

机械臂最优运动规划问题的混合粒子群算法

黄 钢 李德华 杨 捷

(华中科技大学图像识别与人工智能研究所 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室 武汉 430074)

摘 要 多关节机械臂路径规划是一个高度受限的非线性优化问题,很难找到单一的优化解。提出一种基于单纯形算法和粒子群算法的混合算法,以解决机械臂的路径规划问题。仿真试验表明,相较于常规的 A* 算法,该混合算法具有更高的求解精度。

关键词 路径规划,粒子群算法,单纯形算法,机械臂

中图分类号 TP181

文献标识码 A

Hybrid Particle Swarm Algorithm for Optimal Motion Planning of Robot Arms

HUANG Gang LI De-hua YANG Jie

(State Commission Research Laboratory of Image Processing and Intelligent Control, Institute of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract Trajectory Planning Problem (TPP) of robot manipulator is a highly constrained and nonlinear optimization problem, aims to minimize the total path motion associated with obstacle avoidance. A hybrid optimization algorithm integrating SA and PSO was presented to address the motion planning problem of robot arms. Then the SA-PSO was implemented on a tested example. In addition, a conventional algorithms, namely A* Algorithm (AA), was introduced to make a comparison with SA-PSO. The computational results show that the developed algorithm is computationally better than the other method.

Keywords Trajectory planning, Particle swarm algorithm, Simplex algorithm, Robot arms

给定机械臂的始末位姿,规划一条满足约束条件的关节运动轨迹,使某一性能指标达到最优,称为最优运动规划问题。文献[1]基于极大值原理,采用数值方法求解最优运动规划问题。文献[2,3]以离散关节力矩或关节加速度为优化变量,采用数学规划方法求解最优关节轨迹。文献[4]用B样条函数逼近关节轨迹,用数学规划求解样条函数最优控制点序列,得到近似最优解。上述方法的缺点是只能得到局部最优解。为此,文献[5]以离散关节加速度为优化变量,提出基于GA和ES的近似最优规划方法。其缺点是解的精度依赖于离散步距,过小的步距会引起维数灾问题。

粒子群优化算法PSO(Particle Swarm Optimization)是由Kennedy和Eberhart于1995年提出的^[6],算法模拟鸟群飞行觅食的行为,通过鸟之间的集体协作使群体达到最优。与遗传算法类似,它也是基于群体迭代,但没有交叉、变异算子,群体在解空间中追随最优粒子进行搜索。PSO的优势在于简单易实现,同时又有深刻的智能背景,既适合科学研究,又特别适合工程应用。

本文以机械臂最优运动规划问题为例,提出一种基于粒子群算法和单纯形算法的混合优化算法。仿真试验表明,与A*算法相比较,该混合算法能有效加快收敛速度,提高求解

精度。

1 相关概念和描述

1.1 粒子群算法

PSO初始化为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。每次迭代,粒子通过跟踪2个“极值”:粒子本身所找到的最优解PBest和群体找到的最优解GBest来更新自己。PSO算法数学表示如下:

设搜索空间为D维,总粒子数为n。第i个粒子位置表示为向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$;第i个粒子的历史最优位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$,其中 p_g 为所有 p_i ($i=1, \dots, n$)中的最优;第i个粒子的位置变化率为向量 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。每个粒子的位置按如下公式进行变化:

$$\begin{aligned} v_{id}(t+1) &= \omega \times v_{id}(t) + \varphi_1 \times \text{rand}() \times [p_{id(t)} - x_{id}(t)] + \\ &\quad \varphi_2 \times \text{rand}() \times [p_{gd(t)} - x_{id}(t)] \\ x_{id}(t+1) &= x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \end{aligned}$$

式中, φ_1 和 φ_2 为正常数,称为加速因子; $\text{rand}()$ 为[0,1]间随机数; ω 称惯性因子, ω 较大适于大范围探查, ω 较小适于小范围开挖。迭代中位置 x_i 和速度 v_i 超过边界则取边界值。

粒子群初始位置和速度随机产生,然后按上式进行迭代,

到稿日期:2008-12-23 返修日期:2009-09-22 本文受国家自然科学基金(No. 69775022),国家863计划项目(863-306-ZT04-06-3)资助。

黄 钢(1977—),男,博士研究生,主要研究方向为数据挖掘、图像处理与模式识别,E-mail: wuh_arun@yahoo.com.cn;李德华(1946—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能、创造性思维、计算机视觉和模式识别;杨 捷(1983—),男,博士研究生,主要研究方向为数据挖掘、图像处理与模式识别、人工智能。

直至找到满意的解。目前,常用的 PSO 将全体粒子群分成若干个有部分粒子重迭的相邻子群(Local 版),粒子根据邻居子群内历史最优 P 调整位置。

2 混合粒子群算法

考虑到单纯形算法局部搜索能力极强,适应性强,我们使用单纯形算法(SA)来探索局部搜索空间 p^{best} 或 p^{best} 。但为了将其应用于现实世界的离散问题,提出了改进的单纯形算法(MSA),伪代码如下:

输入:给定的特定点集 $x^i, i=1,2,3,\dots,N+1; \alpha>0, \gamma>1, \beta \in (0,1), \lambda \in (0,1), \epsilon>0, \alpha, \gamma, \beta, \lambda, \epsilon$ 为反射、延伸、收缩和压缩系数和相应的错误参数。

输出:最优点集 x^* , $i=1,2,3,\dots,N+1$;

改进单纯形算法的伪码:

1. 设 $k=1$, 并设定运行的最大时间 MAX;
2. 计算各 $x^i, i=1,2,3,\dots,N+1$ 的函数值 $f(x^i)$; 根据适应度排序找到最好的 x^b , 最坏的 x^w 和第二坏的 x^s , 并且它们满足以下条件:
 $f(x^b) = \min\{f(x^b) | b \in [1, N+1]\}$,
 $f(x^w) = \max\{f(x^w) | w \in [1, N+1]\}$, $f(x^s) = \max\{f(x^s) | s \in [1, N+1], s \neq w\}$
3. 估计不含 x^b 的中值 x^c , 即:
 $x^c = x^w + \alpha(x^i - x^w)$; 其中 $i \in [1, N+1], i \neq b$; 再根据公式 $x^r = x^c + \alpha(x^b - x^c)$ 产生新点 x^r ;
4. 如果 $f(x^r) < f(x^b)$ $\{x^{N+2} = x^r + \gamma(x^r - x^c)$; 如果 $f(x^{N+2}) < f(x^b)$, 则 $x^w = x^{N+2}$, $f(x^w) = f(x^{N+2})$; 否则 $x^w = x^r$, $f(x^w) = f(x^r)$; } // 延伸
5. 如果 $f(x^b) \leq f(x^r) \leq f(x^s)$
 $\{x^w = x^r, f(x^w) = f(x^r)\}$; // 收缩
6. 如果 $f(x^s) < f(x^r) < f(x^w)$ $\{x^{N+3} = x^c + \beta(x^r - x^c)$;
如果 $f(x^{N+3}) \leq f(x^r)$ $\{x^w = x^{N+3}, f(x^w) = f(x^{N+3})\}$;
否则 $\{x^i = x^i + \lambda(x^i - x^b), i \in [1, N+1], i \neq b\}$
7. 如果 $f(x^w) \leq f(x^r)$ $\{x^{N+3} = x^c + \beta(x^w - x^c)$;
如果 $f(x^{N+3}) \leq f(x^w)$ $\{x^w = x^{N+3}, f(x^w) = f(x^{N+3})\}$;
否则 $\{x^i = x^i + \lambda(x^i - x^b), i \in [1, N+1], i \neq b\}$ // 压缩
 $k = k + 1$;
如果 $\left\{ \frac{1}{N+1} \sum_{i=1}^{N+1} [f(x^i) - f(x^c)]^2 \right\}^{1/2} < \epsilon$ 或 $k > \max$, 则结束;
否则返回步骤 2。

很明显,随着 N 的增加,计算代价将大为增加,因此,没有必要考虑所有的种群。在本文中,仅仅将 MSA 用于最好的粒子 x^b , 满足以下条件:

$$\left\{ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M-1} [f^i(x^b) - f^{i+1}(x^b)]^2 \right\}^{1/2} < \omega \quad (1)$$

其中, M 和误差系数 ω 为预定义。由此可知,当最好粒子 x^b 的适应值没有多大差别时,就可以预知 x^b 可能陷入局部最优。因此 MSA 可以帮助 x^b 避免陷入局部最优。

混合粒子群算法在满足终止条件时停止,如图 1 所示。

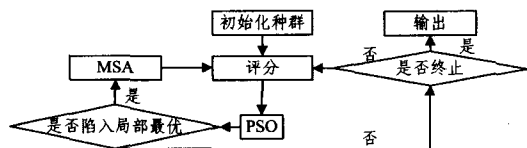


图 1 混合粒子群算法的流程图

2.1 适应度函数

给定一个多关节机械臂,其初始值为 $\Theta^0 = (\theta_1^0, \theta_2^0, \theta_3^0, \dots, \theta_N^0)$, 最大误差为 ϵ , 目标点为 (O_x, O_y, O_z) , $\Theta' = (\theta_1', \theta_2', \dots, \theta_N')$ 为演化过程中得到的新点。

(1) 为了提高 SA-PSO 的精度, 我们定义适应度函数为 Euclid 距离:

$$fit_1(\Theta') = \sqrt{(O_x, O_y, O_z) - f(\theta_1', \theta_2', \theta_3', \dots, \theta_N')^2} \quad (2)$$

(2) 为了加快收敛速度, 我们定义关节的移动为另一个适应度函数:

$$fit_2(\Theta') = (|\theta_1' - \theta_1|) + \dots + (|\theta_N' - \theta_N|) = \sum_{i=1}^N |\theta_i' - \theta_i| \quad (3)$$

3 试验仿真

在此, 以一个 6 关节机械臂作为试验对象, 相应的物理模型和参数如图 2 所示。初始状态如表 2 所列。

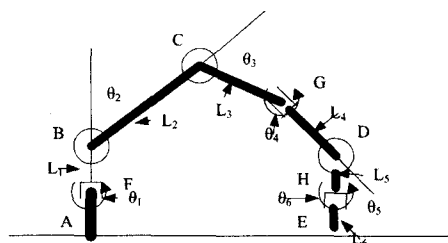


图 2 6 关节机械臂的物理模型

表 2 初始状态

	Initial angle°	Scale°
θ_1	0	$[-180, 180]$
θ_2	-90	$[-125, 125]$
θ_3	0	$[-138, 138]$
θ_4	0	$[-270, 270]$
θ_5	-90	$[-120, 133.5]$
θ_6	0	$[-270, 270]$

3.1 移动规划

预定义了源和目的, 机械臂的末端需要从初始点移到目的地。在此将 SA-PSO 与 A* 算法的结果做了对比。关于 A* 算法的其它信息请参见文献[8-11]。SA-PSO 的参数设定如表 3 所列。

表 3 SA-PSO 参数设定

参数	值	参数	值
MAX	$[-2, 2]$	MAX	300
velocity		generation	
fitness	equation(3)	DOFs	6
quantity	30	neighbor	$[0, 5]$
C1	2	C2	2
w	$[0.3, 0.95]$		

试验包括 10 组不同目标, 最小误差为 $\epsilon=0.1$, 由表可见, SA-PSO 比 A* 算法具有更好的精度, 结果如表 4 所列。

表 4 performances of AA and SA-PSO

Start: (0, -510, 75)		AA		SA-PSO	
	goal	Best Result	Mean Error	Best Result	Mean Error
1	(20, -450, 100)	(20.102, -450.787, 99.553)	0.910357	(19.973, -450.028, 100.038)	0.107
2	(40, -400, 125)	(40.190, -399.891, 124.796)	0.088226	(40.025, -400.006, 124.947)	0.182

3	(60,-350, 150)	(59.014,-350.39, 149.754)	1.08833	(60.031,-350.007, 150.085)	0.130
4	(80,-300, 175)	(64.994,-300.082, 174.771)	15.0077	(79.952,-299.984, 174.952)	0.180
5	(100,-250, 200)	(64.997,-250.256, 199.833)	35.0039	(100.041,-250.024, 200.081)	0.133
6	(120,-200, 225)	(63.740,-199.728, 236.183)	57.3616	(120.032,-200.071, 224.957)	0.093
7	(140,-150, 250)	(64.999,-150.002, 250.056)	75.0001	(140.067,-150.035, 249.960)	0.217
8	(160,-100, 275)	(64.707,-105.369, 282.244)	95.7185	(159.982,-99.990, 275.037)	0.086
9	(180,-50, 300)	(64.759,-52.9903, 309.497)	115.671	(179.991,-49.983, 300.030)	0.060
10	(200,0,325)	(64.999,0.120281, 324.949)	135.0	(19.973,-450.028, 100.038)	0.074

结束语 因为多关节机械臂的路径规划是一个多目标规划问题,所以它很难找到单一的优化解。而我们提出的 SA-PSO 算法不但利用了 SA 的快速搜索能力,而且能搜索较大的解空间。仿真试验表明,SA-PSO 相较于 A* 算法,能获得更高的精度。

参考文献

- [1] Geering H P, Guzzella L, Hepner S A R, et al. Time optimal motions of robots in assembly tasks[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1986, 31(6): 512-518
- [2] Dissanayake M W M, Goh C J, Phentien N. Time optimal trajectories for robotic manipulators[J]. Robotica, 1991, 9(2): 131-138

(上接第 229 页)

ELH	EDGNH	0	1	1	2
ELH	EDGLH	0	0	1	1
...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...

表 5 最优解 $Op^* = 16248$ 的波长需求 $S_{i,\lambda}$

链路编号	链路波长恢复容量需求			
	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4
1	8	3	5	5
2	5	6	6	7
3	4	6	7	5
4	4	8	5	10
5	9	8	4	7
6	11	10	4	5
7	3	7	9	7
8	6	8	9	11
9	7	5	3	9
10	9	3	5	7
...	...	...	...	...

基于图 2 所示的网络拓扑结构图,比较了整数线性规划、粒子群算法在通过受损链路的业务量分别为 15, 30, 45 时获得的最优解所耗费的时间,如表 6 所列。

表 6 不同算法获最优解所耗费的时间

业务请求通道数	执行时间(分)	
	POS	PATH ILP
15	0.0318	4.54
30	0.0532	175
45	0.0934	7451

从表 5 可明显看出粒子群算法的计算时间最少,同时随着业务量的增加,整数线性规划的计算机时间增长速度明显加快。

- [4] Saramago S F P, Junior V S. Optimal trajectory planning of robot manipulators in the presence of moving obstacles[J]. Mechanism and Machine Theory, 2000, 35(8): 1079-1094
- [5] Lee Young Dae, Lee Beom Hee, Kim Han Gyo. An evolutionary approach for time optimal trajectory planning of a robotic manipulator[J]. Information Sciences, 1999, 113(3/4): 245-260
- [6] Clerc M, Kennedy J. The Particle Swarm, Explosion, Stability, and Convergence in a Multi-Dimensional Complex Space. IEEE Trans. on Evolution Computer, 2002, 6(1): 58-73
- [7] Shi Y, Eberhart U C. A modified particle swarm optimizer[C]// Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 1998). Piscataway, 1998: 69-73
- [8] Jonathan A, Daniel A. A Randomized Polynomial-Time Simplex Algorithm for Linear Programming, Electronic Colloquium on Computational Complexity[R]. No. 156. 2005
- [9] Tian Lianfang, Collins C. An effective robot trajectory planning method using a genetic algorithm[J]. Mechatronics, 2004, 14: 455-470
- [10] Pack D, Toussaint G, Haupt R. Robot trajectory planning using a genetic algorithm[J]. SPIE, 1996, 2824: 171-82
- [11] Nearchou A C. Solving the inverse kinematics problem of redundant robots operating in complex environments via a modified genetic algorithm[J]. Mechanism and Machine Theory, 1998, 33(3): 273-292
- [12] Tortopidis I, Papadopoulos E. On point-to-point motion planning for under actuated space manipulator systems[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2007, 55: 122

结束语 本文首先在考虑所有受损业务恢复容量情况下,建立了恢复容量问题的数学模型;其次,在引入粒子群算法的基础上,提出并建立了一种改进的粒子群算法来求解 ASON 网络恢复容量优化问题,并通过仿真实验比较了不同变异概率下所得的最优解,从而确定求解具体网络拓扑结构下恢复容量问题的最优变异概率。本文采用粒子群算法来求解 ASON 网络恢复容量优化问题,它具有算法结构简单、搜索效率高、求解速度快且能够获得高质量的全局近似最优解等优点。仿真实验证明该方法可行性强,性能结果令人满意,具有良好的工程应用前景。

参考文献

- [1] Mohan G, Murthy C S R. Light path restoration in WDM optical networks[J]. IEEE Network, 2000, 14(6): 24-29
- [2] Van Caenegem B, van Parys W, Demeester P. Dimensioning of survivable WDM networks[J]. IEEE JSAC, 1998, 17(7): 1146-1157
- [3] Ramamurthy S, Mukherjee B. Survivable WDM mesh networks: part I Protection [A]// Proc IEEE INFOCOM'99[C]. Piscataway, USA: IEEE, 1999: 744-751
- [4] Ramamurthy S, Mukherjee B. Survivable mesh networks, part II restoration [A]// ICC'99[C]. 1999: 2023-2029
- [5] 霍晓莉,李艳和. 基于遗传算法的 WDM 光传送网恢复优化算法[J]. 电子学报, 2002, 4: 515-518
- [6] Huo Xiao-li, Li Yan-he. Optimization Restoration Algorithm Based on Genetic Algorithm in WDM Optical Transport Network[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 4: 515-518