

IMU/TOA 融合人体运动追踪性能评估方法

徐 诚^{1,2}, 何 杰^{1,2}, 张晓彤^{1,2}, 姚 翠^{1,2}, 段世红^{1,2}, 齐 悦^{1,2}

(1. 北京科技大学计算机与通信工程学院, 北京 100083; 2. 材料领域知识工程北京市重点实验室, 北京 100083)

摘 要: 随着物联网和体域网的飞速发展, 人体运动追踪技术在医疗、安防等领域得到了广泛应用. 针对传统惯性人体运动追踪系统存在累积误差和漂移的问题, 本文提出了一种基于 IMU/TOA 融合的人体运动追踪方法. 通过对融合系统克拉美罗界(Cramer-Rao Lower Bound, CRLB)的推导, 从理论上证明了 IMU/TOA 融合方法的有效性. 实验结果可以看出, 本文提出的基于 IMU/TOA 融合的人体运动追踪方法, 在空间性能和时间性能两个方面都有较大的提升.

关键词: 体域网; 物联网; 人体运动追踪; 惯性测量单元; 信号到达时间; 克拉美罗界; 信息融合

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)08-1748-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.08.019

Human Motion Tracking Performance Evaluation Method Based on IMU/TOA Fusion

XU Cheng^{1,2}, HE Jie^{1,2}, ZHANG Xiao-tong^{1,2}, YAO Cui^{1,2}, DUAN Shi-hong^{1,2}, QI Yue^{1,2}

(1. School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;

2. Beijing Key Laboratory of Knowledge Engineering for Materials Science, Beijing 100083, China)

Abstract: With the rapid development of the Internet of things and the body area network, the human motion tracking technology has been widely used in medical, security and many other fields. A human motion tracking method based on IMU/TOA fusion is proposed to solve the problem of error accumulation and drift in a single IMU human motion tracking system. On this basis, the effectiveness of IMU/TOA fusion method is proved theoretically by deducing the cramer-rao lower bound (CRLB) of fusion system. The experimental results show that the proposed human motion tracking method based on IMU/TOA fusion has great improvement in both spatial and temporal performance.

Key words: body area network (BAN); Internet of Things (IoTs); human motion tracking (HMT); inertial measurement unit (IMU); time of arrival (TOA); Cramer-Rao lower bound (CRLB); information fusion

1 引言

人体运动追踪 (Human Motion Tracking, HMT)^[1] 可以定义为通过定量或定性方法获取运动信息, 捕获和理解人体运动的问题. 随着物联网 (Internet of Things, IoTs)^[1-3] 及体域网 (Body Area Network, BAN) 应用的蓬勃发展, HMT 的发展速度也不断提高, 在临床、军事和安全应用等领域有重要应用.

HMT 系统主要分为机器视觉和可穿戴传感器两种实现方式^[4-7]. 已有的研究成果主要集中在基于机器视觉的人体运动追踪技术上. 机器视觉是指用摄影机和计算机代替人眼对目标进行识别、跟踪和测量, 并进一步做图像处理. 基于机器视觉的人体运动追踪系统需要在监测环境中部署摄像头, 且对拍摄角度、光线等都

要较高的要求, 比较适合在小范围的监控范围内应用. 相比之下, 可穿戴人体运动追踪系统则具有无需部署基础设施、受环境干扰小等优点^[8,9], 更适合用于大范围、动态环境中, 因此比基于机器视觉的人体运动追踪技术具有更广泛的应用场景.

从本质上来说, 人体运动追踪可以定位为一个局域多目标实时高精度三维定位问题. 目前, 基于超宽带的到达时间 (Time Of Arrival, TOA) 测距技术是最为常用高精度局域定位技术, 其测量精度可以达到厘米级且不存在累计误差问题^[10,11]. TOA 射频芯片体积小, 也适合用于集成在可穿戴设备中. 因此, 本文将 TOA 定位技术引入到可穿戴人体运动追踪系统中.

因此, 虽然针对局域高精度定位应用, TOA 与 IMU

收稿日期: 2018-07-25; 修回日期: 2018-10-29; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家重点研发计划重点专项 (No. 2016YFC0901303); 国家自然科学基金 (No. 61671056, No. 61302065, No. 61304257, No. 61402033); 北京市自然科学基金项目 (No. 4152036); 天津市重大科技专项 (No. 16ZXCSF00150)

融合定位已经有了一些初步研究成果^[10],但是针对融合系统的性能评估手段据作者所知鲜有出现.本文针对开展基于 IMU/TOA 融合的人体运动追踪系统性能评估手段的研究,为系统的验证与算法设计提供理论基础.

2 问题定义

2.1 模型描述

通常来讲,一个 3D 的人体运动被认为是一系列关节和肢体运动的集合.整个人体可以被认为是由若干肢体和关节构成的统一整体,这就使得运动的描述不是各个部位的独立运动,而是相互联动的.因此,为了更为精确的描述人体运动,将人体结构划分为五个部分(即左上肢、右上肢、躯干、左下肢和右下肢)并用点和线来表征人体,如图 1 所示.

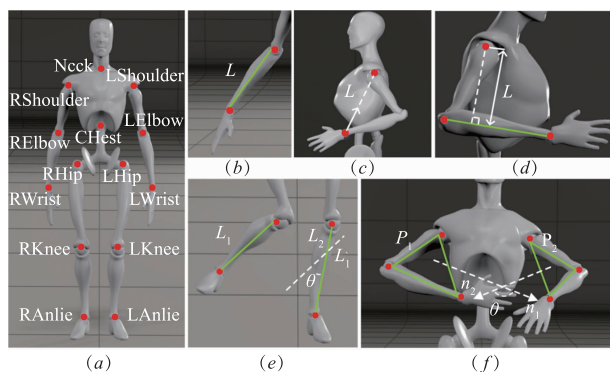


图1 人体骨骼结构模型及运动追踪关键参量示意图

整个人体被描述为一个铰链结构,包括 15 个关节和 14 个肢体.如文献[7, 11]等所述,为了准确描述上述复杂人体结构的运动情况,Denavit-Hartenbe (D-H) 方程通常被用来实现人体运动的动力学特征和测量参量的映射关系.如图 1 所示,测量参量包括关节与关节之间、关节与肢体之间的距离关系,以及肢体之间的相对角度信息.

2.2 误差来源

如上所述,系统测量参量来源于 IMU 和 TOA 测量值^[11, 12],其测量误差来源可以分为距离测量误差和角度测量误差两个方面.其中,目标节点 t 时刻的距离测量参量 d_t^i 定义为:

$$d_t^i = d_i + n_d, n_d \sim N(0, \sigma_d^2) \quad (1)$$

其中, d_i 为距离参量的真实值, n_d 为服从方差为 σ_d^2 的高斯分布的测量噪声.我们引入向量 $\mathbf{d}_t^i = [d_1^i, d_2^i, \dots, d_{m+n-1}^i]^T$ 来表示距离测量情况,即追踪目标节点与其他参考节点和目标节点间的距离信息.

由 IMU 获取的水平方向航向角 α 定义为:

$$\alpha_t^i = \alpha_i + u_i, u_i \sim N(0, \varepsilon_i^2) \quad (2)$$

其中, α_i 为水平航向角的真实值,噪声 u_i 是方差为 ε_i^2 的零均值高斯随机变量.航向角为瞬时测量参量,可能由

IMU 的特性引入累积误差,即 α_t^i 是时间相关变量.我们引入向量 $\alpha_t^i = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{N_a}]^T$ 来表示角度测量情况,即追踪目标节点与其历史 N_a 时刻的角度累积信息.

垂直方向的俯仰角 β 定义为:

$$\beta_t^i = \beta_i + v_i, v_i \sim N(0, \xi_i^2) \quad (3)$$

其中, β_i 为俯仰角的真实值,噪声 v_i 是方差为 ξ_i^2 的零均值高斯随机变量.同上,即 β_t^i 是时间相关变量.我们引入角度测量向量 $\beta_t^i = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{N_m}]^T$ 来表示角度测量情况,即追踪目标节点与其历史 N_m 时刻的角度累积信息.

2.3 模型表示

在持续的人体运动追踪过程中,有些肢体部位的运动是保持相对静止的(如躯干部位),则相应部位穿戴的节点可以认为是位置相对静止的参考节点(anchor),其集合定义为: $P_a = \{1, 2, \dots, m\}$. 其中,第 k 个参考基站的坐标表示为 $\mathbf{a}_k = [a_{kx}, a_{ky}]^T$. 我们定义追踪过程目标节点(target nodes)集合为: $P_x = \{1, 2, \dots, n\}$, 其中,第 i 个目标节点表示为: $\mathbf{p}_i = [x_i, y_i]^T$, x_i 和 y_i 分别为目标 \mathbf{p}_i 的横纵坐标.

依据 Bayesian 准则^[7, 11],在时刻 t ,目标 i 的状态估计量与测量参量 θ_t 之间的关系可以表示为:

$$\mathbf{x}_t = f_t(\mathbf{x}_{t-1}) + \mathbf{q}_t \quad (4)$$

其中,式(4)为预测方程, f_t 为转移方程, \mathbf{q}_t 为预测噪声,服从协方差为 Q_t 的标准正态分布,即 $N(0, Q_t)$.

为了更一般的描述人体运动过程中测量参量,我们定义系统的测量参量为:

$$\mathbf{z}_t = h_t(d(x_t, k), j) + \mathbf{r}_t \quad (5)$$

其中,测量向量 \mathbf{z}_t 包含两部分内容,即 TOA 测量参量(距离)和 IMU 测量参量(加速度、角速度等). $h_t(\cdot)$ 为非线性观测方程,与目标 \mathbf{x}_t 的真实测量值相关,其参数包括 t 时刻目标节点的距离相关测量参量 $d(x_t, k)$,角度相关测量参量 φ . \mathbf{r}_t 为测量噪声. $\mathbf{k} = [k_1, \dots, k_j, \dots, k_{m+n-1}]$ 为距离测量相关指示(如视距/非视距指示、基站位置准确度指示等), $m+n-1$ 指示除自身外其他的参考基站和目标节点总数; $\varphi = [\varphi_1, \dots, \varphi_s]$ 为测量过程角度信息参量,数目为 s . k 和等参 φ 量属于辅助参量,在测量过程中不是必须实时计算,但是他们可以用来提高目标位置的估计精度,这在后续的仿真实验中可以得到验证.

3 IMU/TOA 融合运动追踪方法

在上述分析中,我们综合考量了人体运动追踪过程中的精度影响因素.考虑到追踪过程的序列化特征,我们引入变量 θ , 即

$$\theta = [\mathbf{p}_t^T, \mathbf{p}_{t-1}^T, \mathbf{k}^T, \varphi^T]^T \quad (6)$$

其中, \mathbf{p}_t^T 为当前时刻目标位置向量, \mathbf{p}_{t-1}^T 为历史上一时刻目标位置信息^[13, 14].

CRLB^[7]为费舍尔信息矩阵(Fisher Information Matrix, FIM)的逆,定义了无偏估计量的观测方差的理论下限^[7,15].假设 $p(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{z}_t)$ 表示观测向量 $\boldsymbol{\theta}$ 和 \mathbf{z}_t 的联合概率密度函数,则FIM可以表示为其对数似然函数梯度的方差,即

$$\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbb{E}[\Delta_{\theta}^{\theta} \ln p(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{z}_t)] \quad (7)$$

其中, $\mathbb{E}[\cdot]$ 表示参量的期望. $\nabla_{\theta} = [\frac{\partial}{\partial \theta_1}, \dots, \frac{\partial}{\partial \theta_N}]$, $\Delta_{\alpha}^{\beta} = \nabla_{\beta} \nabla_{\alpha}^{\top}$.则,CRLB可以表示为FIM的逆,即

$$\text{Cov}_{\theta}(\hat{\boldsymbol{\theta}}) \geq \{\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta})\}^{-1} \quad (8)$$

其中, $A \geq B$ 表示 $A - B$ 为非负定的.

根据Bayesian准则, $p(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{z}_t) = p(\mathbf{z}_t | \boldsymbol{\theta}) p(\boldsymbol{\theta})$,则 $\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta})$ 可以分解为两部分,即

$$\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{J}_D(\boldsymbol{\theta}) + \mathbf{J}_P(\boldsymbol{\theta}) \quad (9)$$

其中, \mathbf{J}_D 为测量参量获得的信息矩阵, \mathbf{J}_P 为先验信息获得的信息矩阵.

3.1 测量参量信息矩阵

由测量方程我们有 $h_t(d(\mathbf{x}_t, \mathbf{k}), \boldsymbol{\varphi})$,则有FIM链式法则^[15], \mathbf{J}_D 可以表示为:

$$\mathbf{J}_D(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{H} \cdot \mathbf{J}_h \cdot \mathbf{H}^{\top} \quad (10)$$

其中, $\mathbf{H} = [\nabla_{\theta} h]$, \mathbf{J}_h 为 h 的FIM矩阵,即

$$\mathbf{J}_h = \mathbb{E}[\nabla_h \ln p(\mathbf{z}_t | \boldsymbol{\theta}) [\nabla_h \ln p(\mathbf{z}_t | \boldsymbol{\theta})]^{\top}] \quad (11)$$

其中,矩阵 \mathbf{H} 可以分解为:

$$\mathbf{H} = [\mathbf{H}_t \ \mathbf{H}_{t-1} \ \mathbf{K} \ \boldsymbol{\Phi}]^{\top} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{H}_t = [\nabla_{p_t} h]$, $\mathbf{H}_{t-1} = [\nabla_{p_{t-1}} h]$, $\mathbf{K} = [\nabla_k h]$, $\boldsymbol{\Phi} = [\nabla_{\boldsymbol{\varphi}} h]$.由于距离参量为瞬时测量参量,不具有误差累积问题,所以 d 与先验信息 p_{t-1} 无关,即 $\mathbf{H}_{t-1} = \mathbf{0}$. \mathbf{J}_h 可以用下述对角矩阵表示:

$$\mathbf{J}_h = \boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_j, \dots, \lambda_N) \quad (13)$$

其中, λ_j 代表第 j 组测量值.则, \mathbf{J}_D 可以表示为 $(4 + m + n + s) \times (4 + m + n + s)$ 的矩阵:

$$\mathbf{J}_D = \mathbf{H} \cdot \boldsymbol{\Lambda} \cdot \mathbf{H}^{\top} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{11} & \mathbf{0} & \mathbf{D}_{13} & \mathbf{D}_{14} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{D}_{13}^{\top} & \mathbf{0} & \mathbf{D}_{33} & \mathbf{D}_{34} \\ \mathbf{D}_{14}^{\top} & \mathbf{0} & \mathbf{D}_{34}^{\top} & \mathbf{D}_{44} \end{bmatrix} \quad (14)$$

3.2 状态参量信息矩阵

由Bayesian全概率公式可知,对变量 $\boldsymbol{\theta}$,概率 $p(\boldsymbol{\theta}) = p(p_t | p_{t-1}) p(\mathbf{k}) p(\boldsymbol{\varphi})$,则对数函数可以表示为:

$$\ln p(\boldsymbol{\theta}) = [\ln p(p_t | p_{t-1})] + \ln p(\mathbf{k}) + \ln p(\boldsymbol{\varphi}) \quad (15)$$

其中, $p(\mathbf{k})$ 和 $p(\boldsymbol{\varphi})$ 为相对 p_t 和 p_{t-1} 的独立先验信息.我们将参量 $\boldsymbol{\theta}$ 分成两个子向量,即状态向量 $[p_t \ p_{t-1}]^{\top}$ 和测量参量向量 $[\mathbf{k} \ \boldsymbol{\varphi}]^{\top}$.则, \mathbf{J}_P 可以被表示为:

$$\mathbf{J}_P = \mathbb{E}[\Delta_{\theta}^{\theta} \ln p(\boldsymbol{\theta})] = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_{P_{11}} & \mathbf{J}_{P_{12}} \\ \mathbf{J}_{P_{12}}^{\top} & \mathbf{J}_{P_{22}} \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{J}_{P_{11}}$ 为向量 p_t 和 p_{t-1} 的递归表示,Tichavsky等人^[15]将其表示为:

$$\mathbf{J}_{P_{11}} = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_{11} & \mathbf{M}_{12} \\ \mathbf{M}_{12}^{\top} & \mathbf{M}_{22} + \mathbf{J}(p_{t-1}) \end{bmatrix} \quad (17)$$

其中,

$$\mathbf{M}_{11} = \mathbf{Q}_t^{-1}, \mathbf{M}_{12} = \nabla_{p_{t-1}} f_t(p_{t-1}) \mathbf{Q}_t^{-1}, \quad (18)$$

$$\mathbf{M}_{22} = \nabla_{p_{t-1}} f_t(p_{t-1}) \mathbf{Q}_t^{-1} [\nabla_{p_{t-1}} f_t(p_{t-1})]^{\top}$$

$\mathbf{J}(p_{t-1})$ 为上一时刻,即 p_{t-1} 的FIM矩阵.由于 $p(k)$ 和 $p(\boldsymbol{\varphi})$ 与 p_{t-1} 相互独立,所以 $\mathbf{J}_{P_{12}}$ 为全0矩阵.

同样的,由于先验概率 $p(p_t | p_{t-1})$ 与 \mathbf{k} 和 $\boldsymbol{\varphi}$ 相对独立,则 $\mathbf{J}_{P_{13}} = \mathbf{J}_{P_{14}} = \mathbf{0}$.最后,

$$\mathbf{J}_{P_{22}} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_K & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{J}_{\boldsymbol{\varphi}} \end{bmatrix} \quad (19)$$

其中, \mathbf{J}_K 和 $\mathbf{J}_{\boldsymbol{\varphi}}$ 分别为向量 \mathbf{K} 和 $\boldsymbol{\Phi}$ 的FIM.

3.3 总体信息矩阵

由上文分析,将式(14)和(16)代入式(9)可知,参量 $\boldsymbol{\theta}$ 的FIM可以表示为:

$$\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta}) = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_{11} + \mathbf{D}_{11} & \mathbf{M}_{12} & \mathbf{D}_{13} & \mathbf{D}_{14} \\ \mathbf{M}_{12}^{\top} & \mathbf{M}_{22} + \mathbf{J}(x_{t-1}) & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{D}_{13}^{\top} & \mathbf{0} & \mathbf{D}_{33} + \mathbf{J}_K & \mathbf{D}_{34} \\ \mathbf{D}_{14}^{\top} & \mathbf{0} & \mathbf{D}_{34}^{\top} & \mathbf{D}_{44} + \mathbf{J}_{\boldsymbol{\varphi}} \end{bmatrix} \quad (20)$$

然而,我们关注的是变量 p_t 的下限($\mathbf{J}(\boldsymbol{\theta})$ 的左上角),即 $\mathbf{J}^{-1}(p_t) = [\mathbf{J}^{-1}(\boldsymbol{\theta})]_{2 \times 2}$.

进一步地,由Schur补理论^[20]可知, $\mathbf{J}(p_t)$ 可以拆分为两项,即状态矩阵 \mathbf{J}_S 和测量矩阵 \mathbf{J}_C ,则有

$$\mathbf{J}(x_t) = \mathbf{J}_S - \mathbf{J}_C \quad (21)$$

其中,

$$\mathbf{J}_S = \mathbf{M}_{11} + \mathbf{D}_{11} - \mathbf{M}_{12} (\mathbf{M}_{22} + \mathbf{J}(x_{t-1}))^{-1} \mathbf{M}_{12}^{\top}$$

$$\mathbf{J}_C = [\mathbf{D}_{13} \ \mathbf{D}_{14}] \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{33} + \mathbf{J}_K & \mathbf{D}_{34} \\ \mathbf{D}_{34}^{\top} & \mathbf{D}_{44} + \mathbf{J}_{\boldsymbol{\varphi}} \end{bmatrix}^{-1} [\mathbf{D}_{13} \ \mathbf{D}_{14}]^{\top} \quad (22)$$

4 性能评估

在上述分析过程中,我们综合考量了IMU/TOA融合系统中,距离和角度测量对人体运动追踪精度的影响^[15].本章我们将进一步从空间性能和时间性能两个方面来量化评估融合系统的整体性能.

4.1 空间性能分析

空间性能方面,我们认为追踪系统具有时间独立性,即 $\mathbf{J}(p_t)$ 与 $\mathbf{J}(p_{t-1})$ 相互独立;时间性能方面,我们认为追踪系统具有累积递归性,即 $\mathbf{J}(p_t)$ 与 $\mathbf{J}(p_{t-1})$ 相关.下面我们将从这两个角度展开仔细分析.

因为 $\mathbf{J}(p_t)$ 与 $\mathbf{J}(p_{t-1})$ 相互独立,所以容易得到

$M_{12}, M_{22}, J_{\mu-1}, J_K, D_{13}, D_{33}$ 和 D_{34} 均为 $\mathbf{0}$, 即

$$J(p_i) = M_{11} + D_{11} - D_{14} [D_{44} + J_{\phi}]^{-1} D_{14}^T \quad (23)$$

人体运动过程是由各个不同的肢体部位协同完成的. 按运动的空间特性, 可以将其分为两类: 2D 运动, 即运动姿态可以在 2D 平面内捕获完整信息, 如抬起手臂摆成“Y”字或“T”字型; 3D 运动, 即包括空间范围内的随意运动, 如走, 跑, 挥手等. 肢体间不同的相对位置关系, 会导致不同的运动追踪精度. 本节将主要从这个角度出发, 分别考虑在 2D 和 3D 场景下, 人体运动追踪的性能表现, 即 CRLB 分析.

4.1.1 场景设置

如前所述, 分在运动过程中, 相较于肢体的末端部

分, 人体躯干部位会保持相对静止. 考虑到末端效应, 我们将 Neck, Chest, Left Hip (LHip) 和 Right Hip (RHip) 设置为参考位置, 来进行误差分析. 实验场景定义为: 2D 场景为 $2\text{m} \times 2\text{m}$, 3D 场景为 $2\text{m} \times 2\text{m} \times 2\text{m}$. 仿真人体放置在实验区域中间, 上述参考位置关节部署参考基站. 为了对比分析, 参考基站的部署考虑两种组合方式: “Y”型和“T”型. 假设人体可在实验区间内自由运动, 利用上述 CRLB 定义, 可获得实验场景下任意位置的运动追踪精度下限值, 即 CRLB. 当距离测量方差 $Q_i = 0.2, R_i = 0.1$ 时 (取值参考了商用追踪设备 Xsens), CRLB 仿真结果如图 2 所示.

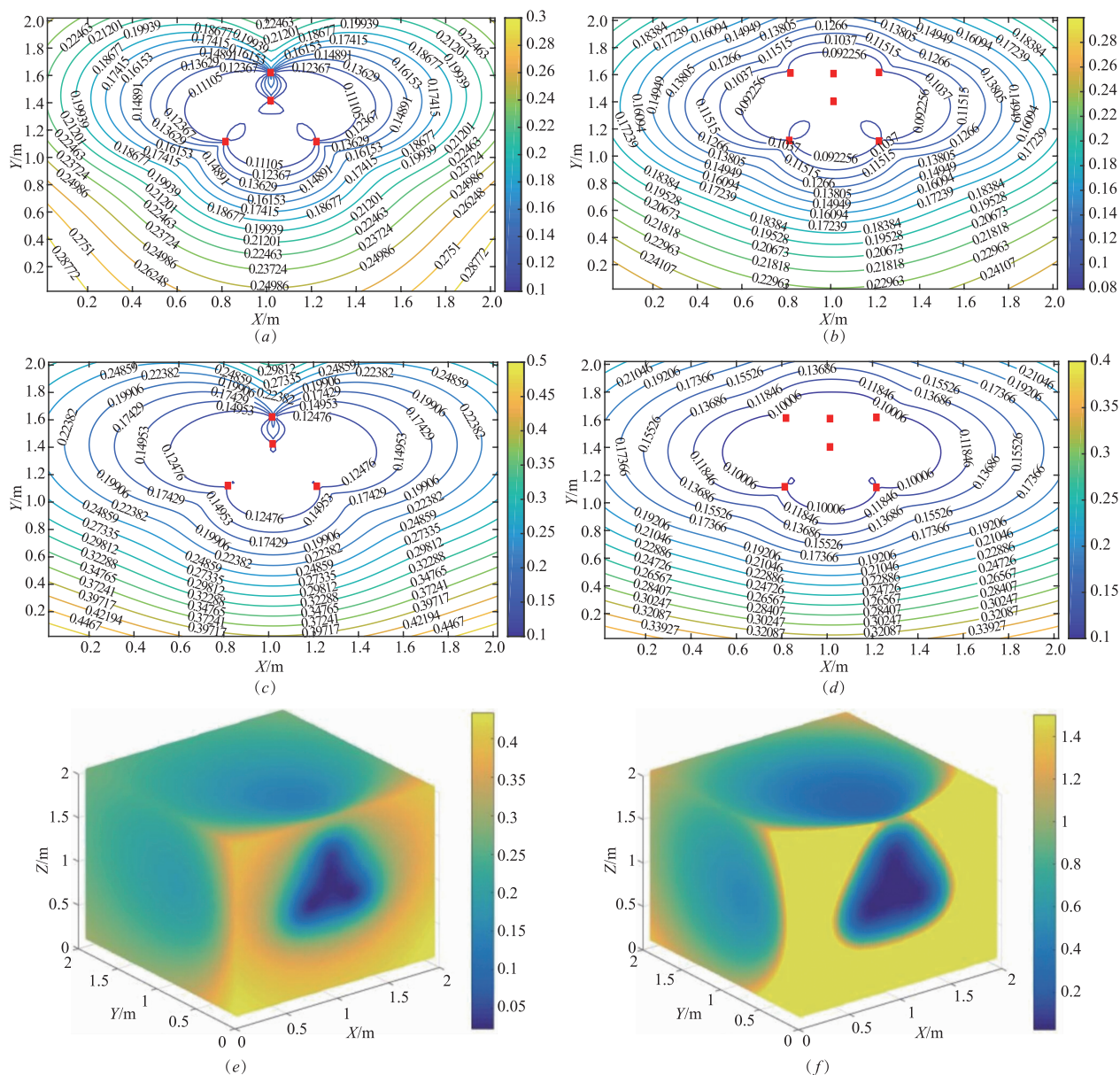


图2 2D和3D场景下CRLB仿真结果对比示意图

4.1.2 性能分析

(1) 2D 场景下, 在同时利用 IMU 和 TOA 的情况下, 如图 2(a) 所示, 当运动位置更接近躯干部分时, 会趋向于获得更小的 CRLB; 同时, 上部部位的 CRLB 也普遍小于下部部位. 进一步验证上述结论, 当参考节点位置选择位置设置“T”型时, 结果如图 2(b) 所示. 可以看出, 当参考位置选择不同时, CRLB 的值在空间分布上也有不同. 相同的结论, 从如图 2(c) 和图 2(d) 也可以获得 (仅利用 TOA 实现人体运动追踪时).

(2) 3D 场景下, 如图 2(e) 和图 2(f) 所示, 假设人体放置与 XOZ 平面内, $y=0$ 处. 在 3D 场景下, CRLB 可以近似于 2D 场景的沿 Z 轴的拉伸. 同样地, 在靠近躯干的位置, 仿真结果显示了更小的 CRLB 值, 即可能具有更低的运动追踪精度下限.

(3) 作为对比实验, 仅采用 TOA 实现的人体运动追踪 CRLB 仿真结果如图 2(c) 和图 2(d) (分别对应 IMU/TOA 融合情况的两种拓扑情况) 所示. 实验结果显示, 融合情况的人体运动追踪方法具有更好的性能, 即更小的 CRLB 值.

4.2 时间性能分析

时间性能方面, 我们认为追踪系统具有累积递归性, 即 $J(p_t)$ 与 $J(p_{t-1})$ 相关. 由文献[7]可知, 式(26)可以化简为递归形式, 即后验克拉美罗界 (Posterior Cramer-Rao Lower Bound, PCRLB)^[7,15], 即

$$J(x_t) = M_{11} + D_{11} - M_{12} [M_{22} + J(x_{t-1})]^{-1} M_{12}^T \quad (24)$$

4.2.1 场景设置

我们可以通过递归计算出费舍尔信息矩阵. 由于上述方程表达式通常没有近似解, 为了解决这个问题, 我们采用蒙特卡罗方法将连续积分转换为离散求和, 并最终计算出 PCRLB. PCRLB 的均方根可以由 $\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L P_k^i$ 表示, 其中 P_k^i 表示在第 i 次蒙特卡罗实验中第 k 个状态时由移动节点的均方根误差 RMSE 得出的 PCRLB, L 表示蒙特卡罗实验总次数, 本文中 L 取为 1000. 假设移动节点初始位置为 (1, 1), 然后随机运动, 以保证整个目标节点移动过程的均衡.

4.2.2 性能仿真

IMU/TOA 融合方法中不同 Q_i , 不同 R_i 对 PCRLB 的影响, 以及单独采用 TOA 方法和单独采用 IMU 方法对 PCRLB 的影响可能各不相同. 图 3 显示了在 IMU/TOA 融合方法中, 在不同 Q_i , 不同 R_i 下可实现的最小误差, 我们还给出了单独使用 TOA 方法 (即没有 IMU 惯性测量单元) 以及单独使用 IMU 方法 (即没有 TOA 测距定位) 时可以实现的最小误差. 从图 3 中可以看出:

(1) 与基于单一 TOA 方法相比, 基于 IMU/TOA 融合方法将 IMU 步长信息以及角度信息融合后, 显著提

高了移动节点的定位精度, 融合追踪方法的精度可以在 8cm 以下;

(2) 与基于单一 IMU 方法相比, 基于 IMU/TOA 融合方法将 TOA 测距信息融合后, 补偿了基于 IMU 方法所产生的累积误差问题;

(3) 从图 4 中可以看出, 随着 Q_i 和 R_i 的增加, PCRLB 也增加了, 这意味着 IMU/TOA 融合方法的定位精度与步长及角度误差成反比;

(4) IMU/TOA 融合方法的 PCRLB 在一定阶段后会趋于稳定.

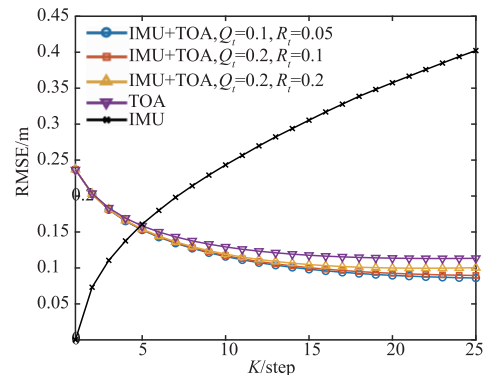


图3 序列追踪过程中融合系统与独立系统性能对比示意图

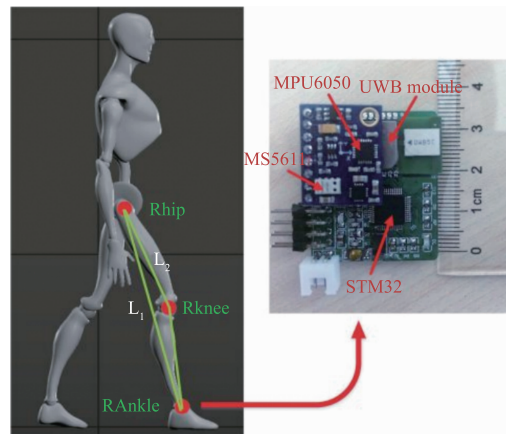


图4 实验平台与部署设置示意图

5 实验验证

5.1 平台与实验设置

为了实现实时运动追踪, 我们设计了一个最小化的可穿戴式传感平台, 安置在人体的关节部位, 用以采集人体运动追踪过程中所需的时间和空间信息. 可穿戴传感平台由一个控制单元和几个数据采集单元组成. 控制单元用蓝牙通信作为控制系统的网关. 数据采集单元主要负责数据传感. 每个数据采集单元有一个 6 轴的传感器 (MPU6050, 它集成了三轴加速度计和三轴陀螺仪), 气压计传感器 (MS5611) 和一个超宽带测距模块 (DWM1000). MEMS 传感器连接到一个微控制器

(STM32F103). 采样频率设置为 10Hz. 数据被实时传输到控制单元并将其写入 SD 卡以备离线分析和使用. 整体系统架构如图 4 所示, 三个传感节点分别放置于脚踝、膝盖和髋关节处. 每个传感节点主要由以下几个部分组成: 主控微处理单元 (STM32), 惯性测量单元 (MPU6050 和 MS5611) 和 TOA 测量单元 (UWB 模块).

5.2 实验结果与分析

如图 5 所示, 我们选定一个 $7.2\text{m} \times 4.8\text{m}$ 的矩形开放场地作为实验场景. 4 个参考节点被放置于矩形区域的 4 个角落, 其坐标分别为 $(0, 0)$, $(0, 7.2)$, $(4.8, 7.2)$, $(4.8, 0)$. 佩戴的可穿戴节点与参考节点间的测距信息将作为对比实验方法的输入参数. 我们选定两种典型算法作为对比, 即:

(1) 基于惯性测量单元 (IMU) 的人体下肢运动追踪方法, 并使用零速更新 (Zero-velocity UPdaTe, ZUPT)^[23] 算法进行优化. 为了便于表述, 我们将此方法记为“IMU”方法.

(2) 文献[10]中所示 IMU/TOA 融合运动追踪方法, 其中, TOA 测量节点被放置于人体下肢部位, 并与人体外部放置的参考节点通信测距实现 TOA 定位算法, 并完成信息融合. 为了与本文所述的 IMU/TOA 融合方法加以区分, 将[10]中所述算法记为“IMU/ex-TOA”方法.

实验者按照实验区域内既定轨迹路线周期性地行走, 真实轨迹路线如图 5 中黑色实线所示. 实验测试数

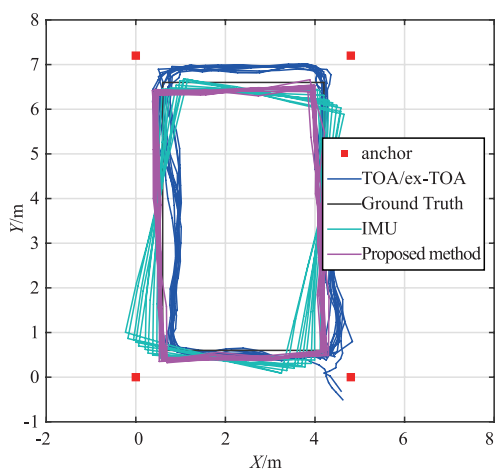


图5 2D场景下人体下肢运动追踪试验性能比较示意图

6 结论

本文提出了一种基于 IMU/TOA 融合的人体运动追踪方法, 利用信号到达时间技术瞬时精度高、不具有误差累积的优势, 解决了单一的 IMU 运动追踪系统的误差累积和漂移问题. 通过对融合系统克拉美罗界的推导, 从空间性能和时间性能两个角度进行了深入分析, 从理论上证明了 IMU/TOA 融合方法的有效性. 仿真实验结果显示, IMU/TOA 融合系统在空间性能和时间性能两个方

据实时传输至控制单元, 由上述三种算法进行运算, 实验结果如图 5 和图 6 所示, 我们可以得出如下结论:

(1) 在仅使用 IMU 进行人体运动跟踪过程中, 追踪轨迹随着时间的推移发生了较为严重的航向偏离. 实验结果也验证了 IMU 的累积误差和漂移问题. 图 6 中累积误差函数曲线 (CDF) 表明, 仅使用 IMU 的 2D 追踪方法在几种对比方法中是性能最差的.

(2) 相较于仅使用 IMU 的追踪方法, 融合方法 IMU/ex-TOA 表现出了较为优越的性能. 通过利用 TOA 与外部基站测得的相对距离信息, 在一定程度上修正了 IMU 的累积误差和航向偏离问题. 图 6 中 CDF 曲线也显示了 IMU/ex-TOA 方法较小的累积误差和性能上的优越性.

(3) 本文所述的 IMU/TOA 融合方法利用关节节点间距离测量信息, 将多节点追踪信息进行融合. 如图 5 和图 6 所示, 相较于 IMU/ex-TOA 方法 1.6m 的误差, IMU/TOA 方法大大减少了追踪过程的漂移和累积误差, 并降低了追踪误差 ($< 0.6\text{m}$). 本文所述方法展示出了最为优越的性能, 并显著减少了漂移误差.

以上分析表明, 我们提出的方法在人体运动追踪精度上有显著的提升, 同时显著减少了误差累积和漂移问题. 除此之外, 本文所述的 IMT/TOA 融合方法不需要配置外部锚节点, 因此, 它更适合基于可穿戴设备的人体运动捕捉应用.

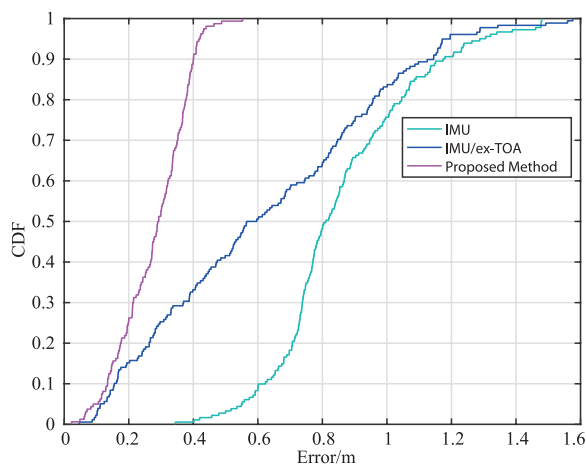


图6 2D场景下算法累积误差分布函数曲线图

面, 都较单一追踪系统的性能有较大提升.

参考文献

- [1] Cao J, Li W, Ma C, et al. Optimizing multi-sensor deployment via ensemble pruning for wearable activity recognition [J]. Information Fusion, 2018, 41(5): 68-79.
- [2] Xu C, He J, Zhang X, et al. Detection of freezing of gait using template-matching-based approaches [J]. Journal of Sensors, 2017, 2017(2): 1-8.

- [3] Bulling A, Blanke U, Schiele B. A tutorial on human activity recognition using body-worn inertial sensors [J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2014, 46(3):33.
- [4] Tian Y, Hamel W R, Tan J. Accurate human navigation using wearable monocular visual and inertial sensors [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(1):203–213.
- [5] Chavarriaga R, Sagha H, Calatroni A, et al. The opportunity challenge: a benchmark database for on-body sensor-based activity recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(15):2033–2042.
- [6] Yang X, Tian Y L. Super normal vector for human activity recognition with depth cameras [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(5):1028–1039.
- [7] Xu C, He J, Zhang X, et al. Geometrical kinematic modeling on human motion using method of multi-sensor fusion [J]. Information Fusion, 2018, 41(5):243–254.
- [8] Mosenia A, Sur-Kolay S, Raghunathan A, et al. Wearable medical sensor based system design: a survey [J]. IEEE Transactions on Multi-Scale Computing Systems, 2017, 3(2):124–138.
- [9] Zihajezadeh S, Yoon P K, Kang B S, et al. UWB-aided inertial motion capture for lower body 3-D dynamic activity and trajectory tracking [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(12):3577–3587.
- [10] Gravina R, Alinia P, Ghasemzadeh H, et al. Multi-sensor fusion in body sensor networks: state-of-the-art and research challenges [J]. Information Fusion, 2017, 35(5):68–80.
- [11] Janidarmian M, Roshan Fekr A, Radecka K, et al. A comprehensive analysis on wearable acceleration sensors in human activity recognition [J]. Sensors, 2017, 17(3):529.
- [12] Cornacchia M, Ozcan K, Zheng Y, et al. A survey on activity detection and classification using wearable sensors [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(2):386–403.
- [13] Bao S D, Meng X L, Xiao W, et al. Fusion of inertial/magnetic sensor measurements and map information for pedestrian tracking [J]. Sensors, 2017, 17(2):340.
- [14] Tichavsky P, Muravchik C H, Nehorai A. Posterior Cramér-Rao bounds for discrete-time nonlinear filtering [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(5):1386–1396.
- [15] Horn R A, Johnson C R. Matrix Analysis [M]. Cambridge, U K: Cambridge University Press, 1990.

作者简介



徐 诚 男, 1988 年 2 月出生于辽宁开原市. 现为北京科技大学博士研究生, 研究方向为无线室内定位、人体运动追踪、物联网等.
E-mail: xucheng@ieee.org



何 杰 (通信作者) 男, 1983 年 11 月出生于浙江台州市, 博士, 北京科技大学副教授, 主要研究方向为室内定位、无线通信网络、模式识别等.
E-mail: hejie@ustb.edu.cn



张晓彤 男, 1968 年 5 月出生于山西太原市, 博士, 北京科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为室内定位、无线通信网络、模式识别等.
E-mail: zxt@ies.ustb.edu.cn



姚 翠 女, 1994 年 10 月出生于山西太原市. 现为北京科技大学硕士研究生, 研究方向为无线室内定位、人体运动追踪、物联网等.
E-mail: m13021192768@126.com



段世红 女, 1973 年 7 月出生于山西太原市, 博士, 北京科技大学副教授, 主要研究方向为计算机软件、无线通信网络、模式识别等.
E-mail: duansh@ustb.edu.cn



齐 悦 女, 1975 年 11 月出生于辽宁沈阳市, 博士, 北京科技大学副教授, 主要研究方向为计算机软件、无线通信网络、模式识别等.
E-mail: qiyuee@ustb.edu.cn