

ACR 原型系统的全局路径规划遗传算法研究

冯文镛 杨灿军 陈 鹰

(浙江大学流体传动及控制国家重点实验室·杭州, 310027)

摘要: ACR(物品自动运送机器人)的全局路径规划是一种特殊而又典型的机器人路径规划问题,可转化为一种 TSP 问题.通过深入分析问题自身特性并辅以大量的仿真实验,对遗传算法的选择、交叉、变异等操作及其相关参数作了深入细致的优化,同时将“进化逆转”操作引入标准遗传算法框架中,最终获得了一种性能良好的全局路径规划算法.仿真结果表明,此算法可在较短时间内求得最优解或准最优解

关键词: 全局路径规划; 旅行商问题; 遗传算法

文献标识码: A

Research of Genetic Algorithm for the Global Path Planning for ACR Prototype System

FENG Wenyong, YANG Canjun and CHEN Ying

(The State Key Laboratory for Fluid Power Transmission and Control, Zhejiang University · Hangzhou, 310027, P. R. China)

Abstract: The global path planning for autonomous conveying robot is a special and typical path planning problem, it can be transformed to a TSP problem. On the analysis of the problem characteristics and simulation results, via optimizing the selection, crossover and mutation GA operators and their parameters, and importing the “Evolve-Inversion” operator into the standard GA framework, this paper proposes a high-powered global path planning algorithm. This algorithm can find the optimal or nearly optimal solution in little time, which is proved by the simulation results.

Key words: global path planning; traveling salesman problem (TSP); genetic algorithm (GA)

1 引言(Introduction)

物品自动运送机器人(autonomous conveying robot,简称 ACR)是一类具有自动运送物品能力的特殊自主移动机器人,被广泛应用于图书馆、超市、旅馆以及餐饮业等多种民用服务场合.ACR 原型系统在一次任务中必需将多个物品运送至各自对应的目标地点,所以系统在进行任务规划时,将涉及到两类典型的路径规划问题:局部路径规划、全局路径规划.所谓全局路径规划旨在为机器人选择一条遍历所有目标点的最佳全局路径,ACR 原型系统的全局路径规划问题可直接转化为经典的 TSP 问题.TSP 问题是一个典型的、易于描述却难以处理 NP 完全问题.目前针对 TSP 问题已提出了多种实用的解决方法,典型的优化算法有神经网络优化法、列表寻优(TABU)法以及模拟退火(SA)法等.对于大规模的 TSP 问题,这些算法大都倾向于搜寻其准最优解.由于目前被广泛应用的遗传算法(genetic algorithm,简

称 GA)就其本质而言,主要是处理复杂问题的一种鲁棒性极强的启发式随机搜索算法,它对搜索空间无特殊要求,并且有计算简单、收敛速度快等优点,十分适合于处理以 TSP 问题为代表的各种优化组合问题.所以,我们在 ACR 原型系统中采用了遗传算法来进行全局路径规划.大量的仿真实验结果表明,经过全面优化后的遗传算法确实不失为一种为机器人搜寻最优或准最优全局路径的优越算法^[1-5].

2 问题描述(Problem description)

假定 ACR 原型系统一次性运送 n 个物品(ACR 原型系统物品存储机构的实际容量为 40,但本文在讨论全局路径规划问题时理论上并不限制 n 的大小),分别对应 n 个不同的目标地点 $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$,其起始出发地点为 p_0 .任意两点(包括目标点和起始点) $p_i, p_j (i, j = 0, 1, \dots, n, i \neq j)$ 之间的最优局部路径长为 $d(p_i, p_j)$ ($d(p_i, p_j)$ 是局部路径规划的结果).

ACR 原型系统的全局路径规划的问题描述可表达为, 搜寻整数子集 $X = \{1, 2, \dots, n\}$ (X 的元素表示 n 个目标地点的编号) 的一个排列 $\pi(X) = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, $v_i \in X$, 使得全局路径总长(路径总长度或转弯总次数)取最小值.

$$T_d(\pi) = d(p_0, p_{v_1}) + \sum_{i=1}^{n-1} d(p_{v_i}, p_{v_{i+1}}) + d(p_{v_n}, p_0). \tag{1}$$

从公式(1)中可看出, 全局路径规划必需依赖于局部路径规划的计算结果 $d(p_i, p_j)$. 显然, 当 n 较大而环境模型和局部路径规划算法又较复杂时, 局部路径规划将占用大量的计算时间. 针对这种情况, 可在全局路径规划中使用一种较简单的算法对所需的局部路径进行粗规划并计算 $d(p_i, p_j)$. 当全局路径规划完毕后, 系统再对所涉及到的局部路径进行细致的规划. 这种方法可提高计算速度, 但以降低规划质量为代价, 在实际应用中应进行权衡.

3 全局路径规划的遗传算法 (Genetic algorithm of global path planning)

3.1 编码 (Encode)

在求解 TSP 问题的各种遗传算法中, 主要有以遍历目标点的组合排列次序进行编码, 以“边”(即局部路径)的组合排列次序进行编码, 以及间接编码三种编码方法. 通过对三种编码方法的分析比较和尝试性实验, 最终选择了第一种编码方法. 每一条满足约束条件的全局路径(即个体)表达为一个目标点编码串(目标点不能重复).

3.2 初始种群的生成 (Create initialization cluster)

生成初始种群的关键问题是群体规模 M 的确定. 由模式定理可知, M 越大, 遗传操作所处理的模式就越多, 个体进化为最优解的机会就越高, 但会导致计算效率低下、收敛速度慢等弊病. 另一方面, 太小的群体规模则会使遗传算法的搜索空间分布范围有限, 而导致未成熟收敛现象. 从理论上说, 本文中的群体规模可设定为 $M = 2^{\lceil \log_2(n-1) + 1 \rceil / 2}$. 但对于较大的 n , 这个数往往过大, 而在实际应用中群体规模 M 的取值范围一般为几十至几百. 对本文算法而言, 表 1 中由大量随机实验所得出的关于群体规模 M 取值的经验性数据能够在计算速度和优化质量之间获得较好的平衡.

表 1 群体规模 M 的取值

Table 1 The value of cluster scale M

问题规模 n	15 以下	15 ~ 30	30 ~ 50	50 ~ 80	80 ~ 100	100 以上
群体规模 M	20	30	40	60	80	100

3.3 适应度函数及其定标 (Adaptability function and scale define)

遗传算法在进化搜索中以适应度函数为依据. 本文全局路径规划的目标是求取路径总长 T_d (目标函数)的最小值, 故此取路径总长 T_d 的倒数, 即 $f = 1/T_d$ 为适应度函数.

为了尽量避免在遗传进化过程中可能出现的随机漫游或未成熟收敛现象, 可选择合适的方法对适应度函数进行定标. 大量典型仿真表明, 就本文的全局路径规划问题而言, 目标函数 T_d 的变化通常较为平缓, 这意味着计算过程中随机漫游现象出现的可能性较大. 针对这种情况, 应当主要考虑提高个体间的竞争力, 即放大相应的适应度函数值. 对比性实验表明, 对于本文所讨论的全局路径规划问题而言, 幂函数定标 ($f' = f^\alpha$) 的缩放尺度相对较为合适, 幂函数定标拥有一个经验性参数 α , 用以决定对适应度函数值的具体缩放程度. 适应度定标同遗传算法所采用的选择机制密切相关. 仿真实验表明, 在本文算法所采用的轮赌选择机制的前提下, 根据表 2 来选择 α 值能够在算法收敛速度和优化质量之间取得较好平衡.

表 2 幂函数定标参数 α 的取值

Table 2 The value of power parameter α

群体规模 M	20	30	40	60	80	100
定标参数 α	1.0	1.5	2.0	3.0	4.0	6.0

3.4 选择 (Selection)

选取合适的选择机制是有效解决组合优化问题的关键技术之一, 目前主要有轮赌选择、排序选择、联赛选择、排挤选择以及随机竞争选择等选择机制. 我们对其中最常用的轮赌选择、排序选择以及随机竞争选择三种选择机制进行了比较实验, 其中的一组实验结果如表 3 所示 ($n = 40, M = 40$, 重复计算 20 次).

表 3 选择机制对算法的影响

Table 3 The impact of selection mechanism

选择机制	轮赌选择	排序选择	随机竞争选择
平均收敛代数	98.76	154.35	73.60
平均解	1735.54	1734.57	1748.74

实验结果表明, 就本文问题而言, 轮赌选择机制在计算速度和优化质量之间获得了较好的平衡.

3.5 交叉 (Intersect)

就本文所采用的个体编码方式而言, 常用的交叉策略有部分匹配交叉 (PMX) 法^[6]、顺序交叉 (OX)

法^[7]以及循环交叉(CX)法^[8]等.不同的交叉策略对算法的影响如表4所示($n = 40, M = 40$, 重复计算20次).

表4 交叉策略对算法的影响

Table 4 The impact of intersect strategy

交叉策略	PMX	OX	CX
平均收敛代数	98.76	457.73	387.35
平均解	1735.54	1733.73	1734.54

实验表明 PMX 法的收敛速度要远高于另两种交叉策略,原因在于 PMX 法趋向于所期望的绝对目标点位置,而 OX 和 CX 法则趋向于期望的相对目标点位置.由于本文中的全局路径规划问题的起始点和终止点 p_0 是固定的,所以全局路径总长取决于目标点编号在码串中的绝对位置.PMX 交叉策略能够更好地将码串的绝对位置特性遗传给下一代,故相对另两种交叉策略而言性能更优.

交叉概率 P_c 控制着交叉操作被使用的频度.一般取 P_c 从 0.25 到 1.00 之间.实验表明,本文算法的交叉概率 P_c 取在 0.7~0.9 之间较为合适.

3.6 变异(Variation)

针对本文采用的个体编码方法,主要的变异技术有逆转变异、对换变异以及插入变异等.逆转变异操作就调整前后引起的 TSP 路径长度变化而言属于最细微的调整,因而局部优化的精度较高,但码串绝对位置所呈现的“模式”变化较大,所需的计算也稍为复杂一点;对换变异操作和插入变异操作对码串绝对位置所呈现的“模式”变化影响较小,所需的

计算也简单一些,但局部优化的精度较差一点.

变异概率 P_m 用于控制群体中个体发生变异的频度.过高频度的变异将使遗传算法趋于纯粹的随机搜索,所以变异概率 P_m 通常取较小值,一般在 0.001 至 0.01 之间.

3.7 “进化逆转”操作(The operation of “evolution reverse”)

引入“进化逆转”操作的主要目的是通过一种基于邻域的试探搜索方法来改善遗传算法的局部搜索能力^[9].在基本遗传算法操作中,交叉操作在可行解空间中动作范围较宽,步伐较大,而变异操作由于受“选择”压力的作用,通常也难以发挥局部搜索的功效(特别在算法趋向收敛的后期阶段).因此,在遗传算法框架中加入适当的、基于邻域的局部搜索机制,构成一种全局搜索和局部搜索相结合的优化算法,对改进优化质量以及提高搜索效率都具有重要意义.

我们在 ACR 原型系统的全局路径规划算法中所引入的“进化逆转”操作是一种单方向的(朝着改进的方向)和连续多次的“逆转”操作,即对于给定的码串(个体),若“逆转”操作使整个码串的适应度提高,则执行逆转操作,如此反复,直至不存在这样的逆转操作为止.这一操作实际上类似一种局部爬山法,它使得给定的码串改良到它的局部极值点.表5显示了“进化逆转”操作对遗传算法性能的改进(注:本文其它表格中的数据都是引入“进化逆转”操作后的结果).

表5 “进化逆转”操作对算法的影响(重复计算20次)

Table 5 The impact of the operation of “evolution reverse”(computing repeat 20 times)

问题规模 n		10	20	30	40	50
无	平均收敛代数	97.33	183.75	573.78	971.30	...
	最优解	1197.88	1538.43	1732.92	2201.19	...
	平均解	1275.78	1880.99	2090.32	2868.73	...
“进化逆转”操作	平均收敛时间	0.09s	0.42s	3.96s	7.44s	...
	平均收敛代数	43.50	71.23	87.63	98.76	147.33
	最优解	1197.88	1538.43	1622.70	1731.08	1965.93
有	平均解	1197.88	1538.43	1622.70	1735.54	1980.45
	平均收敛时间	0.07s	0.39s	1.46s	2.65s	5.79s

就本文的全局路径规划问题而言,“进化逆转”操作的引入能够极大地提高遗传算法的搜索性能.

3.8 新种群的构成(The formation of new cluster)

新一代种群构成方法主要有 N 方式(全刷新世代更新)、E 方式(最佳保留群体)、G 方式(代沟法)以及 B 方式(从子代和父代中挑选最好的若干个

体)等.理论上已证明,采用 N 方式的标准遗传算法(SGA)不能收敛至全局最优值,而采用 E 方式的最优保存简单遗传算法(OMSGA)则是全局收敛的(但收敛到全局最优解所需的时间可能是非常长的)^[10].显然,采用 G 方式和 B 方式的遗传算法也具有全局收敛性.表6对不同的种群构成方式进行

了对比(采用 G 方式时,取代沟 $G = 0.8, n = 40, M = 40$, 重复计算 20 次)。

表 6 种群构成方法对算法的影响

Table 6 The impact of the form of new cluster

种群构成方法	N 方式	E 方式	G 方式	B 方式
平均收敛代数	286.67	98.76	78.35	48.75
平均解	1740.35	1735.54	1743.27	1763.74

实验表明,常用的 N 方式虽然也具有良好的全局搜索性能,但收敛速度最慢;B 方式收敛速度最快,但全局搜索性能最差;E 方式和 G 方式的性能则较平衡。

3.9 算法的迭代停止条件(The stop condition of algorithm)

严格地说,遗传算法的迭代停止条件目前尚无定论.在 ACR 原型系统的全局路径规划算法中,根据两个条件判断算法是否应当停止.第一个条件是最大进化代数 S_{max} (一般取 $S_{max} = 200$); 另一个判断条件是群体个体的进化是否已趋于稳定状态,若发现占群体一定比例(一般取 0.8)的个体已完全是同一个体,则终止算法。

综合对遗传算法的理论性分析以及大量的对比性实验结果,最终的 ACR 原型系统全局路径规划算法使用了目标点排列组合编码方法,在选择操作中采用了轮赌选择机制和幂函数定标,在交叉操作中采用了部分匹配交叉(PMX)策略,在变异操作中采用了逆转变异技术,新种群的构成操作则使用了最佳保留群体构造方式(E 方式),最后还将“进化逆转”操作引入到标准遗传算法框架之中.算法所涉及到的主要参数:交叉概率 $P_c = 0.8$, 变异概率 $P_m = 0.005$, 最大进化代数 $S_{max} = 200$, 群体规模 M 以及幂函数定标参数 α 分别由表 1 和表 2 给出。

4 仿真及分析(Simulation and analysis)

图 1 是一个简单但典型的假想图书馆环境,灰色矩形代表书架,书架的宽度为 0.5m,长度为 10m,两排书架间的距离为 1m,两组书架间隔 2m.物品运

送机器人必需将 10 本图书分别运送至相应的位置(图 1 中所标志的 10 个位置)并放入书架,起始点和终止点为原点 O(假设系统采用轨线导引模式,导引轨线如图 1 中细虚线所示,其局部路径规划十分简单,以路径长度为优化目标)。

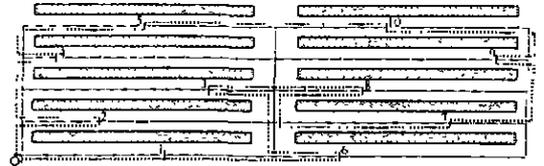


图 1 全局路径规划实例

Fig. 1 The example of global path planning

图 2 显示了本文算法对此全局路径规划问题的寻优过程.算法仅经过不到 20 代的进化便收敛至全局最优解,历时 0.05s(穷举法则需要数百秒).算法求得的最优全局路径长度为 93m,最优路径为: $O \rightarrow 2 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 10 \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow 8 \rightarrow 3 \rightarrow 6 \rightarrow 1 \rightarrow O$ (最优路径通常并非唯一的,至少其逆序路径也是一条最优路径)。

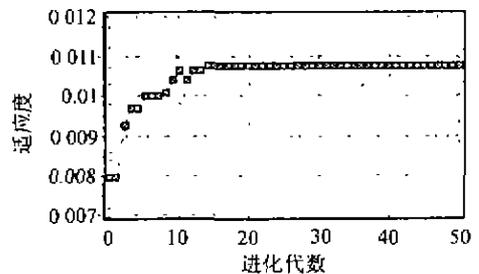


图 2 算法的寻优过程

Fig. 2 The process of seeking optimal algorithm

针对不同环境模型的大量随机实验表明:

- 1) 当 $n \leq 10$ 时,本文算法可 100% 地搜索到用穷举法求得的最优解;
- 2) 当 $10 < n \leq 30$ 时,算法能够收敛到一稳定的“最优解”(难以确认其最优性),多次实验结果的误差为 0;
- 3) 当 $30 < n \leq 50$ 时,算法在大多数情形下能够收敛到一稳定的“最优解”,实验结果间的误差 $< 2\%$;
- 4) 在 $n = 60, 80, 100$ 的情况下,实验结果间的误差 $< 5\%$ 。

表 7 SA 与 GA 求解全局路径规划问题的仿真结果比较

Table 7 The comparing of the simulation result of SA and GA for global path planning

问题规模 n		20	30	40	50	60	80	100
SA ($\alpha = 0.95$)	最优解	1538.43	1622.70	1731.08	1974.29	2173.93	2468.02	2743.07
	平均解	1538.43	1637.24	1768.73	2017.19	2231.37	2553.78	2876.43
	平均计算时间	1.33s	6.28s	12.72s	31.90s	57.46s	122.73s	154.78s
GA	最优解	1538.43	1622.70	1731.08	1965.93	2150.57	2432.74	2707.47
	平均解	1538.43	1622.70	1735.54	1980.45	2178.53	2533.60	2817.68
	平均计算时间	0.39s	1.46s	2.65s	5.79s	14.91s	31.00s	50.90s

为了确认算法的性能,我们使用标准的模拟退火算法(SA)来求解相同的全局路径规划问题,并将其计算结果同本文所采用的遗传算法(GA)进行比较,比较结果见表7(重复计算20次)。

比较实验表明,本文的遗传算法在求解质量上略优于标准模拟退火算法,优化效率也高于标准模拟退火算法。虽然表7中所使用的标准模拟退火算法未经过深入细致的调整,以至于未能充分挖掘其潜力,但根据实验结果已基本上可得出一个结论,即就本文中的全局路径规划问题而言,经过全面优化后的遗传算法确实不失为一种高性能的求解算法。

5 结论(Conclusion)

本文所讨论的物品自动运送机器人的全局路径规划问题是一种较特殊而又典型的机器人路径规划问题。通过充分利用局部路径规划的结果,可巧妙地转化为一种经典的TSP问题。然而由于问题本身的NP完全性质及机器人系统的高实时性要求,对其进行精确求解十分困难,所以采用一种高效的准最优解算法不失为一种较实用的解决方案。本文采用了遗传算法来对问题解进行寻优,通过深入分析研究问题自身特性以及遗传算法内部机制,并辅以大量的仿真实验,对遗传算法进行了全面细致的优化,最终获得了一种性能良好的全局路径规划算法。由于本文所讨论的算法同机器人的具体局部路径规划算法并无直接联系,所以是一种具有一定普适性的移动机器人全局路径规划算法。

参考文献(References)

[1] Hu T C, Kahng A and Robins G. Optimal robust path planing in general environments [J]. IEEE Trans Robotics Automat., 1993,9 (6):775 - 784

- [2] Brooks R A. Solving the find path problem by good representation of free space [J]. IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics (SMC), 1983,13(3):190 - 197
- [3] Mataric M J. Integration of representation into goal-driven behavior-based robots [J]. IEEE Trans Robotics Automat., 1992,8(3):304 - 312
- [4] Shanr M and Schorr A. On shortest path in polyhedral spaces [J]. SIAM J. Comput., 1986,15(1):193 - 315
- [5] Jerez C A, Hashimoto Y, Matsuda T, et al. Environment representation using enclosed obstacles and minimum-turns path planning [J]. Advanced Robotics, 1998,12(4):351 - 371
- [6] Davis L. Job shop scheduling with genetic algorithms [A]. Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Application [C], Keystone, Colorado, 1985,136 - 140
- [7] Smith D. Bin packing with adaptive search [A]. Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Application [C], Keystone, Colorado, 1985,202 - 206
- [8] Goldberg D E and Lingle R. Alleles, loci, and the traveling salesman problem [A]. Proceeding of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Application [C], Keystone, Colorado, 1985,154 - 159
- [9] Chen G L, Wang X F, Zhuang Z Q, et al. Genetic Algorithms and Their Application [M]. Beijing: People's Posts & Telecommunications Publishing House, 1996 (in Chinese)
- [10] Yun W M and Xi Y G. The analysis of global convergence and computational efficiency for genetic algorithm [J]. Control Theory and Applications, 1996, 13(4):455 - 460 (in Chinese)

本文作者简介

冯文耀 1976年生,博士生。1991年至1995年就读于浙江大学机械电子工程专业。1995年至2000年在浙江大学流体传动及控制国家重点实验室攻读硕士及博士学位。研究方向:智能机器人控制体系结构,人工智能,人机一体化思想。

杨灿军 1970年生,博士,副教授。研究领域:人机一体化思想,智能机器人。Email:ycj@sfp.zju.edu.cn

陈鹰 1964年生,教授,博士生导师。研究领域:人机一体化思想,智能机器人,CAD,计算机仿真。