

多Agent路径寻找和多Agent取送问题的研究挑战和机遇

蓝天意念轨道

Oren Salzman

以色列海法理工学院，以色列
osalzman@cs.technion.ac.il

罗尼-斯特恩

以色列内盖夫本古里安大学Be'er
Sheva分校
帕洛阿尔托研究中心(PARC)
Palo Alto, USA
sternron@post.bgu.ac.il, rstern@parc.com

ABSTRACT

近年来，包括移动实体机器人车队在内的应用和重新寻找问题的情况大量增加。目前，由亚马逊机器人和阿里巴巴等科技巨头主导的一个特殊应用是仓库机器人，这是一个数十亿美元的产业。在这一应用中，大量的机器人在仓库中自主操作，捡拾、搬运和放下库存舱。在本文中，我们概述了体现在这种仓库应用中的几个关键的再搜索挑战和机会。第一个挑战，被称为多Agent路径寻找（MAPF）问题，是为每个Agent寻找一条不冲突的路径。虽然这个问题近年来得到了很好的研究，但我们概述了几个开放的问题，包括了解问题的实际硬度，学习仓库以改善在线计算，以及分配问题。第二个挑战被称为多代理包裹和运送（MAPD）问题，它是在仓库中移动包裹的问题。这个问题得到了一些关注，但对传入的请求流的理论理解或利用有限。最后，我们强调了第三个经常被忽视的挑战，即以能够有效解决上述两个挑战的方式设计仓库的挑战。

关键字

路径规划, 仓库环境, 任务分配, MAPF, MAPD

ACM参考格式。

奥伦-萨尔兹曼和罗尼-斯特恩。2020. 多Agent路径寻找和多Agent取货和送货问题的研究挑战和机会。In *Proc. of the 19th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2020)*, Auckland, New Zealand, May 9-13, 2020, IFAAMAS, 5 pages.

1 简介

协调特工队或机器人¹的运动是一个有几十年历史的问题系列，已经被以下机构深入研究过了

¹ 在这里，我们用代理人和机器人这两个词来区分规划问题是离散的还是连续的设置。除非另有说明，这里我们只限于研究离散的环境。

第十九届自主代理和多代理系统国际会议（AAMAS 2020）论文，B. An, N. York-Smith, A. El Fallah Seghrouchni, G. Sukthankar（编辑），2020年5月9-13日，新西兰奥克兰。© 2020 自主代理和多代理系统国际基金会（www.ifaamas.org）。保留所有权利。

机器人学和人工智能界[7, 8, 11, 15, 21,

30, 47, 50, 51, 55, 56, 62, 69, 70, 72, 等]。这类问题的应用可以在不同的环境中找到，包括装配[22, 40]，疏散[44]，形成[5, 41, 60]，定位[17]，微滴操作[20]，物体运输[45]，搜索和救援[27]，以及空中交通管理[54]。

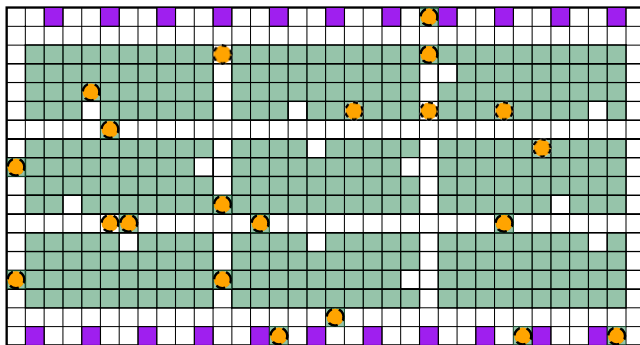
这个一般问题的一个具体应用在研究界获得了极大的兴趣，那就是仓库领域，我们将把它作为一个激励性的运行例子。在这里，存储地点承载着存放一种或多种货物的库存舱。大量的机器人（几百个，有时甚至几千个）在仓库中自主操作，拾取、搬运和放下库存吊舱。机器人将吊舱从其存储位置移动到指定的卸货地点，在那里，需要的货物被手动从库存吊舱中取出（进行包装，然后运给客户）。然后，每个吊舱由机器人运回（可能是不同的）存储地点[67]。这些机器人在一个共享的基础设施上运行，因此可以由一个中央控制器指挥。目前，在亚马逊机器人和阿里巴巴等科技巨头的带领下，这种机器人在仓库应用中的成功使用是一个数十亿美元的产业[1]。关于可视化，见图1。

在这里，我们对两种类型的问题感兴趣，它们可以用来为这种应用（以及许多其他应用）建模。在第一个问题中，称为多代理路径寻找（MAPF），我们得到一个图 $G = (V, E)$ ，在我们的激励例子中，它是仓库的离散化，分为单元，每个单元代表一个图的顶点，如果两个顶点的对应单元相邻且不包含吊舱，则这两个顶点在图中相连。此外，我们得到 $s : [1, \dots, k] \rightarrow V$ 和 $t : [1, \dots, k] \rightarrow V$ ，它们分别将 k 个代理中的每一个映射到一个开始和目标顶点。时间通常也是离散的，在每个时间步骤中，代理执行两个行动之一：它可以在其单元中等待或移动到相邻的单元。² 如果两个代理在给定的时间步骤中不占用相同的顶点或相同的边，则一个行动被视为无冲突或有效。我们的目标是找到无冲突的路径，从他们的起点到他们的目标位置，使一些目标最小化。通常情况下，我们希望最小化makespan，即最晚到达时间

² 虽然有些工作在连续空间中进行规划，以考虑连续时间和机器人运动学（见例如[25, 26, 35]），但离散化模型被认为是足够现实的，可以为许多应用建模，包括仓库领域。



(a)



(b)

图1：仓库机器人。(a) 亚马逊机器人（橙色）在仓库环境中移动装有货物的吊舱（黄色）。图片改编自 <http://tiny.cc/ief6cz>。(b) 仓库中吊舱的典型布局。吊舱和卸货地点分别用绿色和紫色的方块表示。代理人用橙色的圆圈来描述。请注意，有些代理人携带吊舱，有些不带。

一个代理在其目标地点的时间，或*流动时间*，即所有代理在其目标地点的到达时间之和³。

第二个问题可以被看作是MAPF问题的延伸，被称为*多代理取货和交货* (MAPD) 问题或*终身MAPF*。在这个问题中，代理人必须在一个在线环境中处理一系列的交付任务。⁴在这里，我们需要将每个交付任务分配给一个代理人。随后，每个代理必须移动到的其给定的取货地点，然后移动到的其给定的交货地点，同时避免与其他代理发生碰撞。

对于外行人来说，机器人车队在仓库应用中的广泛使用似乎意味着MAPF和MAPD问题已经得到解决。事实远非如此。从理论的角度来看，一般的MAPF问题对于广泛的优化标准来说是难以计算的[6, 18, 43, 58, 68, 71]。这意味着在许多情况下，计算涉及大量机器人的实例的MAPF问题的最优解是难以计算的。从应用的角度来看。

³关于不同MAPF问题的完整分类法，包括冲突类型、目标函数等，见[57]。

⁴这个问题的离线版本已经被讨论过[33]。

部署的系统使用的规划算法对解决方案的质量没有保证，依赖于大量的人类经验和直觉，几乎没有科学依据。

在本文中，我们列出了公开的挑战和社区为应对这些挑战而可能采取的研究方法，并提出了该领域出现的新的研究问题。

2 相关的工作

为了解决MAPF和MAPD的固有困难，再搜索界设计了一般的集中式和分散式MAPD算法，这些算法使用MAPF算法作为基础构建模块。集中式方法通常通过将MAPF问题减少到其他众所周知的问题，如网络流量[70]、满足性[59]、答案集编程[14]或使用基于搜索的方法[7, 8, 24, 50, 51, 63]来实现最优或有界次优的算法。不幸的是，这些方法不能扩展到几百个代理--仍然比许多现实世界的应用所需的数量级要低。分散的算法可以扩展到成千上万的代理，但对解决方案的质量（即吞吐量）没有保证[34, 36]。

3 地图：挑战与机遇

3.1 仓库领域中MAPF的硬度

在不考虑路径质量的情况下解决MAPF问题（即解决可行性问题）可以有效地完成。具体来说一般来说，该问题的变体可以在 $O(n^3)$ 中得到解决，其中 n 是图中顶点的数量（见，例如，[4, 19, 73]）。然而，对于不同的优化标准，优化解决MAPF问题在计算上是可行的[18, 43, 58, 71]。即使在平面设置中[68]和将问题限制在网格上时[6]，也可以显示类似的结果。虽然这个问题的变体在任何小于 $4/3$ 的系数内都是NP难的[37]，但目前还不清楚以最优方式解决MAPF问题是否是APX难的，或者是否存在多项式时间近似方案（PTAS）。

有趣的是，对于特定的情况，这种最佳效率的差距可以缩小。最近，Yu[69]提出了一种MAPF算法，该算法在环境连接良好的情况下，在平均情况下表现出恒定的时间近似。粗略地说，如果一个（类似网格的）环境是由小循环组成的，并且在两个相邻的行（或列）中，代理人位置的多次交换可以在恒定时间内完成，那么就可以说它是良好连接的。一个主要的开放性挑战是加深对该问题在计算上困难的原因和时间的理解。具体来说，如果我们把MAPF问题缩小到有矩形障碍物的网格状领域（在我们运行的例子中是存储位置）的特定设置，如果我们把开始和焦油的集合限制在非病理情况下，这个问题是否仍然难以计算？对这个问题的肯定和否定的答案都可以是在推进最先进的技术方面非常有价值。

整个问题可能仍然是计算上的困难（就像一般的MAPF一样），但这需要新的困难性结果。从本质上讲，它可能是可以在多项式时间内解决的。第三种选择是存在的，我们猜测它是事实，即该问题可以由只在 A 的大小中呈指数级的算法来解决。

固定参数, 同时与输入的大小成多项式。这样的算法被称为*固定参数可操作* (FPT-) 算法[12]。

这个研究方向从最近的多机器人运动规划的结果中得到了启发[29]。⁵这个经过充分研究的问题 (见, 例如, [55, 62, 70]) 在计算上也很难 (见[23]和其中的参考文献)。然而, 最近有研究表明, 对该问题稍作放松, 要求机器人在初始和最终放置时有一定的间距, 就可以得到非常有效的多项式解决方案[2]。

3.2 通过从经验中学习来提高MAPF的速度

MAPF问题通常被定义为一个一次性问题, 即向算法提供一个查询, 它的任务是计算

在各自的起点和目标地点之间为代理车队提供一条无碰撞的路径。然而, 在许多情况下, 环境是预先知道的 (例如, 在我们激励的仓库应用中, 吊舱的布局是预先知道的)。虽然这种布局不断变化 (例如, 当代理从一个地方移动到另一个地方, 有或没有吊舱), 但在任何给定的时间点, 与原始布局相比, 环境的绝大部分保持不变 (例如, 就吊舱位置而言)。因此, 在解决MAPF问题时, 我们通常有额外的灵活性, 可以*预先处理*环境, 以便在一个查询阶段有效地回答多个MAPF问题。这被证明对连续运动规划问题极为有用[28, 42, 46, 48, 49, 55]。随之而来的一个直接问题是 “查询阶段如何从环境的预处理中受益”?

我们建议探索*从经验中学习*如何帮助解决计算上的困难问题。在这里, 经验可以在预处理阶段或在系统的整个生命周期中获得。这种基于经验的方法可以与其他预处理和使用物理和虚拟环境的技术相结合, 以改善规划[65, 66]。

3.3 12.有质量保障的MAPF

有趣的是, 许多关于MAPF的分散算法的工作实际上是在一台计算机上完成的[53, 64]。这

避免了解决通信开销和同步化问题的需要。这是令人惊讶的, 因为MAPF问题本身就是一个多代理问题,⁶因此可以通过由多个代理并行解决问题来获得效率。另一方面, 在机器人的分布式运动规划方面已经有很多工作, 这通常可以优雅地扩展, 但缺乏解决方案的质量保障。一个主要的开放性挑战是现有的集中式和分散式MAPF算法如何在实践中分布在多台机器上, 同时保持其优势特性 (如完整性和优化性)。人们可以用不止一种方式分配解决大规模MAPF问题的过程。分布MAPF的一个有希望的方法是将图分成区域, 每个区域有一个*规划代理*。然后, 该代理将与其他规划代理互动, 为所有代理找到一条路径, 即使它跨越了多个区域。

⁵一个类似于MAPF的问题, 机器人在一个连续的空间内操作, 并有运动学约束。

⁶我们所说的多代理是指有多个实体在执行行动, 并不一定是以分布式的方式。

分布式MAPF提出了几个有趣的挑战, 如限制通信开销和平衡计算负荷。解决这些挑战可以使目前的MAPF算法优雅地扩展到成千上万的代理, 同时提供一些解决方案质量的概念。关于面向代理的编程[52]和分布式人工智能[13]的大量文献解决了类似的挑战, 因此可以为可扩展的分布式MAPF解决方案提供基础。

4 地图: 挑战与机遇

4.1 现实的MAPD模型

分析MAPD实例的第一步是论证它是否可以被解决。Čáp等人[10]提出了一个*形成良好的环境*的概念, 它为MAPD实例的可解性提供了一个充分 (尽管不是必要) 的条件。在这里, 如果(i)任务的数量是有限的, 并且(ii)任务的数量是有限的, 那么可以说一个环境是形成良好的。

(每个代理可以在其起点和目标顶点无限期地等待, 而不会阻挡任何其他代理。

然而, 在实践中, 我们对无限的任务流感兴趣。因此, MAPD是一种*在线算法*[3], 可以从竞争比 (相对于非在线最优算法的开销) 和最坏情况下的行为进行分析。进一步的分析可以通过对任务流如何到达系统进行建模来完成。这包括任务到达的速度以及每个任务的开始和目标位置的分布。这种模型不仅从理论的角度, 而且从实际的角度都是有益的, 如果MAPD算法得到了任务流如何到达系统的模型, 它就可以利用这种额外的知识, 例如, 通过预处理环境。

4.2 在MAPD中的终身学习

已部署的MAPD系统经常会在局部时间段内看到类似的查询 (例如, 在开学前, 学校用品的需求量很大, 导致在我们运行的考试中存储它们的吊舱被频繁访问)。这就要求对MAPD算法进行*在线本地适应*。在这里, 我们将需要学习或估计以在线方式到达的查询的分布, 并相应地调整系统。

4.3 12. MAPD是一个分布式人工智能问题

在多台机器上进行MAPD计算会带来类似于第3.3节中讨论的挑战和机会。

MAPF, 例如如何以有效的方式分配问题的解决, 以及如何尽量减少通信开销。此外, 由于MAPD从根本上说是一个多Agent规划问题, 人们可以在现有的分布式多Agent规划工作的基础上[31, 32, 39]。

例如, 多代理STRIPS[9, 16]的研究包括识别对特定代理来说是*私有的*行动的方法, 因此代理不需要协调他们的应用。然后, 人们可以分配计划过程, 让代理只对不公开的计划行动进行沟通。有几个这样的框架已经被提议用于多代理-STRIPS[38, 61]。将这些框架直接用于MAPD是具有挑战性的, 因为它

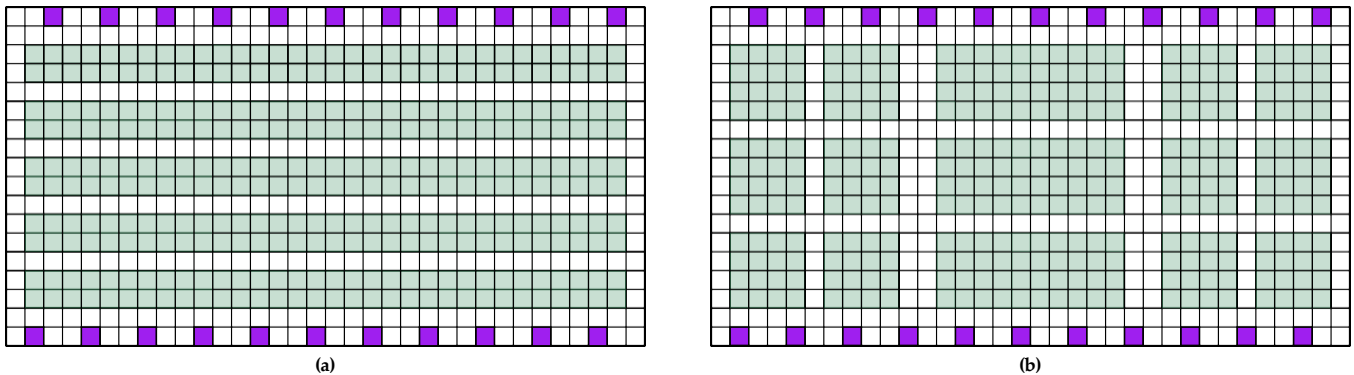


图2：吊舱和下车地点分别用绿色和紫色的方块描述。在这两个图中，吊舱的数量几乎相同。然而，不同的布局对解决方案的质量有很大的影响。

不清楚如何识别私人行为。但是，较弱的特权形式在MAPD中可能是有用的。总的来说，在MAPD和多Agent规划的文献之间架起桥梁，表明了潜在的收益。

5 超越mapf和mapd的挑战

在MAPD问题中，我们的最终目标是使系统的效率最大化。在仓库领域，一个关键的效率指标是吞吐量。即，每单位时间内完成的任务数。给定一个MAPD算法，可以通过以下方式提高吞吐量：(i) 改变环境的布局—这里的布局被定义为指定的取货和卸货地点（在我们的运行实例中为吊舱—也见图2）的数量和位置；(ii) 改变代理人的数量。

直观地说，在一个给定的环境中给定一个布局 \mathbf{e} ，从一个代理逐渐增加代理的数量将导致更高的吞吐量，因为代理可以同时服务更多的任务。然而，在达到一定数量的代理后，协调成为一个限制性因素，吞吐量将下降。这要么是因为计划时间大于执行时间（而且代理需要等待未来计划的计算），要么是因为执行时间急剧增加（例如，当一些代理将不得不做大量的迂回以避免其他代理）。同样，在给定的代理数量和给定的环境下，增加吊舱会增加吞吐量，因为一个给定的吊舱包含所需项目的概率增加。这反过来又导致代理执行的路径缩短。然而，在达到一定数量的吊舱后，代理有更少的空间来操纵，需要更高的协调（导致更长的计划时间和更长的执行时间）。

因此，给定一个包含静态障碍物（墙壁、房间里的柱子等）的环境，应该解决的一个直接问题（但令人惊讶的是，就我们所知，还没有人问过这个问题）是什么是最佳布局 and 最佳代理数量，以使系统的预期产量最大化？在这里，我们建议在算法上设计环境，使导致问题难以计算的病理情况不会出现（或尽可能少出现）。

6 结论

在本文中，我们描述了MAPF和MAPD研究中的几个算法上的开放性挑战，努力扩展到成千上万的代理舰队，同时保持对运行时间和获得的解决方案的质量的理论保证。这些挑战包括更深入地了解这些问题的复杂性并将其映射到适用的算法中，利用预处理环境和过去执行的能力，以及分配规划过程。此外，我们还概述了设计上的挑战，即如何以一种能够实现高效规划的方式构建环境。随着这种类型的大规模多Agent系统越来越多，在解决MAPF、MAPD以及相应的设计问题方面的进展，有可能成为多Agent AI研究的巨大成功之一。

鸣谢

作者#2由ISF资助#210/17的Roni Stern部分资助。

参考文献

- [1] [n. d.]. 亚马逊、阿里巴巴和Ocado受益于仓库机器人的三种方式。 <https://www.innovcs.com/ideas-portfolio/amazon-alibaba-ocado-use-warehouse-robots/>。访问了。19-07-19。
- [2] Aviv Adler, Mark De Berg, Dan Halperin, and Kiril Solovey. 2014. 简单多边形中无标签圆盘的高效多机器人运动规划。在 *WAFR* 中。1-17。
- [3] 苏珊娜·阿尔伯斯. 2003. Online algorithms: a survey. *数学编程* 97, 1-2 (2003), 3-26。
- [4] Vincenzo Auletta, Angelo Monti, Mimmo Parente, and Pino Persiano. 1999. 卵石运动在树上的可行性的线性时间算法。 *Algorithmica* 23, 3 (1999), 223-245。
- [5] Tucker Balch and Ronald C Arkin. 1998. 多机器人团队的基于行为的形成控制。 *IEEE Trans. on Robotics & Auto.* 14, 6 (1998), 926-939。
- [6] Jacopo Banfi, Nicola Basilico, and Francesco Amigoni. 2017. 有孔的2D网格图上时间最优的多机器人路径规划的不可控性。 *IEEE Robot. Autom. Lett.* 2, 4 (2017), 1941-1947。
- [7] Max Barer, Guni Sharon, Roni Stern, and Ariel Felner. 2014. 基于冲突的搜索算法在多Agent寻路问题上的次优变体。 In *ECAI*, Vol. 263. 961-962。
- [8] Eli Boyarski, Ariel Felner, Roni Stern, Guni Sharon, David Tolpin, Oded Betzalel, and Solomon Eyal Shimony. 2015. ICBS: 改进的基于冲突的搜索，用于多Agent寻路的算法。 In *IJCAI*. 740-746。
- [9] Ronen I Brafman and Carmel Domshlak. 2008. 从一到多。松散耦合的多Agent系统的规划。在 *ICAPS*. 28-35。
- [10] Michal Čáp, Peter Novák, Alexander Kleiner, and Martin Selecký. 2015. 用于多个移动机器人的轨迹协调的优先规划算法。 *IEEE Trans. on Aut. Sci. & Eng.* 12, 3 (2015), 835-849。
- [11] Liron Cohen, Tansel Uras, and Sven Koenig. 2015. 可行性研究。使用高速公路进行有界次优的多Agent路径寻找。在 *SOCS*. 2-8。

- [12] Marek Cygan, Fedor V Fomin, Łukasz Kowalik, Daniel Lokshtanov, Dániel Marx, Marcin Pilipczuk, Michał Pilipczuk, and Saket Saurabh. 2015. *Parameterized algorithms*. Vol. 4. Springer.
- [13] Edmund H Durfee and Jeffrey S Rosenschein. 1994. 分布式问题解决和多代理系统。比较和实例。In *International Distributed Artificial Intelligence Workshop*. 94-104.
- [14] Esra Erdem, Doga Gizem Kisa, Umut Oztok, and Peter Schüller. 2013. 用于多代理寻路问题的通用形式框架。在 *AAAI*.
- [15] Ariel Felner, Roni Stern, Solomon Eyal Shimony, Eli Boyarski, Meir Goldenberg, Guni Sharon, Nathan Sturtevant, Glenn Wagner, and Pavel Surynek. 2017. 基于搜索的多Agent寻路问题的最优解算器：总结和 挑战。在 *SOCS*.
- [16] Richard E Fikes and Nils J Nilsson. 1971. STRIPS: 一种将定理证明应用于问题解决的新方法。 *Aij* 2, 3-4 (1971), 189-208.
- [17] Dieter Fox, Wolfram Burgard, Hannes Kruppa, and Sebastian Thrun. 2000. 协作式多机器人定位的概率方法。 *Rob. Res.* 8, 3 (2000), 325-344.
- [18] Oded Goldreich. 2011. 在图形广义15谜题中寻找最短的移动序列是NP-hard。In *Studies in Complexity and Cryptography. Miscellanea on the Interplay between Randomness and Computation*. Springer, 1-5.
- [19] Gilad Goraly and Refael Hassin. 2010. 图形上的多色卵石运动。 *Algorithmica* 58, 3 (2010), 610-636.
- [20] Eric J Griffith and Srinivas Akella. 2005. 在平面阵列数字微流控系统中协调多个液滴。 *Int. J. of Rob. Res.* 24, 11 (2005), 933-949.
- [21] Yi Guo and Lynne E Parker. 2002. 多重移动机器人的分布式和最佳运动规划方法。In *ICRA*, Vol. 3. 2612-2619.
- [22] Dan Halperin, J-C Latombe, and Randall H Wilson. 2000. 装配计划的一般框架。运动空间方法。 *Algorithmica* 26, 3-4 (2000), 577-601.
- [23] Dan Halperin, Oren Salzman, and Micha Sharir. 2017. 算法运动规划。In *Handbook of Discrete and Computational Geometry* (3rd ed.), Jacob E. Goodman, Csaba D. Toth, Joseph O'Rourke (Ed.). CRC Press, Inc., 第50章, 1307-1338.
- [24] Shuai D. Han and Jingjin Yu. 2019. DDM*: 使用 Diversified-Path 和最优子问题解决方案数据库 启发式的快速近优化多机器人路径规划。 *CoRR* abs/1904.02598 (2019)。
- [25] Wolfgang Hönig, Scott Kiesel, Andrew Tinka, Joseph W Durham, and Nora Ayanian. 2019. 仓库中 MAPF 计划的持久和稳健执行。 *IEEE Robot. Autom. Lett.* 4, 2 (2019), 1125-1131.
- [26] Wolfgang Hönig, T. K. Satish Kumar, Liron Cohen, Hang Ma, Hong Xu, Nora Ayanian, and Sven Koenig. 2016. 具有运动学约束的多Agent路径寻找。在 *ICAPS* 中。 477-485.
- [27] James S Jennings, Greg Whelan, and William F Evans. 1997. 用一队移动机器人进行合作搜索和救援。In *International Conference on Advanced Robotics (ICAR)*. 193-200.
- [28] Lydia E. Kavraki, Petr Svestka, Jean-Claude Latombe, and Mark H. Overmars. 1996. 高维配置中路径规划的概率路线图 空间。 *IEEE Trans. on Robotics & Auto.* 12, 4 (1996), 566-580.
- [29] Steven M. LaValle. 2006. *Planning Algorithms*. 剑桥大学出版社。
- [30] Steven M LaValle and Seth A Hutchinson. 1998. 具有独立目标的多个机器人的最佳运动规划。 *IEEE Trans. on Robotics & Auto.* 14, 6 (1998), 912-925.
- [31] Victor R Lesser. 1995. Multiagent systems: 人工智能的一个新兴分支学科。 *ACM Computing Surveys (CSUR)* 27, 3 (1995), 340-342.
- [32] Sejoon Lim 和 Daniela Rus. 2012. 随机分布式多代理规划，并应用于交通。在 *ICRA*. 2873-2879.
- [33] 刘明华, 马航, 李骄阳, 和 Sven Koenig. 2019. 机场地面作业的计划、调度 和监测。In *AAMAS*. 1152-1160.
- [34] 刘明华, 马航, 李骄阳, 和 Sven Koenig. 2019. 任务和路径 多Agent 取货和送货的规划。In *AAMAS*. 1152-1160.
- [35] Hang Ma, Wolfgang Hönig, T. K. Satish Kumar, Nora Ayanian, and Sven Koenig. 2019. 带有运动学约束的终身路径规划，用于多机器人取货 和送货。In *AAAI*. 7651-7658.
- [36] Hang Ma, Jiaoyang Li, TK Kumar, and Sven Koenig. 2017. 终身多代理，用于在线取货和送货任务的路径寻找。在 *AAMAS* 上。 837-845.
- [37] Hang Ma, Craig A. Tovey, Guni Sharon, T. K. Satish Kumar, and Sven Koenig. 2016. 带有有效载荷转移的多Agent路径寻找和包-交换 机器人路由问题。在 *AAAI*。 3166-3173.
- [38] Shlomi Malia, Guy Shani, and Roni Stern. 2017. 协作式隐私保护 多Agent 规划。 *jaamas* 31, 3 (2017), 493-530.
- [39] Raz Nissim and Ronen Brafman. 2014. 分布式启发式前向搜索，用于 多Agent 规划。 *J. Artif. Intell. Res.* 51 (2014), 293-332.
- [40] Bartholomew O Nnaji. 1993. *自动机器人装配和编程理论*. Springer Science & Business Media.
- [41] Sameera Poduri and Gaurav S Sukhatme. 2004. 移动 传感器网络的限制性覆盖。In *ICRA*, Vol. 1. 165-171.
- [42] Vinitha Ranganeni, Oren Salzman, and Maxim Likhachev. 2018. 使用同构类指导的人

形物体的有效脚步规划。在 *ICAPS*. 500-508.

- [43] Daniel Ratner 和 Manfred Warmuth.1990. $(n^2 - 1)$ -puzzle 和 相关的 relocation问题. *Journal of Symbolic Computation* 10, 2 (1990), 111-137.
- [44] Samuel Rodriguez和Nancy M Amato. 2010.基于行为的疏散计划- ning.在 *ICRA*.350-355.
- [45] Daniela Rus, Bruce Donald, and Jim Jennings.1995.用团队移动家具 的 自主机器人. In *IROS*, Vol. 1.235-242.
- [46] Oren Salzman和Dan Halperin. 2015.拴住的 机器人的最佳运动规划. 快速最短路径查询的高效预处理.在 *ICRA*. 4161-4166.
- [47] Oren Salzman和Dan Halperin. 2016.用于快速、高质量运动规划的渐近接近最优的RRT. *IEEE Transactions on Robotics* 32, 3 (2016), 473-483.
- [48] Oren Salzman, Doron Shaharabani, Pankaj K. Agarwal, and Dan Halperin.2014.通过边缘收缩实现运动规划路线图的稀疏化. *Int.J. of Rob.Res.* 33, 14 (2014), 1711-1725.
- [49] Oren Salzman, Kiril Solovey, and Dan Halperin.2016.通过隐式配置空间平铺对多链路机器人进行运动规划. *IEEE Robot.Autom.Lett.* 1, 2 (2016), 760-767.
- [50] Guni Sharon, Roni Stern, Ariel Felner, and Nathan R. Sturtevant.2012.冲突- 基于搜索的最佳多Agent路径寻找. 在 *AAAI*.
- [51] Guni Sharon, Roni Stern, Meir Goldenberg, and Ariel Felner.2013.最佳多Agent寻路的成本增加的树形搜索. *人工智能* 195 (2013), 470-495.
- [52] Yoav Shoham.1997.面向代理人的编程概述. *软件 代理* 4 (1997), 271-290.
- [53] 大卫-西尔弗. 2005.合作寻路. *aiide* 1 (2005), 117-122.
- [54] David Sislak, Přemysl Volf, and Michal Pechoucek.2010.基于代理的合作性分散的飞机碰撞避免. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 12, 1 (2010), 36-46.
- [55] Kiril Solovey, Oren Salzman, and Dan Halperin.2016.在指数型干草堆中寻找针. 多机器人运动规划中的隐式路线图探索的离散RRT. *Int.J. of Rob.Res.* 35, 5 (2016), 501-513.
- [56] Trevor Scott Standley.2010.寻找合作寻路的最佳解决方案- ing问题. 在 *AAAI* . 173-178.
- [57] Roni Stern, Nathan R. Sturtevant, Ariel Felner, Sven Koenig, Hang Ma, Thayne T. Walker, Jiaoyang Li, Dor Atzmon, Liron Cohen, T. K. Satish Kumar, Roman Barták, and Eli Boyarski.2019.Multi-Agent Pathfinding:定义、变体、和基准.在 *SOCS*. 151-159.
- [58] Pavel Surynek.2010.多机器人路径规划的一个优化变体是 难以解决的.在 *AAAI*. 1261-1263.
- [59] Pavel Surynek, Ariel Felner, Roni Stern, and Eli Boyarski.2016.成本之和目标下的多Agent路径搜索的高效SAT方法.在 *ECAI* 中. IOS Press, 810-818.
- [60] Herbert G Tanner, George J Pappas, and Vijay Kumar.2004.领导者到形成 稳定性. *IEEE Trans. on Robotics & Auto.* 20, 3 (2004), 443-455.
- [61] Alejandro Torreño, Eva Onaindia, Antonin Komenda, and Michal Stolba.2017.合作性多Agent规划. A Survey. *CoRR* abs/1711.09057 (2017) .
- [62] Jur van den Berg, Jack Snoeyink, Ming C. Lin, and Dinesh Manocha.2009.多个机器人的集中式路径规划.最佳解耦为连续的 计划. In *RSS*.
- [63] Glenn Wagner和Howie Choset.2015年.用于多机器人 路径规划的亚维扩展. *Artificial intelligence* 219 (2015), 1-24.
- [64] Ko-Hsin Cindy Wang, Adi Botea, et al. 2008.快速和内存效率的多 代理寻路.在 *ICAPS*. 380-387.
- [65] Danny Weyns, H Van Dyke Parunak, Fabien Michel, Tom Holvoet, and Jacques Ferber.2004.多Agent系统的环境现状和研究挑战. In *International Workshop on Environments for Multi-Agent Systems*.1-47.
- [66] Danny Weyns, Kurt Schelthout, and Tom Holvoet.2005.在真实世界的应用中利用虚拟环境. In *International Workshop on Environments for Multi-Agent Systems*.218-234.
- [67] Peter R Wurman, Raffaello D'Andrea, and Mick Mountz.2008.协调仓库中的数百辆合作自主车辆. *人工智能* 29, 1 (2008), 9-9.
- [68] 于京津.2016.平面上最优多机器人路径规划的不可控性 图. *IEEE Robot.Autom.Lett.* 1, 1 (2016), 33-40.
- [69] 于京津.2019.良好连接环境下的平均案例常数因素时间和距离最优多机器人路径规划. *Rob.Res.* (2019), 1-15.
- [70] Jingjin Yu和Steven M. LaValle.2012.多Agent路径规划和网络 流. In *WAFR*, Vol. 86.Springer, 157-173.
- [71] Jingjin Yu and Steven M. LaValle.2013.最佳 多机器人路径规划在图上的结构和不可控性.在 *AAAI*. 1443-1449.
- [72] Jingjin Yu和Steven M. LaValle. 2016.图上的最佳多机器人路径规划.完整的算法和有效的启发式方法. *IEEE Transactions on Robotics* 32, 5 (2016), 1163-1177.
- [73] 余京津和Daniela Rus.2014.带旋转的图形上的卵石运动. 高效的可行性测试和规划算法. In *WAFR*.729-746.