AIMS：面向四足机器人定位的多传感器测量自适应融合

1st YujianQiu*重庆邮电大学自动化学院中国重庆 qiuyujiancqupt@163.com

2nd YuqiuMu重庆邮电大学自动化学院中国重庆 S230301037@stu.cqupt.edu.cn

3rd WenYang重庆邮电大学自动化学院中国重庆 S240301025@stu.cqupt.edu.cn

4th HaoZhu重庆邮电大学自动化学院中国重庆 zhuhao@cqupt.edu.cn

arXiv:2601.01561v1 [cs.RO] 4 Jan 2026

摘要——**本文研究四足机器人在狭窄的隧道状环境中实现精确定位的问题。由于这类场景具有狭长且同质的特征，激光雷达测量往往难以提供充分的几何约束，使传统传感器融合方法容易产生累积的运动估计误差。为应对这些挑战，我们提出AIMS，一种用于退化环境下鲁棒四足机器人定位的激光雷达-IMU-腿式里程计融合方法。该方法基于误差状态卡尔曼滤波框架构建，将激光雷达测量和腿式里程计测量与基于IMU的状态预测相融合，并根据在线退化感知可靠性评估自适应调整测量噪声协方差矩阵。在狭窄走廊环境中获得的实验结果表明，与当前先进方法相比，所提方法提高了定位精度和鲁棒性。**

索引词—**定位与建图、退化环境、传感器融合、自适应卡尔曼滤波。**

一、引言

安全巡检是工业设施中的一项重要日常任务。传统的人工巡检往往效率低下、重复性高且存在潜在危险，因此智能移动机器人正越来越多地被用于自主巡检任务 [1], [2]。在此类应用中，准确且连续的定位是实现可靠自主导航和巡检性能的基本前提 [3]–[5]。

同步定位与建图（SLAM）已被广泛认为是自主机器人的核心技术[6], [7], , 能够在无需先验环境信息的情况下实现机器人状态的在线估计 [8]。现有的 SLAM 方法大致可分为基于视觉的方法和基于激光雷达的方法。基于视觉的 SLAM 系统在视觉特征丰富且照明良好的环境中展现出了出色的性能，利用视觉特征和视觉惯性融合进行状态估计 [9]–[11]。然而，在长走廊或受限通道等狭窄的巡检区域内，照明条件通常不足 [12], , 这会显著降低视觉感知的可靠性，并限制基于视觉的 SLAM 方法的适用性 [13]。

与视觉传感器相比，三维激光雷达具有更宽的视场、更远的感知范围，并能实现光照不变感知 [14],, 因此基于激光雷达的 SLAM 更适合在受限环境中运行的巡检机器人 [15]。因此，基于激光雷达和激光雷达-IMU融合的方法已成为此类场景下机器人定位的主流解决方案[16]。然而，在结构均匀的狭长走廊中，激光雷达测量提供的几何约束较弱，导致严重的感知退化。在这种情况下，机器人运动往往会被低估，重建地图也往往短于实际环境尺度，从而造成定位漂移不断累积以及地图不一致 [17], [18]。

为解决这一问题，本文提出了一种新颖的变分贝叶斯（VB）自适应卡尔曼滤波器，可在存在离群值的情况下应对不准确的名义过程噪声和测量噪声协方差（PMNC）。LINS [20] 提出了一种六轴IMU与三维激光雷达的紧耦合融合方案，使机器人能够在无特征环境中实现稳健、高效的导航。FAST-LIO2 [21]直接将原始点云配准到地图，无需显式提取特征，从而能够利用环境中的细微几何线索，并有助于缓解感知退化。EKF-LOAM [22] 提出了一种简单轻量的自适

本研究部分由国家自然科学基金项目（项目编号：62573078）、重庆市教育委员会科学技术研究计划项目（项目编号：KJZD-K202200603）、重庆市自然科学基金项目（项目编号：CSTB2024TIAD-STX0023 和 CSTB2023TIAD-STX0016）资助。*通讯作者。电子邮箱：haozhu1982@gmail.com。

应协方差矩阵，其依据激光雷达检测到的几何特征数量进行调整。该协方差矩阵用于自适应融合激光雷达测量。在 [23]，中，提出了一种自适应联邦卡尔曼滤波器（AFKF）算法。据此加入故障检测器，用于检测极端异常情况。在 [24], 中，提出了一种轻量级的基于 iEKF 的激光雷达-惯性里程计系统，该系统采用具备退化感知能力的模块化传感器融合流程，并仅在检测到退化时，才在更新过程中将激光雷达点和来自另一里程计的相对位姿用作测量。尽管这些方法在包含间歇性特征丰富区域的环境中表现有所提升，但它们通常假设机器人轨迹上存在非退化区域。如果感知退化持续较长距离，这些假设可能不再成立，定位失败仍可能发生。

受上述观察启发，本文提出一种自适应激光雷达-IMU-腿式里程计融合方法，以实现四足机器人在狭窄走廊环境中的鲁棒定位。该方法基于误差状态卡尔曼滤波框架构建，将激光雷达和腿式里程计测量与基于 IMU 的状态预测联合融合。本文引入了一种退化感知可靠性评估机制，用于持续评估感知退化，并利用由此得到的可靠性指标，在融合过程中自适应地调节不同传感器的信息贡献。使用四足机器人在狭窄走廊环境中进行的实验结果表明，与先进方法相比，所提方法能够提升定位精度和鲁棒性。

II. 所提方法

A. 系统概述

所提 AIMS 框架旨在实现四足机器人在狭长巡检环境中的鲁棒定位。该框架采用基于误差状态卡尔曼滤波器（ESKF）的紧耦合多传感器融合架构。IMU 测量用于连续状态预测，而激光雷达和腿式里程计测量则在校正阶段作为运动约束纳入。正如图 1 所示，整体框架通过在线可靠性评估和自适应传感器重加权，专门应对感知退化。

B. 基于 *IMU* 的状态预测

系统状态 $\mathbf{x}$ 定义为

$$\mathbf{x} = [\mathbf{R}, \mathbf{p}, \mathbf{v}, \mathbf{b}_g, \mathbf{b}_a] \tag{1}$$

其中$\mathbf{R} \in SO(3)$表示方向，$\mathbf{p} \in \mathbb{R}^3$ 表示位置，$\mathbf{v} \in \mathbb{R}^3$ 表示速度，$\mathbf{b}_g$、$\mathbf{b}_a$ 分别表示陀螺仪和加速度计偏置。

给定 IMU角速度 $\boldsymbol{\omega}_m$ 和线加速度$\mathbf{a}_m$，使用标准惯性运动模型传播状态。预测状态和协方差分别记为 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k-1}$。

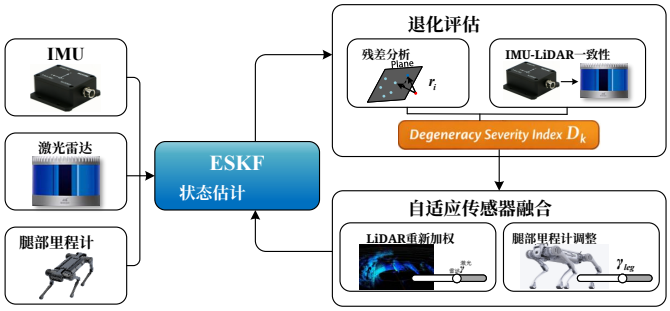

图1. 所提出的 AIMS 框架。

C. *LiDAR*和腿部里程计测量模型

激光雷达测量通过根据局部地图构建的点到平面约束进行建模。对于每个激光雷达点$\mathbf{p}_i$，残差定义为

$$r_i = \mathbf{n}_i^\top (\mathbf{R}\mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{q}_i) \tag{2}$$

其中$\mathbf{q}_i$ 和$\mathbf{n}_i$ 分别表示对应的平面点和法向量。

腿部里程计提供连续状态之间的相对运动约束。

D. 退化感知可靠性评估

在漫长且同质的环境中，感知退化是一个随时间演变的连续过程。为刻画退化的严重程度及其对状态估计的影响，所提方法基于激光雷达残差统计和IMU-LiDAR一致性，持续进行可靠性评估。

如第 C 节所定义，激光雷达测量会生成一组点到平面的残差 $\{r_i\}_{i=1}^N$。残差的分布不仅体现其幅值，还反映了底层状态的有效可观测性。

令 $\bar{r}$ 和 σ_r^2 分别表示残差的均值和方差:

$$\bar{r} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} r_i, \quad \sigma_r^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(r_i - \bar{r})^2 \tag{3}$$

在感知退化场景中，残差往往集中在少数几个方向上，因此即使残差幅值较小，方差也会偏低。为量化这一现象，定义有效可观测性指标如下:

$$\mathcal{O}_{\text{lidar}} = \frac{\sigma_r^2}{\sigma_r^2 + \sigma_0^2} \tag{4}$$

其中，σ_0^2 是反映名义残差离散程度的归一化常数。$\mathcal{O}_{\text{lidar}}$ 越小，表示测量模型的激励越弱，几何可观测性越有限。

仅凭基于残差的可观测性不足以表征退化，因为较小的残差也可能源于精确对齐。因此，进一步考察激光雷达更新与惯性测量单元预测之间的一致性。

将新息向量定义为

$$\mathbf{y}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^{\text{lidar}} \ominus \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \tag{5}$$

其中，$\ominus$ 表示状态流形上的差分运算，$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 是 IMU 预测状态，$\hat{\mathbf{x}}_k^{\text{lidar}}$是激光雷达更新状态。

归一化平方量的计算方式为

$$\mathcal{C}_{\text{IL}} = \mathbf{y}_k^\top \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{y}_k \tag{6}$$

其中，$\mathbf{P}_{k|k-1}$ 表示预测误差协方差。

为综合表征感知退化，定义退化严重程度指数如下：

$$\mathcal{D}_k = w_1(1 - \mathcal{O}_{\text{lidar}}) + w_2 \frac{\mathcal{C}_{\text{IL}}}{\mathcal{C}_{\text{IL}} + \kappa} \tag{7}$$

其中，w_1 和 w_2 为权重因子，满足 $w_1+w_2=1$；κ为饱和常数。

指数 $\mathcal{D}_k \in [0,1]$ 反映感知退化的严重程度，数值越大表示退化越严重。

E. 自适应多传感器融合

估计的退化程度 $\mathcal{D}_k$ 会直接纳入多传感器融合过程，以调节不同传感器的信息注入。所提方法不直接缩放测量噪声，而是调节激光雷达测量的有效信息贡献。激光雷达可靠性因子定义为

$$\gamma_{\text{lidar}} = \exp(-\eta \mathcal{D}_k) \tag{8}$$

其中，η 控制对退化的敏感度。

相应地，激光雷达测量协方差调整为

$$\mathbf{R}'_{\text{lidar}} = \frac{1}{\gamma_{\text{lidar}}} \mathbf{R}_{\text{lidar}} \tag{9}$$

腿部里程计提供互补的本体感知运动约束，受环境结构的影响较小。然而，过度依赖腿部里程计可能导致漂移累积。

为实现均衡融合，腿部里程计可靠性与激光雷达可靠性相关联：

$$\gamma_{\text{leg}} = \gamma_{\min} + (1 - \gamma_{\min})(1 - \mathcal{D}_k) \tag{10}$$

其中，$\gamma_{\min}$ 确保最低置信度水平。

腿部里程计协方差调整如下

$$\mathbf{R}'_{\text{leg}} = \frac{1}{\gamma_{\text{leg}}} \mathbf{R}_{\text{leg}} \tag{11}$$

为避免传感器权重发生突变，对退化严重度指数进行时间平滑：

$$\tilde{\mathcal{D}}_k = \alpha \tilde{\mathcal{D}}_{k-1} + (1 - \alpha)\mathcal{D}_k \tag{12}$$

其中，$\alpha \in [0,1)$ 控制平滑因子。

平滑后的指数 $\tilde{\mathcal{D}}_k$ 用于所有自适应重新加权操作，从而确保状态估计稳定且一致。

III. 实验

本节通过一系列实验，评估所提方法在狭窄环境下进行四足机器人定位的有效性和鲁棒性。

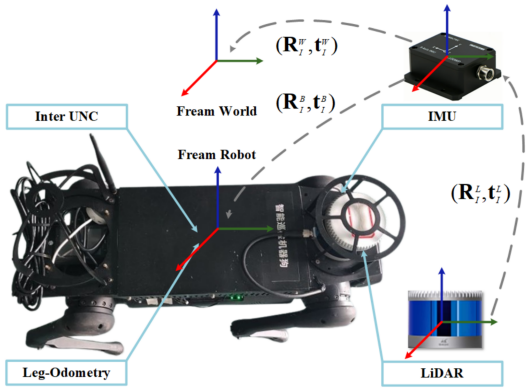

图 2. 坐标系示意图。

A. 实验平台和评估指标

所有实验均使用四足机器人平台进行，如图 2 所示。该机器人配备了一台工作频率为 10 Hz 的三维激光雷达、一台采样率为 50 Hz 的 IMU，以及一个以 200 Hz 提供测量数据的腿部里程计模块。所有传感器均刚性安装在机器人机身后部。机器人搭载一台 Intel NUC8i5BEH 计算机，用于实时处理所有传感器数据。

由于室内环境中无法获取真实位姿，因此本文采用两项评估指标：退化误差和端点漂移误差。

退化误差用于评估估计轨迹与实际行驶距离之间的一致性：

$$M_{\text{list}} = \frac{\sum_{i=1}^{N} \left| \hat{d}_i - d_i \right|}{\sum_{i=1}^{N} d_i} \tag{13}$$

其中，d_i 表示第 i个路段的估计行驶距离，d_i 表示相应的人工测量真实距离，N 表示运动路段总数。当机器人近似沿直线运动时，使用卷尺测量距离。M_{list} 值越小，表示定位精度越高；若其值大于 1，则意味着系统漂移严重。端点漂移误差用于评估机器人返回起始位置时的累积漂移：

$$M_{\text{end}} = \left\| \hat{\mathbf{p}}_{\text{end}} - \mathbf{p}_{\text{start}} \right\| \tag{14}$$

其中，$\hat{\mathbf{p}}_{\text{end}}$ 和$\mathbf{p}_{\text{start}}$ 分别表示机器人的估计最终位置和初始位置。

B. 室内长走廊实验

室内长走廊实验在重庆邮电大学的汽车电子实验室中进行。该实验室由一条几何结构有限的狭窄走廊组成，激光雷达感知容易发生退化。

图 3 展示了所提出的方法构建的三维点云地图。嵌入图像展示了相应的真实场景。右侧的色标表示

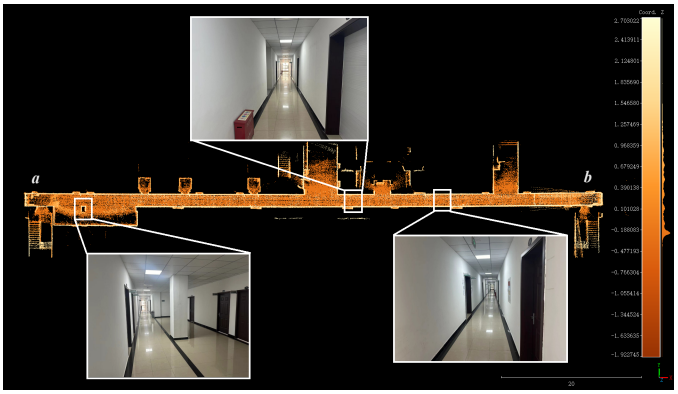

图 3. 所提方法在长走廊实验中构建的三维点云地图。

点云的高度分布。机器人从点 a 移动到点 b，然后返回点 a。

选取五种最先进的 SLAM 方法进行比较：LOAM [25], LEGO-LOAM [26], FAST-LIO2 [21],LINS [20], 和 LIO-SAM [27]。此外，还进行了消融实验，以分析自适应融合策略的影响。为此，我们实现了一个关闭所有自适应模块的所提方法变体，称为所提方法 *TFS*。具体而言，关闭了激光雷达–惯性测量单元测量和足式里程计测量各自的自适应加权模块。所有方法的估计轨迹如图 4 所示。

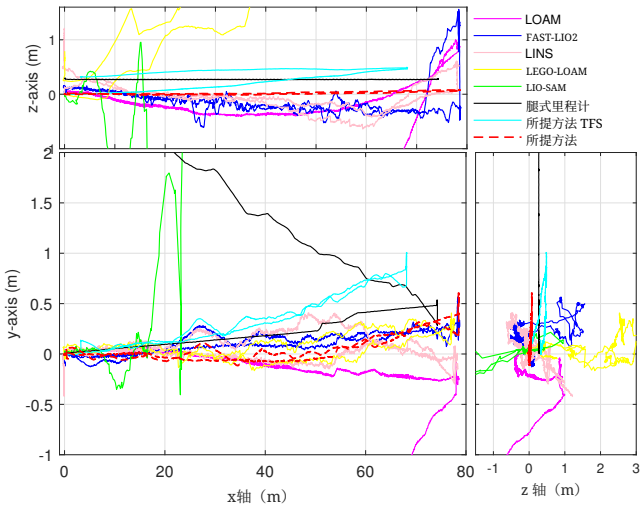

图 4. 足式里程计及其他方法在长走廊实验中的估计轨迹。

从轨迹对比中可以观察到，机器人在点 b处转弯时，腿部里程计会产生错误测量。从原点出发，FAST-LIO2与所提方法在机器人到达约 (72m 0.25 m) 之前遵循相似的轨迹。然而，由于地面约束不足，FAST-LIO2出现向上运动，这一点可通过估计的 z-轴分量得到证实。LIO-SAM需要更高频率的IMU 测量，而四足机器人搭载的IMU运行频率仅为50 Hz。结合走廊中的稀疏激光雷达点，LIO-SAM在约10米后出现漂移。LINS沿 z-轴表现出优异性能，沿 x-轴的退化程度最低，但沿 y-轴观察到明显波动。

点 a 和 b 之间的直线距离经人工测量为 78.60 m。由于机器人返回了起始位置，因此计算了退化误差和端点漂移误差。表 I 给出了定量结果，其中 $M_{\text{list}}(a-b)$ 和 $M_{\text{list}}(b-a)$ 分别表示去程和返程的退化程度。

表 I 走廊数据集上的定量比较

方法	$M_{\text{list}}(a-b)$	$M_{\text{list}}(b-a)$	M_{end}
其中，“-”和粗体数字分别表示无意义结果和最佳结果			
LOAM 0.15 1.7316.32			
FAST-LIO2	0.12	0.18	0.36
LINS	0.14	0.16	1.29
LEGO-LOAM	0.89	0.92	0.79
LIO-SAM	-	-	-
足式里程计	6.16	15.97	7.01
所提方法 TFS	14.83	17.04	3.44
所提方法	**0.07**	**0.08**	**0.16**

所提方法在两项指标上均取得最佳性能。由于不加区分地融合错误测量，所提方法 TFS 遭受了更严重的退化。FAST-LIO2、LINS 和 LEGO-LOAM 的表现与所提方法相近，其行为将在下文通过建图结果进一步分析。

图 5(a)-(d) 展示了 LOAM、FAST-LIO2、LEGO-LOAM 和所提方法生成的俯视点云地图。色标表示高度分布。环境地面平坦，无坡度。所提方法生成的地图清晰，墙体厚度正常，且没有异常高度点。LOAM 在点 b 处出现向下退化，导致建图失败。FAST-LIO2 和 LEGO-LOAM 的俯视地图在视觉上相似，但从色标中可以观察到异常高度点，表明其 z 轴估计不可靠。

图 5(e)-(g) 展示了侧视地图。FAST-LIO2 在点 b 处的转弯动作期间出现向上运动。LEGO-LOAM 的 z 轴估计也不稳定，导致向后和向下漂移。所提方法展现出更强的鲁棒性。

C. 室内车库走廊实验

为进一步验证所提方法检测和处理退化场景的能力，我们在重庆邮电大学的室内车库实验室进行了补充实验。

在这项实验中，四足机器人从车库内走廊的尽头出发，向前移动，直到走出走廊进入开阔区域；随后顺时针旋转 $90°$，再次进入走廊，最后返回

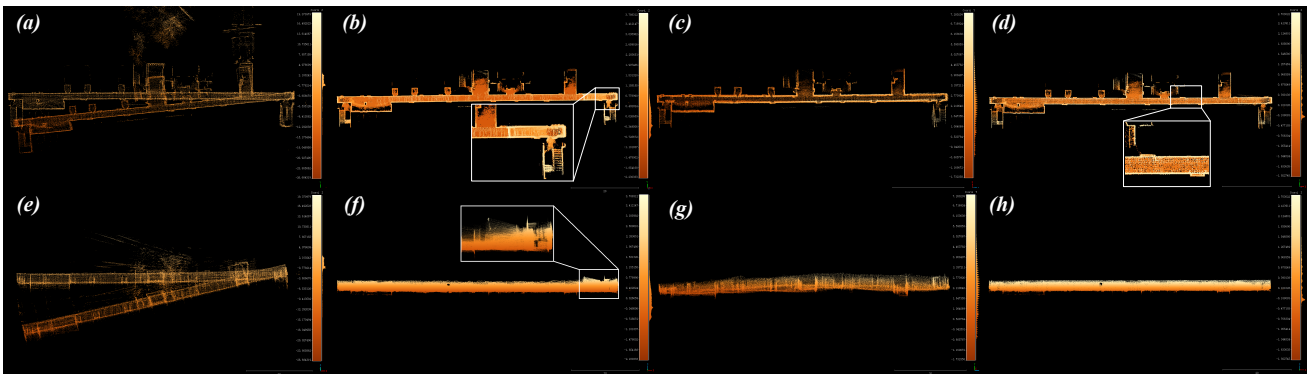

图 5. 三维 长走廊实验中由 LOAM、FAST-LIO2、LEGO-LOAM 和 AIMS 构建的点云地图 .

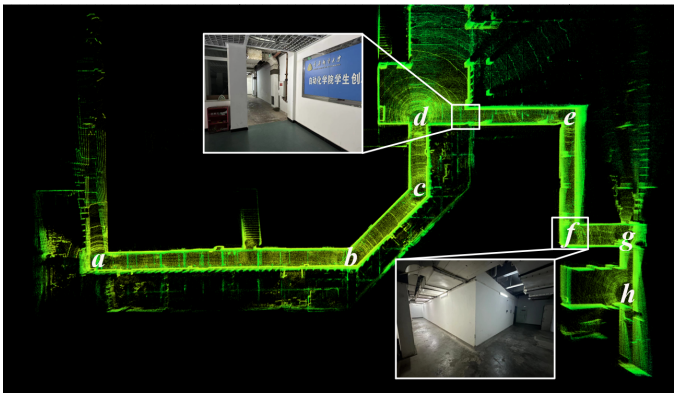

图 6. 车库走廊实验中由所提方法构建的三维点云地图。

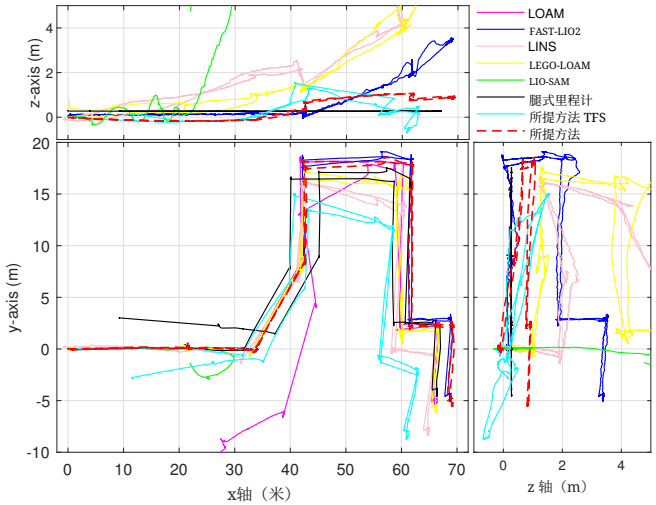

图7. 车库走廊实验中足式里程计及其他方法估计的轨迹。

沿原路回到初始位置。车库内的走廊几何特征非常有限，导致激光雷达感知容易发生退化。

图 6 展示了所提方法在车库走廊实验中构建的三维点云地图。嵌入的图像显示了相应的真实场景，右侧的色标表示点云的高度分布。生成的地图清晰，墙体厚度一致，且没有异常的高度伪影。

按照与前一个实验相同的评估流程，沿机器人轨迹选取了八个参考点，如图6所示。从点 a 到点 d 以及从点 d 到点 h 的路径段对应特征稀疏的走廊区域，而点 d 位于特征丰富的开阔区域。数据采集期间，机器人从点 a 移动到点 h ，随后沿同一路径返回点 a。每对点之间的直线距离均由人工测量。

估计轨迹如图7所示。从轨迹对比可以看出，腿式里程计测量会随时间推移产生明显漂移。从原点出发，FAST-LIO2与所提出的方法沿着相似的路径前进。然而，机器人从点d进入走廊后，由于地面约束不足，FAST-LIO2逐渐向上漂移。

这一点经估计的 z轴分量证实。

LINS和LEGO-LOAM不仅在前进方向上发生退化，在 z轴方向上也会发生退化。所提方法 TFS会累积更大的误差，因为它不加区分地融合错误测量，且未进行自适应加权。LIO-SAM也因IMU采样率较低以及环境感知能力严重退化而较早出现发散。

实验过程中，机器人会与预先设定的参考点仔细对齐，并手动测量相应的距离，以确保评估结果可靠。由于起始位置和结束位置都位于点 a，因此计算退化误差和端点漂移误差。

表 II 报告了定量结果，其中 $(a-d)$ 和 $(d-h)$ 表示机器人穿越走廊时的退化程度。与所提方法相比，所提方法 TFS 的端点漂移误差显著更大，达到 11.92 m。这主要有两个原因：(1) 腿部里程计数据包丢失未得到自适应处理，(2) 退化场景

表 II 车库走廊数据集上的定量比较

方法	$(a-d)$	$(d-a)$	$(d-h)$	$(h-d)$	M_{end}
其中“—”和粗体数字分别表示无意义和最佳结果					
LOAM	0.26	10.57	4.85	5.13	23.84
FAST-LIO2	0.20	0.62	1.56	1.69	0.48
LINS	4.29	4.89	8.64	8.38	0.63
LEGO-LOAM	2.50	3.64	6.68	6.27	0.85
LIO-SAM	76.5	-	-	-	-
足式里程计	5.87	5.92	6.45	6.92	9.70
所提方法 TFS	8.31	9.65	7.44	7.65	11.92
所提方法	**0.15**	**0.14**	**0.48**	**0.51**	**0.29**

未被检测到，导致不加区分地融合了不可靠的测量数据。LOAM 在前进路径上的退化较轻，但由于缺少 IMU 融合，在转弯动作期间会出现较大的姿态误差。LEGO-LOAM 和 LINS 在进入走廊之前表现尚可，但在特征稀疏区域逐渐发生偏离。FAST-LIO2 在水平面内的精度相当，但沿 z 轴的性能不够稳健。

IV. 结论

本文提出了 AIMS，这是一种用于在狭长巡检环境中运行的四足机器人实现稳健定位的自适应多传感器融合方法。所提方法在误差状态卡尔曼滤波框架内融合了 IMU、激光雷达和腿式里程计，并引入在线可靠性评估机制，以检测感知退化。在隧道类环境中开展的实验结果表明，AIMS 具有稳健性和有效性，体现了其在四足机器人巡检应用中的实际价值。

参考文献

[1] H. Gao、X. Zhang、J. Wen、J. Yuan 和 Y. Fang，“利用方向性端点特征，通过多边形地图构建和基于图的 SLAM 实现自主室内探索”，*IEEE*自动化科学与工程汇刊，第 16 卷，第 4 期，第 1531–1542 页，2018 年。[2] Z. Jia、H. Liu、H. Zheng、S. Fan 和 Z. Liu，“基于自适应二维同步定位与地图构建的地下电缆沟智能巡检机器人”，*Machines*，第 10 卷，第 11 期，文章编号 1011，2022 年。[3] S. Li、X. Li、H. Wang、Y. Zhou 和 Z. Shen，“ 用于城市环境精确导航的多 GNSS 精密单点定位 / 惯性导航系统/视觉/激光雷达紧组合系统”，*InformationFusion*，第 90 卷，第 218–232 页，2023 年。[4] H. Zhu、K.-V. Yuen、L. Mihaylova 和 H. Leung，“智能车辆环境感知综述”，*IEEE*智能交通系统汇刊，第 18 卷，第 10 期，第 2584–2601 页，2017 年。[5] H. Xue、H. Zhu、L. Wang、S.-C. Kuok、B. Li、H. Zhang、G. Li 和 H. Leung，“VGPNet：一种采用跨通道特征融合的视觉辅助 GNSS 城市峡谷定位框架”，*IEEE*仪器与测量汇刊，2025 年，10.1109/TIM.2025.3635311。[6] R. L¨osch、S. Grehl、M. Donner、C. Buhl 和 B. Jung，“用于地下矿井建图、导航和操作的自主机器人设计”，载于*2018*年*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议 *(IROS)*。IEEE，2018 年，第 1407–1412 页。[7] H. Zhu、G. Zhang、Y. Li 和 H. Leung，“一种具有未知非平稳重尾噪声的全新鲁棒卡尔曼滤波器”，*Automatica*，第 127 卷，文章编号 109511，2021 年。[8] Q. Zou、Q. Sun、L. Chen、B. Nie 和 Q. Li，“自动驾驶车辆基于激光雷达同步定位与地图构建的室内导航比较分析”，*IEEE*智能交通系统汇刊，第 23 卷，第 7 期，第 6907–6921 页，2021 年。

[9] T. Qin、P. Li 和 S. Shen，“Vins-mono：一种稳健且通用的单目视觉惯性状态估计器”，IEEE机器人学汇刊，第34卷，第4期，第1004–1020页，2018年。[10] C. Campos、R. Elvira、J. J. G. Rodr´ıguez、J. M. Montiel和J. D. Tard´os，《Orb-slam3：用于视觉、视觉惯性和多地图SLAM的高精度开源库》，IEEE机器人学汇刊，第37卷，第6期，第1874–1890页，2021年。[11] K. Xu、Y. Hao、S. Yuan、C. Wang和L. Xie，《Airslam：一种高效且对光照变化稳健的点线视觉SLAM系统》，IEEE机器人学汇刊，2025年。[12] H. Xue、H. Zhu、Z. Ran、X. Tang、G. Qi、Z. Zhu、S.-C. Kuok和H. Leung，《通过多适配器实现轻量级可见光-热红外跟踪的特征融合与增强》，IEEE视频技术电路与系统汇刊，2025年，10 1109 2025 3595632 . /TCSVT. . .[13] D. Tardioli、L. Riazuelo、D. Sicignano、C. Rizzo、F. Lera、J. L. Villarroel和L. Montano，《隧道中的地面机器人技术：经过10年研究与实验总结的关键经验》，《野外机器人学杂志》，第36卷，第6期，第1074–1101页，2019年。[14] A. Guo、Y. Feng和Z. Chen，《Lirtest：增强激光雷达点云以自动化测试自动驾驶系统》，载于第31届ACM SIGSOFT软件测试与分析国际研讨会论文集，2022年，第480–492页。[15] C. Cadena、L. Carlone、H. Carrillo、Y. Latif、D. Scaramuzza、J. Neira、I. Reid和J. J. Leonard，《同步定位与建图的过去、现在与未来：迈向稳健感知时代》，IEEE机器人学汇刊，第32卷，第6期，第1309–1332页，2017年。[16] P. Zhou、X. Guo、X. Pei和C. Chen，《T-loam：实时截断最小二乘纯激光雷达里程计与建图》，IEEE地球科学与遥感汇刊，第60卷，第1–13页，2021年。[17] H. Zhu、Q. Wang、Y. Li和H. Leung，《基于变分贝叶斯的智能车辆定位：激光雷达与GPS数据融合算法及实验》，IEEE/ASME机电一体化汇刊，第27卷，第6期，第5659–5667页，2022年。[18] H. Zhu、Y. Qiu、Y. Li、L. Mihaylova和H. Leung，《一种用于智能车辆定位的自适应多传感器融合方法》，IEEE传感器杂志，第24卷，第6期，第8798–8806页，2024年。[19] H. Zhu、G. Zhang、Y. Li和H. Leung，《存在离群值时针对不准确噪声协方差的自适应卡尔曼滤波器》，IEEE自动控制汇刊，第67卷，第1期，第374–381页，2021年。[20] C. Qin、H. Ye、C. E. Pranata、J. Han、S. Zhang和M. Liu，《Lins：一种用于稳健高效导航的激光雷达惯性状态估计器》，载于2020年IEEE国际机器人与自动化会议（ICRA）。IEEE，2020年，第8899–8906页。[21] W. Xu、Y. Cai、D. He、J. Lin和F. Zhang，《Fast-lio2：快速直接激光雷达惯性里程计》，IEEE机器人学汇刊，第38卷，第4期，第2053–2073页，2022年。[22] G. P. C. J´unior、A. M. Rezende、V. R. Miranda、R. Fernandes、H. Azp´urua、A. A. Neto、G. Pessin和G. M. Freitas，《Ekf-loam：针对几何特征稀少的受限空间，将激光雷达SLAM与轮式里程计和惯性数据自适应融合》，IEEE自动化科学与工程汇刊，第19卷，第3期，第1458–1471页，2022年。[23] X. Xu、F. Pang、Y. Ran、Y. Bai、L. Zhang、Z. Tan、C. Wei和M. Luo，《基于自适应联邦卡尔曼滤波器的室内移动机器人定位算法》，IEEE传感器杂志，第21卷，第20期，第23 098–23 107页，2021年。[24] F. Han、H. Zheng、W. Huang、R. Xiong、Y. Wang和Y. Jiao，《Dams-lio：一种退化感知的模块化激光雷达惯性里程计传感器融合方法》，arXiv预印本arXiv:2302.01703，2023年。[25] J. Zhang、S. Singh等，《Loam：实时激光雷达里程计与建图》，载于《机器人学：科学与系统》，第2卷，第9期。加利福尼亚州伯克利，2014年，第1–9页。[26] T. Shan和B. Englot，《Lego-loam：适用于多变地形的轻量级地面优化激光雷达里程计与建图》，载于2018年IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议（IROS）。IEEE，2018年，第4758–4765页。[27] T. Shan、B. Englot、D. Meyers、W. Wang、C. Ratti和D. Rus，《Lio-sam：通过平滑与建图实现紧耦合激光雷达惯性里程计》，载于2020年IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议（IROS）。IEEE，2020年，第5135–5142页。