

A Multi-objective Efficient Search Method for Robots Based on Commonsense Reasoning and Linear Temporal Logic Planning

Yanjie Xia Hongfang Cheng

Wuhu Vocational Technical University, Wuhu, Anhui, 241000, China

Abstract

Efficient multi-objective search in environments with partial information is a significant challenge in the field of robotics, with the core constraint being that the environment only provides basic information such as landmark names and locations. Existing search algorithms have obvious limitations: they fail to fully utilize environmental information and have low search efficiency in multi-objective scenarios. To address this, this paper proposes a multi-objective reactive search framework based on commonsense reasoning, with the COMET reasoning model at its core. By inferring the spatial co-occurrence probability of targets and known landmarks and combining it with state constraints of Linear Temporal Logic (LTL), an efficient multi-objective search algorithm with dynamic correction capabilities is constructed. Extensive simulation experiments have verified that the integration of commonsense reasoning and LTL planning can significantly improve the efficiency of multi-objective search, providing an effective solution to the robot search problem in complex environments.

Keywords

Common Sense Reasoning; Linear Temporal Logic; Multi-Objective Search

基于常识推理与线性时序逻辑规划的机器人多目标高效搜索方法

夏燕洁 程鸿芳

芜湖职业技术学院, 中国·安徽 芜湖 241000

摘要

在部分信息已知的环境中实现多目标的高效搜索, 是机器人领域面临的一项重要挑战, 其核心制约是环境仅提供地标名称、位置等基础信息。现有搜索算法存在明显局限: 未能充分利用环境信息, 多目标场景下搜索效率低。为此, 本文提出基于常识推理的多目标反应式搜索框架, 以COMET推理模型为核心, 通过推断目标与已知地标的空间共现概率, 结合线性时序逻辑(Linear Temporal Logic, LTL)的状态约束, 构建具备动态修正能力的高效多目标搜索算法。大量仿真实验验证表明, 常识推理与线性时序逻辑规划的融合, 可显著提升多目标搜索效率, 为复杂环境下的机器人搜索问题提供了有效解决方案。

关键词

常识推理; 线性时序逻辑; 多目标搜索

【基金项目】芜湖职业技术学院科学研究项目——非结构场景下移动机器人感知与运动规划方法研究(项目编号: wzdzt202628), 芜湖职业技术学院科技创新团队——智能控制与机器人应用科技创新团队(项目编号: wzykytd202402), 安徽省教育厅关于公布中青年教师培养行动项目(学科(专业)带头人培育项目), 安徽省质量工程项目(项目编号: 2023jyxm1311)。

【作者简介】夏燕洁(1999-), 女, 中国安徽六安人, 硕士, 助教, 从事电子信息研究。

1 引言

目标搜索技术需要在未知或部分已知环境中定位目标物体, 最近的目标搜索技术已经结合了对环境的先验知识, 显著减少了搜索空间。部分研究^{[1][2][3]}假设地标的位置已知, 并利用目标物体与这些地标之间的空间关系来优先搜索区域。由于长距离物体搜索本质上涉及在部分可观测性下的连续决策, K. Zheng 等人^[2]采用目标物体与地标之间的共现概率, 在部分可观测马尔可夫决策过程(POMDP)框架内建模搜索问题。然而, 基于 POMDP 的方法的有效性可能受

限于其对精确物体相关性信息的依赖^[5]。为了推导更准确的物体间关系，T. Kollar^[4]利用了来自图像标签的物体共现信息。然而，这些方法仅限于单个物体搜索，多物体搜索任务因其难度较大，研究相对匮乏。

多目标搜索任务要求机器人实现高效规划路径的同时有效避障，并在完成单个目标搜索后衔接后续任务，直至完成全部目标。该任务常面临没有先验地图、路径规划复杂度高、目标优先级与访问顺序动态变化这三大难题。为应对上述挑战，本文拟引入常识推理机制，并结合反应式时态逻辑规划，帮助机器人在部分信息已知的环境中高效完成多目标搜索任务。

2 线性时序逻辑

线性时序逻辑是一种时间形式的模态逻辑，用于描述系统行为中涉及时间顺序的性质和约束。LTL 由原子命题集 AP、时序操作符（如“直到” \cup 、“下一步” X ）、逻辑运算符（如“非” \neg 、“或” \vee 、“与” \wedge 等）及时序操作符（如“始终” \square 、“最终” \diamond ），可实现对任务需求的简洁精准描述。定义在原子命题集合上的线性时序逻辑为：

$$\phi ::= true \mid ap \mid \neg\phi \mid \phi_1 \wedge \phi_2 \mid \phi \circ \phi \mid \phi_1 \cup \phi_2, ap \in AP$$

其中， $true$ 是布尔真值， ϕ , ϕ_1 , ϕ_2 是线性时序逻辑公式。

3 知识图谱 COMET

本论文选取了知识图谱 COMET^[7]来实现环境中的物体与物体间关系的构建和推理。在 ATOMIC2020 数据集上对常识转换器 COMET 进行预训练，以估计出的物体 O_i 对于物体 O 的最大的单词相似度作为基于常识知识的共现分数：

$$p(o^t \mid o) = \max_i \left[\ell(w(o^t), w(G(s_o)_i)) \right]_{i=1}^{20}$$

其中， s_o 是输入， $\{G(s_o)_i\}_{i=1}^{20}$ 是 s_o 经 COMET 提取 20 代的结果， ℓ 表示余弦相似度， w 表示词嵌入。共现性分数越高，表明物体间的关联性越强

4 基于 COMET 与 LTL 的多目标搜索算法

4.1 系统建模

针对移动机器人的工作环境及多目标搜索任务的需要，本文分别建模了机器人工作中的环境、机器人系统及状态转移系统（用于关联工作空间和原子命题），其具体定义如下：

定义 3.1 将环境定义在有界工作空间上，并用四元组 $\Omega = \{M, O, R, L\}$ 表示。其中：

- $M \subset \mathbb{R}^2$ 是一个绑定的工作空间；
- O 表示工作空间中的所有对象的集合；
- $R: O \times O \rightarrow \mathbb{R}$ 表示每个对象间的关系；
- 标签函数 $L: M \rightarrow O$ 表示工作空间 M 中在位置 p 处的关联对象 $o \in O$ ，即 $L(p) = o$ ；

定义 3.2 将机器人系统定义为一个四元组，即 $A = \{v_r, p_r, O_r, L_r\}$ 。

其中：

- v_r 表示机器人的线性速度；
- p_r 表示机器人的位置；
- $O_r \subset O$ 表示机器人的视觉观察；
- $L_r: O_r \rightarrow M$ 将对象映射到工作空间；

定义 3.3 将状态转移系统（TS）定义为一个五元组：

$$T = \{Q, M, AP, LA, W\}$$

其中：

- Q 是系统状态的有限集合；
- M 是工作空间；
- AP 是原子命题的集合；
- $LA: Q \rightarrow AP$ 表示与 Q 中的状态相关联的原子命题；
- $W: Q \times Q \rightarrow \mathbb{R}^+$ 表示转移损失

4.2 适应性推理规划算法

本文的运动规划算法如算法 3.1 所示：

算法 3.1 运动规划

Input: 状态转移系统 TS T and 非确定型自动机 NBA B

Output: 运动规划策略 $\Pi_{pre}^* \Pi_{suf}^*$

```

1 初始化状态集  $F_f = S_f$ 
2 for  $s$  in  $F_f$  do
3    $\Pi_{pre}^*(s) = Sampling(s_0, s, T, B)$ 
4   若  $\Pi_{pre}^*(s)$  不存在, 从状态集  $F_f$  中删除  $s$ 
5 end
6 for  $s$  in  $F_f$  do
7    $\Pi_{suf}^*(s) = Sampling(s, s, T, B)$ 
8   若  $\Pi_{suf}^*(s)$  不存在, 从状态集  $F_f$  中删除  $s$ 
9 end
10 通过计算最小代价函数
     $Cost(\Pi_{pre}^*(s_{min}) \Pi_{suf}^*(s_{min})) \leq Cost(\Pi_{pre}^*(s) \Pi_{suf}^*(s))$ 
11 选择满足条件  $\forall s \in F_f$  的最优策略  $\Pi_{pre}^*(s_{min}) \Pi_{suf}^*(s_{min})$ 
12 输出规划  $\Pi_{pre}^*(s_{min}) \Pi_{suf}^*(s_{min})$ 
    
```

令 F_f 表示循环后缀部分的起止状态集。首先，基于转移系统 T 和非确定型自动机 B ，求解以 s 作为结束状态的前缀规划 $\Pi_{pre}^*(s)$ （第 1-4 行），删除无可行计划的接受状态。然后，通过上述结果获取可行循环后缀，进一步剔除无法构造状态循环的接受状态（第 5-7 行）。最后，选择代价最小的规划 $\Pi_{pre}^*(s_{min}) \Pi_{suf}^*(s_{min})$ ，并返回。根据算法 3.2 中的概述构建实时框架：

首先，初始化非确定性布奇自动机 B 和转移系 T ，设 B 的初始状态 s_n 为 s_0 。当机器人在工作空间中执行任务时，通过感知获取地标物体 O_r 及其位置 L_r ，据此更新环境模型 Ω 与 T 的原子命题标签，依据地标与目标物体的共现性分数，选取关联度最高（分数最大）的 O_r 并导航至其位置。

通过调用 Get_Plan 函数来重新规划路径，控制器持续跟踪并遵循新路径。机器人抵达目标位置后，通过视觉检查 O_r 附近是否可以检测到目标对象 $L_o(LA(q))$ ，若检测到，子任务可执行，NBA 状态在 $\Pi_{pre} \Pi_{suf}$ 中更新为下一状态；若未检测到，更新目标与地标关系表，并基于新 Ω 重新规划路径。

```

算法 3.2 控制器
Input:  $\Omega$ 
1 基于 LTL 任务  $\phi$  和工作环境  $\Omega$  初始化非确定型自动机  $B$  和状态转移系
   统  $T$ 
2 初始化任务状态  $s_n = s_0$ 
3 while ( $l$ ) do
4   通过视觉观察获取地标物体  $O_r$  及其位置  $L_r$ 
5   根据  $O_r$  和  $L_r$  更新  $\Omega$ 
6   构建状态转移系统  $T$ 
7   获取代价最小的运动规划  $\Pi_{pre}, \Pi_{suf} = Get\_Plan(B, T)$ 
8   用控制器跟随状态  $Control(\Pi_{pre}, \Pi_{suf}, s_n, A)$ 
9   while 机器人到达目标位置  $q$  do
10    if 目标物体  $L_o(LA(q))$  在  $O_r$  处并被检测到 then
11     | 根据  $\Pi_{pre}, \Pi_{suf}$  更新任务状态  $s$ 
12    end
13    else
14     |  $L(o^*) = q$ , 更新共现性分数  $R(o, o^*) = 0$ 
15    end
16  end
17 end
    
```

5 仿真实验验证与分析

本文在 AI2-THOR^[6] 仿真平台上对多目标搜索进行了实验验证。选择地标物体集合 $O_r = \{Desk, Laptop, Table, Sofa\}$, 其对应位置 $L_r = \{(8.24, -4.20), (8.75, -3.89), (8, -1.68), (2.23, -4.35)\}$ 。定义本论文的多目标导航任务对应的原子命题集合 $AP = \{ap_1, ap_2, ap_3\}$, 其中 ap_1 代表搜索到目标物体 book, ap_2 代表搜索到目标物体 cellphone, ap_3 代表搜索到目标物体 basketball。根据常识推理计算出地标物体与目标物体间的共现性分数如表 1 所示:

表 1 目标物体与地标的共现性分数

	book	cellphone	basketball
desk	1.0	0.570	0.315
laptop	0.585	0.643	0.346
sofa	0.578	0.30	0.327
table	0.533	0.442	0.463

定义 LTL 任务为: $\phi ::= F(ap_1 \wedge Fap_2 \wedge Fap_3)$, $ap \in AP$ 。其自动机示意图如图 2 所示。根据适应性推理规划算法, 移动机器人的多目标搜索过程如下:

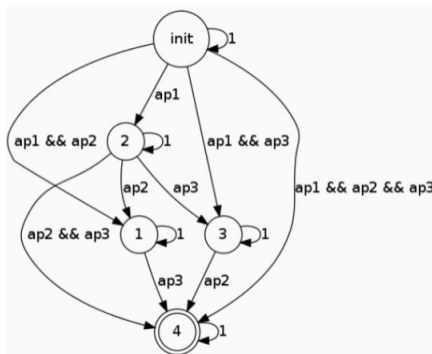


图 2 自动机示意图

为验证本文提出的适应性推理规划算法在多目标搜索中的有效性, 以 3 个目标物体的多目标导航任务为对象, 在 Gibson^[10] 数据集上开展对比实验, 结果如表 2 所示。数

据显示, 完全随机状态下, 机器人盲目探索几乎无法完成任务, 成功率 (SR) 与路径权重成功率 (SPL) 均为 0; DD-PPO^[8] 与 AN^[9] 方法虽使机器人具备一定任务完成能力, 但两项指标仍较低。本文方法显著提升了 SR 与 SPL, 分别达 17.8%、10.2%, 且导航时间步长更短, 验证了该算法可有效提升多目标搜索的准确性与效率。

表 2 多目标搜索实验结果对比

方法	SR(%)	SPL(%)
Random	0	0
DD-PPO ^[8]	1.4	0.6
ANS ^[9]	11.5	4.8
Ours	17.8	10.2

6 结论

本论文提出了一种应用于移动机器人多目标搜索的适应性推理规划算法, 使机器人能在部分已知的环境中, 在特定时间与逻辑约束下导航至多个目标。机器人通过持续推理并动态更新目标与地标物的关系, 最后经实验验证证明了该方法能显著提升多目标搜索效率。

参考文献

- [1] T. Kollar and N. Roy, "Utilizing object-object and object-scene context when planning to find things," in IEEE Int. Conf. Robot. Autom. IEEE, 2009, pp. 2168–2173.
- [2] K. Zheng, R. Chitnis, Y. Sung, G. Konidaris, and S. Tellex, "Towards optimal correlational object search," in IEEE Int. Conf. Robot. Autom. IEEE, 2022, pp. 7313–7319
- [3] W. Ge, C. Tang, and H. Zhang, "Commonsense scene graph-based target localization for object search," arXiv preprint arXiv:2404.00343, 2024
- [4] T. Kollar and N. Roy, "Utilizing object-object and object-scene context when planning to find things," in IEEE Int. Conf. Robot. Autom. IEEE, 2009, pp. 2168–2173
- [5] L. Holzherr, J. Förster, M. Breyer, J. Nieto, R. Siegwart, and J. J. Chung, "Efficient multi-scale pomdps for robotic object search and delivery," in IEEE Int. Conf. Robot. Autom. IEEE, 2021, pp. 6585–6591.
- [6] KOLVE E, MOTTAGHI R, HAN W, et al. Ai2-thor: An interactive 3d environment for visual ai[A]. 2022. arXiv: 1712.05474.
- [7] BOSSELUT A, RASHKIN H, SAP M, et al. Comet: Commonsense transformers for automatic knowledge graph construction[A]. 2019. arXiv: 1906.05317.
- [8] WIJMANS E, KADIAN A, MORCOS A, et al. Dd-ppo: Learning near-perfect pointgoal navigators from 2.5 billion frames[A]. 2020. arXiv: 1911.00357.
- [9] CHAPLOT D S, GANDHI D, GUPTA S, et al. Learning to explore using active neural slam [A]. 2020. arXiv: 2004.05155.
- [10] XIA F, ZAMIR A R, HE Z, et al. Gibson env: Real-world perception for embodied agents [C]//Proceeding