

改进蚁群算法在移动机器人路径规划中的研究*

赵凯^{1,2}, 李声晋², 孙娟¹, 赵锋^{2,3}

(1.华北水利水电学院 信息工程学院, 河南 郑州 450011;

2.西北工业大学, 陕西 西安 710072;

3.成都飞机设计研究所, 四川 成都 610041)

摘要: 将遗传算法与蚁群算法进行有机结合, 并将其应用到智能机器人全局路径规划中, 其目的是探索一种基于栅格划分的环境中新的路径寻优算法, 研究机器人路径规划问题。首先利用遗传算法全局搜索能力强的特点, 生成初始信息素分布, 再利用蚁群算法正反馈机制的特点求精确解, 通过两种算法的优势互补, 提高系统的路径寻优能力。

关键词: 遗传算法; 蚁群算法; 路径寻优算法; 路径规划

中图分类号: V218

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2013)04-0067-04

Research of improved ant colony algorithm in mobile robot path planning

Zhao Kai^{1,2}, Li Shengjin², Sun Juan¹, Zhao Feng^{2,3}

(1.College of Information & Engineering, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450011, China;

2.Northwestern Polytechnic University, Xi'an 710072, China;

3.Aircraft Design & Research Institute, Chengdu 610041, China)

Abstract: Combining the genetic algorithm with the ant colony algorithm and its application to intelligent robot path planning in the global, its purpose is to explore a way based on grid division in the environment of a new path of optimum algorithm, the robot path planning problem. By using the global search ability strong characteristic of the genetic algorithm generate initialization pheromone distribution, and then the ant colony algorithm is the characteristics of the feedback mechanism for the exact solution. Through the two algorithm's advantage complementary, improve the system of path optimization ability.

Key words: genetic algorithm; ant colony algorithm; path optimization algorithm; path planning

移动机器人的全局路径规划可归为有约束条件下的多目标优化问题, 在已知环境信息的情况下, 利用有限条件规划出一条由起始点到目标点, 且能避开障碍物的最优或次最优路径^[1]。目前, 国内外学者针对机器人全局路径规划问题做了大量研究, 提出了许多算法, 主要有可视图法、栅格法、人工势场法、A* 搜索方法以及随机搜索法等, 这些算法都存在搜索速度慢、易陷入局部最小等缺点。

随着蚁群算法(ACO)^[2]、微粒群算法(PSO)^[3]、遗传算法(GA)^[4]等智能算法的提出, 机器人路径规划算法得到了很大的发展。通过这些方法在路径规划中的应用使得机器人更加智能, 其运行路径也更加逼近理想的优化要

求, 但在搜索效率以及最优能力等方面仍然存在各自的缺陷。本文主要针对遗传算法进行路径规划时运算速度慢、占据存储空间大、容易陷入早熟等缺点, 结合蚁群算法和遗传算法两种算法的优点提出一种新的复合型路径规划算法。

1 遗传算法的应用

遗传算法是一种概率搜索算法, 它利用某种编码技术作用于称为染色体的数串。其基本思想是模拟由这些串组成的个体的进化过程^[5]。遗传算法实现主要涉及编码、初始群体的设定、适应度函数的设计以及遗传算子操作。

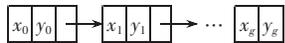
1.1 编码

遗传编码对于算法的性能如搜索能力和计算效率等影响很大, 本文采用路径编码方法, 从起点到目标点的路径节点序列作为染色体, 该染色体是不定长的。编

* 基金项目: 河南水利厅科技攻关基金(GG201246); 西北工业大学研究生创业种子基金(Z2011057)

技术与方法 Technique and Method

码如下所示：



其中 (x_i, y_i) 表示除两端以外第 i 个轨迹点坐标, (x_0, y_0) 和 (x_g, y_g) 分别表示起始点和目标点坐标。

1.2 适应度函数

1.2.1 边界约束适应度函数

机器人边界的约束限制各点 y_i 的取值范围。 y_i 取值范围的确定方法如下： l_i 与边界的交点为 (x_{i1}, y_{i1}) 及 (x_{i2}, y_{i2}) ，则 y_i 的取值范围是 (y_{i1}, y_{i2}) 。因此，边界约束函数可表示为：

$$fit1 = \begin{cases} 1, & y_{i1} \leq y \leq y_{i2}, i=(1, 2, \dots, n-1) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

1.2.2 路径长度适应度函数

路径长度的适应度函数主要由三部分组成：RSSI 测距、导航代价指标和避障代价指标。

(1) RSSI 测距

由于 Shadowing 模型能够考虑噪声对信号强度的影响，因此本文采用 Shadowing 模型，其数学模型如下所示：

$$\left[\frac{p_r(d)}{p_r(d_0)} \right]_{\text{dB}} = -10\beta \lg \left(\frac{d}{d_0} \right) + X_{\text{dB}} \quad (2)$$

其中， d_0 和 $p_r(d_0)$ 分别表示参考距离和相应的信号接收能量， β 为路径损耗系数，其在室内有障碍物的情况下取为4.5， X_{dB} 是一个均值为零、方差为 σ_{dB} 的高斯分布变量。

(2) 导航代价指标

本文采用式(3)作为机器人路径的优化目标，按最短路径和最小可探测性路径加权方法来计算，如式(3)所示：

$$\min C = \sum_{i=1}^n (\lambda F_i + (1-\lambda) T_i) \quad (3)$$

$$\text{st.} \begin{cases} v \subseteq [v_{\min}, v_{\max}] \\ F_i \subseteq [0, F_f] \\ T_i \subseteq [0, Th_t] \end{cases}$$

其中， F_i 表示能耗代价； T_i 表示碰撞危险代价； $\lambda, 1-\lambda$ 分别代表能耗代价以及碰撞危险代价的加权系数； v_{\min}, v_{\max} 为机器人的最小和最大速度； F_f 为机器人能耗限制； Th_t 为机器人的碰撞危险可接受阈值。可根据任务需求调整 λ 的值。

(3) 避障代价

假定机器人以定速度行驶，则能量消耗与机器人的行驶距离成正比。因此能耗代价可以用两点之间的欧氏距离来代替，即：

$$F_i = L_{\text{line}, i} = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (4)$$

机器人接收到的无线传感器信号的强度与其到传感器节点的距离成反比，机器人每条边的代价是行驶该边的积分，即：

$$T_{\text{threat}, i} = \sum_{j=1}^N \left(\int \frac{1}{d_j} dl \right) \quad (5)$$

为简化计算，可在每条边上取一些离散点，计算威

胁点到这些点之间的距离，本文将每条边分成5等份，取其中的 $1/5, 2/5$ 和 $4/5$ 这3个点代替每条边的碰撞威胁代价，这样第 i 条边的碰撞威胁代价可等价于：

$$T_{\text{threat}, i} = l_i \sum_{j=1}^N \left(\frac{1}{d_{1/5, i, j}} + \frac{1}{d_{2/5, i, j}} + \frac{1}{d_{4/5, i, j}} \right) \quad (6)$$

其中 N 表示机器人运行环境中障碍物的数目， l 表示两点之间的距离， j 表示障碍物。因此第 i 条边的综合代价可表示为：

$$C_i = \lambda L_{\text{line}, i} + (1-\lambda) T_{\text{threat}, i} \quad (7)$$

则其适应度函数为：

$$fit = \max C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n (\lambda F_i + (1-\lambda) T_i)} \quad (8)$$

$$\text{st.} \begin{cases} v \subseteq [v_{\min}, v_{\max}] \\ F_i \subseteq [0, F_f] \\ T_i \subseteq [0, Th_t] \end{cases}$$

1.3 初始种群生成

首先搜索从起始点到目标点的所有可行路径，当所有路径生成后，选取其中的 N 条路径作为初始种群。当一条路径中某个节点被选中后，给该节点一个标记，只有未被标注标记的节点才能作为新的候选节点，每条路径选择完后，进行标记清零处理。

1.4 遗传算子操作

选择操作采用轮盘赌选择法(Roulette Wheel Selection)；交叉操作采用重复节点交叉策略；变异操作通过对群体中的个体以事先设定的编译概率或者进行变异的个体随机选择变异位进行。

2 蚁群算法的应用

与遗传算法一样，蚁群算法也是一种启发式算法，因模拟自然界中蚂蚁的觅食行为而得名。蚁群主要通过信息素浓度和路径启发式信息选择路径^[6]。

2.1 信息素初值设置

通过遗传算法得到了一定路径的信息素，信息素的初值设置为：

$$\tau_k^A(i, j) = \tau_k^O(i, j) + \tau_k^G(i, j) \quad (9)$$

其中， $\tau_k^O(i, j)$ 是根据求解问题的规模给定的信息素常数， $\tau_k^G(i, j)$ 是在遗传算法求解结果中选取适应值较好的前20%的个体(从起始点到目标点的路径)作为遗传优化解集合，转换得到的初始路径的信息素值。

2.2 路径选择规则

蚂蚁 k 在运动过程中，其转移方向是根据各条路径上的信息量决定的。 t 时刻蚂蚁 k 由节点 i 转移到下一节点 j 的概率计算如式(10)所示^[7-8]。

$$p_k(i, j) = \begin{cases} \frac{\tau(i, j)^\alpha \times \eta(i, j)^\beta}{\sum_{j \in J(i)} \tau(i, j)^\alpha \times \eta(i, j)^\beta}, & j \in \text{安全范围} \\ 0, & j \in \text{威胁区} \end{cases} \quad (10)$$

技术与方法 Technique and Method

式中, α 、 β 为启发式因子, 反映了生物信息素和可见性的相对重要性; $J_k(i)$ 表示第 k 个蚂蚁由节点 i 可以到达的下一个节点的所有集合, 并且满足比节点更接近于目标点。根据划分的网格图可知, $J_k(i)$ 中最多有 8 个节点; $\tau(i, j)$ 表示存储在边上的信息素强度, 初始值由式(9)决定; $\eta(i, j)$ 为节点 i 相对于节点 j 的可见性, 其中:

$$\eta(i, j) = \frac{1}{C_{(i, j)}} \quad (11)$$

$$C_{(i, j)} = \lambda L_{(i, j)} + (1 - \lambda) \omega T_{(i, j)} \quad (12)$$

式中, 系数 λ 表示威胁代价与油耗代价的权重比; 为避免数据量纲不同对结果的影响, 引入平衡因子 ω , 用以调整威胁代价与油耗代价的数据量纲。

2.3 信息素更新

当蚂蚁走完一步或者完成一条航迹规划问题的可行解时, 要对各边上残留的信息素进行更新处理, $t+n$ 时刻路径 (i, j) 上信息量的调整规则为:

$$\tau_{ij}(t+n) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}(t) \quad (13)$$

$$\Delta \tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t) \quad (14)$$

其中 ρ 为信息素挥发因子, $1 - \rho$ 为信息素残留因子; $\Delta \tau_{ij}(t)$ 表示本次遍历中路径 (i, j) 上的信息素增量, 初始时刻 $\Delta \tau_{ij}(0) = 0$, $\tau_{ij}(0)$ 由式(9)决定; $\Delta \tau_{ij}^k(t)$ 表示第 k 只蚂蚁在本次遍历中留在路径 (i, j) 上的信息量, m 是蚂蚁的总个数。 $\Delta \tau_{ij}^k(t)$ 的计算采用 Ant-Cycle 模型, 如式(15)所示:

$$\Delta \tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在循环中经过 } (i, j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (15)$$

式中, Q 为一常数, 表示信息素强度, 一定程度上影响算法的收敛速度; L_k 表示第 k 只蚂蚁在本次遍历中所走路程的总长度。

综上所述, 改进的组合优化算法主要步骤如下:

- (1) 进行编码, 产生初始种群; 对个体适应度进行检测评估;
- (2) 根据适配值大小进行选择、交叉和变异操作;
- (3) 根据结果判断子代群体的进化率是否都小于设置的子代群体最小进化率, 若满足则根据结果生成若干组优化解, 否则重新进行个体适应度的检测评估, 执行步骤(3)、步骤(4);
- (4) 根据遗传算法生成的若干组优化解, 初始化蚁群算法参数, 生成信息素初始分布, 并将蚂蚁置于初始节点;
- (5) 根据蚁群算法的状态转移概率进行下一个节点的选择;
- (6) 更新蚁群算法禁忌表, 并对信息素进行更新;
- (7) 判断是否满足结束条件, 若满足则输出结果, 否则转到步骤(3), 继续执行步骤(3)~步骤(7)。

3 仿真验证

为了验证本文所提出的静态环境下改进组合算法在机器人路径规划中的正确性和有效性, 在 Matlab 环境下进行了仿真验证。运用概率地图方法在规划环境中得到路线图, 分别采用基本蚁群算法和改进后的组合优化算法进行路线图搜索, 假设机器人的规划区域为 $400 \text{ m} \times 400 \text{ m}$ 的空间, 其遗传操作取值为: 交叉率为 0.7, 变异概率为 0.06, 种群规模为 35, 进化代数为 5%, n 为 3; 蚁群算法取值为: $\tau_0 = 0.01$, $\rho = 0.3$, $\beta = 4$, $NC_{\max} = 10Q = 100$, $m = 60$ 。仿真曲线结果如图 1~图 4 所示, 其中, 图 4 为收敛曲线。

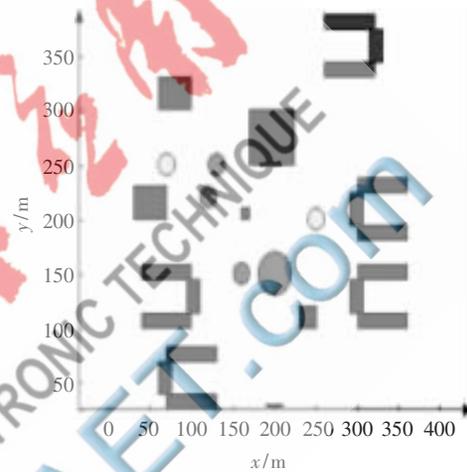


图 1 障碍物二维环境视图

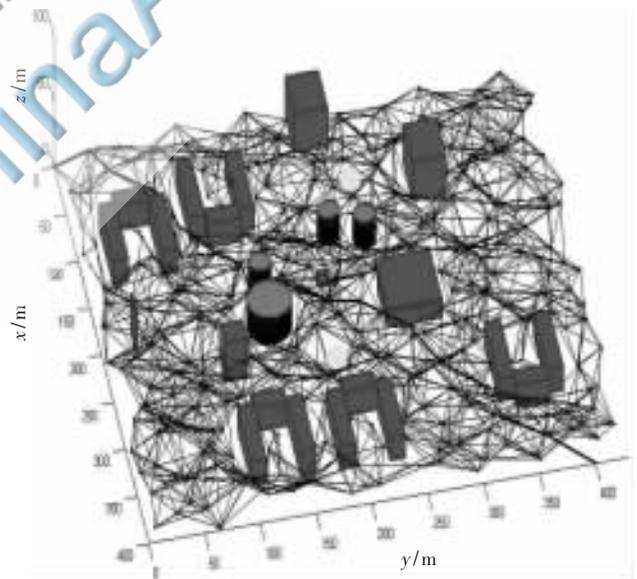


图 2 混合算法路径搜索图

仿真结果表明, 蚁群算法路径长度为 490.077 663 m; 搜索用时 9.941 37 s; 路径上节点数为 15; 混合算法路径长度为 448.825 552 m; 搜索用时 4.614 29 s; 路径上节点数为 14。经计算, 混合算法路径长度比蚁群算法路径长度缩短了 8.4%, 用时缩短了 53.5%。

本文对复杂环境下全局路径规划搜索速度较慢的问题进行了改进。首先利用遗传算法的全局寻优特性进

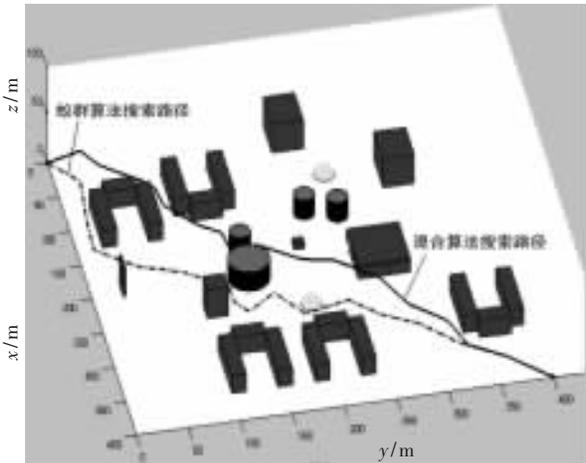


图3 实验规划的路径

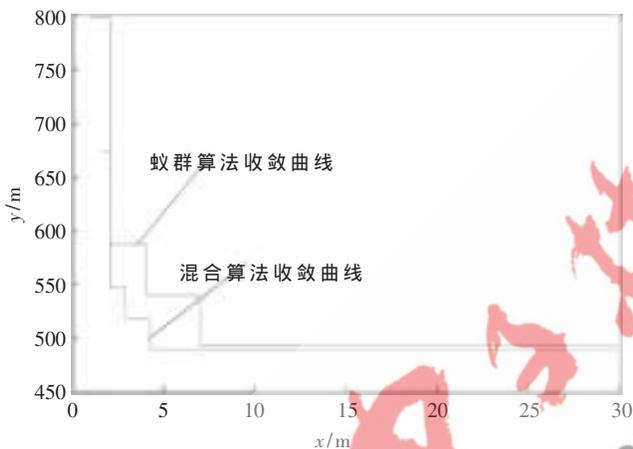


图4 基本蚁群算法及混合蚁群算法收敛曲线

行大范围寻优,构成蚁群算法的初始信息素分布,再利用蚁群算法正反馈机制寻找精确解,通过信息素的不断更新最终收敛于最优路径。该组合优化算法根据遗传算法与蚁群算法各自的特点,将两者进行有机结合构成GA-ACO(Genetic Algorithm-Ant Colony Optimization)算法,并将其应用在规划路径寻优中。通过仿真验证,组合后

的优化算法在路径的搜索过程中更具有方向性,显著地减少了冗余迭代的次数,在收敛速度和求解精度上均优于基本蚁群算法。

参考文献

- [1] TSAI C C, HUANG H C, CHAN C K. Parallel elite genetic algorithm and its application to global path planning for autonomous robot navigation[C]. In Proceedings of IEEE international Conference on Computer Applications, Shipbuilding, 2011: 4813-4821.
 - [2] LIM K K, Yew-Soon Ong, LIM M H, et al. Hybrid ant colony algorithms for path planning in sparse graphs[J]. Soft Computing, 2008, 12(10): 981-994.
 - [3] 孙波, 陈卫东, 席裕庚. 基于粒子群优化算法的移动机器人全局路径规划[J]. 控制与决策, 2005, 20(9): 1052-1060.
 - [4] CASTILLO O, TRUJILLO L, MELLY P. Multiple objective genetic algorithms for path-planning optimization in autonomous mobile robots[J]. Soft Computer, 2007, 11(3): 69-279.
 - [5] 李剑锋, 段文军, 方斌, 等. 基于改进遗传算法立体车库存取调度优化[J]. 控制工程, 2010, 17(5): 658-661.
 - [6] 邓见光, 袁华强, 赵跃龙. 一种基于遗传-蚁群算法的网格任务调度策略[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(12): 4485-4488.
 - [7] Tan Guanzheng, He Huan, SLOMAN A. Global optimal path planning for mobile robot based on improved Dijkstra algorithm and ant system algorithm[J]. Journal of Central South University of Technology, 2006, 13(1): 80-86.
 - [8] BRANKE J, GUNTSCHE M. Solving the probabilistic TSP with ant colony optimization[J]. Journal of Mathematical Modelling and Algorithms, 2004, 3(4): 403-425.
- (收稿日期: 2012-10-30)

作者简介:

赵凯, 女, 1973年生, 博士, 主要研究方向: 智能控制, 计算机应用。