

微粒群算法在机器人路径规划中的应用

唐国新,陈 雄,袁 杨

TANG Guo-xin, CHEN Xiong, YUAN Yang

复旦大学 信息学院,上海 200433

Information Science and Technology School, Fudan University, Shanghai 200433, China

TANG Guo-xin, CHEN Xiong, YUAN Yang. Application of PSO in robotic path planning. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(16): 231-234.

Abstract: In this paper, the application of Particle Swarm Optimization in robotic path planning is studied. We proposed a novel encoding method to represent each path in solution space which makes it possible to avoid the time-consuming environment modeling process. With an obstacle repulsion term being added in the cost function, optimization for robot-obstacle distance is realized. By introducing crossover and mutation operator to the basic PSO algorithm, some noticeable improvement in algorithm performance is achieved. The results of computer simulation demonstrates the superiority of the enhanced algorithm.

Key words: Particle Swarm Optimization; robotic path planning; crossover operator; mutation operator

摘 要: 提出并研究了一种应用于机器人路径规划的改进微粒群算法;提出了矢量编码方案,有效地避免了对地图建模过程的依赖;在解的评价函数中引入了障碍物排斥函数项,实现了关于所求路径到障碍物距离的优化。最后,在基本微粒群算法的基础上引入了交叉算子和变异算子,使得算法在保持较高收敛速度的同时能够很好的避免陷入局部最优点。计算机仿真结果表明了改进算法相对于基本微粒群算法的优越性,并在 100 次的重复实验中达到了 100% 的成功率。

关键词: 微粒群算法;机器人路径规划;交叉算子;变异算子

文章编号: 1002-8331(2007)16-0231-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP24

1 引言

在机器人学领域,路径规划是最基本同时也是最重要的研究课题之一。作为机器智能的一部分,它的任务就是实现使机器人在其工作环境中能够自主的从起始点运动到目标点同时满足一定的约束条件。这些约束条件包括但不限于:不与障碍物碰撞;运动路径最短;尽量远离障碍物;机器人耗费能量最小;运动轨迹包含某些设定的必经路点,等等。把连接起始点和目标点的路径看作路径规划问题的解,路径长度最小作为优化目标,不与障碍物碰撞最为约束条件。于是路径规划问题本质上可以成为最优化问题。由于在大部分应用环境中我们只需考虑前两项约束条件,所以大部分路径规划算法围绕这样的优化问题展开。

针对不同的路径规划情况,基于不同的基本思想,有多种算法出现,包括有人工势场法(APF)、臭虫法(BUG)、随机位图法(PRM)、快速随机树(RRT)、神经网络法(NN)、蚁群算法(SWARM)等等。其中经典的代表性算法就是人工势场法,它通过构造恰当的势函数,假想出一个势能场,并使机器人沿着该势场的负梯度方向行进,从而达到避开障碍物趋近目标点的要求。人工势场法由于其算法结构简单、可以应用于只有局部信息可获取的情况以及优雅的数学形式,被广泛研究 20 多年^[9-11]。然而它也存在一些缺陷,在整个状态空间中的势能局部最小点使得机器人进入该状态后被吸引在此状态而无法脱离。于是,人们在经典的人工势场法的基础上进行改进,包括尝试设计合适的势函数使得整个势场无局部势能最小点,或是提出可脱离局部最小点的算法,如随机运动法(random walk)^[12]、虚

拟障碍物(virtual obstacle)^[13]、局部虚拟目标点(local virtual targets)^[14]等。然而这些算法都是以牺牲避障安全、最优路径长度等方面为代价的。传统的路径规划方法其它大部分也都是基于上述几种基本方法进行的,在搜索效率以及最优化能力等方面仍然存在各自的缺陷。

随着蚁群算法(ACO)、微粒群算法(PSO)、遗传算法(GA)等智能算法的提出,机器人路径规划算法得到了很大的发展。通过这些方法在路径规划中的应用^[1,2,4],使得机器人更加的智能,其运行路径也更加逼近理想的优化要求。尤其是微粒群算法,以其相对较简单的实现过程,更快的运算速度,更少的待调整参数和优秀的算法性能,成为计算智能领域新的研究热点。然而,在具体的应用中,微粒群算法也还存在着需要改进的地方。在机器人路径规划领域,传统的基于微粒群算法的移动机器人路径规划会先构造 MAKLINK 图来进行地图建模^[2],以找出机器人可以运动的自由空间,然后再使用 Dijkstra 算法得出 MAKLINK 图中的最短路径,最后,再应用 PSO 对所得路径进行优化,以获得全局最短路径。这样的方法虽然可以有效的简化 PSO 需要完成的优化工作,但它需要完成前期非常耗时的建模过程来作为运行 PSO 算法的前提。所以,其总体计算复杂性并没有得到有效的降低。同时,由于建模过程的限制,机器人运动路点被限定在固定的位置范围内,使得多目标优化难以或是无法实现,而后续过程对于地图建模的依赖性使得算法面对不同的地图环境时缺乏灵活性。此外,基本 PSO 算法对于机器人路径规划这样的复杂优化问题,很容易陷入局部最优,导致输出劣质解。为此,本文针对上述不足之处提出改进。引入矢量

化的路点编码方式,使得地图建模过程得以省略,微粒群算法可以直接对随机生成的初始路径进行操作。对于陷入局部最优,本文通过在基本 PSO 中加入杂交算子和变异算子,有效地克服了该问题,计算机仿真实验结果以及和其它算法的横向对比,证明了本方法的有效性和优越性。

2 问题描述

在本文的机器人路径规划中,目标是在一幅障碍物分布已知的二维地图上寻找一条最优路径使到达目标点距离最短,同时最大化到障碍物的距离。为了简化讨论,机器人作为一个质点来考虑,而障碍物的边界向外扩张半个机器人最大直径。机器人的运动轨迹由若干直线段构成,每段直线段是机器人运动的基本单位,于是机器人到达目标点的整个路径可表示成

$$T=I_1+I_2+\dots+I_{n-1}$$

其中, I_i 为第 i 段直线段的矢量表示,它的两个端点分别为 p_i 和 p_{i+1} ,符号“+”表示把各矢量首位相连的连接运算。以 O 表示原点,于是有

$$I_i=OP_{i+1}-OP_i$$

进而,整个机器人运动轨迹可以表述为路点矢量的顺序集合

$$T=\{OP_1, OP_2, \dots, OP_n\}$$

设 p_i 点坐标为 (x_i, y_i) , 于是算法实现时,路径 T 存储为

$$T=\{x_1+i^*y_1, x_2+i^*y_2, \dots, x_n+i^*y_n\}$$

其中, i 为虚数单位。至此,完成了路径的矢量编码。

每条路径的优劣评价通过代价函数来给出,所以各项优化要求需要在代价函数中表现出来:

$$F(T_k)=a_1 \sum_{i=1}^{N-1} \rho_i + a_2 \sum_{i=1}^{N-1} \alpha_i + a_3 \sum_{i=1}^{N-1} \zeta_i$$

其中 a_1, a_2, a_3 为权重系数,分别强调了不同优化指标的重要性。其中第 1 项为表示路径 T_k 的总长度, ρ_i 表示第 i 段直线段的长度。适应度函数中的第 2 项称为障碍物排斥函数,表达为:

$$\alpha_i = \sum_{j=0}^M \beta_{ij}$$

其中, M 为障碍物的个数, 而 β_{ij} 则是第 i 段直线与和第 j 个障碍物的排斥度。并定义为:

$$\beta_{ij} = \begin{cases} \gamma + d_s \\ \frac{1}{d_s} \cdot d_o^2 + (-2) \cdot d_o + d_s \\ 0 \end{cases}$$

共 3 项分别对应:

- (1) 直线段与障碍物相交时;
- (2) 直线段距离障碍物 $d_o \leq d_s$;
- (3) 直线段远离障碍物 $d_o > d_s$ 。

其中 γ 为使直线段不与障碍物相交所要移动的最短距离, d_o 为直线段到障碍物的距离,称 d_s 为安全距离,当 $d_o \geq d_s$ 后,算法将不再试图使路径进一步远离障碍物,称该线段和障碍物无排斥。

最后,代价函数第 3 项,记录一条路径与障碍物总的相交次数。函数表达为:

$$\zeta_i = \sum_{j=1}^M \mu_{ij}$$

其中, μ_{ij} 定义为

$$\mu_{ij} = \begin{cases} 0 \\ 1 \end{cases}$$

共两项,分别对应:

- (1) 第 i 段直线段与第 j 个障碍物不相交;
- (2) 第 i 段直线段与第 j 个障碍物相交。

可见,该项直接的指示出一段路径是否是可行解。通过权重系数 c_3 加权后进入代价函数。使得算法可以在需要的时候,更有效地抑止不可行解。在后面的算法运行过程中,试图使代价函数最小并认为使得该函数取得较小值的解为较优解。

3 PSO 算法

PSO 算法通过对生物群体行为的模拟来实现对解空间的有效搜索。经过一定的数学抽象,算法描述如下:

设所处理问题的解空间维度为 N , 向量 $X_i(t) = (x_1^i(t), x_2^i(t), \dots, x_n^i(t))$ 属于解空间并表示第 i 个微粒在 t 时刻所处 N 维空间中的位置。通过代价函数,评价各个解 $X_i(t)$ 的优劣,以 $pBest_i(p_1^i, p_2^i, \dots, p_n^i)$ 记录第 i 个微粒经历过的最好位置,以 $gBest(g_1, g_2, \dots, g_n)$ 记录整个微粒群中所有微粒曾经历位置中的最优位置。向量 $V_i(t) = (v_1^i, v_2^i, \dots, v_n^i)$ 表示第 i 个微粒在时刻, N 维空间中的飞行速度。每个微粒通过如下方程更新位置:

$$V_i(t+1) = wV_i(t) + c_1r_1(pBest_i - X_i(t)) + c_2r_2(gBest - X_i(t)) \quad (1)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (2)$$

其中, w 称为惯性因子,为常系数,影响着全局搜索和局部搜索的比例关系。 c_1, c_2 也是常系数,分别控制 $pBest$ 和 $gBest$ 两个吸引子的强度。 r_1, r_2 为随机函数,函数值在 $[0, 1]$ 区间均匀分布,从而给算法引入随机搜索的成分。Maurice Clerc 和 Fvan den Bergh 研究了 PSO 算法的收敛和稳定性^[3,8],证明在 w, c_1, c_2 设定合适的情况下,算法一定收敛。

4 算法应用

在机器人路径规划问题中,所求解的路径对应的就是 N 维空间中的解向量 $X(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$ 。由于本文采用前面所述矢量编码方式,所以,这里的各维度分量均为复数,在物理上对应机器人运行路径上的各路点矢量,于是第 m 维分量表达为 $x_m + j^*y_m$,其中 j 是虚数单位, x_m, y_m 分别为横坐标和纵坐标值。于是,应用于机器人路径规划的 PSO 算法有如下流程:

(1) 种群初始化

本文采用随机方式产生初始种群,路径上的各路点的坐标值在整个地图范围内随机取值,且服从均匀分布。

初始速度矢量 $V(0)$ 也随机产生,各维度上的分量在 $[0, v_{max}]$ 上均匀分布。其中 $v_{max} = \eta(x_{max} - x_{min})$, η 为常系数,本文中取为 0.1。

(2) 解的评价

通过前面所述的代价函数对种群中的各条路径进行评估,得出它们各自的代价值。具有较小代价值的路径被认为较优路径,并根据该代价值更新每条路径各自的 $pBest_i$ 和种群全局的 $gBest$ 。对于刚刚初始化的种群, $pBest_i$ 为各条路径自身, $gBest$ 为初始种群中的最优路径。

(3) 检查算法停止条件

本文中算法停止条件是进化世代数达到 30, 当条件满足时,算法结束。否则继续进行下一步。

(4) 更新速度及位置矢量

根据迭代方程(1)和(2)更新下一时刻微粒的速度及位置。

同时,在更新过程中,需要确保速度矢量 V_i 的每一个分量 $v_d^i \in [0, v_{max}]$, 位置矢量 X_i 的每一个分量 $x_d^i \in [x_{min}, x_{max}]$, 对于大于和小于取值范围的分量,将被强行设定为相应的边界值。更新完后算法跳转至第(2)步继续执行。

5 算法改进

和其它的进化类算法一样,PSO 算法在搜索机器人路径规划这样的复杂解空间时,有可能会收敛到局部最优解。文献[3]中提出了 Multi-Start PSO 算法,在经过一定的迭代次数后保留 $pBest_i$ 和 $gBest$, 并对全体微粒的位置和速度矢量再次初始化。该算法虽然能脱离局部最优点的吸引,但是每次初始化都会完全丢弃除了 $pBest_i$ 和 $gBest$ 之外的进化成果,从而使得算法的收敛速度受到很大的影响。YUAN-QING QI 等人在[2]中提出了引入变异算子的方法以脱离局部最优解,但是该方法本质上是一种随机尝试的策略,并未很好地利用种群中已有的进化成果。为了使算法达到更快的收敛速度,同时避免陷入局部最优,本文在基本 PSO 的基础上同时引入交叉算子和变异算子,当种群中所有个体均收敛到某一局部最优解时,本算法中的交叉操作无效,这时本算法和[2]中的改进算法相似。但当种群中存在个体多样性时,由于交叉算子的作用,算法的收敛速度将得到有效提高。仿真实验表明,改进后的算法可以在更少的迭代次数下找到近似最优解。它的作用过程如下:

```

While (CurrentGeneration < MaxIterationNum) && (gBestCostValue >
MaxCost)
    if (gBestLast - gBestCurrent < 0.01)
        StepCounter = StepCounter + 1;
        if StepCounter >= MaxStep
            Crossover();
            Mutate();
            StepCounter = 0;
        end
    else
        StepCounter = 0;
    end
end

```

其中,MaxIterationNum 是算法结束的最大进化世代数;MaxCost 是最大代价值,路径规划问题期待所得到的路径的代价值小于此值;gBestLast 和 gBestCurrent 分别记录上一次迭代和本次迭代所得到的 gBest 的代价值;StepCounter 则记录着 gBest 保持连续不变的迭代次数。

Crossover()和 Mutate()分别为交叉函数和变异函数。Crossover 函数首先采用锦标赛法选择微粒群中的个体,选出 2 个微粒的位置矢量作为父代,对它们进行单点交叉操作,其中交叉点位置随机选择。完成交叉操作后,产生 2 个新的位置矢量,称为子代。与它们对应的速度矢量采用种群初始化中一样的方法随机产生。重复上述过程直到新产生的子代个体数量与父代个体数量相等。由父代和子代构成并集,在其中选择代价值较低的 50%个体,于是得到 Crossover 函数生成的新种群。

对于新的微粒群,Mutate 函数对其中的每个个体都发生作用,各个体的每一维度分量都以概率 pmu 发生变异。当变异操作在某个体的一个维度分量上被执行时,其坐标值被随机更新,并在整个地图坐标范围内服从均匀分布。经过变异的个体,

其对应的速度矢量将采用种群初始化中一样的方法随机产生。

6 仿真结果

本文使用 Matlab 进行仿真,设定种群规模 100,进化代数 30,解空间维度为 3, a_1, a_2, a_3 分别为 1,500,1 000, w, c_1, c_2 分别为 0.8,0.1,0.1,pmu 为 0.1, $ds=0.3$,障碍物分布如图 1 所示。

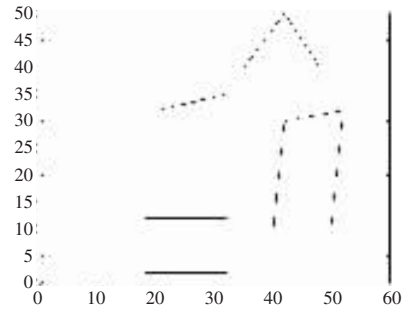


图1 障碍物分布

地图中,机器人起始点为(0,0),目标点(50,45),算法运行多次,典型结果见图 2。

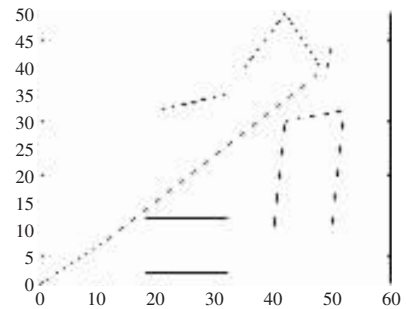


图2 算法输出结果

其中的折线轨迹即为算法的输出路径,其代价值数值为 68.538,与障碍物最近距离 0.559,路径全长 68.538。

为了比较本文中所提算法相对于基本 PSO 算法以及只引入了变异算子的 PSO 算法之间的收敛速度差异,考察各算法在极低进化代数情况下的表现,设定进化代数 20,每种算法分别运行 100 次,得到如下对比结果

表 1 各算法性能对比

维度	3D			5D		
	基本 PSO	变异	交叉变异	基本 PSO	变异	交叉变异
成功比例	43	91	100	27	85	98

其中,当算法最终输出路径的代价值小于 70 时,认为算法成功(结合本文采用的地图环境可知,代价值在 70 以下的路径可以近似为最优路径)。

7 结论

本文成功地将 PSO 算法应用于机器人路径规划问题。实现了路径长度和到障碍物距离的多目标优化。仿真结果表明,本文提出的矢量编码方式可以有效应用于机器人路径规划,避免额外的建模过程。由于省略了地图建模过程,使得算法中将出现不可行路径,但通过重新构造合适的代价值函数可以进行识别并加以抑止,其中引入的排斥函数项,进一步实现了到障碍物距离的优化。通过同时采用交叉算子和变异算子使得算法在

实现了更快的收敛速度和 100% 的成功率, 显示出比基本 PSO 算法以及只引入变异算子的 PSO 算法更优秀的搜索能力。

然而本算法中还存在需要手动设定最佳解空间维数的问题, 将维数设定的足够高可以避免手动设置过程, 然而不合适的维数设置将明显导致算法性能的劣化。如何根据障碍物分布情况, 由算法自动获取最佳解空间维数设定是本文进一步的研究方向。(收稿日期: 2006 年 10 月)

参考文献:

- [1] Ayala-Ramirez V, Perez-Garcia A, Montecillo-Puente F J, et al. Path planning using genetic algorithms for mini-robotic tasks[C]//2004 IEEE International Conference Systems, Man and Cybernetics, 10-13 Oct, 2004: 3746-3750.
- [2] Qin Yuan-Qing, Sun De-Bao, Li Ning, et al. Path planning for mobile robot using the particle swarm optimization with mutation operator[C]//Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Shanghai, 26-29 August 2004.
- [3] F van den Bergh. An Analysis of Particle Swarm Optimizers[D]. Department of Computer Science, University of Pretoria, South Africa, 2002.
- [4] Xiao Jing, Zbigniew Michalewicz, Lixin Zhang, et al. Adaptive evolutionary planner/navigator for mobile robots[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(1).
- [5] Hu Yanrong, Yang S X. A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot[C]//Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics Automation New Orleans, LA, April 2004.
- [6] Shi Y, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation

tation Piscataway.

- [7] Eberhart R C, Shi Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources[C]//Proc Congress on Evolutionary Computation 2001. Piscataway: NJ IEEE Press, 2001: 81-86.
- [8] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm - Explosion, stability and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.
- [9] Khatib O. Real time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[J]. International Journal of Robotic Research, 1986, 5(1): 90-98.
- [10] Shahidi R, Shayman M, Krishnaprasad P S. Mobile robot navigation using potential functions[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Sacramento, CA, 1991: 2047-2053.
- [11] Rimon E, Koditschek D E. Exact robot navigation using artificial potential functions[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1992, 8(5): 501-518.
- [12] Barraquand J, Langlois B, Latombe J-C. Numerical potential field techniques for robot path planning[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1992, 22(2): 224-241.
- [13] Liu C, Jr M H A, Krishna H, et al. Virtual obstacle concept for local-minimum-recovery in potential-field based navigation[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, San Francisco, CA, 2000: 983-988.
- [14] Zou X, Zhu J. Virtual local target method for avoiding local minimum in potential field based robot navigation. Journal of Zhejiang University Science, 2003, 4(3): 264-269.
- [15] Foux G, Heymann M, Bruckstein A. Two-dimensional robot navigation among unknown stationary polygonal obstacles[J]. IEEE Trans Robot Automat, 1993, 9: 96-102.

(上接 198 页)

5 总结

滤波反投影算法是一种广泛使用的图像重建算法。对于没有噪声的投影数据, 利用这种方法能够获得精度相当高的重建图像。当采集的投影数据受噪声影响很大时, 这种方法重建的图像中含有较多的噪声, 图像的质量随之降低。尽管如此, 目前, 在临床使用的 PET 系统中, 滤波反投影算法仍然是最常用的图像重建算法。本文仔细分析了反投影的计算过程, 对反投影的计算方法进行了改进, 设计了一种能够提高反投影速度的方法。使用这种方法, 对模型数据进行了重建, 结果表明, 这种方法对图像质量的影响很小。由于实际 PET 的投影数据中的噪声相对较大, 并且, 在滤波反投影算法中的重建滤波器对重建图像的高频噪声有某种放大作用。本文针对这个问题, 利用临床 PET 数据, 从投影数据预处理, 利用窗函数控制噪声两个方面进行了研究。(收稿日期: 2006 年 11 月)

参考文献:

- [1] Herman G T. Image reconstruction from projections[M]. New York:

Academic Press, 1980.

- [2] Kak A C, Slaney M. Principles of computerized tomographic imaging[M]. New York: IEEE PRESS, 1988.
- [3] Lewitt R M, Matej S. Overview of methods for image reconstruction from projections in emission computed tomography[J]. Proceedings of the IEEE, 2003, 91(10): 1598-1611.
- [4] Dooley S R, Stewart R W, Durrani T S, et al. Efficient implementation of accurate geometric transformations for 2-D and 3-D image processing[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004, 13(8): 1060-1065.
- [5] Noo F, Defrise M, Clackdoyle R, et al. Image reconstruction from fan beam projections on less than a short scan[J]. Physics in Medicine and Biology, 2002, 47: 2525-2546.
- [6] Hudson H M, Larkin R S. Accelerated image reconstruction using ordered subsets of projection data[J]. IEEE Trans Medical Imaging, 1994, 13(4): 600-609.
- [7] Shepp L A, Logan B F. The fourier reconstruction of a head section[J]. IEEE Trans Nucl Sci, 1974, 21: 21-43.
- [8] Gottlieb D, Gustafsson B, Forssen P. On the direct fourier method for computer tomography[J]. IEEE Transaction on Medical Imaging, 2000, 19(3): 223-232.