；修订版。

SAHA：面向选择性森林疏伐的监督式自主收割机

Fang Nan[1*]、Meher Malladi[2*]、Qingqing Li[3]、、Fan Yang[1]、、Joonas Juola[3]、、Tiziano Guadagnino[2]、、Jens Behley[2]、、Cesar Cadena[1]、、Cyrill Stachniss[2]、和Marco Hutter[1]

[1]苏黎世联邦理工学院机器人系统实验室，瑞士苏黎世 [2]波恩大学机器人研究中心，德国波恩 [3]Prefor Oy，芬兰赫尔辛基

通讯作者：Fang Nan（电子邮箱：fannan@ethz.ch）

* 作者对本研究贡献相同。本项目获得欧盟“地平线欧洲”框架计划资助，资助协议编号为101070405（DigiForest）。

arXiv:2601.01282v1 [cs.RO] 3 Jan 2026

摘要 林业在社会中发挥着至关重要的作用，创造了显著的生态、经济和休闲价值。高效的森林管理涉及劳动密集且复杂的作业。维护森林健康与生产力的一项关键任务是选择性间伐，这需要熟练的操作员移除特定树木，为剩余树木创造最佳生长条件。本文介绍一种基于小型机器人收割机（SAHA）的解决方案，旨在通过监督式自主执行这项任务。我们以4.5吨采伐机平台为基础，并进行关键硬件改造，以实现感知和自动控制。我们采用基于学习和基于模型的方法，以精确控制液压执行器、在杂乱环境中准确导航、实现稳健的状态估计，并可靠地进行地形可通行性语义估计。通过整合感知、规划和控制领域的先进技术，我们的机器人采伐机能够在森林环境中自主导航，并抵达目标树木进行选择性间伐。我们展示了在北欧森林中开展的多次野外试验结果，这些试验包含长达数公里的自主任务，证明了该采伐机在真实森林中的作业能力。我们分析了其性能，并总结了推动机器人森林管理发展的经验。

索引词 林业自动化、野外机器人、Autonomous Robots

一、引言

森林覆盖地球陆地面积的约三分之一（≈4.06亿公顷），为生物多样性提供关键栖息地，支撑农村生计，并维系规模可观的生物经济 [1]。除了木材生产，植被生态系统还通过吸收约三分之一的人为年排放量的 CO_2 ，在气候调节方面发挥重要作用 [2]。森林的这些重要功能带来了对森林作业与管理的巨大需求 [3], [4]。随着科学界和公众对森林生态系统的认识不断加深，森林管理的要求也日益广泛：如今，木材生产必须兼顾生物多样性保护、碳储存、休闲娱乐及其他社会价值 [5]。要实现这些相互竞争的目标，就需要更加有选择性、精准的作业和更加详尽的规划，这反过来又增加了劳动力需求和对专业技能的要求。

与此同时，林业任务的现场执行仍受安全和劳动力方面挑战的制约。伐木作业是最危险的职业之一；在美国，2023年伐木工人的致命工伤率达到每10万名全职当量工人98.9人，而所有行业的这一比率为每10万人3.5人 [6]。许多地区还面临林业劳动力减少且老龄化的问题——例如，欧洲的林业就业人数在2008年至2016年间下降了约18%，而近期报告仍指出劳动力持续短缺 [7]。

因此，林业自动化技术需求旺盛，这不仅是因为它们能让人们远离最危险的工作，从而提升林业工作的吸引力，还因为它们能稳定、可重复地执行任务，使作业更加精准。尤其是，面向森林应用的自主机器人日益受到学术界和工业界的关注。尽管利用机器人绘制森林地图和开展勘测已

本作品采用知识共享署名 4.0 许可协议授权。更多信息请参阅 https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/



图 1. 所开发的自主采伐机系统已在各种地形和季节条件下进行实地实验。该系统能够在不同季节沿作业道行驶（左上），穿行于杂乱的森林中（右上）（左下），并到达选定树木旁进行抓取，以开展间伐作业（右下）。

成功得到验证， [8], [9], 但在森林中实现全自动切割却格外困难。动态遮挡（例如枝叶和树枝）、纹理重复的场景以及有限的可见性，都使感知面临挑战；尽管基于同步定位与建图（SLAM）的移动激光扫描技术已有所进步， [10], 但在复杂林分中，实现清查级制图仍受遮挡和漂移问题困扰。 [11]林冠下的全球导航卫星系统（GNSS）常因多路径效应和遮挡而性能下降；即使是现代低成本双频RTK系统，在茂密林冠下也会出现精度损失。 [12]移动和操作会加剧这些问题：重型液压机械需要在易变形的倾斜地形上作业，面对不断变化的牵引力以及大量接触交互，因此必须在不确定条件下进行闭环感知与控制。

近期系统 [13]–[15]表明，可在现场部署的自主能力已触手可及，但尚未普遍适用于不同场地、季节和任务。自主挖掘机如今已能在真实环境中执行物料搬运任务 [13]，而无人林业作业的初步尝试也已在采伐 [14] 和集材 [15]方面有所报道。然而，迄今为止的演示往往仅限于结构化或预先勘测的区域，缺乏复杂地形、未知障碍物、茂密的林下植被或浓密的树冠。这些简化处理消除了许多与杂乱环境中的感知和导航相关的挑战，而这类环境在林业中十分常见，尤其是在森林种植密集的精准间伐作业中。

本文介绍了一套专门针对真实森林环境中森林间伐任务的系统。具体而言，本研究的贡献如下：

- 开发了 SAHA（监督式自主收割机），这是一种专为选择性森林间伐设计的小型机器人自主收割机。该系统基于一台经过改装的 4.5吨采伐机平台，并针对感知和自动控制进行了关键硬件改造。
- 实现了基于学习和基于模型的方法，可精确控制液压驱动的机械臂和主动底盘，从而实现夹持器的精准定位，并在复杂地形上稳定行驶。
- 开发了稳健的导航系统，使收割机能够穿行于杂乱环境并到达选定树木旁进行间伐作业。该系统包括可靠的里程计和可通行性估计模块，以支持在森林中的自主导航。
- 在北欧真实森林中的完整系统集成和实地测试，展示了该系统在真实林业环境中的自主运行能力。

II. 相关工作

A. 林业机器人技术

在林业领域，机器人与自动化持续受到广泛关注，其推动力在于提升森林作业的安全性、效率和可持续性。各种机器人系统已被开发用于森林测绘、树木监测、原木采运和自主采伐等任务。

人们提出了许多用于森林测绘和森林资源清查应用的机器人平台 [8], [9], [16], [17]。这些系统通常利用激光雷达和相机数据生成详细的森林环境三维地图，据此对单株树木进行分类和测量。许多系统以地面为基础，采用轮式移动方式穿行于森林地形 [16], [17]。随着足式移动技术的近期进步，尤其是在具有挑战性的地形中 [18], [19], ，人们对将足式机器人用于林业应用的兴趣日益浓厚，因为它们能够在崎岖且杂乱的地形中移动 [9]。近期研究还考虑结合地面和空中数据来提升制图质量，以林冠上方的信息补充地面机器人在林冠下获取的视角 [20]。

尽管机器人森林勘测已有许多成功案例 [10], [21], [22],，机器人执行林业作业仍然面临独特的困难。Jelavic 等人 [14],首次报道了用于自主林业作业的全尺寸无人机器人系统：他们改装了一台 12 吨液压挖掘机 [23] ，以展示在森林中进行自主精确切割作业。该系统配备了适当的传感器，用于扫描森林并构建点云地图，再根据几何特征对单株树木进行分割。选定一棵树后，系统会自主导航至树旁并调整切割头的位置。Jelavic 等人 [14] 的研究是文献中首次展示全尺寸自主林业机械，但该系统仅限于在一片面积较小、经过预先勘测且没有复杂动态障碍物的区域内作业。实验在一片稀疏、没有林下植被和障碍物的森林中进行，且只考虑了作业道路附近的树木。这些简化条件排除了在杂乱环境中进行感知和导航所面临的诸多挑战，而此类环境在间伐作业中十分常见。

在相关方向上，La Hera 等人 [15] 提出了一种能够在森林环境中自主运输原木的自主集运机。在这项工作中，无人集运机沿林道上的预定义路径行驶，并利用视觉检测定位先前采伐作业遗留在路边的原木。检测到原木后，集运机会停下，并使用其起重机拾取原木，将其装载到载货平台上。虽然 La Hera 等人在真实森林作业现场测试了该系统，但其导航仍局限于沿林道行驶；在这些道路上可以使用 GNSS 定位，且障碍物密度较低。

更普遍地说，面向重型机械的自动化解决方案正处于建筑施工和物流应用背景下的积极研究之中。已有报告指出，自主施工机械已成功应用于挖掘 [24], [25],物料搬运 [26],和建筑施工 [27]。然而，由于林业环境无结构且杂乱，林业应用在感知和导航方面面临额外挑战。

B. 森林环境中的感知

林业环境中的感知采用了基于激光雷达的方法进行森林测绘和清查 [28],，以及基于相机的方法进行视觉场景理解 [19], [29], [30]。机器人测绘平台采集的数据已被证实可用于各种林业应用 [21]。早期研究使用地面激光扫描 [31]–[33] 和机载激光雷达 [34]–[37] 开展森林调查，从而能够估计胸径 [38], 、冠层高度 [39],和生物量 [40] 等指标。近年来，手持设备 [41], 、背包式系统 [22], 、无人机 [42],和四足机器人 [9] 等移动激光扫描平台已展现出用于森林测绘的可行性。这些平台既可支持离线的高保真重建，以进行详细分析 [10], ，也可支持在线制图，以便在野外作业期间估计树木清查信息 [8]。

最初的树木检测和分割方法主要依赖几何技术，例如对点云进行聚类 [41]或分析栅格化的冠层高度模型 [34]。深度学习推动了更加稳健的语义分割和全景分割方法的发展 [43],，但这些方法在很大程度上依赖用于训练的标注数据集。近年来，已有多个林业专用数据集得到开发 [10], [32], [42], [44]。然而，与其他领域相比 [45], [46], ，这些数据集在传感器种类、环境多样性、规模和标注复杂度方面仍然存在局限。

非结构化森林环境中的状态估计颇具挑战，尤其是在GNSS拒止或杂乱环境中。近期的林业数据集采用稳健的参考轨迹处理流程，以实现高质量的制图结果。DigiForests 数据集 [10] 提供了丰富的森林场景语义标注，以及空间对齐的轨迹和制图结果；这些数据采集自多个森林地点，覆盖三个季节。Malladi 等人 [10]通过离线位姿图优化获得轨迹，利用 VILENS 系统 [47], 以及通过基于学习的地点识别 [48]在不同记录会话之间检测到的闭环。森林SLAM中的此类闭环检测是当前活跃的研究领域，基于学习的方法展现出良好前景 [48], [49]。类似地，WildScenes [44] 数据集结合使用 Wildcat [50] 连续时间激光雷达-惯性SLAM系统和离线GNSS集成光束法平差，为其参考轨迹提供支持。TreeScope [51]数据集

提供了使用 Faster-LIO 获取的数据对应的位姿轨迹 [52]。这两个数据集还为树木提供了语义标注。这些数据集展现了推进语义场景理解和状态估计方法的潜力，尤其适用于具有挑战性的森林环境。

森林环境中的移动机器人也需要了解可通行性，即应能够感知森林中哪些区域可进入和通行。用于估计可通行性的几何方法通常会分析三维数据，例如点云或高程图，并利用地形坡度、粗糙度或障碍物密度来推断通行能力 [53], [54]。这些方法在结构化环境中效果良好，但在森林中往往会因植被和被遮挡的地表而失效，因为这些因素会扭曲几何线索 [19]。基于学习的分割方法则通过语义或外观预测可通行区域 [55], , 从而实现非结构化越野环境中的导航。然而，这类方法依赖标注，而标注既稀缺，又因环境而异，限制了其泛化能力 [56], [57]。为克服这些局限，近期的自监督学习框架利用视觉和本体感觉反馈，根据运动线索直接推断可通行性，从而能够在自然环境中在线适应 [19], [58]。

C. 森林环境中的规划

在森林及类似的非结构化环境中进行自主规划面临诸多挑战，包括密集且不规则的障碍物、有限或缺失的先验地图，以及平台特有的运动学约束，例如作业机械中常用的中心铰接式车辆（CAV）平台。这些因素更适合采用由机载感知驱动并频繁重新规划的敏捷局部规划器，而非依赖全局地图的方法。

基于采样和网格搜索方法在结构化环境和城市环境中表现良好 [59]–[61]。然而，这些方法依赖一致的全局地图，因此在未知、动态的森林场景中的鲁棒性有限。基于优化的方法 [62], [63] 能够根据动力学在线调整，但在处理复杂车辆模型和杂乱场景时，计算开销会变得很大，从而妨碍其在越野应用中的实时使用。直接将传感器输入映射为动作的基于学习的方法具有很强的响应能力。然而，编码严格的运动学约束和可行性约束可能较为困难，导致生成的轨迹在狭窄、杂乱的区域中违反非完整约束 [64]。对于在树木、灌木和不平地形间行驶的重型越野车辆而言，这一缺陷尤为突出。

预计算运动基元能够实现快速且满足运动学与动力学约束的规划，非常适合森林中典型的未知、障碍物密集环境。相关成果涵盖自主空中和地面车辆的探索与导航任务 [65]–[68]。运动基元的设计方案包括原子式 [69], [70], 状态栅格和控制采样方案 [71], , 以及数据驱动变体 [72]。滚动式时域规划器利用此类运动基元，已在受阻环境中展现出敏捷的导航能力 [65], , 符合森林环境的需求。

一个值得注意的不足是，缺少适用于铰接式车辆、并能满足铰接限制和最小转弯半径要求的专用运动基元。在森林部署中，车辆需要穿行于树木之间的狭窄间隙，这些运动基元对此至关重要。虽然已有研究探讨了铰接式车辆的运动学和动力学 [73], [74], , 但现有关于铰接式车辆规划与控制的研究采用了简化模型，以及为汽车或自行车类车辆设计的方法，因此限制了它们在密集、非结构化环境中的性能 [75]。

D. 重型机械控制

重型机械的控制，尤其是采用液压驱动的系统，面临着独特的挑战，这是因为其动力学具有非线性和时变特性，并且存在显著的延迟和不确定性。因此，早期针对液压机械的基于模型的控制研究往往依赖简化模型，难以实现高精度 [76]。近期的硬件进步通过集成高质量传感器和阀门，在一定程度上应对了这些挑战。例如，Hutter 等人 [77], [78] 将定制伺服阀集成到一台液压腿式挖掘机中，以实现用于底盘平衡的精确力控制。此类执行器后来也应用于挖掘机的机械臂，以执行力控平整作业和挖掘作业 [79]。与重型机械中通常使用的标准比例阀相比，这些执行器具有更高的控制精度和带宽，但其高昂的制造和维护成本限制了实际应用。

近来，数据驱动控制方法已成为一种颇具前景的替代方案，并日益受到关注。Egli 等人 [80], 提出了一个值得关注的例子：他们训练深度神经网络来建模挖掘机臂的液压动力学，并将其用于基于强化学习的训练，以获得精确的控制器。类似地，Lee 等人 [81] 和 Weigand 等人 [82] 采用了不同的模型架构，并报告了更高的样本效率。然而，这些方法侧重于控制单台用于训练模型的机器。Nan 等人 [83] 则探索了学习所得模型和控制器在不同机器之间的泛化能力，并采用潜在空间适应方法，通过在线适应将单个控制器部署到多台液压机械上，取得了与特定机器控制器相当的性能。最新研究还表明，可以使用高效的在线学习方法直接在真实机器上学习控制策略 [84]。

III. 方法

A. 系统概述

我们开发了 SAHA机器人，用于首次疏伐作业。该作业是指在幼龄林分中，最初移除选定的较小树木或被压制树木，为剩余树木提供更多空间、光照和资源，以实现最佳生长。

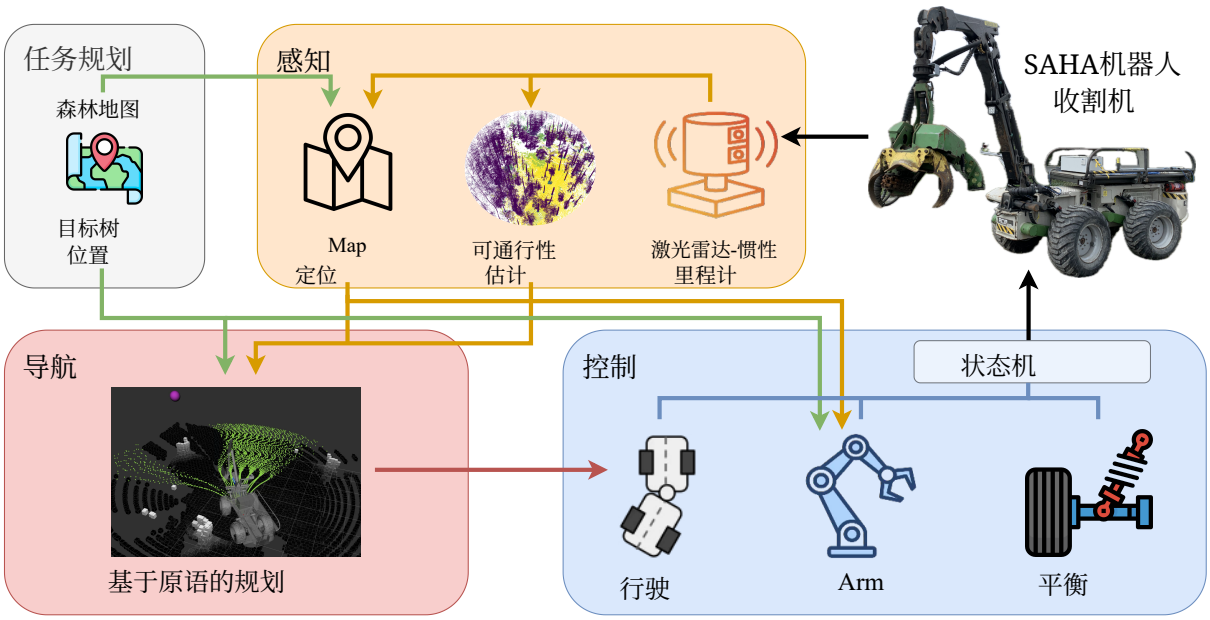


图 2. SAHA 系统概览。系统首先在先验地图中定位自身，并使用机载里程计跟踪位置。可通行性估计模块识别可通行地形，为基于运动基元的规划器提供指引；该规划器负责导航过程中的碰撞规避。行驶、机械臂控制和平衡控制器负责管理自主移动和稳定性。状态机协调导航与切割作业之间的转换。

这项作业需要高度选择性地切割特定树木，同时维护整体森林健康。这一过程既需要大量人力，也对促进自然更新至关重要。为实现首次疏伐作业自动化，SAHA采用紧凑的硬件设计，以最大限度地减少土壤压实，并提升其在茂密森林中的机动性。SAHA的软件栈可实现稳健的状态估计、在杂乱森林环境中的可靠导航，以及切割作业期间的精准控制。

在图 2中，我们展示了 SAHA 机器人的整体系统架构。SAHA 基于一款具备主动底盘能力的小型收割机平台构建，我们开发了一套稳健的感知、导航和控制流程，以实现其在复杂森林环境中的自主作业。我们假设已有森林清查数据，这些数据可能通过空中和地面机器人开展森林测绘获得 [9]。此外，假设间伐的目标树也已提供，可由操作员手动指定，或通过决策支持系统确定 [10]。

收到包含森林全局地图和下一棵目标树位置的任务规划后，SAHA 首先在全局地图中确定自身位置。随后，它利用基于运动基元的规划器，在避开所有障碍物的同时自主驶向选定的树。由于间伐作业需要在缺乏明确可行驶区域与不可行驶区域划分的非结构化茂密森林中行驶，我们不依赖全局路径规划，而是采用专为未知环境设计的局部规划方法。在自主导航过程中，系统使用激光雷达-惯性里程计，以维持可靠的状态估计；同时，基于学习的可通行性分类器分析激光雷达数据，以识别可通行地形。到达目标树后，SAHA 停下并伸出液压机械臂，根据全局地图中给定的树木位置抓取树木。在整个作业过程中，行驶、机械臂和底盘平衡控制器确保路径跟踪精准、机械臂运动准确且底盘姿态稳定。状态机协调自主导航与伐木作业之间的切换，并执行相应的控制器指令。树木被采伐头牢固夹持后，为确保安全，人工监督员会远程触发切割作业。在本文报告的集成实验过程中，人工监督员始终在视线范围内监控系统，并可在必要时通过操纵杆控制器覆盖自主指令，进行干预。

B. 硬件平台与传感器集成

如图 3 所示，SAHA机器人是一种基于 Harveri 设计的自主森林伐木机 [85]，这是一台 4.5 吨的机器，在一个轻量化平台上集成了切割和集材功能。这种一体化设计不仅简化了森林作业的物流，还降低了土壤压实程度和整体环境影响。与需要额外辅助设备的较重型机器不同，SAHA 的设计将土壤损害降至最低，这对于森林中的初次间伐作业尤为重要。

SAHA 集成了多种本体感知传感器，包括惯性测量单元（IMU）和关节编码器，用于底盘和机械臂的状态估计。图4



图 3。 图示的 SAHA机器人是一种多功能自主森林伐木机。与其他采伐机械相比，其轻量化平台简化了森林物流，并通过减少土壤压实来降低环境影响。

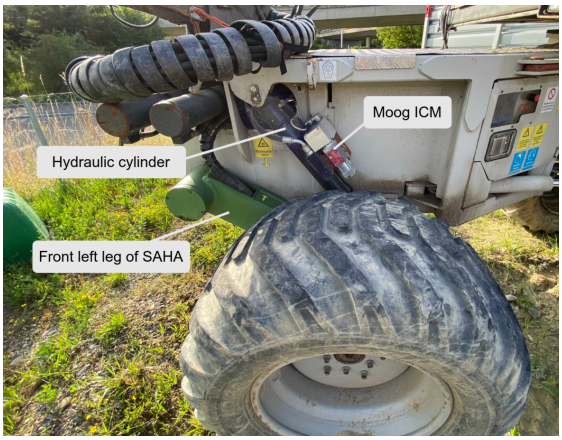
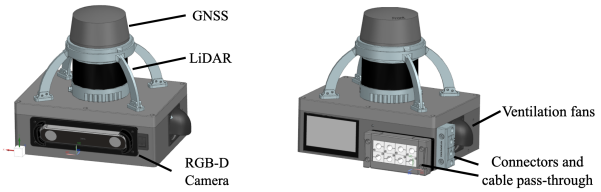


图 5。 安装在 SAHA 左前方支撑油缸上的集成控制模块。



图 4。 SAHA 机械臂上安装了多个本体传感器。红色框标出了惯性测量单元传感器的位置，青色框标出了拉线编码器。



(a) 正面 (b) 背面

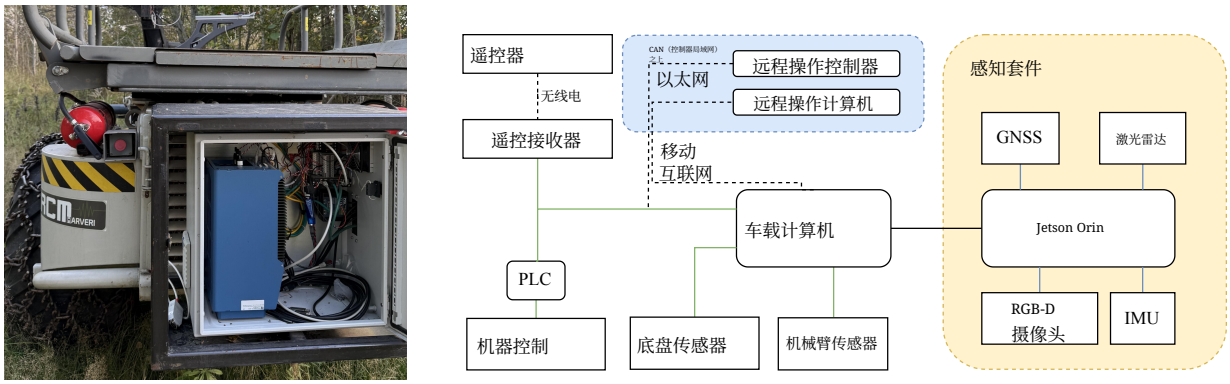


(c) 安装在 SAHA 上的感知套件

图 6. SAHA 上采用了灵活的感知载荷，集成了激光雷达、RGB-D 相机、惯性测量单元和全球导航卫星系统。(a) 和 (b) 展示了传感器载荷的设计，(c) 展示了载荷如何安装在 SAHA 上。

展示了安装在 SAHA 机械臂上的传感器。我们在机械臂的每个节段上安装 ACEINNA MTLT 335D 惯性测量单元，用于测量旋转关节的位置和速度。伸缩臂配备了 SICK BCG05 拉线编码器，用于测量动臂的伸出长度。底盘上安装了 SBG Ellipse-A 惯性测量单元，用于测量机器的俯仰和横滚；此外，还使用 Gefran GRN 霍尔传感器测量 SAHA 前后部分之间的转向角。主动底盘关节配备了 K¨ubler Sendix M3678A 旋转编码器和 Wika D20 压力传感器，为主动底盘控制提供位置和力反馈。我们评估了两种改装底盘以实现平衡控制的不同方案（见第III-C节）。第一种方案是在每个腿部关节上使用 Moog 集成控制模块，类似于 Hutter 等人开发的模块 [78]，，该模块集成了内部伺服阀，可实现高带宽闭环力控制。第二种方案是在底盘关节上使用标准旋转编码器，并在液压缸上安装外部压力传感器以提供力反馈，同时采用标准比例阀控制。集成控制模块的安装情况见图5。

为实现环境感知，我们开发了一套灵活的感知载荷，如图所示。6该载荷集成了多种传感器：顶部安装的 Hesai XT32 三维激光雷达、向前安装且向下倾斜 13° 的 Stereolabs ZED 2i RGB-D 相机、一台 Xsens MTI-100 惯性测量单元，以及一个全球导航卫星系统模块。所有传感器均经过时间同步，并连接至一台装在坚固 ABS 外壳中的 Nvidia Jetson Orin AGX。元件通过中密度纤维板和 3D 打印支架固定在外壳内部，激光切割开孔则为散热和电缆布线提供了精确的开口。一块专用印刷电路板为所有设备供电，电源来自平台的 24V 电源母线或外置电池。



(a) SAHA 上的机载 PC　　(b) SAHA 硬件通信示意图

图 7。SAHA 的机载 PC 和硬件通信示意图。(a) 安装在 SAHA 后部坚固机箱中的机载 PC。(b) 展示 SAHA 机器人上的电子设备及其连接关系的示意图。图中，每条黑线表示以太网连接，每条绿线表示控制器局域网总线连接，每条虚线表示无线连接。蓝色方框表示远程操作站，黄色方框表示感知套件。

估算功耗为 52W。热分析表明，由于元件布局紧凑，仅靠被动散热并不足以满足要求。因此，我们安装了两个 60毫米风扇，以确保在阳光照射下运行时，内部温度远低于 45°C 的限值。

该传感器套件专为承受森林中的户外作业环境而设计。激光雷达通过防护罩获得抗冲击保护，该防护罩由选择性激光烧结打印的 PA-12 顶部罩壳和斜置铝支柱组成。外置相机支架可防止被向内推入，同时不影响摄像头的视场。GNSS 模块安装在顶部的易脱离支架上。风扇进出口盖采用特殊形状设计，可防止雨水从上方侵入。所有电缆穿孔均使用橡胶护线圈来确保防护等级，使外壳能够防雨防尘。

感知套件通过一根以太网线连接到机载 PC。该机载 PC 是一台配备 GPU 加速的 Neousys Nuvo-8108GC 工业计算机，也与本体感知传感器、底盘阀门以及驱动 SAHA 机械臂的电动比例阀通信。PC 安装在 SAHA 尾部的防护笼内，如图 7(a) 所示。它负责地形分析、导航和控制所需的所有计算。里程计子系统运行于感知载荷中的 Jetson 上。如图 7(b) 所示，PC 通过一系列通信协议与感知套件及其他组件连接。该收割机最初采用基于无线电的遥控机制，并将其保留为冗余备份。此外，机载 PC 通过模拟遥控接收器发出的控制信号，使设备能够通过移动互联网连接进行远程遥操作。

C. 控制自动化

SAHA 集成了多个专用控制器，以确保在森林环境中实现精准可靠的作业，包括用于在不平地形上保持车辆姿态的底盘控制器，以及用于精准路径跟踪的驾驶控制器，以及用于精准控制 SAHA 液压机械臂的机械臂控制器。

1) 底盘控制

凭借紧凑的设计和较短的轴距，SAHA 能够在茂密森林中导航，并在受限空间内作业。然而，这种设计也会降低其在不平整地面上的稳定性，增加倾覆风险，并限制其在崎岖地形上的机动性。为提高稳定性，SAHA 采用主动底盘，配备可独立驱动的腿和主动平衡控制系统，能够在穿越多变的森林地形时自动保持地面接触并维持底盘姿态。

我们的方法与 Hutter 等人 [78],的工作类似，采用虚拟模型控制来平衡底盘，并通过油缸力控制精确跟踪各条腿上的期望力。PID 控制器会计算出实现 SAHA 目标俯仰、横滚和基座高度所需的虚拟力和力矩。随后，我们采用分层优化，在满足关节限位和腿部接触约束的前提下，确定各条腿之间的最佳力分配，以产生所需的虚拟力和力矩。

油缸力控制采用第III-B节介绍的两种不同硬件配置进行测试。对于采用集成控制模块中伺服阀的配置，力指令会直接发送至模块，由模块在内部处理底层阀控制。对于采用标准比例阀的配置，我们实现了一个 PID 控制器，根据期望力指令和传感器测得的压力来调节油缸压力。后一种配置虽然精度较低，且无法达到集成控制模块相同的带宽，但成本效益更高，也更易于扩展。

2) 驾驶控制

SAHA 的底盘平衡控制将其驾驶控制简化为二维 CAV 控制。我们采用运动学模型来描述

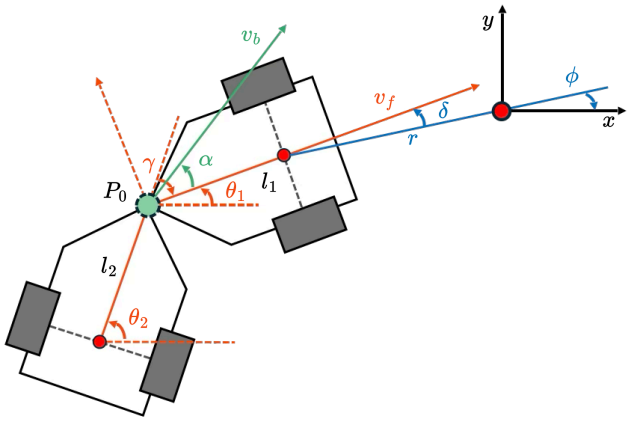


图 8。 作为 CAV 的 SAHA 底盘运动学模型。改编自 [74], [86]。

中央铰接式车辆，遵循 Corke 等人 [74] 的研究。

如图 8所示，车辆相对于目标点的相对位姿可用极坐标表示$[r, \phi, \delta]^{\mathsf{T}}$，其中 r 是到目标点的距离， ϕ 是相对于车辆前轮中心的目标方向， δ 是车辆相对于目标方向的航向角。车辆的运动学可表示为：

$$\begin{bmatrix} \dot{r} \\ \dot{\phi} \\ \dot{\delta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\cos\delta & 0 \\ \frac{\sin\delta}{r} & 0 \\ \frac{\sin\delta}{r} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \dot{\theta}_1 \end{bmatrix}, \tag{1}$$

其中 v 是车辆的前向速度，测量值为铰接点的线速度，而 θ_1 是前车架的偏航角速度，如图 8所示。

该模型结构允许将状态分解为慢子系统 $(r,\ \phi)$ 和快子系统 δ。随后，我们采用反步法设计控制器，使系统保持稳定。具体而言，针对慢子系统设计如下稳定虚拟控制：

$$\delta_{\text{ref}} = \arctan\left(k_\phi \phi\right), \tag{2}$$

对于某个正的 k_ϕ。将 $\delta = \delta_{\text{ref}}$ 代入式（1）可得：

$$\dot{r} = -\frac{v}{\sqrt{1 + k_\phi^2 \phi^2}}, \quad \dot{\phi} = -\frac{v k_\phi \phi}{r\sqrt{1 + k_\phi^2 \phi^2}}, \tag{3}$$

这表明，在某个正的速度 v下，慢子系统将渐近收敛。为使 δ 调节至 δ_{ref}，我们设计如下控制律：

$$\dot{\theta}_1 = \kappa v, \quad \kappa = -\frac{1}{r} k_\delta (\delta - \delta_{\text{ref}}) - \frac{\sin\delta}{r} - \dot{\delta}_{\text{ref}}, \tag{4}$$

其中 k_δ为某个正数。

由于我们只控制 SAHA 的铰接角 γ，因此使用以下运动学关系计算所需的铰接速度 $\dot{\gamma}$：

$$\dot{\gamma} = -\frac{l_1 + l_2}{l_2} \dot{\theta}_1 + \frac{\sin\gamma}{l_2} v, \tag{5}$$

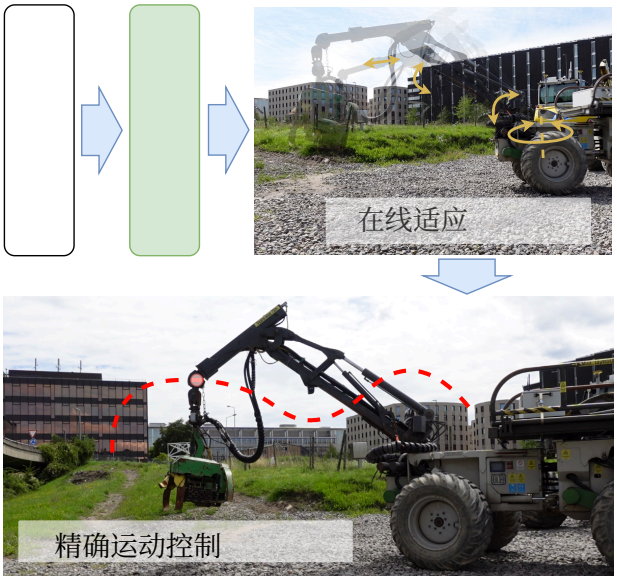


图 9。 用于 SAHA 臂控制的液压执行器基于学习的自适应控制器示意图。图改编自 [83]。

其中 l_1 和 l_2 分别是铰接点到前轮轴和后轮轴的距离，如图 8所示。

虽然无论速度 v如何，系统都能保持稳定，但速度会影响收敛速率和控制作用力。我们根据目标路径的曲率 κ ，以启发式方式选择 v ：

$$v = v_{\max} \frac{1 - \beta|\kappa|^\lambda}{1 - \beta|\kappa_{\max}|^\lambda}. \tag{6}$$

直观地说，这会促使车辆在直线驶向目标时以最高速度行驶，并在需要急转弯时减速。

有关路径跟踪控制器设计的更详细讨论，请读者参阅 Hu 等人的研究 [86]。

3）机械臂控制

我们采用 Nan 等人 [83] 开发的基于学习的自适应控制器来控制 SAHA 的液压机械臂。不同于通常需要对特定系统进行建模的数据驱动液压控制器 [80]，该方法使用在多种仿真液压系统上预训练的通用液压控制器，并利用少量真实世界数据适应新的、未见过的系统。具体而言，在参数化仿真环境中，将潜变量条件神经网络控制器与用于潜在参数自适应的基于能量的模型一同训练，其中参数从涵盖广泛液压系统的先验分布中采样。在部署时，控制器根据在目标系统上采集的少量数据推断潜变量，从而实现

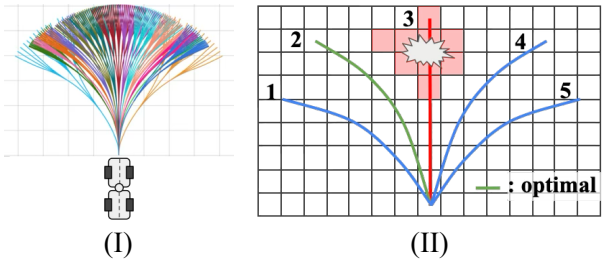


图 10. SAHA 基于运动基元的规划方法示意图。(I) 离线生成与特定机器人状态相对应的运动基元，所依据的是一组离散化的转向角和速度。(II) 随后在线检查这些基元是否与环境中的不可通行障碍物发生碰撞，并使用代价函数评估剩余基元。选择并执行代价最低的基元。此图改编自 Hu 等人的研究。 [86]。

使控制器适应新系统的特定动力学。图 9展示了基于学习的自适应控制器的整体结构。有关训练和自适应过程的详细信息，请参阅 Nan 等人的研究。 [83]我们将这一学习得到的液压关节控制器与逆运动学控制器结合，确保机械臂在遵循期望轨迹的同时满足系统的物理约束。

D. 导航

对于驾驶规划和避障，我们采用一种基于 CAV 运动基元的滚动时域规划器。首先，在车辆中心坐标系中，利用 CAV 运动学模型进行正向仿真，离线生成运动基元。在可行区域内均匀采样 30 个离散的初始铰接角 γ 。对于每个初始状态，在机械限值范围内采样 15 组控制输入对 $(v_j,\ \dot{\gamma}_j)$。每条仿真轨迹在 $t = {}^{3}_{v_j}$ 和 $t = {}^{6}_{v_j}$ 处分成两段，此时会再次采样不同的转向指令。我们对时域为 $T_j = {}^{10}_{v_j}$ 的轨迹进行正向仿真，每个初始状态平均得到约 450 条轨迹。

在在线规划过程中，我们将预计算运动基元与快速筛选相结合。沿每个运动基元的潜在碰撞点，使用由三个球体表示的 SAHA 简化碰撞模型栅格化到网格单元中。将从可通行性地图中识别出的不可通行障碍点（见第 III-F 节）分配到网格中，从而立即剔除被遮挡的轨迹，如图 10 所示。随后，我们使用启发式代价函数对剩余候选项进行评分，该代价函数综合考虑朝向目标的进展、两个物体的航向对齐、与当前转向状态的接近程度、标称速度、地形高度以及短时域平滑度。最后，我们选择平均代价最低的运动基元组。将该组中的一个前视点传递给驾驶控制器，作为即时航点。

关于基于运动基元的规划器的更多细节，请参阅 Hu 等人的工作 [86]。

E. 状态估计

我们将状态估计系统分为两个组件：用于位姿跟踪的里程计模块，以及用于在先验全局地图中定位 SAHA 的初始定位模块。里程计组件为可通行性估计和导航系统提供输入，而初始定位模块则能够定位首次疏伐作业所需的目标树木，这些树木可能位于机器人的感知范围之外。

1) 激光雷达-惯性里程计

我们的局部可通行性建图系统依赖于里程计提供的位姿，将可通行性测量结果整合到地图中。随后，该可通行性地图将用于导航系统，并间接影响控制系统的性能。因此，里程计的鲁棒性和准确性至关重要，这有助于提升下游性能。由于我们的感知载荷集成了激光雷达和惯性测量单元（见第 III-B节），我们采用了近期的开源激光雷达-惯性里程计系统 RKO-LIO [87]，用于 SAHA。RKO-LIO 仅需设置少量可调参数，并且能够直接部署到新平台上。此外，Malladi 等人 [87] 报告了其在林业数据上的出色里程计性能， [10],因此适用于同样需要在森林中作业的 SAHA机器人。

对于每帧激光雷达扫描，里程计都会执行扫描到地图的点到点迭代最近点（ICP）对齐。里程计使用 VDB 数据结构 [88], 维护自己的局部地图，从而支持高效的数据关联查询，并在每次新扫描完成配准后更新地图。它采用简单的运动模型，使用卡尔曼滤波器估计机体加速度，并在 ICP 配准中利用该机体加速度估计值进行额外正则化。滤波器参数和 ICP 正则化权重会根据惯性测量单元测量值自动调整，从而减少额外的参数调优。详情请参阅 Malladi 等人 [87]的研究。

我们在实地评估里程计的性能，并在第IV-A节报告结果。尽管该里程计在我们的机载 PC 上开箱即用、运行良好，我们仍将其部署在作为感知载荷一部分的 Jetson Orin 上。这能减轻网络延迟的影响，并确保尽早获得状态估计值。由于 Jetson Orin 的资源远不如机载 PC 充裕，为了使里程计达到传感器帧率，我们将激光雷达量程限制为 60 米，并将里程计地图中每个体素的点数限制为 5 个。这些调整主要用于降低 ICP 数据关联的计算负载；在森林环境中，由于杂乱的森林冠层中存在大量关联，这一任务颇具挑战性。

2) 先验地图中的初始定位

尽管里程计模块能够提供准确的局部位姿跟踪，SAHA仍须先在全局

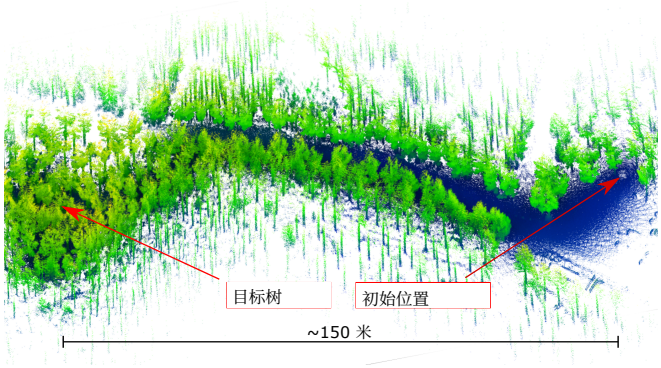


图 11. SAHA 测试所在森林区域的全局地图，由先前制图生成。右侧显示的是一次测试期间 SAHA 的初始位置，左侧为待间伐的目标树，两者直线距离约为 150 米。

地图坐标系中确定自身位置，才能规划前往感知范围之外树木的路线。图11 展示了我们在SAHA的一次任务中使用的地图，以及一次测试中SAHA的位置和待疏伐的目标树的位置。该地图采用类似于 Malladi 等人提出的方法，利用背包式传感器设备进行先前森林制图所采集的数据离线生成。 [10]。

为在此地图中进行初始定位，我们采用了与里程计的激光雷达配准步骤类似的方法 [87]，以预先构建的全局地图替代在线里程计地图。我们假设机器人在定位期间保持静止，并且可以提供一个初始位姿估计，以便将后续的激光雷达扫描与全局地图进行配准。我们使用 VDB 体积对全局地图进行体素化， $\mathcal{M}$利用其空间索引能力 [88] 减少待处理的点数，并加速数据关联期间的最近邻搜索。对于扫描中的每个点$\mathbf{s} \in \mathcal{S}$，我们在固定半径阈值内查找其最近邻$\mathbf{m} \in \mathcal{M}$，以形成一组对应关系 $\mathcal{C} = \{(\mathbf{s}, \mathbf{m}) \mid \mathbf{s} \in \mathcal{S},\ \mathbf{m} \in \mathcal{M}\}$。从制图到间伐任务期间，森林周边环境可能发生变化，例如树木被砍伐或附近停放了车辆。为减轻此类离群点对配准的影响，我们采用鲁棒核，并最小化点对点残差

$$\chi(\mathbf{T}) = \sum_{(\mathbf{s},\mathbf{m})\in\mathcal{C}} \rho\big(\|\mathbf{T}\,\mathbf{s} - \mathbf{m}\|^2\big), \tag{7}$$

其中，$\mathbf{T} \in \mathrm{SE}(3)$ 是当前位姿估计， ρ 是 Geman-McClure 鲁棒核。通过求解以下方程得到迭代最小二乘解

$$\begin{aligned} \Delta\boldsymbol{x}^\star &= \arg\min_{\Delta\boldsymbol{x}\in\mathbb{R}^6} \chi\big(\mathbf{T} \boxplus \Delta\boldsymbol{x}\big), \\ \mathbf{T} &\leftarrow \mathbf{T} \boxplus \Delta\boldsymbol{x}^\star, \end{aligned} \tag{8}$$

直至收敛，其中 $\Delta\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^6$ 是校正向量， $\boxplus$ 将该向量应用于位姿估计 [89]。

一旦估算出全局位姿，就可以在 SAHA 的里程计坐标系中定位任务规划中的目标树位置。里程计子系统开始进行位姿跟踪，同时

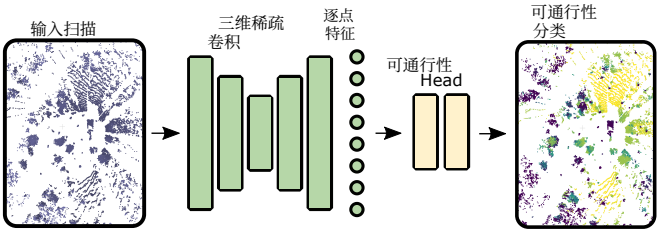


图 12. 可通行性分类网络架构概览。我们使用稀疏三维卷积后端和可通行性分类头处理输入的激光雷达扫描，生成每个点的可通行性分数。

可通行性系统利用估算出的位姿构建局部可通行性地图。随后，导航模块利用该地图规划一条通往树木的安全路径。

F. 可通行性地图构建

为了在森林中安全导航，SAHA机器人需要了解哪些地形可通行。我们根据每次激光雷达扫描估计每个点的可通行性分类，随后以概率方式将其整合到局部可通行性地图中。

1) 可通行性分类

我们使用深度学习模型对感知载荷上的 Hesai XT32 传感器采集的每帧扫描数据进行分类，该模型会估算每个点的可通行性分数。该模型的架构如图 12 所示。

为处理三维激光雷达数据，我们采用基于 Minkowski 引擎的 MinkUNet 骨干网络 [90] ，包含 8 层和 205k 个参数。借助该骨干网络，我们生成维度为 16 的逐点特征嵌入。随后，我们将此嵌入输入一个多层感知机（称为可通行性分类头），该分类头输出一个介于 0 和 1 之间的可通行性分数，其中 0 表示不可通行，1 表示可通行。可通行性分类头是一个小型网络，包含两个隐藏层，其规模与嵌入维度相同。除使用 Sigmoid 激活的最后一层外，其他层均使用 ReLU 激活。该网络总计包含 205.6k 个可训练参数，因此结构紧凑，既能快速训练，也能高效推理。

为监督该网络的训练，我们避免直接标注测试区域的数据。相反，我们利用一个专为森林环境全景分割设计的开源数据集：DigiForests 数据集 [10]。该数据集包含在瑞士的森林中，使用背包式传感器载荷跨三个不同季节采集的数据。每个季节的记录均采用不同的激光雷达传感器配置。尽管背包式传感器配置与 SAHA 的感知载荷不同，我们发现，使用 DigiForests 数据训练的模型仍能很好地泛化到我们的目标应用中。DigiForests 提供四个类别的语义标注：地面、灌木、树干和树冠。我们将这些类别分别映射为可通行性分数：地面的分数为 1，树干和树冠的分数为 0。SAHA机器人可以

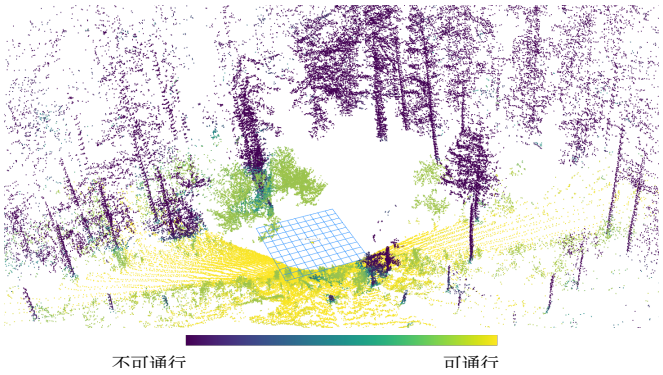


图 13。DigiForests 数据集中单次扫描的可通行性分类网络输出。点根据预测可通行性得分的热力图着色，得分较高（黄色）表示可通行区域，得分较低（紫色）表示不可通行区域。

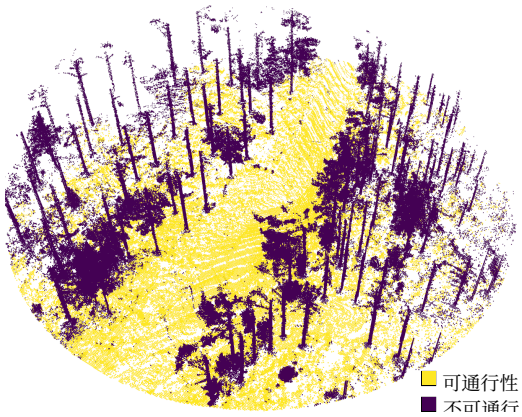


图 14. SAHA机器人上的可通行性地图构建流程定性结果。黄色点被视为可通行，其可通行概率高于0.8；而紫色点不可通行，其概率低于该阈值。

确实能够穿越森林中的小灌木丛或林下植被。然而，该数据集仅提供一个通用的灌木类别，用以表示密度和大小各异的林下植被。因此，我们为灌木赋予 0.8 的分数，既不将其视为完全可通行，也不将其完全排除为不可通行。此设计选择使我们能够在之后微调用于判定可通行区域的得分阈值，并在部署期间调整制图行为。在评估中，我们观察到网络能够成功区分地面与灌木区域，如图所示。13。

2) 概率映射
除用于里程计的地图外，我们还将每次经过可通行性分类的激光雷达扫描整合到局部可通行性地图中。我们维护的这张地图具有比里程计地图更高的空间分辨率，因此适用于导航模块。相应地，我们缩小地图的空间范围，以确保感知系统能够以传感器帧率运行。对于每个体素，我们都会维护其占据状态和可通行性的置信度，因为有些物体 SAHA 可以驶过；也就是说，占据状态并不意味着不可通行。占据状态制图使我们能够处理传感器噪声和动态障碍物，而动态障碍物不应纳入静态可通行性地图。此外，由于可通行性分类模型以传感器帧率运行，随时间累积独立的预测能够有效减少预测误差 [91]。这尤其有价值，因为我们依赖模型的泛化能力，不会使用来自部署地点森林或传感器配置的标注数据对其进行微调。

对于占据映射，我们将每个体素的占据状态建模为对数几率值，用于表示该体素被占据或处于自由空间的置信度。激光雷达扫描中的每个点都会按照预定义的增量，增加相应体素的占据对数几率。为建模自由空间，我们从传感器原点向每个检测到的点进行射线投射。我们再次利用 VDB 数据结构 [88] 来构建可通行性地图，这种数据结构凭借缓存一致性访问模式，可实现高效的射线遍历。射线经过但不包含检测点的体素会通过降低其占据对数几率而更新为自由空间。我们以类似方式维护可通行性的对数几率置信度。由于我们的可通行性网络会为扫描中的每个点生成一个分数，因此我们将该分数独立于占据状态整合到地图中。对于每个与分类点对应的体素，我们使用可通行性网络最终层的对数几率，并随时间累积信息，这与 Mersch 等人的方法类似。 [91]。

查询地图中的占据体素及其可通行概率时，我们首先收集占据概率大于0.5的体素。然后，我们使用存储的可通行对数几率 $l(x)$ ，恢复这些占据体素的后验可通行概率 $p(x)$ </style}，具体如下

$$p(x) = 1 - \frac{1}{1 + \exp l(x)}. \tag{9}$$

我们的可通行性建图系统的定性结果如图14所示，其中当 $p(x) > 0.8$时，我们将体素视为可通行。

IV. 实验结果

我们进行了一系列实验，以评估 SAHA 系统的各个组件，以及该系统在真实森林环境中的完整集成表现。结果按以下顺序呈现。首先，详细介绍评估各个组件的实验结果：激光雷达-惯性里程计、可通行性分类、局部路径规划，以及用于平衡、行驶和机械臂操作的控制模块。随后，我们报告了2024年秋季至2025年夏季在真实森林环境中开展的野外试验，展示 SAHA 的实际运行效果。

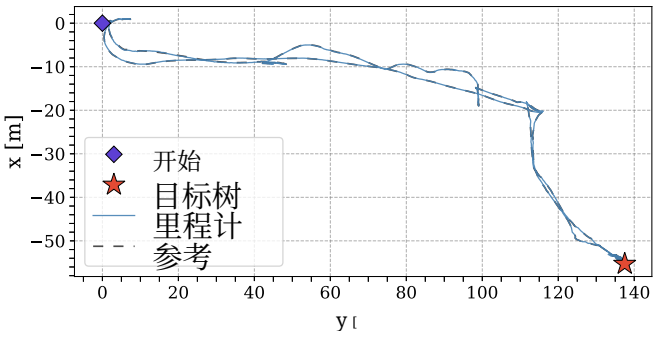


图 15。 一次持续 27 分钟的自主疏伐任务中，估计里程计（蓝色）和参考轨迹（虚线）。参考轨迹通过离线激光雷达束调整获得。SAHA 从左上方附近出发，向右下方的目标树行进。接近目标树后，SAHA 返回起始位置。



图 16. 机器人自主运行期间生成的可通行性地图。黄色点被视为可通行，紫色点被视为不可通行。原始激光雷达扫描以红色叠加显示。圆圈中突出显示了一名站在机器人附近的人类，在地图中该目标被分类为不可通行。可通行性分类模型的训练数据不包含对人类的标注。

A. 状态估计

第一项实验评估里程计子系统的性能。此前的研究 [87] 已在多个不同平台和环境的数据上验证了该里程计的性能。在本研究中，我们针对自主森林间伐任务，测试该里程计在真实森林中的表现。为评估里程计精度，我们分析了两次真实环境实地测试的结果：一次测试中，机器人运行了27分钟，行驶距离为528.5米；另一次持续了76分钟，行驶距离为1.01公里。野外实验结束后，我们使用离线激光雷达束调整系统 [92]生成了参考轨迹。图 15展示了其中一次实验的里程计估计结果与参考轨迹的定性对比。

为定量评估里程计精度，我们采用两种广泛使用的指标。第一种是对齐后的绝对轨迹误差（ATE），用于衡量估计轨迹中的全局漂移。第二种是相对位姿误差（RPE），用于衡量在不同分段长度下，估计轨迹与参考轨迹之间的平均平移误差，并以百分比表示。这种方法在标准基准测试中很常见 [93],不过，我们使用了 1、2、5、10、20、50 和 100 米的较短区间，以更好地匹配森林中实验的规模 [94]。在两次实验中，里程计的平均 RPE 为 3.35%，平均 ATE 仅为 6.34 厘米。总体而言，里程计表现出非常低的漂移，这一点从较低的 RPE，尤其是 ATE 结果中可以看出。在图15中也能从定性结果中观察到这一点。

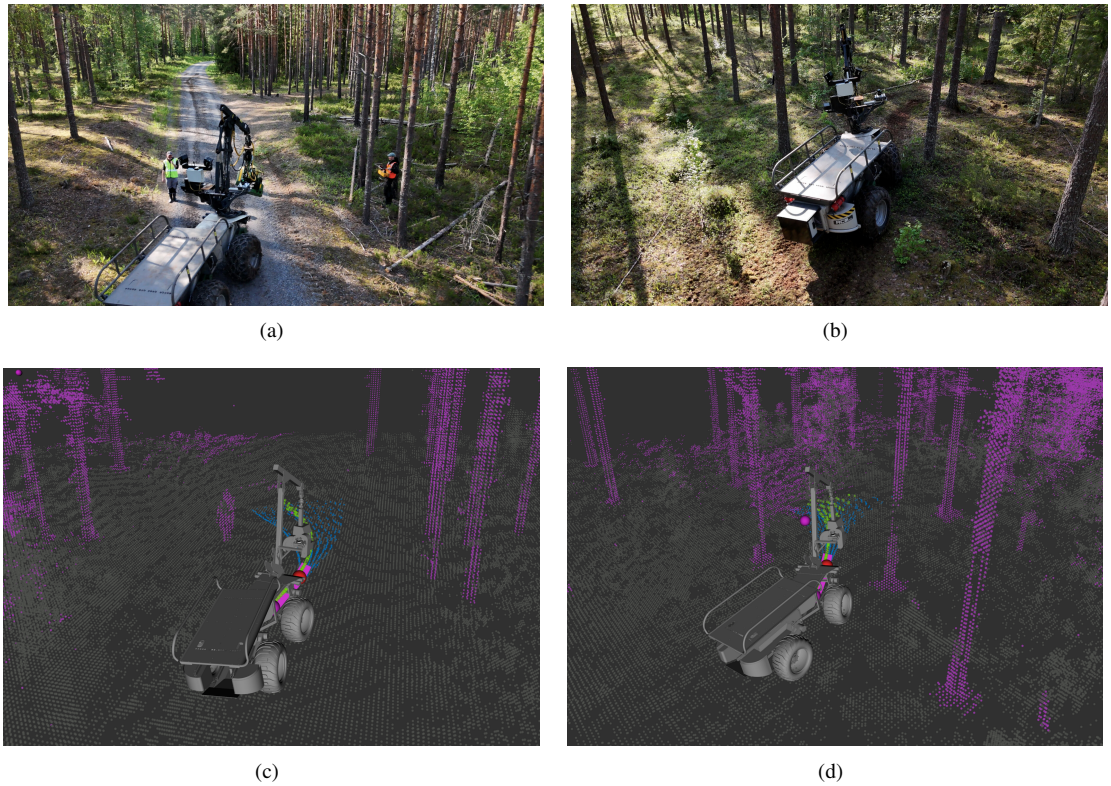
B. 可通行性分类

在本实验中，我们评估了可通行性分类方法的性能。如第 III-F 节所述，我们没有手动标注任何数据来训练深度学习模型，而是使用 Digi- Forests 数据集 [10] （该数据集提供语义和实例标注）。根据先前的工作 [95]，，我们将真实语义标签转换为 0 或 1，以表示可通行性，这与我们训练模型时的做法类似。然而，与训练时不同，评估时我们也将灌木视为不可通行区域，并将其分数设为 0，以简化评估 [95]。此外，这也反映了系统完整部署时的行为：在使用路径规划器之前，我们会对从概率地图查询得到的可通行概率进行阈值处理。在 DigiForests 数据集的验证集划分上，模型对可通行区域的准确率为 76.62%，对不可通行区域的准确率为 94.76%，平均准确率为 85.69%。

在图 16中，我们展示了机器人自主运行期间生成的可通行性地图的定性结果。图中突出显示了一名站在 SAHA 前方的人。这对该方法而言是一个具有挑战性的情形，因为训练数据不包含对人类的标注。尽管如此，地图仍将此人分类为不可通行。随后，规划器利用这些地图信息执行规避动作，避开图 17中所示的人物。我们再次指出，我们没有使用来自目标传感器或森林的数据对模型进行微调，这表明该方法在可通行性分类方面具有泛化能力。

C. 局部规划

下一项实验对真实森林环境中的局部规划器进行了定性评估。先前的研究 [86] 已在仿真中证明了基于运动原语的局部规划器的有效性，并通过在开放空间中设置人工障碍物开展了短期实地测试。在本研究中，我们进一步在真实森林环境中开展了广泛实验，并在所提出的自主间伐流程中对局部规划器进行了评估。我们将规划器部署到完整的伐木任务中，通过林道和作业道进行导航以抵达目标树；在所有实验中，该规划器均展现出可靠的性能。图。17展示了规划器在两种不同场景下的定性结果：在林道上行驶时避让人员，以及穿行于树木之间转弯以抵达目标。



(a) (b) (c) (d)

图 17. SAHA 从远处驶向目标树时的画面。(a) SAHA 在林道上驶向目标树时避让行人的航拍视图。(b) SAHA 穿过茂密树林驶向目标树的航拍视图。(c)(d) 对应的规划结果可视化，其中感知到的点云被分类为可通行区域（灰色）和不可通行区域（粉色）。碰撞检测后的运动基元以蓝色显示，选定的基元组以绿色突出显示。(d) 中的紫色球体表示目标树。



图 18. 规划器的一个失败案例。当目标树位于道路左侧的森林中时，规划器每当检测到树木之间有空隙，就会尝试进入森林，而不是沿着预定的作业道行驶。

在这两种情况下，规划器都成功生成了安全轨迹，在驶向目的地的同时避开不可通行的障碍物。

虽然基于运动基元的规划器不依赖环境的先验地图，但有一个无法避免的局限：它会尝试驶向所有检测到的可通行路径。在实际的森林应用中，这可能导致次优行为，因为为了尽量减少环境影响，通常最好沿着林业机械先前作业时留下的作业道行驶。如图 18所示，当目标树位于森林内部时，只要可通行间隙足够宽，规划器就会尝试进入森林，而不是沿着可能就在几米之外的作业道行驶。

D. 控制

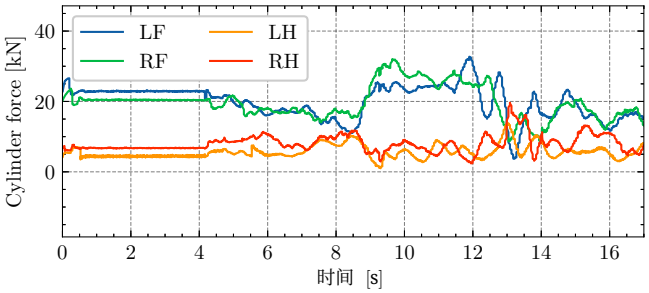
控制系统的评估包括三个主要组成部分：平衡控制、驾驶控制和机械臂操作控制。所有模块在集成到 SAHAsystem 之前，均先在仿真或真实世界中单独进行评估。

1) 平衡控制器

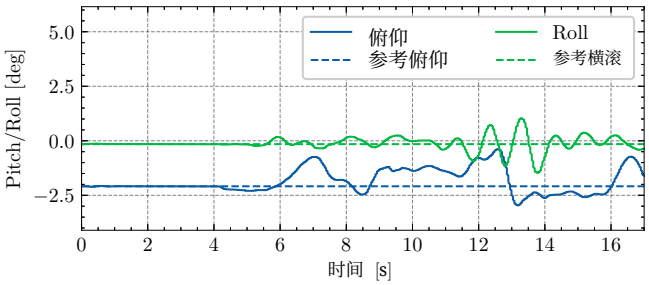
如图所示，平衡控制器通过在测试场地行驶越过障碍物，在真实机器人上进行了评估。19和图21。我们测试了两种不同的平衡控制方法，详见第III-C.1节。图19 展示了启用底盘平衡集成控制模块时的测试情况。SAHA 静止时，平衡控制器会启用



图 19. SAHA 在底盘关节处配备了集成控制模块，在测试场地驶过原木时保持底盘平衡。



(a) 平衡测试期间的液压缸力。



(b) 平衡测试期间的横滚和俯仰。

图 20. 在真实机器人上评估的平衡控制器性能。

停在原木前，随后操作员命令机器人向前行驶并越过原木。行驶过程中，腿部液压缸力以及底盘的横滚和俯仰情况如图所示。20。图20(b) 表明，SAHA 底盘的横滚和俯仰保持接近期望位置，偏差小于 2°。如图所示，这种稳定性是通过持续调节腿部液压缸力实现的。20(a)。若禁用底盘平衡，SAHA 越过同一障碍物时，俯仰方向最大倾斜 4.41°，横滚方向最大倾斜 5.6°，过程中对角后轮会失去与地面的接触。

使用标准比例阀驱动腿部油缸，重复进行相同的实验，而非使用高

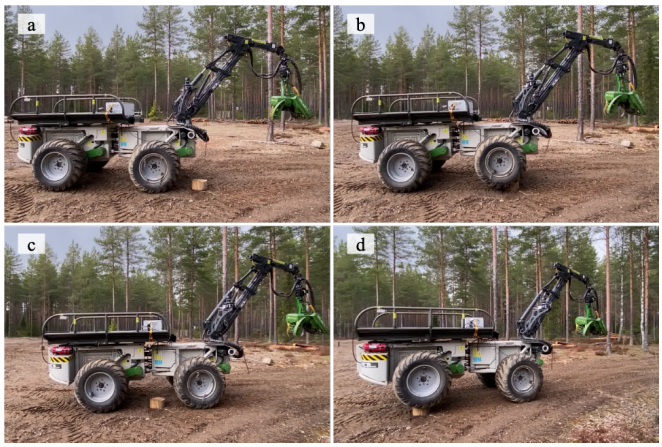


图 21. SAHA 配备了比例阀，在测试场地驶过树桩时保持底盘平衡。

带宽伺服阀21，并将其安装在集成控制模块中。如图所示，平衡控制器仍能在底盘越过树桩时保持底盘平衡。尽管与之前的测试相比，横滚和俯仰的偏差更大，但平衡控制器仍成功使四条腿都与地面保持接触。

2) 驾驶控制器
驾驶控制器采用反步法设计，并在运动学限制条件下提供收敛保证。因此，我们在仿真中评估了其性能，并将局部规划器使用的运动基元作为参考。由于部署期间驾驶控制器的跟踪目标始终取自这些运动基元，因此该评估验证了驾驶控制器在集成系统中的性能。图22展示了所选运动基元上的跟踪性能示例。驾驶控制器能够以较小误差成功跟踪参考轨迹。所有运动基元的平均横向跟踪误差（以车辆与参考轨迹之间的距离衡量）为 3.86 厘米，比简单的纯追踪控制器低 [86]16%。

3) 机械臂控制器
通过控制末端执行器沿三维空间中的一系列航路点运动，对自适应机械臂控制器在真实机器人上的性能进行了评估。图中展示了包含四个航路点的轨迹的性能。23在末端执行器速度最高达 60 cm/s 时，平均末端执行器位置跟踪误差约为 5 cm [83]。由于采收工具的夹爪开口约为 40 cm，因此对于对较小直径树木执行采收任务而言，这一精度已经足够。

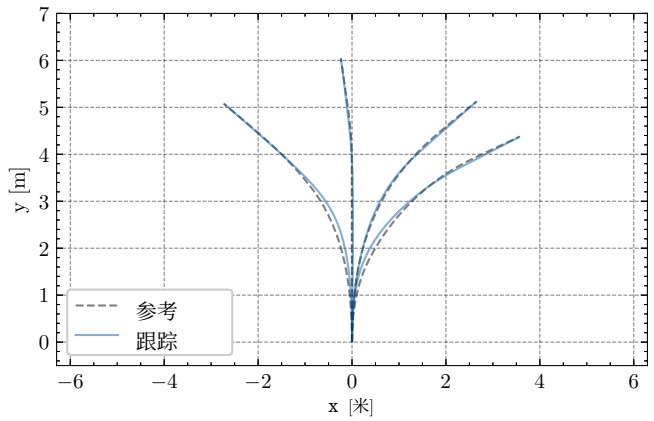


图22. 仿真中评估的驾驶控制器性能。

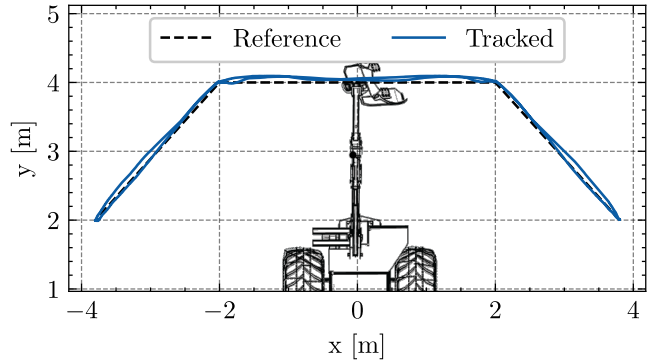


图23. 在真实机器人上评估的机械臂控制器性能。

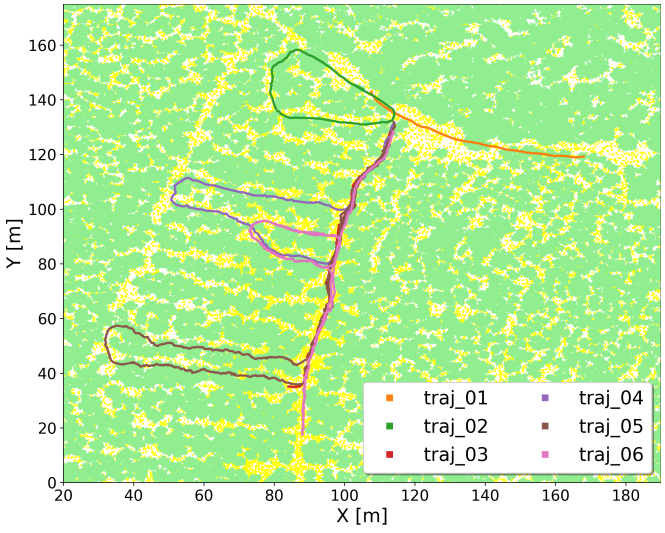


图24. SAHA 在芬兰波尔沃实地测试中的半自主轨迹可视化。导航由机器人自主完成，而树木砍伐作业则由操作员接管。

E. 现场部署

我们进行了一系列半自主和自主现场部署，以在真实环境中测试所提出的方法。

1) 远程操作与自主驾驶

我们在真实的间伐任务中，对 SAHA 的半自主部署进行了长时间测试。在这些实验中，操作员会从预先建立的森林清查中选择需要间伐的目标树，并提供一系列 SAHA 需要前往的航路点。SAHA 会在作业区域的点云地图中进行定位，并自主驶向下一个航路点。当目标树进入 SAHA 机械臂的作业范围后，机器人便会停下，并将控制权交给操作员，由其通过远程操作完成伐木作业。这体现了半自主间伐的一种真实应用场景：操作员可以专注于伐木作业，而机器人则自主导航。此外，这种方式还能提高生产效率，使一名操作员能够同时管理多台采伐机：一台在切割过程中由远程操作控制，其余采伐机则自主驶向下一棵树。

我们在芬兰波尔沃附近，于秋季和冬季执行此类半自主任务。这些测试在持续进行的间伐作业期间开展，提供了最贴近真实情况的测试环境。测试地点包含疏密不一的林分，地形相对平坦，带有缓坡和起伏，并有其他机械留下的既有作业道。如图 24所示，测试路线包括沿森林边缘的直线公共道路（`traj_01`），以及森林内更复杂的轨迹，这些轨迹由直线路径和转向操作组合而成（`traj_03`–`traj_06`）。在这些实地测试中，SAHA 成功在林道和越野地形上自主行驶，总距离达 7.22 公里，并始终避免了碰撞。无人工干预的最长连续自主行驶距离为 762 米，自主导航期间的平均速度为 0.46 米/秒。作为参考，操作员使用遥控器操控 SAHA 时，在森林小道上的平均速度为 0.45 米/秒，在铺装道路上则为 0.85 米/秒。

2) 自主树木砍伐

集成式自主伐木任务在芬兰 Evo 附近的一片森林中进行。在为期两天的测试中，SAHA 完成了 4 项涉及导航和树木砍伐的任务。我们在图 25 中总结了这些实验的结果。在每项任务中，我们都根据不同的作业阶段以及是否发生人工干预，对 SAHA 的作业时间进行了标注。在任务1、任务2和任务4中，SAHA 起点距离目标树超过 120 米，因此导航所需时间明显长于任务3；任务3中，SAHA 的起点距目标树约 40 米。在所有任务中，SAHA 都完成了导航至目标树并抓取目标树的任务。不过，有些

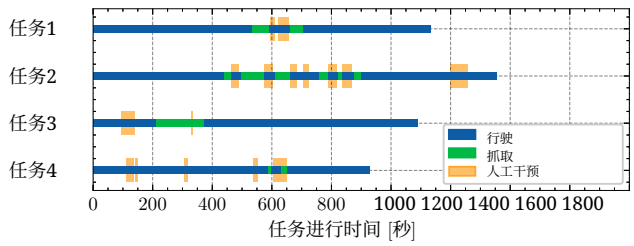


图25。SAHA 在芬兰 Evo 执行的四项伐木任务总结。这些任务包括从起点导航至目标树，使用采伐头接近并抓取树木，然后行驶返回基地。图中标示了实验持续时间、各阶段及人工干预情况。人工干预主要是在 SAHA 未能抓取树木时，短暂调整其位置；随后操作员手动驾驶 SAHA 行驶数米，以便再次自主接近。为清晰起见，我们只统计主动作业时间，不包括 SAHA 处于自主状态但未执行任务时的空闲时段，例如操作员选择目标树的时间。

过程中需要人工干预。最常见的干预是在 SAHA 首次尝试抓取目标树失败时，将其重新定位；四项任务中都发生了这种情况。发生这种情况时，操作员会手动驾驶 SAHA 后退几米，让它重新尝试最后一段接近过程并进行抓取。任务2中，SAHA 成功抓住树木之前曾多次需要此类干预。总体而言，任务期间平均每 281.6 秒需要一次人工干预，占总作业时间的 9.23%。

任务3的全景图见图26。任务开始时，SAHA 位于一条林道上，目标树距离约150米。SAHA 自主沿林道驶向目标树。当它在目标附近检测到足够宽的可通行间隙时，便离开林道进入森林。随后，机器人成功穿过树木之间，避开碰撞，并抵达目标树正前方的一个航点。抵达后，SAHA 自主移动机械臂，使用采伐头抓取目标树。人工操作员确认树木已被牢固抓住后，便命令 SAHA 执行切割。

V. 讨论

我们的实验表明，SAHA 系统能够使用机器人采伐机自主执行选择性间伐任务，具有可行性。该系统成功集成了多项技术组件，包括状态估计、感知、导航和控制。这些组件共同构成了一个连贯的自主林业平台，我们通过在真实森林环境中开展野外试验对其进行了验证。

与之前的自主林业系统相比 [14]，SAHA 具备多项关键优势，使其更适合实际部署于选择性间伐作业中。SAHA 基于小型采伐机平台构建，为选择性间伐提供了更现实且更具成本效益的解决方案。此前的研究依赖改装的 12 吨液压挖掘机等昂贵的研究平台，而我们更轻型的收割机能够提供足够的能力执行初次间伐作业，同时对林业作业人员而言更易于使用。这种更小的规模还可减少土壤压实和环境影响，而这两点都是可持续森林管理中的重要考量。

SAHA 集成了车载可通行性分析，并执行实时避障，而不是依赖使用预先测绘数据进行的离线规划。这使 SAHA 能够动态应对包括人类在内的意外障碍物，从而显著提高自主森林间伐的作业安全。通过将基于学习的可通行性分类与概率映射相结合，该系统无需详细的先验地形知识，即可在此前未见过的森林区域有效运行。

SAHA 已完成充分的野外验证，包括在真实森林环境中首次展示自主机器人间伐作业。所开展的试验验证了该系统在真实作业条件下的性能，包括茂密林下植被、多变地形以及森林间伐作业中常见的具有挑战性的光照条件。

A. 局限性与未来方向

尽管取得了这些成果，我们的现场部署仍暴露出若干局限性，也指明了未来发展的重要方向。

基于点云的可通行性分析在许多场景中表现良好，但仍面临两项主要局限。首先，该方法难以区分几何形态相似的情况，例如可通行的高草与不可通行的小树。在激光雷达数据中，两者都呈现为密度和高度相近的垂直结构，因此难以辨别。此外，由于缺乏几何线索，该方法也无法区分草地与作业道，尽管为尽量减少土壤扰动，应优先选择作业道。这些局限也部分源于可通行性分类网络使用从不同森林、采用不同传感器配置采集的外部数据集进行训练 [10]。此外，该数据集的标注目标是全景分割，而非明确的可通行性。若能纳入来自目标森林、针对可通行性进行标注的训练数据，结果很可能会显著改善。未来的工作还应探索将激光雷达数据与视觉信息结合，以提供更丰富的线索，促进语义理解，从而更好地区分容易混淆的地形类型。

当前纯局部规划方法虽然在避障方面表现稳健，但其局限性在于未能充分有效地利用现有地图信息。例如，附近已有成熟的作业路线可供通行时，规划器仍可能选择次优路径，试图穿越森林区域。未来的迭代版本应纳入全局路径偏好，优先选择已有小道和作业道路。此外，系统还可通过记录过往轨迹并鼓励重复使用已走过的路径，进一步减少累积土壤压实。

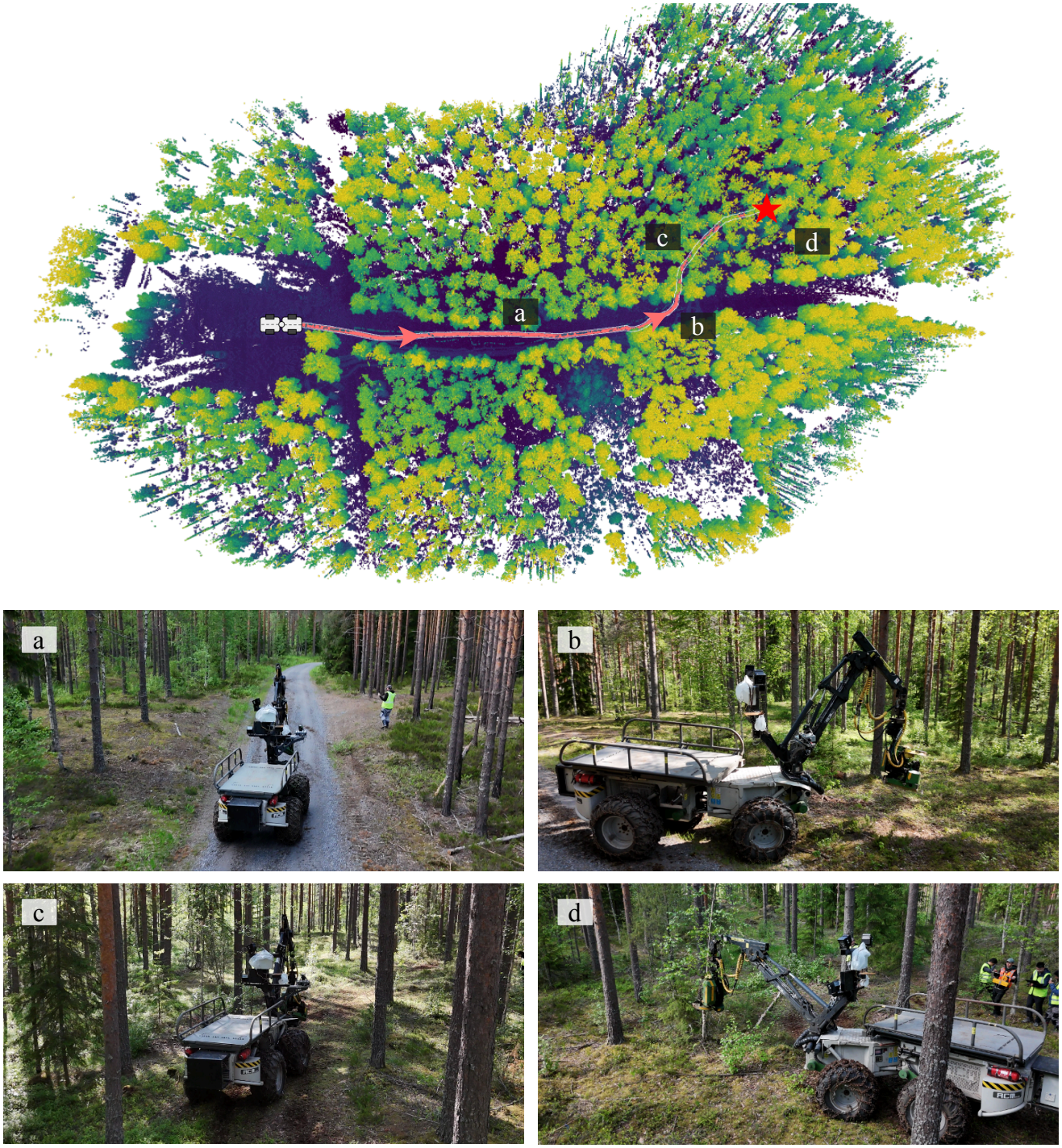


图26. SAHA 完整伐木任务的可视化。任务开始时，SAHA 位于林道上，操作员选定的目标树以星标标示。(a) SAHA 沿林道自主驶向目标树；(b) 随后驶离林道，通过可通行间隙进入森林。(c) SAHA 在森林中行进，避开树木及其他障碍物。(d) 到达目标树后，SAHA 停下并用采伐头抓住目标树，准备进行伐木作业。



图 27. 树木抓取失败示例：控制器的目标树位置与树木实际位置存在偏差，导致抓取失败。动臂和抓具遮挡了机载传感器的目标树视野。

仅依据全局地图坐标接近目标树的方法不够稳健，也给精确抓取作业带来了挑战。尽管我们的里程计系统漂移相对较小，但这种漂移最终仍可能影响树木抓取性能。目前，SAHA 仅在任务开始时于全局参考地图中进行一次定位。一种改进方法是完全转向在先验地图中进行位姿跟踪。然而，由于地图更大，这可能会增加内存占用和计算复杂度，尤其是在嵌入式计算设备上，并且会带来适应环境变化的额外挑战。或者，鉴于里程计漂移较小，不频繁地进行重定位也可能足够。接近并抓取目标树的一种更可靠的方法，是在机器人接近时使用机载传感器检测树木，然后基于局部感知执行抓取。我们目前的传感器配置无法有效支持这一能力，因为动臂和抓具会遮挡树木视野，如图 27 所示。为此需要增加感知能力，例如在夹持器上安装辅助摄像头，以便在抓取操作期间提供近距离视觉反馈。

VI. 结论

所提出的 SAHA 系统展示了在紧凑型、可现场部署的收割机平台上开展自主森林间伐的可行性。该系统基于一台 4.5 吨级机器，并进行了针对性的硬件改造，集成了稳健的状态估计、在概率建图框架中融合的基于学习的可通行性分类、针对林下复杂拥挤环境定制的运动基元规划器，以及用于底盘平衡、车辆路径跟踪和液压臂驱动的控制器。包括在真实森林环境中开展自主机器人间伐作业在内的多项野外试验验证了 SAHA 能够在密集林分中导航、避开障碍物，并将采伐头定位至适合树木砍伐的位置。

除集成系统性能外，各个组件在真实条件下也展现出可靠的运行能力。里程计可在嵌入式计算资源上在线运行，即使在树冠遮挡的地形中，也能提供稳定的位姿跟踪。紧凑型基于 MinkUNet 的可通行性估计器可从外部数据集中进行泛化，并在以概率方式累积后生成可供实际使用的局部地图，从而实现安全导航。结合反步驱动控制器的滚动时域运动基元规划器实现了精确的路径跟踪。同时，自适应液压臂控制器能够达到厘米级的末端执行器精度，从而支持对较小直径树木的抓取。

现场部署也揭示了一些可为未来工作提供指导的局限性。仅基于激光雷达的可通行性估计可能难以应对模糊场景，也无法将作业道与外观相似的草地区分开来。仅依据全局地图坐标进行抓取可能会受到定位误差和场景变化的影响。应对这些挑战需要采用融合激光雷达与视觉的多模态感知，以实现更丰富的语义理解；纳入全局路径偏好和作业记忆，以优先选择已有作业道和先前经过的路线；最后，还需要近距离感知，在局部重新检测目标树，并在最终接近过程中调整抓取动作。在不同季节和地点开展更长期的任务、改进人机协同监督，以及进行更广泛的环境影响评估，都是迈向实际部署的进一步措施。

SAHA 为自主森林疏伐提供了切实可行的蓝图。它将一款紧凑型平台与集成式感知、规划和控制相结合，能够在仅掌握极少先验知识的情况下，于非结构化森林环境中运行。通过将局部自主性与针对性监督相结合，并持续强化语义感知、全局导航和操作精度，自主采伐能够从受控演示逐步迈向可持续森林管理中的可靠、可扩展应用。

致谢

SAHA机器人的开发是一项规模庞大的跨学科工作，得到了许多人和组织的支持。我们谨向 Simon Kerscher、Arto Hongisto、Tun Kapgen、Aurel Kelterborn、Konrad Meyer 和 Cedric Weibel 致谢，感谢他们在硬件开发与集成方面提供的支持。我们也感谢 Tun Kapgen、Simon Kerscher、Jiangpeng Hu、Julian Nubert、Pol Eyschen 和 Louis Wiesmann 对软件栈作出的贡献。特别感谢 Filippo Spinelli、Edo Jelavic 和 Pascal Egli 分享他们在系统开发方面的见解。

SAHA机器人的田野实验是Digiforest项目（https://digiforest.eu/）综合田野测试的一部分。感谢 Stefan Leutenegger、Maurice Fallon、Henri Riihim¨aki、JukkaMaksimainen以及

Prefor Oy的工作人员为实地试验提供了专业的组织安排。作者谨向所有项目合作伙伴在实验期间给予的宝贵支持表示感谢。特别感谢Nived Chebrolu提供测试场地的地图。

参考文献

[1] M. O. Sexton, J. C. Huang, A. Anand, S. Channan, X.-P. Song, D.-X. Song, D.-H. Kim, P. Noojipady, and J. R. Townshend, “全球森林覆盖及其变化的地球科学数据记录：对1990、2000和2005年时段准确性的评估”，《环境遥感》，第184卷，第73–85页，2016年。[2] A. W. Dye, R. M. Houtman, P. Gao, W. R. L. Anderegg, C. J. Fettig, J. A. Hicke, J. B. Kim, C. J. Still, K. Young, and K. L. Riley, “碳、气候与自然扰动：对不确定未来下理解森林碳稳定性的机制、挑战和工具的综述”，《碳平衡与管理》，第19卷，第1期，第35页，2024年。[3] R. d’Annunzio, M. Sandker, Y. Finegold, and Z. Min, “展望2030年的全球森林面积”，《森林生态学与管理》，第352卷，第124–133页，2015年。[4] R. A. Giffen, C. M. Ryan, F. Lowenstein, R. T. Perschel, and M. L. Tyrrell, “为应对气候紧急状况重新定义可持续林业”，《森林生态学与管理》，第595卷，第122968页，2025年。[5] E. Marchi, W. Chung, R. Visser, D. Abbas, T. Nordfjell, P. S. Mederski, A. McEwan, M. Brink, and A. Laschi, “可持续森林作业（SFO）：变化中的世界与气候下的新范式”，《整体环境科学》，第634卷，第1385–1397页，2018年。[6] 美国劳工统计局，“致命工伤率较高的平民职业，2023年”，2024年。 [在线]。网址：https://www.bls.gov/charts/census-of-fatal-occupational-injuries/civilian-occupations-with-high-fatal-work-injury-rates.htm [7] M. ˇSporˇci´c, M. Landeki´c, Z. Pandur, M. Baˇci´c, M. Matoˇsevi´c, D. Mijoˇc, and J. Muˇsi´c, “制定并评估加强林业劳动力可持续性的战略方向”，《森林》，第16卷，第7期，2025年。[8] L. Freißmuth, M. Mattamala, N. Chebrolu, S. Schaefer, S. Leuteneg- ger, and M. Fallon, “移动机器人系统上的在线树木重建与森林清查”，发表于IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议（IROS）论文集，2024年。[9] M. Mattamala, N. Chebrolu, J. Frey, L. Freißmuth, H. Oh, B. Casseau, M. Hutter, and M. Fallon, “利用自主足式机器人开展森林清查——系统、经验教训与未来挑战”，IEEE《野外机器人学汇刊》，第2卷，第418–436页，2025年。[10] M. Malladi, N. Chebrolu, I. Scacchetti, L. Lobefaro, T. Guadagnino, B. Casseau, H. Oh, L. Freißmuth, M. Karppinen, J. Schweier, S. Leutenegger, J. Behley, C. Stachniss, and M. Fallon, “DigiForests：用于林业机器人技术的纵向激光雷达数据集”，发表于IEEE机器人与自动化国际会议（ICRA）论文集，2025年。[11] Y. Wu, S. Zhong, Y. Ma, Y. Zhang, and M. Liu, “基于SLAM的移动激光扫描在森林清查中的应用：方法、进展、挑战与展望”，《森林》，第16卷，920，2025 6，第p. .期。[12] M. C˘at.eanu, R. Marinescu, C. R˘adulescu, and M. Stoica, “森林冠层下实时动态全球导航卫星系统的性能评估”，《传感器》，第24卷，第13期，第1289页，2024年。[13] L. Zhang, J. Zhao, P. Long, L. Wang, L. Qian, F. Lu, X. Song, and D. Manocha, “用于物料装载任务的自主挖掘机系统”，《科学·机器人》，第6卷，第55期，eabc3164页，2021年。[14] E. Jelavic, D. Jud, P. Egli, and M. Hutter, “机器人精准采伐：腿式树木采伐机的制图、定位、规划与控制”，《野外机器人学》，第2卷，第1386–1431页，2022年。[15] P. La Hera, O. Mendoza-Trejo, O. Lindroos, H. Lideskog, T. Lindb¨ack, S. Latif, S. Li, and M. Karlberg, “探索自主林业作业的可行性：首台实验性无人机器的研究结果”，《野外机器人学期刊》（JFR），第41卷，第4期，第942–965页，2024年。[16] M. Pierzchała, P. Gigu`ere, and R. Astrup, “利用配备三维激光雷达和图SLAM的无人地面车辆绘制森林地图”，《农业中的计算机与电子学》，第145卷，225，2018 217pp. – 。[17] J.-F. Tremblay, M. B´eland, R. Gagnon, F. Pomerleau, and P. Gigu`ere, “林业清查作业中用于树木直径测量的自动三维制图，”《野外机器人学期刊》（JFR），第 37 卷，第 8 期，第 1328–1346 页，2020年。[18] T. Miki, J. Lee, J. Hwangbo, L. Wellhausen, V. Koltun, and M. Hutter, “野外四足机器人的鲁棒感知运动学习，”《科学·机器人》，第 7 卷，第 62 期，文章编号 eabk2822，2022年。[19] J. Frey, M. Mattamala, N. Chebrolu, C. Cadena, M. Fallon, and M. Hutter, “面向野外视觉导航的快速可通行性估计，” 载于《机器人学：科学与系统》（RSS）会议论文集，2023年。[20] B. Casseau, N. Chebrolu, M. Mattamala, L. Freißmuth, and M. Fal- lon, “利用可变形位姿图对森林点云进行无标记空地协同配准，” 载于 IEEE/RSJ 智能机器人与系统国际会议（ IROS ）论文集，2024 年。[21] A. Murtiyoso, S. Holm, H. Riihim¨aki, A. Krucher, H. Griess, V. C. Griess, and J. Schweier, “虚拟森林：关于林业中三维数据使用与应用新问题的综述，”《国际森林工程期刊》，第 35 卷，第 1 期，第 29–42 页，2024年。[22] M. Malladi, T. Guadagnino, L. Lobefaro, M. Mattamala, H. Griess, J. Schweier, N. Chebrolu, M. Fallon, J. Behley, and C. Stachniss, “利用移动机器人采集的激光雷达数据进行林业环境中的树木实例分割与性状估计，” 载于 IEEE 机器人与自动化国际会议（ICRA）论文集，2024年。[23] D. Jud, S. Kerscher, M. Wermelinger, E. Jelavic, P. Egli, P. Leemann, G. Hottiger, and M. Hutter, “HEAP——自主行走式挖掘机，”《建筑自动化》，第 129 卷，文章编号 103783，2021年。[24] L. Terenzi and M. Hutter, “迈向自主挖掘规划，” IEEE 野外机器人学汇刊，第 1 卷，第 292–317 页，2024年。[25] P. Egli, L. Terenzi, and M. Hutter, “用于自主挖掘的基于强化学习的铲斗装填，” IEEE 野外机器人学汇刊，第 1 卷，第 170–191 页，2024年。[26] F. A. Spinelli, Y. Zhai, F. Nan, P. Egli, J. Nubert, T. Bleumer, L. Miller, F. Hofmann, and M. Hutter, “大规模机器人化物料搬运：学习、规划与控制，” arXiv 预印本，卷号 arXiv:2508.09003，2025年。[27] R. L. Johns, M. Wermelinger, R. Mascaro, D. Jud, I. Hurkxkens, L. Vasey, M. Chli, F. Gramazio, M. Kohler, and M. Hutter, “利用现场材料进行机器人挖掘与干砌石建筑的框架，”《科学·机器人》，第 8 卷，9758，2023 84，第 p. eabp .[28] M. A. Wulder, J. C. White, R. F. Nelson, E. Næsset, H. O. Ørka, N. C. Coops, T. Hilker, C. W. Bater, and T. Gobakken, “用于大范围森林特征描述的激光雷达采样：综述，”《环境遥感》，第 121 卷，第 196–209 页，2012年。[29] F. Schiefer, T. Kattenborn, A. Frick, J. Frey, P. Schall, B. Koch, and S. Schmidtlein, “利用卷积神经网络，通过基于无人机的高分辨率 RGB 影像绘制森林树种分布图，”《国际摄影测量与遥感学会摄影测量与遥感期刊》（JPRS），第 170 卷，第 205–215 页，2020年。[30] J.-M. Fortin, O. Gamache, V. Grondin, F. Pomerleau, and P. Gigu`ere, “林业作业中的自主原木抓取实例分割，” 载于 IEEE/RSJ 智能机器人与系统国际会议（IROS）论文集，2022年。[31] S. Du, R. Lindenbergh, H. Ledoux, J. Stoter, and L. Nan, “AdTree：激光扫描树木的精确、详细且自动化建模，”《遥感》，第 11 卷，第 18 期，文章编号 2074，2019 年。[32] H. Weiser, J. Sch¨afer, L. Winiwarter, N. Kra˘sovec, F. E. Fassnacht, and B. H¨ofle, “德国森林中通过多平台激光扫描获取的单木点云与树木测量数据，”《地球系统科学数据》，第 14 卷，第 7 期，第 2989–3012 页，2022年。[33] A. Burt, M. Disney, and K. Calders, “使用 treeseg 从激光雷达点云中提取单株树木，”《生态学与进化方法》，第 10 卷，第 3 期，第 438–445 页，2019 年。[34] M. Dalponte and D. A. Coomes, “ 结合机载激光扫描与高光谱数据，以树木为中心绘制森林碳密度图，”《生态学与进化方法》，第 7 卷，1245，2016 10，第 1236 页– 。[35] C. Sun, C. Huang, H. Zhang, B. Chen, F. An, L. Wang, and T. Yun, “利用由机载激光扫描数据生成的高度图进行单木树冠分割与树冠宽度提取的深度学习框架，”《植物科学前沿》，第 13 卷，文章编号 914974，2022年。

[36] J.-R. Roussel, D. Auty, N. C. Coops, P. Tompalski, T. R. Goodbody, A. S. Meador, J.-F. Bourdon, F. de Boissieu, and A. Achim, “lidR：用于分析机载激光扫描（ALS）数据的 R 软件包，”《环境遥感》，第 251 卷，文章编号 112061，2020年。[37] W. Li, Q. Guo, M. K. Jakubowski, and M. Kelly, “一种从激光雷达点云中分割单株树木的新方法，”《摄影测量工程与遥感》（PE&RS），第 78 卷，第 1 期，第 75–84 页，2012年。[38] X. Liang, V. Kankare, J. Hyyppa¨, Y. Wang, A. Kukko, H. Haggr´en, X. Yu, H. Kaartinen, A. Jaakkola, F. Guan, M. Holopainen, and M. Vastaranta, “森林清查中的地面激光扫描，”《国际摄影测量与遥感学会摄影测量与遥感期刊》（JPRS），第 115 卷，第 63–77 页，2016年。[39] X. Liang, J. Hyyppa¨, H. Kaartinen, M. Lehtoma¨aki, J. Pya¨ora¨la¨, N. Pfeifer, M. Holopainen, G. Brolly, P. Francesco, J. Hackenberg, H. Huang, H.-W. Jo, M. Katoh, L. Liu, M. Mokroˇs, J. Morel, K. Olofsson, J. Poveda-Lopez, J. Trochta, D. Wang, J. Wang, Z. Xi, B. Yang, G. Zheng, V. Kankare, V. Luoma, X. Yu, L. Chen, M. Vastaranta, N. Saarinen, and Y. Wang, “森林清查地面激光扫描方法的国际基准测试，”《国际摄影测量与遥感学会摄影测量与遥感期刊》（JPRS），第 144 卷，179，2018 137pp. – 。[40] J. G. de Tanago, A. Lau, H. Bartholomeus, M. Herold, V. Avitabile, P. Raumonen, C. Martius, R. C. Goodman, M. Disney, S. Manuri, A. Burt, and K. Calders, “利用地面激光雷达估算大型热带树木的地上生物量，”《生态学与进化方法》，第 9 卷，第 2 期，第 223–234 页，2018年。[41] J. J. Donager, A. J. S. Meador, and R. C. Blackburn, “森林结构的不同视角评估：机载、地面和移动式激光雷达估算结果有何差异？”《遥感》，第 13 卷，第 12 期，文章编号 2297，2021年。[42] S. Puliti, G. Pearse, P. Surovy, L. Wallace, M. Hollaus, M. Wielgosz, and R. Astrup, “FOR-instance：用于单株树木语义分割和实例分割的无人机激光扫描基准数据集，” arXiv 预印本，卷号 arXiv:2309.01279，2023年。[43] S. Krisanski, M. S. Taskhiri, S. G. Aracil, D. Herries, and P. Turner, “利用深度学习对结构多样且复杂的森林点云进行传感器无关语义分割，”《遥感》，第 13 卷，第 8 期，文章编号 1413，2021 年。[44] K. Vidanapathirana, J. Knights, S. Hausler, M. Cox, M. Ramezani, J. Jooste, E. Griffiths, S. Mohamed, S. Sridharan, C. Fookes, and P. Moghadam, “WildScenes：大规模自然环境中二维和三维语义分割的基准数据集，”《国际机器人研究期刊》（IJRR），第 44 卷，第 4 期，第 532–549 页，2025年。[45] M. Cordts, M. Omran, S. Ramos, T. Rehfeld, M. Enzweiler, R. Benen- son, U. Franke, S. Roth, and B. Schiele, “用于城市场景语义理解的 Cityscapes 数据集，” 载于 IEEE 计算机视觉与模式识别会议（CVPR）论文集，2016年。[46] J. Behley, A. Milioto, and C. Stachniss, “基于 KITTI 的激光雷达全景分割基准，” 载于 IEEE 机器人与自动化国际会议（ICRA）论文集，2021年。[47] D. Wisth, M. Camurri, and M. Fallon, “VILENS：面向全地形足式机器人的视觉、惯性、激光雷达与腿部里程计，” IEEE 机器人学汇刊（TRO），第 39 卷，第 1 期，第 309–326 页，2023年。[48] H. Oh, N. Chebrolu, M. Mattamala, L. Freißmuth, and M. Fallon, “茂密森林中基于激光雷达的地点识别的评估与部署，” 载于 IEEE/RSJ 智能机器人与系统国际会议（IROS）论文集，2024年。[49] Y. Shen, T. Tuna, M. Hutter, C. Cadena, and N. Zheng, “ForestLPR：通过关注多幅鸟瞰图密度图像实现森林中的激光雷达地点识别，” arXiv 预印本，卷号 arXiv:2503.04475，2025年。[50] M. Ramezani, K. Khosoussi, G. Catt, P. Moghadam, J. Williams, P. Borges, F. Pauling, and N. Kottege, “Wildcat：在线连续时间 3 12595，2022 2205 D 激光雷达-惯性 SLAM，” arXiv 预印本，卷号 arXiv: . .[51] D. Cheng, F. C. Ojeda, A. Prabhu, X. Liu, A. Zhu, P. C. Green, R. Ehsani, P. Chaudhari, and V. Kumar, “TreeScope：用于森林和果园树木激光雷达建图的农业机器人数据集，” arXiv 预印本，卷号 arXiv:2310.02162，2023年。[52] C. Bai, T. Xiao, Y. Chen, H. Wang, F. Zhang, and X. Gao, “Faster-LIO：利用并行稀疏增量体素实现轻量级紧耦合激光雷达-惯性里程计，” IEEE机器人与自动化快报（RA-L），第 7 卷，第 2 期，第 4861–4868 页，2022年。

[53] C. Cao、H. Zhu、F. Yang、Y. Xia、H. Choset、J. Oh 和 J. Zhang，《自主探索开发环境与规划算法》，载于 IEEE 国际机器人与自动化会议（ICRA）论文集，2022年。[54] A. Dixit、D. D. Fan、K. Otsu、S. Dey、A.-A. Agha-Mohammadi 和 J. W. Burdick，《STEP：面向风险感知导航的随机可通行性评估与规划；DARPA 地下挑战赛成果》，IEEE 野外机器人学汇刊，第 2 卷，99，2025年 81 页。–。[55] B. Yang、L. Wellhausen、T. Miki、M. Liu 和 M. Hutter，《使用学习得到的运动代价进行实时最优导航规划》，载于 IEEE 国际机器人与自动化会议（ICRA）论文集，2021年。[56] D. M. Bradley、J. K. Chang、D. Silver、M. Powers、H. Herman、P. Rander 和 A. Stentz，《高机动性行走机器人场景理解》，载于 IEEE/RSJ 国际智能机器人与系统会议（IROS）论文集，2015年。[57] A. Shaban、X. Meng、J. Lee、B. Boots 和 D. Fox，《越野自动驾驶的语义地形分类》，载于机器人学习会议（CoRL）论文集，2022年。[58] M. Mattamala、J. Frey、P. Libera、N. Chebrolu、G. Martius、C. Cadena、M. Hutter 和 M. Fallon，《野外视觉导航：通过预训练模型和在线自监督实现快速可通行性学习》，《自主机器人》，第 49 卷，第 3 期，第 19 页，2025年。[59] J. D. Gammell、S. S. Srinivasa 和 T. D. Barfoot，《Informed RRT：通过直接采样可采纳椭球启发式实现聚焦的最优基于采样的路径规划》，载于 IEEE/RSJ 国际智能机器人与系统会议（IROS）论文集，2014年。[60] P. E. Hart、N. J. Nilsson 和 B. Raphael，《最小代价路径启发式确定的形式化基础》，《IEEE 系统科学与控制论汇刊》，第 4 卷，第 2 期，第 100–107 页，1968年。[61] J. hwan Jeon、R. V. Cowlagi、S. C. Peters、S. Karaman、E. Frazzoli、P. Tsiotras 和 K. Iagnemma，《用于自主高速驾驶的半车动力学模型最优运动规划》，载于 IEEE 美国控制会议（ACC）论文集，2013年。[62] E. Jelavic、F. Farshidian 和 M. Hutter，《基于采样与优化相结合的腿式轮式机器人规划》，载于 IEEE 国际机器人与自动化会议（ICRA）论文集，2021年。[63] Y. Guo 和 T. Tang，《动态环境中非完整机器人最优轨迹生成》，载于 IEEE 国际机器人与自动化会议（ICRA）论文集，2008年。[64] L. Chen、P. Wu、K. Chitta、B. Jaeger、A. Geiger 和 H. Li，《端到端自动驾驶：挑战与前沿》，《IEEE 模式分析与机器智能汇刊》（TPAMI），第 46 卷，第 12 期，第 10 164–10 183 页，2024年。[65] J. Zhang、C. Hu 等，《Falco：基于快速似然的碰撞规避及其向人类引导导航的扩展》，《野外机器人学期刊》（JFR），第 37 卷，第 8 期，第 1300–1313 页，2020年。[66] M. Dharmadhikari、T. Dang、L. Solanka、J. Loje、H. Nguyen、N. Khedekar 和 K. Alexis，《基于运动基元的路径规划：用于空中机器人的快速敏捷探索》，载于 IEEE 国际机器人与自动化会议（ICRA）论文集，2020年。[67] L. Jarin-Lipschitz、J. Paulos、R. Bjorkman 和 V. Kumar，《用于基于搜索的运动规划的最小色散运动基元》，载于 IEEE 国际机器人与自动化会议（ICRA）论文集，2021年。[68] T. L¨ow、T. Bandyopadhyay、J. Williams 和 P. V. Borges，《PROMPT：基于概率运动基元的轨迹规划》，载于《机器人学：科学与系统》（RSS）论文集，2021年。[69] L. E. Dubins，《具有平均曲率约束以及给定初始和终止位置与切线的最小长度曲线》，《美国数学杂志》，第 79 卷，第 3 期，第 497–516 页，1957年。[70] J. Reeds 和 L. Shepp，《可前进和后退汽车的最优路径》，《太平洋数学杂志》，第 145 卷，第 2 期，第 367–393 页，1990年。[71] M. Pivtoraiko 和 A. Kelly，《使用状态格运动基元的运动学与动力学规划》，载于 IEEE/RSJ 国际智能机器人与系统会议（IROS）论文集，2011年。[72] M. Deng、Z. Li、Y. Kang、C. P. Chen 和 X. Chu，《用于人机协作操作的外骨骼机器人的基于学习的分层控制方案》，《IEEE 控制论汇刊》，第 50 卷，第 1 期，第 112–125 页，2018年。[73] R. M. DeSantis，《铲运卸矿用车辆的建模与路径跟踪》，《动态系统、测量与控制杂志》，第 119 卷，第 1 期，第 40–47 页，1997年。

[74] P. Corke 和 P. Ridley，《中心铰接式移动机器人的转向运动学》，《IEEE 机器人与自动化汇刊》，第 17 卷，第 2 期，第 215–218 页，2001年。[75] T. Nayl，《铰接式车辆的建模、控制与路径规划》，博士学位论文，吕勒奥理工大学，2013年。[76] Q. Ha、M. Santos、Q. Nguyen、D. Rye 和 H. Durrant-Whyte，《建筑自动化中的机器人挖掘》，《IEEE 机器人与自动化杂志》（RAM），第 9 卷，第 1 期，第 20–28 页，2002年。[77] M. Hutter、P. Leemann、S. Stevsic、A. Michel、D. Jud、M. Hoepflinger、R. Siegwart、R. Figi、C. Caduff、M. Loher 和 S. Tagmann，《迈向步行式挖掘机的最优力分配》，载于国际高级机器人会议（ICAR）论文集，2015年。[78] M. Hutter、P. Leemann、G. Hottiger、R. Figi、S. Tagmann、G. Rey 和 G. Small，《主动底盘平衡的力控制》，《IEEE/ASME 机电一体化汇刊》，第 22 卷，第 2 期，第 613–622 页，2017年。[79] D. Jud、G. Hottiger、P. Leemann 和 M. Hutter，《自主挖掘的规划与控制》，《IEEE 机器人与自动化快报》（RA-L），第 2 卷，第 4 期，第 2151–2158 页，2017年。[80] P. Egli 和 M. Hutter，《使用强化学习实现液压挖掘机臂自动化的一般方法》，《IEEE 机器人与自动化快报》（RA-L），第 7 卷，5686，2022年 2，5679 页。–。[81] M. Lee、H. Choi、C. Kim、J. Moon、D. Kim 和 D. Lee，《通过数据驱动的模型逆变实现机器人化工业液压挖掘机的精密运动控制》，《IEEE 机器人与自动化快报》（RA-L），第 7 卷，第 2 期，第 1912–1919 页，2022年。[82] J. Weigand、J. Raible、N. Zantopp、O. Demir、A. Trachte、A. Wagner 和 M. Ruskowski，《用于液压挖掘机逆控制的混合数据驱动建模》，载于 IEEE/RSJ 国际智能机器人与系统会议（IROS）论文集，2021年。[83] F. Nan 和 M. Hutter，《用于液压机械自动化的自适应控制器学习》，《IEEE 机器人与自动化快报》（RA-L），第 9 卷，第 4 期，第 3972–3979 页，2024 年。[84] F. Nan 、 H. Ma 、 Q. Guan、J. Hughes、M. Muehlebach 和 M. Hutter，《通过在线学习实现高效的基于模型的机器人控制强化学习》，arXiv 预印本，第 arXiv:2510.18518 卷，2025年。[85] E. Jelavic、T. Kapgen、S. Kerscher、D. Jud 和 M. Hutter，《Harveri：小型（半）自主精准伐木机》，载于 ICRA 林业机器人创新：研究与产业应用研讨会，2022年。[86] J. Hu、F. Yang、F. Nan 和 M. Hutter，《中心铰接式车辆的运动基元规划》，载于 IEEE/RSJ 国际智能机器人与系统会议（IROS）论文集，2024年。[87] M. Malladi、T. Guadagnino、L. Lobefaro 和 C. Stachniss，《一种无需传感器特定建模的鲁棒激光雷达-惯性里程计方法》，arXiv 预印本，第 arXiv:2509.06593 卷，2025年。[88] K. Museth、J. Lait、J. Johanson、J. Budsberg、R. Henderson、M. Alden、P. Cucka、D. Hill 和 A. Pearce，《OpenVDB：用于高分辨率体数据的开源数据结构与工具包》，载于 ACM SIGGRAPH 课程论文集，2013年。[89] C. Hertzberg、R. Wagner、U. Frese 和 L. Schr¨oder，《通过封装流形将通用传感器融合算法与可靠的状态表示相结合》，《信息融合》，第 14 卷，第 1 期，第 57–77 页，2013年。[90] C. Choy、J. Gwak 和 S. Savarese，《4D 时空卷积网络：闵可夫斯基卷积神经网络》，载于 IEEE/CVF 计算机视觉与模式识别会议（CVPR）论文集，2019年。[91] B. Mersch、T. Guadagnino、X. Chen、I. Vizzo、J. Behley 和 C. Stachniss，《利用基于地图的运动物体分割为动态环境构建体积置信表示》，《IEEE 机器人与自动化快报》（RA-L），第 8 卷，第 8 期，第 5180–5187 页，2023年。[92] L. Wiesmann、E. Marks、S. Gupta、T. Guadagnino、J. Behley 和 C. Stachniss，《利用连续时间轨迹实现多扫描对齐的高效激光雷达束调整》，arXiv 预印本，第 arXiv:2412.11760 卷，2024年。[93] A. Geiger、P. Lenz 和 R. Urtasun，《我们准备好迎接自动驾驶了吗？KITTI视觉基准套件》，载于 IEEE 计算机视觉与模式识别会议（CVPR）论文集，2012年。[94] T. Guadagnino、B. Mersch、I. Vizzo、S. Gupta、M. Malladi、L. Lobe-faro、G. Doisy 和 C. Stachniss，《Kinematic-ICP：利用运动学约束增强在平面上行驶的轮式移动机器人的激光雷达里程计》，载于 IEEE 国际机器人与自动化会议（ICRA）论文集，

obotics & Automation (*ICRA*)，2025年。

[95] T. Guan、Z. He、R. Song 和 L. Zhang，《TNES：施工现场自主挖掘机的地形可通行性测绘、导航与挖掘系统》，*Autonomous Robots*，第 47 卷第 6 期，695–714 页，2023年。