

文章编号: 1001-0920(2012)07-1105-04

受限空间自适应区域栅格化的优化路径规划

陈世明¹, 江冀海¹, 吴龙龙¹, 杨 辉¹, 方华京²

(1. 华东交通大学 电气与电子工程学院, 南昌 330013; 2. 华中科技大学 控制科学与工程系, 武汉 430074)

摘要: 针对障碍物分布复杂、存在封闭边界的受限空间, 提出一种环境自适应区域栅格化的优化路径规划算法. 该算法首先将环境自适应划分为区域栅格, 并提出阻碍度指标降低搜索空间的维度以优化区域栅格的划分; 然后结合随机变异和定向变异, 给出一种可有效平衡搜索效率与精度矛盾的多维变异粒子群优化算法; 最后使用最小二乘曲线拟合方法对优化路径予以平滑处理. 与非线性递减惯性权值粒子群算法(NDW-PSO)及组合粒子群算法(C-PSO)对比的仿真结果验证了所提出算法的先进性.

关键词: 自适应区域栅格; 多维变异; 粒子群优化算法; 最小二乘曲线拟合

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Optimal path planning in limited space based on adaptive regional grid

CHEN Shi-ming¹, JIANG Ji-hai¹, WU Long-long¹, YANG Hui¹, FANG Hua-jing²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;

2. Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074,

China. Correspondent: CHEN Shi-ming, E-mail: c1977318@hotmail.com)

Abstract: Aiming at the limited space with complex obstacle distribution and closed boundary, an optimal path planning algorithm based on adaptive regional grid is presented. Firstly, the environment is divided into regional grid adaptively, and a measure is proposed to optimize the division of regional grid, which is used to reduce the dimension of search space and defined as block degree. Afterwards, an improved particle swarm optimization(PSO) algorithm combined with random mutation operator and directional mutation operator is proposed. Finally, the least-square curve fitting method is used to smooth the optimal path. Simulation results show the superiority of improved PSO algorithm by comparing with nonlinearly decreasing weight PSO(NDW-PSO) algorithm and composite PSO(C-PSO) algorithm.

Key words: adaptive regional grid; multidimensional mutation; particle swarm optimization; least-square curve fitting

1 引 言

移动机器人路径规划是机器人学的一个重要研究领域, 现有的移动机器人路径规划方法主要分为传统方法和智能优化方法. 粒子群优化算法(PSO)是一种新的基于群体智能的优化算法^[1-2]. 早熟收敛问题是粒子群优化算法中最受关注的问题之一, 其本质为种群多样性的迅速下降, 利用多样性指标来指导算法的搜索过程以提高算法的性能. Chen^[3]提出一种双层 PSO 算法, 设计了一种双层结构体, 用顶层粒子群的全局最优位置来指导整个群体的进化, 从而提高群体多样性. Chen 等^[4]将极值优化引入 PSO 算法中, 充分利用 EO 的局部开发能力, 有效地解决了 PSO 算法

的局部极小值问题. 周龙甫等^[5]引入领导机制, 并通过“变异”机制来增强群体多样性. 李天成等^[6]提出一种扇形栅格地图, 通过对环境模型的重构解决了圆形波传播半径问题.

本文在栅格地图的基础上提出一种环境自适应区域栅格化的环境建模方法, 可以避免栅格地图对栅格分辨率的依赖. 针对这一环境描述模型, 基于粒子群优化算法设计了一种多维变异粒子群优化算法, 在重构坐标系的横轴维度上进行随机变异, 结合其纵轴维度上的定向变异, 可有效平衡复杂环境中搜索优化的效率与精度的矛盾; 同时, 提出在粒子速度更新方程中增加有界随机扰动量以进一步提高算法跳出

收稿日期: 2010-12-04; 修回日期: 2011-03-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60804066, 60864004, 60964004, 61034006); 江西省教育厅科学基金项目(GJJ11115, GJJ12286).

作者简介: 陈世明(1977—), 男, 副教授, 博士, 从事复杂网络理论、多机器人系统等研究; 江冀海(1986—), 男, 硕士生, 从事粒子群优化算法的研究.

局部极小的能力. 最后, 在算法求得的最优解达到一定精度时采用最小二乘曲线拟合, 将折线路径予以平滑并进行碰撞检测. 本文提出的环境建模方法和自适应区域栅格化路径规划算法可以进一步推广到三维路径规划中.

2 问题描述与环境建模

2.1 问题描述

在移动机器人路径规划中, 目标是在一幅障碍物分布已知的地图上寻找一条最优路径, 在避开障碍物的同时使到达目标点的距离最短. 如图 1 所示, 机器人的起始点为 S , 目标点为 G , S 和 G 之间存在一些障碍物. 规划任务为搜索一条由 S 点到 G 点的路径长度最短的无碰路径, 即寻找一个点的集合 $P = \{S, p_1, p_2, \dots, p_d, G\}$. 对点 p_j ($j \in (1, 2, \dots, d)$) 的要求是: p_j 为非障碍点, p_j 与相邻点的连线上没有障碍点.

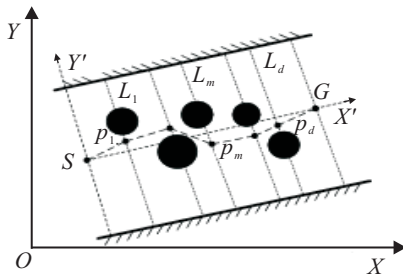


图 1 环境建模

2.2 环境建模

定义 1 障碍物分布复杂, 环境存在一定封闭边界的环境空间称为受限空间.

定义 2 SG 为机器人搜索空间的中心轴线, 搜索范围中任一点到 SG 的距离称为中心距离 D_k .

以 S 为原点, SG 为 X' 轴, 垂直于 X' 轴且经过 S 点的直线为 Y' 轴, 建立新坐标系如图 1 所示. 首先将点 S 与点 G 连接成线段 SG , 过圆形障碍物在 $O-XY$ 平面垂直投影的圆心及 S 和 G 点作垂线段, 得到平行直线簇 $(L_0, L_1, L_2, \dots, L_d, L_{d+1})$ 将环境模型划分成 $d+1$ 个区域栅格. 它们与路径 P 的交点即为目标点序列 $\{p_1, p_2, \dots, p_d\}$.

考虑到各个障碍物对搜索较优路径起到的阻碍程度不同, 故提出阻碍度的概念, 计算公式如下:

$$\gamma = w_S \cdot \frac{S_K}{S_{\max}} + w_D \cdot \frac{D_K}{D_{\max}}. \quad (1)$$

其中: S_K 为障碍物 K 在 $S-X'Y'$ 平面上的垂直投影面积, S_{\max} 为障碍物中最大的垂直投影面积, D_K 为障碍物 K 的圆心点到中心轴线的距离, D_{\max} 为障碍物中距离中心轴线的最大距离. w_S 和 w_D 分别为控制 S_K 和 D_K 对阻碍度大小影响程度的两个加权系数, 并且 $w_S + w_D = 1$, $w_S, w_D \in (0, 1)$.

在优化问题的求解中解的维度越大越难求解, 自适应区域栅格化模型中, 区域栅格的个数由障碍物的个数确定, 只需删除平行直线簇中穿越障碍物的阻碍度小的部分直线即可减少区域栅格的个数, 以减少求解维度. 确定两条删除区域栅格个数的规则如下:

1) 计算每个障碍物的阻碍度, 设定阻碍度阈值 b_t , 如果阻碍度大于阈值则保留, 否则删除;

2) 在上一步的基础上依次计算每两个相邻维度之间的距离, 设定一个距离阈值 d_t , 如果相邻两维的距离小于这个阈值, 则删除其中阻碍度较小的障碍物所在的维度.

通过两条规则删减掉一些对寻找较优路径影响较小的区域栅格, 可减少搜索空间维度, 简化模型.

3 算法描述与实现

3.1 标准粒子群算法

粒子群算法用无质量、无体积的粒子作为个体, 并为每个粒子规定了简单的行为规则, 从而使整个粒子群表现出复杂的行为特性. 在一个 d 维搜索空间和由 N 个粒子组成的种群中, 粒子的位置和速度根据如下方程进行变化:

$$v_{i,j}^{k+1} = wv_{i,j}^k + c_1\xi(p_{i,j}^{b,k} - x_{i,j}^k) + c_2\eta(p_j^{g,k} - x_{i,j}^k), \quad (2)$$

$$x_{i,j}^{k+1} = x_{i,j}^k + v_{i,j}^{k+1}. \quad (3)$$

其中: $x_{i,j}^k$ 和 $v_{i,j}^k$ 分别是粒子 i 在第 k 次迭代中第 j 维的位置和速度, $p_j^{g,k}$ 为第 k 代全局最优解, $p_{i,j}^{g,k}$ 为其第 j 维的值, w 为非负惯性权重, c_1 和 c_2 为学习因子, ξ 和 η 是在 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的伪随机数.

3.2 多维变异粒子群算法

考虑图 1 中的平行直线簇 $\{L_1, L_2, \dots, L_d\}$, 如果将粒子的各维位置分量对应于直线上的点, 则粒子每一维位置坐标 $x_{i,j}$ 取值在相应直线 L_j 上, 第 i 个粒子的位置坐标 $x_{i,j}$ 对应于 p_j 的纵坐标 y'_j . 图 1 中定义 S 坐标为 (x'_0, y'_0) , G 坐标为 (x'_{d+1}, y'_{d+1}) , 路径 P 的长度为

$$L_P = \sum_{j=0}^d \sqrt{(x'_j - x'_{j+1})^2 + (y'_j - y'_{j+1})^2}, \quad (4)$$

其中 (x'_j, y'_j) 和 (x'_{j+1}, y'_{j+1}) 分别为点 p_j 与点 p_{j+1} 的坐标, $j \in (1, 2, \dots, d)$.

移动机器人路径规划问题是一种带约束的优化问题, 约束条件为机器人路径不与障碍物相交. 对于不可行解, 本文采用罚函数法将其化为无约束优化问题, 可用下式对个体的适应度值进行调整:

$$F(P) = \begin{cases} L_P, & P \text{ 满足约束条件;} \\ L_P + M, & P \text{ 不满足约束条件.} \end{cases} \quad (5)$$

其中: $F(P)$ 为适应度函数, M 为罚值.

本文在自适应区域栅格化模型的基础上提出一种多维变异粒子群优化算法. 在重构坐标系的基础上, 对分布在平行直线簇上的解进行定向变异收缩解的空间, 并随之在垂直平行直线簇的方向上进行随机变异扩大解的空间.

定向变异算子 m_y 的操作如下:

Step 1: 先将式 (6) 得到的粒子位置信息 x 赋值给定向变异算子 m_y , 设定变异概率 $p_k \in (0, 1)$;

Step 2: 变异操作如下:

$$\begin{cases} m_{y_{i,j}} = 0, \text{rand}(1) \leq p_k; \\ m_{y_{i,j}} = 0.5 \times (m_{y_{i,j-1}} + m_{y_{i,j+1}}), \text{其他}. \end{cases} \quad (6)$$

称这种变异为定向变异.

随机变异算子 m_x 的操作如下:

Step 1: 将维度坐标信息 $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_d\}$ 赋值给随机变异算子 m_x , 设定变异概率 $p_m \in (0, 1)$;

Step 2: 变异操作如下:

$$\begin{cases} m_{x_{i,j}} = m_{x_{i,j}}, \text{rand}(1) \geq p_m; \\ m_{x_{i,j}} = Q_j + (b_f \times \text{rand}(1) - b_l), \text{其他}. \end{cases} \quad (7)$$

其中 b_f 和 b_l 为控制变异范围的两个常数. 称这种变异为随机变异.

3.3 算法实现

算法步骤如下:

Step 1: 根据 S 和 G 点的位置构建新的坐标系, 以下各步骤均在新坐标中进行, 最后通过坐标反变换到原坐标系中.

Step 2: 根据第 2 节中所提到的建模方法构建环境模型, 由 L_j 和地图的交点求出 x_j^{\min} 和 x_j^{\max} , 进而求出速度极值 v_j^{\max} . 设定粒子个数 N , 采用随机初始化的方法初始化粒子位置 x 和速度 v , 当初始路径中至少有一条可行路径时结束初始化.

Step 3: 确定最大迭代次数 k_{\max} . 用式 (2) 和 (3) 更新粒子速度与位置信息, 并对速度更新采取有界随机扰动策略, 即在粒子群算法速度公式后加一个有界扰动变量 $S_r = C \cdot \text{rand}(1)$, C 为一个已知的常数.

Step 4: 对 Step 3 中得到的粒子位置信息采用定向变异, 对环境模型的 X' 轴向采取随机变异, 利用变异信息组合出新的路径. 通过计算适应度值函数, 从得到的路径中选出适应度值较小的前 N 条路径位置信息进入下一次的迭代, 同时更新 p_i^b 和 p^g .

Step 5: 设定路径长度阈值 Len , 当 $G \leq \text{Len}$ 时进行最小二乘曲线拟合并进行碰撞检测, 得到拟合曲线的函数式 $f(x)$, 通过定积分来计算路径长度

$$L_P = \int_{x_S}^{x_G} f(x) dx. \quad (8)$$

Step 6: 当达到最大迭代次数 k_{\max} 或满足精度要求 (收敛) 时结束程序, 否则转 Step 3.

4 仿真分析

本文仿真采用圆形障碍物, 根据 2.2 节所描述的方法构造环境模型, 分别使用多维变异粒子群算法、C-PSO 算法^[7]及 NDW-PSO^[8]算法搜索最优路径. 3 种算法的加速系数均采用自适应变化方式, 迭代过程中 c_1 呈递减趋势变化, c_2 呈递增趋势变化. 多维变异粒子群算法和 C-PSO 算法的惯性权重 w 取值在 0.9~0.4 之间随迭代次数线性递减, NDW-PSO 算法的 w 非线性递减指数 n , w_{initial} 和 w_{final} 采用文献 [8] 中的建议取值, 分别为 1.2, 0.2 和 -0.3. 种群规模 $N = 60$, 定向变异概率 $p_k = 0.3$, 随机变异概率 $p_m = 0.45$, 随机变异中的 $b_f = 8$, $b_l = -4$; 有界扰动变量中的 $C = -3.5$.

使用 3 种算法在上述所构建的环境模型中进行路径规划, 分别运行程序 10 次, 设置最大迭代次数 $k_{\max} = 200$, 在新坐标系下可得运行结果如表 1 和图 2 所示. 表 1 数据为仿真图 2 中的寻优路径长度, 从

表 1 3 种粒子群优化算法仿真结果比较

算法	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均值
本文算法	112.3	111.6	111.8	112.9	112.4	111.9	112.5	111.8	113.0	111.9	112.01
NDW-PSO	115.4	114.5	113.2	116.3	113.0	116.5	116.6	115.3	111.9	115.2	114.79
C-PSO	117.2	116.1	117.4	116.5	116.7	117.2	117.6	117.1	117.7	117.1	117.06

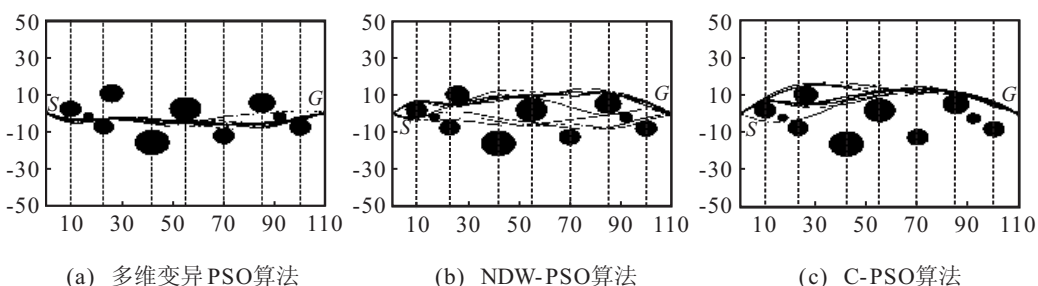


图 2 路径规划仿真结果对比

表 1 和图 2 可以看出本文算法的搜索成功率高于其他两种算法, 能够从交错的障碍物环境中搜索到优化解, 搜索途径更为灵活; 而 C-PSO 算法和 NDW-PSO 算法均容易陷入局部极小值. 文献 [9] 提到的粒子群多样性的测度公式如下:

$$\text{div}(s) = \frac{1}{N \cdot |L|} \cdot \sum_{i=1}^N \sqrt{\sum_j^d (x_{i,j} - \bar{x}_j)^2}. \quad (9)$$

其中: N 为粒子群规模, $x_{i,j}$ 为第 i 个粒子的第 j 维分量, \bar{x}_j 为所有粒子第 j 维分量的平均值, $|L|$ 为搜索域的最长对角线长度.

根据式 (9) 绘制 3 种算法的多样性曲线, 如图 3 所示. 由图 3 可知, 本文算法的多样性曲线迅速下降, 并在后续的进化中平缓地保持小幅度下降; 定向变异使得算法迅速收敛, 而横向的微小随机变异进一步提高了搜索精度, 使得寻优结果进一步精确, 对应了多样性曲线缓慢下降部分. NDW-PSO 算法的惯性权重 w 随迭代次数从 0.2 变化到 -0.3, 小的惯性权重使得 NDW-PSO 算法也能较快收敛; 而当 w 变成负数时增大了速度的绝对值, 从而导致了多样性曲线的上升. C-PSO 算法多样性曲线虽然能保持下降趋势, 但 C-PSO 算法中的变异仅对部分的劣势粒子采取具有遍历性的混沌变异, 变异的效率过低不能保证算法在较复杂的环境中迅速跳出局部极小值, 却能在一定程度上保证算法的多样性, 从而解释了 C-PSO 算法能保持较高的多样性值, 却容易陷入局部极小值的问题.

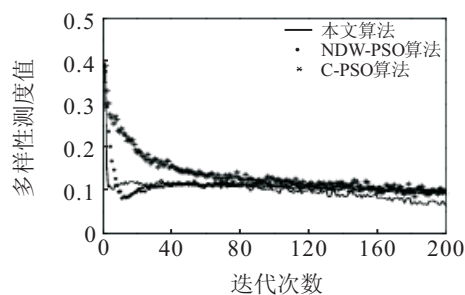


图 3 3 种不同算法的多样性曲线

5 结 论

本文提出的受限空间自适应区域栅格化的环境建模方法, 其优点是易于实现建模, 且模型不依赖于障碍物的形状; 缺点是缩小了算法的搜索空间. 针对这一建模方法设计的多维变异粒子群优化算法, 利用定向变异与随机变异来平衡搜索优化效率与精度之间的矛盾, 在算法获得的具有一定优化程度的解的附近扩大搜索范围, 有效地解决了这一缺陷, 保证了

算法解的精度及算法的可靠性. 在粒子群优化算法中引入对速度的有界随机扰动策略, 进一步提高了算法在复杂环境中跳出局部极小值的能力. 通过仿真对比, 验证了本文方法在障碍物分布较复杂且存在封闭边界的受限空间中进行路径规划的优越性.

参考文献(References)

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]. Proc of IEEE Int Conf Neural Networks. Piscataway: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.
- [2] Mohammed El-Abd, Mohamed S Kamel. A cooperative particle swarm optimizer with migration of heterogeneous probabilistic models[J]. Swarm Intelligence, 2010, 4(1): 57-89.
- [3] Chia-Chong Chen. Two-layer particle swarm optimization for unconstrained optimization problems[J]. Applied Soft Computing, 2010, 11(1): 295-304.
- [4] Min-Rong Chen, Xia Li, Xi Zhang, et al. A novel particle swarm optimizer hybridized with extremal optimization[J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(2): 367-373.
- [5] 周龙甫, 师奕兵, 张伟. 拥有领导机制的改进粒子群算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(10): 1463-1468.
(Zhou L F, Shi Y B, Zhang W. Improved particle swarm optimization with leadership[J]. Control and Decision, 2010, 25(10): 1463-1468.)
- [6] 李天成, 孙树栋, 高扬. 基于扇形栅格地图的机器人全局路径规划[J]. 机器人, 2010, 32(4): 547-552.
(Li T C, Sun S D, Gao Y. Fan-shaped grid based global path planning for mobile robot[J]. Robot, 2010, 32(4): 547-552.)
- [7] 朱红求, 阳春华, 桂卫华, 等. 一种带混沌变异的粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(3): 215-217.
(Zhu H Q, Yang C H, Gui W H, et al. Particle swarm optimization with chaotic mutation[J]. Computer Science, 2010, 37(3): 215-217.)
- [8] Chatterjee A, Siarry P. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization[J]. Computers and Operations Research, 2006, 33(3): 859-871.
- [9] 方伟, 孙俊, 须文波. 一种多样性控制的粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2008, 23(8): 863-868.
(Fang W, Sun J, Xu W B. Diversity-controlled particle swarm optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2008, 23(8): 863-868.)