

# 人工鱼群算法在机器人加工路径规划中的应用

陈建荣, 聂黎明, 周永权

CHEN Jian-rong, NIE Li-ming, ZHOU Yong-quan

广西民族大学 数学与计算机科学学院, 南宁 530006

College of Mathematics and Computer Science, Guangxi University for Nationalities, Nanning 530006, China

E-mail: myonly136@yahoo.cn

CHEN Jian-rong, NIE Li-ming, ZHOU Yong-quan. Machining path planning of robot based on artificial fish-swarm algorithm. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(15): 226-228.

**Abstract:** The problem of path planning for traditional machining robot is studied, and the path planning scheme based on artificial fish-swarm algorithm is presented. A simulation case shows that this algorithm is effective and easy to program. It can meet the requirement of promptness in the machining path planning.

**Key words:** artificial fish-swarm algorithm; machining; path planning; robot

**摘要:** 针对机器人加工路径规划问题, 提出了一种基于人工鱼群算法的机器人加工路径规划新方法。仿真实验表明, 该算法实现简单, 搜索效率高, 在较短时间内能够求得最优解, 可满足机器人加工的实时性要求。

**关键词:** 人工鱼群算法; 加工; 路径规划; 机器人

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.15.066 **文章编号:** 1002-8331(2009)15-0226-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP18

## 1 引言

移动机器人加工路径规划是工业加工过程中, 经常会涉及到的问题, 它是一种高度复杂的非线性优化问题, 传统的优化方法有梯度法、枚举法、A\* 等图搜索法、人工势场法等。其中梯度法易陷入局部最小点; 图搜索法、枚举法不能用于高维的优化问题; 势场法则存在丢失解的部分有用信息的可能。此外, 传统的优化方法在机器人加工路径规划这类复杂非线性优化问题中缺乏足够的鲁棒性<sup>[1]</sup>。虽然人们用改进的遗传算法来解决这类问题, 但文献[2]中只是从单一点出发, 去寻找最优的加工路径, 并不是真正达到全局最优。

人工鱼群算法<sup>[3-5]</sup>是一种基于模拟鱼群行为的随机搜索优化算法, 通过鱼群中各个体的局部寻优达到全局最优的目的。该算法最大的优势在于具有克服局部极值、取得全局极值的能力。

将人工鱼群算法引入机器人加工路径规划中, 设计出了一种基于人工鱼群算法的机器人加工路径规划算法, 并与其他算法进行了仿真比较, 实现了真正意义上的全局最优加工路径, 通过实验说明了该方法的有效性。

## 2 机器人加工路径规划环境

针对机器人抛光路径规划问题, 机器人工作环境如图 1 所

示, 在带有局部划痕的工件上工作, 即以最短的路径将所有的划痕进行抛光处理。将图像经过二值化处理和网格化处理后, 分别得到二值化图(图 2)和网格图(图 3)。n 个划痕分别对应 n 个不同的目标起点和终点, 即:

$$\{p_{i1} \rightarrow p_{i2}, p_{21} \rightarrow p_{22}, \dots, p_{i1} \rightarrow p_{ie}, \dots, p_{n1} \rightarrow p_{ne}\}, i=1, 2, \dots, n$$

式中,  $p_{is}, p_{ie}$  分别为第 i 个划痕的起点和终点坐标值, 因为划痕的长度已经固定,  $p_{is}, p_{ie}$  之间的路径长度  $d(p_{is}, p_{ie})$  为固定值。

机器人抛光路径规划问题可描述为: 搜索整数集合  $N = \{1, 2, \dots, n\}$  (N 的元素表示 n 个划痕的编号) 的一个排列  $L(N) = \{l_1, l_2, \dots, l_i, \dots, l_n\}$  ( $l_i \in N$ , 表示第 i 条划痕), 使得与此排列对应的抛光路径长度最短。其中 n 表示工作环境中有 n 个划痕需要加工。L(N) 表示 n 个划痕的一个随机排列。

## 3 人工鱼群算法求解问题方法

人工鱼群算法是一种新的基于动物行为的寻求全局最优的计算模式, 通过模拟鱼群在觅食时相互尾随到达食物点, 依靠集体智慧聚集成群躲避敌害。下面对鱼群初始化、适应度函数、人工鱼行为等进行具体的描述:

### 3.1 人工鱼群初始化

第 k 条人工鱼个体状态可表示为向量  $X_k = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ , 每条人工鱼状态就是一个潜在的解。将  $X_k = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  代入

**基金项目:** 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60461001); 广西省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Guangxi Province of China under Grant No.0542048, No.0832084); 国家民委科研基金(No.08GX01); 广西民族大学重大科研资助项目。

**作者简介:** 陈建荣(1982-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算智能、数据挖掘; 聂黎明(1983-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算智能及应用; 周永权(1962-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 神经网络、计算智能及应用。

**收稿日期:** 2008-03-25 **修回日期:** 2008-06-16

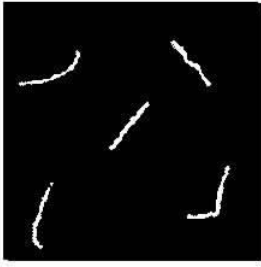


图1 有划痕的灰度图

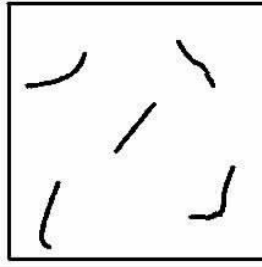


图2 二值化后的图像

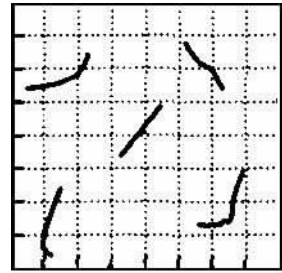


图3 网格化后的图像

到适应度函数中就可以计算出相应的食物浓度值。根据浓度值的大小来衡量  $X_k$  的优劣。

针对机器人加工路径规划问题, 初始化的顺序为: 先随机产生各个划痕加工的先后顺序, 然后随机生成加工各个划痕的两个端点的先后顺序, 算作一条人工鱼。每一条人工鱼表示为:

$X_k = (p_1, p_2, \dots, p_i, p_n)_{t_1, t_2, \dots, t_i, t_n}$  ( $k$  表示第  $k$  条人工鱼  $1 \leq k \leq m, i=1, 2, \dots, n$ )。其中  $p_i$  表示第  $i$  个划痕,  $p_1, p_2, \dots, p_i, p_n$  表示  $n$  个划痕的随机排列;  $t_i$  与  $p_i$  对应, 表示划痕  $p_i$  两端加工的先后顺序,  $t_i$  的取值为 0 和 1, 分别表示加工的顺序和逆序。依此, 随机生成  $m$  条人工鱼。

### 3.2 适应度函数的确定

算法的目的是求抛光路径  $L = \sum_{i,j=1, i \neq j}^{n-1} d(p_i, p_j)$  的最小值, 为便于仿真比较, 设定适应度函数为:

$$f(x) = \frac{1}{\left( \sum_{i,j=1, i \neq j}^{n-1} d(p_i, p_j) \right) + \left( \sum_{i=1}^n d(p_{is}, p_{ie}) \right)}$$

式中,  $d(p_{is}, p_{ie})$  是两个划痕之间的路径长度, 是固定不变的值。此时, 求解抛光路径  $L$  的最小值就转化为求适应度函数  $f(x)$  的最大值。

### 3.3 相关定义

在人工鱼个体模型的构造中, 人工鱼的距离、邻域和中心位置这几个概念比较重要, 下面就对它们进一步定义:

**定义 1** 在一定水域当中, 人工鱼  $X_1$  和  $X_2$  之间的距离  $d(X_1, X_2)$  定义为: 人工鱼  $X_k = (p_1, p_2, \dots, p_i, p_n)_{t_1, t_2, \dots, t_i, t_n}$  的对应位置上, 相异分量的个数总和。

**例** 在一个邻域中的两条人工鱼  $X_1 = (5, 4, 1, 2, 3)_{0, 0, 1, 0, 0}$ ,  $X_2 = (5, 4, 1, 2, 3)_{0, 1, 1, 0, 1}$ 。在  $t_1, t_2, \dots, t_i, t_n$  的对应位置上, 不相同的值有两处, 则这两条鱼的距离  $d(X_1, X_2) = 2$ 。

**定义 2** 设  $G$  为人工鱼的集合, 对于人工鱼  $X, N(X, k) = \{X' | d(X, X') \leq k, X' \in G\}$  称为  $X$  的  $k$  距离邻域, 即  $p_1, p_2, \dots, p_i, p_n$  的顺序相同的人工鱼个体的集合。  $X' \in N(X, k)$  称为  $X$  的一个邻居。其中  $d(X, X')$  与定义 1 相同, 表示两条鱼的距离。

**定义 3** 在聚群行为中,  $m$  条人工鱼  $X_1, X_2, \dots, X_m$  的中心位置定义为: 在同一邻域中 (即  $p_1, p_2, \dots, p_i, p_n$  的顺序相同的人工鱼个体的集合), 如果对应位置上  $t_i$  的值为 1 出现的次数多, 则中心位置上  $t_i$  的值就取为 1, 否则取为 0。

**例:** 同一邻域中有 3 条人工鱼, 分别为:

$$X_1 = (5, 4, 1, 2, 3)_{0, 0, 1, 0, 0}, X_2 = (5, 4, 1, 2, 3)_{0, 1, 1, 0, 1}, X_3 = (5, 4, 1, 2, 3)_{1, 1, 1, 0, 0}$$

那么, 此邻域的中心位置为:  $Center(X_1, X_2, X_3) = (5, 4, 1, 2, 3)_{0, 1, 1, 0, 0}$ 。

### 3.4 行为描述

初始化一群人工鱼 (即随机化初始解) 后, 通过迭代来搜索最优解。在每次迭代过程中, 人工鱼通过觅食、聚群及追尾等行为来更新自己, 从而实现寻优。人工鱼的行为描述如下:

(1) 觅食行为: 设人工鱼当前状态为  $X_i$ , 在其视野范围内随机选择一个状态  $X_j$ , 如果该状态的食物浓度大于当前状态时, 则向该方向前进一步; 否则, 重新随机选择状态  $X_j$ , 判断是否满足前进条件; 试探几次后, 如果仍不满足前进条件, 则执行随机行为, 随机移动一步。

(2) 聚群行为: 设人工鱼当前状态为  $X_i$ , 探索其邻域内的伙伴数目  $n_f (n_f \geq 1)$  及中心位置  $Y_c$ , 如果  $\frac{Y_c}{n_f} > \delta Y_i$  且  $Y_i < Y_c$ , 表明伙伴中心有较多的食物并且不太拥挤, 则朝伙伴的中心位置方向前进一步; 否则执行觅食行为。

(3) 追尾行为: 设人工鱼当前状态为  $X_i$ , 探索当前邻域内的伙伴中适应度值最大的伙伴  $X_j$  及邻域内的伙伴数目  $n_f (n_f \geq 1)$ , 如果  $\frac{Y_j}{n_f} > \delta Y_i$  且  $Y_i < Y_j$ , 表明伙伴  $X_j$  的位置处具有较高的食物浓度并且其周围不太拥挤, 则朝伙伴  $X_j$  的方向前进一步; 否则执行觅食行为。

(4) 公告板: 用来记录最优人工鱼个体的状态及该人工鱼位置的食物浓度值。每条人工鱼个体在行动一次后, 就将自身状态与公告板进行比较, 如果自身状态优于公告板, 就将公告板改写为自身状态, 这样公告板就可以记录下历史最优的状态。

算法对人工鱼当前所处环境进行评价, 即: 模拟执行聚群、追尾行为, 然后评价行动后的值, 选择食物浓度值较大者来实际执行, 缺省行为方式为觅食行为。

### 3.5 算法步骤

基于人工鱼群算法的机器人加工路径规划, 具体的步骤如下:

**步骤 1** 设定鱼群的参数: 鱼群规模  $m$ 、最大迭代次数  $gen$ 、拥挤度因子  $\delta$  等;

**步骤 2** 在参数允许范围内, 随机生成  $m$  条人工鱼个体, 作为初始鱼群; 计算每条鱼的适应度函数值, 把最大的值放入公告板中;

**步骤 3** 对于每条人工鱼执行以下操作:

(1) 采用行为选择策略, 在追尾行为、聚群行为中选择进步最大的行为作为当前人工鱼的执行行为, 缺省行为是觅食行为。

(2) 把每条鱼的适应度函数值与公告板中的值进行比较, 使得公告板中始终保持最大的值。

步骤4 如果满足结束条件,转步骤5;否则迭代次数  $gen = gen + 1$ ,转步骤3。

步骤5 程序结束。公告板中的值即为要求的最优值,其对应的人工鱼即为最优的抛光路径顺序。

#### 4 仿真研究

采用文献[2]中的数据进行仿真比较,各个划痕的端点坐标、中点坐标以及划痕长度的数据见表1。

表1 局部路径的坐标和长度

$i$	$p_s$	中间点坐标	$p_e$	$d(p_s, p_e)$
L1	(10, 50)	(30, 50)	(50, 30)	60
L2	(30, 150)	(50, 50)	(30, 110)	40
L3	(70, 90)	(30, 130)	(90, 70)	40
L4	(110, 30)	(70, 70)	(130, 50)	$20\sqrt{2}$
L5	(110, 130)	(130, 130)	(130, 110)	40

程序执行软件为 Matlab6.5, 运行环境为奔腾4 2.4 GHZ, 内存为 512 M, 操作系统为 Windows XP。

鱼群算法参数设置为:人工鱼的条数  $m=50$ , 拥挤度因子  $\delta=0.618$ , 迭代次数  $gen=50$  次, 人工鱼的初始群体是在其允许范围内随机产生的。

图4、6分别为采用鱼群算法得出的加工路径图和迭代次数与适应度值关系图。可以看到,加工路径与文献中采用改进遗传算法规划出的路径(图5)有所不同:文献[2]中的加工路线都是从固定的某个点出发进行加工;而本文所采用的算法,随机的选取各个划痕端点中的任意一个端点作为出发点进行计算,找到了更优的加工路线。

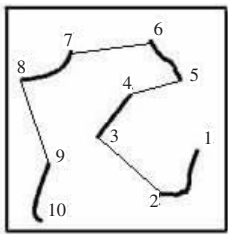


图4 采用鱼群算法规划得到的加工路径图

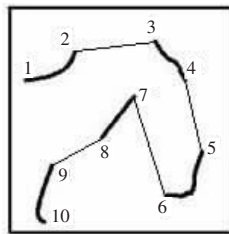


图5 采用遗传算法规划得到的加工路径图

由适应度函数

$$f(x) = \frac{1}{\left( \sum_{i,j=1, i \neq j}^{n-1} d(p_i, p_j) \right) + \left( \sum_{i=1}^n d(p_{is}, p_{ie}) \right)}$$

知:加工路径长度与适应度函数成反比,从表2中对数据的运

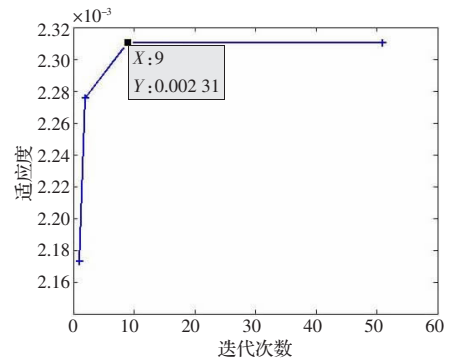


图6 鱼群算法的适应度值与迭代关系图

表2 运行结果比较

方法	最大适应度值	平均收敛代数
本文算法	0.002 31	9
改进的 GA	0.002 29	14
传统的 GA	0.002 27	35

行结果看,本算法在很少的代数就求得了更大的适应度值,即得到了更短的全局最优加工路径,节省了加工时间。算法在求解最优值的能力及稳定性方面都体现出了一定的优势。

#### 5 结束语

在机器人加工路径规划时,结合具体应用背景,采用人工鱼群算法来求解此问题,仿真实验时,算法在很少的迭代次数内就能得到最优值,很明显该方法满足机器人加工路径规划的实时性,是有效的。由于本文的仿真实验数据量小,解空间相对有限,对于大型高维数据问题,该算法的求解能力有待进一步的仿真实验。

#### 参考文献:

- [1] Bar B M, Hutchinson S. Efficient search and hierarchical motion planning by dynamically maintaining single source paths trees[J]. IEEE Trans Robotics and Automation, 1995, 11(2): 198-214.
- [2] 郭彤颖, 曲道奎. 一种基于遗传算法的机器人加工路径规划方法[J]. 华中科技大学: 自然科学版, 2004, 10(32): 123-125.
- [3] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32-38.
- [4] 李晓磊, 钱积新. 基于分解协调的人工鱼群优化算法研究[J]. 电路与系统学报, 2003, 8(1): 1-6.
- [5] 李晓磊, 路飞, 田国会, 等. 组合优化问题的人工鱼群算法应用[J]. 山东大学学报, 2004, 34(5): 64-67.

(上接 179 页)

- [2] 何传江, 田巧玉. 几何活动轮廓模型中停止速度函数的尺度变换[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(8): 82-84.
- [3] 何传江, 李梦, 詹毅. 用于图像分割的自适应距离保持水平集演化[J]. 软件学报, 2008, 19(12): 3161-3169.
- [4] Chan T, Vese L. Active contours without edges[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [5] Caselles V, Morel J M, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. Int J Comput. Vision, 1997, 22: 61-79.

- [6] Vese L, Chan T. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model[J]. Int J Comput Vision, 2002, 50: 271-293.
- [7] Li C, Kao C, Gore C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007, 6: 17-22.
- [8] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization; a new variational formulation[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 1: 430-436.