

8-7-2020

Gait Recognition Based-on Relative Motion Features and Kinect

Yang Ke

National Laboratory for Parallel and Distributed Processing, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Dou Yong

National Laboratory for Parallel and Distributed Processing, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Lv Shaohe

National Laboratory for Parallel and Distributed Processing, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Gait Recognition Based-on Relative Motion Features and Kinect

Abstract

Abstract: Gait recognition Kinect is a very important biometric technology. Gait feature can be divided into two categories: static and dynamic. Some work found that although the essential characteristics of gait are motion, but the motion feature's recognition capability is limited. However, is the distinguishing ability of the motion itself limited, or existing features doesn't adequately capture the characteristics of motion? *Relative distance-based motion features were proposed, and distances between the particular skeleton points and their changes were used to characterize the gait.* The relative motion features were extracted *without calculating the gait cycle*, and with robustness. Experimental results show that the relative motion features' recognition accuracy is up to 84%, which is equivalent to static characteristic.

Keywords

dynamic gait feature, relative motion feature, gait recognition, biometrics

Recommended Citation

Yang Ke, Dou Yong, Lv Shaohe. Gait Recognition Based-on Relative Motion Features and Kinect[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(10): 2299-2304.

基于相对运动特征的步态识别方法

杨科, 窦勇, 吕绍和

(并行与分布处理重点实验室国防科学技术大学, 长沙 410073)

摘要: 步态识别是一项很重要的生物识别技术。步态特征分为静态与运动两类。一些工作发现, 尽管步态的本质特性在于运动, 但运动特征的识别能力较为有限。究竟是运动本身的区分能力有限, 还是现有特征未能充分捕获运动特性目前尚不清楚。基于 Kinect 骨骼模型, 相对运动特征被提出, 特定关节点之间的距离及其变化被用来刻画步态。相对运动特征的获取无需计算步态周期, 鲁棒性好。实验结果显示, 相对运动特征的识别精度达 84%, 与静态特征相当; 与已有运动特征相比, 精度提高 10% 以上。

关键词: 动态步态特征; 相对运动特征; 步态识别; 生物识别技术

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2015) 10-2299-07

Gait Recognition Based-on Relative Motion Features and Kinect

Yang Ke, Dou Yong, Lv Shaohe

(National Laboratory for Parallel and Distributed Processing, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Gait recognition Kinect is a very important biometric technology. Gait feature can be divided into two categories: static and dynamic. Some work found that although the essential characteristics of gait are motion, but the motion feature's recognition capability is limited. However, is the distinguishing ability of the motion itself limited, or existing features doesn't adequately capture the characteristics of motion? *Relative distance-based motion features were proposed, and distances between the particular skeleton points and their changes were used to characterize the gait.* The relative motion features were extracted *without calculating the gait cycle*, and with robustness. Experimental results show that the relative motion features' recognition accuracy is up to 84%, which is equivalent to static characteristic.

Keywords: dynamic gait feature; relative motion feature; gait recognition; biometrics

引言

准确有效的人的识别是计算机视觉, 生物识别技术, 智能监控的主要研究领域之一。人脸识别^[1], 指纹识别^[2]等识别技术发展较早, 日趋成熟, 并且在商业领域和法律领域获得了广泛的应用。但是这些生物特征需要目标配合来进行检测, 且需要较高

的图像分辨率。和这些传统的识别技术不同, 步态识别技术可以在较远的距离进行检测, 且不需要被检测目标的主动配合。最近, 有大量的监控系统被开发来提升安全保障。这些系统很多都加入了人体识别的功能, 步态识别可能是识别功能的最适合选择。监控视频的基本目标是监控人, 但是目前大部分的监控摄像头都只能提够低质量的视频, 并且在视频中人可能会隐藏较为传统的生物特征(比如, 人脸)。然而, 这些低质量的视频仍然能为为步态识别技术提供重要的数据, 并且目前已经有使用步态特征作为法庭判据的研究^[3]。



收稿日期: 2015-06-14 修回日期: 2015-07-31;
基金项目: 国家 863 计划主题项目子课题(2012AA012706);
作者简介: 杨科(1990-), 男, 河南, 硕士, 研究方向为模式识别; 窦勇(1966-), 男, 吉林, 博士, 研究方向为可重构计算, 人工智能; 吕绍和(1982-), 男, 博士, 研究方向为无线通信, 人工智能。

<http://www.china-simulation.com>

• 2299 •

现存的步态识别技术可以粗略地分为基于非模型的和基于模型的步态识别技术。基于非模型的步态识别技术主要包括各种基于轮廓图提出的方法。Phillips 等人^[4]提出了一个使用轮廓图相关性的步态识别基准算法。GEI^[5]是利用一个周期内的轮廓图的平均图像来对步态特征进行表征, 由于其表达简单, 且对于轮廓图的分割错误的不敏感性和计算有效性, 近些年来成为了步态识别领域最常用的方法之一。GENI^[6], CGI^[7]等方法是在 GEI^[5]的基础上提出的基于轮廓图的步态表征方法, GENI^[6]主要编码动态特征, 对衣服背包等影响因素具有鲁棒性。CGI^[7]用颜色编码了步态特征, 保留了时间信息。基于非模型的步态识别方法表达简单, 易于提取, 且计算量小, 但是其对于视角和遮挡问题表现不佳。基于模型的步态识别技术使用人体的结构参数, 对人体结构进行建模。较早的基于模型的方法是 Cunado 等人^[8]提出的钟摆模型, 将大腿建模为链接的钟摆, 并从其倾斜角度信号的频率分量获取步态特征; 杆状模型^[9]是一种根据解剖学的知识, 提取出头、脖颈、肩、胸、骨盆、膝盖和脚踝在人体侧影中的位置参数, 然后计算各个位置的运动学特征(相对于垂直方向的摆动角度等), 构建出 2D 人体杆状模型, 步态序列中所有杆状模型连接起来就形成了用于识别的步态模式。

步态特征可以分为动态特征和静态特征两类。基于轮廓图方法除了 Phillips^[4]的方法, 其余都是同时使用动态特征和静态特征来进行步态识别, GEI^[5]更倾向于静态特征, GENI^[6]和 CGI^[7]更多的编码了动态特征。基于模型的方法基本都是使用动态特征。一些工作发现, 尽管步态的本质特性在于运动, 但运动特征的识别能力较为有限。Lombardi 等人^[10]提出的两点步态编码了纯粹的人体步态动态特征, 其工作发现单独使用两点步态特征的识别能力非常有限。Veeraraghavan 等人^[11]的实验结果表明在基于视频的步态识别中, 身体形状比动态特征重要的多。Andersson 等人^[12]也表明在基于骨骼模型的步态识别中, 单独使用动态特征的效果比静

态特征相差很多。然而, 究竟是运动本身的区分能力有限, 还是现有特征未能充分捕获运动特性? 本文将在基于 Kinect 的步态识别上对该问题进行探索。

基于模型的步态识别方法天生对于视角和遮挡问题等具有鲁棒性, 但是该类方法需要很复杂的计算过程来提取出人体的模型, 所以目前大部分的步态识别工作都是基于非模型的, 但是 Kinect 的出现使这一现象得到了改观。Kinect 是微软 2010 年发布的 XBOX360 的体感控制器, 可以同时提取传统彩色视频, 场景的深度图像和人体骨骼数据流。Kinect 提供的骨骼跟踪功能能够实时的提供人体 20 个骨骼点的三维坐标数据, 省去了人体模型提取的复杂过程, 为对光照, 视角, 衣服鲁棒的步态识别技术提供了极大的方便。同样, 基于 Kinect 的步态识别根据提取的步态特征可以分为静态特征和动态特征。静态特征主要指骨骼和四肢的长度, 身高等。比如 Araujo 等^[13]提取了骨骼长度和身高总共 11 个特征作为静态特征。动态特征又可以细分为: a) 较直观的动态特征: 步长, 速度, 步态周期; b) 基于角度的运动特征: 骨骼之间或者骨骼与坐标系中某些线面之间的夹角变化; c) 绝对运动特征: 骨骼点的绝对坐标变化的统计特征; d) 相对运动特征: 骨骼点之间的相对坐标变化的统计特征。

Preis 等^[14]提取出步长和速度作为动态步态特征, 由于人在走路时步长和步速是不断发生变化的, 所以仅仅使用步长和步速很容易混淆不同的人。Andersson 等^[12]提取出下肢的夹角的统计特征和步长, 周期时间, 速度作为动态特征, 由于多数人在平行于 Kinect 行走时, 左右两侧的腿会互相遮挡, 远离 Kinect 的一侧的坐标很多时候是 Kinect 推测出来的, 所以使用下肢角度是不准确的。同样使用下肢角度变化的统计特征作为动态步态特征还有 Ball 等人^[15]。

Ahmed 等人在^[16]提取出 VDF 和 HDF 作为动态特征, 其中, 起决定性作用的 VDF 主要描述了行走时关节的绝对坐标变化的统计特征。

Gianaria 等人在^[17]中提取出步长, 速度, 以及两个肘部之间, 双手之间, 脚踝之间的距离的平均距离, 和一些关节的绝对坐标的变化的统计特征作为动态步态特征。在实际场景中, 人在行走时候不可能严格的按照一个方向(或者说沿直线), 且为了采集到更大范围内的目标, Kinect 也可能发生转动或者移动, 此时采用绝对坐标的变化作为特征的步态识别方法显然会失效, 而相对运动特征不存在这个问题。Chattopadhyay 在^[18]中提取前肘, 腕关节, 手, 踝关节和脚到臀部中心的距离的相对距离的平均值, 和臀部中心的速度作为动态步态特征。采用不相连的关节之间的相对坐标变化的统计描述来编码动态步态特征是鲁棒的, 但是仅仅使用均值描述出人在行走时的动态特征是不足够, 关节之间相对距离变化的方差也蕴含了很多的动态特征, 结合两者才能更好得描述动态变化。

本文提取关节之间的相对运动特征, 也就是关节直接相对坐标变化的平均值和方差作为动态步态特征。提出的相对运动特征鲁棒性好, 无需计算步态周期, 识别精度高达 84%, 与静态特征相当。并且本文提出的相对运动特征与静态特征具有很好的互补性, 两者结合时, 识别精度在 94% 以上。本文的最大贡献是, 在基于 Kinect 的步态识别上, 验证了运动作为步态的本质特性, 具有足够的识别能力; 基于相对运动的特征, 是一种有效的步态描述方法。

1 提出方法

本节具体讲述提出的方法。分为四个部分, 首先介绍 Kinect 骨骼数据流, 其次是动态和静态步态特征的提取, 最后是分类器识别分类。

1.1 Kinect 骨骼数据流

Kinect 是微软 2010 年推出的一款最新体感设备, 最初只是作为 XBOX360 的配件使用, 由于其可以同时实时的采集 RGB 图像, 场景的深度图像, 人体的骨骼数据流和语音, 被研究者用来开发不同的应用。

本文的方法仅使用骨骼数据流。Kinect 能够以 30fps 的速度提供人体 20 个骨骼点的三维坐标点, 如图 1 所示。坐标系是以深度传感器的中心为原点, 如图 2 所示的笛卡尔坐标系, 单位: m。本文将在 Kinect 提供的骨骼数据流上提取动态和静态的步态特征来进行人的识别。

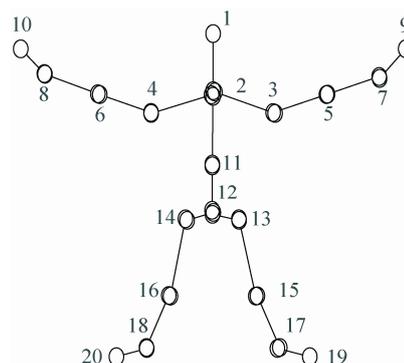


图 1 Kinect 骨骼跟踪示意图

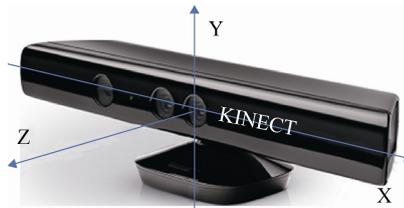


图 2 Kinect 坐标系

1.2 相对运动特征提取

在实际应用场景中, 人不可能像实验时按照预设的方向行走, Kinect Sensor 为了便于捕捉到更大区域的数据也不会固定在一个位置或者朝一个方向, 并且就算 Kinect 固定, 人也不可能严格的按照直线行走。所以, 人关节的绝对坐标的动态变化在现实场景中不适合用于表征人的步态特征。考虑到在现实场景中的可扩展性, 本文全部选择基于关节相对位置的动态特征, 即提取相对坐标的变化的统计特征(平均值, 标准差)作为动态步态特征。提取出的相对动态特征分为 x , y , z 三个方向的特征, 首先对方向进行规定。 x 方向即为与 Kinect 平行的坐标方向, y 方向为与 Kinect 底面(如果 Kinect 水平放置, 即为地平面)垂直的坐标方向, z 方向为传感器法线方向平行的方向, 如图 2 所示。

x 方向(或者 y, z)的特征主要指 x 方向(或者 y, z) 上一些关节点之间的相对距离平均值和标准差值。相对距离有公式(1)中所示公 11 对,

$$\begin{aligned}
 Dx1 &= \text{abs}(x(17) - x(18)); \\
 Dx2 &= \text{abs}(x(5) - x(6)); \\
 Dx3 &= \text{abs}(x(9) - x(10)); \\
 Dx4 &= \text{abs}(x(1) - (x(17) + x(18)) / 2); \\
 Dx5 &= \text{abs}(x(11) - (x(17) + x(18)) / 2); \\
 Dx6 &= \text{abs}(x(7) - x(8)); \\
 Dx7 &= \text{abs}(x(3) - x(4)); \\
 Dy1 &= y(1) - (y(19) + y(20)) / 2; \\
 Dy2 &= y(1) - (y(15) + y(16)) / 2; \\
 Dy3 &= \text{abs}(y(19) - y(20)); \\
 Dz1 &= \text{abs}(z(9) - z(10));
 \end{aligned} \tag{1}$$

其中: Dxi (或者 Dyj Dyj , Dzk) 代表 x 方向(或者 y, z)的距离; i (或者 j , k) 代表第 i (或者 j , k) 个关节点的 x(或者 y, z)坐标。 $\text{abs}(\cdot)$ 表示绝对值。

在上述相对距离上提取统计特征, 即均值和标准差作为动态步态特征, 如公式(2)

$$\begin{aligned}
 STD &= \text{std}\{Dx1, Dx2, Dx3, Dx4, \\
 &Dx5, Dx6, Dx7, Dy1, Dy2, Dy3\}; \\
 MEAN &= \text{mean}\{Dx1, Dx2, Dx3, Dx4, \\
 &Dx5, Dx6, Dy1, Dy2, Dy3, Dz1\}; \\
 \text{Dynamic GF} &= \{STD, MEAN\};
 \end{aligned} \tag{2}$$

其中: $\text{std}(\cdot)$ 代表标准差; $\text{mean}(\cdot)$ 代表均值; STD 是相对距离标准差的集合, $MEAN$ 是相对距离均值的集合, 两者共同组合成了相对运动特征向量 Dynamic GF , 长度为 20。

1.3 静态步态特征提取

与文献[12,13]类似, 静态步态数据主要指身体不同部位的长度, 如图 1 所示, 本文选取所有相连接的总共 19 段骨骼长度集合和身高组成一个静态步态特征向量 Static GF , 长度为 20。身高的计算定义为脖颈长度, 上下脊椎的长度, 左右腿长度的和平均值的和。与文献[12,13]不同的是, 本文使用的身高的计算没有计入左右臀部的长度。

每帧数据都要计算以上所有静态特征, 每个序列求平均值和标准差, 每个特征去除 2 个标准差之外的异常值之后再次计算平均值作为该特征 Static GF 最终结果。

Dynamic GF 和 Static GF 组合在一起形成了组合特征 Combined GF , 至此, 共有三个特征集合被提出。

1.4 分类器

很多步态识别的相关工作都表明, 选用 KNN(K-Nearest Neighborhood) 和 SVM(Support Vector Machine) 作为分类器是最好的选择, 考虑到 KNN 更易于训练和使用, 本文选取最常用的 KNN 分类器, 距离的度量选择曼哈顿距离。在实验中, 为了取得更高的识别率, 本文将采用 10 折交叉验证选择最佳的 K 值。

2 实验及结果

2.1 骨骼步态数据集

本文使用的骨骼步态数据集为 Andersson 等^[12] 发布的公开数据集。该数据集包括 140 人的步态数据, 每个人包含 5 个序列。下面介绍该数据集的一些细节。每个志愿者被要求按照以 kinect 为圆心的一个半圆的轨迹行进, 并且有一个转盘被使用来确保 kinect 在志愿者行进时跟踪志愿者, 以保证人体始终保持在 kinect 视场。每个人来回走 5 次, 每个序列大概有 500~600 帧数据。

2.2 分类精度

如大多数步态识别算法, 本文选择 KNN 作为分类器。为了取得最高的识别率, 10 折交叉验证被用来进行 K 值的选取。对每个人, 每次随机选取序列中的一个作为测试, 余下的为训练集, 如此进行 10 次, 得到的 10 次平均准确率作为识别率, 本文实验的 K 的范围为 1~70, 其中 1~10 每隔 1 选取一个 K, 10~70 每隔 10 选取一个 K, 实验结果显示, 当 K=1 时, 使用三个特征集合特征进行

识别的精度都达到最高, 后续所有实验使用的分类器都是 $K=1(1-NN)$ 。

表格 1 展示了使用不同特征集时的识别率的平均值, 可以看到, 在 140 人的数据集上, 单独使用相对运动特征的识别率高达 83.8%, 与静态特征的识别率 83.9% 相当。当与静态特征结合使用, 可以达到 94.4% 的识别率, 相对于仅仅使用静态特征有了 10.5% 的提高, 可见, 本文提出的相对运动特征和静态特征有很好的互补性。

表 1 使用不同特征集合时的平均分类精度

特征集合	Static GF	Dynamic GF	Combined GF
识别精度	83.9%	83.8%	94.4%

由于之前缺少有力的公共骨骼步态数据集, 在不同的工作中, 研究者都会采集自己的 Kinect 骨骼数据集, 不同的数据集的人数差异较大, 如果一种方法的性能不是很好, 但是当数据集的尺寸较小时也可能得到很高的识别率, 考虑到这些情况, 本文对提出的方法在不同尺寸的数据集下进行了实验, 在 140 人的数据集上, 随机选取 P 个人 ($P=10, 20, \dots, 130, 140$), 每个尺寸随机选取 10 次不同的数据集, 取其平均值作为识别精确度。实验结果如图 3, 可以看到, 在三个特征集合上的识别率对数据集尺寸大小变化不是很敏感, 尤其是当使用全部特征时, 识别率基本不发生变化。在不同尺寸的数据集上的实验结果进一步验证了运动作为步态的本质特性, 具有足够的识别能力。

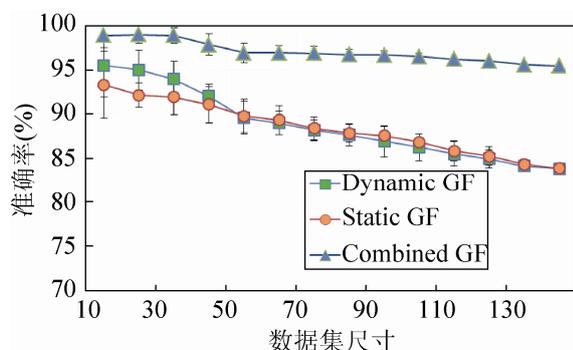


图 3 不同特征集合在不同数据集尺寸下的识别精度变化, 误差线为均值上下各一个标准差

相关工作中, 在介绍基于 Kinect 骨骼动态步态特征时, 提到仅仅使用相对距离的均值是不足够的, 标准差也能很好描述动态特征, 于是在 *Dynamic GF* 的标准差特征子集 *STD* 和均值特征子集 *MEAN* 上的实验被实施, 单独使用 *STD* 和 *MEAN* 的识别准确率分别为 41.6% 和 72.6%, 可以看出 *STD* 具有一定的识别能力(随机猜测的正确率小于 1%), 而且两者组合使用时(用 *Dynamic GF*) 的正确识别率为 83.8%, 可见, 标准差和均值有很好的互补性。

2.3 和其他方法比较

本文主要的任务是探索具有很强识别能力的动态步态特征来描述人体步态的运动特性, 所以方法比较主要针对于动态步态特征的识别率。基于 Kinect 的步态识别到目前为止发展还不完善, 一个很明显的体现就是缺少一个公共的基准数据集, 几乎每个工作都是在自己的建立的数据集上进行实验。这就导致比较实验比较困难。并且, 由于预处理方法不同, 采集数据时人距离 Kinect 距离不同, 行走方向不同, 分类器使用也会有不同, 除了文献 [12], 目前给出很有说服力的结果几乎是不可能的。为了给出一个较为直观和定性的对比, 与相关工作人数相同尺寸的子集被随机选取 10 次来进行实验, 平均值被用作识别结果。由于相关工作可能使用了不止一种分类器或者一个特征集合, 表 2 仅报告其工作中最高的识别率。

表 2 各种动态特征识别率的比较

相关工作	数据集大小	识别率	本文
Ball et al. ^[15]	4	43.6%	98%
Preis et al. ^[14]	9	55.2%	95.1%
Gianaria et al. ^[17]	20	52%	95%
Ahmed et al. ^[16]	20	83.5%(VDF)	95%
Chattopadhyay et al. ^[18]	60	55.26%	89%
Andersson et al. ^[12]	140	62.9%	83.8%

可以看出, 本文提出的方法相对于其他的方法都有很大幅度(超过 10%)的提升。基于直观特征^[14]

和基于角度的特征^[12,15]识别率都很低,印证了相关工作中的分析。还可以看出,基于绝对距离的特征判别能力高于角度的特征,低于相对运动特征。

3 讨论

大部分的步态识别算法都包含步态周期估计来实现特征匹配。然而,在研究实施步态识别系统时候存在两个问题。一个是精确的周期估计计算密集度较高,另一个是步态周期估计的必要条件——较长时间的连续步态序列的获取是不便的。所以,绕开步态周期估计寻求一种与周期无关的步态识别方法是很有必要的。因此本文提出了的动态和静态步态特征是周期无关的。同时,考虑到在线识别需求,本文对原始骨骼数据流并没有做任何滤波处理便直接使用。实验结果也证明,本文提出的方法的性能远胜现存工作。

4 结论

本文基于 Kinect 的骨骼跟踪功能探索了基于相对运动的步态特征。相对运动特征被提出来,特定关键节点之间的相对距离及其变化被用来刻画步态。相对运动特征的获取无需计算步态周期,鲁棒性好。实验结果显示,相对运动特征的识别精度达 84%,与静态特征相当。相对运动特征与静态特征具有很好的互补性,两者结合时,识别精度在 94% 以上,相对于单独使用静态特征提高 10.5%。以上结果表明,运动作为步态的本质特性,具有足够的识别能力;基于相对距离的特征,是一种有效的步态描述方法,在非 Kinect 的场景中值得进一步研究的特征,是一种有效的步态描述方法,在非 Kinect 的场景中值得进一步研究。

参考文献:

- [1] Xiaofei He, Shuicheng Yan, Yuxiao Hu, *et al.* Face Recognition using Laplacianfaces [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on (S0162-8828), 2005, 27(3): 328-340.
- [2] Jain Anil K, Hong L, Bolle R. An identity-authentication system using fingerprints [C]// Proceedings of the IEEE 85.9 (1997). USA: IEEE, 1997: 1365-1388.
- [3] Bouchrika I, Goffredo M, Carter J, *et al.* On using gait in forensic biometrics [J]. Journal of Forensic Sciences (S1556-4029), 2011, 56(4): 882-889
- [4] Phillips P J, Sarkar S., Robledo I, *et al.* The gait identification challenge problem: data sets and baseline algorithm [C]// Pattern Recognition, 2002, Proceedings 16th International Conference on. Vol. 1. USA: IEEE, 2002.
- [5] Han Ju, Bir Bhanu. Individual recognition using gait energy image [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on (S0162-8828), 2006, 28(2): 316-322.
- [6] Bashir Khalid, Tao Xiang, Shaogang Gong. Gait recognition using gait entropy image [C]// IET Conference Proceedings. London, UK: IET, 2009: 1-6.
- [7] Wang Chen, Junping Zhang, Jian Pu, *et al.* Chrono-gait image: a novel temporal template for gait recognition [C]// Computer Vision—ECCV 2010. Germany: Springer Berlin Heidelberg, 2010: 257-270.
- [8] Cunado David, Mark S Nixon, John N Carter. Using gait as a biometric, via phase-weighted magnitude spectra [C]// Audio-and Video-based Biometric Person Authentication. Germany: Springer Berlin Heidelberg, 1997.
- [9] Yoo Jang-Hee, Mark S Nixon, Chris J Harris. Extracting gait signatures based on anatomical knowledge [C]// Proceedings of BMVA Symposium on Advancing Biometric Technologies, London, UK: BMVA, 2002: 1-2.
- [10] Lombardi S, Nishino K, Makihara Y, *et al.* Two-Point Gait: Decoupling Gait from Body Shape [C]// Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference on. USA: IEEE, 2013: 1041-1048.
- [11] Veeraraghavan Ashok, Amit K Roy-Chowdhury, Rama Chellappa. Matching shape sequences in video with applications in human movement analysis [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on (S0162-8828), 2005, 27(12): 1896-1909.
- [12] Andersson V, R Araujo. Person identification using anthropometric and gait data from kinect sensor [C]// Proceedings of the Twenty-Ninth Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference, AAAI, 2015. USA: AIAA, 2015.
- [13] Araujo Ricardo M, Gustavo Graña, Virginia Andersson. Towards skeleton biometric identification using the microsoft kinect sensor [C]// Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on Applied Computing. USA: ACM, 2013.

(下转第 2309 页)

<http://www.china-simulation.com>

• 2304 •