

改进粒子群算法在机器人路径规划中的应用

马千知, 雷秀娟

MA Qianzhi, LEI Xiujuan

陕西师范大学 计算机科学学院, 西安 710062

College of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China

MA Qianzhi, LEI Xiujuan. Application of improved particle swarm optimization algorithm in robotic path planning. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(25): 241-244.

Abstract: According to the defect of particle swarm optimization that it is easily to fall into local optimal solution, combining with the model of robotic path planning, a novel particle swarm optimization with perturbation mechanism is proposed. In perturbation mechanism, the new modified particles are produced to take places of those particles which keep no evolution. This method leads the algorithm to find the feasible path and is helpful for escaping the local optimal solution. Simulation experiments are also done in this paper, and the results of computer simulation compared with traditional algorithms demonstrate the superiority of the enhanced algorithm.

Key words: particle swarm optimization; perturbation mechanism; robotic path planning

摘 要: 针对粒子群优化算法易过早收敛而陷入局部最优的缺陷, 结合移动机器人全局路径规划问题模型, 提出一种带扰动机制的粒子群优化算法。对于进入进化停滞状态的个体, 采用个体修正策略产生新个体将其替代, 来引导算法搜索可行路径, 帮助粒子逃离局部极值。仿真实验表明, 与其他算法相比, 该算法具有更好的搜索精度和全局寻优能力。

关键词: 粒子群优化; 扰动机制; 机器人路径规划

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2011.25.064 文章编号: 1002-8331(2011)25-0241-04 文献标识码: A 中图分类号: TP242.6

1 引言

路径规划是移动机器人应用中一项非常重要的技术, 也是移动机器人研究的焦点问题。它是指在有障碍物的工作环境中, 寻找一条从给定起始点到终止点的较优的运动路径, 使机器人在运动过程中能安全、无碰撞地绕过所有的障碍物, 且所走路径较短。已有路径规划方法包括人工势场法、可视图法等, 这些方法都存在一定的局限性, 如人工势场法在相近的障碍物面前不能发现路径, 可视图法有搜索路径复杂、效率不高的问题^[1]。近年来, 不少学者将仿生智能算法如遗传算法、蚁群算法^[2]等用于机器人路径规划方法的研究, 取得了显著的成果。粒子群优化算法作为新型仿生智能优化方法由于其搜索速度快、易于实现等优点也被尝试用于求解路径规划问题^[3-5], 但由于其自身易于陷入局部最优, 以及在此问题中受复杂约束影响大等局限性, 搜索结果并不理想。为防止种群过早收敛, 本文在粒子群算法中引入了扰动机制, 考虑到移动机器人路径规划问题约束的特殊性, 设计了一种新的扰动机制, 帮助粒子群算法寻找最优路径。文中首先对机器人路径规划问题进行建模, 然后设计了相应的改进粒子群算法的实现策略, 最后通过与基本粒子群算法(PSO)以及其他改进粒子群算法(WPSO、CFPSO)的仿真实验结果比较分析说明了算法的有效

性与合理性。

2 问题描述与建模

在描述机器人路径规划之前, 首先对机器人运动环境进行设定: (1) 机器人在二维有限空间运动。(2) 机器人运动空间中分布着有限个已知的静态障碍物, 这里障碍物用已知位置和大小各种凸多边形和圆来表示。在实际问题中, 可将障碍物近似为这两种形状模型。(3) 考虑到机器人本身有一定大小, 将障碍物半径按机器人大小向外拓展, 这样机器人就可以看作一个质点。

移动机器人全局路径规划的任务是在一个已知障碍物的静态环境中, 寻找一条从起始点到目标点的路径长度最短且与障碍物无碰的路径。如图1所示。

在坐标系 $X-O-Y$ 中, 实心物体表示障碍物, 点 $S(x_s, y_s)$ 为起始点, $F(x_f, y_f)$ 为目标点, 路径规划就是要在全局空间中寻找一个点的集合 $P = \{S, p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, F\}$, $i = 1, 2, \dots, N$, 使得相邻点连接的路径不经过障碍物, 同时使从起始点到目标点的路径长度最短。

为方便计算, 以起始点为原点, 起始点与目标点的连线 SF 为 X 轴, 建立新的环境坐标系 $X'-O-Y'$ (图2), α 为坐标

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60773224); 陕西师范大学研究生培养创新基金(No.2009CXS018)。

作者简介: 马千知(1985—), 硕士研究生, 研究方向为智能优化算法与路径规划; 雷秀娟(1975—), 副教授, 硕士生导师。E-mail: zhihui312@163.com
收稿日期: 2010-03-05; 修回日期: 2010-07-26

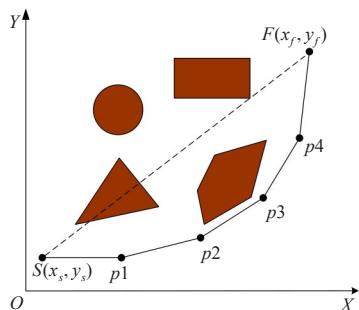


图1 路径规划示意图

系 $X-O-Y$ 中 SF 与 X 轴的夹角, 转换关系如下:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_s \\ y_s \end{bmatrix} \quad (1)$$

将线段 SF 进行 $N+1$ 等分, 在每个等分点做横轴的垂线, 从起始点到目标点按顺序取各垂线上任一点组成一个机器人路径点序列。由于横坐标是等距选取, 用路径点纵坐标组成的向量 $y=(y_s, y_1, y_2, \dots, y_N, y_f)$ 即可确定一条唯一路径。在已知起始点和目标点坐标的情况下, 又可将上述路径简化为 $y=(y_1, y_2, \dots, y_N)$ 。

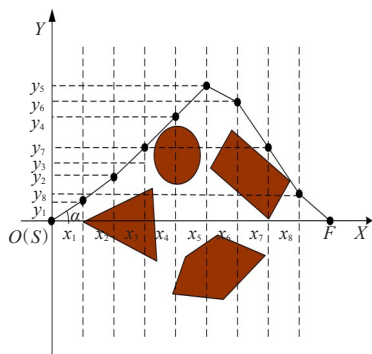


图2 环境坐标示意图

3 粒子群优化算法

粒子群优化算法(PSO)^[6]是源于对鸟群捕食行为的研究, 其在求解优化问题时, 问题的解对应于搜索空间中一只鸟的位置, 称为一个“粒子”。每个粒子都有自己的位置和速度(决定飞行的方向和距离), 还有一个由被优化函数决定的适应值, 用来评价粒子的“好坏”程度。每个粒子都通过跟踪群体所经历过的最优解 p_i 和整个群体目前找到的最优解 p_g 这两个极值不断更新自己, 从而产生新一代群体。粒子速度和位置更新公式如下:

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + c_1r_1(p_i - x_i(t)) + c_2r_2(p_g - x_i(t)) \quad (2)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (3)$$

式中, t 为当前进化代数, v_i 为第 i 个粒子的飞行速度矢量; x_i 为第 i 个粒子的位置矢量; c_1 、 c_2 为常数, 称为学习因子, 分别调节向全局最好粒子和个体最好粒子方向飞行的最大步长。 r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 上的随机数, w 为惯性权重, 在基本粒子群算法(SPSO)中 w 取为 1。事实上, w 可取不同的值, 当 w 较大则算法具有较强的全局搜索能力, 当 w 较小则算法倾向于局部搜索, 一般将 w 按式(4)线性减小, 这就是带线性递减权重的粒子群算法(WPSO):

$$w = w_{\max} - \frac{\text{iter} \cdot (w_{\max} - w_{\min})}{\text{maxiter}} \quad (4)$$

其中, $w_{\max} = 0.9$, $w_{\min} = 0.4$, iter 为当前迭代次数, maxiter 为最大迭代次数。此外, Clerc M 等人提出对粒子群算法的改进方法, 被称为带收缩因子的粒子群算法(CFPSO)^[7], 它是将速度更新公式(2)变为式(5):

$$v_i(t+1) = \chi(v_i(t) + c_1r_1(p_i - x_i(t)) + c_2r_2(p_g - x_i(t))) \quad (5)$$

收缩因子 χ 保证了算法的收敛性。这里, $\chi = 2 / |2 - \varphi - (\varphi^2 - 4\varphi)^{1/2}|$, $\varphi = c_1 + c_2$ 且 $\varphi > 4$ 。

4 基于 PSO 的路径规划算法设计

4.1 种群初始化

对于路径规划问题, 每个粒子代表一条路径, 具体表示为向量 $y=(y_1, y_2, \dots, y_N)$ 。这里采用均匀分布的随机数来表示初始种群粒子。这种方法实现最为简单, 也是粒子群算法最常用的初始化方法。

4.2 适应度函数选择

机器人路径规划要求所规划路径既能安全避障, 又要使路径长度最短。因此考虑两方面的因素, 设计适应度函数如下:

$$f = \frac{N+1-n}{D} \quad (6)$$

其中, N 表示路径段数, n 记录了与障碍物相交的路径段数目, D 表示路径的长度。

$$D = \sqrt{\left(\frac{x_f - x_s}{N+1}\right)^2 + (y_s - y_1)^2} + \sum_{i=1}^{N-1} \sqrt{\left(\frac{x_f - x_s}{N+1}\right)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} + \sqrt{\left(\frac{x_f - x_s}{N+1}\right)^2 + (y_f - y_N)^2} \quad (7)$$

(x_s, y_s) , (x_f, y_f) 分别代表路径起始点与终点坐标。此设计将两个因素综合在一个函数中, 实现了量化的统一。路径长度越小, 与障碍相交次数越少, 则适应度函数值越大。

4.3 种群扰动机制

粒子群算法有过早收敛停滞进化的缺点, 这使得搜索结果易陷入局部最优解, 因此考虑对粒子群算法引入扰动机制, 防止种群过早进入停滞进化状态。

对于种群中的每一个粒子来说, 如果它的适应度值比当前粒子最优的适应度值小, 就认为当前粒子没有改善。算法在迭代过程中, 粒子若迭代多次适应度值都没有改善, 就可以认为粒子处于进化停滞状态。当某一粒子进入进化停滞状态时, 舍弃这一粒子, 并生成新的粒子进行代替。

新粒子的生成对于算法搜索结果的好坏会产生一定的影响, 如何使新的粒子有利于算法向最优路径方向搜索, 这里注意到对机器人路径规划问题来说, 由于规划空间内存在大量的障碍约束, 如果只是采用生成随机数方法产生新的粒子, 这样的粒子表示的路径一般都是不可行路径, 用这样的不可行粒子来替代停滞粒子, 对种群进化显然不会带来贡献, 更不能引导算法向全局最优的无碰路径方向搜索, 也将很大程度上影响算法的搜索效率。

基于上述考虑, 本文提出在粒子群搜索过程中采用特殊的扰动机制, 生成经过修正的可行路径来表示新粒子代替停滞粒子。具体生成方法如下:

首先采用随机数法生成一个新粒子 $y=(y_1, y_2, \dots, y_N)$, 新

粒子表示一条路径,各路径点将整个路径分成了 $N+1$ 段,这条随机产生的新路径很可能是会与障碍物相交的,即为不可行路径。要对这条路径进行修正,就要顺序判断各路径段是否与障碍物相交,若点 i 与点 $i+1$ 的连线与障碍物相交,则重新选择点 $i+1$,而如果当尝试一定次数之后(比如20次),仍找不到合适的点 $i+1$,则重新选择点 i ,直到该路径可行为止。

在种群中引入这样生成的新个体不仅能破坏原有种群的进化停滞状态,更有利于引导算法的搜索较优的结果。

4.4 算法步骤

结合以上问题模型及算法设计,给出带扰动机制的粒子群算法求解机器人路径问题的步骤:

步骤1 设置迭代次数计数器 $iter$,最大迭代次数 $maxiter$,学习因子 c_1 、 c_2 ,种群规模 $Size$,粒子维数 N 等相关参数。

步骤2 初始化粒子位置和速度。在搜索区域内随机产生 $Size$ 个粒子组成初始种群。随机产生 $Size$ 个初始速度。初始化每个粒子的停滞判断标志,令 $Tag(i)=0$ 。

步骤3 计算种群中各粒子的适应值,记录个体状态未改善的次数 $Tag(i)$ 。如果粒子适应度值优于个体极值 $pbest$, $pbest$ 设置为新值, $Tag(i)=0$;否则, $Tag(i)=Tag(i)+1$ 。如果粒子适应度值优于全局极值 $gbest$, $gbest$ 设置为新值。

步骤4 根据公式(3)、(4)更新粒子的速度和位置。

步骤5 判断种群中个体是否进入停滞状态。比较第 i 个粒子的 $Tag(i)$ 值与最大停滞次数的值 $MaxTag$ 。如果 $Tag(i) \geq MaxTag$,对第 i 个个体采用扰动机制,用个体修正策略生成新个体替换 i 个体,否则,转步骤6。

步骤6 更新迭代次数 $iter=iter+1$ 。若满足当前迭代次数 $iter > maxiter$,则搜索停止,输出全局最优位置,否则转步骤3。

5 仿真结果与分析

在 Intel Core2 CPU, 1.86 GHz, 1 GB 内存, MATLAB 7.0

环境下对算法进行仿真实验。设置机器人运动环境初始大小 100×100 ,起始点(5,5),目标点(95,95)。算法中参数均参考粒子群算法最优参数设置,部分参数经过反复测试选取最优。这里取种群大小 $Size=20$,粒子维数 $N=8$,最大迭代次数 $maxiter=500$,判断粒子停滞进化的限定次数 $MaxTag=10$,惯性权重 w 取[0,1]之间的随机数。为验证本文采用的带扰动机制粒子群算法的有效性,在相同环境模型下用基本粒子群算法(PSO)、线性递减惯性权重 PSO 算法以及带收缩因子 PSO 算法进行了对比实验。

将各种改进粒子群算法分别单独执行30次,表1记录了30次中各种算法规划所得最优路径的最大适应度值、最小适应度值、平均适应度值以及平均运行时间。

表1 各种改进算法结果比较

| 算法 | 最小值 | 最大值 | 平均值 | 时间/s |
|----------|---------|---------|---------|-------|
| SPSO | 0.053 1 | 0.058 6 | 0.056 8 | 18.17 |
| WPSO | 0.056 4 | 0.059 8 | 0.058 7 | 18.04 |
| KPSO | 0.057 8 | 0.066 6 | 0.059 0 | 17.39 |
| 本文改进 PSO | 0.065 8 | 0.068 2 | 0.067 9 | 26.80 |

从比较结果来看,本文算法的搜索结果在精度上有明显的提高。算法30次运行中得到的最大值与最小值差别不大,都保持在一个较优的水平上。平均值结果甚至要比其他三种算法的最优值还要好。虽然时间上比其他算法稍长,但相差不大,完全在可接受范围内。

图3~图6给出了相同机器人障碍环境下采用SPSO、WPSO、CFPSO以及本文提出的带扰动机制的PSO算法单独执行30次得到的规划结果中最优的一次规划路径图。

图3~图6清楚地显示了采用各种改进粒子群算法规划的从起始点到目标点的路径轨迹。容易看出,图3表示的基本粒子群优化算法得到的路径结果最差,WPSO算法找到的明显是局部最优路径,而CFPSO算法得到的最优路径比前两者较

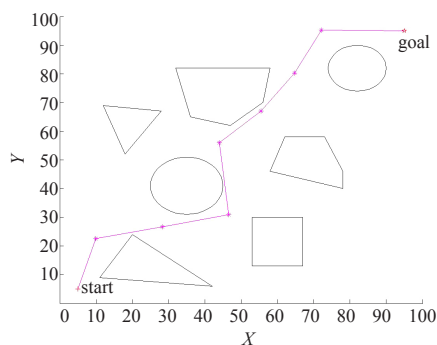


图3 SPSO算法($f=0.058\ 6$)

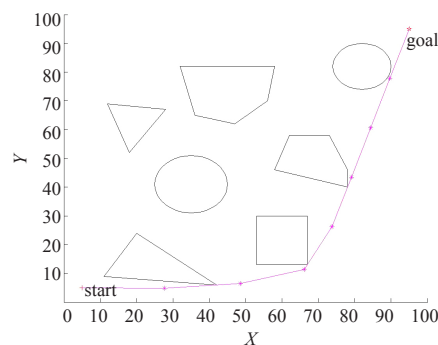


图4 WPSO算法($f=0.059\ 8$)

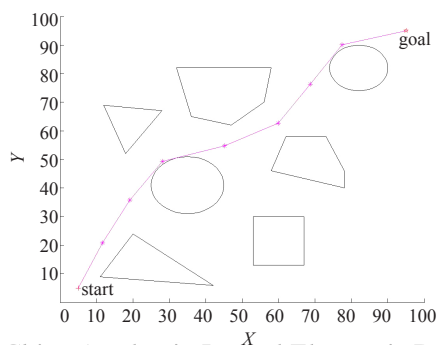


图5 CFPSO算法($f=0.066\ 6$)

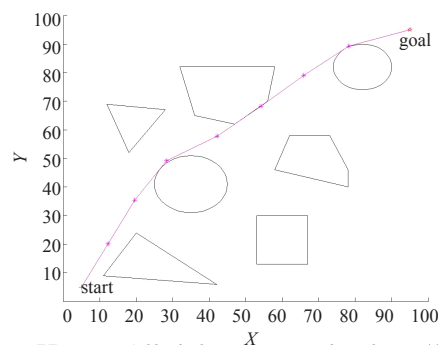


图6 本文改进 PSO 算法($f=0.068\ 2$)

优,但这个结果仍不及图6表示的使用本文提出带扰动机制PSO算法搜索到的路径精度高。并且从前表中CFPSO算法运行结果的平均值知道,其规划结果很不稳定,多数情况下并不能达到这一规划效果。相比之下,本文算法在这一方面则表现出了较大的优势,其平均结果与最优结果相差小,保证了算法能够规划出较优的路径。

6 结语

本文采用改进的粒子群优化算法进行了全局机器人路径规划问题的求解,通过在粒子群算法中引入扰动机制,打破粒子陷入停滞进化的状态,来避免算法发生早熟收敛。针对机器人全局路径规划模型特点,提出用修正的个体替代种群中停滞个体的扰动方法,有助于引导算法向可行路径方向搜索。将带扰动机制的改进PSO优化算法用于机器人全局路径规划中,算法规划效果有了明显的提高。由仿真实验结果对比发现,该算法的性能要优于SPSO、WPSO、CFPSO算法,极大地改善了搜索路径的质量。

(上接238页)

时,NDVI与植被覆盖度的线性关系并不好,在这些区域会降低方法的精度。可以考虑使用其他遥感参量代替NDVI来表示植被覆盖度,比如可以使用叶面积指数,在NDVI接近饱和时,叶面积指数与植被覆盖度仍然具备良好的关系,这有待进一步的探讨。

参考文献:

- [1] 詹志明,冯兆东.区域遥感土壤水分模型的方法初探[J].水土保持研究,2002,9(3):227-230.
- [2] 张灿龙,倪绍祥,刘振波,等.遥感监测土壤含水量方法综述[J].农机化研究,2006(6):58-61.
- [3] 何玲,汪志农,莫兴国.基于遥感信息预测土壤水分研究[J].水土保持研究,2006,13(2):168-171.
- [4] 牟伶俐,吴炳方,闫娜娜,等.基于植被与温度条件的农业旱情遥感监测研究[J].世界科技研究与发展,2006,28(3):26-31.
- [5] 李红军,郑力,雷玉平,等.植被指数_地表温度特征空间研究及其

(上接240页)

目标,其滤波性能与Kalman相当,但其计算量仅为Kalman滤波的2/5左右。但PFLRR的缺点是直线运动这一运动模型要求较为苛刻,下步的研究方向为采用非线性回归技术来处理非直线运动的舰船目标。

参考文献:

- [1] 酆能敬.预警机系统导论[M].北京:国防工业出版社,1998:93-94.
- [2] Mahafza B R, Elsherbeni A Z. MATLAB simulations for radar systems design[M]. Amsterdam: North-Holland Mathematical Li-

参考文献:

- [1] 张颖,吴成东,原宝龙.机器人路径规划方法综述[J].控制工程,2003,10(5):152-155.
- [2] 朱庆保.复杂环境下的机器人路径规划蚂蚁算法[J].自动化学报,2006,32(4):586-593.
- [3] 孙波,陈卫东,席裕庚.基于粒子群优化算法的移动机器人全局路径规划[J].控制与决策,2005,20(9):1052-1055.
- [4] 薛英花,田国会,李国栋.利用改进的粒子群算法的机器人全局路径规划[J].华中科技大学学报,2008,10(36):167-170.
- [5] 唐国新,陈雄,袁杨.微粒群算法在机器人路径规划中的应用[J].计算机工程与应用,2007,43(16):231-234.
- [6] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Network. New Jersey: IEEE Press, 1995:1942-1948.
- [7] Clerc M. The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]//Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1999:1951-1957.

在旱情监测中的应用[J].农业工程学报,2006,22(11):170-174.

- [6] Han Lijuan, Wang Pengxin, Yang Hua. Study on NDVI-TS space by combining LAI and evapotranspiration[J]. Science in China: Series D Earth Sciences, 2006, 49(7):747-754.
- [7] 陈云浩,杜培军,李晓兵,等.基于卫星遥感数据的地表信息特征——NDVI-Ts空间描述[J].武汉大学学报:信息科学版,2005,30(1):11-18.
- [8] 闫娜娜,吴炳方,黄慧萍,等.植被状态指数和温度条件指数的提取方法[J].世界科技研究与发展,2005,27(4):65-71.
- [9] 丁凤,徐涵秋. TM热波段图像的地表温度反演算法与实验分析[J].地球信息科学,2006,18(3):125-130.
- [10] 覃志豪, Zhang Minghua, Karnieli A, 等. 用陆地卫星 TM6 数据演算地表温度的单窗算法[J]. 地理学报, 2001, 56(4):456-465.
- [11] 涂梨平. 利用 Landsat TM 数据进行地表比辐射率和地表温度的反演[D]. 杭州: 浙江大学, 2006.
- [12] 李净. 基于 Landsat_5 TM 估算地表温度[J]. 遥感技术与应用, 2006, 21(4):322-326.

brary, 2004.

- [3] Hurtado M, Xiao Jinjun, Nehorai A. Target estimation, detection, and tracking[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2009, 26(1):42-52.
- [4] Wang Xuezhi, Musicki D. Low elevation sea-surface target tracking using ipda type filters[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2):759-774.
- [5] 赵树杰. 统计信号处理[M]. 西安: 西北电讯工程学院出版社, 1986:307-308.
- [6] 费业泰. 误差理论与数据处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2000:151-153.