

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210577

基于多模感知的上肢康复训练轨迹跟踪研究*

尹相国^{1,2,3}, 张岱岩^{1,2,3}, 林明星^{1,2,3}, 石朝国^{1,2,3}
(1. 山东大学机械工程学院 济南 250061; 2. 山东大学教育部高效洁净机械制造重点实验室 济南 250061;
3. 山东大学机械工程国家级实验教学示范中心 济南 250061)

摘要:面向上肢康复训练过程中的人机交互应用场景,针对单一传感器难以准确、稳定跟踪上肢运动轨迹的问题,提出了基于惯性传感器与 Kinect 传感器的多模感知融合方案;为解决惯性传感器在轨迹跟踪过程中的累积误差问题,提出了多项式补偿与零值约束相结合的误差修正算法;针对 Kinect 传感器深度图像成像质量影响骨骼跟踪效果的问题,提出了变参数像素滤波器对深度图像进行修复。通过惯性传感器运动实验,验证了累积误差修正算法的有效性,X 轴位移误差为 7.8 mm;深度图像修复结果表明,深度像素损失点数减少约 50%,图像更为清晰,并通过实验验证了基于深度图像能够有效跟踪骨骼运动轨迹;最后,通过轨迹数据融合实验验证了基于多模感知的上肢运动轨迹跟踪方案的可行性与有效性,计算时延仅 1.2 s。
关键词: 惯性传感器; Kinect 传感器; 数据融合; 轨迹跟踪
中图分类号: TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Research on trajectory tracking of upper limb rehabilitation training based on multi-mode perception

Yin Xiangguo^{1,2,3}, Zhang Daiyan^{1,2,3}, Lin Mingxing^{1,2,3}, Shi Chaoguo^{1,2,3}
(1. School of Mechanical Engineering, Shandong University, Ji'nan 250061, China; 2. Key Laboratory of High-efficiency and Clean Mechanical Manufacture of Ministry of Education, Shandong University, Ji'nan 250061, China; 3. National Demonstration Center for Experimental Mechanical Engineering Education, Shandong University, Ji'nan 250061, China)

Abstract: In the application scene of human-computer interaction in the process of upper limb rehabilitation training, it is difficult for a single sensor to track the trajectory of the upper limb accurately and stably. To address this issue, a multi-mode perception fusion scheme based on the inertial sensor and the Kinect sensor is proposed. To solve the problem of cumulative error of inertial sensors in trajectory tracking, an error correction algorithm based on polynomial compensation and zero constraint is proposed. To solve the problem that the imaging quality of the depth image of the Kinect sensor affects the effect of bone tracking, a variable parameter pixel filter is proposed to repair the depth image. Through the motion experiment of inertial sensor, the effectiveness of the cumulative error correction algorithm is verified, and the X-axis displacement error is 7.8 mm. The depth image restoration results show that the loss of depth pixels is reduced by about 50%, and the image is clearer. Experiments show that the depth image can effectively track the bone trajectory. Finally, the feasibility and effectiveness of the upper limb trajectory tracking scheme based on the multi-mode perception are verified by the trajectory data fusion experiment, and the computing delay is only 1.2 s.
Keywords: inertial sensor; Kinect sensor; data fusion; trajectory tracking

0 引言

脑卒中已成为继肿瘤、心血管疾病之后人类的第三大死因,且发病率呈逐年升高的趋势。脑卒中幸存者因神经损伤常伴有不同程度的肢体运动功能障碍,严重影响日常生活。其中,上肢体因生理结构复杂、相关大脑皮质区域广泛,其功能康复相较于下肢更为困难^[1]。

康复机器人替代康复医师完成大量机械重复、耗时费力的工作逐渐成为康复治疗领域的发展趋势^[2]。与此同时,针对已经恢复一定肢体运动功能的脑卒中患者,将虚拟现实、体感交互、意图感知等技术与康复机器人相融合,能够克服被动牵引式康复治疗时的枯燥乏味、患者参与度不足、易产生抵触心理等问题^[3]。在康复训练过程中,为实现患者与康复机器人、虚拟情景的良好交互,需要通过传感器获取肢体运动信息,并对运动轨迹进行实时跟踪。

目前康复训练系统中常用的传感信号包括生理电信号与力位信号。生理电信号通常超前于实际运动,可提供主动意图预判,当前较为主流的是采用肌电、脑电等信号解码患者的运动意图^[4-5],但生理电信号对噪声比较敏感。力位信号具有更好的可靠性,但相对人体运动有一定延迟,可用于人机交互过程的运动感知^[6-7]。本文面向上肢康复训练过程中的轨迹跟踪,适合采用可穿戴设备、视觉运动捕捉系统等准确获取肢体力位信息。

惯性传感器作为目前运动康复中最为常用的可穿戴设备,能够与人体绑定实现运动信息的获取^[8]。Li等^[9]研究基于惯性传感器的可穿戴动作捕捉系统,并应用于脑瘫儿童马术治疗运动监测。赵裕沛等^[10]开发了面向手部康复的多传感器数据融合手套,准确记录手的姿态信息,并在虚拟环境中实时还原。但上述研究内容仅涉及姿态估计,未充分考虑运动轨迹问题。吴斌等^[11]设计了基于惯性传感器的上肢位置跟踪方案,满足辅助康复训练的需求。Berg-Hansen等^[12]将可穿戴惯性传感器应用于下肢康复训练中,评估患者的步态改善情况。以上文献对基于惯性传感器的轨迹获取方法开展研究,但惯性传感器进行轨迹跟踪时,不可避免的会引入累积误差,如何尽可能消除跟踪累积误差是当前亟需解决的关键问题之一。想要尽可能消除跟踪累积误差,一方面可选用高精度惯性传感器,但该方法会导致系统成本大幅增加;另一方面可在算法上进行改进,尽可能消除累积误差。任明泉^[13]对三种常用累积误差修正算法进行比较,并提出自适应补偿算法,但该方法仅对加速度进行补偿,速度和位移偏差依然存在。

Kinect是一种成本较低的视觉运动捕捉传感器。秦超龙等^[6]使用Kinect传感器采集骨骼信息,构建基于虚拟场景交互的下肢康复训练系统。Lee等^[14]通过Kinect传感器获取姿态信息,并与虚拟现实游戏结合,实现了肩周炎患者的康复训练。可见,Kinect传感器已广泛应用于不同场景下的人体运动信息获取,其主要基于深度图像分析,因此深度图像质量对运动跟踪效果至关重要。然而,Kinect动作捕获易受遮挡、图像质量等影响。唐心宇等^[3]针对Kinect自带的骨骼绑定算法在人体被部分遮挡时无法识别的问题,提出了基于OpenPose和Kinect的

三维人体姿态估计方法。刘继忠等^[15]提出了像素滤波器和中值滤波器相结合的Kinect深度图像修复方法。胡天佑等^[16]为提高Kinect获取的深度图质量,提出了一种基于超像素分割的图像修复算法。上述图像处理方法需经过多次滤波,计算量大,影响实时性。

当前研究主要集中于单一感知技术,不可避免地存在可靠性差、跟踪精度低等问题。利用多信息融合来弥补单一数据类型的不足,提高系统整体计算准确性和容错率,在人体运动跟踪应用中受到广泛关注。徐诚等^[17]针对人体运动追踪系统存在累积误差和漂移的问题,提出了一种基于惯性传感器与超宽带技术融合的人体运动追踪方法,但超宽带通信功耗较大,且部署成本较高。Tao等^[18]将惯性传感器和视觉传感器相结合,对手臂运动轨迹进行跟踪,构建家庭康复治疗方案,但其中的视觉传感依赖于手臂附着标记物。

本文旨在解决上肢康复机器人辅助治疗方案中的人机交互关键问题。选用惯性传感器与Kinect视觉传感器进行人体上肢的运动轨迹跟踪,并针对惯性传感器累积误差问题与Kinect传感器深度成像质量问题开展研究,提高其轨迹跟踪精度;对各传感器获得的轨迹信息进行数据融合,实现惯性传感器与Kinect传感器的信息互补。

1 基于惯性传感器的轨迹跟踪算法

1.1 频域数值积分计算位移轨迹

加速度是位移对时间的二阶导数,故逆运算求解载体轨迹(位移)需对加速度输出信号进行两次积分,以获得物体的运动速度 v 与位移 s 。

$$v(t) = \int_{t_0}^t A(t) dt + v(t_0) \quad (1)$$

$$s(t) = \int_{t_0}^t v(t) dt + v(t_0) \quad (2)$$

离散加速度信号可通过数值积分进行相应计算。由傅里叶变换的特性可知,频域积分法更容易求解运动轨迹^[19],时域加速度信号的傅里叶变换如式(3)所示。

$$I(k) = \sum_{n=0}^{N-1} A_n e^{-j2\pi k \frac{n}{N}} \quad (3)$$

式中: A 表示加速度信号, $I(k)$ 为时域转换到频域的加速度信号,对其进行两次积分可以分别求得速度 v 与位移 s 。

$$v(n) = \frac{I}{jw} = \sum_{k=0}^{N-1} \frac{H(k)}{2j\pi kf} A_n e^{-2j\pi k \frac{n}{N}} \quad (4)$$

$$s(n) = -\frac{I}{w} = \sum_{k=0}^{N-1} \frac{H(k)}{-(2j\pi kf)^2} A_n e^{-2j\pi k \frac{n}{N}} \quad (5)$$

$$H(k) = \begin{cases} 1, & f_{\min} \leq kf \leq f_{\max} \\ 0, & kf < f_{\min} \cup kf > f_{\max} \end{cases} \quad (6)$$

式中: w 为傅里叶分量所对应的频率, $f_{\min}$ 、 $f_{\max}$ 分别为最

小、最大截止频率。对速度 v 和位移 s 进行傅里叶逆变换即可得到时域内的速度与位移数据。

频域积分求取运动轨迹的过程会受到许多因素的影响,其中累积误差的影响最为显著^[20]。加速度信号的偏差扰动,经两次积分后被放大,对最终获取的轨迹数据造成严重干扰,并随时间增加而逐渐累积,轨迹数据会逐步偏离真实值,未经处理的数据误差可能会呈指数式增长,最后出现严重的轨迹失真。

1.2 基于多项式的累积误差修正

根据物体运动的物理性质和边界条件可知,起始时刻的速度与加速度值均为 0,以此为条件可以建立多项式误差修正模型对累积误差进行补偿修正。文献[21]提出,可以用二阶或一阶多项式修正速度、位移波形,同时解决频域积分后速度、位移起点不为 0 的问题。二阶多项修正公式为:

$$v_c(t) = v(t) + b_1 t^2 + b_2 t + b_3 \tag{7}$$

$$x_c(t) = x(t) + \frac{b_1}{3} t^3 + \frac{b_2}{2} t^2 + b_3 t + b_4 \tag{8}$$

式中: $v_c(t)$ 、 $x_c(t)$ 分别为经修正后 t 时刻的速度和位移, $v(t)$ 、 $x(t)$ 分别为经积分后得出的未经修正的速度和位移, b_1 、 b_2 、 b_3 、 b_4 为多项式系数。

已知初始时刻的速度和位移以及末位速度,约束条件数目不足,不能使用二阶多项式求解,因此选用一阶多项式进行拟合:

$$v_c(t) = v(t) + b_1 t + b_2 \tag{9}$$

$$x_c(t) = x(t) + \frac{b_1}{2} t^2 + b_2 t + b_3 \tag{10}$$

由未经修正的原始波形数据可以得到数据 $v(0)$ 、 $v(T)$ 、 $x(0)$, 结合已知条件 $v_c(0) = 0$ 、 $x_c(0) = 0$ 、 $v_c(T) = 0$,代入上式可得 b_1 、 b_2 、 b_3 , 进而可得速度和位移修正公式:

$$v_c(t) = v(t) + \frac{1}{T} [v(0) - v(T)] - v(0) \tag{11}$$

$$x_c(t) = x(t) + \frac{1}{2T} [v(0) - v(T)] t^2 - v(0) t - x(0) \tag{12}$$

基于多项式的累积误差修正算法能够有效解决初始时刻速度与位移不为零的问题,但并不能修正其它理论值为零而实际非零的数据;随着时间增加,异常数据与多项式中的时间项乘积增大导致累积误差增大。因此,仅使用多项式修正算法仍不能有效解决累计误差问题,需引入其它算法共同作用,从而提高轨迹跟踪精度。

1.3 基于零值约束的累积误差修正

考虑到人体上肢运动具有边界性,在运动过程必然呈现断续性,出现加速度或速度为 0 的点,根据这一特性形成了零值约束算法,将理论应为 0 的数据,人为修正,提高轨迹跟踪精度^[22]。

对于加速度数据,为避免数据小幅抖动造成累积误差,设定加速度阈值。当数据维持在低位且变化率较低时,认为传感器处在静止状态或匀速直线运动状态,此时其加速度应为 0。

$$a_{corrected} = \begin{cases} 0, & a_c < a_{limit} \cap \dot{a}_c < \dot{a}_{limit} \\ a_c, & a_c \geq a_{limit} \cup \dot{a}_c \geq \dot{a}_{limit} \end{cases} \tag{13}$$

对于速度数据,同样设定阈值,当某时刻速度值处于低位且加速度较小时,认为传感器处于静止状态,此时速度值应为 0。

$$v_{corrected} = \begin{cases} 0, & v_c < v_{limit} \cap a_c < a_{limit} \\ v_c, & v_c \geq v_{limit} \cup a_c \geq a_{limit} \end{cases} \tag{14}$$

同理,对于位移数据,当某时刻速度值处于低位且加速度较小时,位移值应较上一时刻保持不变。

$$x_{corrected} = \begin{cases} x_c(t-1), & v_c < v_{limit} \cap a_c < a_{limit} \\ x_c(t), & v_c \geq v_{limit} \cup a_c \geq a_{limit} \end{cases} \tag{15}$$

2 基于 Kinect 的上肢运动轨迹跟踪

2.1 深度信息获取与目标跟踪

基于 Kinect 传感器实现骨骼框架目标跟踪,依赖于深度摄像头获取的深度图像信息。深度图像中每个像素点的灰度值是指空间内的各点相对于摄像头的距离^[23]。Kinect V1 采用以结构光为基础进行改进后的光编码技术获得物体的深度信息,即利用连续光(近红外线)对测量空间进行编码,经感应器读取编码的光线,由晶片运算进行解码后,产生具有深度信息的图像^[24]。Kinect V2 则采用更为先进的飞行时间(time of flight, TOF)技术,通过发射红外脉冲,计算发射接收红外线的时间差或相位差来计算深度距离^[25]。Kinect V1 与 V2 的性能对比如表 1 所示。

表 1 Kinect V1 和 V2 性能对比
Table 1 Kinect V1 and V2 performance comparison

性能指标	Kinect V1	Kinect V2
RGB 摄像头分辨率/pixel	600×800	1 920×1 080
RGB 摄像头帧率/FPS	30	30
深度摄像头分辨率/pixel	320×240	512×424
深度摄像头帧率/FPS	30	30
最大检测任务数量/人	6	6
检测关节数目/(关节数/人)	20	25
检测范围/m	0.8~4.0	0.5~4.5
水平深度视场/(°)	57	70
垂直深度视场/(°)	43	60

获取深度信息后,通过图像处理与机器学习相关算法,完成前景分割,部位识别和关节识别,建立关节的三维坐标系,实现骨骼框架跟踪。

骨架跟踪精度、稳定性与深度图像的成像质量密切相关。表面材质影响红外光反射、环境遮挡阴影等因素会造成深度图像信息损失^[16],为减小因客观条件限制造成的深度信息丢失对成像质量以及后续骨骼运动跟踪的影响,需要对丢失的深度信息进行修复。

2.2 基于变参数像素滤波器的深度图像修复算法

针对深度图像的修复应尽量降低对其它像素位置深度值的影响,减少图像中深度值为0的像素点,并赋予该位置更加准确可靠的深度像素值。

传统的图像噪点去除算法以滤波类为主,如均值滤波、高斯滤波、双边滤波等,但修复效果并不理想,主要缺点体现在两方面:1)仅能对偶发、较为孤立的损失噪点进行修复,对大面积、尤其是物体边缘连接成片的损失噪点修复效果较差;2)传统滤波算法需要对滤波器区域内的所有像素点的深度值都进行修改,改变了正常成像区域的深度值。因此,本文基于变参数像素滤波器修复深度图像,实现对0像素数据损失区域的有效增强。

像素滤波是一种基于空间相关性的修复方法,为最大程度的保持原始图像信息,像素滤波器算法只选择矩阵中深度值为零的信息损失点作为候选像素点进行处理,其核心思想是通过双层滤波器判断候选像素点周围邻域情况,以此估计候选像素的深度值^[15],其原理如图1所示。

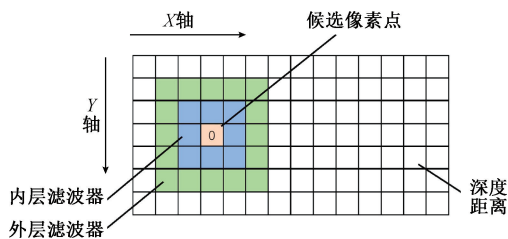


图1 像素滤波器原理

Fig. 1 Schematic diagram of pixel filter

以候选像素为中心,定义两重滤波区域,即内层滤波器和外层滤波器,对内外层滤波器分别设定动作阈值。依次遍历统计内层滤波器和外层滤波器的非零像素数目,与各自设定的阈值比较,若内层或外层滤波器中非零像素数目大于阈值,则计算外层滤波器中所有非零像素深度值的众数,赋值给候选像素作为该像素点修复后的深度值;否则该像素深度值保持不变。

$$S(u, v) =$$

$$\begin{cases} D(u, v), & D(u, v) \neq 0 \\ 0, & D(u, v) = 0 \cap (n_1 < T_1) \cap (n_2 < T_2) \\ M, & D(u, v) = 0 \cap (n_1 \geq T_1) \cup (n_2 \geq T_2) \end{cases} \quad (16)$$

式中: $D(u, v)$ 为候选像素点的原始深度值, $S(u, v)$ 为经滤波处理后的深度值, n_1 和 n_2 分别为内、外层滤波器中的非零像素数目, T_1 和 T_2 为设定的内、外层滤波器动作阈值, M 为外层滤波器中非零像素深度值的众数。

像素滤波算法需要定义两个参数:1)内、外层滤波器大小;2)内、外层滤波器阈值。较大的滤波器能够评估更多的非零深度有效信息,修复效果较好,但其所需计算量大,影响算法实时性;阈值越小,其对图像修复能力就越强,但同样会带来所需计算量升高的问题。

为平衡深度图像修复效果和算法的计算时间,可在图像分辨率范围内设定一个区域范围,在区域内设置相对较大的内层、外层滤波器大小,相对较低的滤波器动作阈值,追求更好的深度图像修复效果;在区域外设置相对较小的内、外层滤波器大小,相对较高的滤波器动作阈值,追求更快的算法处理速度,如图2所示^[26]。

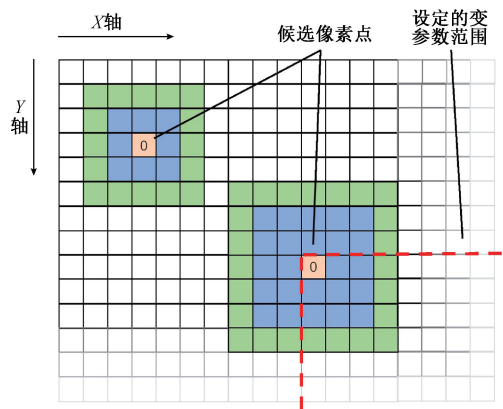


图2 不同成像区域通过变参数设置不同大小的滤波器

Fig. 2 Different imaging areas with different size filters through variable parameters

3 轨迹融合

Kinect 跟踪运动轨迹时,受运动时产生的遮挡影响,轨迹数据会有丢失、跳变等情况发生,惯性传感器会因累积误差等问题出现数据失效。为提高轨迹跟踪的精度与稳定性,需要对传感器所测得的轨迹数据进行融合。

3.1 传感器数据频率对齐

Kinect 传感器与惯性传感器数据输出频率并不相同, Kinect 和惯性传感器的量测可能无法同时到达。为方便后续的轨迹数据融合工作,需将 Kinect 传感器与惯性传感器解算出的轨迹数据频率对齐。

文献[27]提出了一种基于事件触发机制的位置滤波器。借助其事件触发原理,以惯性传感器两次轨迹数据到达作为触发事件的开始与结尾,进行轨迹数据频率对齐,同时以第二次惯性传感器轨迹数据到达作为新一次事件的开始。

进行频率对齐的轨迹数据为两个惯性传感器数据及其中间的 Kinect 传感器数据,由于其中的时间间隔极小,为减小系统的计算成本,选择较为简单的线性插值进行数据对齐。

$$x_2 = x_1 \frac{t_3 - t_2}{t_3 - t_1} + x_3 \frac{t_2 - t_1}{t_3 - t_1} \quad (17)$$

式中: x_1, x_3 为 t_1, t_3 时刻的惯性传感器轨迹数据, t_2 为 Kinect 轨迹数据接收时刻, x_2 为插值后的 t_2 时刻惯性传感器轨迹数据。此时惯性传感器与 Kinect 传感器数据在 t_2 时刻实现了频率对齐。

3.2 置信距离与异常轨迹数据处理

文献[28]提出了一种基于置信距离的传感器数据有效性判断方法。采用 SPSS 软件对轨迹数据进行正态性检验,两传感器的小段连续轨迹数据符合正态分布,置信距离为^[29]:

$$d_{ij} = 2 \left| \int_{x_i}^{x_j} p(x | x_i) dx \right| \quad (18)$$

$$d_{ji} = 2 \left| \int_{x_j}^{x_i} p(x | x_j) dx \right| \quad (19)$$

其中,

$$p(x | x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_i}{\sigma_i}\right)^2} \quad (20)$$

$$p(x | x_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_j}{\sigma_j}\right)^2} \quad (21)$$

式中: x_i, x_j 分别为惯性传感器与 Kinect 传感器的轨迹数据观测值; σ_i, σ_j 分别为 x_i, x_j 与相邻数据计算得到的标准差; d_{ij} 为两传感器测得轨迹数据的置信距离测度,反映了观测值 x_i, x_j 之间的偏差程度。

根据置信距离矩阵内元素数值,人为设定阈值换算关系矩阵 $\mathbf{R}$,来判别数据是否互相支持。文献[30]提出了一种使用椭圆曲线来确定矩阵 $\mathbf{R}$ 的方法。为求取 $\mathbf{R}$ 中元素,即传感器 j 数据对传感器 i 数据的支持度 r_{ij} ,设定 3 个判断阈值 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$, 有如下关系:

$$r_{ij} = \begin{cases} 0, & d_{ij} \geq \varepsilon_2 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{d_{ij} - \varepsilon}{\varepsilon_2 - \varepsilon} \right)^{\frac{1}{2}}, & \varepsilon < d_{ij} < \varepsilon_2 \\ \frac{1}{2}, & d_{ij} = \varepsilon \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \left(\frac{\varepsilon - d_{ij}}{\varepsilon - \varepsilon_1} \right)^{\frac{1}{2}}, & \varepsilon_1 < d_{ij} < \varepsilon \\ 1, & d_{ij} \leq \varepsilon_1 \end{cases} \quad (22)$$

r_{ij} 越大,认为两传感器数据相容性越好;反之,则认为相容性越差。当发生遮挡, Kinect 跟踪的轨迹数据出现丢失、跳动等问题,其支持程度 r_{ij} 降低,系统使用惯性传感器数据代替此段的融合数据。而遮挡结束后, Kinect 传感器继续对运动位置进行跟踪,轨迹数据与惯性传感器轨迹数据继续进行融合。同理,惯性传感器因累积误差出现数据失效时,采取相同方法处理。

3.3 基于贝叶斯估计的轨迹数据融合

贝叶斯统计理论的优势是其对先验知识进行了充分的利用,将每一次检验过程动态地看作对先验知识不断修正的过程^[31]。对于两传感器测量得到的轨迹数据,被测参数的条件概率密度函数:

$$p(\mu | x_1, x_2) = \frac{p(\mu, x_1, x_2)}{p(x_1, x_2)} \quad (23)$$

式中: μ 为测量均值,服从正态分布 $N(\mu_0, \sigma_0^2)$; 轨迹数据 x_k 同样服从正态分布 $N(\mu, \sigma_k^2)$, 由此可得:

$$p(\mu | x_1, x_2) = \frac{\varphi(\mu_0, \sigma_0^2)(\mu) \prod_{k=1}^2 \varphi(\mu, \sigma_k^2)(x_k)}{p(x_1, x_2)} \quad (24)$$

式中:

$$\varphi(\mu_0, \sigma_0^2)(\mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\mu-\mu_0}{\sigma_0}\right)^2}$$

$$\varphi(\mu_0, \sigma_k^2)(x_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_k-\mu}{\sigma_k}\right)^2}$$

又 $p(\mu | x_1, x_2)$ 服从正态分布 $N(\mu_N, \sigma_N^2)$, 继而可以得出融合结果 μ_N 。

$$\mu_N = \frac{\sum_{k=1}^2 \frac{x_k}{\sigma_k^2} + \frac{\mu_0}{\sigma_0^2}}{\sum_{k=1}^2 \frac{1}{\sigma_k^2} + \frac{1}{\sigma_0^2}} \quad (25)$$

4 实验研究与讨论

4.1 惯性传感器运动轨迹跟踪实验

惯性传感器轨迹跟踪实验如图 3 所示。将惯性传感器置于平面后沿 X 轴方向移动 300 mm, 在移动前半段传感器做加速运动, 在移动后半段传感器做减速运动, 同时在移动前与移动后均静止一段时间。

将零值约束修正算法引入传感器运动实验, 结合基于多项式的累积误差修正算法共同对累积误差问题进行处理, 分别对比效果, 实验结果如图 4、5 所示。

通过对比实验可以看出, 零值约束算法与基于多项式的误差修正算法共同作用能够有效地降低累积

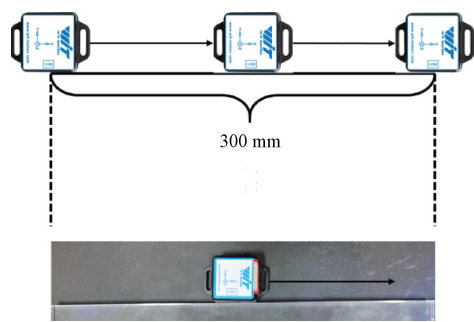


图 3 惯性传感器运动轨迹跟踪实验

Fig. 3 Experiment on motion tracking of inertial sensor

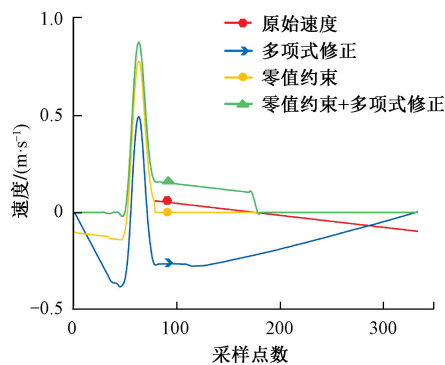


图 4 速度值的累积误差去除效果对比

Fig. 4 Cumulative error removal effect comparison of velocity values

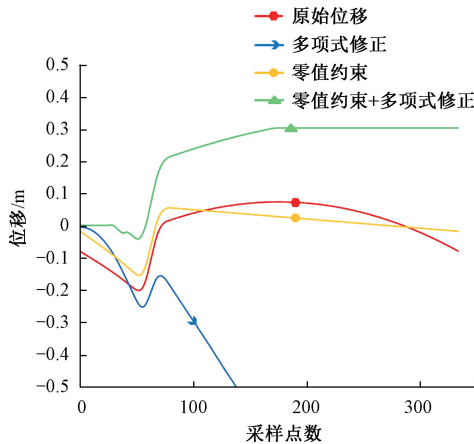


图 5 位移值的累积误差去除效果对比

Fig. 5 Cumulative error removal effect comparison of displacement values

误差对惯性传感器运动轨迹跟踪的影响。速度及位移数据能够在传感器静止时保持数值为 0,其数值随加速度、速度的变化而变化且符合物理理论规律。在数值方面,本实验中 X 轴位移稳定在最大值 307.8 mm 左右,与理论值 300 mm 十分接近,证明轨迹跟踪精度良好。

4.2 图像修复与人体骨骼跟踪实验

选择光线正常的室内环境,基于 Kinect V2 传感器获取原始深度图像,如图 6(a) 所示。图中深黑色部分为深度信息缺失形成的噪点。采用变参数像素滤波器对原始深度图像进行修复后的效果如图 6(b) 所示。修复后的图像与原始图像对比可以发现,由于遮挡阴影、物体表面反光等因素形成的深度信息损失点的数目明显减少,处在物体边缘的深度信息损失基本消失,图像更为清晰,取得了较为理想的深度图像修复效果。

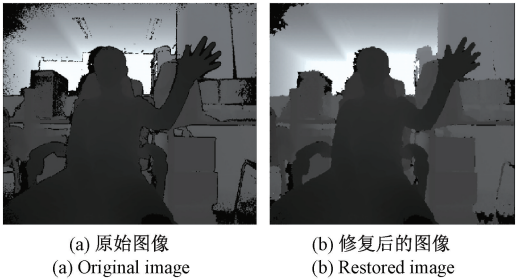


图 6 深度图像修复效果对比

Fig. 6 Comparison of depth image restoration effect

为更精确定量评价深度值修复效果,定义深度像素损失点数(式(26))、图像均方误差(式(27))评价图像的信息损失程度。其值越低代表着深度图像中因信息丢失导致的深度值为 0 的情况越少,深度图像修复越好。处理前后的评价指数如表 2 所示。

$$P = \sum S(u,v), S(u,v) = 0 \tag{26}$$

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{u=0}^{m-1} \sum_{v=0}^{n-1} [I(u,v) - K(u,v)]^2 \tag{27}$$

式中: P 为深度图像中深度值为 0 的像素点的数目, MSE 为图像的均方误差, $m \times n$ 为图像大小, I 与 K 为需要对比的两幅图像深度值矩阵。

表 2 深度图像修复评价指数对比
Table 2 Comparison of evaluation indexes of depth image restoration

处理方式	深度像素损失点数	图像均方误差
未处理	31 601	22.677
变参数像素滤波	15 363	3.067

分析处理深度图像的像素数据后,将人体图像区域由背景中分割开来,RGB 图像与深度图像结合提取出人体轮廓,并识别身体的不同部位、关节点,进而可得到人体骨架信息^[26]。图 7 为 Kinect 获取的人体骨骼跟踪图,可以看出 Kinect 能够较好地跟踪人体骨骼运动情况,实时输出无偏人体关节的空间位置坐标。

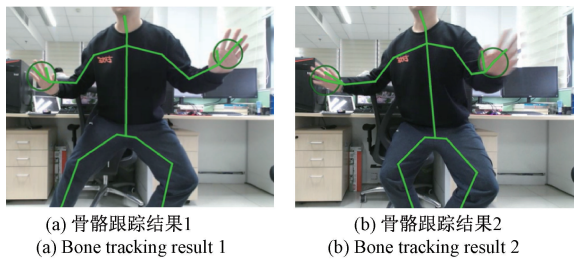


图7 人体骨骼跟踪实验
Fig. 7 Human bone tracking experiment

4.3 轨迹数据融合实验

以Z轴方向直线运动两传感器测得各位置点形成的轨迹数据为例进行融合实验,贝叶斯估计数据融合结果如图8所示。实验结果表明,通过贝叶斯估计的方法能够对两种传感器的轨迹数据结果进行有效融合。

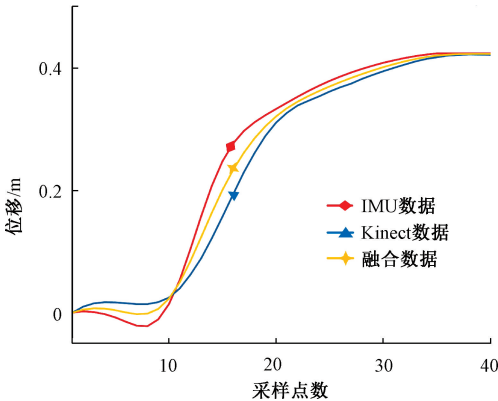


图8 轨迹数据融合
Fig. 8 Trajectory data fusion

以同样直线运动为例,当肢体运动中发生遮挡时,Kinect传感器位置点形成的轨迹数据发生异常(如图9中虚线方框内所示),系统使用惯性传感器数据代替融合

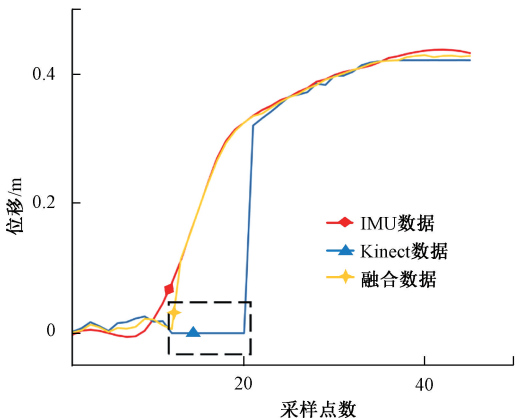


图9 遮挡情况下的轨迹数据融合
Fig. 9 Trajectory data fusion under occlusion

数据,以此消除肢体遮挡问题对轨迹跟踪带来的影响。实验结果表明,基于置信距离能够判断 Kinect 传感器出现异常数据,并由惯性传感器数据代替融合数据,增强了系统的轨迹跟踪精度与稳定性。

以腕部运动为例,进行轨迹跟踪实验,如图10所示。实验人员在腕部佩戴惯性传感器站立在 Kinect 传感器前,手臂伸直在竖直方向自然垂落,开始记录数据后手臂伸直向水平方向进行抬臂运动,由惯性传感器与 Kinect 传感器分别测算运动轨迹后进行数据融合,同时记录实际运动与计算结果的开始结束时间。

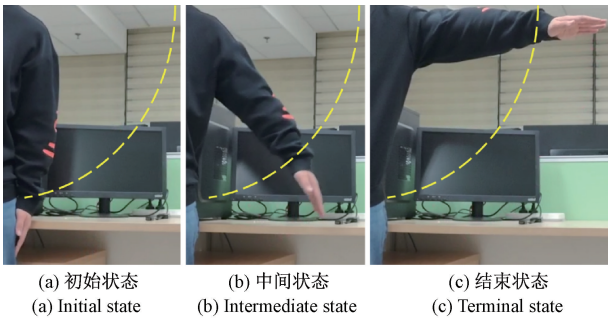


图10 腕部运动轨迹跟踪实验
Fig. 10 Wrist track tracking experiment

融合后的运动轨迹数据及其在YZ平面的投影如图11所示。可以看出,腕部运动三维空间轨迹符合实验人员的上肢运动几何关系。实验表明,基于贝叶斯估计的轨迹数据融合方法能够准确跟踪人体上肢运动。实际运动与计算结果的时间差为1.2s左右,实时性能够满足使用要求。

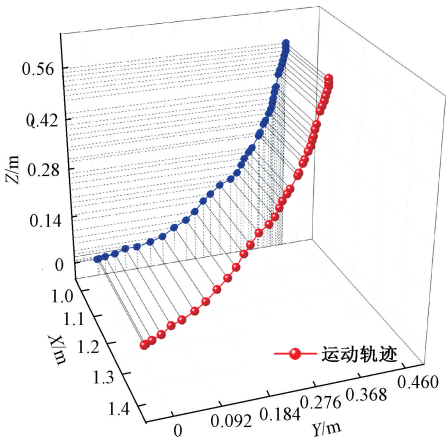


图11 三维空间运动轨迹
Fig. 11 The three-dimensional space trajectory

5 结 论

本文以脑卒中患者上肢康复训练为背景,开展运动轨迹跟踪相关研究。分别解决惯性传感器的累积误差问

题以及 Kinect 传感器的深度图像信息缺失问题,并进一步融合两种传感器的数据,获得稳定可靠的运动轨迹,实现患者在康复训练过程中的良好人机交互。主要结论如下:

1) 采用频域数值积分法获取传感器运动轨迹。深入分析误差成因,提出了零值约束与多项式补偿相结合的累积误差修正算法。通过惯性传感器运动实验,验证了该方法能够有效降低累积误差影响。

2) 为提高 Kinect 传感器的运动轨迹跟踪质量,针对深度信息损失问题,采用变参数像素滤波器算法对深度图像进行修复,提高了深度图像的成像质量,实现了基于 Kinect 传感器的上肢运动轨迹跟踪。

3) 针对单一传感器难以精确、稳定跟踪上肢运动轨迹的问题,通过置信距离判断处理 Kinect 传感器遮挡与惯性传感器累积误差等传感器数据异常情况,基于贝叶斯估计对轨迹数据进行融合,提高了轨迹跟踪的精度与稳定性。

本文主要面向上肢运动轨迹跟踪进行讨论,与下肢相比,上肢的关节更多,所产生的功能性组合动作更多也更具有难度,担负着很多技能型的精细活动;而下肢则相对简单很多,只需要抬腿迈步就可以,多为二维平面运动,在运动信息处理上更简单,因此该系统亦可用于下肢康复训练。由于 Kinect 传感器存在非视距问题,因此患者活动范围受限,同时惯性传感器易受电磁干扰,且必须固定在跟踪目标上,精度相对较低。后续可考虑其它类型传感器及组合,增强系统的实用性。

参考文献

- [1] 姜荣荣, 陈艳, 潘翠环. 脑卒中后上肢和手运动功能康复评定的研究进展[J]. 中国康复理论与实践, 2015, 21(10): 1173-1177.
JIANG R R, CHEN Y, PAN C H. Advance in assessment of upper limb and hand motor function in patients after stroke [J]. Chinese Journal of Rehabilitation Theory and Practice, 2015, 21(10): 1173-1177.
- [2] 杨启志, 曹电锋, 赵金海. 上肢康复机器人研究现状的分析[J]. 机器人, 2013, 35(5): 630-640.
YANG Q ZH, CAO D F, ZHAO J H. Analysis on state of the art of upper limb rehabilitation robots [J]. Robot, 2013, 35 (5): 630-640.
- [3] 唐心宇, 宋爱国. 人体姿态估计及在康复训练情景交互中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(11): 195-203.
TANG X Y, SONG AI G. Human pose estimation and its implementation in scenario interaction system of

- rehabilitation training [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39 (11): 195-203.
- [4] 谢平, 刘欢, 王磊磊, 等. 基于脑肌电反馈的虚拟康复训练系统设计[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1): 250-257.
XIE P, LIU H, WANG L L, et al. Design of virtual rehabilitation training system based on EEG and sEMG feedback [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1): 250-257.
- [5] 徐瑞, 李志才, 王雯婕, 等. 基于肌电的人机交互控制策略及其应用与挑战[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2): 1-11.
XU R, LI ZH C, WANG W J, et al. Human-computer interaction control strategies based on electromyography and their applications and challenges [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(2): 1-11.
- [6] 秦超龙, 宋爱国, 吴常铨, 等. 基于 Unity3D 与 Kinect 的康复训练机器人情景交互系统[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 530-536.
QIN CH L, SONG AI G, WU CH CH, et al. Scenario interaction system of rehabilitation training robot based on Unity3D and Kinect [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3): 530-536.
- [7] 程龙, 刘泽宇. 柔性触觉传感技术及其在医疗康复机器人的应用[J]. 控制与决策, 2022, 37(6): 1409-1432.
CHENG L, LIU Z Y. Flexible tactile sensing technology and its application in medical rehabilitation robots [J]. Control and Decision, 2022, 37(6): 1409-1432.
- [8] 王琦, 陈炜, PANOS M. 可穿戴传感系统在上肢康复中应用的研究与实践[J]. 中国康复理论与实践, 2016, 22(12): 1462-1466.
WANG Q, CHEN W, PANOS M. Application of wearable systems in upper extremity rehabilitation: Research and practice [J]. Chinese Journal of Rehabilitation Theory and Practice, 2016, 22 (12): 1462-1466.
- [9] LI J, WANG Z L, QIU S, et al. Study on horse-rider interaction based on body sensor network in competitive equestrian [J]. IEEE Trans Affect Comput, 2022, 13(1): 553-567.
- [10] 赵裕沛, 费飞, 杨德华, 等. 面向手部康复应用的数

- 据手套技术研究 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2415-2421.
- ZHAO Y P, FEI F, YANG D H, et al. Research on data glove for hand rehabilitation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10): 2415-2421.
- [11] 吴斌, 刘丽明, 薛婷, 等. 基于惯性传感器的上肢位置跟踪[J]. 测控技术, 2018, 37(6): 64-67, 71.
- WU B, LIU L M, XUE T, et al. Hand position tracking based on inertial sensors [J]. Measurement & Control Technology, 2018, 37(6): 64-67, 71.
- [12] BERG-HANSEN P, MOEN S M, AUSTENG A, et al. Sensor-based gait analyses of the six-minute walk test identify qualitative improvement in gait parameters of people with multiple sclerosis after rehabilitation [J]. Journal of Neurology, 2022, 269(7): 3723-3734.
- [13] 任明泉. 基于加速度传感器的运动物体轨迹检测系统的研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2013.
- REN M Q. An acceleration-sensor-based trajectory detection system of a moving object [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2013.
- [14] LEE S H, YEH S C, CUI J J, et al. Motor indicators for the assessment of frozen shoulder rehabilitation via a virtual reality training system [J]. Electronics, 2021, 10(6): 740.
- [15] 刘继忠, 吴文虎, 程承, 等. 基于像素滤波和中值滤波的深度图像修复方法 [J]. 光电子·激光, 2018, 29(5): 539-544.
- LIU J ZH, WU W H, CHENG CH, et al. Depth image inpainting method based on pixel filtering and median filtering [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2018, 29(5): 539-544.
- [16] 胡天佑, 彭宗举, 焦任直, 等. 基于超像素分割的深度图像修复算法 [J]. 光电子·激光, 2016, 27(10): 1120-1128.
- HU T Y, PENG Z J, JIAO R ZH, et al. Depth map inpainting algorithm based on superpixel segmentation [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2016, 27(10): 1120-1128.
- [17] 徐诚, 何杰, 张晓彤, 等. IMU/TOA 融合人体运动追踪性能评估方法 [J]. 电子学报, 2019, 47(8): 1748-1754.
- XU CH, HE J, ZHANG X T, et al. Human motion tracking performance evaluation method based on IMU/TOA fusion [J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(8): 1748-1754.
- [18] TAO Y Q, HU H S, ZHOU H Y. Integration of vision and inertial sensors for 3D arm motion tracking in home-based rehabilitation [J]. Int J Robot Res, 2007, 26(6): 607-624.
- [19] BRANDT A, BRINCKER R. Integrating time signals in frequency domain-Comparison with time domain integration [J]. Measurement, 2014, 58: 511-519.
- [20] 王一杰. 基于惯性传感器的人体姿态分析与识别关键技术的研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- WANG Y J. Research on key technologies of human posture analysis and recognition based on inertial measurement [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.
- [21] GAO J, WEBB P, GINDY N. Error reduction for an inertial-sensor-based dynamic parallel kinematic machine positioning system [J]. Meas Sci Technol, 2003, 14(5): 543-550.
- [22] BANG W C, CHANG W, KANG K H, et al. Self-contained spatial input device for wearable computers [C]. Seventh IEEE International Symposium on Wearable Computers, 2003, IEEE Computer Society, 2003: 26-26.
- [23] WANG C, ZHU Z Y, CHAN S C, et al. Real-time depth image acquisition and restoration for image based rendering and processing systems [J]. Journal of Signal Process Syst Signal Image Video Technol, 2015, 79(1): 1-18.
- [24] HONG S, SAAVEDRA G, MARTINEZ-CORRAL M. Full parallax three-dimensional display from Kinect v1 and v2 [J]. Optical Engineering, 2017, 56(4): 41305-41305.
- [25] CORTI A, GIANCOLA S, MAINETTI G, et al. A metrological characterization of the Kinect V2 time-of-flight camera [J]. Robot Auton Syst, 2016, 75: 584-594.
- [26] 张岱岩. 基于轨迹跟踪的上肢康复交互训练系统研究 [D]. 济南: 山东大学, 2022.
- ZHANG D Y. Research on interactive training system of upper limb rehabilitation based on trajectory tracking [D]. Ji'nan: Shandong University, 2022.

- [27] 何百岳. 基于惯性和视觉传感器的人体上肢位姿估计研究 [D]. 杭州: 浙江工业大学, 2020.
- HE B Y. Human upper limb pose estimation based on inertia and vision sensors [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2020.
- [28] 陈晓龙, 王家礼, 孙璐, 等. 一种基于贝叶斯估计的多传感器测量数据融合方法 [C]. 第十九届测控、计量、仪器仪表学术年会 (MCMI'2009) 论文集, 2009: 469-472.
- CHEN X L, WANG J L, SUN L, et al. A multi-sensor measurement data fusion method based on Bayesian estimation [C]. The 19th Annual Meeting of Proceedings of the on Measurement, Measurement and Instrumentation (MCMI'2009), 2009:469-472.
- [29] USTER H, LOVE R F. Formulation of confidence intervals for estimated actual distances [J]. European Journal of Operational Research, 2003, 151 (3): 586-601.
- [30] 王威, 周军红, 王润生. 多传感器数据融合的一种方法 [J]. 传感器技术, 2003(9): 39-41.
- WANG W, ZHOU J H, WANG R SH. A method of multisensor data fusion [J]. Sensor Technology, 2003(9): 39-41.
- [31] 孙振东. 面向多源数据融合的贝叶斯估计方法 [J].

齐鲁工业大学学报, 2018, 32(1): 73-76.

SUN ZH D. Multi-source data fusion oriented bayesian estimation method research [J]. Journal of Qilu University of Technology, 2018, 32 (1): 73-76.

作者简介



尹相国, 2021 年于中国石油大学 (华东) 获得硕士学位, 现为山东大学博士研究生, 主要研究方向为上肢康复机器人。

E-mail: xgy_upc@163.com

Yin Xiangguo received his M.Sc. degree from China University of Petroleum (East China) in 2021. He is currently a Ph.D. candidate at Shandong University. His main research interest is upper limb rehabilitation robot.



林明星 (通信作者), 1999 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为山东大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为机电一体化。

E-mail: mxlin@sdu.edu.cn

Lin Mingxing (Corresponding author) received his Ph.D. degree from China University of Mining and Technology in 1999. He is currently a professor and a Ph.D. advisor at Shandong University. His main research interest is mechatronics technology.