

doi: 10.7690/bgzdh.2025.02.019

面向荒漠大范围金属破片自主探测与回收的智能机器人系统

陈斯灏^{1,2}, 邓文邦², 郭子睿², 黄开宏², 肖军浩², 卢惠民², 诸洪¹

(1. 中国兵器装备集团自动化研究所有限公司无人机事业部, 四川 绵阳 621000;

2. 国防科技大学智能科学学院, 湖南 长沙 410000)

摘要: 针对目前荒漠环境下大范围金属破片收集困难的问题, 设计一款面向金属破片自主探测与回收的智能机器人。采用基于行为树 (behavior tree, BT) 的控制框架, 提出多传感器融合的金属破片探测算法, 对定位导航、目标识别和机械臂控制等基础功能进行封装, 对机器人各模块进行集成并实机应用及优化。测试结果表明: 该机器人在荒漠开阔环境下具有较高的收集成功率与收集效率, 且表现出较好的稳定性和较低的故障率。

关键词: 目标识别; 自主抓取; BT; 自主收集机器人; 特种机器人; 智能无人平台

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A

Intelligent Robotic System for Autonomous Detection and Recovery of Large-scale Metal Debris in Desert Areas

Chen Sihao^{1,2}, Deng Wenbang², Guo Zirui², Huang Kaihong², Xiao Junhao², Lu Huimin², Zhu Hong¹

(1. Department of UAV, Automation Research Institute Co., Ltd. of China South Industries

Group Corporation, Mianyang 621000, China; 2. College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410000, China)

Abstract: Addressing the challenge of large-scale metal debris collection in desert environments, we have developed an intelligent robot capable of autonomous detection and retrieval of metal fragments. Utilizing a behavior tree-based control framework, we propose a multi-sensor fusion algorithm for metal debris detection. We have encapsulated fundamental functionalities such as localization and navigation, target recognition, and robotic arm control. The robot's various modules have been integrated, and real-world application and optimization have been conducted. Test results indicate that the robot exhibits a high success rate and efficiency in metal debris collection in open desert environments, along with notable stability and a low failure rate.

Keywords: target recognition; autonomous grasping; behavior tree; autonomous collection robot; specialized robot; intelligent unmanned platform

0 引言

20 世纪以来, 科学技术不断进步, 机器人开始在各个行业中逐渐取代人类^[1], 尤其是在恶劣环境中, 机器人可以极大降低作业风险, 提高作业效率, 自主探测与回收机器人就是其中的典型。其中有 3 类较为典型的应用场景: 室内移动抓取、城市垃圾或障碍收集、农业采摘或土壤采样。

室内场景下, 美国 Fetch Robotics 公司研制的 Fetch 移动机器人^[2]和 Williow Garage 公司制造的 PR2 复合机器人^[3]能够完成结构化环境下开关门、抓取物品、自主导航避障等简单任务。

在城市场景中, 郑浪^[4]设计了一种对跑道障碍物进行检测并收集的巡检机器人; Zapata-Impata 等^[5]设计的机器人实现城市场景下定点自主收集垃圾。

在农业方面, 于丰华等^[6]设计了一种机器人以完成番茄的采摘、收集工作; 房殿海^[7]则设计了一种基于 ROS 系统的土壤采样机器人。

研究表明, 当前各类机器人在常见场景下能够实现一定程度的自主探测与回收任务, 但针对荒漠环境进行大范围散布金属破片自主收集的研究尚未见报道, 亟需一种机器人来代替传统的人工捡拾方法, 以降低风险提高效率。

现有的机器人系统^[2-7]大都基于集中化远程控制程序按事件触发下达控制指令^[8]或使用有限状态机 (finite state machine, FSM) 来组织作业流程^[9]。在面对荒漠环境下的复杂任务时, 这 2 种方式很容易受到人为设计错误的影响, 使维护性降低; 同时面对可能出现的故障或意外情况, 可能受到人为设计错误或故障影响使作业流程陷入循环或停滞, 因

收稿日期: 2024-07-20; 修回日期: 2024-08-21

基金项目: 国家自然科学基金(U22A2059, 62203460); 湖南省自然科学基金重大项目(2021JC0004)

第一作者: 陈斯灏(2000—), 男, 四川人, 硕士。

此需要一种新的方式来构建自主收集机器人。

笔者采用行为树 (BT) 作为整个作业流程的控制框架。在第二代机器人操作系统 (robot operating system 2, ROS2) 的基础上增加以行为树为核心的“功能组织层”。

1 机器人总体结构

机器人系统总体结构主要由远程测控承载平台与协作机械臂 2 个主体部分组成, 其基本硬件构型如图 1 所示。



图 1 机器人总体构型

主要硬件中承载平台选用四轮差动转向平台; 机械臂选用 JAKA ZU18 6 自由度协作机械臂; 机械夹爪采用 ROBOTIQ-3F 三指机械爪。

2 基于 BT 的作业流程控制框架

BT 是一种控制机器人决策流程的分层节点树。BT 采用层次化结构, 根节点是高层次的任务, 叶节点是具体的动作。执行时, 从根节点开始, 进行前序遍历, 直到到达终结状态。

笔者基于 BT 的特性模块化构建了机器人的控制框架。将服务端各模块子树分别连接至用于集中管理的客户端, 并分别注册其功能节点, 按照各子树的执行顺序构建形成行为树。控制框架的基本结构如图 2 所示。

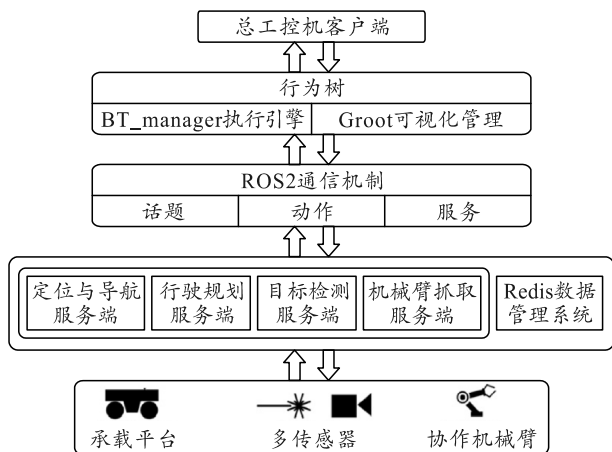


图 2 控制框架结构

笔者所使用的 BT 状态空间可定义为一个三元组, 其表示如下:

$$T_i = \{f_i, r_i, \Delta t\}. \tag{1}$$

式中: i 为树的索引; $f_i: R^n \rightarrow R^n$ 为系统状态对应常微分方程的右半部分; $r_i: R^n \rightarrow \{R, S, F\}$ 则为叶子节点的返回状态 (R:RUNNING, S:SUCCESS, F:FAILURE)。返回状态中: “SUCCESS” 为执行下个节点; “RUNNING” 为继续执行此节点; “FAILURE” 为行为树终结。令执行区域 (R_i)、成功区域 (S_i)、失败区域 (F_i) 对应状态空间中分区:

$$R_i = \{x: r_i(x) = R\}; \tag{2}$$

$$S_i = \{x: r_i(x) = S\}; \tag{3}$$

$$F_i = \{x: r_i(x) = F\}. \tag{4}$$

设 $x_k = x(t_k)$ 为 t_k 时刻的系统状态, 则该行为树 T_i 的执行是一个标准常微分方程:

$$x_{k+1} = f_i(x_k); \tag{5}$$

$$t_{k+1} = t_k + \Delta t. \tag{6}$$

笔者构建的每个模块节点可视为一个子树, 多个子树通过序列执行、回退等组合形成总行为树, 均满足上述表示。

以一次作业过程为例, 获取场景地图中需要探索的多个 GPS 目标点, 并提取一个 GPS 目标点作为当前目标点, 执行行驶规划节点, 通过封装的行驶规划系统规划合理路径避开障碍到达目标点。定位节点判断机器人已经到达当前目标点后, 行为树开始执行图像检测节点, 收集前方图像并进行识别, 以确认前方是否有目标破片, 若存在则进一步获取目标破片位置信息。而后 BT 重新执行行驶规划节点, 机器人前往目标破片位置, 到达后执行机械臂控制节点, 控制机械臂末端运动至拍照点位置。此时再次进行目标检测, 通过图像和金属传感器确认存在目标破片, 则执行机械臂控制节点实现对目标破片的抓取与放回, 若不存在目标破片则回退至行驶规划节点前往下一目标点。

构建如上作业流程控制框架, 机器人能更好应对人为设计错误。总任务被分解为多个独立的、可重用的行为模块, 使得每个行为模块相对简单, 易于调试和测试, 减少了传统方法状态爆炸和逻辑混乱的可能性, 增强了容错能力。同时 BT 支持图形化编辑和可视化监控, 有助于快速定位并根据目标特性对任务逻辑进行动态调整。并且基于选择节点和回退机制, 当某个行为失败时, 可以尝试其他替代行为, 提高了系统应对意外故障的鲁棒性。

3 多传感器融合的金属目标探测方法

在开阔的荒漠场地下，特种金属破片分布不均匀，形状不规则，并可能与沙石混杂在一起，现有的方法中并无统一范式解决此问题。根据金属破片颜色深、密度大、具备金属特性的特征，提出了图 3 所示的基于多传感器融合的破片检测框架。

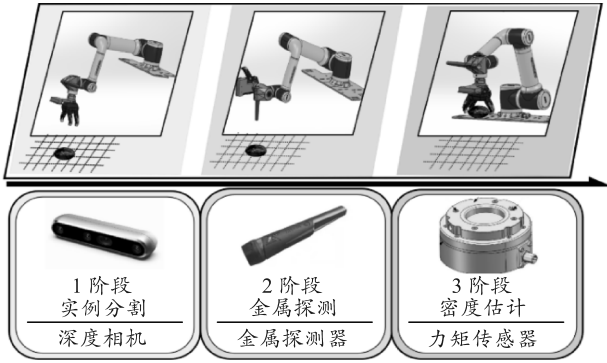


图 3 破片检测框架

机器人对实时性要求较高，基于 Yolact 的方法能够在保证较好分割效果的前提下，以较高的帧率进行处理。

第 1 阶段主要采用 Yolact 实例分割网络^[10]进行破片检测与分割。荒漠环境下阳光强烈，金属破片容易形成阴影，首先将相机读取到的 RGB 信息转换至 HSV 颜色空间以应对这种情况。其转换规则如下：

$$V = \max(R, G, B); \quad (7)$$

$$S = \begin{cases} (V - \min(R, G, B)) / V, & V \neq 0 \\ 0 & \end{cases}; \quad (8)$$

$$H = \begin{cases} \frac{60 * (G - B)}{(V - \min(R, G, B))}, & V = R \\ 120 + \frac{60 * (B - R)}{(V - \min(R, G, B))}, & V = G \\ 240 + \frac{60 * (R - G)}{(V - \min(R, G, B))}, & V = B \end{cases} \quad (9)$$

滤除部分阴影噪声后，该网络利用 Resnet101 卷积神经网络^[11]作为骨干网络提取金属破片的多尺度特征图，利用特征金字塔 (feature pyramid network, FPN) 将不同卷积层得到的特征进行拼接。通过 2 个并行的网络分支对 mask 进行单独生成与预测。检测分支对于每个目标都输出类别、边框信息以及 k 个 mask 的置信度，分割分支针对当前输入图像，输出 k 个 Prototype (mask 原型图)；将 k 个 mask 的置信度与 k 个 Prototype 相乘，再将所有结果相加，即可得到目标实例分割区域。相较于传统的目标检测网络，在分类损失 L_{cls} 和包围框回归

损失 L_{box} ^[12]的基础上增加掩码损失：

$$L_{mask} = BCE(M, M_{gt}). \quad (10)$$

式中： M 为模型输出的掩模； M_{gt} 为掩模真值。

得到实例分割的结果后进行抓取点的计算，将候选框的长边中点作为一个抓取点，对边 2 个三等分点作为另外 2 个抓取点。

第 2 阶段主要利用金属探测器对金属破片进行确认。金属探测器基于电磁感应原理检测金属，在第 1 阶段结束后监测金属探测仪电流电压变化情况，其电流超过阈值则认为是金属破片。

第 3 阶段主要使用力矩传感器。统计力矩传感器 z 轴方向的应力得到物体质量 M 。掩模面积即为底面面积 S ，柱体高度由破片中心点高度 H 决定。其密度为：

$$\rho = M / (S * H). \quad (11)$$

根据得到的密度可判断目标是否为金属破片。

3 个阶段均完成后，综合检测结果，当检测结果同时为真时，认定目标为目标破片，放入回收箱。

该检测框架提供了一种有效探测金属破片的范式，降低了错判和漏判目标的概率，为抓取成功提供了保障。

4 辅助模块设计

为辅助机器人完成探测与回收任务，笔者设计了自主抓取、自主定位、行驶规划等辅助模块。

自主抓取模块主要使用 RRT-connect 算法^[13]规划末端运行轨迹，目标是避开障碍物，将抓取的目标移动到放置点，并放入回收箱。

自主定位模块采用扩展卡尔曼滤波算法实现。使用惯性测量单元、全球导航卫星系统以及底盘提供的轮速计作为定位传感器，并对传感器数据进行松耦合，以保证定位的可靠性。

行驶规划模块综合 A^* ^[14]和 Hybrid A^* ^[15]算法的优缺点进一步改进全局规划算法。在目标点较远与目标点较近时自动选择 A^* 算法粗略生成路径，以缩短计算时间。在目标点距离适中的情况下自动选择 Hybrid A^* 算法，以实现较为平滑的路径生成。

5 实机测试

笔者在荒漠测试场地对机器人进行了实机测试，测试现场如图 4 所示。

测试时随机放置若干真实目标，机器人在场地内自主收集目标破片，统计每批次抓取成功次数和抓取失败次数，计算抓取率。测试过程中在测试环

境中放置 20 个真实样品，共放置 9 批，总计 180 个真实样本，运行机械臂采样和目标识别程序，得到表 1 所示的抓取率测试结果与表 2 中展示的单次抓取时长测试结果。



图 4 实机测试

表 1 抓取率测试结果

组别	样品个数	成功次数	失败次数
1	20	17	3
2	20	20	0
3	20	16	4
4	20	18	2
5	20	20	0
6	20	15	5
7	20	19	1
8	20	18	2
9	20	17	3
总计	180	160	20
抓取率	160/180×100%=88.9%		

表 1 展示了抓取率测试结果。从抓取数据来看，除第 6 批次外，其他批次成功率均在 80% 以上，自主抓取测试中总体成功率达到 88.9%，能够较好完成收集金属破片的任务。

表 2 单次抓取时长测试结果

样品	放置时间 t_1	识别定位时间 t_2	单次抓取时长 t_1+t_2
1	11.983	0.02	12.003
2	9.165	0.02	9.185
3	8.877	0.02	8.897
4	9.418	0.02	9.438
5	8.382	0.02	8.402
⋮	⋮	⋮	⋮
180	8.993	0.02	9.013

笔者计算了抓取放置时间 t_1 ，在目标识别程序中记录目标识别和定位时间 t_2 ， t_1+t_2 为单次抓取时长。表 2 中，进行的 180 次抓取中单次抓取时长最大值为 12.003 s，最小值为 8.402 s，平均值为 9.904 s，证明了机器人系统的自主抓取作业用时短，执行效率较高。

表 3 展示了 2 次识别率测试中的样本分类结果，表 4 展示了测试结果。2 次识别率的计算指标是准确率 (accuracy)，计算公式如下：

$$\text{准确率} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (12)$$

测试中，首先定义 TP 为检测出的目标质量大于 50 g，且检测正确 (与真值相符合)；FP 为检测出

的目标质量大于 50 g，检测错误 (与真值不符)；TN 为检测出的目标质量小于 50 g，且检测正确；FN 为检测出的目标质量小于 50 g，检测错误。测试中选取 10 个样品，用电子秤对每个目标进行称重，并记录目标质量，其中有 5 个目标质量低于检测标准 (<50 g)，其余目标质量符合要求，每次放置一个目标，获取力矩值，计算目标质量。

表 3 样本分类结果

目标编号	真实质量	检测质量	类别
1	7.03	32.26	TN
2	32.22	25.05	TN
3	34.16	43.18	TN
4	17.74	32.21	TN
5	17.45	35.25	TN
6	199.37	136.72	TP
7	363.34	333.64	TP
8	188.92	182.31	TP
9	71.59	59.42	TP
10	341.14	306.39	TP

表 4 二次识别准确率测试结果

类别	数目	准确率
TP	5	$\frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}$ =100
FP	0	
TN	5	
FN	0	

表 3 和 4 中的结果可以看出：通过力矩传感器反馈对目标的 2 次识别率达到 100%，无误判情况，从而避免了误检和漏检的情况。

综上所述，在实机测试中，抓取成功率达 88.9%，2 次识别准确率达 100%，该机器人系统能很好完成自主回收金属破片的任务，且单次抓取时长较短，系统作业效率较高。

6 结论

笔者实现了一型面向大范围金属破片自主探测与回收任务的机器人，在荒漠环境中成功实现了针对特定金属目标的自主收集任务。采用基于行为树的控制框架，改进破片识别与检测方法，提高了系统的可靠性与执行效率。实机测试表明：该系统能有效实现目标金属破片的自主探测与回收工作，表现出了较好的稳定性与较低的故障率，达到任务需求。

参考文献：

[1] 陈国达, 曹慧强, 杨华锋, 等. 爬杆机器人研究现状与展望[J]. 兵工自动化, 2018, 37(3): 21-31.
 [2] SZOT A, CLEGG A, UNDERSANDER E, et al. Habitat 2.0: Training home assistants to rearrange their habitat[J]. Advances in neural information processing systems, 2021, 34: 251-266.