

文章编号: 1001-0920(2009)07-1043-07

知识引导遗传算法实现机器人路径规划

王雪松^{1,2}, 高阳¹, 程玉虎¹, 马小平¹

(1. 中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221116;

2. 中国科学院 a. 自动化所, b. 复杂系统与智能科学重点实验室, 北京 100190)

摘要: 针对传统遗传算法求解机器人路径规划问题存在的收敛速度较慢的缺陷, 设计一种知识引导遗传算法, 在染色体的编码、初始种群的产生、各种遗传算子和优化算子中加入相关的领域知识. 综合考虑机器人路径的长度、安全度和平滑度等性能指标, 在对机器人进行路径规划的同时, 利用删除、简化、修正和平滑 4 种优化算子进行路径优化操作. 仿真结果表明, 所提方法能够有效提高遗传算法求解实际路径规划问题的能力和效率.

关键词: 遗传算法; 领域知识; 机器人; 路径规划

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A

Knowledge-guided genetic algorithm for path planning of robot

WANG Xue-song^{1,2}, GAO Yang¹, CHENG Yu-hu¹, MA Xiaoping¹

(1. School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2a. Institute of Automation, 2b. The Key Laboratory of Complex Systems and Intelligence Science, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China. Correspondent: WANG Xue-song, E-mail: wangxuesongcumt@163.com)

Abstract: In order to improve the convergence speed of traditional genetic algorithm for path planning of robot, a knowledge-guided genetic algorithm is designed by introducing domain knowledge of a path planning problem into the coding of chromosome, initialization of population, genetic operators and optimization operators. The length, safety and smoothness of paths are considered simultaneously during the process of path planning. Four optimization operators, deletion, simplification, modification and smoothness operators, are used to optimize paths searched by the genetic operators. Simulation results show that the proposed method can improve the ability and efficiency of genetic algorithm in solving the practical path planning problem of robot.

Key words: Genetic algorithm; Domain knowledge; Robot; Path planning

1 引言

在机器人学领域, 移动机器人的路径规划是最基本同时也是最重要的研究课题之一, 它被描述成: 给定一个移动机器人所处的环境, 一个起始点和一个期望的终止点, 机器人能够自主地根据一定的任务要求(如路径最短、消耗能量最少或使用时间最短等), 寻求一条连接起点到目标点且能避开环境中障碍物的运动轨迹, 即最优或次优有效路径^[1].

机器人路径规划的典型方法有: 单元分解法、人工势场法、拓扑法、模糊逻辑技术和神经网络技术

等. 单元分解法在路径存在的情况下能够确保找到一条路径, 但在复杂的工作空间中为了求一条可行路径, 单元的体积就很可能非常小, 因此增加了搜索的复杂度^[2]. 由 Khatib^[3]提出的人工势场法具有结构简单、无需大量预计算的优点, 在实时避障和平滑控制轨迹方面得到了广泛的应用^[4], 但却容易陷入局部极小而不能使机器人到达目标终点, 导致规划失败. 拓扑法^[5]的优点在于利用拓扑特征大大缩小搜索空间, 其算法复杂性仅仅依赖于障碍物的数目, 在理论上是完备的. 缺点在于表示的复杂性、特殊性, 建立拓扑网络的过程相当复杂而费时, 较难以实

收稿日期: 2008-09-27; 修回日期: 2009-03-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60804022); 教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-08-0836); 高等学校博士学科点专项科研基金项目(20070290537, 200802901506); 国家博士后科学基金项目(20070411064); 江苏省青蓝工程项目(苏教师[2007]2号).

作者简介: 王雪松(1974—), 女, 安徽泗县人, 博士, 副教授, 从事机器学习、智能机器人的研究; 高阳(1985—), 男, 江苏连云港人, 硕士生, 从事智能优化理论与方法的研究.

现. 模糊逻辑方法最大的特点是参考人的驾驶经验, 计算量不大, 能够克服势场法易产生局部极点的问题^[6]. 利用模糊逻辑解决路径规划问题的原理是根据总结的规则确定输出值, 因此该方法存在一些固有的缺陷: 很难构造出比较全面的规则库; 需要花费大量时间来调整和修改已构成的规则库; 如果输入量与规则不匹配, 它便无所适从, 不具备适应能力. 神经网络具有非线性映射、自学习、自适应以及高度的容错性和鲁棒性等优点, 为解决移动机器人路径规划问题提供了可能性^[7], 但是获取具有代表性的神经网络训练样本并不是一件容易的事.

遗传算法(GA)是一种利用类似自然法则中繁殖、竞争、交叉、变异等规律而实现的随机搜索方法, 是通过模拟生物的进化过程而实现的一种最优化方式^[8]. 遗传算法由于具有优良的全局寻优能力和隐含的并行计算特性, 保证了该方法应用于机器人路径规划的可能性和有效性^[9,10]. 但是, 由于遗传算法的个体进化仅仅是通过适应度选择的定向性操作算子来控制的, 是一种基于概率的随机搜索技术, 其搜索效率没有明显优势, 存在收敛速度较慢的缺陷. 在求解实际问题时, 由于问题域的差别, 仅仅基于GA的框架进行问题求解不能充分体现问题自身的特点, 从而导致问题求解的困难. 通过给传统遗传算法融入恰当的知识, 可有效地提高其运行的效率^[11,12]. 为此, 本文旨在针对移动机器人的路径规划问题, 设计一种知识引导遗传算法, 在染色体的编码、初始群体的产生、各种遗传算子和优化算子中加入相关的领域知识, 从而提高遗传算法求解实际路径规划问题的能力和效率.

2 基于知识引导遗传算法的路径规划

2.1 问题描述

移动机器人工作在一个具有障碍物的静态环境中, 路径规划的目标是为机器人找到一条从起始点到目标点的移动路线, 要求这条路径满足以下条件: 1) 该路径不与任何障碍物发生碰撞; 2) 该路径应尽可能短; 3) 该路径应与障碍物保持一定的安全距离; 4) 该路径应尽可能平滑. 为研究方便, 对工作空间作以下假设: 1) 移动机器人在有限二维空间中能向各个方向移动并且不考虑高度信息; 2) 把障碍物边界向外扩展为机器人本体在长、宽方向上最大尺寸的1/2, 则机器人可看作质点而忽略不计; 3) 工作空间中的障碍物可用凸多边形来描述.

2.2 染色体编码

将机器人的整个工作环境表示为一个直角坐标系, 采用多面模型表示法对机器人工作环境进行建模, 该方法只需记录各个障碍物的顶点, 相对于栅格

表示法等其他建模方法, 占用资源空间较少^[13]. 假设一个四边形障碍物的4个顶点按照顺时针方向依次为a, b, c, d, 障碍物obs(*i*)即为有序点的坐标集合. 障碍物表示为

$$\text{obs}(i) = [a_x, a_y; b_x, b_y; c_x, c_y; d_x, d_y], \quad (1)$$

其中 (a_x, a_y) , (b_x, b_y) , (c_x, c_y) 和 (d_x, d_y) 分别为顶点a, b, c, d的实数坐标.

机器人路径是由一些连接起始点、中间点和目标点的线段组成, 线段的端点叫节点(用平面坐标 (x, y) 表示)^[14]. 一条路径对应种群中的一个个体(染色体), 个体path用数目不定的点连接而成的折线表示为

$$\text{path} = [x_1, y_1; x_2, y_2; \dots; x_N, y_N]. \quad (2)$$

其中 (x_1, y_1) 和 (x_N, y_N) 分别表示路径起始点和目标点的坐标, (x_j, y_j) 表示路径上除两端点以外某一中间点的坐标, $j = 2, \dots, N - 1$, N 为路径上的最大节点个数(个体长度). 个体长度主要取决于问题求解精度的要求, 精度越高, 染色体长度越长. 由于编码不定长, 为了避免生成的初始路径过长, 设置路径的最大长度极值 N , 该极值与环境中的障碍物的形状复杂度成正比.

2.3 初始种群

初始种群按随机方式产生, 预先给定个体的最大长度 N , 随机产生区间 $[2, N]$ 内的一个整数 n 作为个体的长度, 再按下述步骤随机产生 $n - 2$ 个坐标点 $(x_2, y_2), \dots, (x_{n-1}, y_{n-1})$: 从起始点出发, 在障碍物以外, 边界以内的可行域中随机选取与起始点相邻的一个节点作为下一路径点, 如此反复, 直到找到目标点为止. 需要说明的是, 初始种群的中间路径节点必须在可行域中进行选择, 因此这些节点是根据环境知识产生的, 从而避免了很多不可解的情况.

本文采用计算几何学的方法来判断点是否在障碍物中: 对点向左边做一条水平射线, 计算射线与障碍物边的交叉点数, 若交叉数为偶数值, 表示点在障碍物之外; 为奇数, 则表示在障碍物之内^[15]. 但是, 有些特殊情况需要加以考虑, 如点刚好过障碍物的顶点(此时交点只能计算一个), 或射线与多边形的一条边重合(此时交点应不被计算). 为了防止上述情况出现, 可将向一边做射线判断扩展到向4个方向分别做射线进行判断.

2.4 适应度函数

以对路径优劣程度的评估作为遗传算法中染色体的适应度值. 路径规划的目标是在满足一定的安全条件下, 寻求一条尽可能短的比较平滑的路径. 因此, 路径的适应度值首先考虑路径长度和安全性这两个因素, 得到最优路径后再采用平滑算子对其进

行平滑处理. 定义 $fit_1(\text{path})$ 为路径长度的适应度函数,它是决定机器人到达目标快慢程度的首要因素.有

$$fit_1(\text{path}) = \text{length}(\text{path}), \quad (3)$$

其中 $\text{length}(\text{path})$ 是路径 path 上的每条路径段长度之和.

定义 $fit_2(\text{path})$ 为路径安全度的适应度函数,有

$$fit_2(\text{path}) = kD_1 + hD_2. \quad (4)$$

其中 k 为路径 path 与环境障碍物相交的个数, h 为障碍物每个顶点到各段路径的最小距离小于安全距离 d_{\max} 的顶点个数. 由于染色体既可能有可行路径,也可能有不可行路径,需对这两种情况进行综合处理,即对包含有不可行路径的适应度中加入惩罚因子. D_1 是路径 path 与环境障碍物相交线段的惩罚因子, D_2 是路径 path 与环境障碍物顶点距离小于安全距离的惩罚因子.

综合考虑路径的长度和安全度,对某一路径 path 的适应度函数 F 定义如下:

$$F = w_1fit_1(\text{path}) + w_2fit_2(\text{path}), \quad (5)$$

其中 w_1 和 w_2 为加权系数,分别强调了不同优化指标的重要性.

2.5 遗传算子

2.5.1 选择算子

为提高遗传算法的性能,种群采用稳态繁殖,即在进化迭代过程中用优秀个体替换那些差的个体.选择算子采用随机遍历抽样方法,即各个个体被选中的概率与适应度大小成正比.设种群规模为 NP ,个体 i 的适应度为 F_i ,则个体 i 被选中的概率 p_{is} 为

$$p_{is} = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^{NP} F_i}. \quad (6)$$

由式(6)可见,适应度越高的个体被选中的概率越大;反之,适应度越低的个体被选中的概率也越小.

2.5.2 交叉算子

交叉算子通过对所选择的两个父代染色体的基因片断互换形成子代个体.交叉操作的方式很多,但对于由路径节点序列构成的染色体来说,只有单点交叉和多点交叉具有实际意义,而多点交叉与单点交叉相比并无本质差别,因此本文采用单点交叉的方法.对两个不可行路径片段进行单点交叉,按随机方式选择交叉点,然后交换交叉点后的部分,从而获得两个新个体.

2.5.3 变异算子

执行变异算子时,先在路径中随机选择一个除起始点与目标点以外的节点,再根据选中的随机数

找到相应的节点位置,选定后进行变异操作^[16].变异的引入是为了保证种群的多样性,避免遗传算法过早收敛陷入局部最优的情况.但是,因为随机产生的点具有随意性,以致变异操作破坏可行路径的概率很大,所以根据路径可行与否,变异算子可分为两类:

1) 当路径可行时,对路径上中间点的坐标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;

2) 当路径不可行时,对路径上不可行段的端点坐标依概率进行较大范围调整.若有端点位于障碍物中,则使其变异到障碍物之外;否则,在两端点中随机选择一点进行变异,并保证变异后的端点不在障碍物之中.

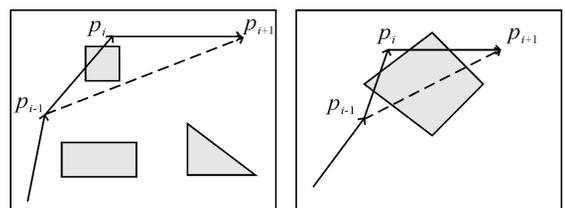
2.6 优化算子

2.6.1 删除算子

一条路径是从起始点到目标点、由若干线段组成的折线,节点获取的随机性使得产生的路径曲折、冗长,不仅增加了路径距离,而且也降低了可行路径产生的几率.删除算子可以减少路径中的多余节点,使得路径更为简短^[14].删除算子有以下两种:

1) 若某一路径中存在如图 1(a) 中的点 p_i ,删除 p_i 后, p_i 的前一个路径点 p_{i-1} 与后一个路径点 p_{i+1} 相连为可行的路径段,则删除点 p_i ;

2) 如果某一路径不可行,如图 1(b) 所示, p_i 点所在的两条线段 $p_{i-1}p_i$ 和 $p_i p_{i+1}$ 均不可行,则删除点 p_i ,从而使不可行段个数减小.



(a) 删除算子1 (b) 删除算子2

图 1 删除算子示意图

可以看出,删除操作有利于减少染色体长度,提高算法的运行速度,同时可以减少不可行路径中不可行路段的个数,从而改善路径的质量.

2.6.2 简化算子

简化算子和删除算子的目的相同,都有利于减少染色体长度,提高算法的运行速度.简化算子的具体操作为,以图 2(a) 给出的路径为例,将 p_1 点与 p_3 点连接,如果连线不经过障碍物,则继续连接 p_4 点;依此类推,直到 p_1 点与某个 p_j 点的连线经过障碍物,则将 p_{j-1} 点与 p_1 点连接起来,同时去掉中间那些多余点从而产生一条新路径.将这条新路径由起

点至终点重新定义为 p_1, p_2, \dots, p_N , 再从 p_2 点开始重复上面操作, 直到产生的路径没有多余的节点, 如图 2(b) 所示。

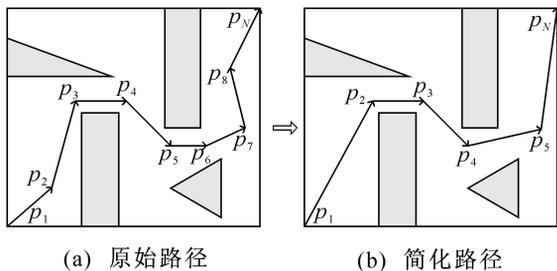


图2 简化算子示意图

2.6.3 修正算子

复杂的环境单靠随机的取值往往很难找到一条可行的路径, 针对多次进化都未曾产生可行路径的情况设计修正算子^[17]。根据沿墙导航的方法, 对不可行路径进行精确的修正, 直到将路径修正为可行路径为止。分别检测每条路径的各个路径段, 若某路径段与障碍物相交, 则调用修正算子。该操作分 3 个步骤来完成:

Step1: 确定路径线段双边。修正以沿墙导航法为基础的, 以路径段的起始端与终止端为起点与终点, 寻找一条沿障碍物的路径达到避障的目的。

Step2: 选择可行路径。路径段起点沿障碍物边界按顺时针和逆时针两个方向有两条到达该段终点的路径, 选择路径较短的一条。若只有一个方向有通路, 则直接选取该通路为修正后的路径。

Step3: 修改路径。若存在可行路径, 将选中的路径插入整条路径中以替代旧的路径段。

2.6.4 平滑算子

平滑算子是在路径中, 线段之间的连接转角过于尖锐处添加多个节点, 替代原有的节点, 使得路径转角更加平滑, 该操作起到路径优化的作用。

平滑算子中添加的节点个数与角度期望值 α 成正比, 适当的节点选取以及节点添加和删除操作将直接影响到路径规划的效率。因此, 对不可行路径进行平滑处理没有意义, 只需对可行路径进行平滑操作即可^[17]。

如图 3 所示, 当判断得出两相连路径段之间的偏转角度 θ 小于偏转角度的期望值 α 时, 则分别在两条路径段附近的可行域中随机选取两个新节点 (x_{1new}, y_{1new}) 和 (x_{2new}, y_{2new}) ; 然后判断修改得到的两个偏转角度相对于未修改前的转角 θ 是否得到改善。若不能满足以上条件, 则重新选取节点; 若满足, 则删除旧节点, 以这两个新节点替代。两个新节点的坐标分别表示为

$$\begin{cases} x_{1new} = x_{old} + rand_1 \cdot \cos \theta_1, \\ y_{1new} = y_{old} + rand_1 \cdot \sin \theta_1; \\ x_{2new} = x_{old} + rand_2 \cdot \cos \theta_2, \\ y_{2new} = y_{old} + rand_2 \cdot \sin \theta_2. \end{cases} \quad (7)$$

其中 $rand_1$ 和 $rand_2$ 均为区间 $(0, 5)$ 内的随机数, 角度 θ_1 和 θ_2 的定义如图 3 所示。

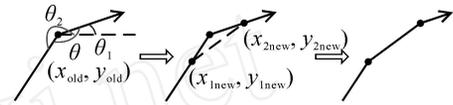


图3 平滑算子示意图

完成上述操作后, 再判断新产生的两个转角是否大于期望转角 α , 若不符合, 则对该转角再次进行平滑操作。不断重复以上操作, 直到整条路径的偏转角度都不小于期望偏转角度。为了避免路径过长, 当节点总数达到一定极值 N 时, 放弃平滑操作, 极值大小与环境的复杂度成正比。

3 仿真与分析

分别采用传统遗传算法 (TGA) 和本文所提知识引导遗传算法 (KGA) 在 4 种不同的机器人工作环境下进行仿真实验。机器人的工作环境表示为一个直角坐标系, 其起始点和目标点坐标分别为 $(0, 0)$ 和 $(100, 100)$ 。在 KGA 中, 重点考察 $w_1 = 1, w_2 = 0$ (忽略路径安全度, 仅考虑路径长度) 和 $w_1 = 0, w_2 = 1$ (忽略路径长度, 仅考虑路径安全度) 两种特殊情况下的 KGA 算法性能。为描述方便, 此处分别以 cKGA 和 aKGA 表示。

遗传算法是一种循环迭代搜索的过程, 只要满足下述任一条件, 即停止迭代: 1) 规定最大进化代数 G_{max} , 当迭代次数达到 G_{max} , 则立即停止迭代, 输出当前代的最佳个体作为结果; 2) 根据进化趋势决定终止, 如果当连续 g 代最优适应度值未改进时, 即认为进化已趋停滞, 同样停止迭代, 输出结果。为了比较的公平性, 4 种类型的 GA 采用相同的编码方式和适应度函数, 并且它们的共有参数设置为一致。仿真研究的目的在于验证知识引导遗传算法于机器人路径规划问题中的可行性和优越性, 因此, 此处并未对算法的控制参数进行优化选择。在仿真中, 4 种 GA 算法的相关参数设置如表 1 所示, 其中 p_c 和 p_m 分别表示交叉概率和变异概率。

为了消除一次运行结果中诸多随机因素的影响, 本文对上面 4 种算法均独立运行 30 次, 取统计结果。表 2 ~ 表 5 分别给出 4 种不同环境下, 成功率、进化代数、适应度值和路径长度的统计结果。表中“最大”、“最小”和“平均”分别表示对规划成功的路径求其对应项的最大、最小和平均值, “/”则表示无

表 1 参数设置

	NP	G_{max}	p_c	p_m	N	D_1	D_2
TGA	20	100	0.7	0.01	22	800	400
KGA	20	100	0.7	0.01	22	800	400
cKGA	20	100	0.7	0.01	22	800	400
aKGA	20	100	0.7	0.01	22	800	400

	d_{max}	w_1	w_2	$d / (^\circ)$	N	g
TGA	1.5	0.8	0.2	/	/	5
KGA	1.5	0.8	0.2	165	40	5
cKGA	1.5	1	0	165	40	5
aKGA	1.5	0	1	165	40	5

表 2 成功率统计结果 %

	环境 1	环境 2	环境 3	环境 4
TGA	73.3	6.67	3.33	0
KGA	100	100	100	100
cKGA	100	100	100	100
aKGA	100	100	100	100

表 3 进化代数统计结果

	环境 1			环境 2		
	最大	最小	平均	最大	最小	平均
TGA	43	6	/	51	12	/
KGA	22	5	8.3	14	5	7.53
cKGA	10	5	6.2	34	5	11.7
aKGA	5	5	5	5	5	5

	环境 3			环境 4		
	最大	最小	平均	最大	最小	平均
TGA	14	14	/	/	/	/
KGA	38	6	13.34	32	5	9.17
cKGA	19	6	9.8	14	5	8.6
aKGA	5	5	5	5	5	5

表 4 适应度值统计结果

	环境 1			环境 2		
	最大	最小	平均	最大	最小	平均
TGA	332.01	126.77	/	248.59	240.16	/
KGA	121.88	113.62	116.43	116.76	112.93	114.18
cKGA	143.82	141.89	142.74	143.21	140.74	142.08
aKGA	0	0	0	0	0	0

	环境 3			环境 4		
	最大	最小	平均	最大	最小	平均
TGA	263.73	263.73	/	/	/	/
KGA	148.70	131.49	143.18	129.17	115.21	121.25
cKGA	177.95	172.59	175.54	154.55	143.96	148.70
aKGA	0	0	0	0	0	0

表 5 路径长度统计结果

	环境 1			环境 2		
	最大	最小	平均	最大	最小	平均
TGA	414.18	158.47	/	310.74	300.2	/
KGA	152.35	142.03	145.55	150.55	141.16	142.87
cKGA	143.82	141.89	142.74	143.21	140.74	142.08
aKGA	200.84	147.46	166.02	187.02	147.55	170.89

	环境 3			环境 4		
	最大	最小	平均	最大	最小	平均
TGA	121.54	121.54	/	/	/	/
KGA	179.79	163.04	175.57	161.46	144.02	150.96
cKGA	177.95	172.59	175.54	154.55	143.96	148.70
aKGA	228.95	177.72	195.78	177.75	148.81	168.22

法求其统计结果.

对于较为简单的环境 1 来说,在这 30 次仿真实验中,TGA 有 22 次能够成功地由起始点找到一条满足规划要求的路径,成功率为 73.3%.但是,对于较为复杂的环境 2,3 和 4 来说,TGA 的成功率仅为 6.67%,3.33% 和 0%,即分别有 2 次、1 次和 0 次能够完成路径规划任务.由于 TGA 仅有 1 次能够在环境 3 下为机器人找到一条可行路径,表 3 中环境 3 对应的进化代数最大值和最小值一致.表 4 和表 5 同理.对于本文所提 KGA 来说,不论环境复杂程度和性能指标的加权系数如何,其均能以较少的代数找到符合条件的机器人最优路径,成功率达 100%,表明该方法对不同复杂度的环境和不同权重系数均具有较好的适应能力.

由表 3 和表 4 可以看出,4 种环境下的 aKGA 在 5 代内即可找到满意的路径,在满足迭代终止的第 2 个条件后,进化过程结束,此时适应度值为 0.这是由于,aKGA 仅强调路径的安全度,其适应度函数为 $F = fit_2(\text{path})$,由式(4)可知,在 $k = 0$ 和 $h = 0$ 时,对应适应度值 $F = 0$.

由于 cKGA 强调路径长度最优,在这 4 种 GA 中,cKGA 的路径长度最短,如表 5 所示.由表 4 和表 5 可以看出,cKGA 仅考虑了路径长度,因此,它的适应度值和路径长度相等;另外,在不同环境下,与 TGA 相比,KGA,cKGA 和 aKGA 多次运行所获得最优解的适应度值和路径长度均较小,且其差异性也较小,表明知识引导 GA 不仅获得最优解的质量好,且具有较好的稳定性和适应性.

图 4 给出了不同环境下,采用 TGA,KGA,cKGA 和 aKGA 得到的某次适应度函数变化曲线,可以得出与表 3 和表 4 同样的结论:与 TGA 相比,不同类型的 KGA 找到可行路径所需的进化代数更

少,其进化收敛的速度更快,且不同类型的 KGA 优化获得的最优适应度值也比 TGA 的更小.

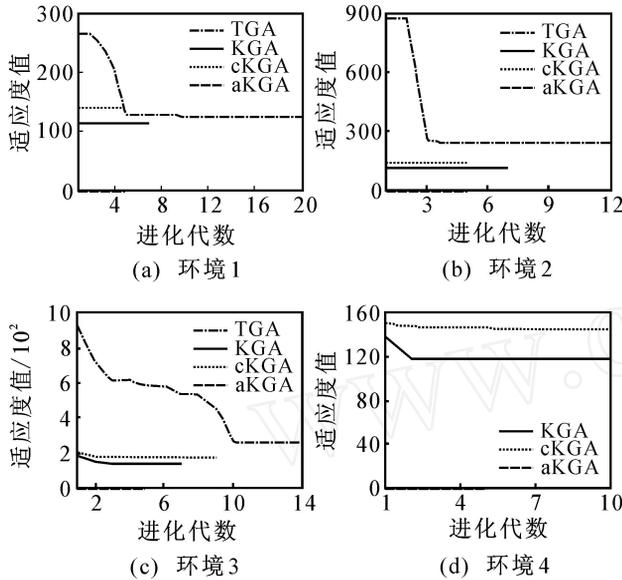


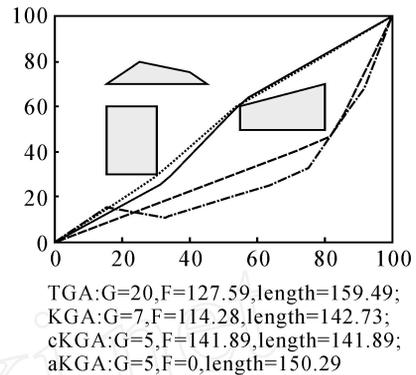
图4 适应度值变化

与图4给出的适应度值变化曲线相对应,图5给出了4种不同环境下,采用TGA(点划线)、KGA(实线)、cKGA(点线)和aKGA(虚线)得到的机器人路径规划结果.由于TGA未能为机器人在环境4中规划出一条合适的路径,图4(d)和图5(d)中仅给出了KGA,cKGA和aKGA的适应度和路径规划结果.

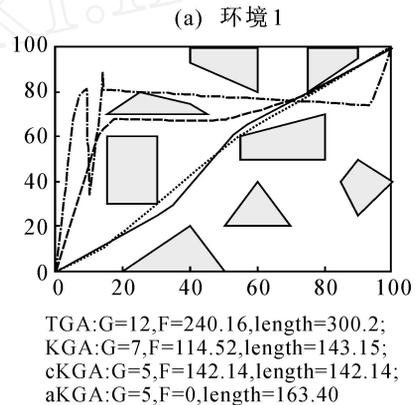
以图5(a)中的环境1为例加以说明.图中点划线表示TGA经过 $G=20$ 代进化后获得的一条机器人可行路径,其对应的适应度函数值 $F=127.59$,路径长度 $length=159.49$.环境1中,采用KGA规划获得路径的相关参数为 $G=7, F=114.28, length=142.73$;采用cKGA规划获得路径的相关参数为 $G=5, F=141.89, length=141.89$;采用aKGA规划获得路径的相关参数为 $G=5, F=0, length=150.29$.由图5可以看出,知识引导GA比TGA获得的机器人路径的长度更短,并且更为平滑;aKGA获得的路径安全性最高;cKGA获得的路径长度最短.

选取不同的权值 w_1 和 w_2 ,分别对上述4种机器人工作环境进行仿真,考察权值对KGA算法性能的影响.结果表明,不论 w_1 和 w_2 的取值如何,KGA均能为机器人找到一条可行路径,只是当 w_1 越大时,路径的长度会越短,但安全性降低,可能会和障碍物相撞.若 w_2 越大,则路径的安全度越高,但所行路线就会变长,到达目标所花费的时间增多且浪费能源.

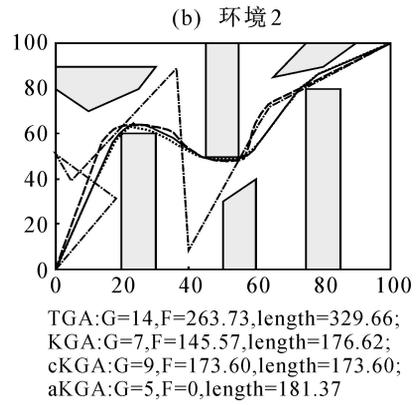
综上所述,本文方法较传统遗传算法所获得解的性能更优,即路径距离更短、路径平滑度更好,并且多次运行所获得最优解的目标值差异性较小,达



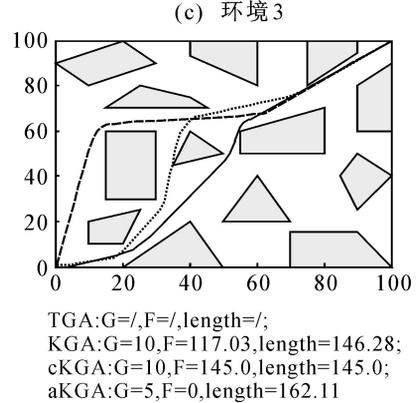
TGA:G=20,F=127.59,length=159.49;
KGA:G=7,F=114.28,length=142.73;
cKGA:G=5,F=141.89,length=141.89;
aKGA:G=5,F=0,length=150.29



TGA:G=12,F=240.16,length=300.2;
KGA:G=7,F=114.52,length=143.15;
cKGA:G=5,F=142.14,length=142.14;
aKGA:G=5,F=0,length=163.40



TGA:G=14,F=263.73,length=329.66;
KGA:G=7,F=145.57,length=176.62;
cKGA:G=9,F=173.60,length=173.60;
aKGA:G=5,F=0,length=181.37



TGA:G=/,F=/,length=/
KGA:G=10,F=117.03,length=146.28;
cKGA:G=10,F=145.0,length=145.0;
aKGA:G=5,F=0,length=162.11

图5 路径规划结果

到进化收敛所需的进化代数更少.分析表明,这是由于传统遗传算法没有采用任何基于路径优化问题专门知识的启发式方法(群体初始化时采用随机生成方法,仅有遗传算子,没有优化算子),因而它难以有效地搜索到可行解.

4 结 论

1) 给传统遗传算法中融入恰当的领域知识,能够有效地提高遗传算法求解实际机器人路径规划问题的能力和效率。

2) 利用遗传算法的选择、交叉和变异操作对路径进行寻优,并通过删除、简化和修正算子对路径优化或将不可行路径修正成可行路径,从而减少了不可行路径的生成,提高了算法的效率。

3) 平滑算子通过增加路径节点的方法,平缓路径中较大的转角,使得路径光滑。

4) 机器人路径规划仿真结果表明,该方法对不同复杂度的环境和不同权值情况均具有较好的适应能力。

5) 各种优化算子的引入使得算法收敛速度比较快,但是优化操作在时间消耗上不太理想,总体耗时比较大。

致谢 本研究得到中国科学院自动化研究所复杂系统与智能科学重点实验室开放课题(20070102)和中国矿业大学科技基金(0C080302)资助,特此致谢。

参考文献(References)

- [1] Noakes L, Popiel T. Geometry for robot path planning [J]. *Robotica*, 2007, 25(6): 691-701.
- [2] Kanehara M, Kagami S, Kuffner J J, et al. Path shortening and smoothing of grid-based path planning with consideration of obstacles[C]. *Proc of the IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics*. Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. Press, 2007: 991-996.
- [3] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robot[J]. *Int J of Robotics Research*, 1986, 5(1): 90-98.
- [4] Kim D H, Shin S. Local path planning using a new artificial potential function composition and its analytical design guidelines[J]. *Advanced Robotics*, 2006, 20(1): 115-135.
- [5] Choset H. Simultaneous mapping, path planning, and localization using topological and range sensor information[C]. *Proc of the 31st Int Symposium on Robotics*. Ottawa: Canadian Federation for Robotics, 2000: 299-305.
- [6] Zoumonos G T, Aspragathos N A. Fuzzy logic path planning for the robotic placement of fabrics on a work table [J]. *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, 2008, 24(2): 174-186.
- [7] 宋勇, 李贻斌, 栗春, 等. 基于神经网络的移动机器人路径规划方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2008, 30(2): 316-319.
(Song Y, Li Y B, Li C, et al. Path planning methods of mobile robot based on neural network [J]. *System Engineering and Electronics*, 2008, 30(2): 316-319.)
- [8] 王凌, 李彬彬, 郑大钟, 等. 模型降阶和参数估计的一种快速遗传算法[J]. *控制与决策*, 2005, 20(4): 426-429.
(Wang L, Li B B, Zheng D Z, et al. A fast GA for model reduction and parameter estimation [J]. *Control and Decision*, 2005, 20(4): 426-429.)
- [9] 梁晓辉, 吴威, 赵沁平. 大规模真实地形数据中的全局路径规划方法——基于遗传算法的研究[J]. *计算机研究与发展*, 2002, 39(3): 301-306.
(Liang X H, Wu W, Zhao Q P. Research on a global path planning method based on genetic algorithm and large scale real terrain data[J]. *J of Computer Research and Development*, 2002, 39(3): 301-306.
- [10] Pehlivanoglu Y V, Bavsall O, Hacıoglu A. Path planning for autonomous UAV via vibrational genetic algorithm [J]. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2007, 79(4): 352-359.
- [11] Li F, Lindquist T M. Knowledge guided genetic algorithm for optimal contracting strategy in a typical standing reserve market[C]. *Proc of the IEEE Power Engineering Society General Meeting*. Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc Press, 2003: 859-863.
- [12] 周兰凤, 洪炳熔. 用基于知识的遗传算法实现移动机器人路径规划[J]. *电子学报*, 2006, 34(5): 911-914.
(Zhou L F, Hong B R. A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(5): 911-914.)
- [13] Rowe N C, Ross R S. Optimal grid-free path planning across arbitrarily contoured terrain with anisotropic friction and gravity effects [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1990, 6(5): 540-553.
- [14] 申晓宁, 郭毓, 陈庆伟, 等. 多目标遗传算法在机器人路径规划中的应用[J]. *南京理工大学学报*, 2006, 30(6): 659-663.
(Shen X N, Guo Y, Chen Q W, et al. Application of multi-objective optimization genetic algorithm to robot path planning [J]. *J of Nanjing University of Science and Technology*, 2006, 30(6): 659-663.)
- [15] Marina G, Jorge C, Raymond J. From the guest editor's — Computational geometry in navigation and path planning [J]. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2008, 15(2): 6-7.
- [16] 唐国新, 陈雄, 袁杨. 基于改进遗传算法的机器人路径规划[J]. *计算机工程与设计*, 2007, 28(18): 4446-4449.
(Tang G X, Chen X, Yuan Y. Enhanced genetic algorithm for robotic path planning [J]. *Computer Engineering and Design*, 2007, 28(18): 4446-4449.)
- [17] 卢瑾. 基于遗传算法的机器人路径规划研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2005.
(Lu J. The research of robot path planning based on GA [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2005.)