

8-13-2020

Composite Kalman Motion Estimation Method Based on Virtual Distance

Zhizhong Sun

School of Computer Science & Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China;

Zehui Lu

School of Computer Science & Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China;

Weiqing Li

School of Computer Science & Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, 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.

Composite Kalman Motion Estimation Method Based on Virtual Distance

Abstract

Abstract: MEMS inertial sensors applied to human motion capture, but because of the MEMS sensor system errors, the virtual people cannot operate precisely and stably. In order to achieve tracking the movement of an arm accurately, by analyzing the movement of a virtual arm, *measuring the distance between the finger of the arm and the center of the object in virtual scene*, combined with the virtual arm movement characteristics, a composite Kalman motion estimation method was designed. The model divided arm movement into a uniform model, a uniformly accelerated model and several typical phase models. Depending on the different distance measure, *used the different models to make an accurate estimate of the movement of a virtual arm*. Through experiments, the composite Kalman motion estimation method could estimate virtual arms in a virtual scene accurately.

Keywords

composite model, kalman motion estimation, virtual scene, distance measure

Recommended Citation

Sun Zhizhong, Lu Zehui, Li Weiqing. Composite Kalman Motion Estimation Method Based on Virtual Distance[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(10): 2534-2539.

基于虚拟场景距离测度的复合卡尔曼运动估计

孙智仲, 卢泽辉, 李蔚清

(南京理工大学 计算机科学与工程学院, 江苏 南京 210094)

摘要: MEMS 惯性传感器应用于人体动作捕捉, 但由于传感器的系统误差, 导致虚拟人不能精确、稳定的操作。为了实现对手臂运动的精确跟踪, 通过对虚拟手臂运动规律的分析, 基于虚拟场景中虚拟手臂的手指到物体中心之间的距离测度, 结合虚拟手臂运动特点, 设计了一种手臂运动的复合卡尔曼运动模型。该模型将手臂运动分为匀速模型、匀加速模型等几个典型阶段, 根据距离测度的不同, 用不同的模型去对虚拟手臂的运动做精确估计。通过实验验证, 复合卡尔曼模型可以实现在虚拟场景中的虚拟手臂精确地运动估计。

关键词: 复合模型; 卡尔曼运动估计; 虚拟场景; 距离测度

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X(2016)10-2534-06

Composite Kalman Motion Estimation Method Based on Virtual Distance

Sun Zhizhong, Lu Zehui, Li Weiqing

(School of Computer Science & Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: MEMS inertial sensors applied to human motion capture, but because of the MEMS sensor system errors, the virtual people cannot operate precisely and stably. In order to achieve tracking the movement of an arm accurately, by analyzing the movement of a virtual arm, *measuring the distance between the finger of the arm and the center of the object in virtual scene*, combined with the virtual arm movement characteristics, a composite Kalman motion estimation method was designed. The model divided arm movement into a uniform model, a uniformly accelerated model and several typical phase models. Depending on the different distance measure, *used the different models to make an accurate estimate of the movement of a virtual arm*. Through experiments, the composite Kalman motion estimation method could estimate virtual arms in a virtual scene accurately.

Keywords: composite model; kalman motion estimation; virtual scene; distance measure

引言

卡尔曼滤波算法^[1]是 1960 年 Rudolf Emil Kalman 在他的博士论文中提出的, 卡尔曼滤波可以称为所有线性滤波器中最好的滤波^[2], 在捷联惯

导、控制、信号处理、传感器数据融合以及军事领域的雷达以及红外目标跟踪^[3]上具有广泛的应用。近年来 Kalman 滤波算法又应用在图形处理、人脸识别、机器人控制以及轨迹预测等领域。

Kalman 滤波算法在世界坐标系下对目标位置预测和位置跟踪具有广泛的应用。文献[4]设计了基于自适应 Kalman 预测器的运动估计算法, 设计目标运动模型, 利用图像序列估计目标运动速度。该算法提高了运动估计的精度, 但是没有考虑目标的位移, 没有很好的抗噪性。文献[5]采用双目视



收稿日期: 2016-05-31 修回日期: 2016-07-14;
基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金
(30920130122005);

作者简介: 孙智仲(1991-), 男, 江苏南通, 硕士生, 研究方向为生物系统建模与仿真; 卢泽辉(1991-), 女, 江苏徐州, 硕士, 研究方向为虚拟现实与系统仿真。

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

• 2534 •

觉, 跟踪三维空间中的人体关节位置, 并没有将人体的运动简单地看成是匀速运动或者加速度恒定的运动。但是跟踪和预测的精度不是很高, 尤其是在快速运动的动作上。文献[6]设计了基于肢体运动相关性的手臂 3D 运动估计算法, 提取角速度和角度信息对手臂姿态进行预测。基于 MEMS 惯性传感器的动作捕捉技术包括人体运动姿态的初始标定, 人体三维空间位置预测等, 北京理工大学的刘博^[7]将人体运动的姿态标定分为传感器和人体骨骼的初始化姿态标定和人体运动过程的实时标定, 但是没有解决由于惯性传感器抖动产生位移的问题。哈尔滨工程大学的蹇彪^[8]实现了不固定传感器的编号, 根据预定义的动作实现人体的姿态标定。

虚拟手的运动满足人体运动的一般规律, 手臂在运动过程, 刚开始运动会比较快, 快接近物体的过程中, 先减速, 然后在离物体非常近的位置, 运动速度变化很小, 几乎接近匀速。

针对现有方法对运动预测和更新的精度不高的问题以及 MEMS 传感器存在系统误差、测量误差和采样延时的问题, 结合虚拟手运动的特点, 本文提出了一种手臂运动的复合模型, 根据手到待操作物体的距离判断手臂运动的阶段, 设计了基于虚拟场景距离测度的复合卡尔曼运动估计算法, 对虚拟场景中手臂的姿态进行预测和更新, 计算三维坐标, 实现三维人体骨骼重构。将算法在虚拟场景中进行实验, 对其进行验证。

1 运动捕捉中的卡尔曼运动估计

1.1 Kalman 滤波原理

Kalman 滤波算法包括两个步骤, 预测和更新。在预测步骤中, Kalman 滤波器使用上一次的最优估计对这一次的系统进行估计, 然后根据系统的观测值修正系统的估计值, 得到本次的系统的最优的估计, 不断地更新迭代, 重复这个运算过程。下面描述的卡尔曼滤波是在一个线性系统中, 对应的状

态方程和观测方程描述如下:

$$X_k = F_k X_{k-1} + B_k \mu_k + V_k \quad (1)$$

$$Z_k = H_k X_k + W_k \quad (2)$$

式(2)用来描述观测值与预测值之间的关系, 其中 X_k 为 k 时刻的状态方程, Z_k 为观测方程, F_k 为状态转移矩阵, B_k 是输入控制变换矩阵, 输入量为 μ_k 的矩阵, V_k 服从零均值, 方差为 Q_k 的正态分布, 是系统的过程噪声向量, Q_k 表示 k 时刻线性系统过程噪声协方差矩阵。 H_k 是观测矩阵, 描述测量系统的参数值, W_k 是观测噪声, 服从均值为 0, 方差为 R_k 的正态分布, R_k 表示 k 时刻线性系统观测噪声协方差矩阵。

预测阶段:

$$\hat{X}_{k|k-1} = F_k \hat{X}_{k-1|k-1} + B_k \mu_k \quad (3)$$

$$P_{k|k-1} = F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + Q_k \quad (4)$$

式(3)为状态预测方程, 可以根据 $k-1$ 时刻的状态预测 k 时刻的状态, 式(4)为状态噪声协方差估计。

更新阶段:

$$K_k = \frac{P_{k|k-1} H_k^T}{H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k} \quad (5)$$

$$\hat{X}_{k|k} = \hat{X}_{k|k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k|k-1}) \quad (6)$$

$$P_{k|k} = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \quad (7)$$

其中: K_k 为卡尔曼增益矩阵; $\hat{X}_{k-1|k-1}$ 为 k 时刻的最优估计; $P_{k-1|k-1}$ 为 $k-1$ 时刻最优估计对应的噪声协方差矩阵; I 为单位矩阵。当系统由 $k-1$ 状态进入 k 状态时, $P_{k|k}$ 表示 k 状态时最优估计值所对应的协方差, 见式(7)。根据上述分析, 可以求得 k 状态的最佳估计值, 从而实现递归运算。

1.2 姿态投影变换

为了实现虚拟场景中的虚拟人准确地操作虚拟场景中的物体, 需要将世界坐标系下三维空间中的人体运动投影到虚拟场景中转换为虚拟人的运动, 使得虚拟人能够准确地操作虚拟物体, 将世界坐标系下采集到的运动姿态数据转换到虚拟场景中进行相应的操作, 即将世界坐标系下人体的运动

姿态进行投影变换。

假设给定一个方向向量，即 T Pose 时刻人体的朝向 ε ，将该方向所在平面 β 作为零平面，平面 α 垂直于平面 β ，且相交于直线 L ， L 与人体中心线 P 平行，见图 1。

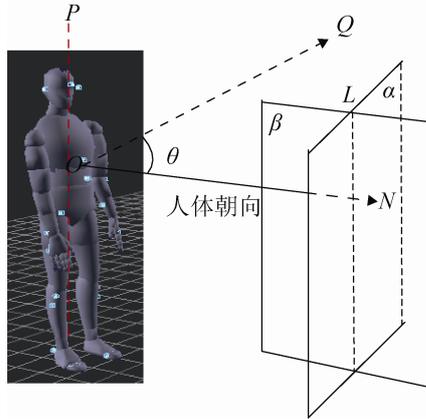


图 1 零平面投影示意图

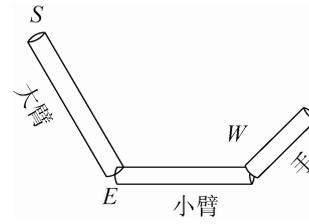
当人体面向 OQ 方向前进时，设 OQ 与 ON 之间的夹角为 θ ，需要将每个关节的姿态旋转矩阵 mat_joint_i 投影到平面 β 下，即关节的姿态与基准偏航旋转矩阵的乘积得到新的姿态矩阵 $mat_new_joint_i$ ，即人体姿态在规定的零平面下的投影，公式如下：

$$mat_new_joint_i = base_mat^{-1} \times mat_joint_i; \quad (8)$$

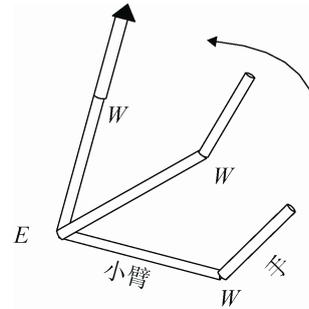
其中： i 的取值为 1, 2, ..., 17，表示第 i 个关节， $base_mat$ 的值可根据 T -Pose 标定时求得。

2 基于虚拟场景距离测度的卡尔曼运动模型

选择右臂作为研究对象，在接下来的分析中，所有的运动数据都是在虚拟场景坐标系下的，即通过投影变换后的姿态的运动数据。当操作员伸手去操作物体时，为了精确地选择操作区域，人体运动的速度不能很快，但是相邻两帧之间的时间间隔很短，在这种情形下，认为右臂在单位时间间隔内做角速度恒定的运动。由于手臂是在三维空间中运动，假定一种手臂的运动模型，右臂骨骼肢体模型如图 2(a)所示：



(a) 右臂骨骼肢体模型



(b) 简化后手臂运动模型

图 2 右臂骨骼肢体模型

其中： S 为肩关节，表示右臂运动的根节点，在运动跟踪的过程中，右大臂关节不动； E 为肘关节，由于右大臂没有旋转和平移，可知肘关节的坐标为定值； W 为腕关节，将模型简化为右小臂绕着肘关节，手绕着腕关节的运动，简化后的模型见图 2(b)。图 2(b)描述地是一个小臂和手运动接近于物体的过程，黑色三角形表示要操作的物体，运动方向如箭头所示。

2.1 匀速模型

根据图 2(b)假设小臂绕着肘关节旋转的角速度为 ω_E ， $\omega_E = (\omega_E^x, \omega_E^y, \omega_E^z)$ ，手运动相对于小臂关节运动的角速度为 $\bar{\omega}_W$ ， $\bar{\omega}_W = (\bar{\omega}_W^x, \bar{\omega}_W^y, \bar{\omega}_W^z)$ 。根据角速度和角度之间的关系，可知每个方向上的角度。运动序列中相邻两帧数据之间的时间间隔为 T ， $T = t_k - t_{k-1}$ ，取 $T=1/30$ 秒。定义 θ_E 为肘关节旋转的欧拉角， $\theta_E = (\theta_E^x, \theta_E^y, \theta_E^z)$ ，定义 $\bar{\theta}_W$ 为手相对于小臂关节运动的欧拉角， $\bar{\theta}_W = (\bar{\theta}_W^x, \bar{\theta}_W^y, \bar{\theta}_W^z)$ 。根据欧拉角到旋转矩阵之间的转换公式，可得小臂绕着肘关节的旋转姿态矩阵 R_E 和手运动相对于小臂运动的旋转姿态矩阵 \bar{R}_W 。定义 R_W 为手运动的姿态旋转矩阵，根据父节点与子节点之间矩阵关系

的计算公式(9), 可求得 R_W , 再由旋转矩阵到欧拉角的转换公式, 求得手关节的欧拉角为 θ_W ,

$$\theta_W = (\theta_W^x, \theta_W^y, \theta_W^z)。$$

$$R_W = R_E * \bar{R}_W \quad (9)$$

根据上述分析, 在用 Kalman 滤波算法做手臂运动估计^[5]时, 选择关节在三维空间中欧拉角作为输入向量, 将右臂的运动简化为手的运动。为了简化模型, 忽略输入控制矩阵, 则状态方程可以表示为:

$$X(k+1) = F(k)X(k) + \Gamma(k)v(k) \quad (10)$$

匀速模型仅仅是人体运动的理想模型, 在特定的虚拟环境中, 人体运动会受到很多因素的影响, 手臂可能会需要快速移动去操作某个对象, 基于上述考虑, 选择匀加速模型进行实验。

2.2 匀加速模型

给定一种匀加速模型, 右手手臂在靠近物体的过程中, 右小臂和手的角速度的初值为 0, 右小臂的加速度为 $a_E = (a_E^x, a_E^y, a_E^z)$, 手相对于右小臂的加速度为 $\bar{a}_W = (\bar{a}_W^x, \bar{a}_W^y, \bar{a}_W^z)$, 根据匀加速计算公式(11)可知右小臂欧拉角为 $\theta_E = (\theta_E^x, \theta_E^y, \theta_E^z)$, 手相对于右小臂的欧拉角为 $\bar{\theta}_W = (\bar{\theta}_W^x, \bar{\theta}_W^y, \bar{\theta}_W^z)$, 可知手在世界坐标系下的欧拉角 $\theta_W = (\theta_W^x, \theta_W^y, \theta_W^z)$ 。

$$\begin{cases} \omega_E^x = \omega_0^x + a_E^x T \\ \omega_E^y = \omega_0^y + a_E^y T \\ \omega_E^z = \omega_0^z + a_E^z T \end{cases} \begin{cases} \theta_E^x = \omega_0^x + \frac{1}{2} a_E^x T^2 \\ \theta_E^y = \omega_0^y + \frac{1}{2} a_E^y T^2 \\ \theta_E^z = \omega_0^z + \frac{1}{2} a_E^z T^2 \end{cases} \quad (11)$$

根据动作捕捉系统采集右小臂和手运动的欧拉角数据, 根据欧拉角与旋转矩阵之间的转换公式可得右小臂和手运动在世界坐标系下的姿态旋转矩阵, 通过投影变换得到在零平面下的姿态旋转矩阵, 解算出手臂和手在零平面下的关节的欧拉角, 实验中采用零平面下的欧拉角作为量测值, 将匀加速模型作为状态值。则物体在三维空间中做匀加速运动时, 其对应的状态向量 $X(k)$ 和状态噪声向量 v_k 分别为:

$$X(k) = \begin{bmatrix} \theta_k^x & \dot{\theta}_k^x & \ddot{\theta}_k^x & \theta_k^y & \dot{\theta}_k^y & \ddot{\theta}_k^y & \theta_k^z & \dot{\theta}_k^z & \ddot{\theta}_k^z \end{bmatrix} \\ v_k = (v_x, v_y, v_z)^T \quad (12)$$

相应的状态转移矩阵 $F(k)$ 和过程噪声向量分布矩阵 $\Gamma(k)$ 分别为:

$$F(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{2}T^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{1}{2}T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \Gamma(k) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2}T^2 & T & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2}T^2 & T & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2}T^2 & T & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad (13)$$

这种情况下, 对应的量测向量 $Z(k)$, 量测矩阵 $H(k)$ 可以表示为:

$$Z(k) = [\theta_E^x \quad \theta_E^y \quad \theta_E^z]^T \\ H(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

2.3 复合模型

根据人体自然运动的描述, 虚拟手臂在特定的虚拟场景下的操作划分成三个阶段: (1) 手臂快速移动到接近于待操作物体的位置; (2) 在离操作物体有一段距离的时候做减速运动; (3) 在接近待操作物体的某个区域内做匀速运动。在手臂运动接近于操作物体的过程中, 根据不同阶段去匹配不同的模型, 第一和第二阶段采用匀加速模型, 第三阶段采用匀速模型。

具体算法流程如下:

(1) 姿态投影变换

根据实验方法, 将采集到的传感器数据进行投影变换, 得到虚拟三维场景中的运动姿态。

(2) 根据距离测度确定每个阶段的界限

在虚拟三维变电场环境中, 当要操作某个物体时, 先将人体移动到待操作物体的前方, 则 Hip 的坐标可以设定为 $P_{\text{Hip}}(x_1, y_1, z_1)$, 然后移动手臂去靠近待操作物体。通过第 1 步的算法原理, 将世界坐标系下人体的运动姿态做投影变换得到新的姿态数据, 然后根据位置解算方法递推出每个关节在虚拟场景下的坐标。假设在虚拟场景中, 第 i 帧数据手指的坐标为 $P_{\text{HandEnd}}(x_i, y_i, z_i)$, 手指到待操作物体的包围球的中心 $center(x_0, y_0, z_0)$ 的欧式距离为 ξ_i , 见式(15)。当 $\xi_i = 2R$ 时, 手臂的运动由匀加速模型切换到匀速模型, 其中 R 为待操作物体的包围球的半径。

$$\xi_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 + (z_i - z_0)^2} \quad (15)$$

根据上述步骤, 采用匀加速和匀速模型分阶段对运动数据预测。经过 Kalman 运动估计后, 得到小臂和手的欧拉角的预测值, 根据预测值求解虚拟场景坐标系下手腕和手指关节的坐标, 计算手指关节到待操作物体包围球中心的欧式距离。如果该距离小于等于包围球半径的两倍, 那么将匀加速运动模型切换为匀速模型。再利用匀速模型对手的姿态数据进行预测, 最后根据位置求解算法计算手指关节的坐标。

3 实验结果分析

实验过程中, 采集了右臂的姿态数据, 分别将右小臂和右手关节的欧拉角记录下来。本次实验过程以右手关节的欧拉角为例, 欧拉角包括偏航角、俯仰角和滚转角。根据实验原理, 考虑到特定的场景下人体运动的速度, 分别使用三种运动模型进行实验。以偏航角为例, 设计实验如下:

先将人体运动到待操作物体的前面, 假设 Hip 的坐标为 $(0, -50, 90)$, 表示在操作对象的前方 50 cm。具体的实验步骤如下:

(1) 对右小臂和右手的运动数据进行采集, 求解虚拟场景下的姿态矩阵;

(2) 如果采用匀速模型和匀加速模型, 对于每帧数据对手的姿态进行预测, 根据人体运动的姿态解算方法求解出手指关节的坐标; 如果采用复合模型, 则执行步骤(3);

(3) 将手臂的运动分为两个阶段, 先采用匀加速模型进行实验, 对于每帧数据对手的姿态进行预测, 根据人体运动的姿态解算方法求解出手指关节的坐标, 计算手指的位置到待操作物体包围球中心的距离 ξ_i 。如果 $\xi_i \leq 2R$, 切换为匀速模型对手的姿态进行预测, 否则继续采用匀加速模型重复步骤(3)。

图 3 给出了经过 100 次蒙特卡洛实验三种模型的误差均值的绝对值曲线。

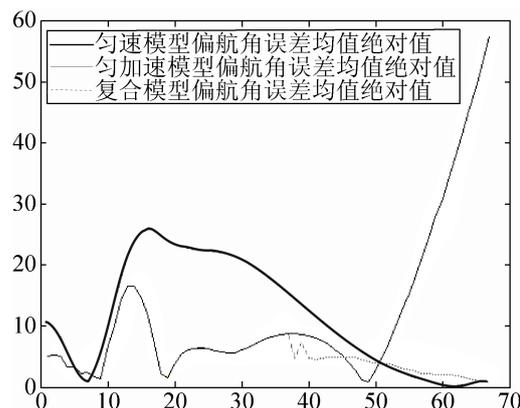


图 3 三种模型误差均值的绝对值曲线

据图 3 可知, 虚线表示的曲线对应的幅值最小, 即复合模型滤波后的效果较前两种模型最优。具体分析如下:

(1) 匀速模型偏航角的误差均值的绝对值先增大后减小, 50 帧之前都比另外两种模型的误差均值大, 匀速模型不仅仅不能反映手臂操作物体的真实运动状态, 而且也没有得到一个理想的效果;

(2) 匀加速模型在前一阶段较匀速模型有一定的改善, 比较靠近真实值, 但是在接近待测物体时, 误差均值明显呈上升趋势, 且均值越来越大, 即误差越来越大;

(3) 复合模型的偏航角的均值在前阶段和匀加速模型滤波后的效果相同, 在接近待测物体的阶段误差均值在缓慢减小, 越来越接近于 0。

根据上述分析可知, 复合模型预测效果最好, 而且复合模型更加接近于人体的真实运动状态。在本课题中, 选择基于虚拟场景距离测度的复合卡尔曼运动估计算法对人体的姿态数据进行预测, 图 4 给出了虚拟手操作虚拟物体的效果图。



(a) 举手



(b) 挥手

图 4 虚拟手操作物体示意图

4 结论

由于 MEMS 传感器存在系统误差、测量误差和采样延时的问题, 导致虚拟人不能精确、稳定的实现操作员的动作。为了实现在虚拟场景下对手臂运动的精确跟踪, 解决虚拟人的不稳定操作问题, 使虚拟手能够准确地抓持虚拟物体, 本文研究了虚拟场景中虚拟手的运动模式, 发现了一种可以精确

描述虚拟手运动轨迹的复合模型。根据虚拟手到虚拟物体的距离判断手臂的运动阶段, 将虚拟手的运动进行划分, 匹配不同的运动模型。因此本文设计了基于虚拟场景距离测度的复合卡尔曼运动估计算法, 对人体运动姿态进行预测, 使得估计后的动作更加接近于人体运动的真正意图。经过实验, 验证了虚拟人的运动更加接近于复合模型, 从而验证了基于虚拟场景距离测度的复合卡尔曼运动估计算法的准确性。

参考文献:

- [1] Kurtuluş F, İsmail Kavdir. Detecting corn tassels using computer vision and support vector machines [J]. Expert Systems with Applications (S0957-4174), 2014, 41(16): 7390-7397.
- [2] Bruno B, Mastrogiovanni F, Sgorbissa A, et al. Analysis of human behavior recognition algorithms based on acceleration data [C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation. USA: IEEE, 2013: 1602-1607.
- [3] Hu Y, Jin W, Ni F. An efficient wireless sensor network for real-time multiuser motion capture system [C]// Communication Technology (ICCT), 2012 IEEE 14th International Conference on. USA: IEEE, 2012:155-160.
- [4] 沈晓晶, 潘俊民. 基于自适应 Kalman 预测器的运动估计算法 [J]. 计算机仿真, 2004, 21(10):73-78.
- [5] 李美花. 三维人体运动跟踪 [D]. 大连: 大连理工大学, 2004.
- [6] 于雪松. 基于单目无标记点的人体 3D 运动估计关键技术的研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
- [7] 刘博. 基于 MEMS 传感器的动作捕捉系统开发设计 [D]. 北京: 北京理工大学, 2011.
- [8] 蹇彪. 基于惯性传感器的人体运动姿态三维重构 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.