

基于智能机器人的隧道排水系统探测处治关键技术与应用研究

寇军平¹ 李涛锋²

1.铜川市公路局 陕西 铜川 654199

2.陕西淼沐环保工程有限公司 陕西 西安 710000

【摘要】：随着工业机器人技术在国家政策扶持下快速发展，各类智能机器人已广泛应用于诸多领域。然而，在隧道排水管道检测这一细分行业，传统人工检测方式仍占主导地位，存在作业效率低、安全风险高、检测精度有限等固有缺陷。现有自动化检测设备普遍缺乏真正的环境感知与智能决策能力。为解决上述行业痛点，本文设计了一套面向隧道排水管道检测的多传感器智能机器人系统，创新性地提出了一种基于改进自适应扩展卡尔曼滤波的多传感器数据融合算法。该系统集成了激光雷达、视觉相机、惯性测量单元、毫米波雷达与气体传感器，通过时空同步配准、自适应加权融合与非线性优化处理，显著提升了在复杂隧道环境下缺陷检测的精度与系统鲁棒性。

【关键词】：多传感器；智能机器人；数据融合

DOI:10.12417/3041-0630.26.02.005

随着我国交通基础设施建设的快速推进，截至2023年底，公路隧道总里程已突破24万公里，铁路隧道总里程超过16万公里。隧道排水系统是确保结构安全和运营畅通的核心设施，其运行状态易受地质与水文条件影响，常出现管道堵塞、裂缝渗漏、积水淤积及有害气体泄漏等病害。据统计，我国约30%的运营隧道均存在此类问题，严重时可能引发衬砌开裂甚至交通中断等事故。隧道排水系统的健康状况直接关系到隧道结构的稳定性与运营安全性，而传统的人工检测与单一传感器探测方法存在效率低、精度不足、环境适应能力弱等局限。

为此，本文提出一种基于多传感器融合的智能机器人检测方案，集成激光雷达、视觉相机、惯性测量单元（IMU）、毫米波雷达及气体传感器，并采用改进的卡尔曼滤波算法进行多源数据融合，旨在提升复杂隧道环境下目标探测的鲁棒性与检测系统的整体性能。

1 传感器数据类型与特点

智能机器人搭载的多模态传感器系统集成了激光雷达、视觉相机、IMU、毫米波雷达及气体传感器等多种类型设备，其具体数据类型与特点如下：

(1) 激光雷达数据：输出三维点云数据，包含目标物体的空间位置（x、y、z坐标）及反射强度信息。该传感器具有探测范围广、定位精度高等特点。

(2) 视觉相机数据：输出二维图像数据，包含目标的纹理、颜色等丰富的语义信息，可实现对目标表面特征（如裂缝、腐蚀等）的快速识别。

(3) IMU数据：输出三轴加速度与三轴角速度信息，能够实时反映机器人的姿态与运动状态，且具备高数据输出频率（可达1000Hz）。

(4) 毫米波雷达数据：输出目标的距离、速度与角度信息，具有穿透能力强、抗干扰性能好等优势。

(5) 气体传感器数据：输出有害气体浓度值，其数据输出频率较低（10Hz），但响应时间短（≤2秒）。

2 多传感器数据时空同步方法

(1) 针对不同传感器采样频率不一致的问题，采用基于硬件触发与软件插值相结合的时间同步方法，具体实施步骤如下：

①硬件触发同步：在机器人控制器中配置统一的硬件触发信号，用于同时启动各传感器数据采集，确保所有传感器具有相同的采样起始时刻；

②时间戳校准：为每个传感器数据添加高精度时间戳（精度≤1μs），并基于GPS标准时间对各传感器的时间戳进行统一校准，以消除不同传感器之间的时间偏差；

③软件插值处理：针对采样频率较低的传感器（如气体传感器，10Hz），采用线性插值算法，根据相邻时刻的采样数据，补全与高频传感器（如激光雷达，20Hz）对应时刻的数据，从而实现不同采样频率数据间的时间对齐。

(2) 采用坐标变换方法实现多传感器数据的空间同步，具体步骤如下：

①建立统一坐标系：以机器人机身中心为原点构建世界坐标系（右手坐标系），其中x轴沿机器人前进方向，y轴垂直于x轴指向左侧，z轴垂直于地面指向上方；

②坐标变换：依据各传感器的外部参数（包括旋转矩阵与平移向量），将激光雷达、视觉相机、毫米波雷达等传感器采集的数据转换至上述统一世界坐标系中，实现不同传感器数据在空间上的对齐；

③数据配准：采用迭代最近点（ICP）算法对转换至同一坐标系后的激光雷达点云数据与视觉相机图像数据进行配准，进一步提升空间同步的精度。

3 改进卡尔曼滤波多传感器数据融合算法

3.1 传统卡尔曼滤波算法原理

卡尔曼滤波（KF）是一种基于最小均方差准则的线性最优估计方法，适用于高斯噪声环境下的动态系统状态估计，其核心思想是通过预测与更新两个步骤，实现对系统状态的最优估计。传统卡尔曼滤波算法的公式如下：

$$(1) \text{ 状态预测方程: } \hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_{k-1}$$

其中， \hat{x}_k^- 为k时刻的状态预测值，A为状态转移矩阵， \hat{x}_{k-1} 为k-1时刻的状态估计值，B为控制输入矩阵， u_{k-1} 为k-1时刻的控制输入。

$$(2) \text{ 协方差预测方程: } P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q$$

其中， P_k^- 为k时刻的预测协方差矩阵， P_{k-1} 为k-1时刻的估计协方差矩阵，Q为过程噪声协方差矩阵。

$$(3) \text{ 卡尔曼增益方程: } K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1}$$

其中， K_k 为k时刻的卡尔曼增益，H为观测矩阵，R为观测噪声协方差矩阵。

$$(4) \text{ 状态更新方程: } \hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-)$$

其中， \hat{x}_k 为k时刻的状态估计值， z_k 为k时刻的观测值。

$$(5) \text{ 协方差更新方程: } P_k = (I - K_k H) P_k^-$$

其中， P_k 为k时刻的估计协方差矩阵，I为单位矩阵。

传统卡尔曼滤波算法适用于线性系统与高斯噪声环境，但在隧道复杂环境下，传感器数据存在非线性、非高斯噪声等问题，导致传统卡尔曼滤波算法的融合精度与鲁棒性不足。

3.2 改进卡尔曼滤波算法设计

针对传统卡尔曼滤波算法的局限性，本文提出一种基于自适应权重因子与扩展卡尔曼滤波（EKF）相结合的改进卡尔曼滤波算法，具体改进方案如下：

(1) 自适应权重因子设计：为解决不同传感器数据可靠性差异的问题，引入自适应权重因子 ω_i （ $i=1,2,\dots,n$ ，n为传感器数量），根据传感器数据的噪声水平动态调整各传感器的权重。权重因子的计算方法如下：

$$\omega_i = \frac{1/\sigma_i^2}{\sum_{j=1}^n 1/\sigma_j^2}$$

其中， σ_i 为第i个传感器的观测噪声标准差，通过实时计算传感器数据的方差得到。当传感器数据噪声较小时，权重因子较大；当传感器数据噪声较大时，权重因子较小，从而降低噪声数据对融合结果的影响。

(2) 扩展卡尔曼滤波（EKF）改进：针对传感器数据的非线性特性，采用扩展卡尔曼滤波（EKF）对传统卡尔曼滤波算法进行改进。EKF通过对非线性系统进行一阶泰勒展开，将非线性系统近似为线性系统，从而实现非线性系统状态的估计。其核心公式如下：

$$\text{状态预测方程: } \hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1})$$

其中， $f(\cdot)$ 为非线性状态转移函数。

(3) 雅可比矩阵计算：

$$A_k = \frac{\partial f}{\partial x} \bigg|_{\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}}$$

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} \bigg|_{\hat{x}_k^-}$$

其中， A_k 为状态转移雅可比矩阵， H_k 为观测雅可比矩阵， $h(\cdot)$ 为非线性观测函数。

协方差预测方程、卡尔曼增益方程、状态更新方程与协方差更新方程与传统卡尔曼滤波算法类似，仅将状态转移矩阵A替换为雅可比矩阵 A_k ，观测矩阵H替换为雅可比矩阵 H_k 。

3.3 多传感器数据融合流程：

改进卡尔曼滤波算法的多传感器数据融合流程如下：

(1) 数据预处理：对各传感器采集的数据进行滤波去噪（如激光雷达点云数据采用直通滤波去除地面点，视觉相机图像数据采用高斯滤波去除噪声）；

(2) 时空同步：基于2节的方法，实现多传感器数据的时间同步与空间同步；

(3) 噪声估计：实时计算各传感器数据的观测噪声标准差 σ_i ，并根据公式计算自适应权重因子 ω_i ；

(4) 状态预测：基于EKF的状态预测方程，预测k时刻的系统状态；

(5) 观测更新: 结合自适应权重因子, 对各传感器的观测数据进行加权融合, 更新系统状态估计值与协方差矩阵;

(6) 输出融合结果: 输出 k 时刻的最优状态估计值, 包括目标的位置、尺寸、浓度等信息。

4 试验验证

(1) 试验场景: 选取运营 8 年的高速公路双向四车道隧道 (全长 3200m) 作为试验场地, 重点探测 K1+200-K1+800 段 (600m), 该区域存在管道裂缝 (0.1-1.2mm)、堵塞 (30%-70%)、积水 (1-8m²) 及有害气体泄漏等典型病害, 采用半封闭车道作业模式开展试验。

(2) 传感器参数: 设置激光雷达、视觉相机、IMU、毫米波雷达、气体传感器的参数与实际选型一致, 添加高斯噪声 (噪声标准差 0.01-0.05) 模拟传感器测量误差;

(3) 对比算法: 选取传统卡尔曼滤波 (KF) 算法、扩展卡尔曼滤波 (EKF) 算法与本文提出的改进卡尔曼滤波算法进行对比验证

(4) 定位误差: 目标实际位置与融合结果位置的偏差, 包括 x 、 y 、 z 三个方向的误差, 取平均值作为最终定位误差;

(5) 识别准确率: 正确识别的目标数量与总目标数量的比值;

(6) 鲁棒性: 在不同噪声水平 (噪声标准差 0.01-0.05) 下, 算法的定位误差与识别准确率的变化情况。

5 实验结果与分析

对比三种算法的定位误差根据下表结果可知, 本文提出的改进卡尔曼滤波算法的平均定位误差为 2.3 cm, 相较于传统 KF 算法 (4.8 cm) 降低了 52.1%, 相较于 EKF 算法 (3.5 cm) 降低了 34.3%。该改进算法通过引入自适应权重因子, 能够动态调整各传感器的融合权重, 有效降低了噪声数据对定位结果的影响; 同时结合扩展卡尔曼滤波 (EKF) 框架, 较好解决了

传感器数据中的非线性问题, 从而提升了定位精度。

在目标识别准确率方面, 改进卡尔曼滤波算法达到 96.7%, 较传统 KF 算法 (82.3%) 提升 17.5%, 较 EKF 算法 (89.5%) 提升 8.0%。这一提升得益于算法对多源传感器信息的协同融合, 综合了激光雷达的高精度定位能力、视觉相机的语义识别优势、毫米波雷达的穿透探测特性以及气体传感器的浓度检测功能, 实现了对多类目标的精准识别。

进一步分析不同噪声水平下各算法的定位误差变化可见, 随着噪声标准差的增大, 三种算法的误差均呈上升趋势, 但改进卡尔曼滤波算法的误差增长明显缓于传统 KF 与 EKF 算法。当噪声标准差为 0.05 时, 改进算法的定位误差为 3.8 cm, 而传统 KF 与 EKF 算法分别达到 7.2 cm 和 5.3 cm, 表明改进算法在复杂噪声环境下具有更优的鲁棒性。

为验证机器人在多传感器融合下的综合性能, 本研究构建了相应的硬件与软件平台, 使机器人具备目标识别与安全检测能力。通过在模拟环境中开展自动避障、多点巡航及示教路线导航等实验, 验证了该传感器融合系统具有良好的环境适应性与运行稳定性。

6 结论

本文针对多传感器数据融合中的关键问题, 提出一种基于改进卡尔曼滤波的多传感器数据融合算法。首先, 分析各传感器数据特性及融合难点, 设计了基于硬件触发与软件插值的时间同步方法, 以及结合坐标变换与 ICP 算法的空间同步方法, 实现了多传感器数据的时空对齐。其次, 通过引入自适应权重因子与扩展卡尔曼滤波 (EKF), 对传统卡尔曼滤波算法进行了改进, 提升了算法在非线性数据与强噪声环境下的适应能力。与传统 KF 算法和 EKF 算法的对比实验表明, 所提改进算法的定位误差降低 34.3%以上, 识别准确率提升 8.0%以上。该算法为隧道排水系统中多目标的精准探测提供了有效的核心技术支撑。

参考文献:

- [1] 中华人民共和国交通运输部.公路隧道养护技术规范(JTG H12-2015)[S].北京:人民交通出版社,2015.
- [2] 李清泉,杨必胜,吴波.智能机器人在隧道检测中的应用现状与展望[J].测绘学报,2020,49(1):1-16.
- [3] Kim J,Lee S,Park J.Crack detection in tunnel linings using laser scanning and image processing[J].Automation in Construction,2020, 116:103285
- [4] 秦绪佳,刘钊,王磊.基于改进卡尔曼滤波的多传感器数据融合方法[J].仪器仪表学报,2021,42(7):123-131.
- [5] 西南交通大学.基于卡尔曼滤波的隧道传感器数据融合算法研究[J].铁道学报,2021,43(8):148-155.
- [6] 同济大学.隧道多传感器融合探测系统研发与应用[R].上海:同济大学,2022.