

doi: 10.3969/j.issn.1005-3026.2017.01.006

一种新的羽毛球拍挥拍轨迹识别方法

崔婀娜^{1,2}, 陈星池¹, 赵海¹, 李晗¹

(1. 东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169; 2. 沈阳大学 信息工程学院, 辽宁 沈阳 110044)

摘 要: 为了更加精确地识别羽毛球拍的运动轨迹, 提出一种多传感器融合的挥拍轨迹识别方法 (TRM, trajectory recognition method). 使用放置在球拍拍柄底部的智能设备进行数据采集, 该设备由加速度计、陀螺仪和磁力计的多传感器组成. 首先, 使用加速度计和磁力计对陀螺仪进行修正, 改进基于卡尔曼滤波器的四元数姿态解算精度并得到姿态角. 其次, 使用旋转矩阵去除加速度的重力分量, 再对加速度数据进行频域数值积分得到速度和位移, 采用最小二乘拟合多项式剔除数值积分过程中产生的累积误差. 最后, 结合姿态角、速度和位移, 识别出挥拍轨迹. 实验结果表明, 提出的 TRM 具有良好的有效性. 与传统时域积分轨迹识别方法相比, TRM 的挥拍轨迹识别率更高. TRM 可以更准确地进行羽毛球拍运动轨迹识别.

关 键 词: 羽毛球拍; 智能设备; 多传感器; 姿态解算; 挥拍轨迹识别

中图分类号: TP 391.97 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2017)01-0027-05

A Novel Swing Trajectory Recognition Method for Badminton Racket

CUI E-nuo^{1,2}, CHEN Xing-chi¹, ZHAO Hai¹, LI Han¹

(1. School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 2. School of Information Engineering, Shenyang University, Shenyang 110044, China. Corresponding author: CHEN Xing-chi, E-mail: chenxingchi999@126.com)

Abstract: A novel trajectory recognition method (TRM) using multi-sensor fusion was proposed to extract the motion trajectory of badminton racket more accurately. The smart device was placed in the bottom of the handle of the racket, which was composed of accelerometer, magnetometer and gyroscope. Firstly, the date of gyroscope was optimized by accelerometer and magnetometer. By combining gyroscope error, the attitude angle of trajectory could be obtained using TRM. Then the speed and the displacement were calculated by frequency domain integral of acceleration data. The accumulated error of frequency domain integral is removed by the least squares fitting method. Finally, the trajectory was identified by attitude angle, the speed and the displacement. Multiple experimental results show that the validity of TRM is great. Compared with the traditional time domain integral trajectory recognition method, the identification accuracy of TRM is higher. TRM can recognize the trajectory of badminton racket more accurately.

Key words: badminton racket; smart device; multi-sensor; attitude algorithm; swing trajectory recognition

羽毛球运动是一项技术主导型体育竞技运动, 具有对抗性强、运动姿态灵活度高等特点. 挥拍动作具有灵活性高、重复性弱的特点, 从而导致运动员无法客观衡量自己每次挥拍动作的技术特点, 只能靠大规模重复动作, 自己领悟技术要领.

现有羽毛球挥拍轨迹识别主要采用计算机视觉技术. 比如, 使用三维高速摄像机^[1]记录运动员具体挥拍动作, 并根据视频内容计算相关技术

参数. 或通过普通摄像机获得运动员动作, 并采用马尔科夫链随机场图对运动员动作进行识别与预测^[2]. 因此, 本文采用一种价格低廉、算法简单、安装方便的智能设备(由加速度计、陀螺仪和磁力计组成)辅助日常羽毛球训练.

使用智能设备进行挥拍轨迹识别, 需要解决球拍空中姿态解算和球拍位移计算的问题. 羽毛球挥拍动作属于三维空间姿态, 而陀螺仪漂移、加速度计和磁力计的低频响应^[3]、地球重力加速度的存在影响姿态解算精度. 为了消除重力干扰, Faber 等^[4]使用一种剩余矩阵的方法在平稳运动过程中, 将偏航角误差减少到 2° 以内. 而对于挥拍轨迹识别的另一重点位移计算来说, 有学者通过在鞋尖内置惯性传感器, 对步行位移进行 2D 轨迹估计^[5]. 现有研究表明, 二维空间内, 轨迹误差可以控制在 10% 以内. 通过多个位置布置传感器, 垂直位移误差可以达到 30%^[6]. 在羽毛球运动中, 通过在身体不同部位放置传感器, 可以识别多种羽毛球挥拍动作, 但并无挥拍轨迹识别计算.

羽毛球运动中的挥拍动作具有姿态转动的变加速运动特点, 导致偏航角动态解算误差增大, 从而对后续挥拍轨迹识别计算造成更大累积误差. 因此, 本文提出一种多传感器融合的挥拍轨迹识别方法 TRM. 该方法使用具有多传感器的智能设备采集挥拍过程中的传感器数据, 实现高精度挥拍轨迹识别. 通过多次实物实验, 验证了本文算法的有效性和高轨迹识别精度.

1 挥拍轨迹的姿态角估计

本文通过增加陀螺仪误差作为系统的状态变量和增加加速度计与磁力计计算的姿态角作为观测量输入, 使得输出的姿态角更为精确和稳定, 得到改进基于卡尔曼滤波器的四元数姿态解算算法.

把陀螺仪观测量和姿态角作为观测量, 更新状态变量, 建立系统观测方程:

$$\dot{\mathbf{Z}} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{R}, \quad (1)$$

$$\mathbf{Z} = [w_x, w_y, w_z, \varphi_{\text{roll}}, \theta_{\text{pitch}}, \psi_{\text{yaw}}]. \quad (2)$$

其中: w_x, w_y, w_z 为由陀螺仪观测量; \mathbf{R} 为测量的噪声; φ_{roll} 表示横滚角; θ_{pitch} 表示俯仰角; ψ_{yaw} 表示偏航角, 它们组成一组姿态角. 采用椭圆拟合校正加速度计和磁力计数据, 得到系统观测量输入.

在四元数解算的基础上增加了陀螺仪的漂移误差 b , 误差估计与修正均由卡尔曼滤波器^[7]给出. 系统建立状态方程:

$$\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{Q}_k, \quad (3)$$

$$\mathbf{X} = [q_0, q_1, q_2, q_3, b_x, b_y, b_z]^T. \quad (4)$$

其中: \mathbf{A} 为由陀螺仪偏导数求得的系统系数矩阵; \mathbf{Q}_k 为系统的过程协方差, 即系统过程噪声对应的协方差; q_0, q_1, q_2, q_3 为四元数; b_x, b_y, b_z 为陀螺仪三个轴向误差.

在状态方程和观测方程中, 实现对陀螺仪误差的修正. 采用卡尔曼滤波器来估计球拍的姿态变化, 并通过卡尔曼滤波器解算出修正四元数, 最终求解出球拍的姿态角. 由于陀螺仪的采样数据在球拍变加速挥拍过程中产生抖动误差, 导致状态变量 \mathbf{X} 中的陀螺仪误差失真, 本文采用加速度计与磁力计对陀螺仪的误差进行估计和修正, 经过卡尔曼滤波处理后, 取此时的四元数解算球拍的姿态角.

2 频域数值积分轨迹计算

2.1 频域数值积分

频域的积分原理就是将原始信号做傅里叶变换后, 对频域信号进行积分处理, 从而得到相应频谱, 再经过傅里叶逆变换进行时域信息还原.

在加速度计数据采样过程中, 球拍的持续运动和空中反转, 会在加速度计的 3 个轴向上产生重力分量. 为了避免重力分量对后续数值积分的影响^[8], 本文通过旋转矩阵方法进行重力分量去除.

将提纯后加速度信号进行傅里叶变换, 再对变换后的加速度信号在频域内做两次积分可得速度 v 和位移 s :

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

$$s(n) = -\frac{I}{w} = \sum_{k=0}^{N-1} \frac{H(f)}{-(2\pi kf)^2} A_n e^{-2j\pi f \frac{n}{N}}. \quad (6)$$

式中: w 为傅里叶分量所对应的频率; f_{\min} 和 f_{\max} 为最小截止频率和最大截止频率; $H(f)$ 为频率响应函数, f 为频率, 当 $f \in (f_{\min}, f_{\max})$ 时, $H(f) = 1$, 否则 $H(f) = 0$. 对速度 v 和位移 s 做傅里叶逆变换即可得到时域内的速度与位移信号. 频域积分的误差主要来源于低频, 本文结合 MPU6050 器件手册和多次实验分析, 选取最小截止频率为 100 Hz.

2.2 积分累积误差处理

本文采用最小二乘法拟合多项式算法对位移计算的累积误差进行处理. 由于每个位移数据都是根据前一次积分得到的, 趋势项的存在产生积分后误差, 而积分的累积误差导致后续轨迹失真变大.

设积分后的速度为 $v_i (i=0, 1, 2, \dots, n)$, 时间为 t , 假设存在多项式 $f(t)$ 与 v_i 之间存在均方差

之和最小值,则有

$$f(t) = \sum_{k=0}^m p_k t^k \in \Psi. \quad (7)$$

其中: p_k 为多项式系数; Ψ 为函数集合, 它包含所有次数不超过 m ($m < n$) 的多项式. 由上述假设关系可得

$$I = \sum_{i=0}^{n-1} [v_i - f(t_i)]^2 = \min. \quad (8)$$

根据最小二乘法, I 能否取得最小值完全取决于多项式系数 p_k 的取值, 由元函数的极值条件可知

$$\frac{\partial I}{\partial p_j} = 2 \sum_{i=0}^{n-1} [v_i - \sum_{k=0}^m p_k (t_i^k)] t_i^j = 0 \quad (j = 0, 1, 2, \dots, m). \quad (9)$$

此时, I 能够取得最小值, 通过矩阵运算可以求解系数 p_k , 进而通过拟合多项式 $f(t)$ 消除趋势项, 如式(10)所示:

$$\hat{v} = v_i - f(t). \quad (10)$$

同理, 在经过第二次数值积分后所产生的趋势项也可以通过该方法去除.

3 多传感器轨迹识别方法

本文提出的多传感器融合挥拍轨迹识别方法 TRM, 采用空间坐标的形式进行三维轨迹计算, 结合拍体姿态角进行挥拍轨迹空间描述. 选定初始点为直角坐标系原点, 分别对 x, y, z 三轴的加速度 (a_x, a_y, a_z) 做累积积分即可得到 x, y, z 三轴的位移量 (s_x, s_y, s_z), 每个采样点的位移量即可构成一组空间坐标, 这样挥拍的三维轨迹就以坐标的形式呈现在空间中.

羽毛球拍挥拍轨迹识别需要 5 个要素, 包括球拍空中运动 3 个方向的角度, 即姿态角、球拍挥拍速度和挥拍位移.

首先, 将通过传感器采集图 1 中的 1~3 模块的陀螺仪信号、磁力计信号和加速度信号, 并提供给改进基于卡尔曼滤波器的四元素姿态解算算法进行姿态解算, 得到球拍空中 3 个姿态角 $\varphi_{\text{roll}}, \theta_{\text{pitch}}, \psi_{\text{yaw}}$. 其中, 姿态解算过程中使用陀螺仪观测值与加速度计和磁力计估计得到的姿态角共同作为观测方程参数, 使用四元数和陀螺仪误差共同作为状态方程参数. 再使用卡尔曼滤波器进行姿态角的计算, 从而减少挥拍过程中产生的陀螺仪误差, 达到误差修正的目的.

其次, 如图 1 所示, 对加速度信号进行频域数值积分轨迹计算. 包括去除 3 个轴向的重力分量的加速度信号提纯; 对提纯后加速度信号进行频域积分, 一次积分得到挥拍速度参数, 二次积分得

到挥拍位移参数; 对频域积分过程中的累积误差使用最小二乘多项式的方法进行处理, 以减少轨迹误差. 最后, 通过球拍姿态角、速度和位移得到羽毛球拍挥拍动作的三维空间轨迹.

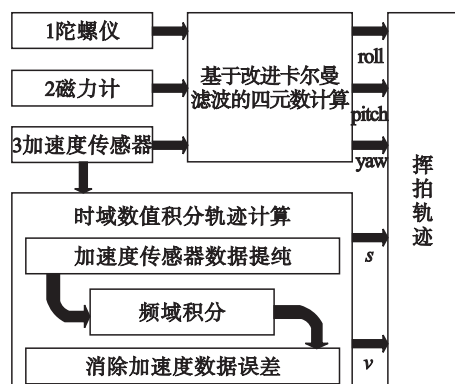


图 1 挥拍轨迹识别方法

Fig. 1 Swing trajectory recognition method

4 实验与分析

4.1 实验设备与坐标描述

为了不破坏球拍原有平衡点, 将智能设备固定于球拍拍柄底部, 智能设备如图 2 虚线方框中所示. 选用全碳钢球拍, 质量为 81.5 g (包括智能设备). 智能设备包括集成加速度计和陀螺仪的 MPU6050 芯片模块及 HMC5883 磁力计芯片模块. 智能设备的采样频率为 100 Hz.

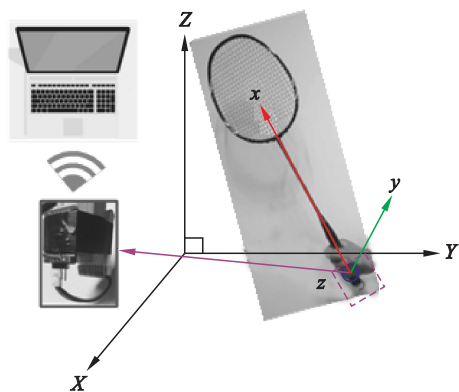


图 2 实验设备组成与坐标

Fig. 2 Composition of experimental equipment and the coordinate

如图 2 所示, 球拍坐标与世界坐标关系图. 图 2 中, 世界坐标用 X, Y, Z 表示. 沿拍底指向拍头方向为球拍 x 轴, 以拍体为中心, y 轴垂直向内, z 轴垂直向外. 智能设备放置在球拍尾部, 通过蓝牙将数据传输给电脑, 在电脑端进行数据存储和球拍轨迹识别的计算.

4.2 轨迹识别有效性验证

测试者使用 4.1 节中的实验设备, 分别做正

手高远球和反手挑球动作(正反手经典动作),以验证 TRM 方法的有效性. 每种动作分为两种速度,一种为匀速,一种为变加速. 如图 3 所示,从左至右分别为正手高远球和反手挑球动作.



图 3 TRM 挥拍轨迹识别结果
Fig. 3 Results of TRM

轨迹识别的有效性验证共进行 4 组实验,每组实验重复 25 次. 本文采用有效率对每组实验进行有效性评价,有效率 η 公式为

$$\eta = \frac{A_i}{B} \times 100\% .$$

(11)

其中: A_i 为识别出动作与测试者所做动作一致的次数; $B=25$ 为总测试次数.

表 1 为有效性验证对照表. 该表按照不同挥拍类型和不同挥拍速度共分为 4 种条件验证. 根据表 1 所示,匀速条件下的正手高远球和反手挑球有效率均为 96.00%,变加速条件下的正手高远球和反手挑球有效率分别为 92.00% 和 90.00%. 变加速条件下挥拍动作容易失真,智能设备识别出的轨迹与测试者实际挥拍轨迹有一定差距,特别是反手动作,陀螺仪在变加速转向时计算不够精准. 而在匀速挥拍过程中,轨迹估计相对稳定,有效率均高达 96.00%. 其中,4 种条件下的 100 次挥拍实验有效率均值为 93.00%,从而说明本文提出的 TRM 对羽毛球拍挥拍轨迹可以进行有效识别.

表 1 有效性验证对照表

Table 1 Comparison table of validity verification

序号	挥拍类型	挥拍速度	有效率/%
1	正手高远球	匀速	96.00
2	正手高远球	变速加速	92.00
3	反手挑球	匀速	96.00
4	反手挑球	变速加速	90.00
均值			93.00

4.3 轨迹识别准确性验证

轨迹识别的准确性可以有效地评估轨迹识别算法好坏,而轨迹识别误差率又是对准确性的定量描述. 因此,本文通过计算实际挥拍动作与

TRM 识别出动作之间的 3 个轴向轨迹识别误差率均值,来评估 TRM 的准确性. 轨迹识别误差率 ω 均值公式如下:

$$\omega = \frac{\sum_{i=1}^{100} a_i + \sum_{i=1}^{100} b_i + \sum_{i=1}^{100} c_i}{3} \times 100\% ,$$

(12)

$$K_i^n = \frac{C_i - m_i}{m_i} \times 100\% , n = 1, 2, 3 .$$

(13)

式中: a_i, b_i, c_i 分别为球拍 X 轴、Y 轴和 Z 轴的轨迹误差; K_i^n 为各轴轨迹误差,当 $n=1$ 时, $K_i^1 = a_i$; 当 $n=2$ 时, $K_i^2 = b_i$; 当 $n=3$ 时, $K_i^3 = c_i$; C_i 为 TRM 计算值; m_i 为激光测距仪测量值.

在 4.1 节中,测试者进行了两种速度条件下的正手高远球和反手挑球动作测试. 每种条件进行 25 次,共计 100 次实验. 本节中,针对这 100 次实验结果,进行位移误差率计算. 以人身体后白墙垂直向上方向为 Z 轴正方向,人竖直站立正前方为 X 轴正方向,平行墙面右手方向为 Y 轴正方向. 采用激光测距仪测量挥拍动作过程中的 X、Y、Z 三个方向的位移. 以正手高远球挥拍动作为例,如图 4 所示,位移分别为 X 轴移动 61 mm、Y 轴移动 201 mm、Z 轴移动 51 mm.

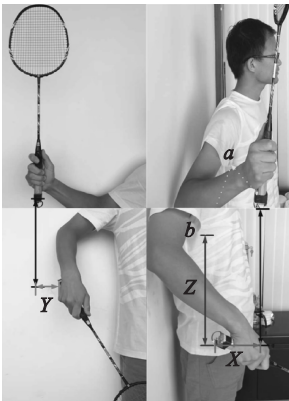


图 4 正手高远球示意动作
Fig. 4 Gesture of forehand clear

为了评价本文提出的 TRM 算法轨迹识别准确性,本实验中,以激光测距仪测量实际挥拍位移为基准,分别采用时域积分方法^[9-10]与 TRM 进行挥拍位移估计,并计算 3 个轴向误差率. 其中,时域数值积分算法选取复化辛普森公式进行积分,在经多项式拟合消除累积误差后,提取球拍的运动轨迹. 分别采用 TRM 和时域积分方法对 4.1 节中的 100 次实验进行挥拍轨迹估计. 通过式 (12) 计算轨迹识别误差率,TRM 和时域积分轨迹识别方法的 3 个轴向轨迹误差如表 2 所示.

(下转第 56 页)