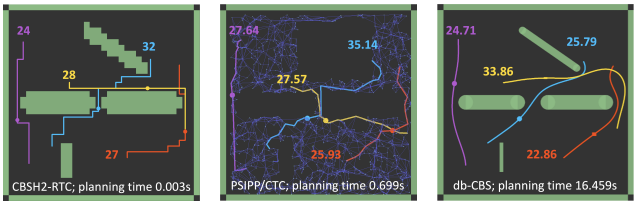
arXiv:2603.10858v1 [cs.RO] 11 Mar 2026

GRACE：面向网格、路线图和连续环境的统一二维多机器人路径规划模拟器与基准测试

Chuanlong Zang[1,2], Anna Mannucci[1], Isabelle Barz[1],Philipp Schillinger[1],Florian Lier[1],Wolfgang H¨onig[2]

摘要—推进多智能体寻路（MAPF）和多机器人运动规划（MRMP），需要能够针对不同建模选择开展透明、可复现比较的平台。现有工具要么依赖简化假设（网格、同构智能体）以实现规模扩展，要么虽能提供更高保真度，却缺乏可比性更强的测量机制。我们提出*GRACE*，一个统一的二维模拟器+基准测试，通过明确且可复现的算子和通用评估协议，在多个抽象层级（网格、路线图、连续环境）上实现同一任务。我们在公开地图和具有代表性的规划器上进行的实证研究，可在共享实例集上开展可比性一致的比较。此外，我们量化了预期的表示-保真度权衡（MRMP 能以更高保真度求解实例，但速度较慢；而网格/路线图规划器则能扩展到更大规模）。通过整合表示、执行和评估，GRACE 旨在使跨表示研究更具可比性，并为推进多机器人规划研究及其向实践转化提供途径。



(a) 网格多智能体寻路 (b) 路线图多智能体寻路 (c) 多机器人运动规划

图 1. **GRACE：单一场景，多种规划表示。**相同的智能体和场景，因表示特定约束而产生不同的轨迹：(a) 占据栅格（4 连通离散动作），(b) 图抽象（单积分器），以及 (c) 连续空间（双积分器、异构占用范围）。各路径长度凸显了这些表示特定约束。

I. 引言

随着自主系统日益普及，在共享环境中协调多台机器人，对于充分发挥其潜力至关重要。这一挑战的核心是在已知环境中为智能体寻找无碰撞路径或轨迹，同时优化完工时间或代价和（SoC）等目标。多智能体寻路（MAPF）和多机器人运动规划（MRMP）等研究领域正致力于解决这一问题 [1]。通常，MAPF 主要采用离散时间网格表述，并假设智能体同构，从而实现可扩展性并提供算法保证 [2], [3]。MRMP 则在连续时空中进行规划，考虑运动学/运动动力学约束和符合实际的占用区域，以反映真实的运行情况 [4], [5]。

这两种视角都很有价值：离散抽象有助于快速开展设计空间探索和算法基准测试，而连续模型则揭示了执行层面的可行性与性能极限。为推动研究并确保可靠部署，针对这些表示进行公平且可复现的比较至关重要。

当前的生态系统使这一目标支离破碎。以网格为中心的多智能体路径规划模拟器与基准测试擅长大规模比较，但往往忽略智能体动力学、连续时间和异构性，从而限制了关于真实机器人的结论[6]。相比之下，通用机器人仿真器虽能提供高保真度，却使跨表示与跨规划器的基准测试变得繁琐：相同任务难以在多个抽象层级上表达；而仪器化在不同方法之间并不一致 [7]。这种碎片化使得回答如下基本问题变得复杂：路标图抽象何时才足够好？路线图或连续模型何时会实质性地改变结论？在相同任务与指标下，多智能体路径规划与多机器人运动规划如何在同等条件下进行比较？

本文介绍了 GRACE，这是一个统一的二维仿真与基准测试平台，旨在弥补这一关键缺口。GRACE 的独特之处在于，它通过单一 API 和评估协议支持网格、路线图和连续环境模型，从而能够在不同抽象层级上进行一致的评估（如图 1 所示）。其灵活的设计可无缝集成并比较各种多智能体路径规划和多机器人运动规划器（经典方法、基于学习的方法或混合方法），并采用标准化的场景定义和指标。

贡献。1）GRACE：一个用于网格/路线图/连续规划的统一模拟器和基准测试，系统地定义并实现了明确的抽象算子和跨表示转换机制，以确保可复现抽象和标准化评估；以及 2）一项使用 GRACE 开展的实证研究，该研究（i）在共享实例集上比较不同表示，（ii）对网格上的规划器类别进行基准测试，以及（iii）报告确定性和观测到的可扩展性（在我们的设置中最多支持 ∼2 k 个智能体），并突出展示表示-保真度权衡。

II. 相关工作

本节回顾了在网格、路线图和连续表示下解决、模拟及基准测试 MAPF 和 MRMP 的相关工作。我们首先讨论现有基准和平台（第 II-A 节），随后综述这些表示下的各类规划器（第 II-B 节），因为算法假设会显著影响公平的基准测试评估。

[1]罗伯特·博世有限公司，企业研究，德国斯图加特。Chuanlong.Zang@de.bosch.com[2]柏林工业大学，德国柏林。
代码：https://github.com/boschresearch/GRACE

表 I 二维多智能体路径规划平台对比。

平台	Rep.	CST Env.	CST 规划	Dyn.	Het.	规模
与 MovingAI 相关 [8], [9], [10], [11]	G	✗	✗	✗	✗	1k
asprilo [12]	G	✗	✗	✗	✗	50
Flatland [13]	G	✗	✗	✗	✗	6k
LoRR [14]	G	✗	✗	✗	✗	10k
POGEMA [6]	G	✗	✗	✗	✗	1M
MRP-Bench [7]	C	✓	✗	✗	✗	10
mrmg-planning [15]	C	✓	✓	✓	✓	10
REMROC [16]	G+C	✓	✓	✓	✗	10
SMART [17]	G,C	✓	✗	✓	✗	2k
GRACE（我们的工作）	G、R、C	✓	✓	✓	✓	2k

表示 ∈ {G=网格、R=路线图、C=连续}：见第 III-A 节；G+C：分层全局 + 局部规划器。**计算时空复杂度 环境/规划**=连续时空环境和规划；**动力学**=智能体动力学；**异质性**=异构智能体；**规模**=一次实验中的最大智能体数量。

A. 多智能体路径规划和多机器人运动规划中的基准与平台

大多数 MAPF 基准传统上都在具有离散时间和统一智能体的二维网格环境中，评估基于搜索的 [10], [11], [34], 基于学习的方法 [35],和基于归约的算法 [9], [36] 。MovingAI 社区推广的此类基准 [8] 同样侧重于基于网格的多智能体路径规划，并通过简化假设实现标准化评估。

近期工作（包括 asprilo [12], SkyRover [37], MRP-Bench [7], REMROC [16],）已转向更具表现力的设置。这些设置包括内部物流领域、现实机器人应用案例、人机共享环境、跨领域协调，以及具有智能体尺寸或运动学约束的平台 [38]。SMART [17] 作为连续二维环境中的逼真测试平台，利用了动作依赖图 [39]的稳健离散化规划。

然而，许多基准测试仍假设使用基于网格的路径规划器和环境。为解决这一问题， [40]提出了带广义冲突的多智能体路径规划（MAPF/C），通过在连续空间中定义冲突，突破了网格的限制。 [24]提出了一种连续时间多智能体路径规划基准，可同时用于网格和路线图。它们涵盖了连续行程时间、异构智能体和任意放置的物体等复杂情况。在运动学与动力学约束下的多机器人运动规划领域，虽然通常基于不同假设，但也提供了更贴近现实的比较方式 [31]。在其他相关领域，例如连续空间中的多目标多机器人路径规划，mrmg-planning [15]提出了一种单机器人路径规划方法来解决多机器人问题，但面临可扩展性问题。我们的工作以这些研究为基础，支持在三种环境表示中对不同智能体进行严谨评估：基于网格的环境、路线图图以及共享连续空间。

表 II 二维多智能体路径规划方法比较。

规划器	Rep.	Dyn.	Het.	最优性†	完整性。	OSS	评估。
CBSH2-RTC [18]	G	✗	✗	opt.	✓	✓	✓
EECBS [19]	G	✗	✗	次优	✓	✓	✓
LaCAM [2]	G	✗	✗	次优 √		✓	✓
MAPF-LNS2 [20]	G	✗	✗	次优 √		✓	✓
SCRIMP [21]	G	✗	✗	次优 √		✓	✓
MAPF-GPT-DDG [22]	G	✗	✗	次优 √		✓	✓
CBS-MP [23]	R	✗	✓	表示	概率	✗	✗
CCBS [24]	R	✗	✗	*	*	✓	✓
PSIPP/CTC [25]	R	✗	✗	次优 ✗		✓	✓
CCBS+DK [26]	R	✗	✗	*	*	✗	✗
SST* [27]	C	✓	✓	非对称概率		✓	✓
MRRP [28]	C	✗	✓	次优 ✗		✓	✗
K-CBS [29]	C	✓	✓	-	概率	✓	✗
单源最短路径 [30]	C	✗	✓	-	概率	✓	✗
db-CBS [31]	C	✓	✓	非对称概率		✓	✓
(E)CHPBS [32]	C	✓	✓	次优 ✗		✗	✗

† 所列全部多智能体路径规划规划器均优化代价和（**代价总和**）。**动态性**=智能体动力学；**异质性**=异构智能体；**最优**=最优性；**完备**=完备性；**OSS**=开源；**评估**=已在GRACE中评估；**表示**=表示（最优）；**概率**=概率性（完备）；**渐近**=渐近（最优）；*：持续讨论 [33]；-：无证明。

除了静态基准测试，社区挑战赛和竞赛也进一步推动了该研究领域的发展。League of Robot Runners（LoRR）举办标准化的多智能体路径规划竞赛，并引入了新的领域（例如履约、分拣） [14]。Flatland面向网格图上的大规模铁路交通问题 [13]。在系统层面，RoboCup物流联赛（RCLL）使用真实机器人解决智能工厂内部物流问题，其评估范围远不止二维规划[41]。GRACE通过分离并统一网格、路线图和连续表示中的多机器人规划层，补充了这些工作，同时兼容网格风格的挑战地图（例如 LoRR/Flatland），并明确排除RCLL中以硬件为核心的方面。

我们在表 I 中总结了最广泛使用的多智能体路径规划与多机器人运动规划仿真基准测试。

B. 跨表示的规划器类别

表 II 展示了二维多智能体路径规划和多机器人运动规划求解器的详细比较。以下概述了主要规划类别。

1) 以网格为中心的多智能体路径规划（表示 *G*）：在采用离散时间的占用网格上，多智能体路径规划规划器会充分利用图结构和均匀移动。基于冲突的最优与次优搜索（CBS）在顶点/边冲突约束下最小化代价总和 [42], [43], [19], [44]。为了扩展到更大规模的问题实例，大邻域搜索（LNS）等方法及相关元启发式算法会以牺牲最优性为代价来换取

计算效率 [20], [45]。基于优先级的方案具有较高的速度，但最优性和完备性保证较弱 [46], [47]。近年来，学习驱动方法（包括去中心化多智能体强化学习策略 [48], [49], 以及由学习型启发式引导的搜索 [50], ）旨在提升稠密场景下的响应能力。此外，混合模型将学习型提议与经典修复相结合 [51]。

2）基于路线图的多智能体路径规划（***Rep-R***）：将连续环境抽象为有向图后，时间安排会变得不均匀且连续。安全区间路径规划 (SIPP) [52] 是连续冲突基搜索 (CCBS) 变体 [24] 以及采用预计算冲突区间的优先级规划方法的基础，这些方法可扩展至大规模团队 [25]。大多数基于路线图的方法假设机器人为采用单积分器运动学的圆盘机器人，因此相比网格方法能够支持更丰富的时间安排，而无需完整的运动学与动力学建模。

3）连续空间多智能体运动规划/多机器人运动规划（***Rep-C***）：多智能体运动规划 (MAMP) 将多智能体路径规划推广至连续空间和智能体动力学。混合框架连接了多智能体路径规划与多智能体运动规划：MAPF-POST [53] 将离散规划方案细化为时间协调的轨迹。其他方法则结合离散搜索与连续采样[30]。完全连续的多机器人运动规划直接在连续状态—时间空间中处理占用区域和动力学。基于采样的规划器在微分约束下处理可行性问题[54], [55]。近期的运动学与动力学约束下的多机器人运动规划 [56], [31] 将离散冲突推理与动态可行性检查相结合，提供了一种逻辑上居中的方案。

III. 问题形式化

本节对 GRACE 中的多智能体规划问题进行形式化，并概述其基础环境模型、智能体模型与规划器模型（第 III-A–III-C 节）。目标是遵循这些模型，由指定的起点—目标对求得可行的（第 III-D 节）各智能体规划方案。本节末的汇总表（表 III）概述了关键关系；所有符号与专用术语均在第 III-A–III-F 节中正式定义。

A. 环境模型与智能体目标

设工作空间为一个封闭、有界的二维区域 $\Omega \subset \mathbb{R}^2$，其中含有多边形障碍物 $\mathcal{O} \subset \Omega$。自由空间定义为 $X_{\text{free}} = \Omega \setminus \mathcal{O}$。GRACE 采用抽象算子$\Phi^{\rho}_{\text{env}}(\Omega\ \mathcal{O})$，$\rho \in \{\text{cont},\text{road},\text{grid}\}$，将详细工作空间变换为简化表示。这些算子产生三个抽象层次：

- **连续**：环境保持 $X_{\text{自由}}$（“原样”）；目标（g_i 此处）为连续空间中的位置。因此，$\Phi_{\text{contenv}}(\Omega\ \mathcal{O}) = X_{\text{自由}}$。
- **路线图**：从 $G_r = (V_r,\ E_r)$ 中提取有向图，$X_{\text{自由}}$；目标被映射到 V_r 中的顶点。因此，$\Phi_{\text{路线图环境}}(\Omega\ \mathcal{O}) = G_r$。
- **网格**：一个 M 连通的占据栅格 $G_g = (V_g,\ E_g)$ 将 Ω 离散化；目标点会吸附到其所在的单元格。因此，$\Phi_{\text{网格环境}}(\Omega\ \mathcal{O}) = G_g$。

B. 智能体模型

设 N 为智能体总数。每个智能体 $\{i\}_1^N$都有一个构型空间 $Q_i \in \{\mathbb{R}^2,\text{SE(2)}\}$，对应仅平移或完整的平面刚体位姿（其中 SE(2) $=\mathbb{R}^2 \times$SO(2)）。其属性包括起始位置 $s_i \in Q_i$、凸形状占据 $S_i \subset \mathbb{R}^2$，以及指定其离散、运动学或运动学-动力学运动模式的动作模型 f_i。

设 $B(c,\ r) = \{z \in \mathbb{R}^2 :\ \|z - c\| \le r\}$ 为中心为 c、半径为 r 的闭欧几里得球。对于紧致机器人占用区域 S_i（在其本体坐标系中），我们定义最小外接圆

$$c_{\text{eff}}(S_i), r_{\text{eff}}(S_i) \ := \ \operatorname*{argmin}_{c\in\mathbb{R}^2} \ \max_{z\in S_i} \|z - c\|$$

其中心为 c_{eff}，半径为 r_{eff}。为将异构占用范围与单圆盘模型进行比较，我们定义最小公共有效半径 $r_{\text{com}} :\ = \max_{i=1,\ \ldots,\ N} r_{\text{eff}}(S_i)$，即满足对于所有智能体，$S_i \subseteq B(0,\ r)$ 的最小 r。

我们将 $c_{\text{eff}}(S_i)$ 作为本体固定参考点，并将其世界位置记为 $p_i(t) \in \mathbb{R}^2$（因此，如果 Q_i =属于 SE(2)，则智能体状态为 $x_i(t) = (p_i(t)\ \theta_i(t))$）。

- **连续**：智能体保留其任意凸足迹 S_i 以及异构运动模式 f_i。因此，我们将 Φ_{contag} 定义为恒等映射（无抽象）。
- **路线图**：为便于比较，智能体被抽象为r_{com}，并采用停走式单积分器：$\Phi_{\text{roadag}}(S_i, f_i) = (r_{\text{com}}\ \dot{x}_i = u_i,\ \|u_{\text{线性}_i}\ \| \in \{0, \nu\})$，其中 $\nu > 0$ 为共同线速度。
- 网格：智能体被抽象为同质的、瓦片大小的圆盘，半径为$r$com，其运动由M连通移动与离散单位时间步定义：Φgridag (S_i, f_i) =(单元格 $\mathcal{A}_M$-conn $\cup \{(0, 0)\}, \Delta t)$。此处，$\mathcal{A}_M$-conn $\subset \mathbb{Z}^2$ 表示允许的邻居偏移（例如，对于 4 连通），(0,0) 编码“等待”动作，而 $\Delta t > 0$ 为离散时间步（通常为 1）。栅格单元边长 $a(M)$ 由 M连通L max(M) 所允许的最大位移决定：$=\max_{d\in\mathcal{A}_M\text{-conn}} \|d\|_2$使得 $a(M)\ =2\ L\max(M)\ r$com。例如，$a(4)\ =\ 2r$com 以及$a(8) = 2\sqrt{2}\ r$com。

C. 规划器模型

设 $\mathcal{P}_\rho$ 为与表示 $\rho \in \{\text{cont},\text{road},\text{grid}\}$兼容的多智能体规划器注册表。给定环境表示、智能体抽象和起点–目标点对$\{(s_i, g_i)\}_{i=1}^N$，若成功，规划器 $P \in \mathcal{P}_\rho$ 会为每个智能体返回规划方案$\Pi = \{\pi_i\}_{i=1}^N$：

- **连续**：π_i 是一条（运动学）动态可行的轨迹（其位置分量位于 $X_{\text{自由}}$区域内）。
- **路线图**：π_i 是一条沿 G_r 节点/边行进的时间参数化路径（连续时间）。
- **网格**：π_i 是在G_g 上的带时间戳的单元移动序列（离散时间）。

D. 可行性

计划 $\pi_i :\ [0, T_i] \to Q_i$ 具有有限时域 T_i，若满足与以下方面相关的所有约束，则视为可行：

表 III 特征映射。

方面	连续	路线图	Grid
Time	连续	连续	离散化
占用区域	S_i (凸)	离散 r_{com}	离散 r_{com}
方向。	如果 Q_i=SE(2)	–	–
运动学	f_i	SI(ν)	单位移动
碰撞	扫掠 S_i	容量/边/整数	MAPF规则
目标	不变集	停留在节点	停留在单元格

SI=单积分器；cap=容量；ints=几何相交。概念与符号的定义请参阅第 III 节。

避障和智能体间防撞，具体定义取决于所选的表示。

- **连续**：令 $R(\theta)$ 为角度 θ 的平面旋转，并令 $\oplus$ 为闵可夫斯基和算子。智能体 i 在时间 t 的占据区域为

$$X_i(t) = \begin{cases} p_i(t) \oplus S_i, & \text{if } Q_i = \mathbb{R}^2, \\ p_i(t) \oplus \big(R(\theta_i(t))\, S_i\big), & \text{if } Q_i = \mathrm{SE}(2). \end{cases}$$

一个计划可行，当且仅当对所有 i 与 $\forall t \in [0, T_i]$，$X_i(t) \subseteq X_{\text{free}}$，且对所有 $i \neq j$ 与 $\forall t$，$X_i(t) \cap X_j(t) = \varnothing$；此外，$\pi_i$ 满足 f_i。

- **路线图**：我们对半径为 r_{com} 的圆盘强制执行时空可行性。可行性要求对所有 t，$\|p_i(t) - p_j(t)\| \geq 2\, r_{\text{com}}$，并通过以下方式强制执行：(i) 顶点容量为 1，(ii) 无迎面边交换，(iii) 同边间距 $\geq 2\, r_{\text{com}}/\nu$，以及 (iv) 将几何边相交视为容量为 1 的虚拟顶点。
- **网格**：当单元边长为 $a(M) = 2\, L_{\text{最大}}(M)\, r_{\text{通信}}$ 并在 Δt上进行线性插值时，我们禁止共占、相对边交换 [1], 对角穿越以及角点相遇；这些约束意味着在每次单位移动期间始终满足 $\|p_i(t) - p_j(t)\| \geq 2\, r_{\text{通信}}$。

令 Π_{feasible} 表示可行规划的子集。

E. 目标

尽管可行性至关重要，GRACE 也支持针对常见目标的优化。这些目标包括但不限于完工时间和代价总和：

$$\min_{\Pi_{\text{feasible}}} J(\Pi), \text{with } J \in \{\text{makespan}, \text{SoC}, \ldots\}.$$

该框架不固定 J；指标在不同表示之间以一致的方式计算。

F. 假设与范围

问题形式化基于以下假设：环境是静态且完全已知的；任务为单次执行，起点—目标对固定。所有智能体的形状均固定（不包含关节机器人），且为凸形。运动受限于平面域；在相关情况下会考虑朝向。采用到达目标后停驻模型：智能体在时间 T_i 到达后，将在所有 $t \geq T_i$ 始终停留在目标位置。表示方式由用户控制；GRACE 为所有抽象层级提供可复现的映射和一致的检测机制。

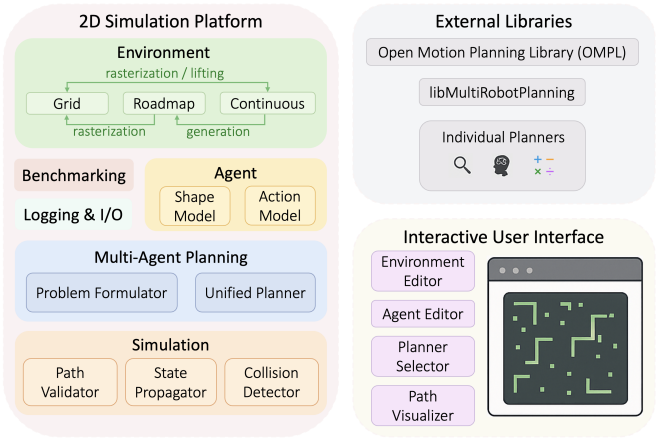


图 2. GRACE 架构图。

G. 问题陈述

给定一个基础世界 $(\Omega\ \mathcal{O},\ \{S_i, f_i, (s_i,\ g_i)\}_{i=1}^{N})$ 和一种表示方式 $\rho \in$ {连续、路线图、网格}，GRACE 通过 Φ_{env}^{ρ} 和 Φ_{ag}^{ρ}实例化一个规划器就绪问题，然后将返回的规划方案重新嵌入以计算通用指标。跨表示方式的比较仅限于允许采用多种 ρ 的任务（即重叠范围）；超出此范围时，我们会报告特定表示的权衡，而不会排除这些情况。

IV. GRACE 架构

图 2 概述了 GRACE 的架构：基于 Box2D [57] 的 C++20 核心，用于确定性连续时间仿真；交互式用户界面（SFML + ImGui）；以及通过统一接口连接的外部规划器。同一个物理场景可以在多个抽象层级下实现，由不同算法进行规划，并在同一个模拟器中执行。

A. 表示算子与一致性

我们使用明确且可复现的参数，实现第 III-A 节和 III-B 节中的环境与智能体抽象，因此跨表示研究无需重新编写。

连续 $\rightarrow$ 路线图。给定 $X_{\text{free}} = \Phi_{\text{env}}^{\text{cont}}(\Omega\ \mathcal{O})$，我们使用 OMPL[58] 构建有向路线图 $G_r = (V_r, E_r)$，并将起点/目标点 $\{(s_i, g_i)\}$ 固定到 V_r。边权重存储欧几里得长度 ℓ_e；在来自$\Phi_{\text{ag}}^{\text{road}}$的共同速度 $v > 0$ 下，遍历时间为 $\tau_e = \ell_e / v$。

连续 $\rightarrow$ 网格。我们以单元边长 $a(M) = 2\, L_{\max}(M)\ r_{\text{com}}$对 Ω 进行栅格化。占用状态通过对障碍物的多边形覆盖计算得出。我们使用 $\Delta t = 1$。

路线图 $\rightarrow$ 网格。我们将 G_r 的边栅格化到网格叠加层上，以获得保留路线图拓扑并支持离散时间调度的图约束网格。

网格 $\rightarrow$ 连续。我们将折线沿单元格中心嵌入世界坐标，并直接从占用掩码重建障碍物。

路线图 $\rightarrow$ 连续。我们针对每个机器人，使用圆盘近似体 $B(0, r_{\text{eff}}(S_i))$ 膨胀障碍物：

$$\mathcal{O}^{(i)} = \mathcal{O} \oplus B(0, r_{\text{eff}}(S_i)), \qquad X_{\text{free}}^{(i)} = \Omega \setminus \mathcal{O}^{(i)}.$$

给定折线顶点 $(p_k)_{k=0}^{K}$，用以定义机器人 i在路线图上的路径，每个路径段均通过扫掠集验证无障碍通行：

$$[p_k, p_{k+1}] \oplus B(0, r_{\text{eff}}(S_i)) \subseteq X_{\text{free}}^{(i)}.$$

B. 多智能体规划流程

问题构造器。给定 $\rho \in$ {连续，路线图，网格}，问题构造器会编译遵循时间模型、容量／避碰规则（第III-D节）和目标接口（第III-E节）的规划器就绪实例。它为路线图／网格提供图／代价，并为连续空间提供碰撞谓词／状态传播器。

统一规划器 我们的统一规划器在网格多智能体寻路、路线图多智能体寻路和连续多机器人运动规划器之间规范化输入（实例、预算）和输出（带时间戳的路径／轨迹、状态和代价）。规划器以共享库或子进程方式运行，并受墙钟时间／节点预算约束。

C. 仿真核心

Box2D作为跨平台、确定性的连续时间底层。我们以60 Hz（$\Delta t_{\text{sim}} = 1/60$ s）推进，并采用子步进（默认 $n = 4$）以保证接触稳定性。每个智能体以运动学方式跟踪其参考轨迹；碰撞检测使用宽相动态AABB树和窄相接触流形。我们记录接触事件、最近接近距离和跟踪误差。在相同实例、种子和步进参数下，状态轨迹按位一致。

D. 交互式用户界面

该界面支持：(i) 环境编辑（障碍物、分辨率/路线图参数），(ii) 智能体编辑（占用区域、动力学、起点/目标点），(iii) 规划器／预算选择，以及 (iv) 规划／执行可视化。叠加层包括占用区域/路线图图层、时间扩展预留、间隙热图和逐智能体时间线。编辑以事务方式执行：依赖产物会失效并重新计算，从而确保界面与无头运行保持一致。

V. 实验与结果

我们依据三项主张评估 GRACE：通用性、提供新研究见解的能力，以及实用性。

实验条件。所有研究均在无头模式下进行，使用固定随机种子并记录清单，以确保可复现性。网格实验始终采用四连通移动；路线图实验使用具有单积分器动力学的圆盘智能体；连续实验则执行经过时间参数化的轨迹，并在 Box2D 中进行碰撞检测。所有实验均在一台配备 Intel(R) Core(TM) i7-13850HX CPU 和 32GB 内存的笔记本电脑上进行。对于基于学习的方法的网格规划器，我们从官方代码库下载训练好的模型，并且仅评估推理时间。我们使用同一台配备 NVIDIA RTX 3500 Ada（12 GB）的笔记本电脑上的图形处理器。

规划器。表 II 列出了各规划器及其使用的表示，并注明我们是否在 GRACE 中对其进行评估（**评估**。）。我们通过共享库或子进程集成官方实现（链接见 **OSS**）。所有实现均在相同的实例定义和预算下运行：1 分钟（网格/路线图）和 5 分钟（连续），并使用默认超参数。

指标。我们实现了多种指标以支持基准测试，包括成功率（%）、代价总和（路径长度，单位：米）、完工时间（秒）和规划时间（秒）。此外，我们还记录仿真速度，并以实时因子（RTF）量化，即仿真时间与实际运行时间的比值（RTF = 仿真时间 / 实际运行时间）。

A. 跨环境模型基准测试

目的。我们通过在多个抽象层级下表示固定任务集，评估其通用性，包括连续（多机器人运动规划）、路线图（多智能体路径规划）和网格（多智能体路径规划）。我们衡量每种表示在代价总和、完工时间和规划时间方面的权衡。

设置。我们使用一个 $5\times5\text{m}^2$ 的工作空间，包含四类地图：空旷地图、迷宫地图、仓库地图和窗户地图。每个团队最多包含 $N=8$ 个机器人，且机器人具有异构凸形占用区域（最大有效半径为 $r_{\text{eff}}^{\max}=0.08\text{m}$）。为隔离表示方式的影响，连续表示采用相同的双积分器边界：$v \in [-0.5, 0.5]\,\text{m/s}$，$a \in [-2, 2]\,\text{m/s}^2$，，与 [31]一致。路线图采用三种稠密度（S=稀疏、D=稠密、SD=超稠密）；网格的单元格大小根据 r_{com} （32×32）确定。

结果。如图 3 所示，我们观察到表示引起的明显权衡。路线图始终能以更短的完工时间和快得多的规划速度，达到接近连续方法的代价总和；提高路网密度可以进一步降低代价总和和完工时间，但会略微增加运行时间成本。网格进一步加快了规划速度，且完工时间通常与路线图相当，但代价总和的增幅更大。由于时间/运动学模型不同（双积分器与单积分器/单位步长），多机器人运动规划和多智能体路径规划之间的完工时间不可直接比较；因此，完工时间应作定性解读，并以每张地图的连续基线为参照。

观察结果。(1) 对这些任务而言，路线图“足够好”。在各张地图上，路线图的代价总和保持在连续多机器人运动规划的 ≈108–118%以内，而完工时间降至 ≈52–61%，规划时间则降至 db-CBS 的 ≈0.16–1.6%。(2) 网格以更高的代价总和换取相近的完工时间和极快的速度。网格的平均代价总和为 ≈123%，完工时间为 ≈61%，规划时间为 ≈2.4%。(3) 路网密度很重要。超稠密路线图能降低代价总和（108%）和完工时间（52%），运行时间成本仅适度增加（1.6%），表明速度—质量调节旋钮可控。

要点。从连续环境转向路线图会以牺牲运动学与动力学保真度为代价换取速度，从而加快规划并缩短完工时间，但代价总和会略有增加。进一步抽象为网格能提升规划速度，但往往会增加完工时间和代价总和。不过，环境结构（例如通道）可以减轻这些代价，有时甚至更适合采用离散抽象。这些发现凸显了 GRACE 揭示表示引起的权衡的

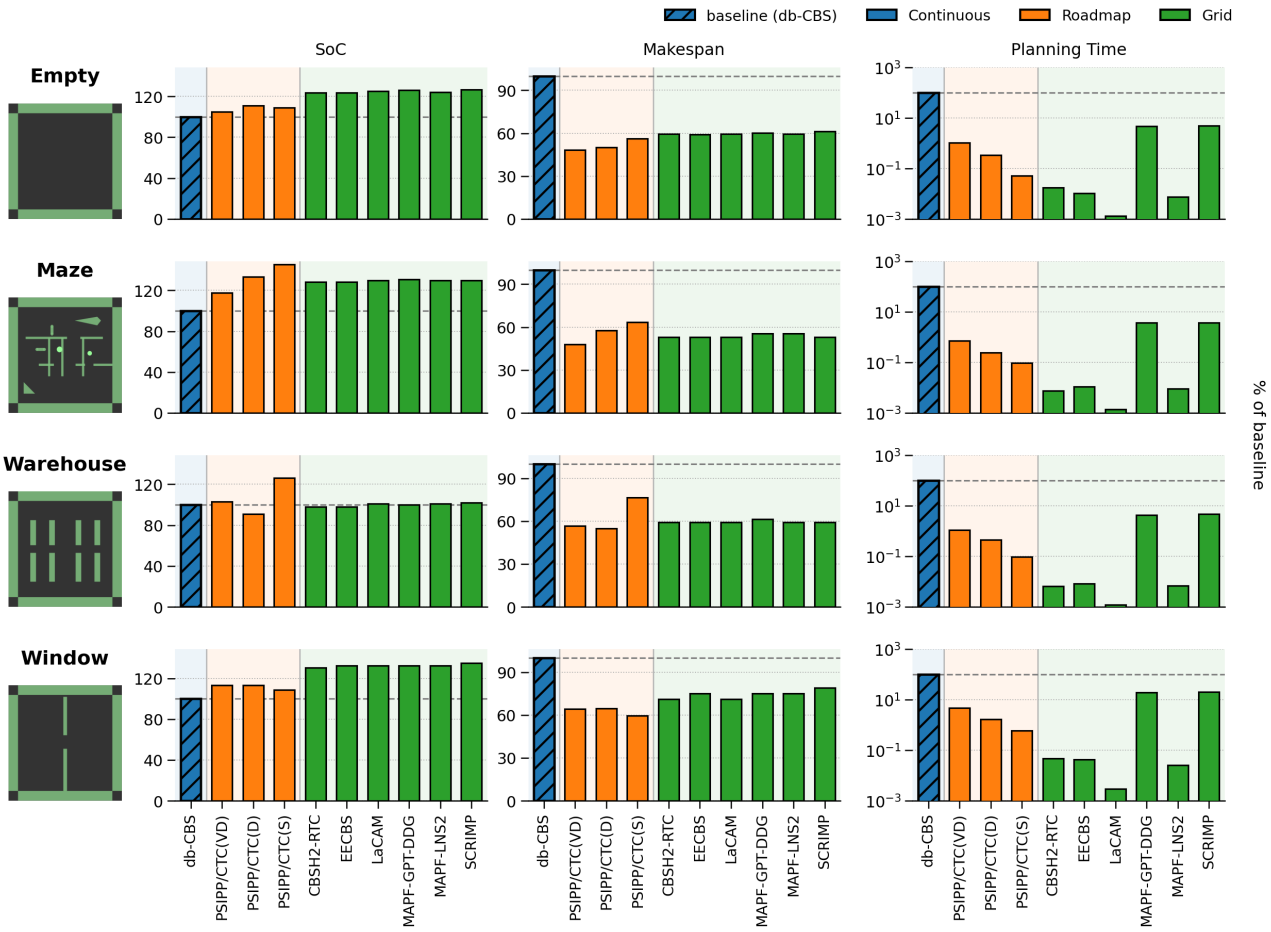


图 3 。MRMP 与 MAPF 求解器的跨环境比较：代价总和、完工时间、规划时间（db-CBS=100%)

能力，展现了离散抽象在何时足够适用，以及运动学与动力学保真度在何时至关重要。

B. 网格上的跨 *MAPF* 规划器基准测试

目的。 我们通过展示 GRACE 作为可复现、即插即用的网格基准测试的能力，进一步支持仅采用单一表示形式（例如仅网格）的研究，从而评估 GRACE 在促进严谨的比较分析 方面的价值。该测试表明，GRACE 可直接兼容多智能体路径规划社区中已建立的评估，同时保留统一的实例规范、预算、日志记录和评估协议。

设置。 我们在四张典型网格地图（random-64-64-10、maze-32-32-4、warehouse-10-20-10-2-1、den312d）上评估六种规划器，每张地图包含 25 个场景，所有场景均来自 [8]。网格边长为 1 米。我们遍历智能体数量（N），采用固定的实际运行时间预算和标准成功判据（第 III-D 节）。

成功率。 图 4 展示了成功率随 N 的变化。我们观察到三个一致的趋势：(i) 在我们的设置下，LaCAM 在四张地图的整个测试范围内均实现了 100% 的成功率；(ii) EECBS 在低至中等 N 下表现最强，但在 den312d/maze-32-32-4 上更早出现性能下降，而 MAPF-LNS2 在更大的 N 下下降得更为渐进；(iii) 学习型/混合方法

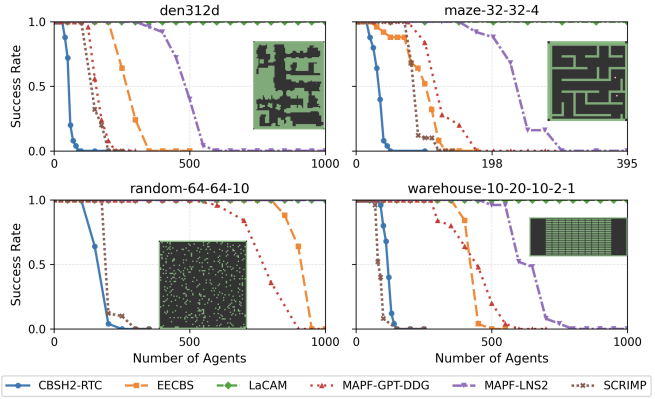


图 4. 网格多智能体寻路对比：不同智能体数量下的成功率。

（MAPF-GPT-DDG、SCRIMP）在随机地图/仓库地图上可以达到或超过搜索方法的表现，但在不同地图之间表现出更高的差异性。

代价总和和规划时间。为公平比较路径质量，我们仅在所有规划器均成功的实例子集中计算平均代价总和和规划时间。CBSH2-RTC 的代价总和最低，其次是 EECBS；LNS 和学习型／混合方法以略高的代价总和换取更强的规模适应性；LaCAM 则优先保证在更大规模 N 下的稳健性。

表 IV 所有规划器在共同成功子集上的平均代价总和与规划时间。

规划器	平均代价总和 (m) ↓	平均规划时间 (s) ↓
CBSH2–RTC	**3827** ± **286**	4.61 ± 1.84
EECBS	3940 ± 288	0.63 ± 0.08
MAPF–LNS2	4206 ± 321	0.45 ± 0.05
MAPF–GPT–DDG	4257 ± 333	5.66 ± 0。26 †
LaCAM	4511 ± 358	**0.01** ± **0.00**
SCRIMP	5290 ± 422	20.86 ± 1。56 †

† 包含 Python 驱动程序和模型加载开销（Docker）。灰色：95 % 置信区间（CI）。

观察与后续测试。由于 LaCAM 在常规扫描中已在全部四张地图上实现 100% 成功率，我们按照第 V-C 节所示，进行了额外的大规模压力测试；在这一扩展场景下，LaCAM 在 1 分钟的预算内一直保持 100% 成功率，直至 N =2500。

要点。这项仅针对网格的基准测试证实了 GRACE 作为可复现平台在多智能体路径规划规划器评估中的实用性，并且完全兼容现有社区标准。结果还进一步揭示了在 GRACE 统一框架下，不同地图类型和智能体密度条件下，规划器的稳健性、最优性与效率之间的权衡。

C. 可扩展性与软件资源

目的。 我们通过评估 GRACE 模拟器和基准测试工具链的运行时可扩展性、资源使用情况和执行确定性，来考察其实用性，并报告便于对比不同硬件和现有模拟器的容量类指标。

设置。 我们采用与第 IV-C 节相同的集成设置。每次运行时，我们记录操作系统报告的峰值 CPU 利用率以及进程常驻峰值内存。为便于跨论文比较，我们汇总：(i) 实时因子 RTF 为 ≥ 1 时的最大团队规模；(ii) 中位数曲线达到参考水平 RTF $= 10$ 时的团队规模（与 [17] 中的用法一致）；以及 (iii) 通过线性拟合得到的峰值内存扩展情况；我们报告斜率（ MB/智能体）和决定系数R^2。碰撞检测始终保持启用。

结果。我们通过在大型仓库地图（尺寸：540 米 × 140 米）上重放 LaCAM 规划方案, -对网格表示进行压力测试，团队规模最高达到 $N = 2500$。GRACE 在最大测试团队规模 $N = 2500$下仍能保持实时运行，并且在约 $N = 550$时仍高于参考水平。峰值内存随团队规模线性增长；最小二乘拟合的斜率为 ~ 0.179MB/智能体，$R^2 = 1.00$，表明每个智能体的占用区域较小，且固定开销适中。在此配置下，峰值 CPU 稳定在约 100–110%，与线程数较少但内存效率高的工作负载相符。表 V 报告了中位数曲线上的代表性数据点。

GRACE 对所有环境表示使用相同的航点跟踪和接触模型（第 IV-C 节），因此观察到的差异来自规划方案，而非执行过程。

表 V 网格表示上的大型仓库地图路径回放期间的关键指标 N （使用 LaCAM）。

-

N	实时因子（中位数）	峰值 CPU（%）	峰值内存（GB）
2	1288.21	9.9	0.039
550	10.59	108.6	0.134
1000	5.41	107.4	0.213
2000	2.39	107.1	0.387
2500	1.84	107.2	0.476

我们报告了选定团队规模下的实时因子（RTF）中位数、峰值 CPU 和峰值内存。峰值 CPU 表示回放期间由操作系统汇总的利用率，反映的是系统负载，而非与硬件无关的成本。

VI. 结论

我们提出了 GRACE，这是一款统一的模拟器和基准测试，可在单一协议下，对网格、路线图和连续表示中的离散多智能体路径规划与运动学忠实的多智能体运动规划进行可比评估。实验验证了我们关于通用性（可转换的环境；异构智能体和障碍物）、实用性（公平、可复现的比较，能够揭示表示与算法之间的权衡）和实用价值（在普通硬件上实现高速回放和确定性日志记录）的主张。

其局限性包括聚焦于二维、使用静态地图、采用固定的凸几何形状，以及针对路线图／网格的智能体抽象。未来工作将探索不确定性与动态变化、终身／多目标设置、更丰富的运动动力学和目标函数、自动化抽象／路网选择，以及与实际运行系统的连接器，包括 ROS 2 和车队管理系统（FMS），推动其走向部署。

参考文献

[1] R. Stern, N. R. Sturtevant 等，“多智能体寻路：定义、变体与基准”，载于国际组合搜索研讨会（*SOCS*），2019年，第151–158页。[2] K. Okumura，“工程化 lacam*：迈向实时、大规模且近乎最优的多智能体寻路”，载于国际自主智能体与多智能体系统会议（*AAMAS*），2024年，第1501–1509页。[3] J. Ren, E. Ewing 等，“基于网格的多智能体路径规划问题的地图连通性与经验难度”，载于国际自动规划与调度会议（*ICAPS*），2024年，第484–488页。[4] M. Debord, W. H¨onig 等，“异构机器人团队的轨迹规划”，载于国际智能机器人与系统会议（*IROS*），2018年，第7924–7931页。[5] J. Gao, Y. Li 等，“基于图的多智能体路径规划求解器综述：从经典方法到超越经典方法”，《知识型系统》，第283卷，第111121页，2024年。[6] A. Skrynnik, A. Andreychuk 等，“POGEMA：协作式多智能体路径规划的基准测试平台”，载于国际学习表征会议（*ICLR*），2025年，第5576–5606页。[7] S. Schaefer, L. Palmieri 等，“面向真实、复杂且杂乱环境中多机器人规划的基准”，载于国际机器人与自动化会议（*ICRA*），2023年，第9231–9237页。[8] N. R. Sturtevant，“基于网格的路径规划基准”，《*IEEE*计算智能与游戏人工智能汇刊》（*TCI-AIG*），第4卷，第2期，第144–148页，2012年。[9] O. Kaduri, E. Boyarski 等，“经典多智能体路径寻找算法的实验评估”，载于国际组合搜索研讨会（*SOCS*），2021年，第126–130页。[10] B. Shen，“追踪多智能体路径寻找的进展（学生摘要）”，载于国际组合搜索研讨会（*SOCS*），2023年，第200–201页。

[11] J. Tan, Y. Luo 等，“多智能体路径寻找大邻域搜索基准测试”，CoRR，第abs/2407.09451卷，2024年。[12] M. Gebser, P. Obermeier 等，“机器人内部物流领域实验”，《逻辑编程理论与实践》（TPLP），第18卷，第3–4期，第502–519页，2018年。[13] S. P. Mohanty, E. Nygren 等，“Flatland-rl：列车上的多智能体强化学习”，CoRR，第abs/2012.05893卷，2020年。[14] S.-H. Chan, Z. Chen 等，“League of Robot Runners 竞赛：目标、设计与实现”，载于 ICAPS 2024 系统演示专题，2024年。[15] V. N. Hartmann, T. Heinle 等，“在给定机器人分配条件下，面向最优多模态多机器人多目标路径规划的基准”，CoRR，第abs/2503.03509卷，2025年。[16] L. Heuer, L. Palmieri 等，“真实、非结构化人机共享环境中的多机器人协调基准测试”，载于国际机器人与自动化会议（ICRA），2024年，第14 541–14 547页。[17] J. Yan, Z. Li 等，“推动多智能体路径规划走向现实世界：可扩展的多智能体真实测试平台（SMART）”，CoRR，第abs/2503.04798卷，2025年。[18] T. T. Walker, N. R. Sturtevant 等，“面向非单位代价领域的扩展递增代价树搜索”，载于国际人工智能联合会议（IJCAI），2018年，第534–540页。[19] J. Li, W. Ruml 等，“EECBS：一种用于多智能体路径寻找的有界次优搜索方法”，载于AAAI人工智能会议（AAAI），2021年，第12 353–12 362页。[20] J. Li, Z. Chen 等，“MAPF-LNS2：通过大邻域搜索快速修复多智能体路径寻找”，载于 AAAI人工智能会议（AAAI），2022年，第10 256–10 265页。[21] Y. Wang, B. Xiang 等，“SCRIMP：面向基于强化学习与模仿学习的多智能体路径规划的可扩展通信”，载于国际自主智能体与多智能体系统会议（AAMAS），2023年，第2598–2600页。[22] A. Andreychuk, K. S. Yakovlev 等，“通过主动微调推进可学习的多智能体路径规划求解器”，载于国际智能机器人与系统会议（IROS），2025年，第10 564–10 571页。[23] I. Solis, J. Motes 等，“使用基于冲突的搜索进行表示最优多机器人运动规划”，《IEEE机器人与自动化快报》（RA-L），第6卷，第3期，第4608–4615页，2021年。[24] A. Andreychuk, K. S. Yakovlev 等，“连续时间下的多智能体路径寻找”，《人工智能》（AIJ），第305卷，103662，2022年。[25] K. Kasaura, M. Nishimura 等，“二维路网上连续时间多智能体路径寻找的优先级安全区间路径规划”，《IEEE机器人与自动化快报》（RA-L），第7卷，第4期，第10 494–10 501页，2022年。[26] T. T. Walker, N. R. Sturtevant 等，“连续时间基于冲突的搜索中的团分析与绕行”，载于国际组合搜索研讨会（SOCS），2024年，第152–160页。[27] Y. Li, Z. Littlefield 等，“渐近最优的基于采样的运动学与动力学规划”，《国际机器人研究杂志》（IJRR），第35卷，第5期，第528–564页，2016年。[28] B. Binder, F. Beck 等，“多机器人路径规划（MRRP）：扩展的时空优先级规划”，载于国际智能机器人与系统会议（IROS），2019年，第4133–4139页。[29] J. Kottinger, S. Almagor 等，“用于可解释的多智能体路径寻找的基于冲突的搜索”，载于国际自动规划与调度会议（ICAPS），2022年，第692–700页。[30] K. Okumura 和 X. D´efago，“结合采样与搜索的快速多机器人运动规划”，载于国际人工智能联合会议（IJCAI），2023年，第252–261页。[31] A. Moldagalieva, J. O. de Haro 等，“db-cbs：用于多机器人运动学与动力学规划的不连续性有界基于冲突的搜索”，载于国际机器人与自动化会议（ICRA），2024年，第14 569–14 575页。[32] W. Lin, W. Song 等，“连续空间中具有异构几何与运动学约束的多智能体路径寻找”，《IEEE机器人与自动化快报》（RA-L），第10卷，第499页，2025年，第1期，第492页。[33] A. Li, Z. Chen 等，“具有连续时间重访的 CBS”，CoRR，第abs/2501.07744卷，2025年。[34] S. K. Moghadam, M. Ebrahimi 等，“Guards：基准测试加权网格路径搜索”，《专家系统与应用》，第 249 卷，第123719 页，2024 年。[35] J. Alkazzi 和 K. Okumura，“关于运用机器学习进行多智能体路径寻找的全面综述”，《IEEE Access》，第 12 卷，第 57 390–57 409 页，2024 年。[36] J. Svancara、D. Atzmon 等，“多智能体寻路中，哪种目标函数求解得更快？视情况而定”，载于人工智能智能体与应用国际会议（ICAART），2024 年，第 23–33 页。[37] W. Ma、W. Li 等，“Skyrover：用于跨领域路径规划的模块化模拟器”，载于国际人工智能联合会议（IJCAI），2025 年，第 11 086–11 090 页。[38] W. H¨onig、T. K. S. Kumar 等，“机器人群组的运动学约束路径规划”，CoRR，第 abs/1704.07538 卷，2017 年。[39] W. H¨onig、S. Kiesel 等，“仓库中多智能体路径搜索调度的持久稳健执行”，IEEE机器人与自动化快报（RA-L），第 4 卷，第 2 期，第 1125–1131 页，2019 年。[40] W. H¨onig、J. A. Preiss 等，“四旋翼无人机群的轨迹规划”，《IEEE机器人学汇刊》（T-RO），第 34 卷，第 4 期，第 856–869 页，2018 年。[41] E. Barros、J. P. Hanna 等，编，《RoboCup 2024：第二十七届机器人世界杯》，《计算机科学讲义》系列，第 15570 卷，2025 年。[42] G. Sharon、R. Stern 等，“用于最优多智能体寻路的基于冲突的搜索”，《人工智能》（AIJ），第 219 卷，第 66 页，2015 年，第 40 页。[43] J. Li、D. Harabor 等，“多智能体路径搜索中的成对对称性推理”，《人工智能》（AIJ），第 301 卷，第 103574 页，2021 年。[44] S. Chan 、 J. Li 等，“ 用于有界次优多智能体路径搜索的Flex分配”，载于AAAI人工智能会议（AAAI），2022 年，第 9313–9322 页。[45] S. Chan、Z. Chen 等，“通过大邻域搜索中的操作并行实现任意时刻多智能体路径搜索”，载于国际自主智能体与多智能体系统会议（AAMAS），2024 年，第 2183–2185 页。[46] S. Chan、R. Stern 等，“用于次优多智能体路径搜索的贪心优先级搜索”，载于组合搜索国际研讨会（SOCS），2023 年，第 11–19 页。[47] K. Okumura 和 H. Nagai，“面向大规模多智能体路径搜索的 PIBT 轻量高效偏好构建”，载于组合搜索国际研讨会（SOCS），第 18 卷，2025 年，第 110–117 页。[48] G. Sartoretti、J. Kerr 等，“PRIMAL：通过强化与模仿多智能体学习进行路径规划”，IEEE机器人与自动化快报（RA-L），第 4 卷，第 3 期，第 2378–2385 页，2019 年。[49] R. Veerapaneni、Q. Wang 等，“利用启发式搜索改进学习得到的局部多智能体路径规划策略”，载于国际自动规划与调度会议（ICAPS），2024 年，第 597–606 页。[50] H. Tang、F. Berto 等，“Himap：为大规模多智能体路径搜索学习启发式信息引导策略”，载于国际自主智能体与多智能体系统会议（AAMAS），2024 年，第 2498–2500 页。[51] Y. Wang、T. Duhan 等，“LNS2+RL：将多智能体强化学习与大邻域搜索相结合，用于多智能体路径寻找”，载于AAAI人工智能会议（AAAI），2025 年，第 23 343–23 350 页。[52] M. Phillips 和 M. Likhachev，“SIPP：动态环境下的安全区间路径规划”，载于国际机器人与自动化会议（ICRA），2011 年，第 5628–5635 页。[53] W. H¨onig、T. K. S. Kumar 等，“具有运动学约束的多智能体路径搜索”，载于国际自动规划与调度会议（ICAPS），2016 年，第 477–485 页。[54] R. Shome、K. Solovey 等，“drrt*：可扩展且信息充分的渐近最优多机器人运动规划”，《自主机器人》，第 44 卷，第 3 期，第 443–467 页，2020 年。[55] D. Dayan、K. Solovey 等，“通过有限采样实现近最优多机器人运动规划”，《IEEE机器人学汇刊》（T-RO），第 39 卷，第 5 期，第 3422–3436 页，2023 年。[56] J. Kottinger、S. Almagor 等，“具有运动动力学约束的多机器人运动规划中的基于冲突的搜索”，载于国际智能机器人与系统会议（IROS），2022 年，第 13 494–13 499 页。[57] “Box2D — box2d.org”，https://box2d.org/，[访问日期：12-09-2025]。[58] I. A. Sucan、M. Moll 等，“开放运动规划库”，《IEEE机器人与自动化杂志》，第 19 卷，第 4 期，第 72–82 页，2012 年。