

基于深度图像的人体运动姿态跟踪和识别算法

杨凯¹ 魏本征¹ 任晓强² 王庆祥² 刘怀辉³

(1. 山东中医药大学理工学院, 济南, 250355; 2. 齐鲁工业大学信息技术学院, 济南, 250353; 3. 山东警察学院公共基础教研部, 济南, 250101)

摘要: 由于人体运动的复杂性, 现有基于低质量深度图像的三维立体姿态跟踪和识别方法的准确性较低、鲁棒性较差。针对低质量深度图像的人体运动姿态和识别问题, 本文设计了一种基于三步搜索算法的人体运动姿态的跟踪和识别方法。该方法首先对获取的深度信息进行分析, 从而判定人体轮廓; 然后通过基于深度图像的骨骼跟踪方法跟踪特定骨骼点, 并采用三步搜索算法进行运动估计, 跟踪获取人体运动轨迹; 最后利用获取的骨骼点坐标实现人体运动姿态的识别。实验结果表明, 该算法克服光照影响的鲁棒性较强, 且能有效地提高人体运动姿态跟踪与识别的准确性。

关键词: 智能监控; 匹配与跟踪; 特征选择

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

Depth Image Based Human Motion Tracking and Recognition Algorithm

Yang Kai¹, Wei Benzhen¹, Ren Xiaoqiang², Wang Qingxiang², Liu Huaihui³

(1. College of Science and Technology, Shandong University of Traditional Chinese Medicine, Jinan, 250355, China; 2. School of Information, QiLu University College of Technology, Jinan, 250355, China; 3. Department of Basic Courses, Shandong Police College, Jinan, 250101, China)

Abstract: In the three-dimensional vision system, recognizing and tracking human motion gesture is the crucial step to identify human motion in machine vision field. Due to the complexity of human motion, the existing methods, based on the low quality depth images, cannot provide a high accuracy and a good robust for 3D gesture tracking and recognition. Addressing the low quality depth images of the human gesture tracking and recognition, a method is presented based on three-step search algorithm. Firstly, the obtained depth images are analyzed to achieve the human body contour. Then, the settled special skeleton points are tracked based on the depth images, and the three-step search algorithm is utilized to access the motion estimation and get the track motion of the human gesture. Finally, the motion recognition is achieved by using the obtained skeleton point coordinates. Experimental results show that the proposed method is robust to overcome the impact of the illumination, and it also provides improved accurate results of human motion tracking and gesture recognition.

Key words: intelligent monitoring; matching and tracking; feature selection

引 言

计算机三维立体视觉是被动式测距方法中最重要的距离感知技术之一,是一种模拟人类感知处理视觉目标的方式,可以在多种条件下灵活测量目标的立体信息,其相关技术模型在社会各领域发挥着重要的作用。近年来在人体运动姿态跟踪与识别领域,随着三维立体视觉技术的发展,一方面,人们更加关注如何准确、快速、清晰的获取人体运动姿态;另一方面,伴随新兴三维立体视觉图像采集技术的发展,如微软 Kinect 等深度摄像机的出现,如何利用低质深度图像来实时解决人体运动姿态识别问题,逐渐成为当前机器视觉领域备受关注的研究热点和难点。在机器视觉领域中,人体运动跟踪与识别主要是处理和分析视频序列图像中感兴趣的目标,包括人体运动姿态跟踪估计和行为识别两个方面。在跟踪过程中,按照人体运动姿态跟踪方法中是否引入人体轮廓模型作为分类依据,可将现有跟踪方法分为两类:基于运动特征或区域的非模型跟踪算法^[1-5]和基于人体运动轮廓的模型跟踪算法^[6-7]。在人体行为识别研究方面,按照视频描述方式的不同,现有的识别方法可以分为两类:基于整体视频描述符法^[8]和基于局部视频描述符法^[9-10]。

在基于特征或区域的非模型跟踪算法研究方面,文献[1]设计了一种基于统计混合颜色和模型的方法,该方法能有效获取头部和双手的 2D 图像,并采用 3 个特征点予以表示。文献[2]设计了一个综合利用多帧图像结构信息的过渡稳定丢失(Wandering stable lost, WSL)跟踪框架算法,使用最大期望(expectation maximization, EM)算法实现参数的优化,可有效实现脸部轮廓的自动跟踪监测。基于图像信息的视觉特征和跟踪目标的形状轮廓,文献[3]构造了一个半参数化的跟踪模型,除能有效实现人体运动姿态跟踪,还可有效解决人体运动的遮挡问题,在 2012 年人体运动姿态跟踪有了突破性的进展。文献[4]提出了一种基于 P-N 学习的自动检测框架的跟踪方法,该方法在进行跟踪的同时,可自动学习和检测,即使目标离开观察范围,当其再次进入时仍能有效地实现跟踪。文献[5]提出一种改进的高斯混合概率假设密度滤波(Gaussian mixture cardinalized probability hypothesis density filter, GM-CPHD)方法,有效降低了算法的计算复杂度的同时,多目标跟踪效果良好。但是,此类方法主要的缺点是前期需要大量的预处理,例如标定身上的跟踪点、建立模型等,以及较高的设备要求、大量的时间和人力,不利于实时人体运动姿态的跟踪。在基于模型跟踪算法研究方面,文献[6]利用隐形马尔科夫模型构造了一个从三维模型到二维阴影的映射,并基于映射估计建立了人体三维概率模型实现跟踪。文献[7]则设计了一种利用可穿戴式惯性传感器跟踪人体运动姿态的方法。这类方法的不足之处,主要是由于在跟踪过程中需要标定人体的特殊点,会限制人体的运动行为,且操作较为复杂。在人体运动行为识别方面,文献[8]利用整体视频序列描述符提取时空特征,实现对人体运动的行为识别。文献[9]提出了一种基于跟踪特征轨迹的行为识别方法,而文献[10]则根据视频与时空特征相对应的兴趣点,在视频中构建特征来识别行为。随着深度摄像机的发展,诸多研究者将深度信息作为行为识别的特征之一。文献[11]基于骨骼点的 LOP(Local occupancy pattern)特征,设计了一种人体运动行为识别的新模型。文献[12]提出了一种基于骨骼点数据的模块化融合特征提取方法,该方法首先分割收集到的骨骼点信息,得到不同的模块分类,之后采用自下而上的特征提取方法训练同类模块,最后通过融合每一个模块得到的分类特征与局部特征匹配,达到行为识别的目的。其算法准确率较高和计算复杂度较低,但其有两个主要的缺点:(1)只能采用预先录制好的视频,无法实时监控;(2)只利用了骨骼点信息,忽略了深度图和目标外观特征在某些条件下对提高识别准确性的影响。

当前,有效的对人体运动姿态进行跟踪估计和行为识别促进了人机交互系统的实现。一个成功的

人机交互系统需要满足以下两点^[12]:高准确性和鲁棒性。在提高系统对环境等外界干扰适应能力的同时,克服人体行为识别的空间复杂性和时间复杂性,已成为本领域的研究重点^[13]。在基于深度图像的跟踪算法方面,文献[14]用单一的深度图像预测人体骨骼点位置,将复杂的估计问题转化为简单的分类问题,在人体运动姿态跟踪算法研究上取得了突破性进展。深度摄像技术有效地克服了上述人体运动空间信息采集复杂的问题,提高了采集图像的质量。其技术优势在于:(1)深度图像具有空间颜色无关性,避免了光照、阴影等因素的影响;(2)利用图像深度信息的模式识别,相当于一种单目三维空间模式识别,可有效地克服遮挡和重叠问题;(3)深度摄像机标定的鲁棒性较好,在使用过程中自调节重新标定时不需要测量标定物,更易满足周围环境变化的需求。在利用 Kinect 三维立体视觉技术估计人体运动姿态的基础上^[15],为实现低质深度图像运动跟踪算法的高速率识别,即实时识别,提高算法在光照影响下的鲁棒性,本文设计了一种基于深度信息的人体运动跟踪和行为识别算法。

1 深度图像获取及跟踪估计算法设计

1.1 Kinect 骨骼图像的获取

本文采用 Kinect 获取深度图像,其结构中 RGB 镜头可采集分辨率为 640×480 像素点的彩色图像,每秒最多获取 30 帧图像;红外发射器和红外 CMOS 摄像头可采集分辨率为 320×240 像素点的深度图像^[16-17]。人体骨骼图像的获取可以分为以下 3 个步骤:

(1) Kinect 左右两侧的传感器分别负责发射和接收红外线。首先 Kinect 通过左侧红外线发射器向环境中发射红外线,其在空间中任意两个不同位置所反射形成的光斑都不相同,对环境形成立体的“光编码”;再通过右侧的红外线接收器来采集 Kinect 视野中的红外线图像;最终利用这幅红外图像和 Kinect 原始参数进行一系列复杂的计算,得到视野中的三维深度信息^[18],即深度数据。深度数据是骨骼跟踪的基础和前提。

(2) 将获取的深度数据转换成骨骼点图像。首先,将人体深度图从背景环境中剥离;其次,将人体分为 32 个部位,相邻部位用不同色着色;最后,考虑到图像中人体部位的重叠现象,分别从正面、侧面、俯视角度去分析处理深度图,根据每一个可能的像素来确定关节点。

(3) 根据“骨骼跟踪”的 20 个关节生成骨架系统,准确地评估人体实际所处位置^[19]。

如文献[17]所述,针对 Kinect 深度摄像头采集的每一帧深度图像,基本处理过程是先将人体深度图像进行颜色分类并标定,再进行三维关节点的位置估计,最后将标定的颜色与三维关节点进行匹配。图 1 为由目标图像生成骨骼点图像的过程示意图。

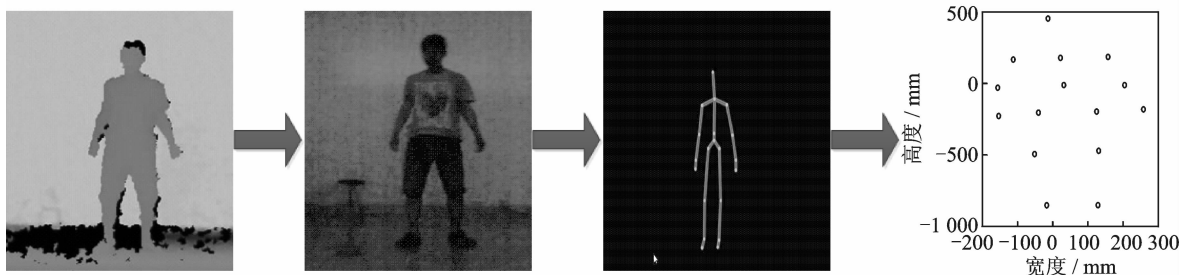


图 1 由目标图像生成骨骼点图像的过程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of process from target image to skeletal point image

1.2 三步搜索算法

文献[20]提出的三步搜索算法(Three-step search, TSS)最初被用于压缩视频搜索中。在三步搜索算法的设计方面,文献[21]进一步改进该算法,用中心偏置检查点模式代替原来的均匀分配检查点模式,提高了搜索效率和精度;文献[22]采用 Moravec 方法提取相关特征并用三步搜索算法对运动物体进行跟踪;文献[23]基于中心偏置和平行运动矢量提出了一种多步搜索策略。

三步搜索算法的基本原理是:在一幅待搜索的图像中,从起始点按设定步长依次搜索周围的 8 个像素点,并与误差阈值进行匹配运算。三步搜索算法按照最小绝对值差模式进行块匹配运算^[24],采用由粗到细的搜索模式,是一种近似全局搜索方法。其中,块匹配法^[25]是一种基于平移运动假设的运动估计算法,在相邻帧寻找像素的最佳位置,计算运动矢量,块匹配原理示意图,如图 2 所示^[26]。

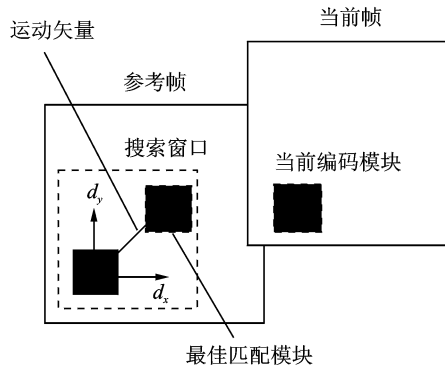


图 2 块匹配原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of block matching theory

在人体运动跟踪过程中,为实时的对目标进行追踪,搜索的速度和准确度均需要达到特定的要求。三步搜索算法能有效的对运动的目标进行运动估计,实现误差补偿,提高搜索性能。不同于已有的算法,本文将在骨骼图像上进行运动估计,可降低周围环境对检测目标的影响,达到有效跟踪估计的目的。三步搜索算法如图 3 所示。

三步搜索算法计算步骤如下:

(1) 比较标记为 1 的 9 个参考点,上下左右距离为 4 个像素点,做块匹配计算并比较;(2) 比较标记为 2 的 9 个参考点,上下左右距离为 2 个像素点,做块匹配计算并比较;(3) 比较标记为 3 的 9 个参考点,上下左右距离为 1 个像素点,计算最小绝对值差,小于设定误差阈值,则为最佳匹配模块,否则返回(2)。

上述三步搜索算法采用的是块匹配准则中的最小绝对值差(Mean absolute difference, MAD)方法

$$MAD(d_x, d_y) = \frac{1}{MN} \sum_{(x_i, y_i) \in B} |f_k(x_i, y_i) - f_{k-1}(x_i + d_x, y_i + d_y)| \quad (1)$$

式中: B 为 $M \times N$ 个宏块,所谓宏块是指块匹配运算中目标图像被分成的小区域块; (d_x, d_y) 为目标运动矢量; f_k 为第 k 帧的灰度值。若在某一个点 (x_i, y_i) 处, $MAD(d_x, d_y)$ 达到最小,则该点即为要找的最优匹配点。

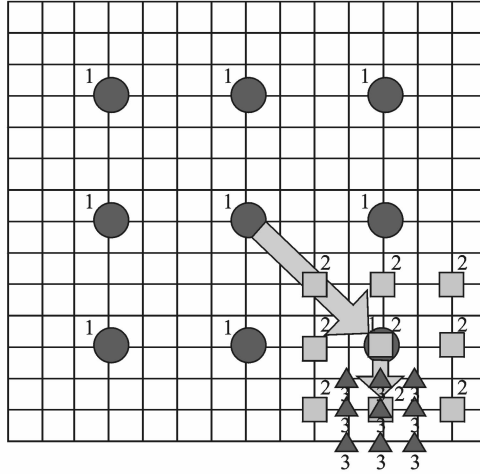


图 3 三步搜索基本原理示意图

Fig. 3 Schematic diagram of three-step search algorithm

1.3 行为识别算法设计

在人体运动姿态行为识别方面,本文算法主要针对摔倒行为设计。图 4 为深度摄像机 Kinect 得到的骨骼点三维坐标信息图。由图 4 可知,当人体由站立的正常姿态变化为倒地的危险姿态的过程中,主要是骨骼点的 Z 坐标会发生变化,产生位移。针对此问题,需对特定的骨骼点 $P(x_i, y_i, z_i)$ 进行提取,其中 (x_i, y_i, z_i) 代表骨骼点的三维坐标。之后,采用欧氏距离^[27]进行计算位移量 D ,将其与根据经验得到的阈值作比较。如果 D 大于设定阈值,则判定为危险行为;否则,判断行为正常,继续跟踪识别。

若 (x_i, y_i, z_i) 和 (x_j, y_j, z_j) 分别为待计算的两个骨骼点的三维坐标数据,由于 z 坐标表示摄像头到检测目标的距离,在此暂不予以考虑。则位移量

$$D = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \tag{2}$$

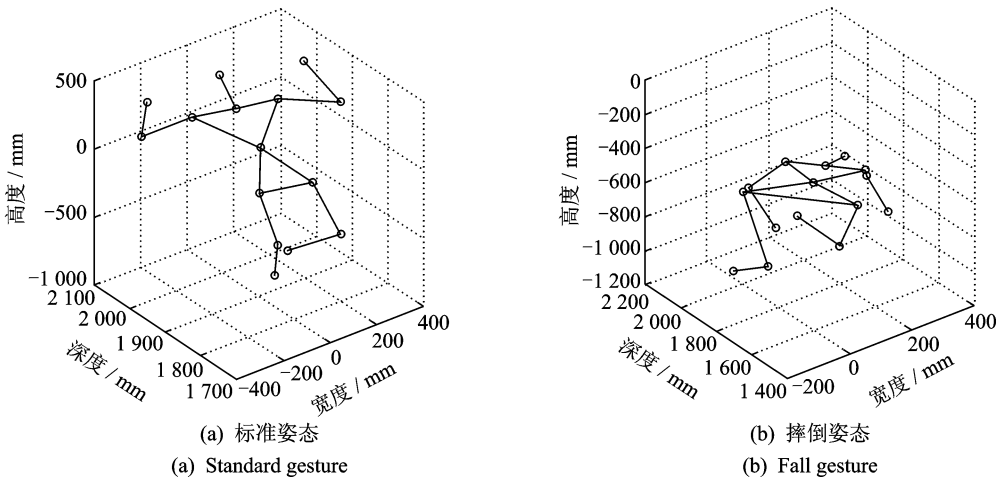


图 4 人体三维骨骼点姿态示意图

Fig. 4 3D skeletal point images of human body

2 实验结果与分析

2.1 实验数据采集

为验证算法的有效性和鲁棒性,在固定场景下,即周围噪声及人为干扰对实验场景不产生明显影响的条件下,实验采用 Kinect Xbox 360 传感器分别在光照良好和光照不足的条件下采集每秒 30 帧 320×240 像素的三维人体运动姿态图像(运动序列图像)。整个实验共分为 4 组。

第 1 组 在光照条件良好的条件下,对差别较大的两个动作进行运动估计,检验该方法在动作幅度明显的情况下的运动估计效果。

第 2 组 在光照不足的条件下,对连续的两帧动作进行运动估计,检验该方法在运动幅度不明显的情况下的运动估计效果。

第 3 组 对光照不足条件下的 RGB 图像以及骨骼点图像进行三步搜索算法运动估计,检验该方法在不同光照影响下的鲁棒性。

第 4 组 光照条件良好和不足的条件下进行 10 次猝倒实验。在光照条件良好的条件下进行 10 次假猝倒实验,并在相同时间内,用正常行为作对比实验之后,在 1 min 内进行猝倒行为测试,计算识别率。对于同一个动作的 RGB、深度和骨骼点运动图像,利用软件开发包(Software development kit, SDK)将采集好的骨骼点数据进行提取,并归一化处理为 $256 \times 256 \times 8$ 的 BMP 图像。

2.2 实验结果

图 5,6 为不同光照条件下的运动姿态跟踪图像,RGB 图像受到光照条件影响较大,而深度图像和骨骼点图像则受光照条件影响较小。利用三步搜索算法进行运动估计的实验结果如图 7,8 所示。结果表明,三步搜索算法能有效地对采集的骨骼点跟踪图像进行运动估计,得到有效的矢量位移以及帧间差。由此可以得出人体的运动轨迹以及运动方向,进而判断出人体行为。该方法能简化三维人体姿态跟踪的前期处理过程,有利于后期的算法设计与应用创新。图 9 为在不同光照条件下三步搜索算法的矢量图。实验结果表明光照条件对 RGB 图像的运动估计产生了较大的影响,而本文的方法在环境变化这一因素上具有较好的鲁棒性。

为进一步验证算法的有效性,本文对三步搜索算法与全搜索算法对同一个运动行为的运动估计效率做了对比实验。全搜索算法也是一种基于模块匹配的估计算法,该算法精度较好,但算法复杂度较高,采用的是求和绝对误差(Sum of absolute difference, SAD)。

$$SAD(d_x, d_y) = \sum_{(x_1, y_1) \in B} |f_k(x_1, y_1) - f_{k-1}(x_1 + d_x, y_1 + d_y)| \quad (3)$$

式中: B 为 $M \times N$ 个宏块; (d_x, d_y) 为运动矢量; f_k 为当前帧的灰度值。全搜索算法需要对目标区域所有的点计算求和绝对误差值,从而得到最小的求和绝对误差值,而运动矢量便是得到的位移偏差。

表 1 为两种算法在不同光照条件下的平均计算时间统计表,其结果表明:在不同光照条件下,三步搜索算法的平均计算时间均优于全搜索算法,这是因为全搜索算法对搜索范围内所有点计算最优匹配点,而三步搜索算法是一种由粗到细的搜索模式,是搜索分割的宏块来达到最优匹配的目的;而同一种算法在两种光照条件下的平均计算时间接近,则有效表明基于骨骼点的运动估计对光照影响的鲁棒性较好。图 10 为上述两种算法对同一运动的运动估计矢量图。

实验结果表明,在两种光照情况下,三步搜索算法相对于全局搜索算法,运算速度较快,而光照限制对骨骼点运动估计没有影响。两种算法的运动估计矢量图的矢量位移近似,且运动估计方向一致整齐。计算两种算法在运动矢量图的 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 上的灰度共生矩阵的逆差矩,其结果近似,表明两种算法

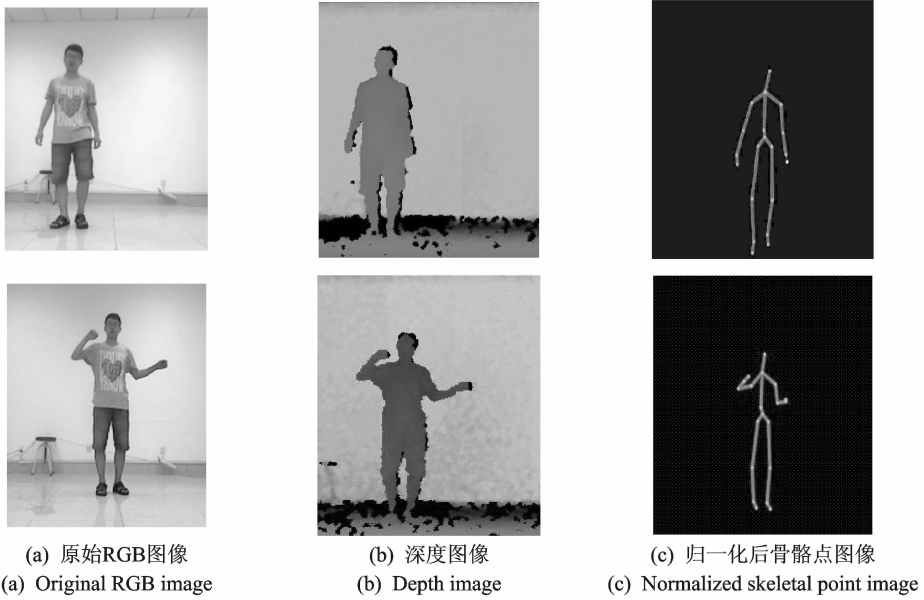


图 5 光照良好条件下的两帧图像

Fig. 5 Two frames images under good light conditions

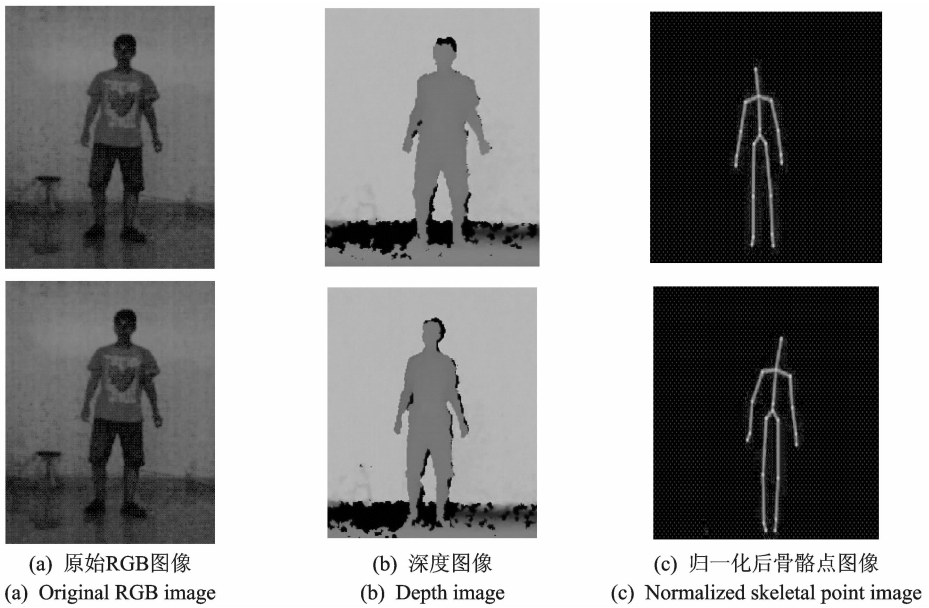


图 6 光照不足条件下的两帧图像

Fig. 6 Two frames images under poor light conditions

估计均匀性较好,效果都很好。

在本文中采用三步搜索算法,更有利于对人体运动姿态进行实时跟踪,且其算法计算过程比全搜索算法的过程更简单。

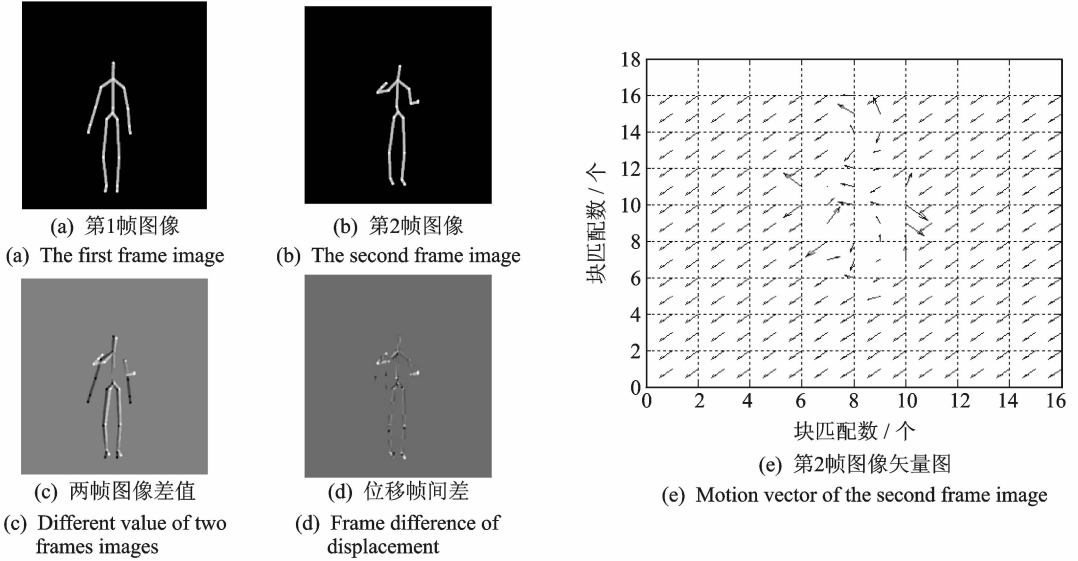


图 7 光照良好条件下的骨骼点运动估计实验结果

Fig. 7 Experiment results of skeletal point motion estimation under good light conditions

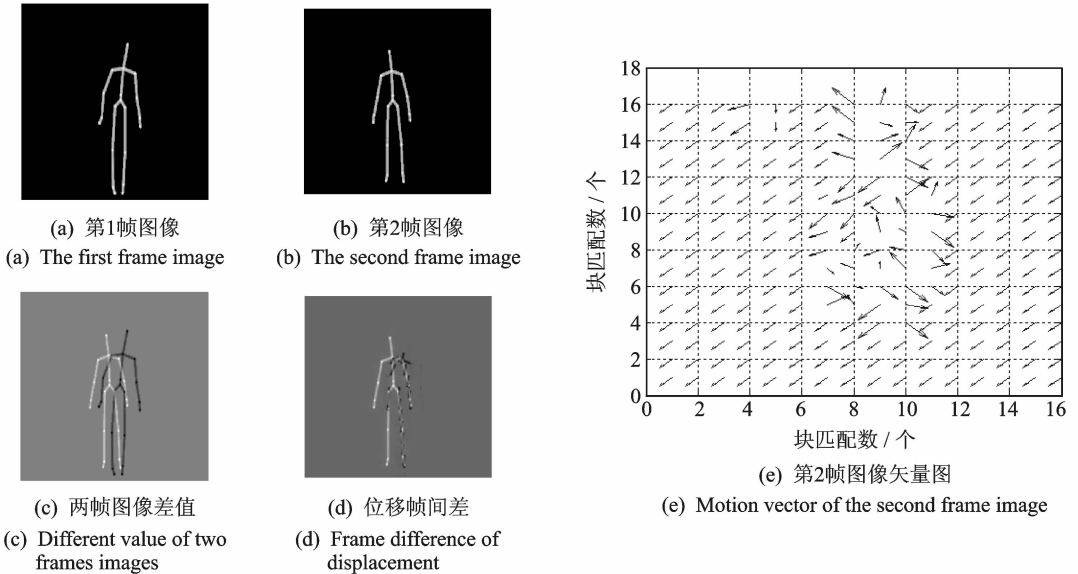


图 8 光照不足条件下的骨骼点运动估计示意图

Fig. 8 Experiment results of skeletal point motion estimation under poor light conditions

表 1 三步搜索算法和全搜索算法的平均计算时间统计表

Table 1 Average time of three-step search and full search algorithms

算法	光照条件	
	光照良好	光照不足
全搜索算法	0.927	1.034
三步搜索算法	0.459	0.462

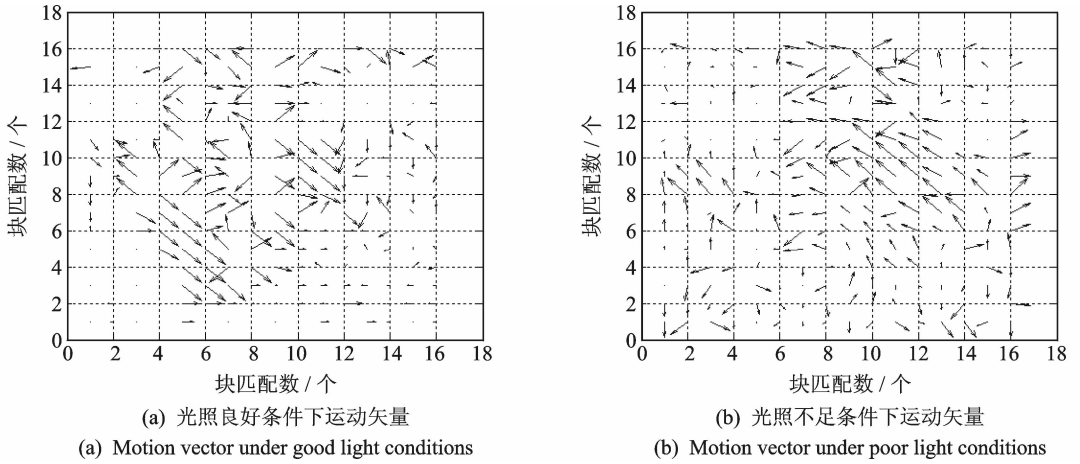


图 9 不同光照条件下 RGB 图像的三步搜索算法的运动矢量图

Fig. 9 RGB images motion vector results with three-step search algorithm under different light conditions

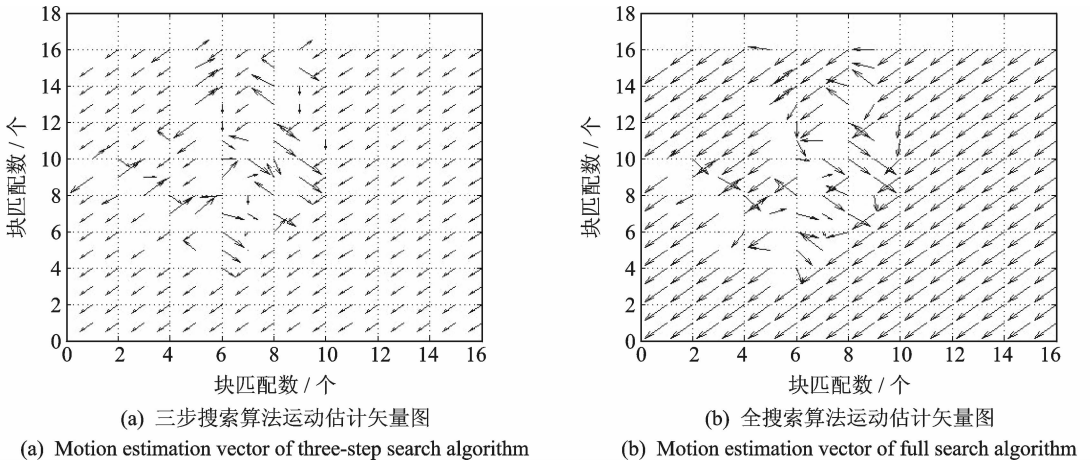


图 10 三步搜索算法和全搜索算法对同一运动的运动估计矢量图

Fig. 10 Comparison between three-step search algorithm and full search algorithm on same motion estimation

第 4 组实验的人体行为识别准确率的检测实验结果,如表 2 所示。

表 2 人体行为识别统计数据表

Table 2 Statistics of human behavior recognition

姿态	试验次数	识别次数	错误次数	拒识次数
跌倒(白天)	10	9	0	1
跌倒(夜晚)	10	13	3	0
假跌倒	10	10	0	0
正常	10	10	0	0

上述实验的研究结果表明,利用 Kinect 采集的骨骼点数据,采用欧氏距离计算特定骨骼点的三维坐标识别运动行为,能有效地判断人体运动姿态并快速识别运动行为,便于实时地跟踪识别,能更好满足低质量视频监控的需求。

3 结束语

本文采用基于 Kinect 采集的深度数据的人体运动跟踪和识别算法,利用三步搜索算法进行运动估计,结合存储的数据,采用欧氏距离计算特定骨骼点的三维坐标进行行为识别,可以有效地解决光照等环境因素的影响。系统本身基于红外深度信息,刻画人体轮廓,进一步生成人体的 20 个骨骼点信息,并可以获取骨骼点三维坐标数据以及相对位移矢量信息,相对于其他跟踪算法,更加快速、直观。本文设计的跟踪和识别算法简化了前期标定等一系列准备工作,算法性能良好、鲁棒性较强,在基于低质视频监控的应用上具有良好的应用前景,对同类研究工作具有一定的借鉴价值。基于本文所提算法,在未来的工作中,除可就提高获取图像的质量、有效避免自遮挡现象对骨骼点坐标信息获取的影响等问题做深入的研究之外,还可以将 RGB 图像与深度图像相结合,利用混合模型来避免光照、遮挡等干扰对单一模型的影响。

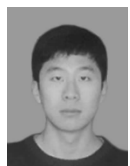
参考文献:

- [1] Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfnder: Real-time tracking of the human body[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 780-785.
- [2] Jepson A D, Fleet D J, El-Maraghi T F. Robust online appearance models for visual tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(10): 1296-1311.
- [3] Yilmaz A, Li X, Shah M. Contour-based object tracking with occlusion handling in video acquired using mobile cameras[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(11): 1531-1536.
- [4] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [5] 章涛, 吴仁彪. 自适应门限 GM-CPHD 多目标跟踪算法[J]. *数据采集与处理*, 2014, 29(4): 549-554.
Zhang Tao, Wu Renbiao. Adaptive gating GM-CPHD filter for multitarget tracking[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2014, 29(4): 549-554.
- [6] Brand M. Shadow puppetry[C]// 7th IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE Computer Society Press, 1999: 1237-1244.
- [7] Valtzanos A, Arvind D K, Ramamoorthy S. Using wearable inertial sensors for posture and position tracking in unconstrained environments through learned translation manifolds[C]// 12th International Conference on Information Processing in Sensor Networks. Beijing, China: ACM, 2013: 241-252.
- [8] Gorelick L, Moshe B, Shechtman E, et al. Actions as space-time shapes [C]// 10th IEEE International Conference on Computer Vision. Beijing, China: IEEE Computer Society Press, 2005: 1395-1402.
- [9] Pyry M, Martial H, Rahul S, et al. Trajectons: Action recognition through the motion analysis of tracked features [C]// 12th International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops). Kyoto, Japan: IEEE Computer Society Press, 2009: 514-521.
- [10] Laptev I, Lindeberg T. On space-time interest points[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 64(2/3): 107-123.
- [11] Wang Jiang, Liu Zicheng, Wu Ying, et al. Mining actionlet ensemble for action recognition with depth cameras [C]// 25th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, Rhode Island: IEEE Computer Society Press, 2012: 1290-1297.
- [12] Jiang Xinbo, Zhong Fan, Peng Qunsheng, et al. Robust action recognition based on a hierarchical model[C]// 12th International Conference on Cyberworlds. Yokohama, Japan: IEEE Computer Society Press, 2013: 191-198.
- [13] 李瑞峰, 王亮亮, 王珂. 人体动作行为识别研究综述[J]. *模式识别与人工智能*, 2014, 27(1): 35-48.
Li Ruifeng, Wang Liangliang, Wang Ke. A review of the human behavior action recognition[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2014, 27(1): 35-48.
- [14] Shotton J, Sharp T, Kipman A, et al. Real-time human pose recognition in parts from single depth images[J]. *Communica-*

tions of The ACM, 2013, 56(1): 116-124.

- [15] Yang Kai, Wei Benzeng, Wang Qingxiang, et al. A 3-D depth information based human motion pose tracking algorithms [J]. Sensors & Transducers Journal, 2014, 174(7): 253-260.
- [16] Zhang Zhenyou. Microsoft Kinect sensor and its effect [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2012, 19(2): 4-10.
- [17] 杨晓敏, 张奇志, 周亚丽. 基于 Kinect 深度信息的人体运动跟踪算法 [J]. 北京信息科技大学学报: 自然科学版, 2013, 28(1): 33-37.
- Yang Xiaomin, Zhang Qizhi, Zhou Liya. Human motion tracing algorithm based on Kinect depth information [J]. Journal of Beijing Information Science & Technology University, 2013, 28(1): 33-37.
- [18] 吴国斌, 李斌, 阎骥洲. Kinect 人体交互开发实践 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2013: 12-13.
- Wu Guobin, Li Bin, Yan Jizhou. Kinect human interaction development practices [M]. Beijing: People Post Press, 2013: 12-13.
- [19] 余涛. Kinect 应用开发实战: 用最自然的方式与机器对话 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2013: 2-65.
- Yu Tao. Kinect application development combat: The most natural way to dialogue with machine [M]. Beijing: China Machine Press, 2013: 2-65.
- [20] Koga T, Iinuma K, Hirano A, et al. Motion-compensated interframe coding for video conferencing [C] // 1981 National Telecommunications Conference. New Orleans, USA: IEEE Computer Society Press, 1981: 5-3.
- [21] Li R X, Zeng B, Liou M L. A new three-step search algorithm for block motion estimation [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1994, 4(4): 438-442.
- [22] 张鹏, 卢广山, 王合龙, 等. 基于三步搜索法的特征相关目标跟踪算法 [J]. 光电与控制, 2004, 11(4): 38-40.
- Zhang Peng, Lu Guangshan, Wang Helong, et al. Relevant target tracking algorithm based on the characteristics of the three-step search method [J]. Electronics Optics and Control, 2004, 11(4): 38-40.
- [23] Sun Ningning, Chao Fan, Xia Xu. An effective three-step search algorithm for motion estimation [C] // 2nd International Symposium on IT in Medicine & Education. Jinan, China: IEEE Computer Society Press, 2009: 400-403.
- [24] 杜娟. 人群的密度估计与运动估计 [D]. 大连: 大连理工大学, 2006.
- Du Juan. Crowd's density and motion estimation [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2006.
- [25] 向友君. 视频压缩编码运动估计算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2003.
- Xiang Youjun. A researching on motion estimation of video compression coding [D]. Xi'an: Xidian University, 2003.
- [26] 汤子成. 运动估计算法优化技术研究与应用 [D]. 广州: 中山大学, 2007.
- Tang Zicheng. Research and application on improvement technology of motion estimation algorithm [D]. Guangzhou: Sun Yat-Den University, 2007.
- [27] 谢亮, 廖宏建, 杨玉宝. 基于 Kinect 的姿势识别与应用研究 [J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(5): 258-260.
- Xie Liang, Liao Hongjian, Yang Yubao. Recognition and application research of Kinect-based gesture [J]. Computer Technology and Development, 2013, 23(5): 258-260.

作者简介:



杨凯 (1990-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 图像处理和机器学习, E-mail: 453783508@qq.com.



魏本征 (1976-), 男, 副教授, 研究方向: 医学图像处理、模式识别和医学信息工程。



任晓强 (1977-), 男, 副教授, 研究方向: 数据挖掘。



王庆祥 (1978-), 男, 讲师, 研究方向: 计算机视觉。



刘怀辉 (1964-), 男, 副教授, 研究方向: 计算机可视化 and 数学建模。

