

文章编号 1004-924X(2026)03-0513-11

自适应强跟踪算法在手术器械定位中的应用

殷 雷¹, 耿涵涵², 王家琪¹, 苗 语^{1,4}, 师为礼^{1,3}, 蒋振刚^{1,3*}

(1. 长春理工大学 计算机科学技术学院, 吉林 长春 130022;

2. 吉林省经济管理干部学院, 吉林 长春 130021;

3. 吉林省医学影像智能计算重点实验室, 吉林 长春 130022;

4. 长春理工大学 中山研究院, 广东 中山 528437)

摘要: 光学手术导航系统在复杂微创操作中易受术者生理性震颤、设备振动与成像噪声等多源干扰影响, 导致定位抖动与轨迹不连续。针对上述多源干扰引入的噪声以及系统模型不确定性所导致的系统稳定性不足的问题, 提出一种基于自适应强跟踪滤波的手术器械定位与引导方法, 以提升光学手术导航系统的稳定性与可靠性。位置域采用基于误差统计自适应调整噪声矩阵的强跟踪卡尔曼滤波, 可增强对突变噪声与漂移的抑制能力; 姿态域采用四元数无迹卡尔曼滤波, 以避免线性化误差并保持四元数归一化。为进一步提升平滑效果, 在位置输入端加入滑动平均预处理, 实现低频稳态性与高频抑制能力的结合。实验结果表明, 所提方法在综合性能上显著优于相关文献方法。在姿态跟踪方面, 角度均方根误差相比对比方法降低了 50%~79%; 在位置跟踪方面, 总体趋势残差较卡尔曼滤波进一步降低了 5%~20%, 实现了高频噪声抑制与动态响应稳定性的最佳平衡。本文提出的方法在微小扰动抑制、姿态稳定性和噪声自适应性方面均取得了显著的实验结果, 为高精度医疗导航提供了理论基础。

关键词: 光学手术导航; 手术器械定位; 卡尔曼滤波; 噪声抑制

中图分类号: TP391 文献标识码: A

doi: 10. 37188/OPE. 20263403. 0513

CSTR: 32169. 14. OPE. 20263403. 0513

Application of adaptive strong tracking algorithms in positioning of surgical instrument

YIN Lei¹, GENG Hanhan², WANG Jiaqi¹, MIAO Yu^{1,4}, SHI Weili^{1,3}, JIANG Zhengang^{1,3*}

(1. School of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology,
Changchun 130022, China;

2. Jilin Province Economic Management Cadre College, Changchun 130021, China;

3. Jilin Provincial Key Laboratory of Intelligent Computing in Medical Image,
Changchun 130022, China;

4. Zhongshan Institute of Changchun University of Science and Technology,
Zhongshan 528437, China)

* Corresponding author, E-mail: jiangzhengang@cust.edu.cn

Abstract: Optical surgical navigation systems used in complex minimally invasive procedures are vulnera-

收稿日期: 2025-12-10; 修订日期: 2025-12-29.

基金项目: 吉林省科技发展计划资助项目 (No. 20250301054YY)

ble to multisource disturbances, including surgeons' physiological tremor, device vibration, and imaging noise. Such disturbances can induce localization jitter and trajectory discontinuities. To mitigate insufficient system robustness caused by the combined effects of disturbance-induced noise and system-model uncertainty, an adaptive strong-tracking-filtering-based method is proposed for surgical instrument localization and guidance, thereby enhancing the stability and reliability of optical surgical navigation. In the position domain, a strong tracking Kalman filter with error-statistics-based adaptive adjustment of the noise covariance matrices is employed to improve suppression of abrupt noise and drift. In the attitude domain, a quaternion unscented Kalman filter is adopted to avoid linearization errors while preserving quaternion normalization. To further enhance smoothing performance, moving-average preprocessing is applied to the position input to integrate low-frequency stability with high-frequency disturbance attenuation. Datasets from eight distinct scenarios were collected for experimental validation, and the proposed method was comparatively evaluated against existing approaches using seven performance metrics. The results indicate that the proposed method achieves superior overall performance. For attitude tracking, the angular root-mean-square error is reduced by 50%-79% relative to the reference methods. For position tracking, the overall trend residual is further reduced by 5%-20% compared with the standard Kalman filter, yielding an improved balance between high-frequency noise suppression and dynamic response stability. These results demonstrate significant gains in micro-disturbance suppression, attitude stability, and noise adaptability, providing a theoretical basis for high-precision medical navigation.

Key words: optical surgical navigation; positioning of surgical instrument; Kalman filter; noise suppression

1 引 言

随着计算机辅助微创手术技术的快速发展,对高精度、稳定性和安全性的术中引导需求不断提升^[1-2]。其中,基于光学标记点的光学手术导航系统因其非接触式、精度高、应用灵活等优势,被广泛应用于神经外科、骨科等多种微创外科手术场景中^[3-5]。目前,光学导航系统依赖双目立体相机实时捕获器械或组织表面的主/被动标志点位置,通过空间重建与动态跟踪实现器械运动的精确定位。在无遮挡条件下,光学导航系统通常可以达到 1 mm 量级的定位精度,从而满足微创手术对高精度定位的要求^[6]。然而,实际手术环境复杂多变,光学导航系统在术中仍面临诸多噪声干扰因素,其稳定性尚未达到理想水平^[7]。

在临床场景中,光学导航设备在工作时会受到各类噪声的干扰。尤其在局部穿刺及深部目标定位等微创操作中,由于导航设备的敏感性,器械末端的轻微抖动均可能引起跟踪轨迹不连续、跳动甚至丢失标记点,严重时需要重新注册,显著影响手术进程与安全性。导致此类噪声干

扰的根本原因包括三类:其一,医生与患者的生理性震颤。训练有素的外科医生手部震颤幅度约 1 mm,其频率和波形具有一定规律性^[8-9]。同时,患者可能因呼吸、心跳或其他生理活动产生低频位移,这些微小震颤信号在导航时与光学采集装置的成像误差耦合,会被系统直接记录为器械末端的运动,从而影响定位精度。其二,导航设备本体的机械振动与电子噪声。光学系统中的立体相机在运行过程中不可避免地受到机械振动和电路噪声的叠加,使得标记点位置的观测信号中混入随机扰动^[10]。其三,跟踪过程缺乏有效的滤波与动态补偿策略^[11]。大多数商业化导航系统仅采用简单的均值滤波或限幅策略,无法有效应对噪声干扰,导致系统精度和稳定性不足。

因此,为提升光学手术导航系统在术中引导过程中的跟踪稳定性与定位精度,亟需更为成熟的噪声抑制与滤波策略。现有研究广泛采用卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)、扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)等方法构建目标运动估计模型。Liu 等针对传统上下文感知相关

滤波目标跟踪中的过度平滑与遮挡处理不足问题,提出了结合卡尔曼滤波预测与自适应权重更新机制的上下文感知相关滤波算法,并引入APCE遮挡判定指标,有效提升了跟踪的精度与稳定性^[12]。Xia等提出基于扩展状态卡尔曼滤波的模型预测控制方法,用于光电跟踪系统中多源扰动的抑制与高精度轨迹估计^[13]。Magro等^[14]针对显微手术中器械跟踪精度不足的问题,基于双仪器系统和卡尔曼滤波跟踪算法,实现了对手术器械位置与姿态的高精度估计,显著提升了微创手术导航的稳定性与准确性。殷雷等^[15]使用间接扩展卡尔曼滤波,设计了光学与惯性混合的位姿跟踪系统,解决了光学手术导航系统光路遮挡引起的导航信息丢失问题。此外,Nwobodo等^[16]将卡尔曼滤波与粒子滤波融合,提出用于增强现实环境的自适应头部姿态跟踪算法,实现了低延迟与高稳定性的实时定位。Lashari等^[17]针对远程机器人手术中的实时定位误差,设计了结合MOESP系统识别与卡尔曼滤波的融合模型,有效增强了互联网环境下的手术导航稳定性与动态响应能力。这些工作表明,基于KF或EKF等的时序滤波和传感器融合方法已成为提高导航跟踪系统稳定性的重要手段。但这些方法依赖准确的系统建模和噪声统计特性,无法充分应对导航系统状态突变的情况^[18-19]。

此外,深度学习在手术器械跟踪与位姿估计方面发展迅速。Kim等^[20]将深度目标检测引入器械定位与方向估计,基于YOLOv8 OBB框架

实现较高检测性能,证明了深度学习在术中器械定位与方向理解中的可行性。Sugiyama等^[21]提出了一种基于深度学习的视频分析方法,通过整合AI模型对术中影像进行运动特征提取与分析,实现了对显微外科手术器械运动行为的准确量化。同时,在通用视觉目标跟踪领域,王鑫等^[22]将Transformer结构与轨迹信息显式结合以提升遮挡与相似目标干扰下跟踪的稳定性,这为复杂场景下的器械跟踪与连续轨迹保持提供了可借鉴的思路。然而,上述深度学习方法高度依赖任务特定的数据采集与标注体系,且模型训练策略、数据规模对结果影响显著。

本文提出了一种基于自适应强跟踪卡尔曼滤波(Adaptive Strong Tracking Kalman Filter, ASTKF)的手术器械定位与引导方法。该方法主要针对原始导航中存在的位置噪声大于姿态噪声高频的问题,通过位置-姿态解耦处理,提升滤波的效率与稳定性,采用滑动平均(Moving Average, MA)预处理与ASTKF相结合的串联结构策略,以自适应调整噪声,进一步提高系统的动态跟踪能力。

2 方 法

基于自适应强跟踪滤波的手术器械定位与引导方法的核心是将位姿解耦为位置和姿态两个通道,并分别用不同的滤波进行估计。方法整体架构如图1所示,包含以下3个关键设计:

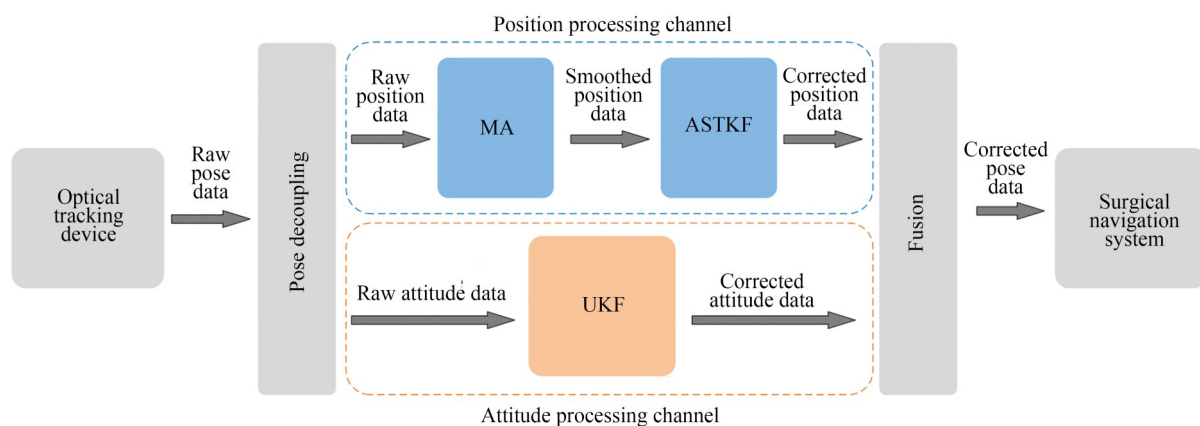


图1 基于自适应强跟踪滤波的手术器械定位与引导方法框架

Fig. 1 Framework of surgical instrument localization and guidance based on adaptive strong tracking filtering method

(1) 位置-姿态解耦策略:基于手术器械位置平移与姿态旋转的差异,将手术器械运动的高维状态估计分解为位置与姿态双通道并行处理。该策略降低了状态维数,减弱了位置突变与姿态更新之间的干扰。

(2) 位置处理通道的串联滤波机制:针对单一滤波器难以兼顾稳态平滑性与动态响应性的矛盾,构建了MA与ASTKF的串联结构。

(3) 姿态处理通道的非线性估计:针对四元数状态更新的非线性问题,采用无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)进行姿态估计。

执行流程如下:系统首先读取光学跟踪设备输出的原始位姿数据流。其中,原始位置数据经由MA模块进行预处理,随后输入ASTKF模块进行位置估计;原始姿态数据输入UKF模块进行非线性估计。最后,将滤波后的位置与姿态数据进行时间同步与融合,得到供手术导航使用的最终位姿输出。

2.1 位置跟踪滤波算法

位置处理通道采用串联滤波架构,先用MA抑制高频噪声,再以ASTKF进行状态估计,以实现对器械位置的稳定跟踪。

2.1.1 数据预处理

针对原始位置数据中普遍存在的随机高频噪声与抖动问题,首先采用滑动平均算法作为前级滤波器。设 t 时刻光学跟踪系统输出的原始位置测量向量为 $\mathbf{p}(t)=[x(t), y(t), z(t)]^T$,定义滑动窗口长度为 N ,则预处理后的位置估计 $\hat{\mathbf{p}}(t)$ 可表示为:

$$\hat{\mathbf{p}}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{p}(t-i), \quad (1)$$

其中: N 的取值决定了平滑强度。经过MA处理后,大部分高频随机噪声被滤除,输出的 $\hat{\mathbf{p}}(t)$ 将作为后续ASTKF滤波器的观测输入,为ASTKF提供了更加稳定的输入。

2.1.2 状态空间建模

为描述手术器械在三维空间中的运动,假设其在三维空间内服从常速运动模型。定义 k 时刻的状态向量 $\mathbf{x}_k$ 如下:

$$\mathbf{x}_k = [p_x, p_y, p_z, v_x, v_y, v_z]^T, \quad (2)$$

其中: p_x, p_y, p_z 为三维位置, v_x, v_y, v_z 为三维速度。

建立包含随机噪声的系统状态方程和观测方程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1}, \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{cases}, \quad (3)$$

其中: $\mathbf{w}_{k-1}$ 为过程噪声, $\mathbf{v}_k$ 为测量噪声, $\mathbf{F}$ 为状态转移矩阵,描述了系统基于运动学规律的演变过程, $\mathbf{H}$ 为观测矩阵,用于从状态向量中提取位置观测值。具体形式定义为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & d\mathbf{I}_3 \\ \mathbf{O}_3 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H} = [\mathbf{I}_3 \quad \mathbf{O}_3], \quad (4)$$

其中: $\mathbf{I}_3$ 与 $\mathbf{O}_3$ 分别表示 3×3 的单位矩阵与零矩阵, d 为系统采样时间间隔。

2.1.3 自适应强跟踪机制

标准卡尔曼滤波在处理手术器械的急停、变向等突变运动时,往往因预设的噪声统计特性与实际动态不匹配,导致跟踪滞后,从而引发跟踪数值不稳定。为此,引入强跟踪原理与噪声统计自适应策略,构建自适应强跟踪卡尔曼滤波。

2.1.3.1 强跟踪因子的构建

为了提高滤波器对系统突变状态的敏感度,计算 k 时刻的测量残差向量 $\mathbf{e}_k$:

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}\mathbf{x}_{k|k-1}. \quad (5)$$

基于该残差构造强跟踪加权矩阵 $\mathbf{D}_k$ 与渐消因子 λ_k 。渐消因子的作用是实时调节预测误差协方差矩阵的权重,如下所示:

$$\mathbf{D}_k = \frac{\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T}{\text{tr}(\mathbf{R}_k) + \gamma}, \quad (6)$$

$$\lambda_k = \frac{1}{1 + \text{tr}(\mathbf{D}_k)}, \quad (7)$$

其中: $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵迹运算, γ 为防止分母奇异的微小正数。利用计算出的 λ_k 对一步预测协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 进行膨胀修正:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \frac{1}{\lambda_k} (\mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_k). \quad (8)$$

2.1.3.2 噪声统计自适应更新

为进一步解决手术场景中噪声统计特性时变的问题(如静止与运动状态下的噪声差异),采用式(9)与式(10)来更新观测噪声协方差 $\mathbf{R}_k$ 与过程噪声协方差 $\mathbf{Q}_k$:

$$\mathbf{R}_k = (1 - \alpha) \mathbf{R}_{k-1} + \alpha (\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T), \quad (9)$$

$$\mathbf{Q}_k = (1 - \beta) \mathbf{Q}_{k-1} + \beta (\hat{\mathbf{w}}_k \hat{\mathbf{w}}_k^T), \quad (10)$$

其中: $\hat{\mathbf{w}}_k = \mathbf{x}_k - \mathbf{x}_{k|k-1}$ 为过程噪声近似估计值, $\alpha, \beta \in (0, 1)$, 用于调节历史统计信息对当前估计的影响权重。该机制利用测量残差 $\mathbf{e}_k$ 的统计量 $\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T$ 更新 $\mathbf{R}_k$, 并结合 $\hat{\mathbf{w}}_k$ 更新 $\mathbf{Q}_k$, 使滤波增益随噪声统计变化自适应调整, 从而兼顾稳态平滑与动态跟踪的性能。

2.2 姿态跟踪滤波算法

手术器械的姿态可用单位四元数表示, 其状态约束位于非欧氏空间上。考虑到姿态观测模型的非线性特性以及 EKF 在处理非线性旋转时存在的线性化截断误差问题, 采用无迹卡尔曼滤波构建姿态估计通道, 以避免求取雅可比矩阵的繁琐计算, 并提高估计精度。

2.2.1 四元数状态描述

定义 t 时刻的系统姿态状态向量 $\mathbf{q}(t)$ 为单位四元数:

$$\mathbf{q}(t) = [q_w, q_x, q_y, q_z]^T, \quad (11)$$

其中: q_w 为实部, $[q_x, q_y, q_z]^T$ 为虚部。

2.2.2 Sigma点采样

UKF 的核心思想是通过确定性采样逼近非线性分布。围绕上一时刻状态估计值 $\hat{\mathbf{q}}_{k-1}$ 与姿态协方差矩阵为 $\mathbf{P}_{k-1}^q$ 生成的 Sigma 采样点集 $\{\mathcal{X}_i\}$ 表示为:

$$\begin{cases} \mathcal{X}_0 = \hat{\mathbf{q}}_{k-1} \\ \mathcal{X}_i = \hat{\mathbf{q}}_{k-1} + \left(\sqrt{(L + \eta) \mathbf{P}_{k-1}^q} \right)_i \\ \mathcal{X}_{i+L} = \hat{\mathbf{q}}_{k-1} - \left(\sqrt{(L + \eta) \mathbf{P}_{k-1}^q} \right)_i \end{cases}, \quad (12)$$

其中: $i = 1, \dots, L$ 。 L 为状态维数, i 表示矩阵列索引, η 为尺度缩放参数。

该采样策略无需对非线性系统方程进行泰勒级数展开, 从而避免了线性化截断误差。

2.2.3 无迹变换预测

将 Sigma 点集通过状态转移函数 $f(\cdot)$ 进行非线性传播并单位化, 得到预测点集 $\mathcal{X}_{i,k|k-1}^*$ 。

$$\mathcal{X}_{i,k|k-1}^* = \frac{f(\mathcal{X}_{i,k|k-1})}{\|f(\mathcal{X}_{i,k|k-1})\|}. \quad (13)$$

随后, 加权计算 k 时刻的预测均值 $\hat{\mathbf{q}}_{k|k-1}$ 与预测协方差 $\mathbf{P}_{k|k-1}^q$:

$$\hat{\mathbf{q}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_i^{(m)} \mathcal{X}_{i,k|k-1}^*, \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^q = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_i^{(c)} (\mathcal{X}_i^* - \hat{\mathbf{q}})(\mathcal{X}_i^* - \hat{\mathbf{q}})^T + \mathbf{Q}_k^q, \quad (15)$$

其中: $\mathbf{W}_i^{(m)}$, $\mathbf{W}_i^{(c)}$ 为无迹变换中用于计算均值与协方差加权系数, $\mathcal{X}_i^* - \hat{\mathbf{q}}$ 为 $\mathcal{X}_{i,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{q}}_{k|k-1}$ 的缩写, $\mathbf{Q}_k^q$ 为姿态过程噪声协方差, 标有上标 q 的参数表示该参数用于姿态跟踪滤波算法中。

2.2.4 观测传播与更新

将预测点集 Sigma 映射到观测空间, 得到姿态观测预测点集 $\mathbf{Z}_{i,k|k-1}^q = \mathbf{h}(\mathcal{X}_{i,k|k-1}^*)$, 并利用加权平均法计算观测预测均值 $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^q$:

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^q = \frac{\sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_i^{(m)} \mathbf{Z}_{i,k|k-1}^q}{\left\| \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_i^{(m)} \mathbf{Z}_{i,k|k-1}^q \right\|}. \quad (16)$$

其次计算状态-观测互协方差 $\mathbf{P}_{xz}$ 与观测自相关协方差 $\mathbf{P}_{zz}$:

$$\mathbf{P}_{xz} = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_i^{(c)} (\mathcal{X}_i^* - \hat{\mathbf{q}})(\mathbf{Z}_i^q - \hat{\mathbf{z}}^q)^T, \quad (17)$$

$$\mathbf{P}_{zz} = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_i^{(c)} (\mathbf{Z}_i^q - \hat{\mathbf{z}}^q)(\mathbf{Z}_i^q - \hat{\mathbf{z}}^q)^T + \mathbf{R}_k, \quad (18)$$

其中: $\mathbf{R}_k^q$ 为姿态观测噪声协方差。

计算卡尔曼增益 $\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz} \mathbf{P}_{zz}^{-1}$, 并结合当前时刻的实际姿态观测值 $\mathbf{z}_k^q$ 进行状态更新与归一化:

$$\mathbf{q}_k = \frac{\hat{\mathbf{q}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k^q - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^q)}{\left\| \hat{\mathbf{q}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k^q - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^q) \right\|}. \quad (19)$$

2.3 方法步骤

步骤一: 从光学跟踪系统实时获取时间 t 下的原始位姿数据 $\{\mathbf{p}(t), \mathbf{q}(t)\}$, 其中 $\mathbf{p}(t)$ 为三维位置数据, $\mathbf{q}(t)$ 为四元数姿态数据。

步骤二: 设置滑动窗口长度, 对原始位置数据 $\mathbf{p}(t)$ 进行滑动平均 (MA) 预处理, 得到平滑后的位置数据 $\mathbf{p}_{MA}(t)$ 。

步骤三: 将 $\mathbf{p}(t)$ 输入自适应强跟踪滤波器 (ASTKF) 进行估计, 得到位置输出 $\mathbf{p}_{final}(t)$ 。

步骤四: 将 $\mathbf{q}(t)$ 输入无迹卡尔曼滤波器 (UKF) 进行估计, 得到姿态输出 $\mathbf{q}_{final}(t)$ 。

步骤五: 对同一时间戳 t 下的 $\mathbf{p}_{final}(t)$ 与 $\mathbf{q}_{final}(t)$ 进行融合, 形成最终位姿 $\{\mathbf{p}_{final}(t),$

$q_{\text{final}}(t)$ },并输出给手术导航系统。

3 实验与结果分析

3.1 实验设备与数据

采用 OptiTrack V120:TRIO 三目光学跟踪系统,其中包含 3 个红外摄像头,组成一个预标定紧凑光学阵列。系统主要参数如下:采样频率为 120 Hz,分辨率为 640×480 ,跟踪方式为基于高反光标记点三维定位。

对两个手术器械进行六自由度跟踪。如图 2 和图 3 所示,器械 1 是四标记点刚体探针,器械 2 是带有四标记点刚体的脊柱模型。两个刚体均用 Motive 软件进行标定,其几何结构文件(probe. rom、phantom. rom)被加载到跟踪系统中。为避免遮挡风险,所有刚体均被安置在器械的视线前方,保持光学标记点的可见性。通过解算刚体上 4 个高反光标记点的三维坐标,实时输出器械在系统坐标系下的位置和姿态。所有数据以 . csv 文件格式输出,用于后续滤波与分析。两个跟踪器械详细信息如下。

器械 1:四标记点探针刚体(如图 2),由 4 个高反光球形标记点组成,使用 Motive 软件完成 Rigid Body(probe. rom)标定,标记点布局确保对旋转与平移均有良好可观察度,探针用于模拟临床器械运动轨迹。

器械 2:脊柱模型刚体(如图 3):模型表面装



图 2 器械 1(红圈处为光学标记点)
Fig. 2 Instrument 1(The red-circled region indicates the optical marker)

配 4 个反光标记球,标定文件为 phantom. rom,用于模拟骨性结构的姿态参考帧,整体设置保证不会发生意外遮挡(彩图见期刊电子版)。

为了评估所提出方法的有效性,共采集了 8 组实验数据进行实验验证,所采集数据信息如表 1 所示。



图 3 器械 2(红圈处为光学标记点)
Fig. 3 Instrument 2(The red-circled region indicates the optical marker)

表 1 实验数据说明
Tab. 1 Experimental data indicate

代号	数据量	名称	说明
WQ-01	11960	器械 1	静止数据
WQ-02	11925	器械 2	
JZ-01	12001	器械 1	微抖动
JZ-02	11977	器械 2	
MD-01	11999	器械 1	中度噪声
MD-02	12000	器械 2	
KD-01	11907	器械 1	强噪声
KD-02	11982	器械 2	

采用 MA,KF 方法作为基准,分析两种方法及所提出方法在光学系统噪声特性和滤波效果,3 种方法的实验设置如下:

(1) MA:滑动平均滤波,窗口大小 $N=10$,主要抑制高频位置噪声。滑动平均窗口长度 N 决定了平滑的时间尺度与系统的等效响应滞后。当 N 取值过小,高频测量抖动抑制不足;当 N 取值过大,虽然平滑更强,但会引入更明显的响应滞后并造成过度平滑,从而降低对真实运动变化的跟随能力。综合考虑光学导航场景对稳定性与实时性的双重需求,采用 $N=10$ 作为折中设置。

(2) KF:经典卡尔曼滤波,其采用六状态线性模型(位置+速度),并使用固定 Q,R 。

(3) 本文提出的方法:位置采用滑动平均(MA)与自适应强跟踪滤波(ASTKF);姿态采用无迹卡尔曼滤波(UKF,基于四元数),用于抑制高频噪声与姿态随机漂移,滑动平均的窗口大小设置为 10。

从瞬时扰动抑制(Diff)、趋势跟踪(Resid)、姿态稳定性(Angle)和稳定漂移(AllanVar)4 个

维度评价 3 种滤波方法的稳定性,实验结果 见表 2。

表 2 三种方法的误差
Tab. 2 Errors of three methods

数据集	方法	Diff_RMS/ mm	Diff_STD /mm	Resid_RMS /mm	Resid_STD /mm	Angle_ RMS/(°)	Angle_STD /(°)	AllanVar /mm
JZ-01	MA	0.214 410	0.142 030	0.457 450	0.269 260	0.120 810	0.071 162	0.131 020
	KF	0.219 180	0.144 940	0.469 340	0.275 460	0.120 810	0.071 162	0.132 590
	本文方法	0.214 760	0.142 140	0.461 370	0.270 810	0.060 847	0.034 145	0.131 050
JZ-02	MA	0.267 910	0.266 440	0.321 140	0.309 120	0.393 340	0.319 750	0.004 731
	KF	2.377 500	2.376 800	1.759 900	1.756 100	0.393 340	0.319 750	0.007 606
	本文方法	0.269 820	0.268 540	0.331 000	0.319 030	0.210 060	0.203 940	0.004 754
MD-01	MA	0.859 890	0.541 610	1.165 800	0.742 170	0.558 870	0.402 270	0.539 540
	KF	0.878 150	0.553 390	1.196 100	0.759 700	0.558 870	0.402 270	0.548 550
	本文方法	0.860 510	0.541 990	1.173 000	0.745 480	0.320 330	0.204 240	0.539 690
MD-02	MA	0.066 468	0.031 870	0.257 420	0.126 340	0.081 918	0.062 247	0.023 391
	KF	0.070 372	0.035 228	0.263 590	0.129 210	0.081 918	0.062 247	0.023 822
	本文方法	0.066 762	0.031 978	0.260 040	0.127 430	0.030 515	0.020 391	0.023 432
KD-01	MA	4.262 500	2.164 700	12.077 000	6.477 200	1.543 000	1.123 600	2.135 900
	KF	4.353 500	2.218 100	12.304 000	6.598 500	1.543 000	1.123 600	2.178 400
	本文方法	4.272 400	2.171 500	12.128 000	6.497 500	1.145 400	0.686 900	2.139 200
KD-02	MA	0.350 050	0.298 140	0.627 620	0.358 840	0.219 720	0.198 700	0.083 456
	KF	2.570 100	2.561 900	2.021 700	1.944 400	0.219 720	0.198 700	0.085 287
	本文方法	0.352 710	0.300 790	0.634 700	0.365 830	0.169 160	0.162 830	0.083 583
WQ-01	MA	0.007 510	0.006 055	0.013 574	0.008 512	0.059 311	0.049 246	0.000 061
	KF	0.015 842	0.012 552	0.018 896	0.013 290	0.059 311	0.049 246	0.000 078
	本文方法	0.006 458	0.005 448	0.013 712	0.008 632	0.012 197	0.010 050	0.000 062
WQ-02	MA	0.003 464	0.002 697	0.006 406	0.004 464	0.036 421	0.025 129	0.000 029
	KF	0.006 827	0.005 120	0.008 483	0.006 111	0.036 421	0.025 129	0.000 037
	本文方法	0.002 623 9	0.002 304 7	0.006 287	0.004 661 2	0.007 694 5	0.005 515 9	0.000 029 2

注:本研究采用的光学跟踪系统观测精度为亚毫米级,系统输出的位姿数据显示较多小数位主要源于系统数据采集软件的数据输出表示、单位换算与坐标变换等数值运算带来的结果。需要强调的是,末位小数多为上述数值表示与噪声的体现,并不代表观测系统的真实测量精度。

3.2 实验结果

- (1)瞬时扰动抑制
- 数据 Diff_RMS、Diff_STD 反映轨迹中帧与帧之间的跳变程度,数值越小,高频噪声抑制越好。
- (2)趋势跟踪
- 数据 Resid_RMS、Resid_STD 反映滤波后轨迹与趋势模型的偏离程度,数值越小,趋势跟踪越好。
- (3)姿态稳定性
- 数据 Angle_RMS、Angle_STD 反映相邻两

- 帧姿态的错位角,数据越小,姿态越平稳,抖动越小。
- (4)稳定漂移
- 数据 AllanVar 衡量低频噪声、随机漂移与长期稳定性,数据越小,系统漂移越小。
- 3.3 实验结果分析
- 针对光学跟踪系统在静态、准静态与运动条件下的微小扰动与噪声干扰,分别采用滑动平均滤波(MA)、经典卡尔曼滤波(KF)以及本文方法进行对比实验。实验共采集 8 组(JZ,MD,KD,

WQ系列)位置与姿态数据,并利用4类指标对跟踪结果进行定量分析:瞬时扰动抑制(Diff_RMS, Diff_STD)、趋势跟踪(Resid_RMS, Resid_STD)、姿态稳定性(Angle_RMS, Angle_STD)以及稳定漂移(AllanVar)。实验结果如表2所示,对应的分组对比结果见图4至图10。这里分别从位置性能、姿态性能、趋势残差与Allan方差4个方面展开讨论。

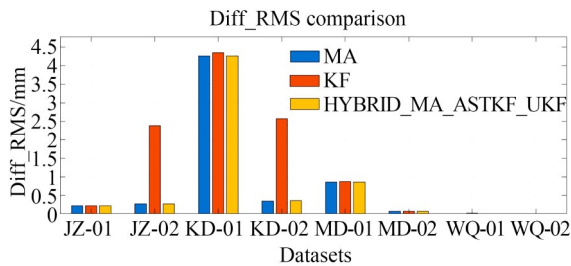


图4 瞬时扰动抑制均方根

Fig. 4 RMS of transient disturbance rejection

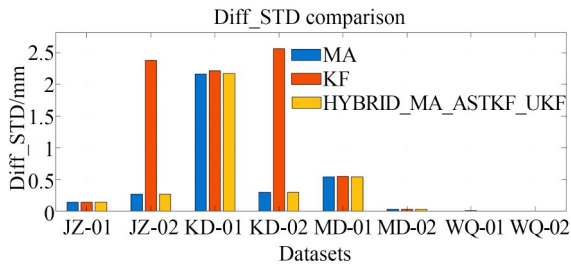


图5 瞬时扰动抑制标准差

Fig. 5 Standard deviation of transient disturbance rejection

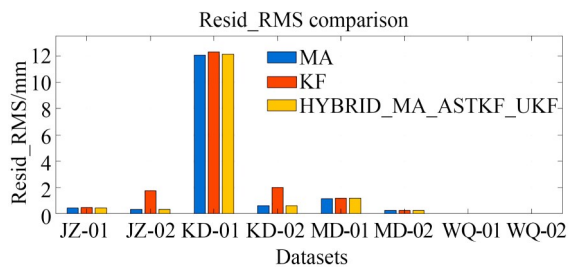


图6 趋势跟踪均方根

Fig. 6 RMS of trend tracking

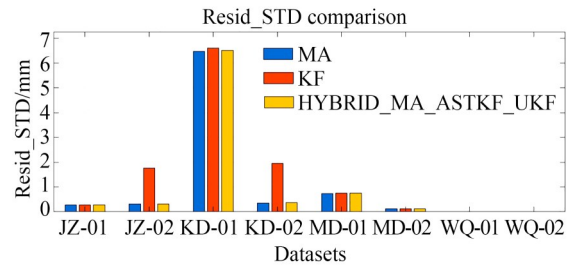


图7 趋势跟踪标准差

Fig. 7 Standard deviation of trend tracking

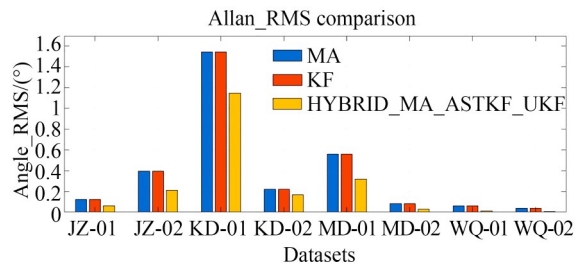


图8 姿态稳定性均方根

Fig. 8 RMS of attitude stability

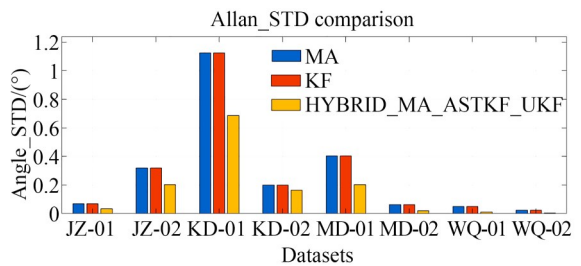


图9 姿态稳定性标准差

Fig. 9 Standard deviation of attitude stability

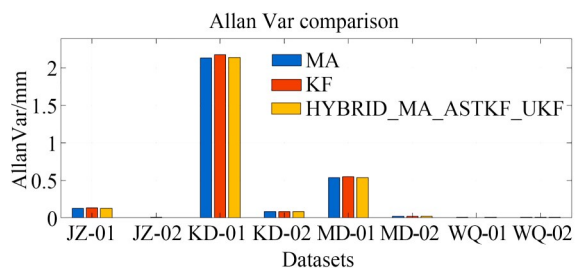


图10 漂移和低频稳定性

Fig. 10 Drift and low-frequency stability

(1) 位置性能

本文方法在位置短时抖动(Diff_RMS、Diff_STD)方面始终接近或达到最小。尤其在扰动较大的JZ-02、KD-02等轨迹中,MA虽能抑制高频噪声,但存在明显滞后效应;KF在非线性与

时变噪声条件下表现不稳定,甚至出现误跟踪,尤其在JZ-02轨迹中Diff_RMS高达2.38,为3种方法中最差,反映其在该场景下对扰动变化的适应性不足。

(2) 姿态性能

本文方法在姿态通道采用UKF基于四元数进行非线性状态估计,使姿态扰动得到明显抑制。以Angle_RMS为例,在JZ-01轨迹中,从MA的 0.1208° 降低至 0.0608° (降低50%);在WQ-02轨迹中,由MA的 0.036° 降低至 0.0077° (降低79%),表明UKF对四元数噪声的自适应非线性抑制能力较强,相比之下,MA、KF均未对姿态进行滤波,其Angle_RMS、Angle_STD基本一致并整体高于本文方法。同时,由于未设计姿态部分,KF的角度相关性难以有实质性改善。

(3) 趋势残差与Allan方差

本文方法表现均衡,在趋势残差(Resid_RMS、Resid_STD)及稳定性统计量(AllanVar)中表现与MA接近,但明显优于KF。在残差方面,本文方法通常比MA略低,比KF低5%~20%;从AllanVar结果来看,本文方法在稳定性方面同样优于KF。上述现象与本文方法的自适应强跟踪机制有关,随着自适应强跟踪因子 λ 调节,跟踪结果呈现更强的稳定性。

(4) 稳态平滑性与动态响应性

本文方法的串联位置滤波机制旨在解决单一滤波器难以同时兼顾稳态平滑性与动态响应性的矛盾。Diff类指标主要反映稳态高频抖动抑制能力(平滑性),Resid类指标主要反映趋势跟踪能力(动态响应)。在KD-02等强扰动场景中,本文方法的Diff_RMS维持在与MA相近的水平,同时Resid_RMS亦保持与MA同量级且显著低于KF,说明串联结构在抑制高频抖动的同时并未显著牺牲趋势跟踪能力,从而实现稳态平滑与动态响应的平衡。

综上所述,本文方法相较于对比方法,在位置与姿态两个通道上均表现出更稳定的跟踪性能,兼具MA的高频抑制能力、ASTKF的噪声自适应性和UKF的非线性姿态跟

踪能力。

4 结 论

针对光学手术导航系统在复杂术中环境下易受生理性震颤、设备振动及多源噪声干扰而导致的定位抖动与轨迹不连续的问题,本文提出了一种基于自适应强跟踪滤波的手术器械定位与引导方法。该方法通过位置与姿态解耦实现双通道处理:位置通道采用MA与ASTKF串联的结构,在抑制高频噪声的同时提高对扰动变化的适应性;姿态通道基于四元数引入UKF进行非线性估计,从而改善姿态解算的稳定性。基于8组动静态场景的对比实验结果表明,本文方法在位置和姿态两个方面均有明显改善。位置方面,所提出的串联机制在稳态下具备优异的高频噪声抑制能力,更在大幅度扰动场景下展现了较好的适应性;趋势残差指标较对比方法总体降低了5%~20%。姿态方面,相较于对比方法在姿态滤波处理上的不足,本文采用四元数UKF构建非线性状态估计模型,使Angle_RMS指标较对比方法总体降低了50%~79%。这表明该方法能够有效抑制姿态噪声并提升姿态稳定性。

综上所述,本文方法在提升跟踪稳定性的同时能够保持轨迹连续性,并兼顾稳态抑噪与动态响应的能力,可为提高微创手术导航系统的抗干扰能力与稳定性提供参考。

作者贡献声明:

殷雷:实验方案设计,模型建立,算法开发,初稿撰写;

耿涵涵:实验数据分析;

王家琪:研究现状调研;

苗语:研究现状分析,实验验证指导;

师为礼:实验材料提供及数据分析;

蒋振刚:研究设想提出,研究方向确定。

参考文献:

- [1] LEE Y S, CHO D C, KIM K T. Navigation-guided/robot-assisted spinal surgery: a review article [J]. *Neurospine*, 2024, 21(1): 8-17.
- [2] 李天梁,朱永文,李佳隽,等. 入路姿态光纤导航

的经鼻柔性手术机器人[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(19): 2861-2876.

LI T L, ZHU Y W, LI J J, et al. Fiber-optic navigation of approach attitude for transnasal flexible surgical robot [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(19): 2861-2876. (in Chinese)

- [3] MAIER-HEIN L, MOUNTNEY P, BARTOLI A, *et al.* Optical techniques for 3D surface reconstruction in computer-assisted laparoscopic surgery [J]. *Medical Image Analysis*, 2013, 17 (8) : 974-996.
- [4] KANG D H. Intraoperative navigation in craniofacial surgery[J]. *Archives of Craniofacial Surgery*, 2024, 25(5): 209-216.
- [5] YAO X C, LIU J P, DU X R, *et al.* Integrated optical and magnetic navigation for simplified percutaneous transforaminal endoscopic lumbar discectomy: a novel approach [J]. *Neurospine*, 2025, 22 (1): 297-307.
- [6] MANNI F, ELMI-TERANDER A, BURSTRÖM G, *et al.* Towards optical imaging for spine tracking without markers in navigated spine surgery[J]. *Sensors*, 2020, 20(13): 3641.
- [7] ASHIKUZZAMAN M, JAFARPISHEH N, ROTTOO S, *et al.* Fast and robust localization of surgical array using Kalman filter[J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2021, 16(5): 829-837.
- [8] SONG C, GEHLBACH P L, KANG J. Active tremor cancellation by a “smart” handheld vitreoretinal microsurgical tool using swept source optical coherence tomography [J]. *Optics Express*, 2012, 20 (21): 23414-23421.
- [9] 杨铨浩, 桑宏强, 刘芬, 等. 具有震颤抑制的微创机器人主从控制系统设计[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(1): 235-239, 263.
YANG CH H, SANG H Q, LIU F, *et al.* Design of master-slave control system with vibration suppression for minimally invasive surgical robot [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54 (1): 235-239, 263. (in Chinese)
- [10] NIE G Y, BODDA S S, SANDHU H K, *et al.* Computer-vision-based vibration tracking using a digital camera: a sparse-optical-flow-based target tracking method [J]. *Sensors*, 2022, 22 (18) : 6869.
- [11] XIA W Q, DENG J Q, NIE K, *et al.* Disturbance identification and adaptive compensation method in optical target tracking system[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2024, 16(1): 7800109.
- [12] BO L, XU T F, MIN L X, *et al.* Adaptive context-aware correlation filter tracking [J]. *Chinese Optics*, 2019, 12(2): 265-273.
- [13] XIA W R, MAO Y, ZHANG L Y, *et al.* Extended state Kalman filter-based model predictive control for electro-optical tracking systems with disturbances: design and experimental verification [J]. *Actuators*, 2024, 13(3): 113.
- [14] MAGRO M, COVALLERO N, GAMBARO E, *et al.* A dual-instrument Kalman-based tracker to enhance robustness of microsurgical tools tracking [J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2024, 19 (12) : 2351-2362.
- [15] 殷雷, 耿涵涵, 孙静波, 等. 光学-惯性混合位姿跟踪系统设计[J]. *液晶与显示*, 2025, 40(12): 1905-1916.
YIN L, GENG H H, SUN J B, *et al.* Design of optical inertial hybrid pose tracking system [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2025, 40(12): 1905-1916. (in Chinese)
- [16] NWOBODO O J, KUABAN G S, NKEMENI V, *et al.* A hybrid adaptive filter for head tracking in augmented reality (AR)-based flight simulators [J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2025, 74 (8): 2581-2592.
- [17] LASHARI M H, BATAYNEH W, KHOKHAR A, *et al.* Enhanced position estimation in tactile Internet-enabled remote robotic surgery using MOESP-based Kalman filter [J/OL]. 2025: *arXiv*: 2501.16485. <https://arxiv.org/abs/2501.16485>.
- [18] YUAN H W, SONG X M. Design of strong tracking Kalman filter under sudden change of vehicle [C]. 2021 11th International Conference on Information Technology in Medicine and Education (ITME). November 19-21, 2021, Wuyishan, Fujian, China. IEEE, 2022: 27-31.
- [19] LEE S H, SONG J. Regularization-based dual adaptive Kalman filter for identification of sudden structural damage using sparse measurements [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(3): 850.
- [20] KIM K H, KOO H W, LEE B J. Deep learning-based localization and orientation estimation of pedicle screws in spinal fusion surgery [J]. *Korean Journal of Neurotrauma*, 2024, 20(2): 90-100.
- [21] SUGIYAMA T, TANG M H, SUGIMORI H, *et al.* Artificial intelligence-integrated video analy-

sis of vessel area changes and instrument motion for microsurgical skill assessment [J]. *Scientific Reports*, 2025, 15: 27898.

- [22] 王鑫, 陈志旺, 卫燕侨, 等. 基于Transformer与跟踪轨迹的目标跟踪算法[J]. 液晶与显示, 2025, 40(11): 1710-1728.

WANG X, CHEN ZH W, WEI Y Q, *et al.* Object tracking algorithm based on Transformer and tracking trajectory [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2025, 40(11): 1710-1728. (in Chinese)

作者简介:



殷雷(1995—),男,江苏徐州人,博士研究生,2019年于长春工程学院获得学士学位,主要从事计算机辅助技术的研究。E-mail: ray_yl35@163.com

通讯作者:



蒋振刚(1973—),男,河北张家口人,博士,教授,2010年于日本名古屋大学获得博士学位,主要从事计算机仿真与建模、虚拟现实与数字媒体、计算机图形图像处理与识别的研究。E-mail: jiangzhengang@cust.edu.cn