

基于 Kinect 骨骼预定义的体态识别算法

张 丹^{1*}, 陈兴文¹, 赵姝颖², 李纪伟², 白 钰³

(1. 大连民族学院 创新教育中心, 辽宁 大连 116600; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110819;

3. 大连民族学院 信息与通信工程学院, 辽宁 大连 116600)

(* 通信作者电子邮箱 zhangdan.4@163.com)

摘 要:针对基于视觉的体态识别对环境要求较高、抗干扰性差等问题,提出了一种基于人体骨骼预定义的识别分类方法。该算法结合 Kinect 多尺度深度信息和梯度信息检测人体;基于随机森林采用正负样本互限思想识别人体各个部分,根据各部分距离构建人体姿态向量,识别骨架;再根据体态类别,构建最优分类超平面、核函数,采用改进的支持向量机进行体态分类。实验结果表明,所提算法的分类识别准确率可达 94.3%,具有实时性好,抗干扰性强,鲁棒性较好等特点。

关键词:体态识别;多尺度深度信息;随机森林;支持向量机;人机交互

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Posture recognition method based on Kinect predefined bone

ZHANG Dan^{1*}, CHEN Xingwen¹, ZHAO Shuying², LI Jiwei², BAI Yu³

(1. Innovation Education Center, Dalian Nationalities University, Dalian Liaoning 116600, China;

2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China;

3. College of Information and Communication Engineering, Dalian Nationalities University, Dalian Liaoning 116600, China)

Abstract: In view of the problems that posture recognition based on vision requires a lot on environment and has low anti-interference capacity, a posture recognition method based on predefined bone was proposed. The algorithm detected human body by combining Kinect multi-scale depth and gradient information. And it recognized every part of body based on random forest which used positive and negative samples, built the body posture vector. According to the posture category, optimal separating hyperplane and kernel function were built by using improved support vector machine to classify postures. The experimental results show that the recognition rate of this scheme is 94.3%, and it has good real-time performance, strong anti-interference, good robustness, etc.

Key words: posture recognition; multi-scale depth information; random forest; support vector machine; human-computer interaction

0 引言

基于人体动作交互更符合人的认知习惯,可提高人机交互率。体态感知作为一种智能的人机交互形式,已被越来越多的人所认知,其在生活中的应用也越来越广泛,目前对人体体态识别的研究成为了一个新的研究热点。大多数基于计算机视觉的体态识别研究都是在特定受限的场景下展开,比如特定的动作、衣着、背景和光照等。而现阶段已经开展了很多不受特定场景限制的动作识别研究工作,比如 Rao 等^[1]研究了基于时空分析的行为识别,Parameswaran 等^[2]提出了大量通过变量来识别人体行为的方法,国内的徐光祐等也提出利用骨骼和关节模型建立人体上肢模型,得到人体姿势的方法。虽然体态识别在应用层和理论层都有很大的进步,但还有很多问题亟待解决,大多数的方法依赖鲁棒的语义特征点检测或者是点对应^[3-7],而这些是比较难实现的。

Kinect 作为一种非合作方式的人体跟踪系统,可以提供

骨骼图像、景深图像,并且能进行骨架追踪。通过景深摄像头和 RGB 摄像头的配合, Kinect 可以将实物的 3D 影像投放到屏幕当中。 Kinect 的这些特性使其成为了体态识别的热门工具。但是仅依赖深度信息,在识别过程中也有一些缺陷:衣着表面较粗糙时,图像像素跳动严重,深度图像不稳定;出现遮挡、有其他运动目标时,无法精确识别。针对这些问题,本文提出了一种基于梯度特征与多尺度深度信息融合的骨骼预定义体态识别分类方法,用于纷乱背景下的体态识别。实验结果表明,本文方法不仅识别精度高,而且实时性强。

1 特征提取

为了解决纷乱背景有干扰情况下,人体检测不精确的问题,本文将梯度特征和多尺度深度信息相融合,梯度特征保证了人体目标的方向特征,深度信息体现了人体目标的距离信息,二者融合将提高检测的精度。

收稿日期: 2014-07-08; 修回日期: 2014-09-10。

基金项目: 中央高校基础科研基金资助项目(N110804005); 机器人学国家重点实验室开放基金资助项目(2012018)。

作者简介: 张丹(1987-),女,辽宁大连人,工程师,硕士,主要研究方向:图像处理、机器视觉; 陈兴文(1969-),男,辽宁大连人,教授,主要研究方向:图像处理、模式识别; 赵姝颖(1968-),女,辽宁沈阳人,教授,博士,主要研究方向:图像处理、计算机视觉; 李纪伟(1987-),男,河南郑州人,工程师,主要研究方向:计算机视觉、人机交互。

1.1 梯度特征提取

本文采用的是 2bit Binary Pattern (2bitBP)^[8] 的特征样本,主要是通过测量确定区域的梯度方向,并将其标准化输出四个可能的编码,如图 1 所示。左上角为原图中目标特征窗口,右上角为垂直方向的边界特征,左下角为水平方向的边界特征,右下角为使用 2bitBP 特征得到的四个编码。2bitBP 是由局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP)^[9] 改进得到的,具有旋转不变性和灰度级不变性,但是不同于标准的 LBP 编码,2bitBP 特征通过一个单独的码编码一个区域,这与 haar-like 特征非常相似,通过积分图像进行多尺度的测量。2bitBP 编码只输出 4 个码,而 LBP 输出 256 个码,这使得此算法的抗遮挡性更好。

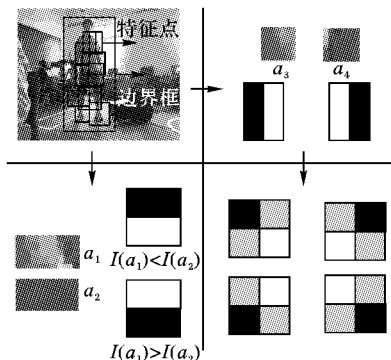


图1 2bitBP 特征编码过程图

1.2 多尺度深度特征提取

Kinect 返回的深度值和实际距离之间的关系如式(1)^[10]所示:

$$D = \mu \cdot \tan(d/2842.5 + 1.1863) - c \quad (1)$$

其中: $\mu = 0.1236 \text{ m}$, $c = 0.037 \text{ m}$ 为常数, d 为 Kinect 返回的某一点的深度值, D 为实际距离。根据实际距离深度值,和转换公式(式(2)^[11]),可求得像素位置为 (μ, ν, D) 的点的实际位置 (x, y, z) :

$$\begin{cases} x = (\mu - w/2) \times (D - 10) \times s \times w/h \\ y = (\nu - h/2) \times (D - 10) \times s \\ z = D \end{cases} \quad (2)$$

其中 $s = 0.0021$ 。本文根据距离和 Kinect 深度数据之间的关系,获得深度特征直方图 (Histograms of Oriented Depths, HoD)。由于不同距离范围内的人体尺度不同,本文为了提高人体检测的准确性且保证运算的实时性,在获得深度直方图的基础上,根据深度距离分布的特征,对区间进行划分,得到不同距离下多尺度深度特征。

Kinect 感应的有效距离为 $0 \sim 10 \text{ m}$,通过实验分析发现,在一定距离范围内,人体尺度变化很小,因此将其分为 3 个区间,如表 1 所示。

表1 距离尺度对照表

距离范围/m	对应尺度	距离范围/m	对应尺度
[0, 2)	(4, 20]	[4, 10)	(1, 2]
[2, 4)	(2, 4]		

获得相应尺度与距离信息之后,计算不同区间尺度下的深度信息直方图,计算过程为:设计深度检测窗口,计算梯度、查询积分、归一化处理,最后形成不同尺度深度直方图特征向

量,将其与梯度特征相融合,用于人体检测。

2 体态分类识别

2.1 骨骼识别

在检测到人体后,进行骨骼识别。骨骼识别的一般方法是将分割的人体图像的每个像素传送到一个辨别人体部位的动作捕捉器的学习系统中,最后系统输出某个特定像素属于身体哪个部位的可能性。本文采用随机森林方法,使用上述融合特征,引入正负样本互斥思想进行在线学习分类。方法描述如图 2 所示。

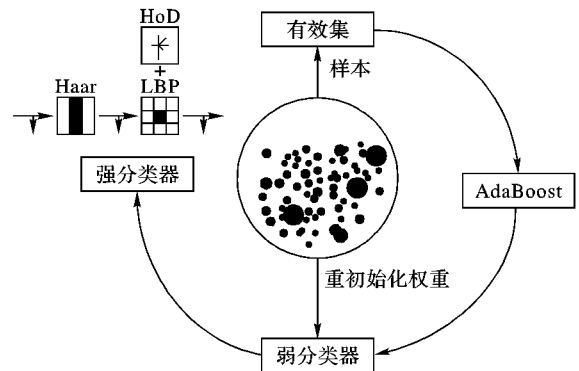


图2 随机森林分类器

数据转换之后,求出两点之间的距离以及两点之间的水平距离,采用文献[12]的枚举值确定骨骼的位置,将右侧上半部分即右肩、右手、右肘、右手腕、右手分为一组,同理将左侧分为一组;将髋关节、右臀部、右膝关节、右脚踝、右脚分为一组,同理将左侧分为一组;将髋关节、脊柱的中心、头、肩膀分为一组。计算出头、手、膝盖、脚等到人体中心和到头部的距离。并将各种距离组成的向量(手-头部,肘-头部,脚-头部,中心-头部,手-中心等)视为每个人体的姿态向量。然后通过函数选择画笔方法画骨架,将各关节连线,提取出人体骨骼。

2.2 体态分类

由于本文的体态识别是基于人机交互系统开发的,因此在获得骨骼信息后,要将人体姿势分为四类,包括挥手、弯腰、行走和下蹲,再根据不同的分类结果控制机器运动。本文在获得精准的骨骼图形的基础上预定义多个体态类别,每个类别包含一定的体态范围,然后为每个体态类别标注若干训练样本,本文采用改进的支持向量机方法对采集到的体态信息进行分类,实现体态识别。

2.2.1 构建最优分类超平面

支持向量机是基于线性可分情况下的最优分类超平面提出的。针对两类的分类问题,设训练数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l), x \in \mathbf{R}^n, y \in \{-1, +1\}$ 可以被一个超平面分开,即存在 (ω, b) , 使:

$$\begin{cases} (\omega, x_i) + b > 0, & y_i = +1 \\ (\omega, x_i) + b < 0, & y_i = -1 \end{cases} \quad (3)$$

此时假设空间为:

$$f(x) = \text{sgn}((\omega \cdot x) + b) \quad (4)$$

其中: $\text{sgn}()$ 为符号函数, ω, b 是非零常数,能任意缩放。为减少分类超平面的重复,对 (ω, b) 进行以下约束:

$$\min_{i=1,2,\dots,l} |(\omega \cdot x_i) + b| = 1 \quad (5)$$

最优分类线就是要求分类线(即在两类线性可分条件下,把两类没有错误分开的线)不但能将两类无错误地分开(训练错误率0),而且要使两类的分类间隔最大。推广到高维空间,最优分类线即成为最优分类超平面。由式(5)得:

$$y_i[\omega \cdot \varphi(x_i) + b] - 1 \geq 0; i = 1, 2, \dots, l \quad (6)$$

在结构风险最小原则下的最优超平面可以通过最小化泛函 $\Phi(\omega) = \|\omega\|^2 = \omega \cdot \omega$ 得到。按照最优化理论中二次规划的解法,可把该问题转化为 Wolfe 对偶问题来求解。构造 Lagrange 函数:

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2}(\omega \cdot \omega) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \{y_i[(\omega \cdot x_i) + b] - 1\} \quad (7)$$

其中 α_i 为 Lagrange 乘子。

采用优化算法解得最优超平面为:

$$f(x) = \text{sgn}[(\omega^* \cdot x) + b^*] = \text{sgn}\left[\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^*\right] \quad (8)$$

本文中的分类是非线性可分的,需要将样本通过非线性函数映射到高维特征空间中,使其线性可分,再在该特征空间中建立优化超平面:

$$\omega \cdot \varphi(x) + b = 0 \quad (9)$$

因此原本样本空间的二元模式分类问题便可表示为:

$$y_i[\omega \cdot \varphi(x_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \quad (10)$$

此时构造一个核函数 $K(x_i, x_j)$ 满足 Mercer 条件,对应某一变换空间的内积,即 $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ 。即线性不可分支持向量机表达式如下:

$$\max \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) + \sum_{j=1}^l \alpha_j \right] \quad (11)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l$$

假设训练数据有 K 类,识别 x 分类时,选择 $g^j(x)$ 最大的分类:

$$f^j(x) = \text{sgn}(g^j(x)); j \in [1, M] \quad (12)$$

$$g^j(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i, x) + b^j \quad (13)$$

2.2.2 构建多类支持向量机核函数

本文所设计的四种体态中,挥手姿态具有明显区别于其他三类姿态的特征向量,而其他三类区别度小,分割难度大,如果采用 Half-against-Half 分类方法,最后会增加支持向量机求解的难度。因此,本文根据四种姿态的体态特征向量的特点,选择不同的分类方法:分割挥手姿态时本文选择 Half-against-Half 分类方法,剩余三种体态采用 one-against-one 分类方法,这样既可以降低构造核函数的个数又能保证训练的速度。根据本文采用的策略,构造核函数的个数为 $(K-1)(K-2)/2 + 1$,而 one-against-one 需要构造核函数的个数为 $(K-1)K/2$ 。由于分类类别数为4,即 $K=4$,因此本文方法构造的核函数为4,而采用 one-against-one 需要构造的核函数个数为6,可以看出构造核函数的个数降低了50%。

核函数是支持向量机中最重要的问题之一,如何选择合适的核函数也是支持向量机中未有理论依据的一个难点问题。目前的核函数都是在实验中去尝试,常用的核函数主要

有以下几种:

线性核

$$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad (14)$$

多项式核

$$K(x_i, x_j) = [x_i^T x_j + 1]^q \quad (15)$$

径向基核

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma |x_i - x_j|^2) \quad (16)$$

而最常用的径向基函数是高斯核函数,可表示为:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-|x_i - x_j|^2 / (2 * \sigma)^2) \quad (17)$$

针对本文要处理的数据,选择手心到人体重心和到头部的距离作为二维特征向量,从样本库中取100个样本进行训练实验。

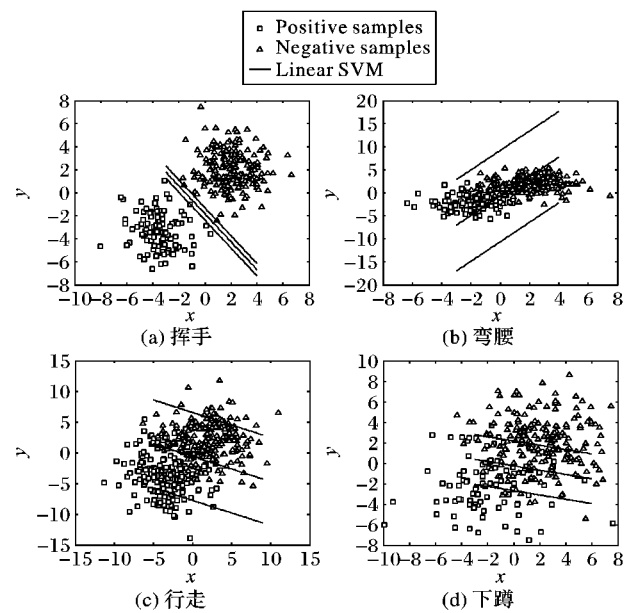


图3 线性核函数分类效果图

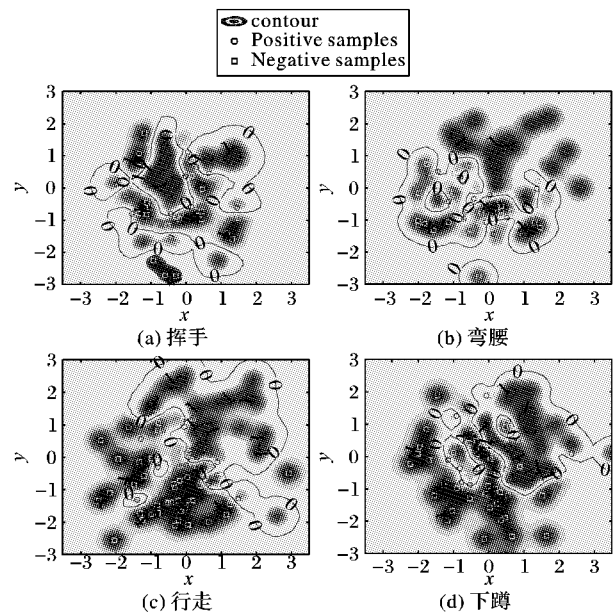


图4 径向基核函数分类效果图

由图3、4可以看出,针对挥手这个姿态,线性核函数已经达到分类目的。因此,针对挥手的分类,本文选择线性核函数。相比于径向基核函数,多项式核函数运行时间长,分类效果不

如径向基核函数,针对弯腰、行走、下蹲选择径向基核函数。但是将各种距离组成的向量作为人体的姿态向量,无疑使计算量大为增加,因此本文主要采用体态特征向量的主分量。

针对定义的常用的四种体态得到的体态特征向量的主分量如表 2 所示。

表 2 体态特征向量主分量

体态	特征向量
挥手	(手-头部, 中心-手)
弯腰	(中心-头, 中心-脚踝)
行走	(左脚踝-右脚踝, 左膝盖-右膝盖)
下蹲	(中心-头, 中心-脚踝)

2.3 算法描述

本文的算法流程描述如下:

- 1)通过 Kinect 深度检测,按照式(1)得到一个深度数据帧 D_i 。
- 2)根据表 1 的区间划分,求解每个像素所属的尺度,加入到深度搜索集中,作为不同区间下的深度搜索集。
- 3)根据每个区间的搜索集,把每一个像素梯度方向平均分为 9 个方向的 bin,形成 9 个方向数据图,再计算对应方向的积分图并归一化处理,计算出 HoD 的方向梯度。
- 4)计算相应尺度下 RGB 图像的 2bitBP 特征,检测窗口从左到右,从上到下依次滑动,统计该尺度下的像素总数,如果大于 1,则分别积分深度特征和 2bitBP 特征概率,当概率之和大于阈值之后,记录该尺度下的位置坐标,形成融合向量。
- 5)对于下一个搜索区间,如果搜索集为空则转到 6);否则,转到 3)。
- 6)各个尺度和相应尺度下的坐标用矩形标记在 RGB 帧和 Depth 帧上,完成人体的检测。
- 7)提取正样本训练随机森林分类器,包含目标物体的矩形区域为正样本区域,其他部分被视为负样本区域,在正样本区域和负样本区域内随机产生大量 9×9 子窗口,这些窗口可相互重叠,且位置随机,正样本选择 1 121 张,测试样本 266 张,负样本选择 1 024 张,测试样本选择 306 张,完成分类器的初始化并进行训练。
- 8)随机森林算法通过身体组件(脚、手、腿、胸部等)识别推理出逐像素信息,即给出某个特定像素属于哪个身体部位的可能性,完成人体识别。
- 9)将所有像素的信息汇聚起来形成 3D 骨架关节位置,预定义多个体态类别,这些可靠的预测将作为算法的最终输出,用于下面的体态分类。
- 10)按照式(8)构建最优超平面,根据体态特征和实验效果分别按照式(14)、(17)构建不同的核函数实现体态分类。

3 实验结果与分析

本文实验用计算机为 AMD Athlon X2 B24 Processor 3.0 GHz,2 GB 内存,在 VS2010 环境下运行。使用的是 Kinect 获取深度图像和 RGB 图像,视频窗口大小为 640×480 。

如图 5 所示,为本文方法的骨架提取结果,从图中可以看出,在目标物与 Kinect 距离不同、纷乱背景等情况下,本文方法都较好地提取出了四种姿态的人体骨架,基本完成了体态的识别,为后续体态分类用于人机交互奠定了基础。

在实验室自然条件下分别取白天和晚上各 100 组实验数

据进行实验。本文分别对体态识别的准确率和实时性进行了测试。实验结果如表 3、4 所示,从表中可以看出,本文方法的识别精度在 88% 以上。

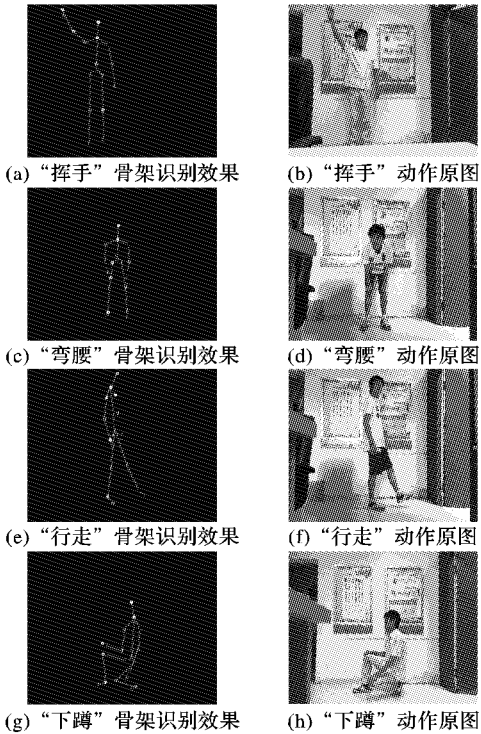


图 5 骨架识别效果图

表 3 体态识别结果比较(白天)

体态	识别组数			
	挥手	弯腰	行走	下蹲
挥手	98	92	98	96
弯腰	无	90	无	无
行走	无	无	89	无
下蹲	无	无	无	97

表 4 体态识别结果比较(晚上)

体态	识别组数			
	挥手	弯腰	行走	下蹲
挥手	98	95	99	95
弯腰	无	88	无	无
行走	无	无	89	无
下蹲	无	无	无	95

本文对传统的智能识别系统和本文提出的体态识别方法在不同环境下识别的最低正确率、精度和时间进行比较。将两种方法在相同的条件下,在白天和晚上分别做 100 组对照实验。精度是指检测正确的样本占总体测试样本的比例。最低正确率是指当前动作被识别为当前动作识别效果最差的类别。

表 5 体态识别指标比较

方法	时间	精度/%	最低准确率/%	时间/s
本文方法	白天	94.3	89	0.032
	晚上	94.3	88	0.036
传统智能识别	白天	89.3	84	0.257
	晚上	80.7	72	0.254

从表 5 中可以看出,本文方法在精度与最低准确率方面

都要高于传统的基于纸板模型的体态识别系统,特别是在光照不足的情况下,本文的识别算法精度和最低正确率都明显高于传统的智能识别系统,识别所用时间也大大降低。实验表明,本文方法在对环境因素方面鲁棒性比较强,能够准确快速地进行目标体态的识别。

4 结语

本文针对体态识别受环境干扰导致识别准确率低和实时性差等问题,提出了一种基于梯度特征和多尺度深度信息相融合在线学习的骨架预定义方法,用于人机交互体态分类控制。该算法充分发挥 Kinect 可获得深度图像特征优势,有机结合 2bitBP 特征,构成骨架预定义体态类别,采用改进的支持向量机进行体态分类。实验结果表明,该算法实时性强,识别准确率高,在纷乱、光照变化条件下鲁棒性强,识别效率和正确率均能满足自然的人机交互系统的要求。

参考文献:

- [1] RAO C, YILMAZ A, SHAH M. View-invariant representation and recognition of actions[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 50(2): 203 – 226.
- [2] PARAMESWARAN V, CHELLAPPA R. View invariants for human action recognition[C]// *Proceedings of the 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Madison, Washington, DC: IEEE Computer Society, 2003: 1 – 7.
- [3] AGGARWAL J K, CAI Q. Human motion analysis: a review[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2005, 73(3): 428 – 440.
- [4] THOMAS B M, ERIK G. A survey of computer vision-based human motion capture[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2001, 81(3): 231 – 268.
- [5] WANG L, HU W M, TIE N T. Recent developments in human motion analysis[J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(3): 585 – 601.
- [6] WANG L, TAN T, NING H, *et al.* Silhouette analysis-based gait recognition for human identification[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(12): 1505 – 1518.
- [7] CAMPBELL L W, BECKER D A, AZARBAYEJANI A, *et al.* Invariant features for 3D gesture recognition[C]// *Proceedings of the 1996 International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. Piscataway: IEEE, 1996: 157 – 162.
- [8] KALAL Z, MATAS J, MIKOLAJCZYK K. Online learning of robust object detectors during unstable tracking[C]// *Proceedings of the 3rd On-line Learning for Computer Vision Workshop*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 165 – 173.
- [9] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multi-resolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *International Journal of Computer Vision and Pattern Recognition*, 2002, 24(7): 971 – 987.
- [10] RAHEJA J L, CHAUDHARY A, SIGNAL K. Tracking of fingertips and centers of palm using Kinect[C]// *Proceedings of the 3rd International Conference on Computational Intelligence, Modeling and Simulation*. Piscataway: IEEE, 2011: 248 – 252.
- [11] Open Kinect Organization. Imaging information for Kinect[EB/OL]. [2011 – 07 – 10]. <http://openkinect.org/wiki/ImagingInformation>.
- [12] GU R, HE Y, JIN L. Design and implementation of Kinect skeletal tracking technology-based intelligent teaching control system[J]. *Computer Application and Software*, 2013, 30(6): 276 – 280. (顾容, 何益明, 金丽燕. 基于 Kinect 骨骼追踪技术的智能教学控制系统的设计与实现[J]. *计算机应用与软件*, 2013, 30(6): 276 – 280.)
- [13] WU X, LI C, WANG Y, *et al.* Nonlinear time series prediction using iterated extended Kalman filter trained single multiplicative neuron model[J]. *Journal of Information and Computational Science*, 2013, 10(2013): 385 – 393.
- [14] ZUO J, JIA Y. Particle filter guided by iterated extended Kalman filter[C]// *Proceedings of the 2013 International Conference on Control, Automation and Systems*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2013: 1605 – 1609.
- [15] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381 – 395.
- [16] TYKKALA T, AUDRAS C, COMPORT A I. Direct iterative closest point for real-time visual odometry[C]// *Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*. Piscataway: IEEE, 2011: 2050 – 2056.
- [17] WAN J, RUAN Q, LI W, *et al.* 3D SMO-SIFT: three-dimensional sparse motion scale invariant feature transform for activity recognition from RGB-D videos[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2014, 23(2): 023017.
- [18] WEINGARTEN J, SIEGWART R. EKF - based 3 D SLAM for structured environment reconstruction[C]// *Proceedings of the 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005: 3834 – 3839.
- [4] DAVISON A J, REID I D, MOLTON N D, *et al.* MonoSLAM: Real-time single camera SLAM[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(6): 1052 – 1067.
- [5] KONOLIGE K, MIHELICH P. Technical description of Kinect calibration[EB/OL]. [2012 – 08 – 10]. http://www.ros.org/wiki/kinect_calibration/technical.
- [6] HUANG A S, BACHRACH A. Visual odometry and mapping for autonomous flight using an RGB-D camera[C]// *Proceedings of the International Symposium of Robotics Research*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2011: 1 – 16.
- [7] HERVIER T, BONNABEL S, GOULETTE F. Accurate 3D maps from depth images and motion sensors via nonlinear Kalman filtering[C]// *Proceedings of the 2012 International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway: IEEE, 2012: 5291 – 5297.
- [8] YADKURI F F, KHOSROWJERDI M J. Methods for improving the linearization problem of extended Kalman filter[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2014, 73(1/2/3/4): 1 – 13.
- [9] WANG X, LIANG Y, PAN Q, *et al.* Gaussian/Gaussian-mixture filters for non-linear stochastic systems with delayed states[J]. *IET Control Theory and Applications*, 2014, 8(11): 996 – 1008.
- [10] XU Y, CHEN X, LI Q. Adaptive iterated extended Kalman filter and its application to autonomous integrated navigation for indoor robot[J]. *The Scientific World Journal*, 2014, 2014: Article ID 138548.

(上接第 3440 页)