

基于改进多目标粒子群算法的机器人路径规划

翁理国, 纪壮壮, 夏旻, 王安
(南京信息工程大学信息与控制学院, 南京 210044)



摘要: 为了使多目标粒子群算法在机器人路径规划中能够快速寻找到最优路径, 针对粒子种群算法在局部最优时较差的搜索能力和种群粒子较差的收敛速度, 提出了一种改进型多目标粒子群算法。该算法根据粒子群之间的信息传递机制, 采用SPEA2中的环境选择和配对选择策略使种群粒子快速地收敛于帕累托最优边界, 采用自适应原理来改变对速度权重的计算方法以此来平衡算法的全局搜索能力与局部搜索能力。通过经典测试函数实验仿真验证和机器人路径规划的应用实践, 结果表明, 算法的改进不仅使算法更容易跳出局部最优而且使算法的收敛速度和种群粒子的收敛速度有了很大的提升, 也使得算法在机器人路径规划中能够更快速地寻找到最优路径。

关键词: 多目标粒子群优化算法; 环境选择和配对选择策略; 自适应原理; 机器人路径规划
中图分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2014) 12-2892-07

Robot Path Planning Based on Improved Multi-objective Particle Swarm

Weng Liguang, Ji Zhuangzhuang, Xia Min, Wang An
(College of Information and Control Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, China, 210044)

Abstract: In order to make MOPSO can quickly find the optimal path in robot path planning, aiming at the poor convergence rate and the poor local optimum search capabilities, an improved MOPSO was proposed. The algorithm is based on the information transmission mechanism between particle swarm, using SPEA2 environmental selection and pair selection strategy in algorithm to make the population of particles quickly converge to Pareto optimal boundary and using adaptive principle to change the calculation method of the speed of the weight to balance the global search and local search capability of algorithm. Through the simulation experiments of classic test functions and the application in robot path planning, the results show that the improved algorithms are not only easy to jump out of the local algorithm but also improves the convergence speed of algorithm and particle populations, and makes the robot path planning algorithm more quickly find the optimal road king.

Keywords: MOPSO; environmental selection and pairing selection strategy; adaptive principle; planning of robot path

引言

随着机器人技术的发展, 越来越多的专家和学者们投入到其研究领域当中。作为机器人学中的一个重要分支, 移动机器人的应用范围越来越广泛, 几乎渗透到所有领域。

移动机器人是近年来发展起来的一门综合学科, 集中了机械、电子、计算机、自动控制以及人工智能等多学科最新研究成果, 代表了机电一体化的最高成就。移动机器人在工业生产中常用来完成运输和上下料等任务, 同时也被广泛用于农业、医疗等不同行业^[1]。机器人路径规划作为移动机器人中的一个重要研究领域^[2], 在此基础上, 很多关于机器人路径规划的项目被相继提出来如: 腿式跳跃机器人路径优化^[3], 灭火机器人路径规划^[4], 家庭服务机器人路径规划^[5]等, 这就促进了研究者们对于机器人路径规划的研究力度越来越大。路径规划问题, 涉及最多问题的有三

收稿日期: 2013-10-02 修回日期: 2013-12-17
基金项目: 国家自然科学基金(61105115); 江苏省自然科学基金(BK20131002)
作者简介: 翁理国(1981-), 男, 江苏南京人, 博士, 教授, 研究方向为认知计算、仿生控制等; 纪壮壮(1988-), 男, 江苏省宿迁沭阳人, 硕士生, 研究方向为多目标进化算法; 夏旻(1983-), 男, 江苏东台人, 博士, 副教授, 研究方向为神经网络建模和智能计算。

http: www.china-simulation.com

• 2892 •

个方面: 首先是路径的长短, 这也是路径问题中最直接的问题, 也是很多单目标路径规划问题中常用的适应度计算方法^[6-7]; 其次是路径的安全性, 即与其他物体的碰撞情况; 最后是此外还有机器人动作难度上的问题, 即路径平滑度问题。这些就是在机器人路径规划中所要面临主要问题, 这些问题之间是充满矛盾约束的, 而多目标优化算法就是要在许多充满矛盾的约束条件中找到最符合条件的解决方案。因此, 在机器人路径中运用多目标进化算法求解是非常合适的。

粒子群算法是一种基于智能群体方法的计算技术, 和进化算法相比较, 粒子群优化算法的优势在于简单而又容易实现的同时又有深刻的生物背景, 而且需要调整的参数比较少, 方便实用。伴随着大量多目标进化算法在机器人路径中的广泛应用如NSGA2, SPEA2, PAES等, 多目标粒子群优化算法也逐渐被应用到机器人路径规划研究中。这也就促使大量研究者们对粒子群算法进行各种研究, 以便在机器人路径规划问题中能够得到更好的应用。

现今多目标粒子群优化算法研究重点是全局最好位置选取和性能改善策略^[8]。粒子群算法是由以下三个主要部分组成的, 第一部分为惯性权重乘以先前的速度; 第二部分为粒子当前位置与其自身最优值位置之间的距离即“认知”部分, 表示粒子本身的思考, 也是粒子的运动来源于自己经验的部分; 第三部分为粒子当前位置与种群最优值位置之间的距离即“社会”部分, 表示粒子间的信息共享与相互合作, 也就是粒子的运动中来源于群体中其他粒子经验的部分, 它通过认知模仿了较好同伴的运动。针对粒子群算法的三个组成部分, 大量的研究者们经过多年的研究和应用, 提出了很多改进方案, 如改变速度权重的计算方式^[9-10], 又如新的适应度值计算方法^[11-12]和带有进步因子的粒子群算法^[13]等。

通过阅读相关文献, 本文提出了一种基于环境选择、配对选择策略和自适应原理的改进型多目标粒子群算法。通过对经典测试函数的实验仿真, 结果验证了算法改进对于种群粒子的收敛速度和算法的搜索能力还有收敛的平稳性都有非常明显的提升; 通过改进算法在机器人路径规划中的应用研究, 结果表明利用改进后的多目标粒子群算法, 能够更快的找到最优路径, 这就验证了本文算法改进的可行性和有效性, 也证明了算法改进具有一定的实用价值。

1 机器人路径规划模型建立

寻找机器人最优路径的具体实施步骤如下所示:

首先, 环境建模, 将机器人实际工作的物理空间模拟成抽象的求解数学问题上, 以便能够快速获得目标函数。

其次, 路径搜索, 在有障碍物组成的坐标内, 利用相应算法, 搜索从起始点到目标点满足条件的所有可行路径。

最后, 寻找最优, 在已搜索到的可行路径集合中, 筛选出若干条即满足约束条件又符合决策者需求的最佳运动轨迹。

机器人路径中, 涉及到的问题有很多, 本文针对主要的三个问题即路径的长短, 路径的平滑度, 还有路径的安全性, 得出以下数学模型:

$$\min F(x) = (f_1(x), f_2(x), f_3(x))$$

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^{n+1} |p_i p_{i+1}|$$

$$f_2(x) = \frac{\sum_{i=1}^n (180 - \theta_i)}{n}$$

$$f_3(x) = 1/d$$

式中, 根据遗传算法染色体思想, 采用编码的方法, 即在知道机器人的起始点和目的地的情况下, 将起始两点连接起来, 运用等分线将该路径段分成若干等分, 规定机器人每次运动点都落在等分线上, 将这些点包括起始点连接起来就可以得到一条路径, $f_1(x)$ 就是这条路径上所有线段大小之和, $f_1(x)$ 越小, 表明路径距离越小, 越能够满足机器人路径规划的需求, 其中 $P = [s, p_1, p_2, \dots, p_n, e]$, 其中 s 和 e 代表着路径的起点和终点, n 是等分线段的个数; $f_2(x)$ 表示所有等分路线上的点所形成夹角的补角之和, $f_2(x)$ 越小, 表明补角之和越小, 每个路径点的夹角就越大, 整条路径就越平滑, 就越能够满足机器人路径规划的需求, θ_i 每个等分线上坐标的夹角; $f_3(x)$ 就是所有线段与所有障碍物最小距离的倒数, 最小距离代表着安全距离的大小, 安全距离越大, 越能够满足机器人路径规划的需求, 这里为了能够统一, 取其倒数。

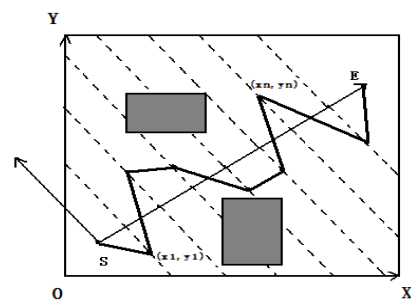


图1 生成种群个体

由此可以看出, 机器人路径规划可以看作是求解一个多目标(三个目标函数)多维(有多少个等分线就有多少维)函数的多目标优化问题。

2 多目标进化算法及性能指标

2.1 多目标优化问题的一般描述

多目标优化问题一般由 n 个决策变量, m 个目标变量组成, 其数学模型^[14-15]描述如下:

$$\begin{aligned} \min \quad & F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x))^T \\ \text{s.t.} \quad & g_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, q \\ & h_j = 0, \quad j = 1, 2, \dots, p \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $x = (x_1, \dots, x_n) \in X \subset R^n$ 为 n 维的决策向量, X 为 n 维的决策空间, $f(x)$ 为 m 维的目标矢量。 $g_i(x) = 0$ 定义了 q 个不等式约束, $h_j(x) = 0$ 定义了 p 个等式约束。

定义1(可行解): 对于某个 $x \in X$, 如果 x 满足上述函数中约束条件 $g_i = 0 (i = 1, 2, \dots, q)$ 和 $h_j = 0 (j = 1, 2, \dots, p)$, 则称 x 为可行解。

定义2(可行解集合): 由 X 中的所有的可行解组成的集合成为可行解集合, 记为 X_f , 且 $X_f \subseteq X$

定义3(Pareto支配): 设 p 和 q 是进化群体中的任意两个不同的个体, 称 p 支配 q , 则必须满足以下2个条件:

- (1) 对所有的子目标, p 不比 q 差, 即 $f_k(p) \leq f_k(q) (k = 1, 2, \dots, r)$ 。
- (2) 至少存在一个子目标, 使 p 比 q 好。即 $\exists l \in \{1, 2, \dots, r\}$, 使 $f_l(p) < f_l(q)$ 。

其中 r 为子目标数量, p 称为非支配的, q 称为被支配的, 用 $p \succ q$ 表示。

定义4(Pareto最优解): 一个解 $x^* \in X_f$ 被称为 Pareto 最优解集 (或非支配解), 当且仅当满足如下条件:

$$\neg \exists x \in X_f : x \succ x^* \quad (2)$$

定义5(Pareto最优解集): Pareto 最优解集是所有 Pareto 最优集的集合, 定义如下:

$$P^* = \{x^* \mid \neg \exists x \in X_f : x \succ x^*\} \quad (3)$$

2.2 多目标进化算法性能的评价标准

如何评价优化算法所得非劣解集的量化评价标准一直是多目标优化研究的难点, 很难找到一个合适且有效的标准。Deb 提出了一种趋近度评价方法^[16]。这种方法采用计算解集到参照集或者帕累托最优解集的最小距离来衡量算法的趋近程度, 该距离越小, 表明解集的趋近度就越高。

该方法在评价一个多目标进化算法的收敛性能时需要用到参考集 P^* , 参考集 P^* 要么是已知的帕累托最优解集, 要么为历代非支配集并集的非支配集, 即 $P^* = \text{nondominated}(U_{t=0}^T \text{NDSet}^{(t)})$, 其中 $\text{NDSet}^{(t)}$ 为第 t 代进化 $P^{(t)} (t = 0, 1, \dots, T)$ 所对应的非支配集。因为多目标求解问题的帕累托最优解集一般很难得到, 所以参考集 P^* 通常为历代非支配集并集的非支配集。集体方法步骤如下:

首先, 计算当前非支配集中每个个体 i 到 P^* 的最短距离, 如式(4)下所示:

$$Pd_i = \min_{j \in P^*} \sqrt{\sum_{k=1}^m \left(\frac{f_k(i) - f_k(j)}{f_k^{\max} - f_k^{\min}} \right)^2} \quad (4)$$

在式(4)中 f_k^{\max} 和 f_k^{\min} 分别为参考集 P^* 中第 k 个目标的最大值和最小值, m 为子目标函数的个数。

然后, 计算 Pd_i 的平均值, 如式(5)所示:

$$C(P^{(t)}) = \sum_{i=1}^{|\text{NDSet}^{(t)}|} Pd_i / |\text{NDSet}^{(t)}| \quad (5)$$

为满足 $C(P^{(t)}) \in [0, 1]$, 做如式(6)所示的方法进行处理:

$$\bar{C}(P^{(t)}) = C(P^{(t)}) / C(P^{(0)}) \quad (6)$$

$C(P^{(t)})$ 就是衡量多目标问题所求解集趋近程度的值, 值越小, 表明解集越趋近于帕累托最优边界, 反之越大, 解集趋近于帕累托最优边界的程度越低。 $\bar{C}(P^{(t)})$ 的值处于 0 到 1 之间, 当用于表达多目标算法收敛速度时, 其值越小, 表明解集收敛越快, 而其值越大, 则表明解集收敛就越慢。

3 标准多目标粒子群算法及其改进

标准多目标粒子群算法的步骤^[17]:

Step 1 初始化 $t=0$; 初始化搜索点的坐标, 即种群的初始位置 X 及其速度 V , 将种群中的非支配粒子加入到外部存档中, 即非支配集 NDSet

Step 2 初始化每个粒子的个体历史最优值位置令 $pbest=X$ 和全局最优值位置;

Step 3 在保证粒子在搜索空间内飞行的条件下, 更新每个粒子的速度和位置, 并且产生新的种群和个体历史最优值位置。

Step 4 根据新的非支配解和已有的外部种群维护外部种群, 防止溢出, 同时为每个粒子选取全局最优值位置;

Step 5 如果满足终止条件, 则停止迭代, 否则 $t = t+1$ 转到 Step3;

标准多目标粒子群算法的流程图如图2所示。

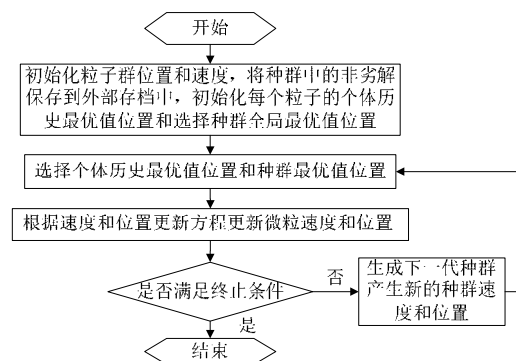


图2 标准多目标粒子群算法流程图

本文算法改进的主要创新点主要有两方面: 一方面是把SPEA2中环境选择策略和配对选择策略引入到粒子群算法中, 以此来引入新的适应度值计算方法, 根据此来选择为种群的个体历史最优值位置和全局历史最优值位置; 另一方面引入自适应策略, 以此来改变速度权重的控制方法。具体:

首先, 对于每个粒子的个体历史最优值位置的选择, 将本代迭代种群粒子与种群的个体历史最优值位置合并, 计算出每个粒子个体历史最优值位置与当前位置下的适应度值; 如果两个粒子之间存在支配关系, 就将其中的非支配个体作为每个个体的历史最优值位置, 如果不存在支配关系, 则选择适应度值小的个体作为每个个体的历史最优值位置。

其次, 对于全局最优值位置的选择, 先选择出外部种群中支配每个个体的粒子, 在从中选择适应度值最小个体作为各个的全局最优值位置。

最后, 对于权重 w 的选择, 本文根据自适应思想提出了根据当前个体的适应度值, 利用自适应思想产生新的速度权重 w 计算方法。

具体的数学描述就是将粒子群优化算法迭代公式从原始公式:

$$\begin{aligned} v_i &= \omega * v_i + c_1 * rand * (pbest_i - x_i) + c_2 * rand * (gbest_i - x_i) \\ x_i &= x_i + v_i \end{aligned} \quad (7)$$

改变为:

$$\begin{aligned} v_i &= \omega_i * v_i + c_1 * rand * (pbest_i - x_i) + c_2 * rand * (gbest_i - x_i) \\ x_i &= x_i + v_i \\ \omega_i &= \begin{cases} \omega_{\max} & f_i > f_{av1} \\ \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(f_{av1} - f_i)}{f_{av1} - f_{av2}} & f_{av2} \leq f_i \leq f_{av1} \\ \omega_{\min} & f_i < f_{av2} \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

其中 f_i 是当前每个粒子的适应度值, f_{av1}, f_{av2}, f_i 分别是适应度值大于种群粒子平均适应度值的所有粒子的平均适应度值, 小于种群粒子平均适应度值的所有粒子的平均适应度值, 当前粒子的适应度值。 c_1, c_2 是学习因子, $rand$ 是0到1之间的随机数, w_{\min}, w_{\max} 是速度权重的最小最大值。

改进后的多目标粒子群算法流程图如图3所示。

4 改进多目标粒子群算法的性能验证

为了验证所提算法改进的性能, 本文选择了三个常用测试函数即Schaffer, Schaffer2和ZDT4, 进行仿真验证, 并运用两种指标对其进行验证。

第一种性能指标, 为本文所提指标, 用来验证每次迭代后种群中的非劣解集与外部种群之间的趋近程度, 验证算法的收敛速度。

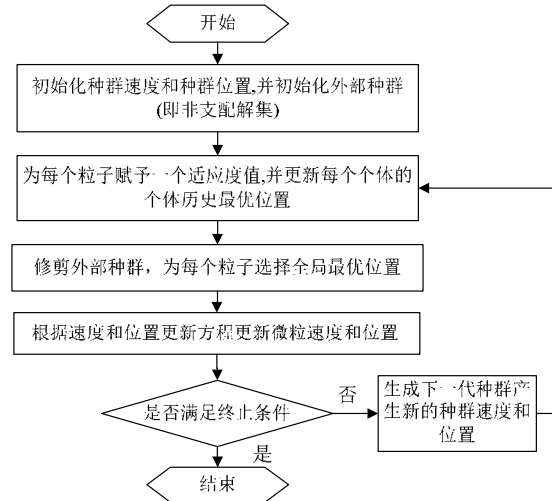


图3 改进后多目标粒子群算法流程图

第二种性能指标, 为本文所提指标的改变, 用来验证每次迭代后所有粒子与外部种群之间的趋近程度, 验证种群粒子经过种群迭代后能否快速收敛于帕累托最优边界。

由于每个函数的复杂度不同, 对于它们的参数选择也不尽相同, 相同部分是: 速度权重的选择、学习因子的选择和最大最小速度的选择, 这几个参数的选择问题已经通过大量实践证明不需要去改变, 所以本文对于它们的选择是一致的; 不同部分是: 种群规模的选择, 对于不同复杂度的函数, 为了能够更好地寻找到帕累托最优边界, 本文对其选择是不同的。对于三个测试函数的参数整定: 相同部分有两个学习因子 c_1 和 c_2 为1.47; 最大最小速度位移范围的大小; 权重系数为0.8, 最大最小权重系数 w_{\min}, w_{\max} 为0.2和0.9; 外部存档即非支配解集的规模大小为200; 针对不同复杂度的函数, 为了能够更快速地收敛到帕累托最优边界, 本文对于种群大小的选择不同, 测试函数一为20, 测试函数二为50, 测试函数三为80。图4和图5是在这些参数下仿真所得的两种帕累托最优边界收敛性能图。

在图4和图5中蓝色线代表的是标准多目标粒子群下的性能指标图, 红色线代表的是经过改进后的多目标粒子群算法下的性能指标图, 每幅图自上而下分别对应的是Schaffer, Schaffer2和ZDT4。

对于Schaffer, Schaffer2和ZDT4三个测试函数: 它们都是双目标函数, 它们具有不同的复杂度情况, 这也是为什么选择它们作为测试函数的原因, 它们是从一维一个极小值点的函数(Schaffer函数)到一维两个极小值点(Schaffer2), 在到多维多个极小值点(ZDT4)的一个变化趋势。总的来说, 函数的变得越来越复杂。

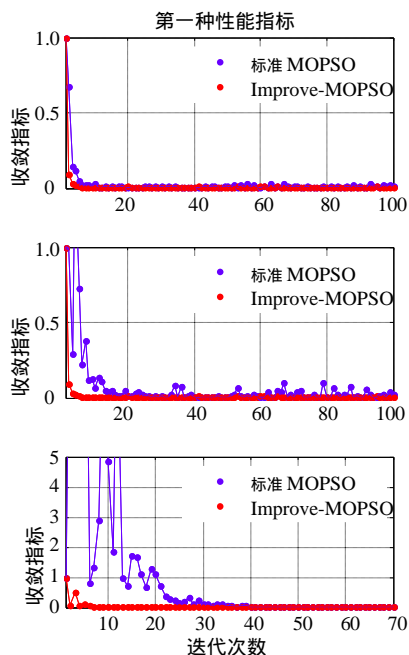


图4 三个测试函数的最优边界收敛对比图

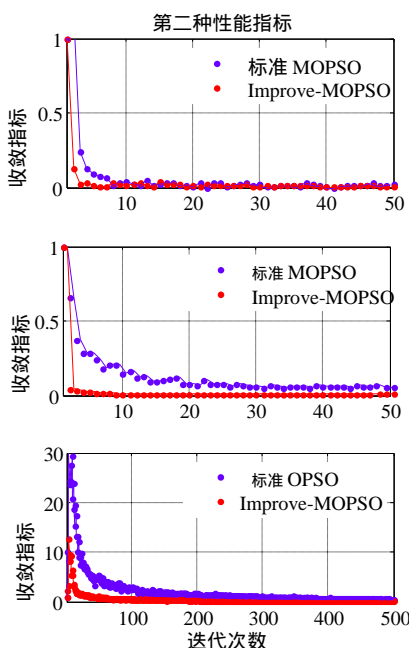


图 5 三个测试函数的最优边界收敛对比图

从图4中可知,随着测试函数复杂度的提升,本文算法改进的优势体现的越来越大,尤其是在测试函数三下的收敛指标上可以看出,算法改进后,对于算法的性能提升的非常大,算法改进后在第6次(迭代次数)左右就已经收敛于帕累托最优边界了,而标准多目标粒子群算法在接近20次(迭代次数)时才收敛于帕累托最优边界而且还不是很平稳。

从图5中可知,随着测试函数复杂度的提升,本文算法改进的优势也体现的越来越明确,尤其是在测试函数三下的收敛指标上可以看出,算法改进后,整个种群的粒子都在快速地收敛于帕累托最优边界,算法改进后在第15次(迭代次数)左右整个种群就基本上收敛于帕累托最优边界了,而标准多目标粒子群算法在接近50次(迭代次数)时才收敛于帕累托最优边界。

在上述两个图形分析结果下可得出以下结论:运用本文算法改进后,不仅提升了种群粒子收敛于帕累托最优边界的速度,而且提升了算法收敛于帕累托最优边界的速度和收敛的平稳性,使整个种群能够更快速地找到并且收敛于帕累托最优边界。尤其是当目标函数越复杂时,算法改进对于算法性能的提升就越明显,这就验证了算法改进的可行性和有效性。

5 改进算法在机器人路径规划中的应用

为了验证算法改进在实际应用中的价值,本文将算法改进运用到机器人路径规划问题上。为了能够更快的得到最优路径,针对机器人路径规划问题,提出了在机器人路径规划中运用路径点删除算子。

路径点删除算子:如果路径点 P_i 与路径点 P_{i+2} 两点连线与障碍物不相交,直接删除路径点 P_{i+1} ,连接 P_i P_{i+2} 。具体操作如图6所示。

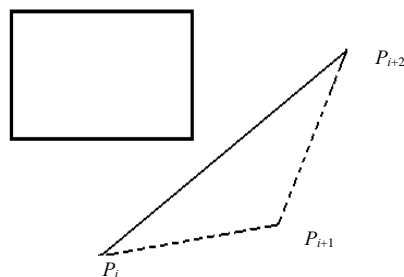


图 6 删除算子操作图

为了验证改进算法在机器人路径规划中的应用效果,本文采取了2个场景,运用Matlab进行仿真。参数设定如下:

场景一:路径起点和终点坐标为(0, 0), (20, 0);路径段数50;两个学习因子为1.47;种群大小为20;外部存档集为100;速度权重为0.8,最大最小值为0.9, 0.2;最大迭代次数为30;速度为3。

场景二:路径起点和终点坐标为(0, 0), (20, 20);路径段数100;两个学习因子为1.47;种群大小为20;外部存档集为100;速度权重为0.8,最大最小值为0.9, 0.2;最大迭代次数为30;速度为3。

在两个场景中,参数只有在路径段数的选择上不同外,对于路径段的选择,需要注意的是路径段个数不能太少,如果太少在运行程序时,会产生死循环。其主要原因是本文的粒子是一组坐标而不是一个坐标,在这组坐标中,前一个坐标的选择可能会导致下一个坐标无论如何选择都会穿过障碍物,所以为了避免这个问题,对于路径段数的选择一定要大,这样就可以避免死循环的产生,这也会使得目标函数的维数很大,函数相对就越复杂,在这种场景下就越能够体现出算法改进的优势。

根据仿真得出两个场景最优路径图如图7和图8所示。

第一种性能指标下的收敛图如图9所示。

第二种性能指标下的收敛图如图10所示。

图7和图8是经过算法运用后得到的帕累托最优边界上,认为比较好的两条最优路径图,确保了机器人利用较少的燃料达到目的地,路径线比较光滑,不存在尖锐的拐角,并且机器人始终与障碍物保持足够的安全距离,确保机器人不会与障碍物相撞。

图9验证了算法改进后能够更快的寻找到机器人最优路径,图10验证了算法改进后,种群的粒子都在快速地收敛于最优边界。这两幅图也证明了算法改进的可行性和有效性。

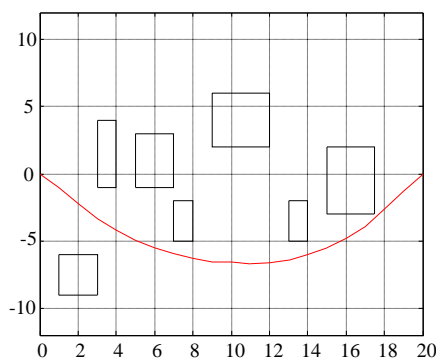


图 7 场景一条件下的最优路径图

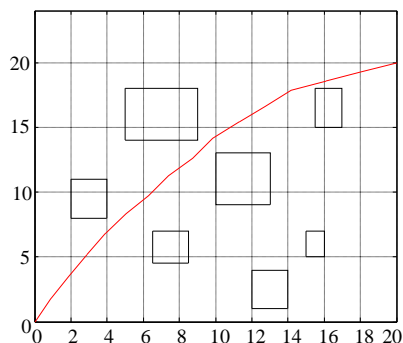


图 8 场景二条件下的最优路径图

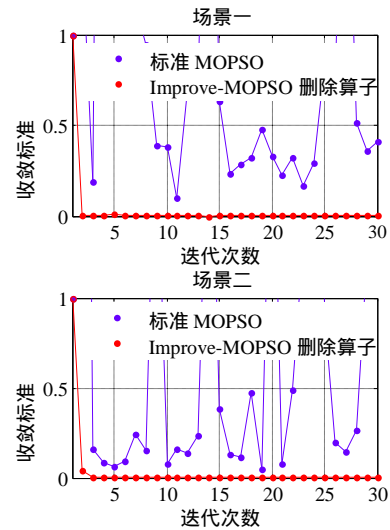


图 9 最优边界收敛对比图

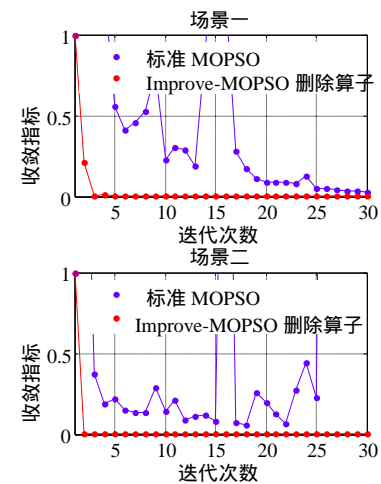


图 10 最优边界收敛对比图

6 结论

本文通过阅读多目标粒子群算法的相关文献,分析现在多目标粒子群优化算法的一些疑难点,根据SPEA2中的一些思想和自适应的思想对算法提出了一些改进,根据对经典测试函数的仿真验证还有在机器人路径中的应用研究,我们得出了以下结论:

- (1) 算法改进加强了种群粒子之间的信息传递力度,整个种群能够快速寻找到并收敛于帕累托最优边界。
- (2) 算法改进使得种群粒子能够跳出局部最优,提高了算法的性能,即算法的收敛速度和算法的收敛平稳性得到了很大的提升。

虽然算法在本文所提的两个机器人路径规划场景中的

应用体现出了算法改进的优势,但由于路径上障碍物的数量和路径规划的空间原因,使得路径比较少,这也是为什么算法改进后能够快速寻找到最优路径的原因。针对此,需要加强对背景的研究,如在三维空间中多条道路上的研究等,只有经历大量的复杂的应用研究才能够更加体现出算法改进的可行性和有效性。这也是本作者今后将要加强研究的方面。

参考文献:

- [1] 王炎,孙迪生,等. 机器人控制技术 [M]. 北京:机械工业出版社,1997.
- [2] 张捍东,郑睿,岑豫皖. 移动机器人路径规划技术的现状与展望 [J]. 系统仿真学报, 2005, 17(2): 439-443. (Zhang Handong, Zheng Rui, Cen Yuwan. Present Situation and Future Development of Mobile Robot Path Planning Technology [J]. Journal of System Simulation (S1007-731X), 2005, 17(2): 439-443.)
- [3] 徐兆红,喻洪流,闫士举. 基于遗传算法的腿式跳跃机器人上肢运动优化 [J]. 系统仿真学报, 2013, 25(1): 182-184. (Xu Zhaohong, Yu hongliu, Yan Shiju. Upper Limbs Motion Optimization for Legged Jumping Robot Based on GA [J]. Journal of System Simulation (S1007-731X), 2013, 25(001): 182-184.)
- [4] 贾翠玲,王利利,徐明娜. 基于改进蚁群算法的灭火机器人路径规划研究 [J]. 内蒙古大学艺术学院学报, 2012, 9(4): 157-160.
- [5] 孔令富,高胜男,吴培良. 基于全息地图的机器人与操作手同步路径规划 [J]. 系统仿真学报, 2012, 24(9): 1801-1805. (Kong Lingfu, Gao Shengnan, Wu Peiliang. Research of Synchronous Path

Planning Between Robot and Operating Handle Based on Holographic Map [J]. Journal of System Simulation (S1007-731X), 2012, 24(9): 1801-1805.)

- [6] 王文,夏耘. 微粒群算法在机器人路径规划中的应用 [J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(4): 277-282.
- [7] 史久根,徐胜生. 基于文化-粒子群算法的机器人路径规划算法 [J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(12): 250-254.
- [8] Britto A, Pozo A. Using archiving methods to control convergence and diversity for many-objective problems in particle swarm optimization [C]// Evolutionary Computation (CEC), 2012 IEEE Congress on. USA: IEEE, 2012: 1-8.
- [9] 韦杏琼,周永权,黄华娟,等. 云自适应粒子群算法 [J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(1): 48-50.
- [10] 任子晖,王坚. 一种动态改变惯性权重的自适应粒子群算法 [J]. 计算机科学, 2009, 36(2): 227-229.
- [11] 代才,王宇平. 基于新的适应度函数的多目标进化算法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(7): 92-96.
- [12] 陈民铀,张聪誉,罗辞勇. 自适应进化多目标粒子群优化算法 [J]. 控制与决策, 2009, 24(12): 1851-1855.
- [13] 李珊. 基于粒子群优化算法的移动机器人路径规划研究 [D]. 西安: 西安科技大学, 2011.
- [14] 王勇,蔡自兴,周育人,等. 约束优化进化算法研究及其进展 [J]. 软件学报, 2009, 20(1): 11-29.
- [15] 吴启迪,康琦,汪镭,等. 自然计算导论 [M]. 上海: 上海科学技术出版社, 2011, 1.
- [16] 郑金华. 多目标进化算法及其应用 [M]. 北: 科学出版社, 2010.
- [17] 郑友莲,樊俊青. 多目标粒子群优化算法研究 [J]. 湖北大学学报: 自然科学版, 2008, 30(4): 351-355.

《系统仿真学报》荣获“2013 中国最具国际影响力学术期刊”证书

据《中国新闻出版报》2013 年 12 月 30 日报道,《系统仿真学报》被列入“2013 中国最具国际影响力学术期刊”行列(见封 2)。

该项遴选工作由中国学术期刊(光盘版)电子杂志社、清华大学图书馆、中国学术文献国际评价研究中心的 70 位期刊研究专家,采用了《中国学术期刊国际引证年报 2013》(CNKI-JCR2013)的文献计量学指标,并结合了基本计量指标、国际引证统计源以及期刊国际影响力指数 CI,从我国目前 6100 多种各类学术期刊中,通过认真评定,在符合本次遴选条件的 3502 种科技类期刊中选出了排位最靠前列的 175 种,被列为“中国最具国际影响力学术期刊”,《系统仿真学报》排在第 106 位。

本次入选 2013 中国最具国际影响力学术期刊再次证明:《系统仿真学报》的学术水平及影响力已跃居中国大陆的科技期刊前列。