

8-7-2020

Motion Tracking System by Direct Fusion of RGB-D Camera and Micro-IMU Sensors

Zhang Yang

Tianjin Key Laboratory of Intelligent Robotics, Institute of Robotics and Automatic Information System, Nankai University, Tianjin 300071, China;

Xu Lin

Tianjin Key Laboratory of Intelligent Robotics, Institute of Robotics and Automatic Information System, Nankai University, Tianjin 300071, China;

Guangyi Sun

Tianjin Key Laboratory of Intelligent Robotics, Institute of Robotics and Automatic Information System, Nankai University, Tianjin 300071, 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.

Motion Tracking System by Direct Fusion of RGB-D Camera and Micro-IMU Sensors

Abstract

Abstract: Recently, low cost full Body Motion Tracking attracted tremendous attentions in the fields of Computer Vision and Automation. Single depth camera-and inertial-based motion tracking systems rapidly have become two primary options for small-business and individual consuming markets, due to their relatively inexpensive price and comparable performance. However, both depth camera-and inertial-based motion tracking systems have inherent disadvantages which cannot be eliminated theoretically and experimentally. For example, depth camera tracking mostly failed in the presence of occlusion while inertial sensor tracking usually suffered from drift errors. *Therefore, a novel multiple-sensor fusion approach which seamlessly combined the data measured from a RGB-D Camera and several inertial measurement units (IMU) sensors was presented. The method had the characteristic of low cost and was less likely to be influenced by the environment by introducing several new algorithms, e.g., fast occlusion detection, dynamic threshold determination, and weighted value assignment.* Experimental studies show that the method shows superior performance in terms of accuracy, reliability, and robustness.

Keywords

motion tracking system, data fusion, Kinect, IMU

Recommended Citation

Zhang Yang, Xu Lin, Sun Guangyi. Motion Tracking System by Direct Fusion of RGB-D Camera and Micro-IMU Sensors[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(10): 2582-2588.

基于 RGB-D 摄像机与 IMU 数据融合的动作捕捉系统

张瑒, 许林, 孙广毅

(南开大学机器人与信息自动化研究所天津市智能机器人重点实验室, 天津 300071)

摘要: 近年来, 低功耗全身动作捕捉在计算机视觉与自动化等领域都获得了广泛的关注。单目深度视觉与基于惯性的动作捕捉系统以其相对低廉的价格、良好的捕捉效果成为中小型用户的首选。然而, 这两种系统却具有包括身体遮挡与误差漂移等一系列固有缺陷。因此创新性地提出一种基于 RGB-D 摄像机与惯性测量单元 (IMU) 数据融合的动作捕捉系统。该系统引入快速遮挡检测、动态阈值判断与权值分配策略, 集成惯性测量技术和光学捕捉技术的优点, 成本低, 不易受环境影响。实验表明基于本方法的动作捕捉系统在精度、可靠性与稳定性上都具有良好的表现。

关键词: 动作捕捉; 数据融合方法; Kinect; 惯性测量单元

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2015) 10-2582-07

Motion Tracking System by Direct Fusion of RGB-D Camera and Micro-IMU Sensors

Zhang Yang, Xu Lin, Sun Guangyi

(Tianjin Key Laboratory of Intelligent Robotics, Institute of Robotics and Automatic Information System, Nankai University, Tianjin 300071, China)

Abstract: Recently, low cost full Body Motion Tracking attracted tremendous attentions in the fields of Computer Vision and Automation. Single depth camera-and inertial-based motion tracking systems rapidly have become two primary options for small-business and individual consuming markets, due to their relatively inexpensive price and comparable performance. However, both depth camera-and inertial-based motion tracking systems have inherent disadvantages which cannot be eliminated theoretically and experimentally. For example, depth camera tracking mostly failed in the presence of occlusion while inertial sensor tracking usually suffered from drift errors. Therefore, a novel multiple-sensor fusion approach which seamlessly combined the data measured from a RGB-D Camera and several inertial measurement units (IMU) sensors was presented. The method had the characteristic of low cost and was less likely to be influenced by the environment by introducing several new algorithms, e.g., fast occlusion detection, dynamic threshold determination, and weighted value assignment. Experimental studies show that the method shows superior performance in terms of accuracy, reliability, and robustness.

Keywords: motion tracking system; data fusion; Kinect; IMU

引言

动作捕捉以获取人体在三维空间的位置以及

姿态为目标。通常可以实现动作捕捉的技术包括机械式, 电磁式, 光学式以及基于惯性传感器等方式。通过视觉信息进行动作捕捉既是计算机视觉领域的重要研究方向, 同时在虚拟现实、人机交互、3D 游戏设计等领域都有着重要的实际价值与广阔的应用前景。

利用视觉传感器进行动作捕捉的方法有两个大体的思路, 一种是从图像或者深度数据中提取特



收稿日期: 2015-06-07 修回日期: 2015-07-30;
基金项目: 国家高技术研究发展计划(2013AA041102);
作者简介: 张瑒(1991-), 男, 辽宁, 硕士生, 研究方向为惯性导航; 许林(1975-), 男, 四川, 副教授, 研究方向为无线传感网络; 孙广毅(1981-), 男, 天津, 副教授, 研究方向为虚拟现实与微机电系统。

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

• 2582 •

征信息, 并利用某种检索算法, 从已有的数据库中得到姿态的估计值^[1-4]; 而另一种则是利用视觉传感器采集到的图像或深度信息, 通过优化算法计算出人体模型的相关参数, 最终实现对人体姿态的描述^[5-7]。

2010 年微软正式为其第二代家用游戏主机 XBOX360 发布了一款体感周边外设 Kinect。Kinect 在使用的过程中, 给出了一种由深度图像直接还原三维空间信息的方式, 它直接将提取人体三维骨骼信息的接口提供给用户, 使得用户可以直接利用这些骨骼信息进行人体动作检测与识别等高层次的处理, 从而有效地避免了单纯从彩色图像或者深度图像中提取出人体在三维空间姿态的复杂过程, 使其不单单作为游戏主机的辅助设备, 更为动作捕捉研究的进一步发展提供了一种直观且方便的视觉实验平台。与此同时, Kinect 作为一款基于视觉信息的动作捕捉系统, 虽然在单目视觉的基础上融合进了深度图像的信息, 但是仍然不可避免的存在诸如身体出现部分遮挡而无法准确识别到人体真实动作的不足^[8]。因此适当参考其它信息, 校正因遮挡而识别错误的人体姿态, 就成为改进基于 Kinect 的动作捕捉系统的关键。

另一方面, 随着微机电技术的迅猛发展, 传统的惯性器件逐步具有了低功耗和微型化的特性, 使得微惯性测量单元(IMU)在动作捕捉系统中得到了广泛的应用。市场上已经出现包括 MTi 和 XSens 等较为成熟的商业化产品^[9]。基于惯性传感器的人体运动捕捉技术主要是采集人体各肢体的加速度和角加速度信息, 通过捷联惯导原理来解算人体姿态。相对于视觉捕捉和关节角度测量技术, 惯性测量技术没有使用空间的限制, 但是惯性测量对高动态响应较差, 数据采集精度随时间推移下降, 易受外界环境磁场影响, 最致命的缺陷是误差累积和数据漂移(drift), 无法长时间使用。目前还没有一种能够实时在线进行高精度自标定与校准的运动捕捉方法与系统因此考虑将基于 Kinect 的动作捕捉系统与基于微惯性测量单元的动作捕捉系统进行

融合, 弥补各自传感器的不足, 实现对于动作捕捉效果的优化。

到目前为止仅有极少数报导将惯性测量单元 IMU 与 RGB 摄像机得到的二维图像进行匹配来估计运动物体的姿态。例如, Pons-Moll 等人^[10]借助于覆盖全身的 5 个惯性传感器, 获取经过优化的身体姿态, 实现基于惯性信息与图像信息的动作捕捉。再例如, Ziegler 等人^[11]则是将密集布置的惯性传感器所采集到的信息与通过激光得到的全局位置估计进行融合。然而这些方法都仅仅是针对特定使用环境下特定应用的一个具体实例, 并没有形成系统完整的方法。

本文提出一种基于 Kinect 与微惯性传感器信息融合的姿态估计算法, 并以此为基础进行人体动作捕捉系统的开发。利用 Kinect 获取的人体姿态信息驱动 Unity3D 游戏引擎中的人体模型, 与此同时融合微惯性传感器的信息, 完成对人体姿态估计的优化。进一步地考虑 Kinect 因关节出现遮挡而无法准确判断姿态的情况, 使用微惯性传感器进行校正, 实现对于姿态的调整。

1 基于 Kinect 的动作捕捉

Kinect 虽然作为微软 XBOX360 的一款体感设备, 但是其研究却已经涉及到模式识别、计算机视觉、虚拟现实和人机交互等各个领域, 成为近期热点的研究方向。与此同时, 其所涉及的诸多专业性较强的技术包括: 深度传感、骨架跟踪、人体识别等逐渐应用到医疗保健和视频监控等重要行业中, 成为新型的人机交互方式^[12]。

在 Kinect 作为动作捕捉系统的应用时, 利用其同时获取的彩色图像与深度图像信息, 借以捕捉实验者在三维空间中的骨骼数据。在第一代的 Kinect 设备中, 通过 20 个关节来表示一个实验者的骨骼, 各个关节的位置由 Kinect 摄像头坐标系下的三维空间坐标 (x, y, z) 来表示。第一代 Kinect 最多可以同时检测到 6 个人, 但是只能跟踪到之中两个人的完整骨骼信息, 而这一点在第二代

的 Kinect 中得到了改进。

Kinect 对于人体关节的识别是通过将单幅深度图像分割成稠密概率身体组件标签,而这些组件被定义为与感兴趣骨骼关节空间上相近的身体部分。将推理出的组件重投影到世界空间,局部化每个组件分布的空间模式,从而形成每个骨骼关节 3D 位置的带可信权值的预测。将所有图片信息全面聚集起来,就可以准确预测出 3D 骨架的关节位置^[13]。

获取人体关节在三维世界中的坐标后,考虑到人体骨骼特有的属性,将骨骼视为刚体,用空间直线连接 Kinect 检测到的空间关节坐标,得到人体的骨骼模型。在此基础上由 Kinect 驱动的人体骨骼模型的运动变化就直接反映出了人体的实际运动情况。

2 基于微惯性传感器动作捕捉系统

2.1 系统硬件组成

本文将课题组自主研发的无线微惯性传感器节点安装在使用者全身各关节处,用来获取身体相应各关节处载体的姿态。此姿态信息进而再通过 Sink 节点传送至 PC,进行人体姿态的实时解算,完成人体动作捕捉的功能,如图 1 所示。

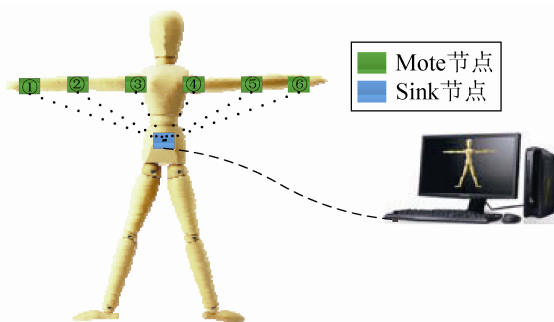


图 1 系统节点星形拓扑结构

本系统中每一个 IMU 节点都包含了用于整理发送数据的微处理器 CC2530,以及用于获取载体姿态信息的 9 轴 IMU 芯片 MPU 9150。图 2 给出了封装前后的 IMU 节点实物照片。



图 2 系统 IMU 节点及其内部结构

2.2 梯度下降的姿态解算方法

IMU 节点在使用的过程中最重要的是获取 IMU 节点自身或其所附着载体的姿态。通常在惯性导航技术中,由上一次采样时刻的姿态结合本次采样时刻所获取的三轴角速度数据,就可以完成对于本次采样时刻 IMU 姿态的更新^[14]。

$$\begin{cases} \dot{q}_0 = -0.5(q_1\omega_x + q_2\omega_y + q_3\omega_z) \\ \dot{q}_1 = 0.5(q_0\omega_x - q_3\omega_y + q_2\omega_z) \\ \dot{q}_2 = 0.5(q_3\omega_x + q_0\omega_y - q_1\omega_z) \\ \dot{q}_3 = -0.5(q_2\omega_x - q_1\omega_y - q_0\omega_z) \end{cases} \quad (1)$$

在式(1)中, $[q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]$ 为由四元数表示的 IMU 节点的姿态,而 $[\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]$ 则分别表示 IMU 节点上沿陀螺仪三个轴向的角速度。这样通过 IMU 节点的角速度信息,不断实现对其姿态的更新。

但是通常所使用的陀螺仪中都会包含不同程度的零偏,随着时间的积累,载体更新出的姿态会偏离真实数值而无法使用,因此在姿态的计算过程中还会添加加速度计和地磁传感器分别获取重力场与地磁场等绝对姿态信息,从而完成对 IMU 节点姿态的校正。

本系统在对载体姿态的校正过程参考了 Madgwick 的梯度下降方法^[15]。

以实现真实系统的姿态与通过数据计算出的姿态误差最小为目标,使用梯度下降公式,完成不同传感器数据之间的融合计算。

$$q_{est,t} = q_{est,t-1} + (\dot{q}_{\omega,t}t - \mu_t \frac{\nabla f_{g,m}(q,a,m)}{\|f_{g,m}(q,a,m)\|}) \quad (2)$$

式(2)实现了在上一次采样时刻载体姿态 $q_{est,t-1}$,到本次采样时刻载体姿态 $q_{est,t}$ 的更新过程。其中 t 为采样的时间间隔, $\dot{q}_{\omega,t}t$ 表示利用陀螺仪角

速度数据实现的 IMU 姿态的更新, 公式后部的 $\nabla f_{g,m}(q,a,m)$ 则表示经由加速度计和地磁传感器数据计算出的姿态梯度, 与表示影响程度的步长 μ_i 相乘, 获得此时刻 IMU 节点校正后的姿态。

而在计算出以四元数表示的载体姿态后可以通过其与姿态角之间的等价关系, 将其转化为姿态角的表示形式。

$$\begin{bmatrix} \text{roll} \\ \text{pitch} \\ \text{yaw} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a \tan 2(2(q_0 q_1 + q_2 q_3), 1 - 2(q_1^2 + q_2^2)) \\ \arcsin(2(q_0 q_2 - q_3 q_1)) \\ a \tan 2(2(q_0 q_3 + q_1 q_2), 1 - 2(q_2^2 + q_3^2)) \end{bmatrix} \quad (3)$$

[roll pitch yaw] 即为 IMU 节点姿态采用姿态角时的表示方法。

3 无遮挡下的加权融合算法

在进行动作捕捉系统的开发过程中, 单一传感器无论是 Kinect 还是微惯性传感器, 都难以克服各自的不足, 导致在某些方面具有局限性。基于此, 为了获取更加准确可用的动作捕捉结果, 考虑将不同传感器进行融合, 弥补各自的局限是一个可行的选择。

通过对比 Kinect 与微惯性传感器的特性, 可以发现 Kinect 通过连续的视频与深度图像, 分析计算出人体 20 个关节的位置, 当身体正对摄像头并有较少的遮挡时, 可以很流畅地再现出人体的实际动作, 但是当身体侧向背向面对摄像头或者一些关节因为有遮挡而无法获取时, 基于 Kinect 的动作捕捉系统就无法给出正确的识别结果; 除此之外, Kinect 也无法识别人体手臂等做出的滚转角变化的动作。因此在 Kinect 动作捕捉的基础上, 于若干重要关节处放置一定数量的 IMU 节点, 通过对两种姿态数据的融合, 借以获取更加准确的动作捕捉效果。

本文采用加权数据融合的算法。

对于附有 IMU 节点的每一个身体关节而言, 设其在某一时刻的姿态值为 x , 其为使用四元数或姿态角表示的姿态信息, 该姿态值分别被 Kinect 与 IMU 传感器所测量, 两者的观测值为:

$$\begin{cases} z_1 = x + v_1 \\ z_2 = x + v_2 \end{cases} \quad (4)$$

其中 $v_i (i=1,2)$ 表示观测时存在的不同的随机误差, 满足 $v_i \sim N(0, \sigma_i^2)$, 并且 Kinect 与 IMU 两传感器在使用时相互独立。

设对关节姿态的估计值为不同传感器测量值加权后求和。

$$\hat{x} = \omega_1 z_1 + \omega_2 z_2 \quad (5)$$

公式 (5) 中 \hat{x} 为对关节姿态的估计值, 而 $\Omega = (\omega_1, \omega_2)$ 表示分配给各个传感器测量值的权重。

同时设估计误差为:

$$\tilde{x} = x - \hat{x} \quad (6)$$

在此基础上使用 J 表示的代价函数来衡量对关节姿态估计的偏差程度。

$$J = E(\tilde{x}^2) = E\{[x - \omega_1 z_1 - \omega_2 z_2]^2\} \quad (7)$$

考虑到 \hat{x} 为 x 的无偏估计, 则满足:

$$E(\tilde{x}) = E(x - \omega_1 z_1 - \omega_2 z_2) = 0 \quad (8)$$

同时有 $E(v_1) = E(v_2) = 0$, 得出 $\omega_2 = 1 - \omega_1$ 。

从而可以将代价函数表示为:

$$J = E(\omega_1^2 v_1^2 + \omega_2^2 v_2^2 + 2\omega_1 \omega_2 v_1 v_2) \quad (9)$$

结合开始时对 v_1 和 v_2 的假设, 有 $E(v_1^2) = \sigma_1^2$, $E(v_2^2) = \sigma_2^2$ 以及 $E(v_1 v_2) = 0$, 可以进一步将代价函数表示为:

$$J = E(\tilde{x}^2) = \omega_1^2 \sigma_1^2 + (1 - \omega_1)^2 \sigma_2^2 \quad (10)$$

在对姿态的估计过程中, 应该使得对姿态估计的偏差为最小, 也就是令 J 为最小, 这样对 Ω 求取导数有:

$$\frac{\partial J}{\partial \Omega} = 0 \quad (11)$$

从而可以解出最优的权值为:

$$\omega_1^* = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_2^2 + \sigma_1^2} \quad (12)$$

$$\omega_2^* = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2 + \sigma_1^2} \quad (13)$$

分别代入 Kinect 与 IMU 在观测时各自随机误差的方差值, 可以计算出使得对姿态估计偏差最小的分配权值。

4 关节遮挡时 Kinect 捕捉数据校正

在第三节已经叙述了单独使用 Kinect 进行人体动作捕捉的过程中, 识别结果会因为部分关节出现相互遮挡, 出现较为严重的失真, 这时由于在遮挡关节处 Kinect 的识别数据误差较大, 已经失去了进行融合的价值, 因此选择完全忽略 Kinect 的捕捉数据而直接由 IMU 的识别结果代替。

在 Kinect for Windows SDK 中, 程序为用户提供了关于每一个关节跟踪结果状态的变量包括 NotTracked, Inferred 与 Tracked。对于某一个特定的关节, 当 Kinect 可以很好地跟踪到其位置时, 相应该关节的状态为 Tracked, 而当其状态为 NotTracked 或者 Inferred 时, 说明已经出现遮挡等问题导致无法准确获取关节的姿态信息。此时选择打断正常的融合过程, 直接改变为 Kinect 与 IMU 所分配的权值, 即令 $\omega_1^* = 0$, $\omega_2^* = 1$ 。而当关节可以被 Kinect 正常识别到时, 旋即变回原来的数据融合过程。图 3 表示了融合的具体过程。

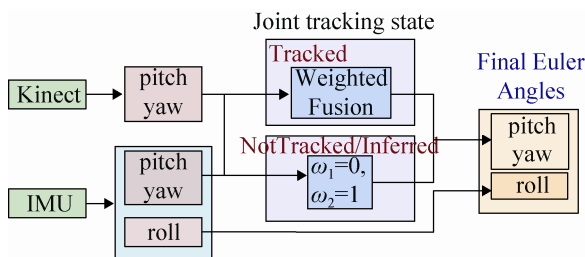


图 3 系统融合过程示意图

这样在基于 Kinect 与 IMU 信息融合的动作捕捉系统中, 程序的融合方式会因为 Kinect 对于关节的识别状态而不断切换, 因此在使用时随着实验者动作的变化, 这种切换可能会非常的频繁, 这也对基于 IMU 的动作捕捉系统的实时性提出了较高的要求。

5 实验验证与分析

为了验证对基于 Kinect 与 IMU 信息融合的动作捕捉系统的准确性与有效性, 在上述融合与判断算法的基础上设计进行如下实验。

5.1 Unity3D 虚拟现实平台的搭建

Unity3D 是由 Unity Technologies 开发的一款可以创建诸如三维视频游戏、建筑可视化、实时三维动画等类型互动内容的多平台游戏开发工具, 是一个全面整合的专业游戏引擎。

在直观的编程环境中通过将模型等文件导入, 并配以贴图和动画设定等技术, 利用简单的脚本就可以实现十分复杂的 3D 游戏场景。

鉴于 Unity3D 强大的 3D 互动功能, 在实验设计的过程中选取这款软件作为虚拟现实的实验验证平台。

为了比较两种动作捕捉系统各自的特性, 以及依照融合算法融合后的实验效果, 在虚拟的场景中引入三个相同的、已经完成关节绑定的人物模型 (图 4), 并分别由 Kinect、IMU 和经过两者融合后的姿态来驱动。



图 4 Unity3D 中导入的人体模型与动作捕捉场景

通过比较三者对于实验者实际动作的再现以及相应关节角度随时间变化的过程, 验证融合算法的应用效果。

5.2 实验验证结果与分析

以验证出现遮挡时自动校正以及不同传感器数据融合的有效性为目的, 设计相关实验。在实验者手臂的肩关节和肘关节分别放置 IMU 传感器节点, 用以获取实验者手臂基于微惯性器件的动作捕捉数据。与此同时实验者正向面对 Kinect 传感器进行一系列规定实验动作, 验证基于 Kinect 与微惯性传感器信息融合的动作捕捉系统的有效性。图 5 表示出系统实验验证的过程。

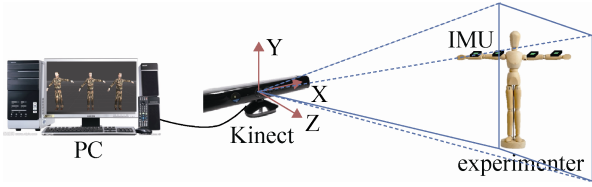


图 5 系统实验验证示意图

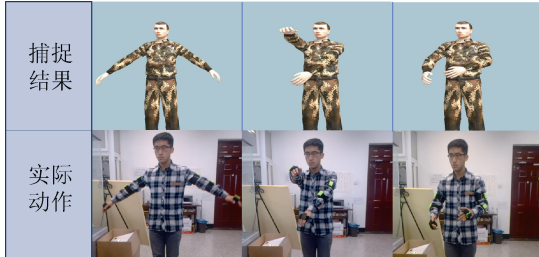


图 6 无遮挡下 Kinect 与 IMU 识别到准确动作



图 7 有遮挡时错误识别姿态与校正后的姿态

由实验结果(图 6)可以看出在正常无遮挡的情况下, 基于 Kinect 与基于 IMU 的动作捕捉系统都可以很好地跟踪实验者的实际动作。而当手臂上的关节出现遮挡时(图 7), Kinect 给出了错误的识别结果, 而在经过融合算法的校正后就可以再演出准确的动作。

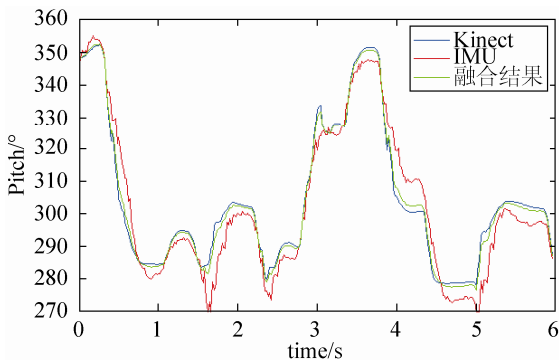


图 8 无遮挡下俯仰角识别及融合结果

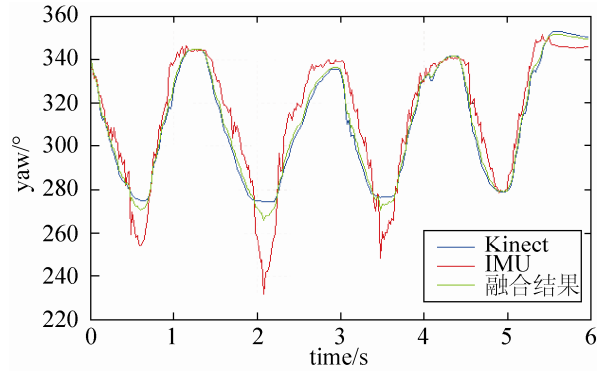


图 9 无遮挡下航向角识别以及融合结果

在定量实验中, 通过脚本可以读取由不同数据驱动的人体模型相应关节的姿态角度。考虑到 Kinect 无法识别关节在横滚方向的运动, 可以直接将关节横滚角度用 IMU 的计算值代替。在实验中根据 Kinect 与 IMU 随机误差的大小设 $\omega_1 = 0.8$, $\omega_2 = 0.2$, 获得俯仰角与航向角的融合结果(图 8, 图 9)。由实验可以得出, 融合后的姿态很好地结合了两种动作捕捉系统的特性, 相比于单一基于 Kinect 的动作捕捉系统, 既能够克服因为关节遮挡而出现的失真, 又可以得出更加精准的动作捕捉结果。

6 结论

本文针对现有基于单一类型传感器实现的运动捕捉技术中存在的不足, 提出一种基于惯性测量与 RGB-D 摄像机融合的动作捕捉系统。该系统利用惯性测量对捕捉对象在空间中的姿态进行估计, 同时利用光学测量技术获得捕捉对象的三维信息。通过将惯性估计的姿态与光学测量的三维信息根据特定目标函数进行数据融合, 最终得到捕捉对象运动的精确还原。该系统有效地解决了惯性测量单元(IMU)固有的误差累积、数据漂移、动态跟踪性能较差等问题; 有效地解决了光学测量易受环境(如光照、颜色等)和遮挡干扰的诸多限制。

参考文献:

[1] Baak A, Rosenhahn B, Müller M, et al. Stabilizing motion tracking using retrieved motion

- priors[C]//Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on. USA: IEEE, 2009: 1428-1435.
- [2] Bălan Alexandru O, *et al.* Detailed human shape and pose from images [C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07, IEEE Conference on. USA: IEEE, 2007.
- [3] Herda Lorna, Raquel Urtasun, Pascal Fua. Hierarchical implicit surface joint limits to constrain video-based motion capture. Computer Vision-ECCV 2004. Germany: Springer Berlin Heidelberg, 2004: 405-418.
- [4] Ioffe, Sergey, David Forsyth. Human tracking with mixtures of trees [C]// Computer Vision, 2001, ICCV 2001, Proceedings, Eighth IEEE International Conference on. Vol. 1. USA: IEEE, 2001.
- [5] Agarwal Ankur, Bill Triggs. Recovering 3D human pose from monocular images [C]// Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 28.1. USA: IEEE, 2006: 44-58.
- [6] Elgammal Ahmed, Chan-Su Lee. Inferring 3D body pose from silhouettes using activity manifold learning [C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2004, CVPR 2004, Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on, Vol. 2. USA: IEEE, 2004.
- [7] Shakhnarovich Gregory, Paul Viola, Trevor Darrell. Fast pose estimation with parameter-sensitive hashing [C]// Computer Vision, 2003, Proceedings, Ninth IEEE International Conference on. USA: IEEE, 2003.
- [8] Machida E, Cao M, Murao T, *et al.* Human Motion Tracking of Mobile Robot with Kinect 3D Sensor [C]// SICE Annual Conference (SICE), 2012 Proceedings of. IEEE. USA: IEEE, 2012: 2207-2211.
- [9] Roetenberg Daniel, Henk Luinge, Per Slycke. Xsens MVN: full 6DOF human motion tracking using miniature inertial sensors [Z]// Xsens Motion Technologies BV, Tech. Rep (2009).
- [10] Pons-Moll G, Baak A, Helten T, *et al.* Multisensor-fusion for 3d full-body human motion capture [C]// Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on. USA: IEEE, 2010: 663-670.
- [11] Ziegler Jakob, *et al.* Accurate human motion capture in large areas by combining IMU-and laser-based people tracking [C]// Intelligent Robots and Systems (IROS), 2011 IEEE/RSJ International Conference on. USA: IEEE, 2011.
- [12] 刘博, 安建成. 基于关键姿势的人体动作识别 [J]. 电视技术, 2014, (5): 38-41.
- [13] 冷晶晶. 基于 Kinect 骨架信息的人体动作识别 [J]. 数字技术与应用, 2014, 9: 80-80.
- [14] 郭志虎, 费洁, 钱峰. 基于微惯性全姿态测量的人体运动捕捉系统研究 [J]. 微型电脑应用, 2013, (2): 29-32.
- [15] Madgwick S O H, Harrison A J L, Vaidyanathan R, Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm [C]// IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics. USA: IEEE, 2011: 1-7.

《系统仿真学报》荣获“2014 中国最具国际影响力学术期刊”证书

由中国学术期刊（光盘版）电子杂志社与清华大学图书馆联合成立的中国学术文献国际评价研究中心，以美国汤森路透 Web of Science 收录的 1.2 万余种期刊为引文统计源，首次研制发布了 2012《中国学术期刊国际引证年报》（CAJ-IJCR 年报）。第一次给出了我国 5600 余种中外文学术期刊总被引频次、影响因子、半衰期等各项国际引证指标，并采用了新的国际影响力综合评价指标 CI 对期刊排序，发布了“中国最具国际影响力学术期刊”（排序 TOP5%）和“中国国际影响力优秀学术期刊”（排序 TOP5-10%），在国内外学术界产生了较大反响。之后，2013 年版年报，将引文统计源期刊扩展到 1.44 万多种。目前，2014 版国际、国内年报与 TOP5%和 TOP5-10%期刊的遴选业已完成，《系统仿真学报》被列入“2014 中国最具国际影响力学术期刊”行列。

我学报连续 2 年被列入 TOP5%国内一流的中国最具国际影响力学术期刊，走向世界，进入国际一流，指日可待！