

doi: 10.7690/bgzd.2013.12.023

## 基于双重遗传算法的多机器鱼路径规划

胡文艳, 蒋玉莲, 杨林

(西南民族大学电气信息工程学院, 成都 610041)

**摘要:** 为更快地计算出机器鱼之间在协调合作下的最优路径, 提出一种基于改进的遗传算法的多目标路径规划方法。在传统遗传算法的基础上加入了插入、删除和修复算子, 提高了算法的搜索效率, 在选择算子中加入了避免外部存储器中出现相同个体的机制, 防止“早熟”收敛, 并将该算法引入到多机器鱼路径规划中, 通过变异、选择等操作得到最优路径。水中机器鱼比赛 2D 仿真平台上的实验结果表明: 该算法具有较快的搜索效率和较强的适应性, 并大大提高了系统的协调性。

**关键词:** 多机器鱼; 路径规划; 遗传算法; 栅格; 控制参数

**中图分类号:** TP242.6; TP301.6 **文献标志码:** A

## Multi-Robot Fish Path Planning Based on Double-Layer Genetic Algorithm

Hu Wenyan, Jiang Yulian, Yang Lin

(School of Electrical & Information Engineering, Southwest University for Nationalities, Chengdu 610041, China)

**Abstract:** For faster to calculate the optimal path among the robotic fishes which work at the condition of cooperation mechanism, a multi-objective path planning method based on the improved genetic algorithm is proposed. For improving the search efficiency, the inserting, deleting and repairing operator are introduced in the method. To avoid the premature convergence, the mechanism which prevents appearing the same unit in external memorizer is added into the selection operator. Applying the method to the path planning of multi-robot fishes, the optimal path is obtained through mutation, selection and other operations. The experimental results on the 2D simulation platform show that the algorithm has faster searching efficiency and better adaptability, and improves the coordination of the system greatly.

**Key words:** multi-robot fish; path planning; genetic algorithm; grid; control parameters

### 0 引言

近年来, 各种机器人比赛的蓬勃发展极大地促进了机器人技术的进步<sup>[1]</sup>, 其中, 水中机器鱼比赛是以智能仿生机器鱼为主体, 进行各种激烈对抗或形状定位的比赛。路径规划是这类比赛中的关键技术。路径规划是指按照某一性能指标, 搜索一条从起始点到目标点的最优或近似最优的无碰路径。目前已出现了许多单机器鱼路径规划的研究成果并获得了较好的应用, 例如静态环境中的连接图法、可视图法、Voronoi 图法, 动态环境下的免疫算法、粒子群算法和蚁群算法等。但多机器鱼的路径规划比单机器鱼的路径规划复杂得多, 它涉及机器鱼间的避碰机制以及相互合作机制, 需要侧重考虑整个系统在协调合作下的最优路径, 如系统在特定约束条件下总耗时最少或总路径最短等<sup>[2]</sup>。利用遗传算法解决上述问题较其他方法而言, 更具优势。

遗传算法(genetic algorithms, GA)是以自然选择和遗传机制等生物进化理论为基础的一类随机搜索算法<sup>[3]</sup>, 是一种模拟自然进化过程来搜索最优解

的方法, 具有简单、通用、鲁棒性强和适用于并行处理等特点。笔者将遗传算法引入到多机器鱼路径规划中来, 对传统遗传算法进行了分析和改进, 采用改进的遗传算法对同时存在动静态障碍物的复杂环境下的多机器鱼路径进行规划<sup>[4]</sup>, 并通过实验证明其有效性。

### 1 问题描述

#### 1.1 建立数学模型

在机器鱼运行的二维仿真环境中, 存在若干障碍物, 设机器鱼的起始点为  $S$ , 目标点为  $E$ , 则机器鱼全局多目标路径<sup>[4]</sup>可表示为:

$$F = \min[f(x_1), f(x_2), f(x_3)] \quad (1)$$

式中:  $F$  为最优路径;  $f(x_1)$  为路径长度;  $f(x_2)$  路径的光滑度;  $f(x_3)$  为机器鱼与障碍物碰撞的可能性。

#### 1.2 约束条件

理论研究时, 可把机器鱼视为一个质点, 但实际问题下的机器鱼却具有一定大小和形状。设机器

收稿日期: 2013-06-30; 修回日期: 2013-07-30

基金项目: 西南民族大学中央高校基本科研业务费专项项目(13NZYQN09)

作者简介: 胡文艳(1990—), 女, 贵州人, 本科, 从事智能计算及信号处理研究。

通讯作者: 蒋玉莲(1977—), 女, 重庆人, 博士, 讲师, 从事智能控制及信息融合研究。

鱼的大小为  $R$ , 有

$$R \leq d \quad (2)$$

式中,  $d$  表示机器鱼与障碍物之间的距离。

## 2 双重遗传算法多机器鱼路径规划

### 2.1 编码和初始种群的产生

初始种群是遗传算法的起点, 由一定数目的个体组成。在遗传算法开始时, 随机产生一个种群, 按一定的评价标准对种群中的个体进行评价<sup>[5]</sup>, 产生相应的适应度值, 根据适应度值对个体进行选择、变异和交叉等操作, 得到新的种群。每个染色体表示一条从起始点到目标点的路径, 其结构为

$$S \rightarrow M_1 \rightarrow M_2 \cdots M_n \rightarrow E \quad (3)$$

式中,  $M_n(n=1,2,\dots)$  表示去掉起点  $S$  和终点  $E$  的中间栅格的编号, 长度  $n$  可变。

为简便起见, 笔者采用栅格编号来对路径个体进行定义<sup>[6]</sup>, 如图 1 中的路径就可表示为个体:  $\{0,1,2,3,10,16,23\}$ 。在算法编写和执行过程中, 利用编号法比坐标法更加直观。

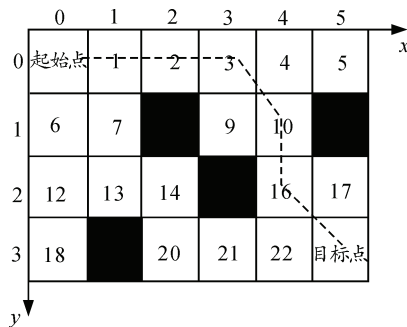


图 1 运动路径表示方法

### 2.2 适应度函数的设计

遗传算法中的操作是基于适应度函数来进行的, 适应度函数的好坏直接影响遗传算法的收敛速度和最优解的搜索。对于静态障碍物环境, 可直接采用问题的目标函数作为个体的适应度函数。

1) 路径长度。

设路径有  $n$  个节点, 则

$$f(x_1) = \sum_{i=1}^{n-1} |m_i m_{i+1}| \quad (4)$$

式中,  $m_i$  表示节点。

2) 路径光滑度。

$$f(x_2) = \frac{\sum_{j=2}^{n-1} \alpha_j + k \times \frac{\pi}{2}}{n-2} \quad (5)$$

式中:  $\alpha_j$  表示两向量间的夹角,  $k$  表示大于  $\frac{\pi}{2}$  的夹角个数。

3) 安全性。

$$f(x_3) = \frac{1}{d} \quad (6)$$

在取得静态障碍物环境下的最优路径的基础上, 笔者加入了避开动态障碍物的路径优化条件<sup>[7]</sup>, 其算法如图 2 所示。

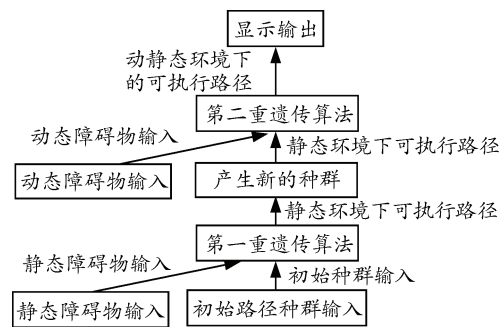


图 2 双重遗传算法示意图

将障碍物位置点指向机器鱼位置点的连线方向定义为  $X$  方向, 垂直方向为  $Y$  方向, 通过比较  $X$  方向上的移动距离  $v_0 t_{\text{step}} \cos \alpha + v_r t_{\text{step}} \cos \beta$  与机器鱼、障碍物间的距离  $d$ ,  $Y$  方向上的移动距离  $v_0 t_{\text{step}} \sin \alpha + v_r t_{\text{step}} \sin \beta$  与机器鱼的安全半径  $R$ , 来判断是否能动态避碰,  $\alpha$  为障碍物当前速度方向与机器鱼连线间的夹角,  $\beta$  为机器鱼当前速度方向与障碍物连线间的夹角。若在  $X$  方向上移动一个步长距离的值小于机器鱼与障碍物的距离, 或在  $Y$  方向上移动一个步长距离的值仍在机器鱼的安全半径范围内, 或同时成立, 则机器鱼能避开障碍物。根据适应度越小越好的原则, 其公式如下:

$$f_2 = \begin{cases} 0 & \text{若 } \frac{v_0 t_{\text{step}} \cos \alpha + v_r t_{\text{step}} \cos \beta}{d} > 1 \text{ 且 } \frac{v_0 t_{\text{step}} \sin \alpha + v_r t_{\text{step}} \sin \beta}{R} > 1 \\ \text{else} & \left[ 2 - \frac{v_0 t_{\text{step}} \cos \alpha + v_r t_{\text{step}} \cos \beta}{d} - \frac{v_0 t_{\text{step}} \sin \alpha + v_r t_{\text{step}} \sin \beta}{R} \right] \end{cases} \quad (7)$$

综合得到适应度函数为

$$F = \sum f_2 + wf(x_1) \quad (8)$$

式中  $W$  为加权系数。

### 2.3 遗传算子的设计

1) 交叉。

按交叉节点的个数，交叉操作<sup>[8-10]</sup>可分为单点交叉、两点交叉、多点交叉、均匀交叉和循环交叉等。笔者采用单点交叉，考虑到个体长度可变，在两个父体上分别选取一个交叉点，交换两个体在各自交叉点之间的部分染色体，如个体  $F_1$  为 {0, 7, 14, 20, 21, 22, 23}，个体  $F_2$  为 {0, 6, 12, 13, 14, 20, 21, 22, 23}，则第 2 点交叉后，个体  $F_1$  变为 {0, 6, 14, 20, 21, 22, 23}， $F_2$  变为 {0, 7, 12, 13, 14, 20, 21, 22, 23}。

### 2) 变异。

变异操作能够改善遗传算法的局部搜索能力，并且维持种群的多样性，防止出现早熟。但变异操作有可能会产生间断路径<sup>[11]</sup>，处理措施为：当路径可行时，对路径上的中间栅格依概率进行小范围调整，并保证变异后的路径仍为可行路径；当路径不可行时，对路径上不可行的栅格依概率进行大范围调整，若有端点位于障碍物中时，则使其朝障碍物之外变异。

### 3) 插入。

插入操作可消除变异时产生的间断路径，在间断路径之间用栅格进行弥补，使其成为连续路径。判断 2 个序号是否为间断路径，可以用下面的公式：

$$A = \max \{ \text{abs}(X_{i+1} - X_i), \text{abs}(Y_{i+1} - Y_i) \} \quad (9)$$

式中， $(x_i, y_i), (x_{i+1}, y_{i+1})$  分别表示路径上两点的坐标。取得  $A$  值后，若  $A=1$ ，则这两点为连续路径，否则为间断路径点。当这两点为间断路径时，采用中值法来确定插入点，使之成为连续路径，公式为：

$$\begin{cases} x_j = \text{int}[\frac{1}{2}(x_i + x_{i+1})] \\ y_j = \text{int}[\frac{1}{2}(y_i + y_{i+1})] \end{cases} \quad (10)$$

在得到插入点的坐标  $(x_j, y_j)$  后，将其作为插入点。若计算得到的插入点为自由栅格，则可以直接插入；若为障碍栅格，则寻找一个与该点最近的自由栅格作为候补插入点；若找不到候补插入点，则插入操作失效，放弃该点。

### 4) 删除与修复。

当算法执行过程中出现 2 个相同序号及冗余序号时，将冗余序号以及 2 个相同序号中的一个舍去，达到简化路径的目的。对路径中的非相邻两点进行检查，当两点间的连线为无障碍路径时，则删除这两点间的所有节点，进一步简化路径；当路径与障碍物有相交点时，则把与障碍物相交的节点修补为环绕障碍物的栅格，使路径变为可行。

## 3 遗传算法的步骤及控制条件

Step1 选择编码策略，用编号法对栅格进行编码；

Step2 产生初始种群  $P$ ，最大进化代数为  $G$ ，计数器  $T=0$ ；

Step3 对所有个体进行适应度评价；

Step4 选择控制参数；

Step5 设计遗传算法的具体操作算子，把生成的新群体作为下一代初始群体；

Step6 按照算法结构进行编程，流程图如图 3。

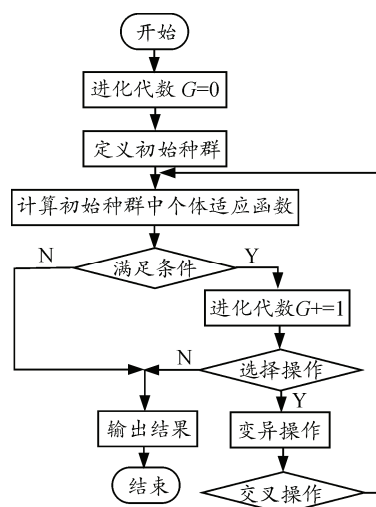


图 3 算法流程图

为保证遗传算法的顺利进行，必须对控制参数进行选择。在进化前期，群体中存在大量的不可行解，因此交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  应尽可能地大；随着进化的进行，可行解增多，为了防止交叉算子对解可行性的破坏，应降低交叉概率  $p_c$ ，并取较小的变异概率对可行性解进行微调。由于删除算子可减小染色体的长度，因此应始终取较大概率。为避免遗传算法进行无休止的搜索和保证达到最优解，当遗传算法的结果为产生了连续路径且连续 5 次进化最优解均无变化，或者算法达到了设定的最大进化代数时，算法终止。

## 4 实验与分析

为验证理论的正确性和有效性，笔者将基于双重遗传算法的仿真程序应用在机器鱼 2D 仿真花样游泳项目的一段赛程中。任务要求多机器鱼在环境中无碰撞地从起点到达终点。在 2D 仿真平台上进行多组仿真实验并保留实验结果，同时，为了更清晰地显示实验结果，使用 Matlab 仿真工具在误差允

许的范围内模拟机器鱼的路径并计算其长度。实验对比结果如图 4~图 7 所示，仿真路径长度对比如表 1 所示。

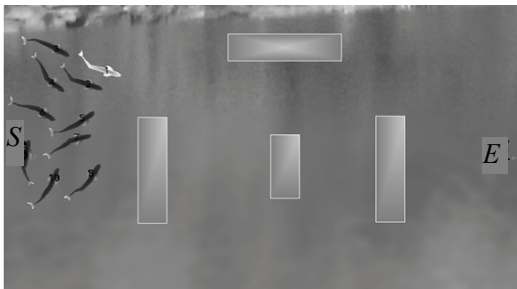


图 4 初始时刻

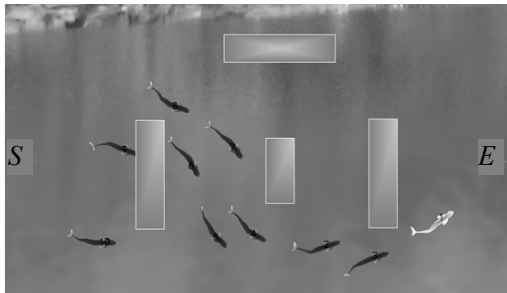


图 5 未使用遗传算法的路径规划实验结果

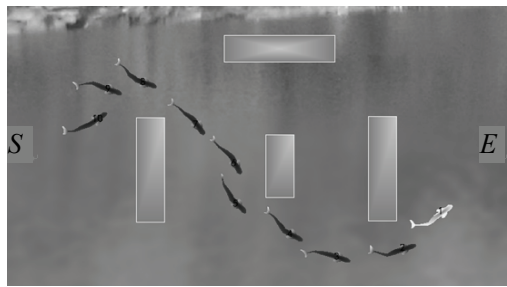


图 6 基于遗传算法的路径规划实验结果



图 7 使用遗传算法的 Matlab 仿真图

仿真实验结果表明：采用双重遗传算法，结合静态环境和动态环境下的路径选择，可使系统运动更加协调，系统总路径趋于最优，各个机器鱼的进化代数一般不会超过 20 代，计算效率较高。

表 1 Matlab 仿真路径对比 mm

编号	使用遗传算法路径长度	未使用遗传算法路径长度
鱼1	2 405.4	3 122.3
鱼2	2 407.2	3 421.1
鱼3	2 401.5	3 012.8
鱼4	2 410.2	3 213.7
鱼5	2 399.3	3 055.2
鱼6	2 404.3	3 147.4
鱼7	2 405.3	3 276.1
鱼8	2 403.8	3 511.0

### 5 结论

笔者提出了基于改进的遗传算法的多目标路径规划方法，在传统遗传算法的基础上加入了插入、删除和修复算子，在选择算子中加入了避免外部存储器中出现相同个体的机制。实验结果表明：将该算法引入到多机器鱼路径规划中，具有较快的搜索效率和较强的适应性，并使得系统协调性更强，任务完成效率更高。

### 参考文献:

- [1] Ehud Reiter. Has a Consensus Generation Architecture Appeared, and is it Psycho linguistically Plausible[R]. 1994.
- [2] 刘国栋, 谢宏斌, 李春光. 动态环境中基于遗传算法的移动机器人路径规划的方法[J]. 机器人, 2003, 25(4): 327-330.
- [3] 张亚鸣, 雷小宇, 杨胜跃, 等. 多机器人路径规划研究方法[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(9): 2566-2569.
- [4] 覃勇, 李宗刚, 谢广明. 机器鱼比赛中的协作策略[J]. 兵工自动化, 2012, 31(11): 56-58.
- [5] 罗熊, 樊晓平, 等. 具有大量障碍物环境下的机器人路径规划的一种新型遗传算法[J]. 机器人, 2004, 26(1): 11-15.
- [6] 马兆青, 袁曾任. 基于栅格的移动机器人实时导航和避障[J]. 机器人, 1996, 18(6): 344-348.
- [7] 赵峰. 动态环境下的移动机器人路径规划[D]. 北京.
- [8] 陈刚, 沈林成. 复杂环境下路径规划问题的遗传路径规划方法[J]. 机器人, 2001, 23(1): 42-44.
- [9] FFIN ANN F. SOFT computing techniques for the design of mobile robot behaviors[J]. Information Science. 2000, 122: 241-258.
- [10] EE S I, CH0 S B. Emergent behaviors of a fuzzy sensory motor controller evolved by genetic algorithm[J]. IEEE Tran System, Cybern B. 2001, 31(6): 919-929.
- [11] Seng L, Khalid M B, Yusof R. Turning of a Neuro-Fuzzy Controler by Genetic Algorithm[J]. IEEE Tran Syst Man, Cybe m B. 1999, 29: 226-236.