

基于帧差时空特征的步态周期检测方法

唐云祁¹ 薛傲² 丁建伟³ 田华伟⁴ 郭威¹

(1. 中国人民公安大学刑事科学技术学院, 北京, 100038; 2. 安徽公安职业学院, 合肥, 230088; 3. 中国人民公安大学信息技术与网络安全学院, 北京, 100038; 4. 中国人民公安大学侦查与反恐学院, 北京, 100038)

摘要: 针对传统基于可穿戴传感设备步态周期检测方法需要用户高度配合的问题, 本文采用计算机视觉的方法来研究高精度步态周期检测算法。受帧差法的启示, 本文设计一种全新的步态图像表达特征-帧差步态时空特征, 该特征不仅蕴含了步态运动的空间, 还含有步态运动的时间信息, 能较好地表达步态运动周期中的各个状态。基于帧差步态时空特征, 设计足趾离地状态检测算法, 进而实现步态周期的自动检测。实验结果表明, 本方法能精确检测步态周期中的足趾离地状态帧。

关键词: 步态分析; 步态周期; 帧差; 时空特征

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

Gait Cycle Detection by Fusing Temporal and Spatial Features with Frame Difference

Tang Yunqi¹, Xue Ao², Ding Jianwei³, Tian Huawei⁴, Guo Wei¹

(1. School of Criminal Science and Technology, People's Public Security University of China, Beijing, 100038, China; 2. Anhui Police College, Hefei, 230088, China; 3. College of Information Technology and Network Security, People's Public Security University of China, Beijing, 100038, China; 4. College of Criminal Investigation and Counter Terrorism, People's Public Security University of China, Beijing, 100038, China)

Abstract: To address the problem of sensor-based gait cycle detection method, which needs high cooperation of users. Vision-based method is used to develop an accurate gait cycle detection algorithm. Inspired by the idea of frame difference, a novel gait representation feature, namely frame difference temporal and spatial (FDTS) feature is designed. FDTS contains the temporal and spatial information of gait. Thus it can accurately present all states of gait cycle. A new toe-off detection algorithm is first proposed based on FDTS. Then a gait cycle detection method is presented based on the toe-off detection algorithm. Experiments on the public dataset demonstrate the state-of-the-art performance of the method.

Key words: gait analysis; gait cycle; frame difference; temporal and spatial features

引 言

“步态”指人体运动或者走路的方式。一般受个人习惯、伤患以及疾病等因素的影响, 每一个人都有其独特的步态模式, 即人的步态姿势各不相同。基于这一特性, 目前, 基于步态的应用研究主要是医学

领域的腿部疾病诊断和模式识别领域的步态识别。在医学领域,治疗师通过观察步态姿势,来判定被观察者是否患有腿部疾病,进而制定医疗方案。在模式识别领域,计算机利用步态模式的独特性,来实现对个人身份的自动识别。鉴于人体走路是一个左右脚交替的周期性运动,因此,无论是将步态应用于腿部疾病诊断,还是个人身份识别,都需对步态周期进行检测。步态周期指的是人体走路过程中的最小运动周期。在医学领域,一般将一只脚的后跟着地到它下一次着地的运动过程定义为步态的一个周期。根据步态周期中腿部摆动的特性,步态周期又可以划分为右侧站立和右侧摇摆两个阶段,右足跟着地(Right heel strike, RHS)、左足趾离地(Left toe-off, LTO)、中间站立(Mid stance, MS)、左足跟着地(Left heel strike, LHS)、右足趾离地(Right toe-off, RTO)和中间摇摆(Mid swing, MSW)6个状态,如图1所示。目前,已有的步态周期检测方法主要有两类:基于可穿戴设备的步态周期检测方法和基于计算机视觉的步态周期检测方法。基于可穿戴设备的步态周期检测方法通过在身体不同位置上安置特定数据传感器来获取步态信息,进而设计相应步态数据分析算法,实现步态状态及步态周期的检测。常用的传感器主要有陀螺仪和加速度传感器。例如文献[1]提出在手腕、膝盖和脚踝处穿戴陀螺仪来获取行走步态数据。文献[2]利用陀螺仪来精确评估基于小波分析的步态分析系统的性能。文献[3]通过在人的腹部、脊椎、大腿、小腿和脚背等5处安置陀螺仪来获取下肢关节角度数据。文献[4]采用惯性测量装置(由陀螺仪和加速度传感器组成)来获取垂直加速度和下肢角速度等信息。文献[5,6]采用1个陀螺仪来获取下肢角速度,3个压力传感器来获取脚部压力数据。文献[7-9]采用加速度传感器来进行步态识别等。这类方法可获得较为精确的步态数据,如下肢角速度和加速度等,数据处理模型简单有效。基于计算机视觉的步态周期检测方法不借助任何特殊传感设备,仅仅利用人走路的视频数据来检测步态周期。例如,文献[10]利用行人轮廓的面积、质心位置等信息来检测步态周期。文献[11]采用轮廓跟踪算法获得人体下肢轮廓,并将其转换为对应距离向量,在一个步态系列中利用距离向量范数研究步态周期。该类方法能够在用户透明的情况下,实现步态分析或识别,是未来发展方向。本文提出一种基于计算机视觉的步态周期检测算法,其基本思想是利用步态识别应用场景中,监控摄像头大多固定的特性,基于步态轮廓信息提出用帧差步态时空特征来融合视频中步态运动所蕴含的时空信息,然后利用主成分分析法和支撑向量的基本原理和方法检测步态周期中“足趾离地”状态,进而根据“足趾离地”状态帧所在位置确定步态周期。

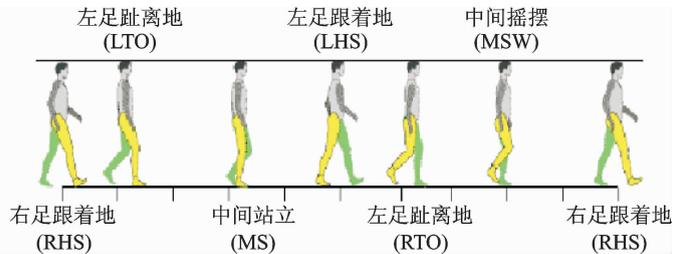


图1 步态周期示意图

Fig. 1 Graphic show of gait cycle

1 帧差步态时空特征

人的步态运动是一连续的周期运动,分别经过右足跟着地、左足趾离地、中间站立、左足跟着地、右足趾离地和中间摇摆等6个状态,周而复始。如若能够精确检测某一步态状态,那么便可依据两相邻状态所在位置确定一个步态周期。实践中发现中间状态(包括中间摇摆和中间站立)特征较为明显,相对容易检测。文献[3]利用侧面视角下中间状态行人轮廓宽度值最小的特征来检测中间状态视频帧,进而确定步态周期。但是,该类方法受视角变化影响较大。本文尝试通过检测足趾离地状态来实现步态周期的检测定位。具体来说,就是设计帧差步态时空特征,实现足趾离地状态的实时监测。本文的主要创新是帧差步态时空特征。监控摄像头所录制的视频数据,可视为由图像平面和时间轴形成的三维数据。该三维数据中,不仅含有人体运动的空间信息,还含有人体运动的时间信息。如何有效融合利用视频数据中的时空信息,一直以来都是计算机视觉领域的研究热点。受异或运算原理的启发,本文提出帧差步态时空特征来融合视频中的时空信息,其基本思想如图2所示。图2(a,b)为连续两帧轮廓图像,图2

(c)为帧差轮廓图。对于连续两帧行人轮廓信息图 I_n 与 I_{n+1} :首先,将 I_{n+1} 复制到 F_{n+1} ;然后,用 I_{n+1} 减去 I_n 得帧差图像 $I:I = I_{n+1} - I_n$,并依据 I 中像素点的像素值,修改 F_{n+1} 中对应像素点的像素值为

$$F_{n+1}(i,j) = \begin{cases} 1 & I(i,j) < 0 \\ 2 & I(i,j) > 0 \end{cases} \quad (1)$$

最后, F_{n+1} 调整为

$$F_{n+1}(i,j) = \begin{cases} 3 & F_{n+1}(i,j) = 255 \\ F_{n+1}(i,j) & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: F_{n+1} 为视频数据中第 $n+1$ 帧所对应的帧差步态时空特征图。在图 2,3 中,为更好地可视化帧差步态时空特征图的特点,将像素值为 1,2,3 的像素点分别以 100,200 和 255 进行显示。图 3 给出了帧差步态时空特征的 6 对示例,每一示例包含一张行人轮廓图和对应的特征图,第 2 对和第 5 对示例是足趾离地状态所在帧。从图 3 中可以看出,相比于轮廓图,帧差步态时空特征图具有:(1) 特征更加丰富。轮廓图中,像素点的像素值仅有两种可能,分别是 0 和 255;而帧差步态时空特征图中像素点的像素值有 4 种可能,分别是 0,1,2 和 3。(2) 足趾离地状态帧特征更明显。步态运动是连续的过程,从足趾离地状态开始,其对应的脚将离开地面在空中运动,脚部帧间差别也将逐渐变大。相比于轮廓图,特征图下的足趾离地状态特征更加容易区分。

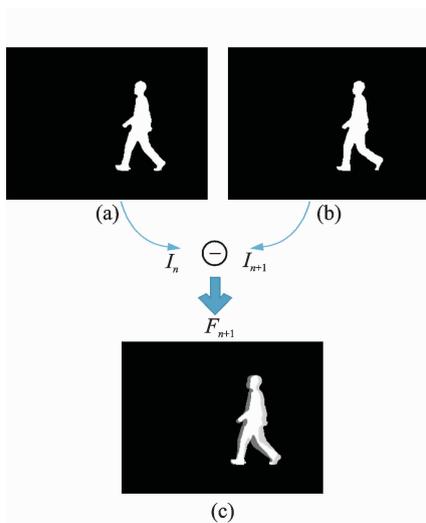


图 2 帧差步态时空特征的基本思想

Fig. 2 Main idea of temporal and spatial features based on frame difference

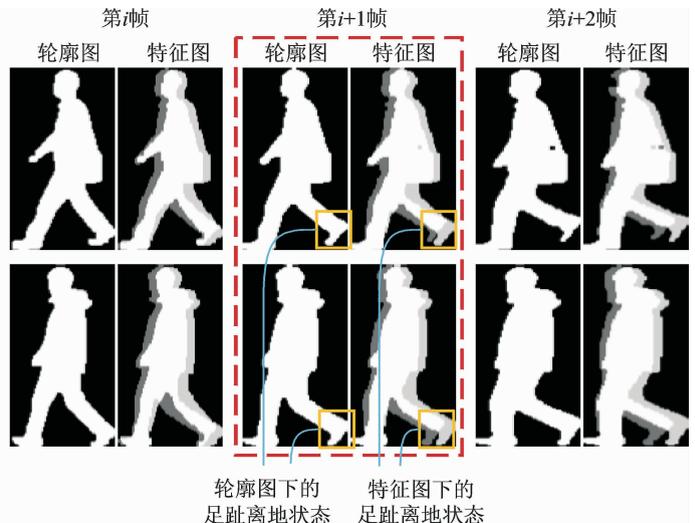


图 3 帧差步态时空特征图示例

Fig. 3 Samples of temporal and spatial feature images

2 基于帧差步态时空特征的步态周期检测方法

图 4 为本文提出的步态周期检测方法的基本框架图。首先,采用机器学习的基本理论和方法训练足趾离地状态检测器。然后,运用训练所得足趾离地状态检测器检测足趾离地状态帧所在位置。最后,依据足趾离地状态帧所在位置确定步态周期所在视频段。该框架下,足趾离地状态的检测是本方法的关键所在,其精度将直接决定步态周期检测的精度。图 5 所示为本方法提出的基于帧差步态时空特征的足趾离地状态的检测算法流程图,主要包括提取行人轮廓图、计算帧差步态时空特征图、预处理、主成分分析(Principal component analysis,PCA)降维和分类器训练或者分类 5 大步骤。

(1) 提取行人轮廓图。本文提出的帧差步态时空特征的足趾离地状态检测算法以行人轮廓图为基

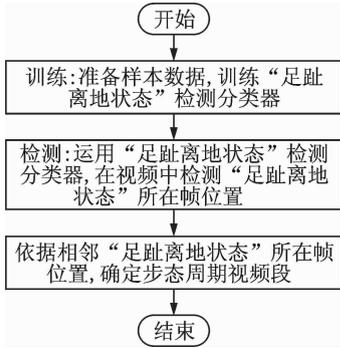


图4 步态周期检测方法

Fig. 4 Framework of gait cycle detection

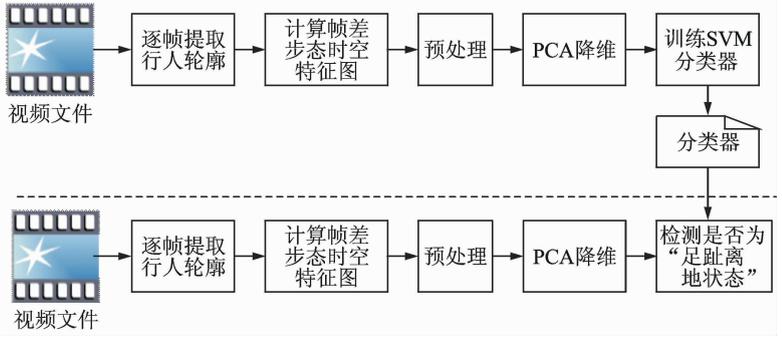


图5 足趾离地状态的检测算法流程图

Fig. 5 Flowchart of toe-off state detection algorithm

础,因此需要首先将行人从视频图像中分割出来,得到行人轮廓图。Vibe算法^[12]是Barnich于2011年提出的一种像素级视频背景建模或前景检测的算法,是当前最优秀的前景检测算法之一,具有效果好、占用内存少和运行速度快的优点。本文拟采用Vibe算法来实现行人轮廓图的检测与分割。

(2) 计算帧差步态时空特征图。得到行人轮廓图后,便可依据第2节所述方法来提取帧差步态时空特征,进而得到如图2(c)所示的帧差步态时空特征图。

(3) 归一化。帧差步态时空特征图中,行人轮廓区域为有效信息区域,其他为背景区域,因此需将行人轮廓区域分割出来并归一化到同一尺寸。若以检测足趾离地状态为目的,那么行人轮廓下半身区域为特征稳定区,而行人轮廓的上半身区域受行人服饰变化及步态臂摆差异等因素的影响较大,往往含有大量噪声。另外,从图3可以看出,帧差步态时空特征图中,仅以脚部轮廓变化为特征就能较好地地区分“足趾离地状态”帧和非“足趾离地状态”帧。因此,本文对帧差步态时空特征图归一化如下:首先,检测分割行人轮廓区域,并将行人轮廓区域归一化到尺寸140像素×90像素。然后,取腿部区域,得尺寸为50像素×80像素的归一化行人轮廓特征图。图6给出了连续28帧行人轮廓图的归一化结果,其中红色方框所示帧差步态时空特征图为“足趾离地状态”图像帧。从图6中可以直观看出,在帧差步态时空特征图下,“足趾离地状态”帧与非“足趾离地状态”帧区别较为明显。

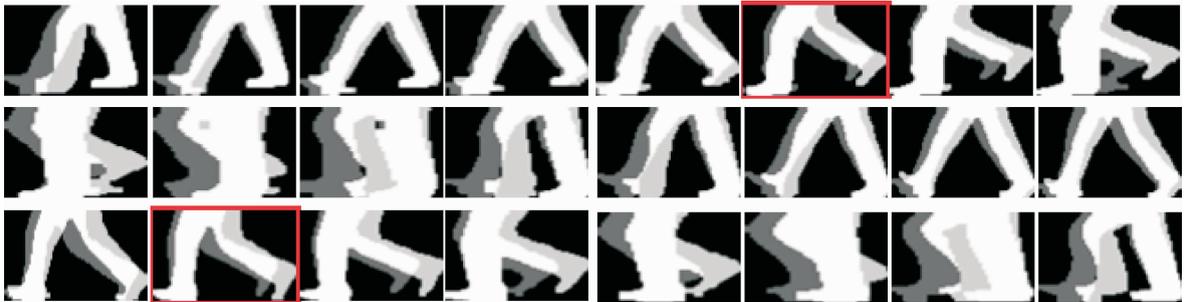


图6 归一化后的帧差步态时空特征序列

Fig. 6 Normalized samples of temporal and spatial feature images

(4) PCA降维。归一化后的帧差步态时空特征图的特征维度为4 000,相对较大。同时,特征图中大部分区域为背景像素点,信息冗余程度较高。因此,有必要对归一化后的帧差步态时空特征做降维处理。PCA^[13]是被理论和实践双重证明了的优秀降维方法,也是数字图像处理领域和模式识别领域最常用的降维方法之一。本文采用PCA实现帧差步态时空特征图的降维处理。

(5) 分类器训练或者分类。分类器训练和分类是本算法中的关键步骤,分类器模型的优劣将直接影响算法精度。本算法采用支持向量机^[14-15](Support vector machine, SVM)来训练“足趾离地状态”分类器。这是因为 SVM 是一种有坚实理论基础的新颖小样本学习方法,在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势。

3 实验与结果分析

3.1 实验数据

本文以中国科学院自动化研究所的 CASIA 步态数据库 GaitDataset-B 为实验数据,以 Matlab 为实验平台来组织实验,验证算法效果,分析算法性能。GaitDataset-B 是科院自动化所于 2005 年 1 月发布的一个大规模、多视角的步态库。数据库 GaitDataset-B 共含有 124 人的步态数据,每一个人包含 110 个图像序列,分别在 11 个视角($0^\circ, 18^\circ, 36^\circ, \dots, 180^\circ$)和 3 种行走条件下(普通条件、穿大衣和携带包裹条件)采集所得。数据库在提供原始步态图像数据的同时还提供了较为精确的行人轮廓分割图。为方便实验,本文直接采用数据库中的行人轮廓数据来进行实验。图 7 给出了中科院自动化所 GaitDataset-B 行人轮廓数据。视角变化是影响步态分析的一个重要因素。为验证不同视角下足趾离地状态检测算法的性能,本文分别抽取 $54^\circ, 72^\circ, 90^\circ, 108^\circ$ 和 126° 视角下所有行人轮廓图(每一视角下的行人轮廓图约为 6.2 万幅),并逐一标定每一帧图像是否为足趾离地状态帧,最后将标定好的 3 个视角下的行人轮廓数据作为本文的实验数据。

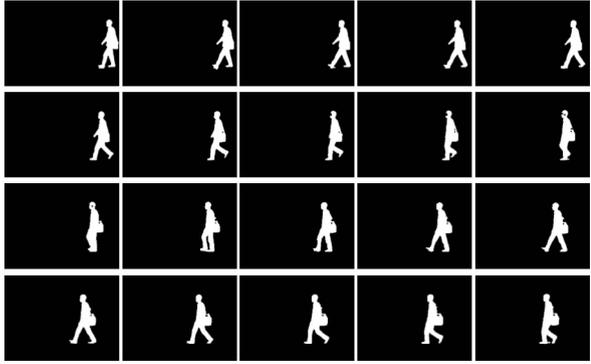


图 7 GaitDataset-B 行人轮廓数据示意图
Fig. 7 Silhouette samples of GaitDataset-B

3.2 实验配置

本文采用 Matlab 提供的降维工具箱 Drtoolbox 来实现帧差步态时空特征的降维,针对不同视角采用 Libsvm 来实现“足趾离地状态”分类器的训练。首先,在训练样本和测试样本的设置上。对于特定视角,从所有样本数据(约 6.2 万帧图像)中随机选择 1 万个样本作为训练样本,其他样本作为测试样本。在训练参数的配置上需注意:(1) 降维的目标维度。一般来说,目标维度越小,降维后特征损失的信息越多。为了保证算法运行速度的前提下,尽量不损失特征信息,本文将降维的目标维度设定为 100。(2) SVM 模型训练参数。Libsvm 工具包中需要设置的参数主要是核函数中的 Gamma 值 g 和损失函数参数 c ,本文将它们的值设定如下: $g = 10, c = 10$ 。

3.3 实验结果分析

图 8 所示为本方法的步态周期检测结果示意图,从左至右、从上至下为帧差步态时空特征下的一个步态周期检测情况。其中,左上角第一帧图像为步态周期中的“足趾离地状态”帧。左上角的“1”或者“0”表示该帧是否为“足趾离地状态”帧,

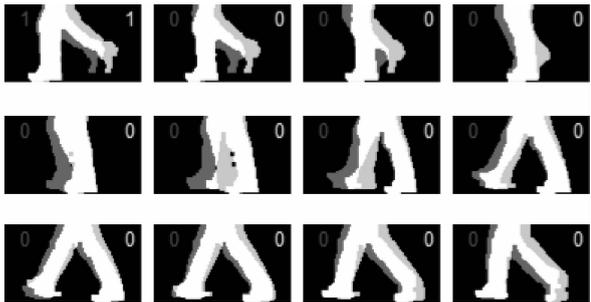


图 8 步态周期检测结果示意图
Fig. 8 Results of gait cycle detection algorithm

右侧的“1”或者“0”表示本文算法的检测结果。图 9 所示为本文提出的“足趾离地状态”帧检测算法与文献[10]设计的基于行人轮廓面积检测算法在检测精度方面的比较结果。从图 9 中可以看出,本文提出的基于帧差步态时空特征的“足趾离地状态”帧检测算法在各视角下都能取得较好的检测效果,尤其是 72° 、 90° 和 108° 三个视角下,本算法分别取得了 95.84%、95.76%、95.81% 的检测精度。相比于文献[10],本文提出的算法在检测精度方面更优。图 10 为连续 500 帧步态图像的“足趾离地状态”帧检测结果,其中红色表示图像帧的真实标签值,蓝色表示本文提出算法的预测结果。从图 10 中可以看出,在连续的 500 帧步态图像中,仅有 7 帧图像的检测出现了错误,其他帧都能正确检测。图 11 是本算法在遮挡、光照阴影等疑难条件下的检测结果。实验结果显示,对于遮挡、光照阴影等因素所导致分割误差,本算法具备较好的鲁棒性。

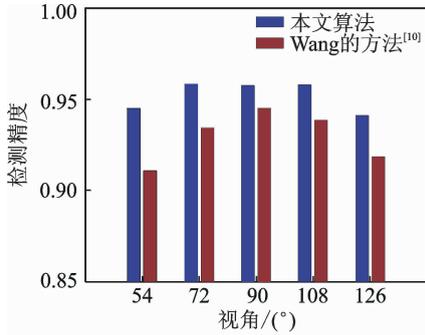


图 9 检测精度

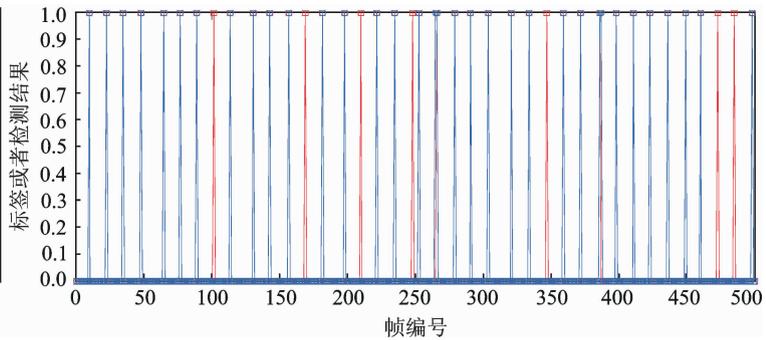


图 10 连续 500 帧步态图像“足趾离地状态”帧检测结果

Fig. 9 Detection accuracy demenstration

Fig. 10 Toe-off state detection results of 500 consecutive frame images

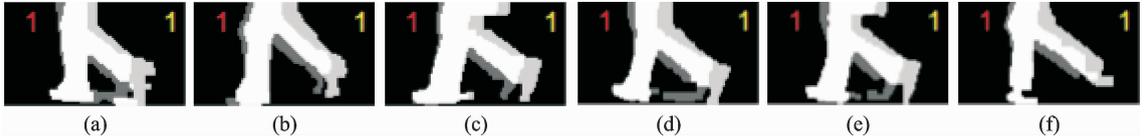


图 11 疑难条件成功案例

Fig. 11 Failure samples

4 结束语

本文设计了一种新的步态表达特征——帧差步态时空特征,并基于该特征提出了一个新的步态周期检测方法。首先,采用 Vibe 算法从视频数据中提取行人轮廓图。然后,根据行人轮廓图计算帧差步态时空特征。采用主成分分析对所得帧差步态时空特征做降维处理。最后采用 SVM 训练分类器。实验结果显示,本文提出的步态周期检测算法能精确检测“足趾离地状态”帧并划分步态周期。本文的创新点主要在于以下两点:(1) 设计了新颖的帧差步态时空特征。本文基于传统帧差法和异或逻辑运算的思想,提出了一种新的帧差运算方法,融合了步态的时空特征。(2) 基于帧差步态时空特征设计了一种全新的步态周期检测算法。得到帧差步态时空特征后,首先采用 PCA 将所得特征降到特定维度,然后采用 SVM 检测“足趾离地”状态,最后依据“足趾离地”状态帧所在位置确定步态周期。

参考文献:

- [1] Salarian A, Russmann H, Vingerhoets F J G, et al. Gait assessment in Parkinson's disease: Toward an ambulatory system for long-term monitoring[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, 51(8): 1434-1443.
- [2] Aminian K, Najafi B, Büla C, et al. Spatio-temporal parameters of gait measured by an ambulatory system using miniature gy-

rosopes[J]. Journal of Biomechanics, 2002, 35(5): 689-699.

- [3] Furuse N, Watanabe T. A study on sensing system of lower limb condition with piezoelectric gyroscopes: Measurements of joint angles and gait phases[C]// 11th Mediterranean Conference on Medical and Biomedical Engineering and Computing 2007. Ljubljana, Slovenia; Springer Berlin Heidelberg, 2007: 689-692.
- [4] Moore S T, MacDougall H G, Gracies J M, et al. Long-term monitoring of gait in Parkinson's disease[J]. Gait & Posture, 2007, 26(2): 200-207.
- [5] Pappas I P I, Popovic M R, Keller T, et al. A reliable gait phase detection system[J]. Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on, 2001, 9(2): 113-125.
- [6] Pappas I P I, Keller T, Mangold S, et al. A reliable gyroscope-based gait-phase detection sensor embedded in a shoe insole[J]. Sensors Journal, IEEE, 2004, 4(2): 268-274.
- [7] Mäntyjärvi J, Lindholm M, Vildjiounaite E, et al. Identifying users of portable devices from gait pattern with accelerometers [C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Philadelphia, Pennsylvania, USA; IEEE Computer Society Press, 2005, 2.
- [8] Ailisto H J, Lindholm M, Mäntyjärvi J, et al. Identifying people from gait pattern with accelerometers[C] // Defense and Security. International Society for Optics and Photonics. Orlando, Florida, USA; SPIE Press, 2005: 7-14.
- [9] Rong L, Zhiguo D, Jianzhong Z, et al. Identification of individual walking patterns using gait acceleration[C] // The 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. Wuhan, China; IEEE Computer Society Press, 2007: 543-546.
- [10] Wang K, Ben X, Zhao Y. Gait period detection based on regional characteristics analysis[C] // Chinese Conference on Pattern Recognition. Nanjing, China; IEEE Computer Society Press, 2009: 1-6.
- [11] 潘兴广, 杨国荣. 基于下肢轮廓特征的步态周期算法[J]. 计算机光盘软件与应用, 2014, 8: 47.
Pan Xingguang, Yang Guorong. Gait cycle detection algorithm based on contour features of lower limbs[J]. Computer CD Software and Applications, 2014, 8: 47.
- [12] Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(6): 1709-1724.
- [13] Wold S, Esbensen K, Geladi P. Principal component analysis[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1987, 2(1): 37-52.
- [14] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [15] 邹永祥, 吴宗亮. 一种广义不可分的支持向量机算法[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(2): 434-440.
Zou Yongxiang, Wu Zongliang. Generalized C-support vector machine algorithm[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(2): 434-440.

作者简介:



唐云祁(1983-), 男, 讲师, 研究方向: 生物特征识别、模式识别, E-mail: tangyunqi@ppsuc.edu.cn.



薛傲(1988-), 男, 助教, 研究方向: 模式识别。



丁建伟(1984-), 男, 讲师, 研究方向: 计算机视觉、模式识别。



田华伟(1984-), 男, 博士, 讲师, 研究方向: 数字水印、模式识别。



郭威(1971-), 男, 教授, 研究方向: 痕迹检验。

