

基于协同多目标算法的多机器人路径规划

万逸飞, 彭力

江南大学物联网应用技术教育部工程中心, 江苏 无锡 214122

基金项目: 国家重点研发项目(2018YFD0400902); 国家自然科学基金面上资助项目(61873112)

通信作者: 彭力, pengli@jiangnan.edu.cn 收稿/录用/修回: 2019-03-12/2019-05-24/2019-08-20

摘要

多机器人路径规划是群体机器人协同工作的前提, 其特点是在防碰撞与避障的前提下追求多方面资源的最小消耗. 针对这一特点, 提出协同非支配排序遗传算法, 解决具有多个优化目标的多机器人路径规划问题; 运用改进的多目标优化算法, 克服多目标优化取权值的不足, 同时考虑机器人能源与时间两大资源, 以多机器人的路径总长度、总平滑度、总耗时为规划目标. 同时引入合作型协同算法框架, 将难以求解的多变量问题分组求解. 每个机器人的路径视为子种群, 子种群通过带精英策略的非支配排序遗传算法, 进化并筛选出子种群的部分进入协同进化, 每次迭代更新外部的精英解集, 最终生成一组非支配路径解. 仿真结果表明, 在栅格地图环境下, 本文算法可有效实现多移动机器人的多优化目标路径规划.

关键词

多机器人
多目标优化
路径规划
协同进化
非支配排序遗传算法(NSGA-II)
中图法分类号: TP242
文献标识码: A

Multi-robot Path Planning Based on Cooperative Multi-objective Algorithm

WAN Yifei, PENG Li

Engineering Research Center of Things Technology Applications (Ministry of Education), Jiangnan University, Wuxi 214122, China

Abstract

Multi-robot path planning is the premise of the cooperative work of group robots, and it is characterized by the pursuit of multi-resource minimum consumption under the premise of collision prevention and obstacle avoidance. Aiming at this characteristic, a collaborative non-dominant sequencing genetic algorithm is proposed to solve the multi-robot path-planning problem with multiple optimization objectives. An improved multi-objective optimization algorithm is applied to overcome the deficiency of multi-objective optimization in weight selection, and the total path length, smoothness, and time of the multi-robot are considered. At the same time, a collaborative algorithm framework is introduced to solve the problem of multivariate groups; here, each robot path is regarded as a sub-population. Parts of the sub-populations are selected by the non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) with elitist strategy, and they evolve into cooperative coevolution. Each iteration update outside the elite solution set eventually forms a set of control path. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively realize multi-objective path planning for multi-mobile robots in a known raster map environment.

Keywords

multi-robot;
multi-objective optimization;
path planning;
cooperative coevolution;
non-dominated sorting genetic algorithm-II (NSGA-II)

0 引言

机器人无论是对人类的生活还是工作都提供了巨大的便利, 随着科技的发展, 机器人的发展呈现自主化的趋势. 而智能机器人要自主地完成任务, 路径规划是必不可少的, 这也是移动机器人协同工作的前提. 路径规划就是在现场环境的约束下, 为机器人规划出能达到目标位置的

最优路线, 本质是优化问题. 目前实现单机机器人路径规划的研究已经有很多, 比如人工势场法^[1]、A*算法^[2]、神经网络^[3]、遗传算法^[4-5]、人工鱼群算法^[6]等. Liu等^[7]将人工势场与蚁群算法相融合, 并加入几何优化, 从而提高算法的性能. 学者们通过改进或者结合这些算法, 虽然能很好地实现路径规划, 但是这里路径规划的目标一般是最小路径长度, 属于单一目标优化, 不够全面. 因为路径长

式(1)的非支配解为 n 个机器人可行路径的集合 $P^* = \{P_1^*, P_2^*, \dots, P_n^*\}$. 其中函数 $f_1(P)$, $f_2(P)$, $f_3(P)$ 分别对应总路长, 平滑度以及总时间. 具体为:

1) 总路长:

$$f_1(P) = \sum_{i=1}^n \{\text{length}(P_i)\} \quad (2)$$

$$\text{length}(P_i) = l_i = \begin{cases} \sum_{j=1}^{m-1} |p_{ij} - p_{i(j+1)}|, & P_i \text{ accessible} \\ \text{inf}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

2) 平滑度:

$$f_2(P) = \sum_{i=1}^n \{\text{turning}(P_i)\} \quad (4)$$

$$\text{turning}(P_i) = \begin{cases} \sum_{j=2}^{m-1} \theta_{ij} + k_i \times \frac{\pi}{3}, & P_i \text{ accessible} \\ \text{inf}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中 θ_{ij} 为 $[p_{i(j-1)}, p_{ij}]$ 与 $[p_{ij}, p_{i(j+1)}]$ 的夹角, k_i 为路径 P_i 中夹角 θ_{ij} 大于 $\pi/3$ 的个数, 即当路径中出现大拐角时, 对其实行惩罚.

文[12]中使用夹角个数与最大夹角值两个指标共同描述平滑度, 这样具有一定的可行性. 但是如果两条路径, 路径1有3个拐角: $\pi/12, \pi/12, 2\pi/3$, 路径2也有3个拐角: $2\pi/3, 2\pi/3, 2\pi/3$. 此时用文[12]的方式评价两条路径平滑度, 其结果是一样的. 可是显然路径1的平滑度更小. 本文这里先对大夹角加以惩罚值, 再用夹角和来衡量平滑度就显得更合理些.

3) 总时间:

$$f_3(P) = \max\{t_1, t_2, \dots, t_n\} \quad (6)$$

式(6)中 $t_i = l_i/v + t_0$, 其中 v 表示机器人的速度, t_0 为机器人 i 滞留的时间. 机器人之间防撞有两种策略, 优先级规划与速度规划^[17]. 虽然如果选择速度规划, 理论上可能会缩短总耗时, 但是有一些缺点: 1) 引入变化的速度, 算法除规划路径以外, 还要规划实时加速度值, 算法复杂度加大, 实时性可能变差. 2) 算法的适用范围缩小, 因为部分实际应用中, 不允许机器人有较大的速度变化. 3) 安全度降低, 如果遇到图2过独木桥的情况, 速度控制与理想稍有偏差, 就会死锁于独木桥. 因此本文选择优先级规划策略, 这里规定路径长的机器人优先级高, 在两机器人避让时先行. 至于停留避让主要分为两种情况: 一种是靠近时简单避让, 如图3所示的侧面相交以及如图4所示的跟随, 它们都只要在两机器人靠近时, 根据优先级, 避让于下一个共同栅格即可. 假设栅格边长为1(以下全文都是), 这里统一按最大停留时间 $\sqrt{2}/v$ 计算; 另一种是相遇于“独木桥”, 如图2所示的虚线路径, 不再是简单的避让于下一个相遇栅格, 而是整个“独木桥”. 这种情况停留的时间 t_0 等于优先级高的机器人走过“独木桥”的时间.

1.2.2 约束条件

多移动机器人路径规划的约束主要是两个方面: 第1) 避障, 即避开静态障碍物, 规划出可行路径; 第2) 防撞, 即机器人之间通过协调, 优先级避让以防止相互之间碰撞. 公式为

$$|P_{ij} - O_k| \geq \sqrt{2}/2, \quad k=1, 2, \dots, Q \quad (7)$$

$$\|P_{a(t)} - P_{b(t)}\| \geq \sqrt{2}, \quad a \neq b=1, 2, \dots, n \quad (8)$$

式(7)中, O_k 表示障碍物每个边缘栅格的中心, Q 表示所有障碍物边缘栅格的个数总和. 式(8)中, $P_{a(t)}$ 与 $P_{b(t)}$ 分别表示机器人 a 与 b 在 t 时刻的位置.

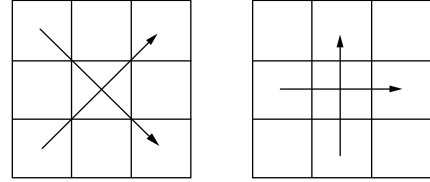


图3 侧面相交

Fig.3 The side intersection

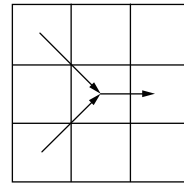


图4 跟随情形

Fig.4 The situation of following

2 协同非支配排序遗传算法

2.1 NSGA-II 算法

多目标优化算法有很多, 基本可分为两类. 第1类为传统多目标优化算法, 即通过数学的方法将多目标转化为单目标进行求解, 比如梯度下降法、加权法^[8-10]、线性规划法等; 第2类为多目标智能优化算法, 比如: NPGA-II (niched Pareto genetic algorithm), NSGA, NSGA-II^[18] 等. 多目标智能优化算法相对于传统算法, 虽然算法复杂了许多, 但是效果好, 寻优的过程具有自组织、自学习性且运行一次便能得到多个 Pareto 解. 而 NSGA-II 是多目标遗传算法中优化效果相对较好的算法^[19]. 它针对 NSGA 算法的不足, 通过加入精英策略, 保障优秀个体在进化过程中被保存下来, 以提高优化结果的精度; 提出快速非支配排序算法, 大大降低计算的复杂度; 采用拥挤度和拥挤度比较算子代替 NSGA 中需要指定的共享半径, 保证种群的多样性.

2.2 合作型协同进化算法

对于多机器人路径规划问题, 所有机器人的路径总和才是一个完整的解, 比如 n 个机器人路径规划的解为: $[P_{11}, P_{12}, \dots, P_{1\text{end}}, \dots, P_{n1}, P_{n2}, \dots, P_{n\text{end}}]$ 且每一段 $[P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{i\text{end}}]$ 长度不相等, 即每个机器人走过的栅格个数不等. 因此, 如若直接用 NSGA-II 算法或其他遗传算法求解, 那染色体编码将很长, 计算复杂度将随机器人数量的增多和地图的增大成指数上升. 并且一般达到3个机器人时, 就不一定能在有限的迭代次数内求得非支配解. 故本文引入合作型协同进化算法框架, 将原本较长的染色体编

码分为多个短的染色体编码,即将复杂的多决策变量问题进行分组求解,每一个短编码为一个子种群,子种群独立进化,需要评价时再相互合作。

如图5所示为本文求解多移动机器人路径规划的大体算法框架。CO-NSGA-II算法将多机器人路径规划问题进行了分解,根据机器人的数量分为 n 个子种群,每个子种群内部运行改进的NSGA-II算法,当需要防撞与计算评价时,子种群之间才进行“交流”。具体而言,图5中将原本较多的决策变量分为了 n 组,即 n 个子种群,每个子种群对应于一个机器人的路径规划。子种群内部在实现避障,即满足式(7)的前提下用NSGA-II算法单独进化。当它们需要协调防撞,即验证式(8),以及计算式(2)、式(4)、式(6)三个优化目标的适应值时,因为子种群只是代表每个机器人的路径,并不是完整解,所以子种群之间要相互合作。比如在对种群1内的个体评价时,先通过非支配与拥挤度排序的方式在其他种群中选出 N_s 个代表($N_s < 4$),然后将这些代表与种群1中的个体进行排列组合拼成完整解。通过验证防撞的约束条件去除不可行解后,根据3个目标函数,为结合后的个体评价,评价结果就是种群1的适应值;同理依次处理其它种群。

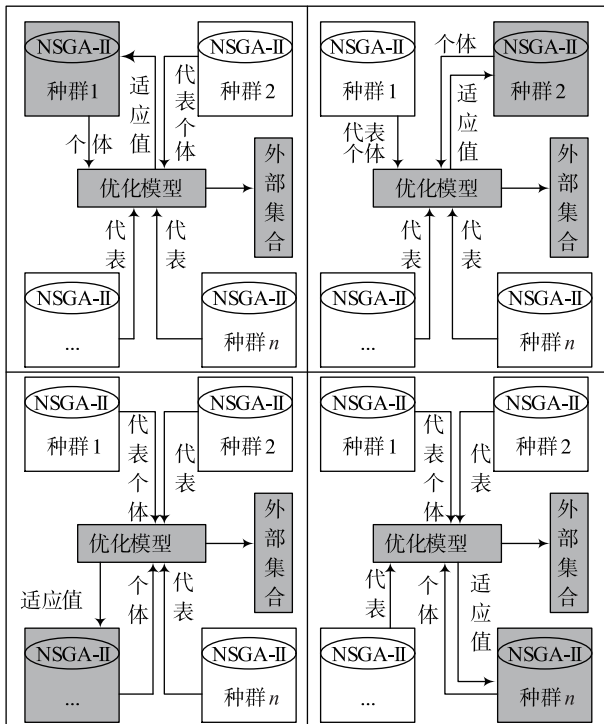


图5 合作型协同进化算法框架
Fig.5 Collaborative co-evolutionary algorithm framework

为了提高计算的效率,避免第一次迭代时将所有个体同等对待以及盲目抽取代表,这里引进式(3)单机器人路径长度和式(5)单路径平滑度作为子种群的两个小目标函数;同时为了提高优化的精度,设置外部精英集合。外部精英集合的存储空间为一定值,假设可以存储 E 个完整

解,每次迭代结束,将完整解中的精英复制一份放入外部集合,并通过非支配排序后,将排名大于 E 的删除。

3 多机器人的多目标路径规划算法

3.1 编码

染色体编码的方式直接影响了算法收敛的速度乃至算法的成败,关于机器人路径编码主要有两种:以栅格坐标加指针进行浮点数编码^[11]和以栅格序号进行实数编码^[20]。为了计算的简单,本文选择用相邻的栅格序号进行不定长编码。假设式(9)是机器人 i 路径的一条染色体编码,则 $p_{ij}(j=1, 2, \dots, m)$ 为空白栅格序号, p_{i1} 与 p_{im} 分别为起始栅格与目标栅格的序号且 p_{ij} 与 $p_{i(j+1)}$ 为相邻栅格。

$$X_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}] \quad (9)$$

为了提高算法计算的效率,在保证编码完整性与多样性的前提下尽可能的缩短编码长度。将原本随机编码方式改为“有偏向”的编码,如图6所示,假设栅格5是当前编码的节点,将相邻栅格分为4组,分别是右上{7, 8, 9, 6, 3},右下{9, 6, 3, 2, 1},左下{3, 2, 1, 4, 7},左上{1, 4, 7, 8, 9}。在确定下一个编码节点前,先判断目标栅格在当前栅格5的什么方位,如果是右上方位,则在右上这组中随机选一个可行栅格作为下一个编码节点;如果是正上方位,则先在右上与左上之间随机抽一组,同理处理其它正方向的情况。

7	8	9
4	5	6
1	2	3

图6 路径编码
Fig.6 Path coding

3.2 交叉与变异算子

交叉和变异都是本文算法中两个重要的算子,它们以不同的概率出现,直接关系着算法的性能。交叉是两个父代通过染色体交配产生新的下一代,变异则是选取染色体中的部分通过变化产生下一代。

设两个父代为 $\text{parent}_1 = [s, p_1, p_2, \dots, p_{(pm-1)}, g]$ 与 $\text{parent}_2 = [s, q_1, q_2, \dots, q_{(qm-1)}, g]$ 。为实现交叉算子,在两个父代染色体中找取相同节点作为交叉点,假设两染色体中 $p_i = q_j$, 则它们通过单点交叉产生的两个子代分别为: $\text{child}_1 = [s, p_1, p_2, \dots, p_i, q_{(j+1)}, \dots, q_{(qm-1)}, g]$ 与 $\text{child}_2 = [s, q_1, q_2, \dots, q_j, p_{(i+1)}, \dots, p_{(pm-1)}, g]$ 。如若没有相同节点,则跳过交叉进入变异;如若多个相同节点,则随机选一个。因为 s 与 g 附近出现相同的节点概率较大,这样会导致交叉后子代与父代相同的概率也很大,不利于算法的收敛。因此本算法规定在父代编码长度 L 的 $[L/6, 5L/6]$ 之间搜索相同节点。

变异可以提高算法对 Pareto 解的探索能力,一般路径解的变异是挑选解中的一个编码节点,在其周围可行栅格

中重新选取栅格代替原本栅格点达到变异效果^[21]. 这种单点变异简单且保证了变异后的解长度不变, 但是对 Pareto 解的探索能力不是很强, 可能跳不出支配解(局部最优). 故本文的变异不再是单点变异, 而是随机抽取编码中不含起点与终点的一段(小于等于 3 个节点), 将其去除, 用初始化的方法连接两个断开的染色体. 虽然这样变异可能会导致变异后的染色体长度发生变化, 但是它相对于单点变异, 探索能力更强, 而且变异后的路径依然可行.

3.3 算法流程

求解多机器人的多目标路径规划算法具体步骤为:

步骤 1 创建栅格地图, 确定子种群规模 pop , 迭代次数等初始参数.

步骤 2 初始化各子种群 P_i , 根据式(3)和式(5)计算首次适应值, 并对子群中的个体进行非支配与拥挤度排序. 选取前 $3pop/4$ 作为实际种群规模 N .

步骤 3 依据适应值从其它子种群中选择优秀代表个体, 与待评价的子种群个体结合成完整解. 在个体满足约束条件的前提下, 通过式(2)~式(6)计算自身种群的个体评价.

步骤 4 根据 3 个优化目标的适应值对各个种群的个体进行非支配排序以及拥挤度排序, 以非支配的概念更新外部精英集合. 通过二元锦标赛进行选择, 实施交叉与变异操作, 得到子种群 M .

步骤 5 合并父代与子代, 即 $C = N \cup M$, 对其排序后挑选 N 个优秀个体作为子种群.

步骤 6 如果各子种群都收敛, 或者达到最大迭代次数, 则结束; 否则, 循环步骤 3~步骤 5.

4 仿真分析

当前文献中, 尚未发现以总路长、平滑度、总耗时为优化目标的多机器人多优化目标的路径规划, 所以无法直接与本文算法进行对比实验分析, 此处主要是验证算法的可行性. 本文仿真软件为 Matlab 2014b, 初始化时, 取最大迭代次数为 25, 子种群规模 $pop = 200$, 交叉概率为 0.85, 变异概率为 0.15, 二元锦标赛选择支配池的规模为实际种群规模 N 的 1/2. 仿真中假设机器人都是匀速运动且机器人的速度相同, 取速度 v 为 1.

仿真案例 1 通过两个机器人在简单环境中的协同路径验证本文算法中协同进化的优越性. 假设两个机器人分别从起始点 $S_1(0.5, 0.5)$ 、 $S_2(14.5, 3.5)$ 前往目标点 $G_1(19.5, 19.5)$ 、 $G_2(1.5, 14.5)$. 首先不加协同算法框架, 只用改进的 NSGA-II (improve NSGA-II, I-NSGA-II) 进行仿真, 得到一组非支配解, 随机抽取一解, 如图 7 所示; 其次用本文算法进行仿真, 随机抽取一解, 如图 8 所示. 对比图 7 与图 8, 分析表 1 数据, 可知本文算法与 I-NSGA-II 算法的结果成支配关系, 并且在最大迭代次数内, 本文算法快速收敛. 显然协同进化将较多决策变量问题分组求解, 具有一定的优越性.

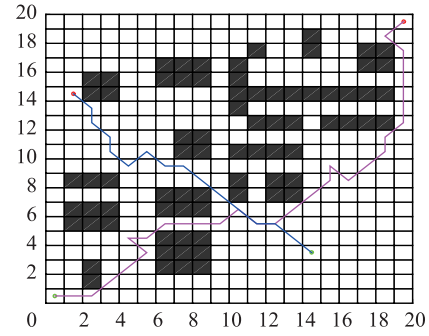


图 7 I-NSGA-II 算法路径规划

Fig.7 Path planning by I-NSGA-II algorithm

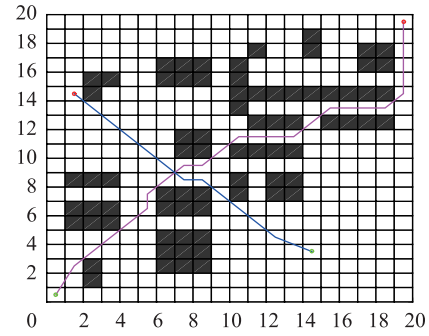


图 8 CO-NSGA-II 算法路径规划

Fig.8 Path planning by CO-NSGA-II algorithm

表 1 图 7 与图 8 数据对比

Tab.1 Fig.7 and Fig.8 data contrast

算法	总路长	平滑度	总时耗	收敛
I-NSGA-II	56.183 8	37.437 3	36.627 4	-
CO-NSGA-II	48.170 6	9.282 9	30.792 4	5

仿真案例 2 通过两个机器人在复杂环境中的协同路径验证本文算法的可行性. 假设两个机器人分别从起始点 $S_1(0.5, 0.5)$ 、 $S_2(6.5, 34.5)$ 前往目标点 $G_1(39.5, 39.5)$ 、 $G_2(37.5, 5.5)$. 如图 9 所示, 40×40 的栅格地图中包含了多个凹型环境, 这对于传统的人工势场法^[1], 蚁群算法等极其容易被困其中或者陷入局部最优, 比如图 10 是利用经典蚁群算法基于此环境进行单机器人路径长度优化的结果, 最终路径长度为 79.254 8. 显然对于此复杂环境, 利用传统算法进行单机器人的单目标路径规划都很难达到最优.

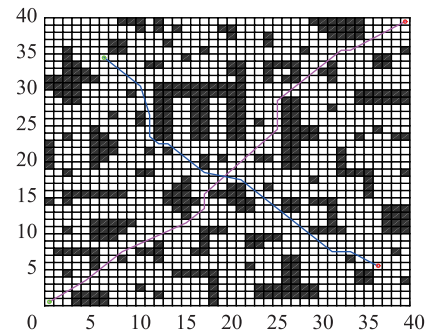


图 9 两机器人路径规划

Fig.9 Two robots' path planning

图 9 是任意选择的一个非支配解, 可见利用本文算法, 不仅实现了多机器人的多优化目标路径规划, 而且其中机器人 1 的路径长度是 57.699 7, 优于图 10 中的规划路径. 图 9 中两个机器人路径的交点并非同时到达, 即两个机器人不会碰撞. 两个机器人的总路径长度、总平滑度、总耗时分别为 102.421 6、10.667 7、57.699 7.

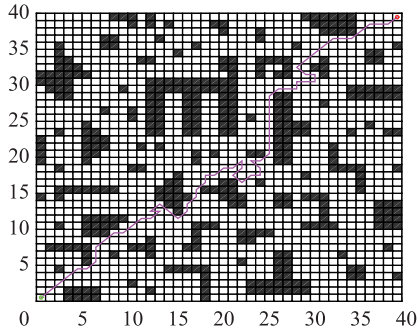


图 10 单机器人单目标路径规划

Fig.10 Single optimization target path planning of single robot

现将机器人 1 的速度设置为 3, 发现算法得到的非支配解集中仍包含图 9 路径, 只是对应的 3 个目标值有所不同. 两机器人的总路长、总平滑度、总耗时分别为 102.421 6、10.667 7、44.721 9. 可见本文算法支持多机器人速度不同, 不过多机器人仍然必须是匀速; 如若对于此复杂地图用仿真案例 1 中 I-NSGA-II 算法求解, 经验证多数情况下不能求得完整解. 这再次说明协同进化的必要性与优越性.

仿真案例 3 虽然案例 2 利用复杂环境验证了算法的可行性以及一定的优越性, 但是在案例 2 这种环境下总耗时与总路长这两个优化目标的矛盾性没有体现出来, 且算法对于机器人的可扩展性还没有验证. 因此, 在案例 3 中采用 3 个机器人在含有“独木桥”的环境下进行仿真.

在 20 × 20 的栅格环境中, 3 个机器人分别从起始点 $S_1(4.5, 3.5)$ 、 $S_2(15.5, 5.5)$ 、 $S_3(4.5, 7.5)$ 到目标点 $G_1(14.5, 8.5)$ 、 $G_2(4.5, 9.5)$ 、 $G_3(15.5, 15.5)$. 本文 CO-NSGA-II 算法每运行一次, 得到的不是唯一解, 而是一组

非支配完整解, 解的每一段分别对应各机器人的规划路径. 从这组非支配解中选择 3 个有代表的解, 如图 11 和表 2 所示. 图 11 中绿、红、蓝三个颜色的路径分别对应机器人 1, 2, 3. 其中, 图 11(a) 中机器人 1 与机器人 2 都选择过“独木桥”走最短路径, 所以图 11(a) 的 3 条路径总长度最短. 但是也因为它们都选择了“独木桥”, 并且从时间上分析会在桥上相遇, 为防止机器人之间碰撞, 必有一个选择避让. 本文的避让不是一般的动态避让, 即在发现快要碰撞时, 才一个选择原路返回让路, 一个继续前进直至走完“独木桥”. 这里两个机器人协同规划, 根据优先级, 机器人 1 先上桥, 机器人 2 在桥下 (即点 (13.5, 7.5)) 等待“桥”空闲. 虽然这样在耗时上可能与简单动态避让一样, 但是这里没有机器人走无用的回头路, 故在机器人能耗上省了很多. 因此, 图 11(a) 路径总长度最短, 总耗时较长, 平滑性一般; 图 11(b) 中, 机器人 1 选择了“独木桥”, 机器人 2 为了追求时间上的优化, 避开此桥. 因此, 图 11(b) 路径总耗时最短, 平滑性较好, 总路长最长; 图 11(c) 与图 11(a) 类似, 虽然它在总路长与总时间两个优化目标上不及图 11(a), 但是在平滑性上优于图 11(a). 与图 11(b) 相比, 图 11(c) 总时间上远不如图 11(b), 但是在总路长上优于图 11(b). 因此, 图 11(c) 路径平滑性较好, 总路长一般, 总耗时最长. 需要指出的是, 图 11 中路径的所有交点与重合, 经验证明都不会造成机器人之间的碰撞, 即同一时刻不会有多个机器人在同一位置.

以图 11(b) 为例, 对应的 3 个优化目标的收敛曲线如图 12 所示. 由图 12(a) 也可以看出, 图 11(b) 中机器人的总路径长度不是最小值. 因为是多目标优化, 且多个目标之间有的相互矛盾, 所以 3 个目标的收敛曲线不可能同时到达最优, 并且它们之间也不一定同时达到收敛. 多目标优化追求的是 Pareto 解, 分析图 12 可知, 当总路长稍微变大时, 其它两个优化目标都在不断改善, 尤其是总耗时最为明显. 总体而言, 它们都在较短的迭代次数内达到了收敛.

表 2 具体给出了图 11 中 3 个子图分别对应的 3 个优化目标值. 从表 2 中可以看出, 3 个完整解为非支配关系, 它们在总路长、平滑度、总时间三个优化目标上各有侧重,

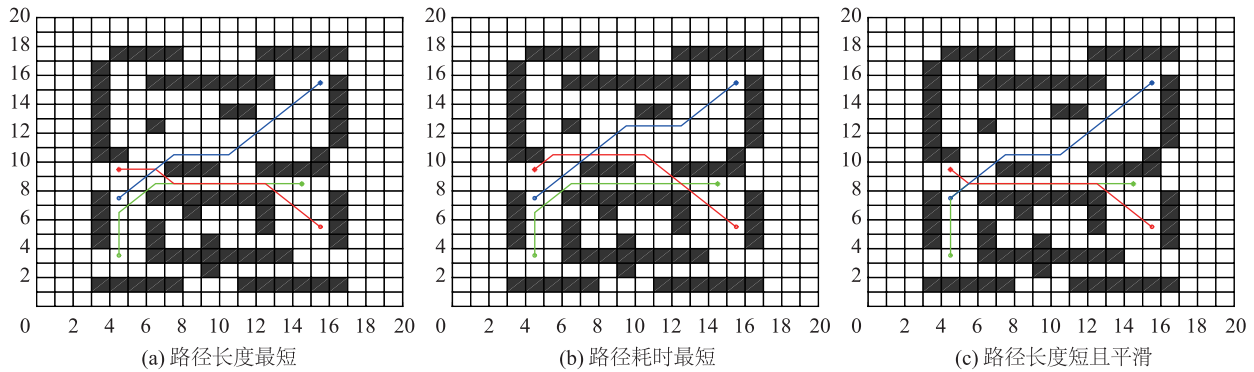


图 11 一组非支配路径规划图

Fig.11 A set of non-dominated path plans

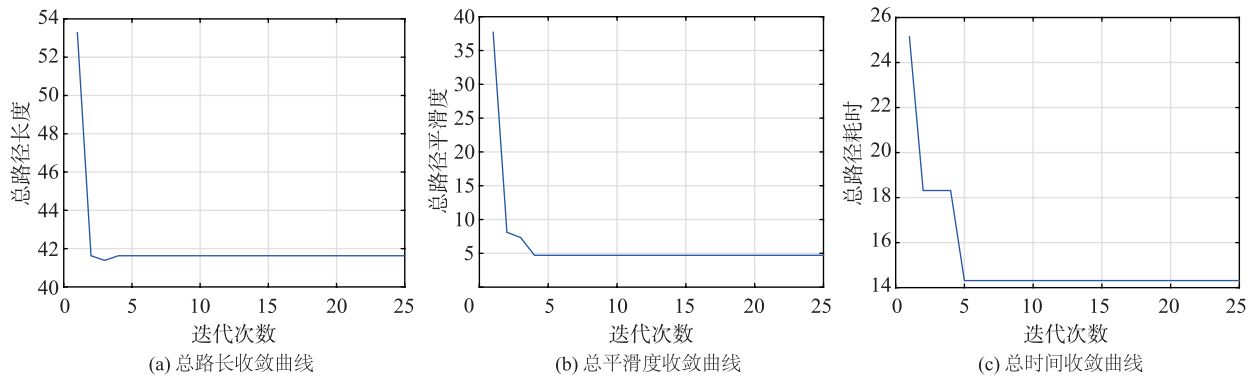


图 12 图 11(b) 对应的收敛曲线

Fig.12 The convergence curves correspond to Fig.11(b)

企业决策者可以根据实际需求, 设定性能偏好, 从这组非支配解中选出适合当前需求的解. 如果需求有变, 本文算法也不用改变, 只要决策者改变性能偏好即可.

表 2 图 11 中路径的目标函数值

Tab.2 Objective function values of the path in Fig.11

子图	总路长 f_1	平滑度 f_2	总时间 f_3
图 11(a)	40.799 0	5.497 8	19.656 9
图 11(b)	41.627 4	4.712 4	14.313 7
图 11(c)	41.384 8	4.712 4	22.071 1

此外本文算法结果的多样性, 不仅体现在可以规划出多个非支配路径解供决策者选择, 而且有时候相同的性能指标下还有不同的路径. 如图 13 所示, 图 13(a) 和图 13(b) 两者总路长都为 41.627 4, 平滑度都为 4.712 4, 总时间都为 14.313 7. 3 个性能指标完全相同, 但是它们的路径却略有区别. 这样决策者性能偏好设置时, 不仅可以就已有 3 个优化目标进行偏好排序, 还可以额外添加性能指标. 比如就机器人之间的间距大小作为安全性指标, 则决策者对已有的非支配解添加指标后, 将选择图 11(b) 中的规划路径.

5 结论

为了贴近实际, 本文提出考虑机器人自身能耗与时间两大资源, 以路径总长度、总平滑度、总耗时为优化目标的多机器人路径规划问题. 针对此问题, 将合作型协同算法框架与多目标优化算法融合, 提出 CO-NSGA-II 算法作为解决方案. 此算法实现了多机器人路径的内部进化与协同进化, 同时为提高算法的性能, 加入两个初始适应值, 引

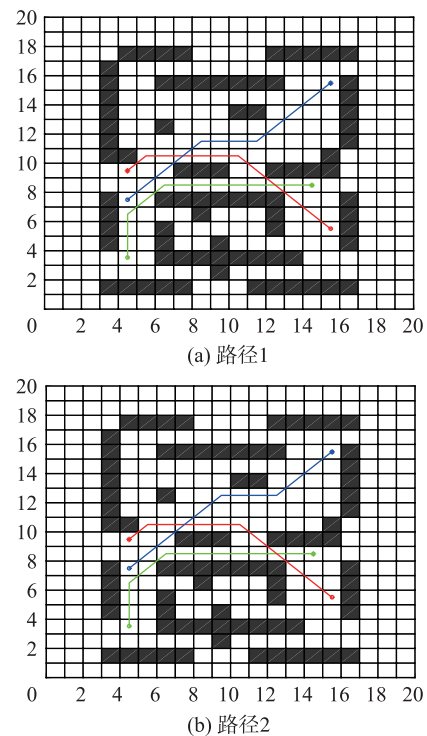


图 13 相同性能的不同路径

Fig.13 Different paths for the same performance

入外部精英集合以及“有偏向”的编码方式, 改进交叉与变异算子. 仿真结果表明, 本文算法不仅可以实现机器人之间的复杂动态避让, 而且最终规划出多个满足约束条件的非支配路径解供决策者依据实际需求偏好进行选择.

参考文献

- [1] Wu Z P, Tang N, Chen Y L, et al. AUV path planning based on improved artificial potential field method[J]. Control & Instruments in Chemical Industry, 2014, 41(12): 1421-1423.
- [2] Zhang H, Rong X W, Li Y B, et al. Path planning based on sliding window and variant A* algorithm for quadruped robot[J]. High Technology Letters, 2016, 22(3): 334-342.
- [3] Zhang Y, Li S, Guo H. A type of biased consensus-based distributed neural network for path planning[J]. Nonlinear Dynamics, 2017, 89(3): 1-13.
- [4] Huang J, Chen H W, University S T. Research on global path planning algorithm of mobile robot[J]. Instrument Technique & Sensor, 2014

- (12): 80–83.
- [5] 王雷, 李明, 蔡劲草, 等. 改进遗传算法在移动机器人路径规划中的应用研究[J]. 机械科学与技术, 2017, 36(5): 711–716.
Wang L, Li M, Cai J C, et al. Research on mobile robot path planning by using improved genetic algorithm[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2017, 36(5): 711–716.
- [6] 黄宜庆, 彭凯, 袁梦茹. 基于多策略混合人工鱼群算法的移动机器人路径规划[J]. 信息与控制, 2017, 46(3): 283–288.
Huang Y Q, Peng K, Yuan M R. Path planning for mobile robots based on multi-strategy hybrid artificial fish swarm algorithm[J]. Information and Control, 2017, 46(3): 283–288.
- [7] Liu J, Yang J, Liu H, et al. An improved ant colony algorithm for robot path planning[J]. Soft Computing, 2016, 1(11): 1–11.
- [8] Geetha S, Chitra G M, Jayalakshmi V. Multi objective mobile robot path planning based on hybrid algorithm[C]// International Conference on Electronics Computer Technology. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 251–255.
- [9] Masehian E, Sedighzadeh D. A multi-objective PSO-based algorithm for robot path planning[C]// IEEE International Conference on Industrial Technology. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 465–470.
- [10] Wang Z, Zhang Y, Yang R M. Mobile robot path planning based on genetic algorithm[J]. Microcomputer Information, 2008, 24(26): 187–189.
- [11] Davoodi M, Panahi F, Mohades A, et al. Multi-objective path planning in discrete space[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(1): 709–720.
- [12] Davoodi M, Panahi F, Mohades A, et al. Clear and smooth path planning[J]. Applied Soft Computing, 2015, 32: 568–579.
- [13] 张丹露, 孙小勇, 傅顺, 等. 智能仓库中的多机器人协同路径规划方法[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(2): 410–418.
Wang D L, Sun X Y, Fu S, et al. Cooperative path planning in multi-robots for intelligent warehouse[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(2): 410–418.
- [14] Faridi A Q, Sharma S, Shukla A, et al. Multi-robot multi-target dynamic path planning using artificial bee colony and evolutionary programming in unknown environment[J]. Intelligent Service Robotics, 2018, 11(14): 1–16.
- [15] 夏清松, 唐秋华, 张利平. 多仓储机器人协同路径规划与作业避碰[J]. 信息与控制, 2019, 48(1): 22–28.
Xia Q S, Tang Q H, Zhang L P. Cooperative path planning and operation collision avoidance for multiple storage robots[J]. Information and Control, 2019, 48(1): 22–28.
- [16] 赵娟平, 高宪文, 符秀辉. 改进蚁群优化算法求解移动机器人路径规划问题[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2011, 35(5): 637–641.
Zhao J P, Gao X W, Fu X H. Improved ant colony optimization algorithm for solving path planning problem of mobile robot[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2011, 35(5): 637–641.
- [17] Luna R, Bekris K E. Efficient and complete centralized multi-robot path planning[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 3268–3275.
- [18] Yan S, Lin F, Xu H. Multi-objective optimization of resource scheduling in fog computing using an improved NSGA-II[J]. Wireless Personal Communications, 2018(1): 1–17.
- [19] Konak A, Coit D W, Smith A E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2006, 91(9): 992–1007.
- [20] Cao J, Li Y, Zhao S, et al. Genetic-algorithm-based global path planning for AUV[C]// 2016 9th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 79–82.
- [21] Liu E, Yao X. AGV path planning based on improved genetic algorithm and implementation platform[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(3): 465–472.

作者简介

万逸飞(1995–), 男, 硕士生. 研究领域为人工智能算法.

彭力(1967–), 男, 博士, 教授, 博士生导师. 研究领域为机器人, 视觉物联网, 多智能体.