个方面介绍步态特征的提取过程.

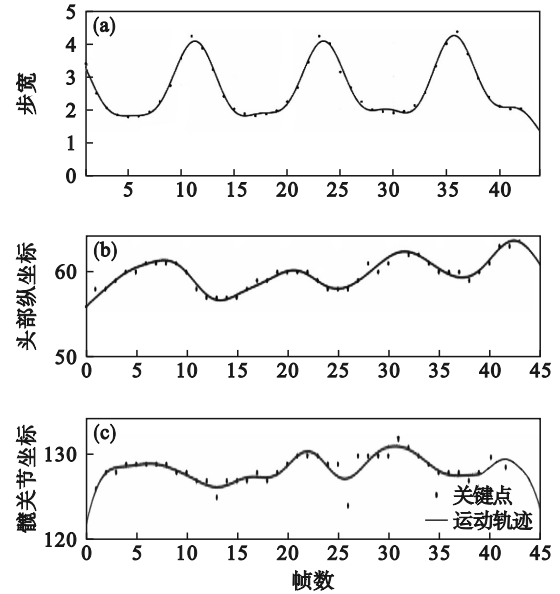


图8 步宽、头部、髋关节拟合曲线

Fig. 8 Fitting curves of step width, head and hip joint (a)一步态周期; (b)一头部; (c)一髋关节.

3.1 步态周期特征辨识度

图9是人体外接矩形的长宽比变化曲线,也是步态周期变化曲线.图9a表示同一人不在同视频序列的步态周期变化曲线,图9b表示不同的两个人的步态周期变化曲线.由曲线分析和运算可得不同人之间的步态周期区别度较高.

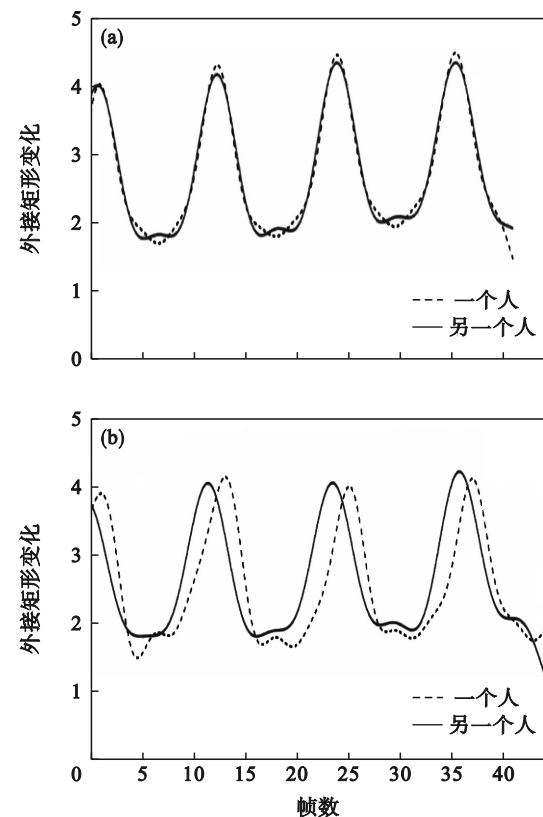


图9 步态周期变化曲线.

Fig. 9 Gait cycle curves (a)同一人; (b)不同人.

人体头部的分析过程相同,这里以人体头部运动轨迹为例展开分析.

3.2 人体头部和髋关节运动轨迹区分度

根据 2.2 节确定的头部拟合曲线对头部运动轨迹进行拟合,拟合结果如图 10 所示. 同一个人不同视频序列的头部运动轨迹是相似的,但是不同人的头部轨迹曲线存在很大的差别,因此头部运动轨迹曲线可以很好地表达步态特征. 可以将头部曲线参量 $f_1 = \{a_i, b_i, c_i\}$ ($1 \leq i \leq 8$) 作为步态特征向量的一部分. 同理可以将髋关节运动轨迹参量 f_2 加入到步态特征向量.

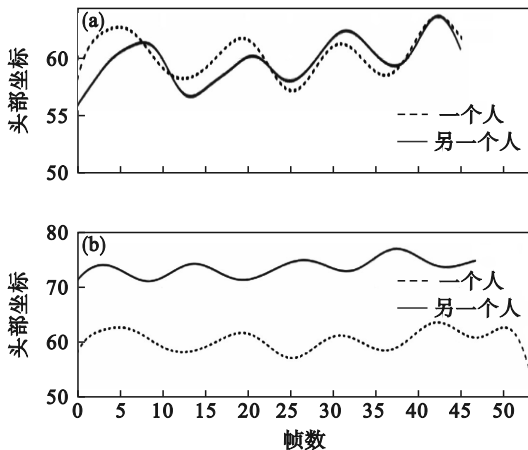


图 10 人体头部运动轨迹

Fig. 10 Human head movement trajectory

(a) 同一个人; (b) 不同人.

3.3 足部行走方向运动轨迹辨识度

经过分析发现,同一人足部行走方向运动轨迹具有很好一致性,图 11 给出了在视频中足部行走方向位置随图像帧的变化曲线. 其中图 11a 是同一个人不同视频中的变化曲线对比,图 11b 是不同人的曲线对比.

3.4 步态特征向量构建与步态识别

根据前面分析,可以将具有较好辨识度/区分度的步态参数组合作为步态特征向量,最终选择周期、步幅、头部运动曲线、髋关节运动曲线参数组成步态特征向量. 最终构建的特征向量为

$$\mathbf{F} = [T, \text{length}, f_1, f_2].$$

其中: T 为周期; length 为步幅; f_i 为拟合曲线参数.

为验证步态特征提取的有效性,使用 k 近邻 (k NN) 分类器进行步态识别. 本文采用 k NN 常用的欧氏距离来判断本文构建的特征向量的有效性.

设两个特征向量分别为

$$\mathbf{F}_1 = [x_1, x_2, \dots, x_n], \mathbf{F}_2 = [y_1, y_2, \dots, y_n].$$

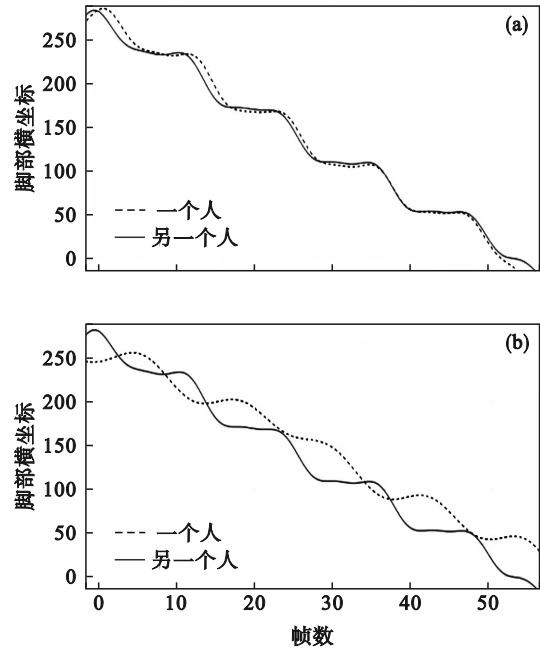


图 11 人体步长变化

Fig. 11 Human step length change

(a) 同一人; (b) 不同人.

两个向量之间的欧氏距离公式为

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}. \quad (7)$$

4 实验及数据分析

CASIA-B 步态数据库^[12]被用来评估本文中提出的基于关键点运动轨迹建模的步态识别方法. CASIA-B 数据库是使用最广泛的步态数据集,包含来自 124 人的多视图步态数据,包括 RGB 和轮廓数据. 采集从 11 个不同的视角进行,范围从 0° 到 180° ,增量为 18° . 该数据集包含了三种不同的步行条件,即正常行走、戴外套行走和背袋子行走,每个人分别有 6, 2 和 2 个步态序列.

从 CASIA-B 数据库中每个人选取四段视频,以 3:1 的比例将视频分成训练集与测试集. 按照本文提出的轨迹建模方法提取出每个人的步态特征向量,最后使用 k NN 分类器完成步态识别.

k 值选取是影响 k NN 分类器的关键点之一,分别选取 $k=1, 3, 5, 7$ 进行实验并记录识别准确率.

实验包括两部分:一个是相同状态下的步态识别,结果如表 1 所示;另一个是跨状态的步态识别,结果如表 2 所示. 数据库中行人分为正常穿着、背包、穿大衣三种状态,表中 Nm 表示正常行走状态, Bg 为背包行走状态, Cl 为穿大衣行走状态.

实验结果表明,同一状态下的步态识别最终

表 1 相同状态下不同 k 值的识别准确率
Table 1 Recognition accuracy of different k values in the same state %

k 值	行走状态		
	Nm	Cl	Bg
1	88.7	70	68
3	96.15	82	80
5	90.75	75	73
7	85.00	71	69
平均值	89.36	74.5	72.5

表 2 不同状态下不同 k 值的识别准确率
Table 2 Recognition accuracy of different k values in different states %

训练集	测试集	$k=1$	$k=3$	$k=5$	平均值
Nm	Cl	65	74	69	71
Nm	Bg	61	70	64	65

的准确率为 89.36%;在跨状态下的步态识别的结果不够理想,原因是背包或者穿大衣的状态导致获取的步态参数不够准确,在人体骨架获取阶段也会产生较大的误差。

为了进一步验证本文提出的步态特征提取方法,与相关文献的研究结果进行比较分析,如表 3 所示。

表 3 不同算法识别准确率比较
Table 3 Comparison of recognition accuracy of different algorithms %

算法	正常行走	相同状态(Bg,Cl)	跨状态
文献[13]	88	—	45
文献[14]	95	80	—
本文	96.15	82	68

针对识别的准确率进行对比分析:文献[13]虽然没有采用相同的方法,但同样也是相同状态和跨状态下的研究,因此有一定的参考价值。与文献[13]的实验结果相比,本文在正常状态下的识别准确率高,并且在跨状态识别方面也有很大的提升。文献[13]是针对跨视角的步态识别,将二维的关节坐标转换为三维的关节坐标,解决基于姿势识别的步态识别方法。文献[14]与本文的关键点选取都是左右膝盖、踝关节和盆骨关节,不同的是文献[14]将相邻的关节连接起来生成角度,也达到了较好的识别准确率,但是文献[14]不能跨状态进行步态识别,本文虽然没有使用机器学习,但仍然有一个较好的处理结果。

针对计算时间进行对比分析:文献[15]是关于重心轨迹和步速的步态识别,GEI是常见的步态识别算法。表 4 是不同方法下的计算时间的比

较,本文每个人保留 53 个特征值,文献[15]选取 40 个特征,经比较,两者的计算时间非常接近。

表 4 不同算法的计算时间
Table 4 Computational time of different algorithms

算法	计算时间/ms
GEI	87.0
文献[15]	3.2
本文	3.5

综上所述,本文提出的基于关键点运动轨迹建模的步态识别方法在正常行走状态下、背包以及穿大衣状态下的识别都有较高的准确率;能够进行跨状态下的步态识别,并且有较好的识别效果;本文提出的步态特征向量提取方法的步态特征向量占用空间小并具有可解释性,同时在计算时间方面也达到了良好的效果。

5 结 语

本文提出了一种基于关键点运动轨迹建模的步态识别方法,从一个新的视角研究步态特征向量的提取与表达,充分考虑了特征向量的复杂性及可解释性,相对现存的步态识别方法具有较好的效果。下一步将对复杂条件下步态特征关键点运动轨迹提取方法及步态特征向量表达的归一化作进一步研究。

参考文献:

- [1] 张引兵,刘楠楠,张力. 身份认证技术综述[J]. 电脑知识与技术,2011,7(9):2014-2016.
(Zhang Yin-bing, Liu Nan-nan, Zhang Li. Authentication technology overview [J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2011, 7(9):2014-2016.)
- [2] 王蕴红,谭铁牛. 现代身份鉴别新技术:生物特征识别技术[J]. 中国基础科学,2000,2(9):4-10.
(Wang Yun-hong, Tan Tie-niu. Modern identification technology: biometrics based personal identification [J]. *China Basic Science*, 2000, 2(9):4-10.)
- [3] Cunado D, Nixon M S, Carter J N. Using gait as a biometric, via phase-weighted magnitude spectra [C]// *Proceeding of International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*. Berlin, 1997:95-102.
- [4] Zhao G Y, Liu G Y, Li H, et al. 3D gait recognition using multiple cameras [C]// *7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FGR06)*. Southampton, 2006:529-534.
- [5] Han J, Bhanu B. Individual recognition using gait energy image [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(2):316-322.
- [6] Ben X Y, Gong C, Zhang P, et al. Coupled bilinear discriminant projection for cross-view gait recognition [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(3):734-747.

(下转第 48 页)