

改进布谷鸟搜索算法在多机器人任务分配及路径规划中的应用

谢永盛¹ 曾箫潇^{1*} 冯文健²

¹(广西科技师范学院数学与计算机科学学院 广西 来宾 546100)

²(柳州铁道职业技术学院 广西 柳州 545616)

摘要 针对多机器人任务分配及路径规划问题,提出一种改进布谷鸟搜索算法求解多机器人任务分配及路径规划方法。根据任务点的环境信息和在其中寻找最佳机器人位置建立数学模型,并使用改进布谷鸟搜索算法求解任务分配及路径规划。改进的策略中融合了遗传算子、2-opt、模拟退火算法的 Metropolis 准则和插入、交换、逆序方法。不同规模的仿真实验表明,该方法能有效实现多机器人任务分配及路径规划问题,并为多机器人的续航能量提供科学依据。

关键词 任务分配 路径规划 布谷鸟搜索算法 遗传算法

中图分类号 TP3

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2021.02.046

APPLICATION OF IMPROVED CUCKOO SEARCH ALGORITHM IN MULTI-ROBOT TASK ASSIGNMENT AND PATH PLANNING

Xie Yongsheng¹ Zeng Xiaoxiao^{1*} Feng Wenjian²

¹(School of Math and Computer Science, Guangxi Science & Technology Normal University, Laibin 546100, Guangxi, China)

²(Liuzhou Railway Vocational Technical College, Liuzhou 545616, Guangxi, China)

Abstract Aiming at the task allocation and path planning problems, this paper presents an improved cuckoo search algorithm for multi-robot task allocation and path planning. The mathematical model was built according to the environment information of the task point and to find the best robot position in it, the improved cuckoo search algorithm was used to solve multi-robot task allocation and path planning. The improved strategy integrated genetic operator, 2-opt, Metropolis criterion of simulated annealing algorithm, and insert, exchange and reverse methods. Simulation experiments of different scales show that the proposed method can effectively realize the multi-robot task allocation and path planning, and provide scientific basis for the power of multi-robot.

Keywords Task allocation Path planning Cuckoo search algorithm Genetic algorithm

0 引言

随着智能技术的发展,机器人已被应用于各个领域,然而单个机器人对一些复杂任务并不能满足人类需求,继而产生多机器人系统。多机器人任务分配(Multi-Robot Task Allocation, MRTA)是多机器人系统研究中的基本问题,随着机器人和任务难度的增加,任务分配问题变得越来越重要^[1]。多机器人任务分配及

路径规划是根据已有的任务目标,寻找机器人最佳位置,使其无重复并以较优的路径遍历所有任务目标,行驶距离最短或消耗能量最低,以此来提高机器人的工作效率。近年来一些智能算法用来求解 MRTA 问题,比如遗传算法^[2]、蚁群算法^[3-6]、Pareto 改进算法^[7]、蜜蜂算法^[8-9]等,这些方法分别从不同角度对多机器人任务分配及路径规划进行探讨。本文使用布谷鸟搜索算法研究了多机器人任务分配及路径规划方法,任务分配方法是使 r 个机器人到其分配的任务点距离最

短建立数学模型,然后使用改进布谷鸟搜索算法在任务点中寻找最佳机器人位置;在任务分配点的基础上再采用改进布谷鸟搜索算法进行路径规划,使其遍历路径最短,并为多机器人续航能量提供科学依据。

1 多机器人任务分配问题的数学模型

本文研究的是在 t 个任务点中搜索 r 个机器人的位置,使得 r 个机器人到其分配的任务点距离最短,同时满足每一个任务点只能由一个机器人服务。故机器人选址的数学模型如下:

$$\min J = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^t (dist_{ij} \times u_{ij}) \quad (1)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{j=1}^t u_{ij} = 1 \quad (2)$$

$$u_{ij} \in \{0, 1\} \quad (3)$$

$$i = 1, 2, \dots, r \quad j = 1, 2, \dots, t \quad (4)$$

式中: J 为目标函数; r 表示机器人数目; t 表示任务数目; $dist_{ij}$ 表示第 i 个机器人与第 j 个任务点之间的距离; u_{ij} 为 1 时表示第 j 个任务点由第 i 个机器人负责。式(2)和式(3)为约束条件,表示每一个任务点只能由一个机器人负责。

2 基本布谷鸟搜索算法

基本布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search algorithm, CS)由 Yang 等^[10]于 2009 年提出,该算法通过 Levy 飞行寻窝和以一定的概率抛弃鸟巢来模拟布谷鸟寻窝产卵的过程。其迭代公式为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + stepsize \times (x_i^t - best) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

式中: x_i^t 表示第 i 个鸟巢在第 t 代的值; $stepsize$ 表示由 Levy 飞行产生的步长; $best$ 表示当前最优值。

3 改进布谷鸟搜索算法求解多机器人任务分配

3.1 编 码

多机器人任务分配是个离散问题,而基本的布谷鸟是为了解决连续问题而提出的,因此应将其离散化。依然对鸟巢的位置采用浮点编码,然后将其升或降序排序则得到整数序列,例如,10 个任务点 3 个机器人的任务分配位置编码,如表 1 所示。

表 1 机器人位置编码

浮点数	3.4	6.3	-4.0	4.3	-5.6	-1.3	-6.8	-1.4	8.7	0.5
索引值	9	2	4	1	10	6	8	3	5	7

机器人位置编码为 $robot = \begin{bmatrix} 9 & 2 & 4 \\ 1 & 10 & 6 \\ 8 & 3 & 5 \end{bmatrix}$, 根据一个

鸟巢位置得到多个机器人位置。

3.2 改进策略

上述编码方式虽然提高了机器人位置的多样性,对小规模多机器人分配问题可以取得全局最优解,但对大规模多机器人分配问题的求解结果仍不理想。于是采用融合遗传算法中的选择、交叉和变异操作,其中选择和交叉操作中均采用精英策略,即保留当前最优解。实施步骤如算法 1 所示。

算法 1 改进布谷鸟搜索算法

Step 1 按表 1 方式初始化种群信息及参数设置。

Step 2 利用式(1)计算目标函数值和最优解。

Step 3 根据式(5)获取新的鸟巢,重新计算目标函数值和最优解,如果较之前的值优越则进行替换。

Step 4 以一定的概率弃巢,重新计算目标函数值和最优解,如果较之前的值优越则进行替换。

Step 5 对当前鸟巢进行遗传算子操作,重新计算目标函数值和最优解,如果较之前的值优越则进行替换。

Step 6 判断是否到达终止条件,如果是,输出最优值和最优解,否则跳转至 Step 3。

4 改进布谷鸟搜索算法求解多机器人任务分配的路径规划

通过算法 1 可以求得每一个机器人的任务分配,要求机器人执行每一个任务点有且只有一次的路径,并使路径总长度最短(能量消耗最低),该问题归结为多旅行商问题(MTSP)。

4.1 全局搜索

智能算法在种群迭代的过程中均朝最优解靠拢,式(5)针对离散问题需要重新定义为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t \oplus stepsize \times (x_i^t - best) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

式中: \oplus 表示交换操作; $stepsize \in [1, n]$ 表示 $(x_i^t - best)$ 不为 0 元素的随机个数; n 表示不为 0 元素的总数。比如: $x_i^t = (1, 2, 3, 6, 5, 4)$, $best = (6, 5, 3, 4, 2, 1)$, $x_i^t - best = (-5, -3, 0, 2, 3, 3)$, 假设 $stepsize = (-5, -3)$,

即 $|stepsize| = 2$, 即将 x_i^t 中 1 与 6 交换、2 与 5 交换, 则 $x_i^{t+1} = (6, 5, 3, 1, 2, 4)$ 。

4.2 局部搜索

为了增强算法的局部搜索能力, 对当前机器人的执行顺序进行交换、逆序和插入操作。

4.3 编码

假设第 i 个鸟巢的位置定义为: $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, 其中 n 为任务点的数目, $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 是 $(1, 2, \dots, n)$ 的一个置换, 则第 i 只布谷鸟执行路径的顺序为: $x_{i1} \rightarrow x_{i2} \rightarrow \dots \rightarrow x_{in}$ 。

4.4 评价函数

机器人执行每一个任务点有且只有一次的路径, 并使路径总长度最短(能量消耗最低)可由式(7)来计算:

$$\min L = \sum_{i=1}^{n-1} d(c_i, c_{i-1}) + d(c_n, c_1) \quad (7)$$

式中: $d(c_i, c_{i-1})$ 为任务点 c_i 与 c_{i-1} 之间的距离, $i = 1, 2, \dots, n-1$; $d(c_n, c_1)$ 为 c_n 与 c_1 之间的距离。

4.5 改进策略

(1) 模拟退火算法的 Metropolis 准则。设 w 为初始解, 计算目标值 $f(w)$, 布谷鸟算法运行后的新解 $w1$, 计算目标值 $f(w1)$, $\Delta f = f(w1) - f(w)$, 如果 $\Delta f \leq 0$, 则 $w = w1$; $f(w) = f(w1)$; 否则按 Metropolis 准则接受新解。

(2) 2-opt 领域结构。2-opt 是一种快速求解 TSP 问题的有效算法, 它依次交换路径中不相邻的两个结点, 若 $D(a, c) + D(a, d) < D(a, b) + D(c, d)$, 则交换 b 和 c 的位置, 直至遍历所有的结点。

因此, 在算法 1 的基础上应用改进布谷鸟搜索算法求解路径规划, 其实施步骤如算法 2 所示。

算法 2 用于求解路径规划的改进布谷鸟搜索算法

Step 1 依据算法 1 求解的每一个机器人任务分配点集合, 按 4.3 节编码方式初始化种群信息及参数设置。

Step 2 利用式(7)计算目标函数值和最优解。

Step 3 执行 4.1 节全局搜索和 4.2 节局部搜索, 重新计算目标函数值, 然后按模拟退火算法的 Metropolis 准则接受差解, 如果目标函数值比最优值优越则替换最优值和最优解。

Step 4 对种群中的每一个个体采用 2-opt 操作, 重新计算目标函数值, 如果较之前的值优越则替换最

优值和最优解。

Step 5 计算温度的衰减值。

Step 6 判断是否到达终止条件, 如果是, 输出最优值和最优解, 否则跳转至 Step 3。

5 仿真实验与结果分析

为验证所提算法在多机器人任务分配及路径规划的正确性及有效性, 所有的实验均运行在操作系统为 Windows 10、处理器为 Intel i7、内存为 8 GB 的 PC 上, 以 MATLAB 2010a 编写代码。

实验一 40 个任务 6 个机器人问题(随机生成 40 个任务点), 在 40 个任务点中选择 6 个机器人位置。参数设置为: 种群规模 20, 迭代次数 50, 弃巢率 0.25。分别用基本布谷鸟搜索算法和算法 1 进行求解, 每个算法独立运行 20 次, 计算结果如表 2 - 表 4 所示。

表 2 两种算法计算结果比较

算法	最优值	平均值	最差值
CS	485.655 7	499.809 5	516.589 8
算法 1	482.584 2	484.932 4	494.215 1

表 3 CS 求解机器人位置及任务分配

机器人位置	任务分配点
14	7, 10, 36
15	19, 26, 30, 40
16	9, 11, 17, 18, 23, 28
29	1, 20, 22
34	3, 4, 6, 8, 21, 25, 31, 32, 33, 37, 38
35	2, 5, 12, 13, 24, 27, 39

表 4 算法 1 求解机器人位置及任务分配

机器人位置	任务分配点
14	7, 10, 36
15	19, 26, 30, 40
16	9, 11, 17, 18, 23, 28
29	1, 20, 22
5	2, 12, 13, 24, 27, 35, 39
6	3, 4, 8, 21, 25, 31, 32, 33, 34, 37, 38

从表 2 可知, 无论是最优值、平均值还是最差值, 本文设计的算法 1 均优于 CS 算法; 从表 3 和表 4 可知, 算法 1 求解的机器人位置和任务分配点发生了变化, 求解效果优于 CS 算法, 比如机器人位置为 14, 表

示机器人放置第 14 个任务点处,机器人位置和任务分配如图 1 和图 2 所示。由于任务点个数较少,未应用算法 2 对其任务点进行路径规划,算法 1 对小规模问题虽然体现出优势但不够明显,继续实验。

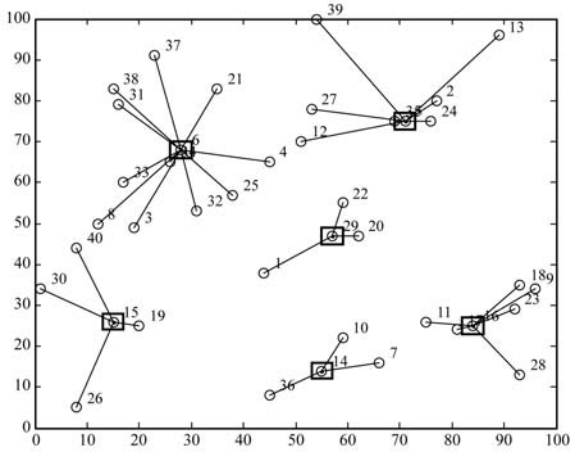


图 1 CS 算法求解的机器人位置及任务分配

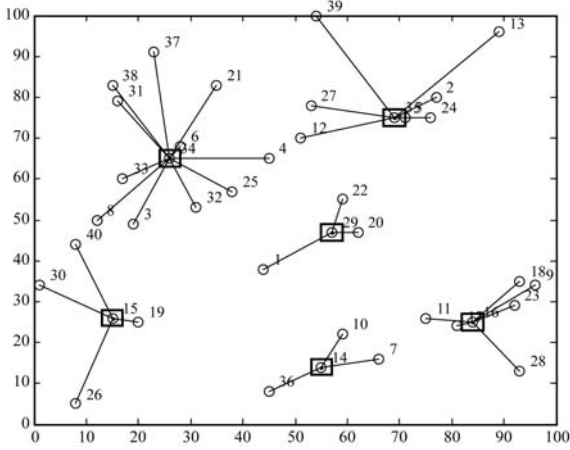


图 2 算法 1 求解的机器人位置及任务分配

实验二 100 个任务 6 个机器人问题(随机生成 100 个任务点),在 100 个任务点中选择 6 个机器人位置。参数设置与实验一相同。分别使用基本布谷鸟搜索算法和算法 1 进行求解,每个算法独立运行 20 次,计算结果如表 5 - 表 7 所示。

表 5 两种算法计算结果比较

算法	最优值	平均值	最差值
CS	1.445 8e+003	1.480 5e+003	1.515 9e+003
算法 1	1.416 3e+003	1.433 6e+003	1.475 8e+003

表 6 CS 求解机器人位置及任务分配

机器人位置	任务分配点
76	4,5,7,8,13,14,17,19,26,31,32,38,41,43,46,48,54,55,65,73,74,89,92,96
83	10,12,15,20,35,45,63,80,93
60	6,9,18,24,29,36,49,50,52,68,75,78,79,85,95,99

续表 6

机器人位置	任务分配点
3	1,16,23,28,33,34,37,39,42,44,51,53,57,67,70,87,90,100
81	25,30,47,56,59,64,66,69,71,72,82,84,86
21	2,11,22,27,40,58,61,62,77,88,91,94,97,98

表 7 算法 1 求解机器人位置及任务分配

机器人位置	任务分配点
17	4,5,7,8,13,14,19,26,31,32,38,41,43,44,46,48,54,55,65,73,74,76,89,92,96
56	18,25,30,47,59,64,66,69,71,72,75,81,82,84,86
21	2,11,22,27,40,58,61,62,77,88,91,94,97,98
16	1,3,23,28,33,34,37,39,42,51,53,57,67,70,87,90,100
83	10,12,15,20,35,63,80,93
79	6,9,24,29,36,45,49,50,52,60,68,78,85,95,99

从表 5 可知,无论是最优值、平均值还是最差值,本文设计的算法 1 均优于 CS 算法;从表 6 和表 7 可知,算法 1 求解的机器人位置和任务分配点发生了根本变化,求解效果优于 CS 算法,机器人位置和任务分配图如图 3 和图 4 所示,实验表明,任务点数目越多,算法 1 的优越性越明显。

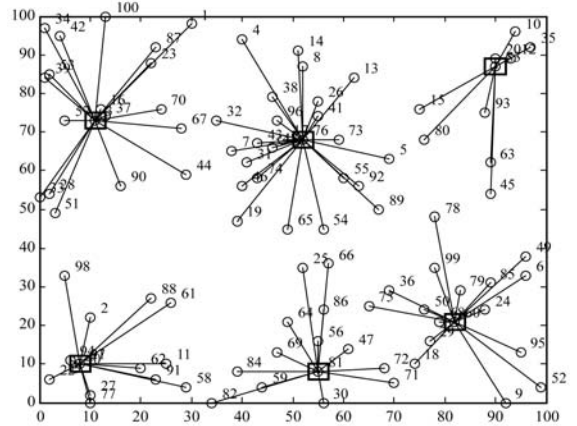


图 3 CS 算法求解机器人位置及任务分配

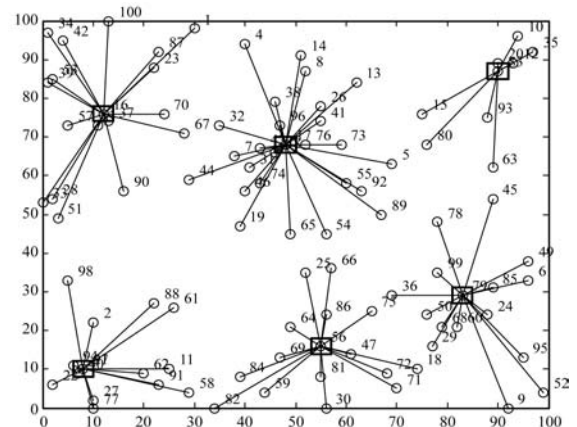


图 4 算法 1 求解机器人位置及任务分配

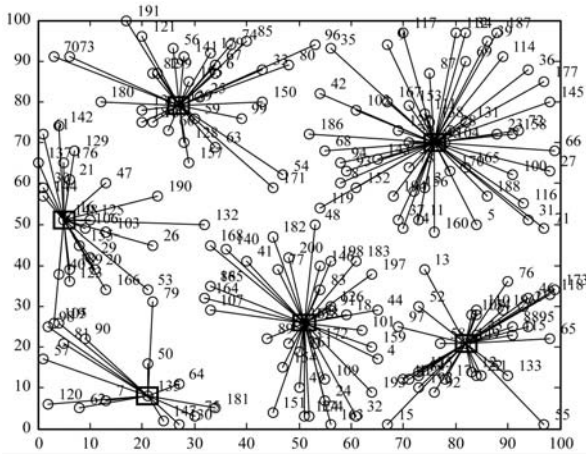


图8 算法1求解机器人位置及任务分配

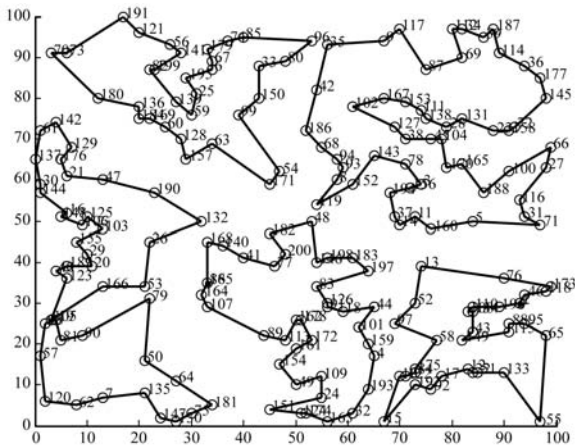


图9 算法2求解多机器人路径规划

算法2针对200个任务6个机器人问题,求解的机器人最优位置及最低能量如表11所示,假设所有机器人单位能量消耗均为1,则本文设计的算法求解机器人最优位置为45、149、139、135、148、178任务点,每个机器人最低能量至少为306、182、198、115、156、202。

表11 算法2计算机器人位置及最低能量

机器人位置	45	149	139	135	148	178
最低能量	306	182	198	115	156	202

上述所有实验结果表明,本文设计的算法比基本布谷鸟搜索算法性能优越,对多机器人任务分配及路径规划所需能量消耗最低,并为机器人续航能量提供科学依据。

6 结语

本文研究了多机器人任务分配及路径规划问题,针对基本布谷鸟搜索算法求解该问题时效果差,提出一种改进布谷鸟搜索算法。求解该问题的过程分为两步:第一步使用算法1实现多机器人的最佳位置及最佳任务分配方案;第二步在任务分配的基础之上使用

算法2实现路径规划。3个不同规模的仿真实验表明,本文设计的算法保证机器人执行任务代价最小,获得利益最大,同时为多机器人续航能量提供了科学依据。

参考文献

- [1] Fang B, Li Y, Wang H. Research on emotional robot task allocation algorithm based on emotional contagion[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2016, 37(8): 1730 - 1734.
- [2] 秦新立,宗群,李晓瑜,等.基于改进蚁群算法的多机器人任务分配[J].空间控制技术与应用,2018,44(5):55 - 59.
- [3] 刘瑞轩,张永林.基于改进蚁群算法的多自主式水下机器人任务分配[J].中国舰船研究,2018,13(6):107 - 112.
- [4] 段勇,王宇,喻祥尤.基于免疫遗传算法的多机器人环境探索[J].沈阳工业大学学报,2018,40(3):299 - 303.
- [5] Ke W, Peng Z, Yuan Q, et al. A method of task allocation and automated negotiation for multi robots[J]. Journal of Electronics(China), 2012, 29(6):541 - 549.
- [6] 冯珊珊.基于适应度与蚁群分散搜索的多机器人任务分配[D].郑州:郑州大学,2018.
- [7] 张子迎,宫思远,徐东,等.多机器人任务分配与路径规划算法[J].哈尔滨工程大学学报,2019,40(10):1753 - 1759.
- [8] 田微.基于动态粒子蜜蜂算法的群机器人任务分配方法研究[D].长春:吉林大学,2017.
- [9] 朱炳炳.基于蜂群算法与聚类的多机器人探索优化研究[D].郑州:中原工学院,2018.
- [10] Yang X S, Deb S. Cuckoo search via Levy flights[C]//2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing(NaBIC), 2009:210 - 214.

(上接第232页)

- [14] Gulrajani I, Ahmed F, Arjovsky M, et al. Improved training of wasserstein GANs[EB]. arXiv:1704.00028, 2017.
- [15] Fu W, Zhang D, Fu Y, et al. Arrears prediction for electricity customer through Wgan-Gp[C]//2017 IEEE 2nd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC), 2017.
- [16] Zhang H, Goodfellow I, Metaxas D, et al. Self-attention generative adversarial networks[EB]. arXiv:1805.08318, 2018.
- [17] Miyato T, Kataoka T, Koyama M, et al. Spectral normalization for generative adversarial networks[C]//International Conference on Learning Representations, 2018.
- [18] Yoshida Y, Miyato T. Spectral norm regularization for improving the generalizability of deep learning[EB]. arXiv:1705.10941, 2017.