

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514797

基于投影约束的多传感器融合自平衡下肢外骨骼质心状态高精度估计方法^{*}

田定奎¹, 祝元培¹, 秦鹏杰^{2,3}, 石欣⁴, 吴新宇¹

(1. 中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055; 2. 深圳大学人工智能学院 深圳 518060;
3. 深圳大学大数据系统计算技术国家工程实验室 深圳 518060; 4. 重庆大学自动化学院 重庆 400044)

摘 要: 自平衡下肢外骨骼在康复训练与辅助行走场景中可实现无需拐杖或支撑架的自主稳定行走, 其动态稳定性高度依赖于人-外骨骼耦合系统质心状态的精确感知。然而, 受限于惯性传感器(IMU)漂移、运动学模型不确定性以及人机耦合柔顺特性等因素, 现有质心状态估计方法在复杂动态行走过程中仍面临精度不足与鲁棒性受限的问题。针对上述挑战, 提出了一种基于投影约束的多传感器融合自平衡下肢外骨骼质心状态高精度估计方法。该方法在卡尔曼滤波框架下, 融合质心与双足 IMU 测量信息、足底力/力矩传感器数据以及下肢运动学约束, 实现对质心位置、姿态及其速度状态的精准估计。在此基础上, 引入同时包含等式与不等式约束的投影约束策略, 从而有效抑制由噪声累积、模型偏差及异常测量引起的估计发散问题, 显著增强估计结果的鲁棒性。基于自平衡下肢外骨骼 AutoLEE-G3 开展的直线行走实验结果表明, 所提出方法在平动与转动方向上的质心位姿估计均与运动捕捉系统测量结果高度一致, 且在长时间动态行走过程中未出现明显漂移。进一步的消融实验验证了投影约束在提升估计精度与稳定性方面的关键作用。研究结果表明, 该方法可为自平衡下肢外骨骼的平衡控制与安全行走提供高精度、可靠的状态感知基础。

关键词: 外骨骼; 自平衡; 多传感融合; 状态估计; 投影约束

中图分类号: TH789 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.80

High-precision estimation method of multi-sensor fusion self-balancing lower limb exoskeleton center of mass state based on projection constraints

Tian Dingkui¹, Zhu Yuanpei¹, Qin Pengjie^{2,3}, Shi Xin⁴, Wu Xinyu¹

(1. Shenzhen Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China;
2. School of Artificial Intelligence, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China; 3. National Engineering Laboratory for Big Data System Computing Technology, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China;
4. School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Self-balancing lower-limb exoskeletons can achieve autonomous and stable walking without the aid of crutches or external support frames in rehabilitation training and assisted walking scenarios. Their dynamic stability critically depends on accurate perception of the center-of-mass (CoM) state of the human-exoskeleton coupled system. Due to factors such as inertial measurement unit (IMU) drift, uncertainties in kinematic models, and the compliant characteristics of human-robot coupling, existing CoM state estimation methods still suffer from insufficient accuracy and limited robustness during complex dynamic walking tasks. To address these challenges, this paper proposes a high-precision CoM state estimation method for self-balancing lower-limb exoskeletons based on projection-constrained multi-sensor fusion. Within a Kalman filtering framework, the proposed method integrates IMU measurements from the CoM and both feet, plantar force/torque sensor data, and lower-limb kinematic constraints to accurately estimate the CoM position, orientation, and velocity. Furthermore, a projection constraint strategy incorporating both equality and inequality constraints is

收稿日期: 2025-12-20 Received Date: 2025-12-20

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金 (62373346, 62125307, 62403453)、国家重点研发计划 (2023YFB4704000)、深圳市科技计划 (KJZD20230923113801004)、深圳市自然科学基金计划 (JCYJ20250604182958078)、广东省基础与应用基础研究基金 (2025A1515011973) 项目资助

introduced to effectively suppress estimation divergence caused by noise accumulation, model inaccuracies, and abnormal measurements, thereby significantly enhancing robustness. Straight-line walking experiments conducted on the self-balancing lower-limb exoskeleton AutoLEE-G3 demonstrate that the proposed method achieves high consistency with motion capture measurements for CoM state estimation in both translational and rotational directions, with no noticeable drift during long-duration dynamic walking. Additional ablation experiments further verify the critical role of projection constraints in improving estimation accuracy and stability. These results indicate that the proposed method provides a high-precision and reliable state perception foundation for balance control and safe walking of self-balancing lower-limb exoskeletons.

Keywords: exoskeleton; self-balancing; multi-sensor fusion; state estimation; projection constraint

0 引 言

自平衡下肢外骨骼作为康复机器人领域的前沿研究方向,旨在无需依赖拐杖或支撑架的情况下,辅助下肢瘫痪患者实现自主、稳定的站立与行走康复训练^[1-5]。为维持系统稳定性,自平衡下肢外骨骼需实时感知与控制人一机耦合系统的质心(center-of-mass, CoM)状态,从而保证系统的平衡性及步态安全性^[6-10]。因此,质心状态估计作为平衡控制的关键基础,其精度直接决定着外骨骼动态稳定性与使用者安全性^[11-15]。

近年来,很多学者围绕惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)与运动学模型相结合的质心状态估计方法展开探索机器人质心的估计方法。IMU 可实时提供角速度与线加速度信息,而关节编码器的运动学模型可提供节段相对位姿约束,因此已有研究广泛采用单 IMU 与运动学数据融合实现质心估计^[16-20]。例如, Rotella 等^[16]提出了一种适用于腿式机器人的扩展卡尔曼滤波状态估计框架,引入平足接触的旋转约束,有效改进单支撑阶段的可观测性问题。通过对非线性系统进行可观测性分析,证明该约束显著降低奇异情况和秩亏损,提升状态估计精度,并通过物理实验验证了理论分析的有效性。黄宴委等^[17]基于机器人装备的 IMU 传感器设计了误差状态卡尔曼滤波算法,实现多源传感器数据的有效融合,抑制测量噪声、偏置及漂移对估计精度的影响。该方法能够对机器人的速度、位置与姿态进行准确估计,有效弥补纯惯性感知在复杂地形下环境先验不足的缺陷,从而提升机器人运动状态感知的稳定性与可靠性。Ma 等^[18]针对单一传感器易受噪声干扰、误差累积严重的问题,提出了一种多传感信息融合的足式里程计状态估计算法。该算法将机器人运动学约束与 IMU 测量进行状态融合,实现机器人质心位置与速度在世界坐标系下的实时估计。所提出方法对硬件要求低,仅依赖编码器与 IMU 即可运行,无需激光雷达或视觉传感器,具备低功耗、高实时性与良好环境适应性。Li 等^[19]针对仿人机器人结构复杂、多自由度耦合以及质心状态难以准确实时获取的难题,研究将关节编码器、IMU 与足底压力传感器进行有效融合,建立了无人工简化假设的非线

性质心动力学模型,提出了一种基于非线性动力学与双环卡尔曼滤波状态估计框架,实现对质心位置、速度以及运动发散分量的高精度估计。由于类人机器人结构刚度受限、腿部细长导致的柔性变形显著,使得简化模型难以真实反映其动力学特性,从而影响基于模型的状态估计精度。为提升估计性能, Bae 等^[20]提出了一种结合柔顺倒立摆模型的双环卡尔曼滤波器估计算法,有效消除了模型参数不确定性引入的累积误差,实现对系统状态与建模误差的同步估计与补偿。

此类方法具有结构简洁、系统成本较低的优点,但在真实的人-外骨骼耦合环境中暴露出以下共性不足: 1) IMU 积分误差在动态任务中快速累积,导致状态易受漂移与噪声影响,估计值长期偏移真实值^[21]; 2) 连杆间相对滑动、柔性结构或连接间隙会使运动学约束产生偏差,破坏运动学理想模型,进一步放大估计误差^[22]; 3) 已有方法难以获取双足接触力学信息,从而无法利用足底有效信息对质心估计误差进行实时修正,导致系统在复杂动态任务中的平衡控制可靠性下降^[23]。

为解决上述问题,本文在自平衡下肢外骨骼双足处集成六维力/力矩传感器,并在质心及双足布置 IMU^[24],提出一种基于投影约束的多传感器融合自平衡下肢外骨骼质心状态高精度估计方法。该方法在卡尔曼滤波框架下,将 IMU 测量、脚底力/力矩传感器以及腿部运动学信息进行融合,同时引入等式与不等式约束的投影策略,以确保估计状态在物理可行范围内,提高状态的估计精度。为验证方法有效性,本文在自平衡下肢外骨骼样机 AutoLEE-G3 上开展了直线行走实验和消融实验,实验结果表明,所提方法在平动与转动方向均获得高精度质心状态估计,且投影约束显著提升估计精度。

1 状态向量及其协方差矩阵的定义

1.1 外骨骼样机与坐标系定义

为便于表述,对本文所涉及的坐标系及符号进行统一定义,如图 1 所示。世界坐标系 Σ_w 的原点设定为外骨骼初始站立姿态下双脚中心连线的中点, x 轴指向前进方向, z 轴垂直地面向上。外骨骼躯干坐标系 Σ_b

的原点位于两个髋俯仰关节连线的中心位置,初始姿态与世界坐标系 Σ_w 保持一致。人-外骨骼耦合系统的质心通常位于躯干坐标系原点附近^[25]。为简化计算,本文假定外骨骼质心坐标系与躯干坐标系原点重合,且两者姿态方向保持一致。外骨骼左/右足部坐标系 $\Sigma_{L/R}$ 分别定义在对应脚掌与小腿连线的交点处,其初始姿态同样与世界坐标系对齐。为实现对质心与双足坐标系的测量,分别在质心及双足坐标系附近各安装一个 IMU 传感器。

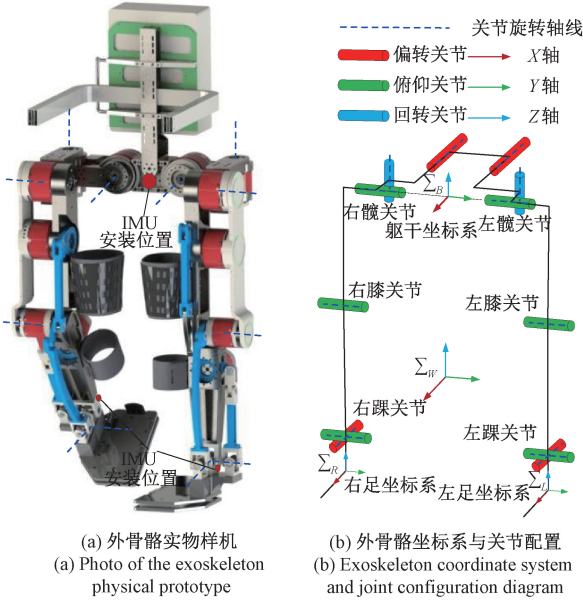


图1 外骨骼实物样机及坐标系定义

Fig.1 Exoskeleton prototype and coordinate system definition

1.2 传感设备与测量模型

1) 欧拉角与角速度

在自平衡下肢外骨骼的运动控制中,姿态是反映外骨骼状态的关键指标。在世界坐标系下的姿态可采用 Z-Y-X 欧拉角进行参数化定义,即:

$$\mathbf{R}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{R}_z(\alpha) \cdot \mathbf{R}_y(\beta) \cdot \mathbf{R}_x(\gamma) \quad (1)$$

其中, $\boldsymbol{\theta} = [\alpha, \beta, \gamma]^T$ 。 $\mathbf{R}_z$ 、 $\mathbf{R}_y$ 和 $\mathbf{R}_x$ 分别表示绕 z 、 y 、 x 轴的旋转矩阵,其表达式为:

$$\begin{cases} \mathbf{R}_z(\alpha) = \begin{bmatrix} c\alpha & -s\alpha & 0 \\ s\alpha & c\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{R}_y(\beta) = \begin{bmatrix} c\beta & 0 & s\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -s\beta & 0 & c\beta \end{bmatrix} \\ \mathbf{R}_x(\gamma) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c\gamma & -s\gamma \\ 0 & s\gamma & c\gamma \end{bmatrix} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $c\alpha = \cos\alpha$, $s\alpha = \sin\alpha$, $c\beta$, $s\beta$ 与 $c\gamma$, $s\gamma$ 依次类推。

由于矩阵 $\mathbf{R}$ 为旋转矩阵,可以推导出:

$$\underbrace{\dot{\mathbf{R}} \cdot \mathbf{R}^T}_{\mathbf{C}} + \underbrace{\mathbf{R} \cdot \dot{\mathbf{R}}^T}_{\mathbf{C}^T} = \mathbf{0}_{3 \times 3} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{C}$ 是一个反对称矩阵。

定义 $\mathbf{w}_x$ 为角速度算子矩阵,根据式(3)并推导出:

$$\dot{\mathbf{R}} = \mathbf{C} \times \mathbf{R} = \mathbf{w}_x \mathbf{R} \quad (4)$$

$$\text{其中, } \mathbf{C} = \mathbf{w}_x = \begin{bmatrix} 0 & -w_z & w_y \\ w_z & 0 & -w_x \\ -w_y & w_x & 0 \end{bmatrix}.$$

将式(1)和(3)进行结合,可以将 $\mathbf{C}$ 重新整理成为:

$$\mathbf{C} = \dot{\mathbf{R}} \cdot \mathbf{R}^T = \left[\frac{d\mathbf{R}_z}{dt} \mathbf{R}_y^T \mathbf{R}_x + \mathbf{R}_z \frac{d\mathbf{R}_y}{dt} \mathbf{R}_x^T + \mathbf{R}_z \mathbf{R}_y^T \frac{d\mathbf{R}_x}{dt} \right] \mathbf{R}^T = \frac{d\mathbf{R}_z}{dt} \mathbf{R}_z^T + \mathbf{R}_z \frac{d\mathbf{R}_y}{dt} \mathbf{R}_y^T \mathbf{R}_z^T + \mathbf{R}_z^T \mathbf{R}_y^T \frac{d\mathbf{R}_x}{dt} \mathbf{R}_x^T \mathbf{R}_z^T \quad (5)$$

故而,可以得出:

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_x \\ w_y \\ w_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{3,2} \\ C_{1,3} \\ C_{2,1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, $C_{i,j}$ 是反对称矩阵 $\mathbf{C}$ 的第 i 行 j 列的元素。

通过求解式(6),可以得到将 IMU 测量的角速度 $\bar{\omega}$ 映射到 z - y - x 欧拉角表示的躯干坐标系角速度的映射函数:

$$\mathbf{w} = \dot{\boldsymbol{\theta}} = \begin{bmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & (s_\beta s_\alpha)/c_\beta & (c_\alpha s_\beta)/c_\beta \\ 0 & c_\alpha & -s_\alpha \\ 0 & s_\alpha/c_\beta & c_\alpha/c_\beta \end{bmatrix}}_{\mathbf{n}(\boldsymbol{\theta})} \cdot \bar{\omega} \quad (7)$$

2) 传感器建模

在测量过程中,IMU 输出的测量线性加速度与其在世界坐标系下的关系可以表示为:

$$\mathbf{a}_w = {}^w\mathbf{R} \cdot \mathbf{a}_l - \mathbf{g} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{a}_l$ 和 $\mathbf{a}_w$ 分别为在测量坐标系和世界坐标系下的线速度。 $\mathbf{g}$ 为世界坐标系下的加速度矩阵。 ${}^w\mathbf{R}$ 表示将向量从测量坐标系转换到世界坐标系的旋转矩阵。

随机模型被应用于 IMU 的测量数据中描述测量值的不确定性,可以表示为:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{a}}_l = \mathbf{a}_l + \mathbf{n}_l \\ \tilde{\boldsymbol{\omega}} = \bar{\boldsymbol{\omega}} + \mathbf{n}_{\bar{\boldsymbol{\omega}}} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\tilde{\mathbf{a}}_l$ 和 $\tilde{\boldsymbol{\omega}}$ 是被测量的线性加速度和旋转角速度。 $\mathbf{n}_a$ 和 $\mathbf{n}_{\bar{\boldsymbol{\omega}}}$ 是相应的白噪声。

力/力矩传感器的测量值可以采用如下随机模型进行描述,即:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{f}} = \mathbf{f} + \mathbf{n}_f \\ \tilde{\boldsymbol{\tau}} = \boldsymbol{\tau} + \mathbf{n}_\tau \end{cases} \quad (10)$$

其中, $\tilde{\mathbf{f}}$ 和 $\tilde{\boldsymbol{\tau}}$ 是测量得到的力和力矩矢量。 $\mathbf{n}_f$ 和 $\mathbf{n}_\tau$ 是相应的白噪声。

1.3 估计器状态定义

在自平衡下肢外骨骼的平衡控制中, 人-外骨骼耦合系统的质心位置及双足的姿态与位姿信息对整体系统的稳定性起着至关重要的作用。因此, 本文的状态向量包含了质心与双足的位置、姿态及其速度信息, 其表达形式为:

$$\mathbf{x} = [\mathbf{r}_b, \dot{\mathbf{r}}_b, \boldsymbol{\theta}_b, \dot{\boldsymbol{\theta}}_b, \mathbf{r}_L, \dot{\mathbf{r}}_L, \boldsymbol{\theta}_L, \dot{\boldsymbol{\theta}}_L, \mathbf{r}_R, \dot{\mathbf{r}}_R, \boldsymbol{\theta}_R, \dot{\boldsymbol{\theta}}_R]^T \quad (11)$$

其中, $\mathbf{r}_b \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 和 $\dot{\mathbf{r}}_b \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 分别是质心的线性位置和速度。 $\boldsymbol{\theta}_b \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 和 $\dot{\boldsymbol{\theta}}_b \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 分别是质心的姿态和速度。 $\mathbf{r}_L \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 和 $\dot{\mathbf{r}}_L \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 分别是左脚的线性位置和速度。 $\boldsymbol{\theta}_L \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 和 $\dot{\boldsymbol{\theta}}_L \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 分别是左脚的姿态和速度。 $\mathbf{r}_R \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 和 $\dot{\mathbf{r}}_R \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 分别是右脚的线性位置和速度。 $\boldsymbol{\theta}_R \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 和 $\dot{\boldsymbol{\theta}}_R \in \mathbb{R}^{1 \times 3}$ 分别是右脚的姿态和速度。

为了描述估计器状态向量的不确定性, 协方差矩阵 $\mathbf{P}$ 及其相应的误差矩阵 $\delta \mathbf{x}$ 可以表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{P} = \text{cov}(\delta \mathbf{x}) \\ \delta \mathbf{x} = [\delta \mathbf{r}_b, \delta \dot{\mathbf{r}}_b, \delta \boldsymbol{\theta}_b, \delta \dot{\boldsymbol{\theta}}_b, \delta \mathbf{r}_L, \delta \dot{\mathbf{r}}_L, \delta \boldsymbol{\theta}_L, \delta \dot{\boldsymbol{\theta}}_L, \delta \mathbf{r}_R, \delta \dot{\mathbf{r}}_R, \delta \boldsymbol{\theta}_R, \delta \dot{\boldsymbol{\theta}}_R]^T \end{cases} \quad (12)$$

1.4 状态预测模型

$$\begin{bmatrix} \mathbf{r}_{b,k+1}^- \\ \dot{\mathbf{r}}_{b,k+1}^- \\ \boldsymbol{\theta}_{b,k+1}^- \\ \dot{\boldsymbol{\theta}}_{b,k+1}^- \\ \mathbf{r}_{L,k+1}^- \\ \dot{\mathbf{r}}_{L,k+1}^- \\ \boldsymbol{\theta}_{L,k+1}^- \\ \dot{\boldsymbol{\theta}}_{L,k+1}^- \\ \mathbf{r}_{R,k+1}^- \\ \dot{\mathbf{r}}_{R,k+1}^- \\ \boldsymbol{\theta}_{R,k+1}^- \\ \dot{\boldsymbol{\theta}}_{R,k+1}^- \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_{b,k}^{++} + \dot{\mathbf{r}}_{b,k}^{++} dt + 0.5[\mathbf{R}_{b,k}^w(\boldsymbol{\theta}_{b,k}^{++})\tilde{\mathbf{a}}_{b,k} - \mathbf{g}]dt^2 \\ \dot{\mathbf{r}}_{b,k}^{++} + [\mathbf{R}_{b,k}^w(\boldsymbol{\theta}_{b,k}^{++})\tilde{\mathbf{a}}_{b,k} - \mathbf{g}]dt \\ \boldsymbol{\theta}_{b,k}^{++} + \Omega(\boldsymbol{\theta}_{b,k}^{++})\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{b,k}dt \\ \Omega(\boldsymbol{\theta}_{b,k}^{++})\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{b,k} \\ \mathbf{r}_{L,k}^{++} + \dot{\mathbf{r}}_{L,k}^{++} dt + 0.5[\mathbf{R}_{L,k}^w(\boldsymbol{\theta}_{L,k}^{++})\tilde{\mathbf{a}}_{L,k} - \mathbf{g}]dt^2 \\ \dot{\mathbf{r}}_{L,k}^{++} + [\mathbf{R}_{L,k}^w(\boldsymbol{\theta}_{L,k}^{++})\tilde{\mathbf{a}}_{L,k} - \mathbf{g}]dt \\ \boldsymbol{\theta}_{L,k}^{++} + \Omega(\boldsymbol{\theta}_{L,k}^{++})\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{L,k}dt \\ \Omega(\boldsymbol{\theta}_{L,k}^{++})\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{L,k} \\ \mathbf{r}_{R,k}^{++} + \dot{\mathbf{r}}_{R,k}^{++} dt + 0.5[\mathbf{R}_{R,k}^w(\boldsymbol{\theta}_{R,k}^{++})\tilde{\mathbf{a}}_{R,k} - \mathbf{g}]dt^2 \\ \dot{\mathbf{r}}_{R,k}^{++} + [\mathbf{R}_{R,k}^w(\boldsymbol{\theta}_{R,k}^{++})\tilde{\mathbf{a}}_{R,k} - \mathbf{g}]dt \\ \boldsymbol{\theta}_{R,k}^{++} + \Omega(\boldsymbol{\theta}_{R,k}^{++})\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{R,k}dt \\ \Omega(\boldsymbol{\theta}_{R,k}^{++})\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{R,k} \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中, $\tilde{\mathbf{a}}_{b,k}$, $\tilde{\mathbf{a}}_{L,k}$ 和 $\tilde{\mathbf{a}}_{R,k}$ 分别是外骨骼质心、左脚和右脚坐标系的平动加速度。 $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{b,k}$, $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{L,k}$ 和 $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{R,k}$ 分别是质心、

左脚和右脚坐标系的转动速度。质心的平动加速度与转动速度并非单一测量结果, 而是通过对质心处 IMU 测得的信息与脚底力/力矩传感器计算得到的信息进行加权融合而获得。 dt 为控制时间。

在自平衡下肢外骨骼的运动控制中, 双足与地面之间的交互力与力矩信息对系统的平衡性能至关重要。为此, 在自平衡下肢外骨骼的双足端安装了力/力矩传感器, 用于实时检测地面反作用力。与此同时, 交互力还能够反映外骨骼质心的状态特征。借助力/力矩传感器提供的数据, 可在无需额外传感器的情况下直接计算出质心的加速度。基于这一原理, 将人-外骨骼耦合系统简化建模为一个由双足支撑的质心动力学模型, 其数学形式可表示为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ (\mathbf{r}_{L,k}^{++} - \mathbf{r}_{b,k}^{++}) \times \mathbf{I} & (\mathbf{r}_{R,k}^{++} - \mathbf{r}_{b,k}^{++}) \times \mathbf{I} & & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{f}}_{L,k} \\ \tilde{\boldsymbol{\tau}}_{L,k} \\ \tilde{\mathbf{f}}_{R,k} \\ \tilde{\boldsymbol{\tau}}_{R,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{m}(\tilde{\mathbf{a}}_{f,k} + \mathbf{g}) \\ \mathbf{I}_{com} \ddot{\boldsymbol{\theta}}_{f,k} + \dot{\boldsymbol{\theta}}_{f,k} \times \mathbf{I}_{com} \dot{\boldsymbol{\theta}}_{f,k} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中, $[\tilde{\mathbf{f}}_{L,k}, \tilde{\boldsymbol{\tau}}_{L,k}]^T$ 和 $[\tilde{\mathbf{f}}_{R,k}, \tilde{\boldsymbol{\tau}}_{R,k}]^T$ 为安装在左、右脚上的六维力传感器测量得到的力和力矩信息。 $\mathbf{m}$ 和 $\mathbf{I}_{com}$ 分别为人-外骨骼系统的质量与惯量。

从式(14)可以得到由脚底力/力矩传感器计算得到的质心加速度为:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{a}}_{f,k} = \frac{1}{\mathbf{m}}(\tilde{\mathbf{f}}_{L,k} + \tilde{\mathbf{f}}_{R,k}) - \mathbf{g} \\ \ddot{\boldsymbol{\theta}}_{f,k} = \mathbf{I}_{com}^{-1}[\mathbf{S}_{L,k} \times \tilde{\mathbf{f}}_{L,k} + \tilde{\boldsymbol{\tau}}_{L,k} + \mathbf{S}_{R,k} \times \tilde{\mathbf{f}}_{R,k} + \tilde{\boldsymbol{\tau}}_{R,k} - \dot{\boldsymbol{\theta}}_{f,k} \times \mathbf{I}_{com} \dot{\boldsymbol{\theta}}_{f,k}] \end{cases} \quad (15)$$

其中, 缩写 $\mathbf{S}_{L,k}$ 和 $\mathbf{S}_{R,k}$ 可以表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{S}_{L,k} = \mathbf{r}_{L,k}^{++} - \mathbf{r}_{b,k}^{++} \\ \mathbf{S}_{R,k} = \mathbf{r}_{R,k}^{++} - \mathbf{r}_{b,k}^{++} \end{cases} \quad (16)$$

通过对 IMU 测得的质心加速度与由脚底力/力矩传感器计算得到的质心加速度进行加权融合, 可获得人-外骨骼系统质心的线性加速度和角速度, 表示为:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{a}}_{b,k} = w_1 \tilde{\mathbf{a}}_{IMU,k} + (1 - w_1) \tilde{\mathbf{a}}_{f,k} \\ \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{b,k} = w_1 \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{IMU,k} + (1 - w_1) \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{f,k} \end{cases} \quad (17)$$

其中, $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{f,k}$ 为通过足底力与力矩信息计算得到的质心角速度, 可以前向积分得到 $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{f,k} = \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{f,k-1} + \ddot{\boldsymbol{\theta}}_{f,k} \cdot dt$ 。

将式(13)写成如下紧凑的形式:

$$\mathbf{x}_{k+1}^- = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k^{++}, \mathbf{u}_k) \quad (18)$$

对式(18)进行求偏导可得常数状态转移矩阵如下:

$$\mathbf{F}_{k+1} = \frac{\partial f(\mathbf{x}_k^{++}, \mathbf{u}_k)}{\partial \mathbf{x}_k^{++}} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} dt & \mathbf{0}_{3 \times 30} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 30} \\ \mathbf{0}_{3 \times 6} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 27} \\ & \mathbf{0}_{3 \times 36} & \\ \mathbf{0}_{3 \times 12} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} dt & \mathbf{0}_{3 \times 18} \\ \mathbf{0}_{3 \times 15} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 18} \\ \mathbf{0}_{3 \times 18} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 15} \\ & \mathbf{0}_{3 \times 36} & \\ \mathbf{0}_{3 \times 24} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} dt & \mathbf{0}_{3 \times 6} \\ \mathbf{0}_{3 \times 27} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 6} \\ \mathbf{0}_{3 \times 30} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ & \mathbf{0}_{3 \times 36} & \end{bmatrix} \quad (19)$$

其中, $\mathbf{I}$ 和 $\mathbf{0}$ 分别是单位对角矩阵和零矩阵。

先验误差的协方差矩阵如式(20)所示。

$$\mathbf{P}_{k+1}^- = \mathbf{F}_{k+1} \mathbf{P}_k^{++} \mathbf{F}_{k+1}^T + \mathbf{Q}_{h,k+1} \quad (20)$$

其中, $\mathbf{Q}_{h,k+1}$ 是在时间步长 $k+1$ 处的离散过程噪声协方差矩阵。

1.5 状态测量模型

在自平衡下肢外骨骼的行走过程中,质心的高度和触地脚围绕 x 轴和 y 轴的方向可以表示为:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{r}}_{b,k+1,z} = [0, 0, 1] \cdot \tilde{\mathbf{r}}_{b,k+1} \\ \boldsymbol{\theta}_{id,k+1,x} = [1, 0, 0] \cdot \boldsymbol{\theta}_{id,k+1}, \quad id = \begin{cases} L \\ R \end{cases} \\ \boldsymbol{\theta}_{id,k+1,y} = [0, 1, 0] \cdot \boldsymbol{\theta}_{id,k+1} \end{cases} \quad (21)$$

其中, id 为触地脚的标志。

利用前向欧拉积分法,结合关节编码器、力/力矩传感器以及腿部里程计的数据,建立如下离散预测模型:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{r}}_{id,k+1} - \tilde{\mathbf{r}}_{b,k+1} \\ \tilde{\mathbf{r}}_{id,k+1} - \tilde{\mathbf{r}}_{b,k+1} \\ \tilde{\boldsymbol{\theta}}_{id,k+1} - \tilde{\boldsymbol{\theta}}_{b,k+1} \\ \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}_{id,k+1} - \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}_{b,k+1} \\ \tilde{\mathbf{r}}_{b,k+1,z} \\ \tilde{\boldsymbol{\theta}}_{b,k+1,x} \\ \tilde{\boldsymbol{\theta}}_{b,k+1,y} \\ \tilde{\mathbf{r}}_{id,k+1} \\ \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}_{id,k+1} \end{bmatrix}}_{\mathbf{y}_{k+1}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{R}_b^w(\boldsymbol{\theta}_{b,k}^{++}) \cdot \mathbf{r}_{id,k}^b \\ \mathbf{R}_b^w(\boldsymbol{\theta}_{b,k}^{++}) \cdot (\mathbf{w}_b^w \cdot \mathbf{r}_{id,k}^b + \dot{\mathbf{r}}_{id,k}^b) \\ \mathbf{Q}_{id,k+1}(\mathbf{q}_k) \\ \mathbf{J}_{id,k+1}(\mathbf{q}_k) \dot{\mathbf{q}}_k \\ \mathbf{c} \\ 0 \\ 0 \\ \mathbf{0}_{3 \times 1} \\ \mathbf{0}_{3 \times 1} \end{bmatrix}}_{\mathbf{y}_{k+1}} \quad (22)$$

其中, $\mathbf{r}_{id,k}^b$ 和 $\dot{\mathbf{r}}_{id,k}^b$ 分别表示支撑脚坐标系原点在质心坐标系下的位置与速度。 $\mathbf{q}_k$ 和 $\dot{\mathbf{q}}_k$ 分别为机器人的关节位置与关节速度。 $\mathbf{Q}_{id,k+1}(\mathbf{q}_k)$ 和 $\mathbf{J}_{id,k+1}(\mathbf{q}_k)$ 分别表示支撑脚

坐标系相对于质心坐标系的姿态及其对应的雅可比矩阵,可利用 Pinocchio 库进行高效计算^[3]。常数 c 表示外骨骼系统质心的固定高度, id 表示支撑脚标志,可定义为:

$$id = \begin{cases} L, & \tilde{f}_{L,k,z} > \tilde{f}_{R,k,z} \\ R, & \text{其他} \end{cases} \quad (23)$$

其中, $\tilde{f}_{L/R,k,z}$ 表示在时刻 k 左、右足测得的力向量的第 3 个分量,即沿 z 轴方向的垂直地面支撑力。

对式(22)求偏导后,可得到如下常量测量矩阵,可表示为:

$$\mathbf{H}_{k+1} = \frac{\partial \mathbf{y}_{k+1}}{\partial \mathbf{x}_{k+1}^-} = \begin{cases} \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 24} \\ -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 21} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 18} \\ \mathbf{0}_{3 \times 6} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 15} \\ \mathbf{0}_{3 \times 9} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 12} \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} & & 1 & & \mathbf{0}_{1 \times 33} \\ \mathbf{0}_{2 \times 6} & & \mathbf{I}_{2 \times 2} & & \mathbf{I}_{2 \times 28} \\ \mathbf{0}_{3 \times 15} & & \mathbf{I}_{3 \times 3} & & \mathbf{0}_{3 \times 18} \\ \mathbf{0}_{3 \times 21} & & \mathbf{I}_{3 \times 3} & & \mathbf{0}_{3 \times 12} \end{bmatrix}, \quad id = L \\ \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 24} \\ -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 21} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 21} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 6} \\ \mathbf{0}_{3 \times 6} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 21} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 9} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 21} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} & & 1 & & \mathbf{0}_{1 \times 33} \\ \mathbf{0}_{2 \times 6} & & \mathbf{I}_{2 \times 2} & & \mathbf{I}_{2 \times 28} \\ \mathbf{0}_{3 \times 27} & & \mathbf{I}_{3 \times 3} & & \mathbf{0}_{3 \times 6} \\ \mathbf{0}_{3 \times 33} & & & & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix}, \quad id = R \end{cases} \quad (24)$$

1.6 测量更新

卡尔曼增益可以表示为:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1}^- \mathbf{H}_{k+1}^T (\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1}^- \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{Q}_{R,k+1})^{-1} \quad (25)$$

其中, $\mathbf{Q}_{R,k+1}$ 为测量噪声矩阵。

后验估计的协方差矩阵简单近似形式可以表示为:

$$\mathbf{P}_{k+1}^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}) \mathbf{P}_{k+1}^- \quad (26)$$

故而,更新步后的状态向量可以得到:

$$\mathbf{x}_{k+1}^+ = \mathbf{x}_{k+1}^- + \mathbf{K}_{k+1} (\tilde{\mathbf{y}}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^-) \quad (27)$$

1.7 投影更新

1) 等式约束

在理想条件下,支撑脚与摆动脚之间的相对位姿,应满足正运动学约束。然而在实际应用中,由于双足存在偏置与噪声(如外骨骼弹性形变),导致实测数据难以完全符合该约束,如将此约束加入到测量矩阵中,可能造成状态

估计失真,进而影响外骨骼状态估计的准确性与稳定性。为此,本文引入约束投影策略来描述双足相对关系如下:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{r}_{R,k+1}^+ - \tilde{\mathbf{r}}_{L,k+1}^+ \\ \dot{\mathbf{r}}_{R,k+1}^+ - \dot{\tilde{\mathbf{r}}}_{L,k+1}^+ \\ \tilde{\boldsymbol{\theta}}_{R,k+1}^+ - \tilde{\boldsymbol{\theta}}_{L,k+1}^+ \\ \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}_{R,k+1}^+ - \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}_{L,k+1}^+ \end{bmatrix}}_{\mathbf{M}_{k+1}^{eq}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{R}_b^w(\boldsymbol{\theta}_{b,k}^{++}) \times [\mathbf{r}_R^b(\mathbf{q}_k) - \mathbf{r}_L^b(\mathbf{q}_k)] \\ d\mathbf{r}(\mathbf{q}_k, \dot{\mathbf{q}}_k) \\ \mathbf{Q}_L^R(\mathbf{q}_k) \\ \mathbf{J}_L^R(\mathbf{q}_k) \times \dot{\mathbf{q}}_k \end{bmatrix}}_{\mathbf{d}_{k+1}^{eq}} \quad (28)$$

其中, $\mathbf{r}_{L/R}^b(\mathbf{q}_k)$ 为在质心坐标系下在左/右脚坐标系下原点的位置。 $d\mathbf{r}(\mathbf{q}_k, \dot{\mathbf{q}}_k)$ 为对 $\mathbf{r}_{L/R}^b(\mathbf{q}_k)$ 求时间的导数, 可以通过外骨骼的正运动学求得。左右脚的相对姿态 $\mathbf{Q}_L^R(\mathbf{q}_k)$ 及其导数 $\mathbf{J}_L^R(\mathbf{q}_k) \cdot \dot{\mathbf{q}}_k$ 可以通过 Pinocchio 库中的 API 进行计算得到。

2) 不等式约束

在自平衡下肢外骨骼行走过程中, 质心与足部间的相对高度不应超过小腿与大腿长度之和, 也不应低于膝关节高度。因此必须通过不等式约束确保估计结果的合理、安全可靠。质心坐标系与双足坐标系之间相对高度的不等式约束可以表示为:

$$\left\{ \begin{aligned} \mathbf{D}_{k+1} &= \frac{\partial \begin{bmatrix} \mathbf{M}_{k+1}^{eq} \\ \mathbf{r}_{b,k+1,z}^+ - \mathbf{r}_{L,k+1,z}^+ \\ \mathbf{r}_{b,k+1,z}^+ - \mathbf{r}_{L,k+1,z}^+ \\ \mathbf{r}_{b,k+1,z}^+ - \mathbf{r}_{R,k+1,z}^+ \\ \mathbf{r}_{b,k+1,z}^+ - \mathbf{r}_{R,k+1,z}^+ \end{bmatrix}}{\partial \mathbf{x}_{k+1}^+} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 12} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \\ \mathbf{0}_{3 \times 15} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 6} \\ \mathbf{0}_{3 \times 18} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 21} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 11} & -1 & \mathbf{0}_{1 \times 21} \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 11} & -1 & \mathbf{0}_{1 \times 21} \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 23} & -1 & \mathbf{0}_{1 \times 9} \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 23} & -1 & \mathbf{0}_{1 \times 9} \end{bmatrix} \\ \mathbf{d}_{k+1} &= \begin{bmatrix} \mathbf{d}_{k+1}^{eq} \\ h_{\max} \\ h_{\min} \\ h_{\max} \\ h_{\min} \end{bmatrix} \end{aligned} \right. \quad (32)$$

在假设过程噪声和测量噪声均服从高斯分布的前提下, 式(30)可按照文献[25]的方法, 约束投影更新的估计状态可以表示为:

$$\mathbf{x}_{k+1}^{++} = \mathbf{x}_{k+1}^+ - \mathbf{W}_{k+1}^{-1} \mathbf{D}_{k+1}^T (\mathbf{D}_{k+1} \mathbf{W}_{k+1}^{-1} \mathbf{D}_{k+1}^T)^{-1} (\mathbf{D}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^+ - \mathbf{d}_{k+1}) \quad (33)$$

其中, $\mathbf{W}_{k+1}$ 为约束投影的权重矩阵, 本文设置 $\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{I}$ 以获得满足状态约束为最小二乘状态估计。

投影估计后的后验状态协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k+1}^{++}$ 可表示为:

$$\mathbf{P}_{k+1}^{++} = \mathbf{s}_{k+1} \cdot \mathbf{P}_{k+1}^+ \cdot \mathbf{s}_{k+1}^T \quad (34)$$

$$\begin{cases} h_{\min} < p_{b,k+1,z} - p_{L,k+1,z} < h_{\max} \\ h_{\min} < p_{b,k+1,z} - p_{R,k+1,z} < h_{\max} \end{cases} \quad (29)$$

其中, $h_{\max}$ 和 $h_{\min}$ 分别表示质心与双足坐标系的最大允许相对高度与最小允许相对高度。

3) 投影约束方程

约束投影可表示为:

$$\mathbf{D}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^+ = \mathbf{d}_{k+1} \quad (30)$$

当质心坐标系与双足坐标系之间的相对高度没有超过最大允许相对高度与最小允许相对高度范围, 则不等式约束不被激活, 约束矩阵 $\mathbf{D}_{k+1}$ 和约束向量 $\mathbf{d}_{k+1}$ 可以表示为:

$$\left\{ \begin{aligned} \mathbf{D}_{k+1} &= \frac{\partial \mathbf{M}_{k+1}^{eq}}{\partial \mathbf{x}_{k+1}^+} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 12} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \\ \mathbf{0}_{3 \times 15} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 6} \\ \mathbf{0}_{3 \times 18} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 21} & -\mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \\ \mathbf{d}_{k+1} &= \mathbf{d}_{k+1}^{eq} \end{aligned} \right. \quad (31)$$

当质心坐标系与双足坐标系间的相对高度超过最大允许相对高度与最小允许相对高度范围, 则不等式约束被激活, 约束矩阵 $\mathbf{D}_{k+1}$ 和约束向量 $\mathbf{d}_{k+1}$ 可表示为:

其中, 投影参数矩阵 $\mathbf{s}_{k+1}$ 可以表示为:

$$\mathbf{s}_{k+1} = \mathbf{I} - \mathbf{W}_{k+1}^{-1} \mathbf{D}_{k+1}^T (\mathbf{D}_{k+1} \mathbf{W}_{k+1}^{-1} \mathbf{D}_{k+1}^T)^{-1} \mathbf{D}_{k+1} \quad (35)$$

2 实验验证

2.1 实验平台与实验环境

为了验证估计算法的有效性并分析算法的性能, 对自平衡下肢外骨骼机器人进行了行走实验。本实验采用

真人受试者(体重 66 kg,身高 1.72 m),穿戴中国科学院深圳先进技术研究院自主研发的第 3 代自平衡下肢外骨骼 AutoLEE-G3 进行直线行走实验,如图 2 所示。AutoLEE-G3 使用 EtherCAT 通信协议替代传统 CANopen 协议,以显著提升数据传输的实时性与稳定性。各关节由 Elmo G-SOLTWID140/100EESD 伺服驱动器驱动,并与主控计算机(Intel i7-13700K,64 GB 内存)实现高速控制指令交互。为实现外骨骼在世界坐标系下的高精度位姿测量,在外骨骼质心处及左右小腿连杆与脚掌连接处分别安装了 3 个 IMU(Lord 3DM-GX5-AHRS)。行走实验场地布置了由 12 台 Vicon 摄像机组成的三维运动捕捉系统,用于测量外骨骼系统质心的空间位置与姿态来作为真值。为了实现 IMU、足底力传感器、关节编码器、和运动捕捉系统数据的同步采集,本文构建了基于 EtherCAT 协议的数据同步采集系统。在系统初始化阶段,主站首先发送时间校准帧,并通过至少两次时间戳差值计算各从站的本地时钟偏差;随后,按照从站节点的编号依次补偿链路传输时延,从而确保所有 IMU、足底力和关节编码器数据在主站统一参考时刻下同步采集。

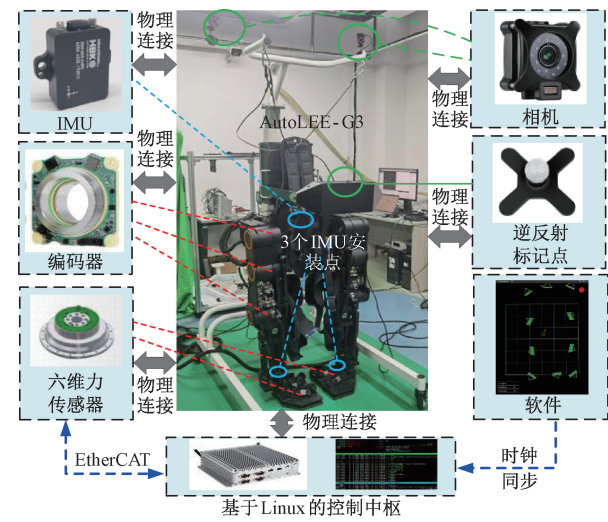


图 2 实验平台 AutoLEE-G3 外骨骼与实验环境示意图
Fig. 2 Illustration of the walking experimental environment on the AutoLEE-G3 robot

2.2 行走实验

如图 3 和 4 所示,在自平衡下肢外骨骼载受试者进行直线行走实验中,状态估计结果与动捕测量结果整体几乎重合,形状变化保持良好一致性。在持续 90 s 的行走实验中,虽然在 x 、 y 、 z 这 3 个平动方向上均存在一定偏差,但整体误差幅度较小。由于在测量更新步骤中假设 x 轴与 y 轴不发生旋转,且实验过程中外骨骼未出现明显倾斜,因此 x 轴与 y 轴的姿态估计漂移较小。此外,

在 z 轴方向上,状态估计值与动捕测量值几乎完全重合,未出现明显漂移现象。

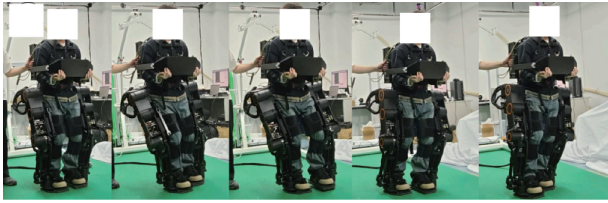


图 3 外骨骼 AutoLEE-G3 载受试者直线行走实验截图
Fig. 3 Screenshot of the straight-line walking experiment of the self-balancing lower-limb exoskeleton AutoLEE-G3 with a participant

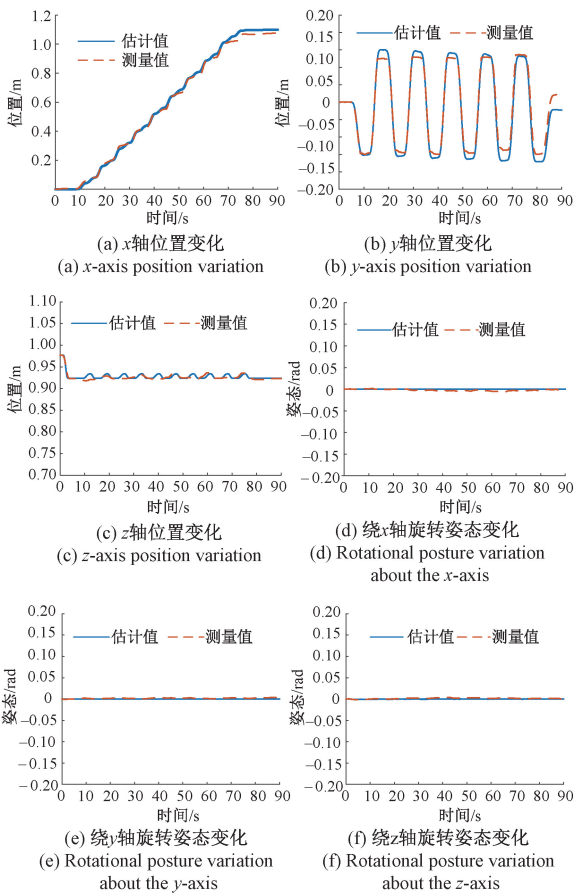


图 4 行走实验结果

Fig. 4 Results of the walking experiments

为进一步量化分析行走实验的状态估计结果,本文采用均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)两种统计指标,对估计值与动捕测量的基准值之间的差异进行评估,如表 1 所示。在平动方面, x 、 y 和 z 轴的最大 RMSE 均未超过 0.02 m,且 MAE 值均小于 0.015 m。在转动方面, x 、 y 和 z 轴的 RMSE 和 MAE 保持在较低水平(均小于 0.003 rad)。实

验结果表明,在行走过程中,估计的状态与运动捕捉系统测量结果高度吻合。

表 1 行走实验结果统计表

Table 1 Statistical table of walking experiment results

运动方式	误差类型	误差值
x 轴平动	RMSE/m	0.016 4
	MAE/m	0.012 9
y 轴平动	RMSE/m	0.018 1
	MAE/m	0.013 9
z 轴平动	RMSE/m	0.004 6
	MAE/m	0.003 3
x 轴转动	RMSE/rad	0.002 7
	MAE/rad	0.002 3
y 轴转动	RMSE/rad	0.002 2
	MAE/rad	0.002 0
z 轴转动	RMSE/rad	0.002 1
	MAE/rad	0.001 8

2.3 消融实验

为进一步验证投影约束在状态估计器中的作用,本文开展了消融实验,即在行走实验的状态估计方程中去掉投影约束项。消融行走实验的相应结果曲线如图 5 所示。类似于行走实验的结果,无论平动还是转动方向,状态估计结果与动捕测量的基准结果在整体趋势上保持高度一致,形状变化吻合良好,且未出现明显的漂移现象。

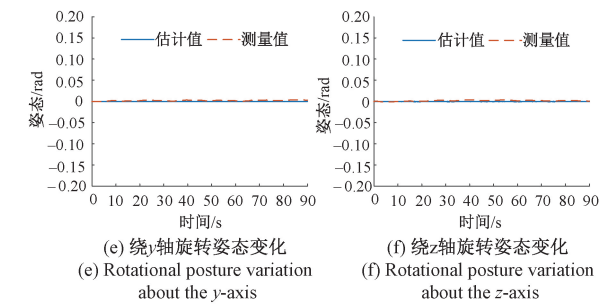
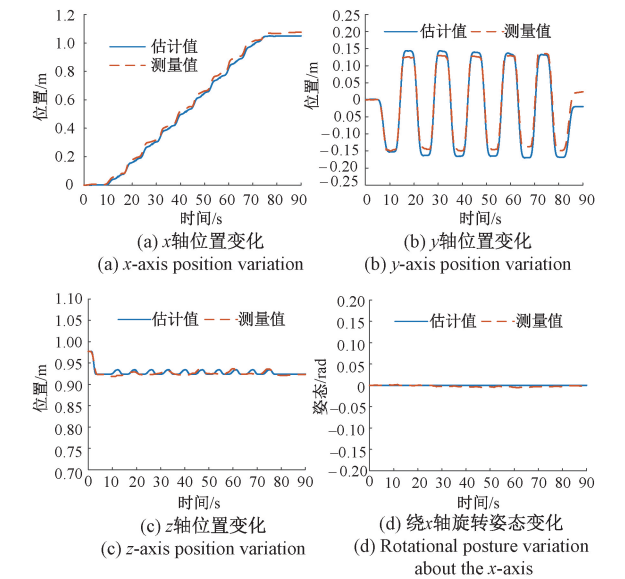


图 5 消融实验结果

Fig. 5 Results of the ablation experiment

对消融实验结果进行了进一步的定量分析,分析结果如表 2 所示。结合表 1 和 2 可得,无论在平动还是在转动方向上,消融实验与行走实验的 RMSE 和 MAE 均处于同一数量级。然而,相较于消融实验,行走实验在大多数 RMSE 与 MAE 均有所降低,表明在引入投影约束后,状态估计器的估计精度得到明显提升。以 y 轴平动为例,消融实验中的 RMSE 和 MAE 分别为 0.018 3 和 0.014 8,而在行走实验中分别降低至 0.018 1 和 0.013 9,进一步验证了投影约束在提升状态估计精度方面的有效性。

表 2 消融实验结果统计表

Table 2 Statistical results of the ablation experiments

运动方式	误差类型	误差值
x 轴平动	RMSE/m	0.020 0
	MAE/m	0.018 0
y 轴平动	RMSE/m	0.018 3
	MAE/m	0.014 8
z 轴平动	RMSE/m	0.004 6
	MAE/m	0.003 3
x 轴转动	RMSE/rad	0.003 5
	MAE/rad	0.003 1
y 轴转动	RMSE/rad	0.003 2
	MAE/rad	0.003 0
z 轴转动	RMSE/rad	0.002 4
	MAE/rad	0.002 2

3 结 论

本文提出了一种基于投影约束的多传感器融合自平衡下肢外骨骼质心状态高精度估计方法,实现了对外骨骼质心位姿的高精度融合估计。该方法在卡尔曼滤波框架下综合利用 IMU 测量数据、足底力/力矩传感器信息

以及腿部运动学特征,并引入等式与不等式投影约束策略,有效抑制了噪声累积与漂移问题,显著提升了外骨骼质心状态的估计精度。最后,通过行走实验验证了该方法的有效性,实验结果表明,该估计方法在复杂动态任务下实现了高精度质心状态估计,投影约束显著提升了估计一致性与精度。

参考文献

- [1] LI ZH J, ZHANG T, HUANG P B, et al. Human-in-the-loop cooperative control of a walking exoskeleton for following time-variable human intention[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 54(4): 2142-2154.
- [2] BIRCH N, GRAHAM J, PRIESTLEY T, et al. Results of the first interim analysis of the RAPPER II trial in patients with spinal cord injury Feedback: Ambulation and functional exercise programs in the REX powered walking aid[J]. Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation, 2017, 14(1): 60.
- [3] GURRIET T, TUCKER M, DUBURCQ A, et al. Towards variable assistance for lower body exoskeletons[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 5(1): 266-273.
- [4] LUO S, ANDROWIS G, ADAMOVICH S, et al. Robust walking control of a lower limb rehabilitation exoskeleton coupled with a musculoskeletal model via deep reinforcement learning[J]. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 2023, 20(1): 34.
- [5] PARK J, SHI K, LEE G, et al. Design of a front-enveloping powered exoskeleton considering optimal distribution of actuating torques and center of mass[C]. 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2024: 3234-3240.
- [6] SOLIMAN AF, CORUK S, YILDIRIM M C, et al. Design, development, and control for the self-stabilizing bipedal exoskeleton prototype Co-Ex[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2024, 30(1): 458-468.
- [7] SHAHROKHSIAHI A, KHADIV M, TAHERIFAR A, et al. Sample-efficient policy adaptation for exoskeletons under variations in the users and the environment[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 9020-9027.
- [8] 胡悦, 范建华, 胡永扬, 等. 面向非视距环境的智能车多传感鲁棒融合定位[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(5): 1-10.
HU Y, FAN J H, HU Y Y, et al. Robust multi-sensor fusion positioning for intelligent vehicles in non-line-of-sight environments[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(5): 1-10.
- [9] SHAHROKHSIAHI A, KHADIV M, MANSOURI S, et al. Learning user-specific control policies for lower-limb exoskeletons using gaussian process regression[J]. IEEE Access, 2024, 12: 36874-36881.
- [10] 陈春杰, 张邵敏, 王灿, 等. 基于稳定阈值分析的外骨骼动态步长规划方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 523-529.
CHENG CH J, ZHANG SH M, WANG C, et al. Dynamic step length planning method based on stable threshold analysis for exoskeleton[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3): 523-529.
- [11] LI ZH J, REN ZH, ZHAO K K, et al. Human-cooperative control design of a walking exoskeleton for body weight support[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(5): 2985-2996.
- [12] AGRAWAL V, BERTRAND S, GRIFFIN R, et al. Proprioceptive state estimation of legged robots with kinematic chain modeling[C]. 2022 IEEE-RAS 21st International Conference on Humanoid Robots (Humanoids), 2022: 178-185.
- [13] LI J CH, YUAN ZH H, SANG X Y, et al. Center of mass dynamics and contact-aided invariant filtering for biped robot state estimation[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(22): 27531-27539.
- [14] 赵晨昊, 张志勇, 方鑫, 等. 联合“状态估计-轨迹预测”的 GNSS-RTK 可信定位[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(5): 264-276.
ZHAO CH H, ZHANG ZH Y, FANG X, et al. Joint state estimation and trajectory prediction-based GNSS-RTK reliable localization[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(5): 264-276.
- [15] 郑天骄, 朱延河, 高靖松, 等. 面向静态稳定的可变形助行外骨骼机器人运动规划[J]. 仪器仪表学报, 2022, 41(1): 92-99.
ZHENG T J, ZHU Y H, GAO J S, et al. Static stability-oriented motion planning for a deformable walking assistance exoskeleton robot[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 41(1): 92-99.
- [16] ROTELLA N, BLOESCH M, RIGHETTI L, et al. State estimation for a humanoid robot[C]. 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2014: 952-958.
- [17] 黄宴委, 李奕望, 李东方. 基于地形和刚度自适应的四足机器人姿态控制[J]. 机器人, 2024, 46(6): 713-724.
HUANG Y W, LI Y J, LI D F. Attitude control of quadruped robots based on terrain and stiffness adaptation[J]. Robot, 2024, 46(6): 713-724.
- [18] MA H L, SONG AI G, LI J W, et al. Legged odometry

based on fusion of leg kinematics and IMU information in a humanoid robot [J]. Biomimetic Intelligence and Robotics, 2025, 5(1): 100196.

- [19] LI J CH, YUAN ZH H, DONG SH, et al. A nonlinear state estimation framework for humanoid robots [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022, 153: 104100.
- [20] BAE H, JEONG H, OH J, et al. Humanoid robot COM kinematics estimation based on compliant inverted pendulum model and robust state estimator[C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2018: 747-753.
- [21] YANG SH, ZHANG Z X, BOKSER B, et al. Multi-imu proprioceptive odometry for legged robots [C]. 2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2023: 596-601.
- [22] XAVIER F E, BURGER G, PÉTRIAUX M, et al. Multi-imu proprioceptive state estimator for humanoid robots[C]. 2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2023: 8927-8304.
- [23] PIPERAKIS S, KOSKINOPOULOU M, TRAHANIAS P. Nonlinear state estimation for humanoid robot walking[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4): 3347-3354.
- [24] TIAN D K, LI W T, LI J K, et al. Self-balancing exoskeleton robots designed to facilitate multiple rehabilitation training movements[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2024, 32: 293-303.
- [25] HARIB O, HEREID A, AGRAWAL A, et al. Feedback control of an exoskeleton for paraplegics: Toward robustly stable, hands-free dynamic walking [J]. IEEE Control Systems Magazine, 2018, 38(6): 61-87.

作者简介



田定奎, 2012 年于长江大学获得学士学位, 2017 年于太原理工大学获得硕士学位, 2022 年于北京理工大学获得博士学位。现为中国科学院深圳先进技术研究院副研究员, 主要研究方向包括外骨骼与机器人系统集成、运动控制以及人体运动意图感知。

E-mail: dk. tian1@siat. ac. cn

Tian Dingkui received his B.Sc. degree from Yangtze University in 2012, his M.Sc. degree from Taiyuan University of

Technology in 2017, and his Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2022. He is currently an associate researcher with the Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. His research interests include exoskeleton and robotic system integration, motion control, and human motion intention perception.



秦鹏杰(通信作者), 2015 年于重庆科技大学获得学士学位, 2023 年于重庆大学获得博士学位。现为深圳大学人工智能学院助理教授。主要从事多模态人机交互研究。

E-mail: pj. qin@szu. edu. cn

Qin Pengjie (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Chongqing University of Science and Technology in 2015, and his Ph. D. degree from Chongqing University in 2023. He is currently an assistant professor at the School of Artificial Intelligence, Shenzhen University. He is mainly engaged in the research of multi-modal human-machine interaction.



石欣, 2003 年和 2010 年于重庆大学分别获得硕士学位和博士学位。现为重庆大学教授, 主要研究方向为智能控制、无线传感网络。

E-mail: shixin@cqu. edu. cn

Shi Xin received his M.Sc. and Ph.D. degrees both from Chongqing University in 2003 and 2010, respectively. He is currently a professor at Chongqing University. His main research interests include intelligent control and wireless sensor network.



吴新宇, 2001 年和 2004 年分别从中国科学技术大学自动化系获得学士和硕士学位, 2008 年在香港中文大学获得博士学位。他目前是中国科学院深圳先进技术研究院副院长。研究方向包括计算机视觉、机器人与智能系统。

E-mail: xy. wu@siat. ac. cn

Wu Xinyu received his B.Sc. and M.Sc. degrees from the Department of Automation, University of Science and Technology of China in 2001 and 2004, respectively, and his Ph. D. degree from the Chinese University of Hong Kong in 2008. He is currently the vice president of Shenzhen Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. Research interests include computer vision, robotics and intelligent systems.