

doi: 10.7690/bgzd.2026.02.019

# 融合 BASA\*-IGA 的自主机器人多任务路径规划

苗瑾超, 杨立炜, 李 萍, 刘梦琪, 田纪亚, 王柏力  
(新疆理工学院信息工程学院, 新疆 阿克苏 843100)

**摘要:** 针对有限目标点的单一路径规划问题, 提出一种融合双向交替搜索 A\*算法 (bidirectional alternating search algorithm, BASA\*) 与改进遗传算法 (improved genetic algorithm, IGA) 的混合算法。引入带有搜索缓冲区域的双向交替搜索机制, 以提高 A\*算法在大规模环境中的路径搜索效率; 考虑障碍物占比率改进启发式函数, 增强算法对复杂环境的评估能力; 运用 IGA 将多任务路径规划转化为离散优化问题, 利用 BASA\*生成任务点之间的编码路径, 结合随机遍历抽样选择操作、部分匹配交叉和变异操作, 并考虑能耗约束的适应度函数确定目标点的最佳访问顺序。仿真实验结果表明: 所提混合算法具备有效性, 可为机器人多任务作业提供技术参考。

**关键词:** 自主机器人; 双向交替搜索 A\*; 遗传算法; 多任务路径规划

**中图分类号:** TP242 **文献标志码:** A

## Multi-task Path Planning for Autonomous Robot Based on BASA\* -IGA

Miao Jinchao, Yang Liwei, Li Ping, Liu Mengqi, Tian Jiya, Wang Baili  
(Faculty of Information Engineering, Xinjiang Institute of Technology, Aksu 843100, China)

**Abstract:** A hybrid algorithm combining bidirectional alternating search algorithm (BASA\*) and improved genetic algorithm (IGA) is proposed to solve the single path planning problem with finite target points. A bidirectional alternate search mechanism with a search buffer region is introduced to improve the path search efficiency of the A\* algorithm in a large-scale environment, and a heuristic function is improved by considering the proportion of obstacles to enhance the evaluation ability of the algorithm in a complex environment; The IGA is used to transform the multi-task path planning into a discrete optimization problem, and BASA\* is used to generate the coding path between the task points, combined with the random ergodic sampling selection operation, partial matching crossover and mutation operation, and the fitness function considering the energy constraint is used to determine the optimal access order of the target points. The simulation results show the effectiveness of the proposed hybrid algorithm, which can provide a technical reference for robot multi-task operation.

**Keywords:** autonomous robot; bidirectional alternating search A\*; genetic algorithm; multi-task path planning

## 0 引言

多任务路径规划技术<sup>[1]</sup>在机器人自主作业中扮演着至关重要的角色, 例如在农业机器人资源调度方面通过合理协调任务可以提高农田资源的利用效率。近年来, 多种方法被应用于求解路径规划问题<sup>[2]</sup>。文献[3]改进了蚁群算法的状态转移公式, 优先选择具有更多出口的邻节点作为下一节点, 并通过分段多启发函数以及对最优最差路径分别进行奖惩, 增强了搜索的多样性和减弱了无效信息素的影响。文献[4]基于 A\*算法和最大最小蚂蚁系统改进蚁群算法, 加快了全局收敛速度和路径的平滑度, 并引入回退机制解决复杂环境下蚁群死锁的问题。文献[5]提出了基于球形矢量的 SPSO 算法, 有效地搜索无人机的任务空间。文献[6]提出一种改进 MOPSO 规划无人机在已知静态崎岖地形环境下的

路径, 考虑了高度、长度和角度变化率最小的无碰撞路径指标。文献[7]改进了 SGA 的适应度函数, 通过减少移动机器人到达目标路径的转弯次数来优化移动机器人消耗的能量。文献[8]设计了包含路径长度、路径安全和路径能耗的多目标适应度函数, 并通过加权法协调各个目标。在最新的研究中, 多目标路径规划问题大多被视为旅行商问题 (TSP)。

为解决移动机器人在大规模环境中的多任务作业问题, 笔者提出了 BASA\*-GA 算法以得到最佳的多任务路径。

## 1 多任务路径规划问题描述

多任务路径规划可认为是考虑障碍物约束的旅行商问题, 即已知  $n$  个目标点之间的相互距离, 机器人从某个起点出发访问每个目标点一次最后回到出发位置, 如何安排才使其所走路线最短, 即确定

收稿日期: 2024-11-07; 修回日期: 2024-12-21

基金项目: 自治区高校基本科研业务费科研项目 (XJEDU2024P090); 新疆维吾尔自治区自然科学基金项目 (2022D01C461)

第一作者: 苗瑾超 (1987—), 女, 陕西人, 硕士

通信作者: 杨立炜 (1997—), 男, 云南人, 硕士。

搜索自然子集  $x=\{1, 2, \dots, n\}$  的一个排列序列  $\pi(x)=\{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ ，使得通行代价  $C$  最小。

$$C = \sum_{i=1}^{n-1} d(C_i, C_{i+1}) + d(C_n, C_1)。 \quad (1)$$

式中： $n$  为目标点数量； $d(C_i, C_{i+1})$  为目标点  $C_i$  到目标点  $C_{i+1}$  的距离。

## 2 A\*算法

### 2.1 标准 A\*算法

A\*算法是一种经典的启发式直接搜索算法，根据节点的代价值选择最优节点，代价值的评价函数为：

$$f(n)=g(n)+h(n)。 \quad (2)$$

式中： $f(n)$  为当前节点的总代价； $g(n)$  为从起始节点到当前节点的实际代价； $h(n)$  为当前节点距目标节点的启发代价，计算代价值常用的有曼哈顿距离  $d_{M(n)}$ 、欧氏距离  $d_{E(n)}$ ：

$$d_{M(n)} = |x_n - x_g| + |y_n - y_g|； \quad (3)$$

$$d_{E(n)} = \sqrt{(x_n - x_g)^2 + (y_n - y_g)^2}。 \quad (4)$$

式中： $(x_n, y_n)$  为当前节点的坐标； $(x_g, y_g)$  为目标节点的坐标。基于曼哈顿距离的 A\*算法只能实现四邻域四个方向的搜索，基于欧氏距离的 A\*算法可实现八邻域八个方向的搜索，因此笔者采用欧氏距离计算代价值。

### 2.2 双向交替搜索 A\*算法

为有效减少传统 A\*算法不必要节点的往返搜索，提高路径规划的效率，笔者提出了双向交替搜索 A\*(BASA\*)算法从起点和终点交替搜索路径，直到搜索路径相遇，策略包含双向交替搜索策略、双向搜索缓冲机制和优化启发式函数。

#### 2.2.1 双向交替搜索策略

为了解决传统前向搜索和后向搜索策略中心点难觅相遇的问题，BASA\*采用了一种交替的策略，不断替换前向和后向搜索的最佳当前节点，通过切换前向和后向搜索的目标启发式函数，使前向路径最终与后向路径相交。每次扩展前向和后向搜索都会搜索 8 个相邻节点。前向搜索使用后向当前节点为目标的评价函数，如式(5)所示，而后向搜索使用前向当前节点为目标的评价函数，如式(6)所示：

$$f_F(N_F)=g_F(N_F)+h_F(N_F)； \quad (5)$$

$$f_B(N_B)=g_B(N_B)+h_B(N_B)； \quad (6)$$

$$h_F(N_F) = \sqrt{(x_{N_B} - x_{N_F})^2 + (y_{N_B} - y_{N_F})^2}； \quad (7)$$

$$h_B(N_B) = \sqrt{(x_{N_F} - x_{N_B})^2 + (y_{N_F} - y_{N_B})^2}。 \quad (8)$$

式中： $N_F$  为前向开放列表中的当前节点； $N_B$  为后向开放列表中的当前节点； $g_F(N_F)$  为从起点到  $N_F$  的路径成本； $g_B(N_B)$  为从目标点到  $N_B$  的路径成本； $h_F(N_F)$  为从  $N_F$  到  $N_B$  的估计欧氏距离； $h_B(N_B)$  为从  $N_B$  到  $N_F$  的估计欧氏距离。

#### 2.2.2 双向搜索缓冲区域

为提升双向搜索策略在搜索空间不均匀、有大量障碍物或路径不容易找到的问题。笔者考虑了搜索缓冲区域来获得多条备选路径，步骤如下：

1) 双向交替搜索：在前向搜索和后向搜索的初始阶段，采用双向交替搜索策略。即前向搜索扩展一步，后向搜索扩展一步，依此交替进行。

2) 相遇检测：在每次扩展节点时，都要检查前向搜索和后向搜索是否在相同的节点上相遇，如果相遇，说明已找到可行路径，执行下一步。

3) 切换为双向搜索：一旦前向搜索和后向搜索在相同节点相遇，切换为双向搜索策略。

4) 终止条件：找到  $n$  条路径时停止搜索。

#### 2.2.3 改进启发式函数

传统 A\*算法未考虑障碍物密度对搜索效率的影响。笔者引入了障碍物密度概念，用于动态调整启发式函数以更准确地反映环境复杂性，提高路径搜索效率。

$$P = N / ((|x_i - x| + 1) \times (|y_i - y| + 1))；$$

$$f(n)=g(n)+\ln(e+P)h(n)。 \quad (9)$$

式中： $(x_i, x)$  为当前节点的坐标； $(y_i, y)$  为双向交替搜索对应的目标点； $N$  为当前节点与目标节点组成的矩形区域内的障碍物面积占比。

## 3 BASA\*-GA 算法

为提升 BASA\*-GA 对连续和离散多任务路径规划问题的求解能力，考虑了 GA 早期，可能出现适应值远远高于平均适应值的超级个体，导致群体进化能力丧失，算法过早陷入局部最优解，笔者运用精英策略和多目标评价指标进行了改进，算法步骤如下：

1) 路径规划：定义多个目标点，设置集合确定目标点两两之间的规划方案。利用 BASA\*对整数编码集合进行搜索，得到与每个目标点相关联的路径。

2) 编码: 采用整数排列编码方法, 对  $n$  个待访问的目标点  $x=\{1, 2, \dots, n\}$ , 将染色体分为  $n$  段, 其中每段为对应目标点编号, 随机生成初始目标点的整数编码的染色体  $|k_1||k_2|\dots|k_i||k_n|$ 。

3) 种群初始化: 在完成染色体编码后产生一个初始种群作为起始解, 初始化种群的种群大小  $P_s$ , 代数 Gen, 交叉概率  $P_c$ , 变异概率  $P_m$ 。

4) 适应度函数: 传统方法以路径总长度的倒数作为适应度函数的评判标准。笔者假设机器人直线运动状态下的速度恒定为  $v$ , 建立下式的能耗约束适应度函数。

$$fit = \frac{a}{l} + \frac{b}{n} + \frac{c}{f_p(l + \eta \times angle \times r) / v} \quad (10)$$

式中:  $l$  为路径长度;  $n$  为路径的转弯节点数;  $f_p$  为机器人电机功率;  $\eta$  为转弯能耗效率;  $angle$  为路径累计转弯角度;  $r$  机器人转弯半径;  $a+b+c=1$  为权重因子。

5) 随机遍历抽样选择操作: 传统 GA 是以轮盘赌选择法来选择个体的, 若设种群数为  $M$ , 个体  $k$  的适应度为  $fit_k$ , 则个体被选中的概率如式(11)所示。个体选择的概率给定后, 产生  $[0, 1]$  之间均匀随机数来决定哪个个体参加交配。

$$p_i = fit_k / \sum_{i=1}^M fit_k \quad (11)$$

从轮盘赌选择过程可以看出: 如果需要选择  $M$  个个体, 则需转动  $M$  次转盘。笔者利用随机遍历抽样(SUS), 对需要选择的  $M$  个个体, 只需一次生成  $M$  个等间距的标记指针位置, 即可选择出  $M$  个个体, 具体步骤如下:

Step1: 计算指针的间距  $P = \sum_{i=1}^M fit_k / M$ ;

Step2: 随机生成起点指针位置 Start 为  $0 \sim P$  的随机位置;

Step3: 计算各指针的位置为  $Start+i \times P$ ; 其中  $i=[0, 1, \dots, M-1]$ 。

Step4: 根据各指针位置, 选择出  $M$  个个体。

6) 交叉操作: 采用部分匹配交叉并且适应度值有提高的才接受下来, 否则交叉无效。确定交叉操作的父代, 将父代样本两两分组, 每组重复以下过程:

① 产生 2 个  $[1, M]$  区间内的随机整数  $r_1$  和  $r_2$ , 确定 2 个位置, 对两位置的中间数据进行交叉, 如  $r_1=4, r_2=7$ 。

② 随机选择一对染色体(父代)中几个基因的起止位置(两染色体被选位置相同), 如图 1 所示。

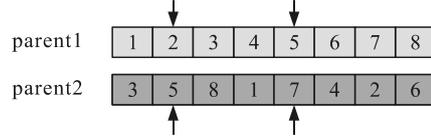


图 1 随机选择交叉位置

③ 交换这 2 组基因的位置如图 2 所示。

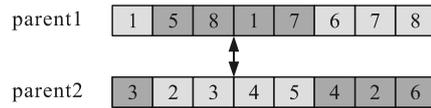


图 2 交换基因

④ 做冲突检测, 根据交换的两组基因建立一个映射关系, 如图 3 所示。以 7-5-2 这一映射关系为例, 可以看到 Step2 的结果中 parent1 存在 2 个基因 1 和 7, 这时将其通过映射关系转变为基因 2, 以此类推至没有冲突为止。最后所有冲突的基因都会经过映射, 保证形成的新一对子代基因无冲突。

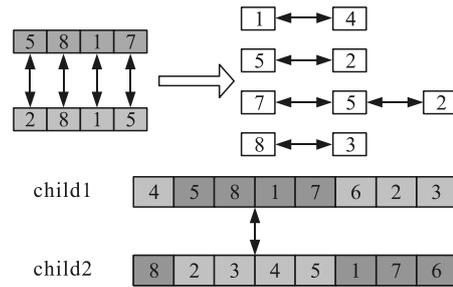


图 3 冲突检测

7) 变异操作: 变异策略采取随机选取染色体上的 2 个点, 将其对换位置。

8) 循环操作: 判断是否满足设定的最大遗传代数, 不满足则跳入适应度值的计算; 否则, 结束遗传操作。

### 4 仿真实验

为了验证本文中 BASA\*-GA 算法的有效性, 在规模不同的 2 维静态栅格地图进行仿真实验。算法参数: 种群大小  $P_s=100$ , 代数 Gen=200, 交叉概率  $P_c=0.9$ , 变异概率  $P_m=0.05$ , 转弯能耗效率  $\eta=0.8$ , 机器人电机功率  $f_p=120$ , 机器人转弯半径  $r=0.5$ , 速度  $v=1$ , 权重因子  $a=0.6, b=0.2, c=0.2$ 。仿真实验环境: 操作系统 Windows 10 (64 位), 处理器 AMD R5-5800H, 内存 32 GB, 仿真平台 MatlabR2020a。

#### 4.1 单目标实验

该实验设计了规模为  $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$  的地图用于实验验证, 如图 4 所示。

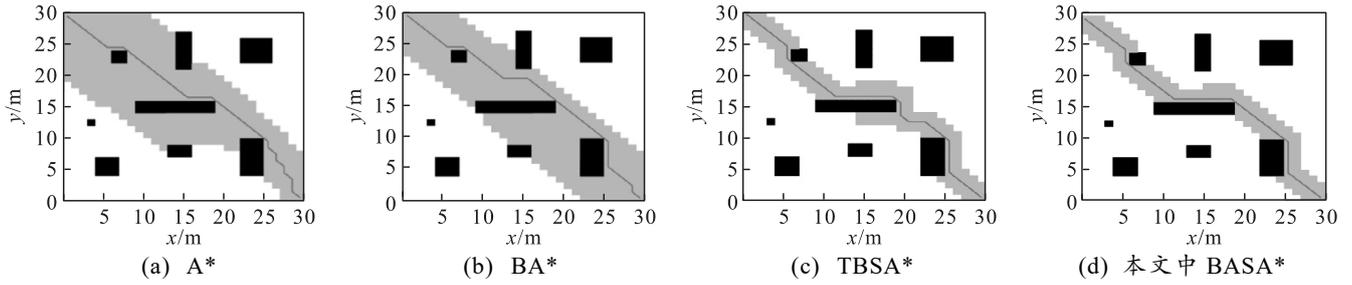


图 4 30 m×30 m 规模环境

选取标准 A\*算法、双向 A\*算法(BA\*)、传统双向交替搜索 A\*算法(TBSA\*)、本文中 BASA\*算法进行对比。与 A\*算法相比, BASA\*算法在节点拓展数上减少了约 62.60%, 在时间上节约了约 15.06%, 显示出高效的搜索性能。与 TBSA\*算法相比, BASA\*算法在节点拓展数上减少了约 8.16%, 在时间上节约了约 4.82%, 虽然优势较小, 但依然显著。相对于 BA\*算法, BASA\*算法在节点拓展数上减少了约 59.21%, 在时间上节约了约 14.56%, 这一结果凸显了其在小规模地图搜索中的效率和速度优势。在路径长度和平滑度方面, BASA\*算法与其他算法的差异不大, 表明在提高效率的同时, 还

能保持良好的路径质量。

表 1 30 m×30 m 对比实验结果

算法	节点拓展数	长度/m	平滑度/(°)	时间/s
本文中 BASA*	135	45.112 7	6	0.310 3
TBSA*	147	46.284 3	10	0.326 0
BA*	331	43.941 1	8	0.363 2
A*	361	43.941 1	12	0.365 3

### 4.2 多目标实验

该实验设计了规模为 40 m×40 m 的地图, 随机生成 30 个目标点, 模拟机器人需要作业的多个任务点, 以此实验验证 BASA\*-GA 算法的有效性, 实验结果如表 2 和图 5-6 所示。

表 2 实验结果

地图规模/m	目标点个数	遍历节点数	距离/m	转折点	累计角度/(°)	寻优用时/s	最优路径顺序
20×20	10	4 041	63.455 8	26	306 0	3.02	7→1→9→8→6→5→3→10→2→4→7
40×40	30	69 230	197.923 9	85	990 0	72.33	7→12→1→8→10→17→27→20→22→13→28→3→29→26→19→18→5→9→24→21→4→11→16→23→6→30→14→25→15→2→7

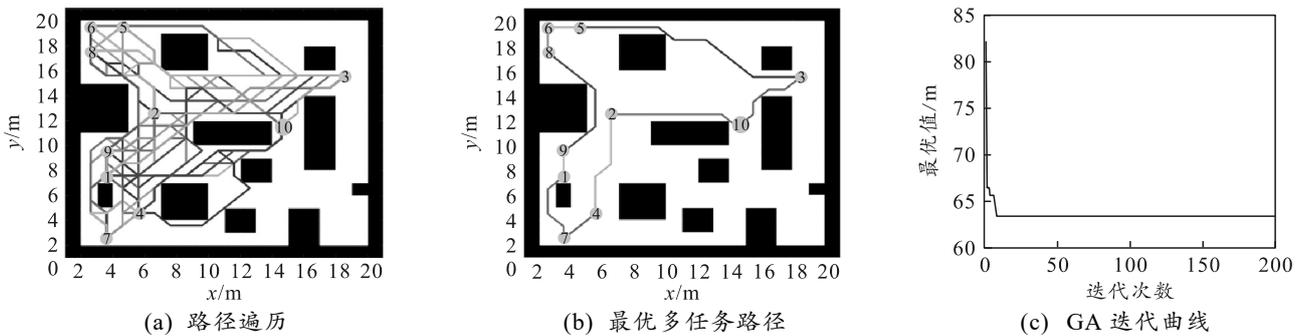


图 5 20 m×20 m 地图 10 个目标点

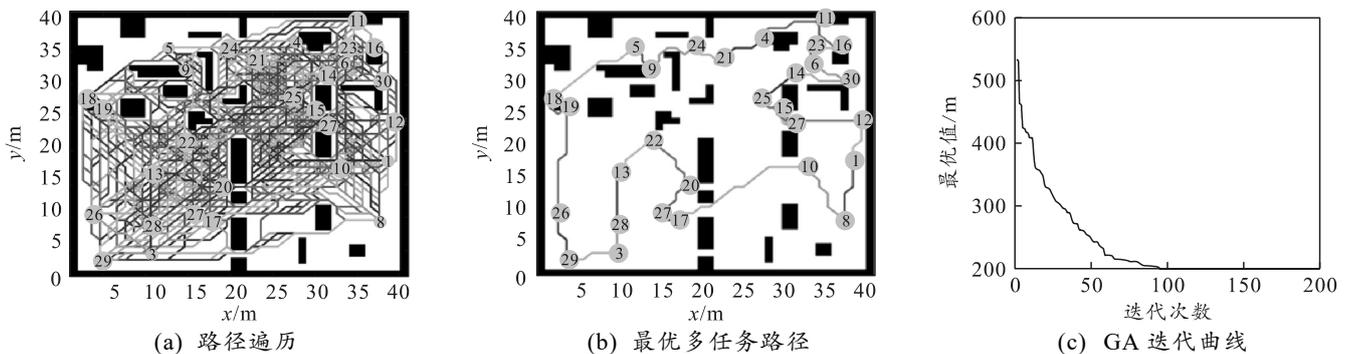


图 6 40 m×40 m 地图 30 个目标点

结合实验数据, 本文中的 BASA\*-GA 算法在处理不同规模的旅行商问题(TSP)时显示出了其高效性和适应性。在较小的 20 m×20 m 地图上, 尽管目标点数量仅为 10, 但算法能从 10 种组合方案(约对应  $3.63 \times 10^6$  种方案)中有效地找到总距离为 63.455 8 m 的路径, 且用时较短(总共约 3.02 s)。这表明对于较小规模的问题, BASA\*-GA 算法能够迅速且高效地找到解决方案。当地图规模增加到 40 m×40 m, 目标点数量提升到 30 时(约对应  $2.65 \times 10^{32}$  种方案)算法的遍历节点数显著增加至 69 230, 反映了问题复杂度的增加。尽管如此, 算法仍然能在较合理的时间内(总共约 72.23 s)找到总距离为 197.923 9 m 的路径, 这证明了 BASA\*-GA 算法在处理中等规模问题时依旧保持了良好的性能。

### 5 结束语

为解决移动机器人在大规模环境中的多任务作业问题, 笔者提出 BASA\*-GA 算法。通过将双向交替搜索 A\*算法的高效路径搜索能力与遗传算法的优化策略相结合, 显著提升了机器人在复杂环境中的作业效率, 还保证了路径规划在时间、距离和能耗上的最优化。仿真实验结果验证了 BASA\*-GA 算法的有效性, 展示了其在处理大规模多任务作业中的强大潜力。BASA\*-GA 有望为农业机器人的资源调度路径规划问题或者海面无人艇的多任务作业

问题提供技术参考。

### 参考文献:

[1] LI C, HUANG X, DING J, et al. Global path planning based on a bidirectional alternating search A\* algorithm for mobile robots[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 168: 108123.

[2] 王倩, 李俊丽, 杨立炜, 等. 改进蚁群融合 DWA 算法的移动机器人路径规划[J]. 兵工自动化, 2023, 42(4): 79-84.

[3] AKKA K, KHABER F. Mobile robot path planning using an improved ant colony optimization[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2018, 15(3): 1-7.

[4] DAI X L, LONG S, ZHANG Z W, et al. Mobile robot path planning based on ant colony algorithm with A\* heuristic method[J]. Frontiers in Neurorobotics, 2019, 13(15): 444376.

[5] PHUNG M D, HA Q P. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing, 2021, 107: 107376.

[6] ZHEN X, ZHANG E Z, CHEN W Q. Rotary unmanned aerial vehicles path planning in rough terrain based on multi-objective particle swarm optimization[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(1): 130-141.

[7] LAMINI C, BENHLIMA S, ELBEKRI A. Genetic Algorithm Based Approach for Autonomous Mobile Robot Path Planning[J]. Procedia Computer Science, 2018, 127: 180-189.

[8] LI K, HU Q, LIU J, et al. Path Planning of Mobile Robot Based on Improved Multiobjective Genetic Algorithm[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021: 8836615.

\*\*\*\*\*

(上接第 82 页)

[5] 刘荣豪, 李哲伦. 无人机倾斜式双旋翼气动特征分析[J]. 兵工自动化, 2025, 44(4): 101-103.

[6] 路引, 陈睿璟, 王道波. 某型无人机飞行动力学仿真软件设计[J]. 兵工自动化, 2015, 34(2): 94-96.

[7] 刘国峰, 唐俊, 徐玉茹, 等. 基于无人机的辐射监测装

\*\*\*\*\*

(上接第 88 页)

[4] LI Q, CHALVATZAKI G, PETERS J, et al. Directed Acyclic Graph Neural Network for Human Motion Prediction[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Xi'an, China: IEEE, 2021: 3197-3204.

[5] KHAN A, RIBEIRO A, KUMAR V, et al. Graph Neural Networks for Motion Planning[M]. arXiv, 2020.

备[J]. 兵工自动化, 2022, 41(1): 23-24, 47.

[8] 王立磊, 魏启航. 对我军无人机力量建设的几点思考[J]. 兵工自动化, 2020, 39(10): 1-5.

[9] 贾家宁, 盖科龙, 梁天. 大载荷无人机安全着陆纵向控制策略[J]. 兵工自动化, 2020, 39(1): 16-22.

[10] 梁瑾, 宋栋梁, 李嘉. 小型无人机飞行控制系统设计及验证[J]. 兵工自动化, 2016, 35(5): 39-42.

[6] YU C P, GAO S C. Reducing Collision Checking for Sampling-Based Motion Planning Using Graph Neural Networks[C]//35th Conference on Neural Information Processing Systems. IEEE, 2021.

[7] YING C X, CAI T L, LUO S J, et al. Do Transformers Really Perform Bad for Graph Representation[C]//35th Conference on Neural Information Processing Systems. IEEE, 2021.