基于轨迹安全性评价的免疫遗传路径规划算法*

祝雪芬[1]，涂刚毅[2]
(1. 东南大学 仪器科学与工程学院 微惯性仪表与先进导航技术教育部重点实验室，南京 210096；2. 中船重工集团第七二四研究所，南京 210003)

摘　要：针对移动机器人栅格路径规划中安全轨迹规划、局部极小点问题，提出了一种基于轨迹安全性评价的免疫遗传路径规划算法。通过将人工势场(APF)模型与轨迹安全性评价相结合，提出利用斥力场强度评估轨迹安全性，建立基于轨迹安全性、行驶代价评估的适应度函数，利用免疫遗传算法对 APF 模型中的势力场参数进行自适应优化估计。通过将参数变化控制在一个合理的区间，有效避免局部极小情况的发生，同时提高了路径的安全性。算法的有效性通过仿真实验得到了验证。

关键词：路径规划；免疫遗传算法；轨迹安全性；人工势场
中图分类号：TP242　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1001-3695(2013)02-0354-03
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.02.008

Immune genetic path planning algorithm based on track safety evaluation

ZHU Xue-fen[1], TU Gang-yi[2]
(1. *Key Laboratory of Micro-Inertial Instrument & Advanced Navigation Technology of Ministry of Education*, *School of Instrument Science & Engineering*, *Southeast University*, *Nanjing* 210096, *China*; 2. *No.* 724 *Research Institute of CSIC*, *Nanjing* 210003, *China*)

Abstract: Focused on the problems of the trajectory planning safety and the local minimum points in mobile robot grid path planning, this paper proposed an immune genetic path planning algorithm based on the track safety evaluation. It combined APF model and track safety evaluation. It used the repulsive force field intensity to evaluate the track safety, established the fitness function based on the track safety and put forward the driving price assessment. It achieved adaptive optimal estimation of the force field parameters of APF model by using the immune genetic algorithm, and avoided the local minimum effectively through controlling the parameter change in a reasonable interval. At the same time, it improved the path safety. The simulation experiments show the effectiveness of the algorithm.

Key words: path planning; immune genetic algorithm; track safety; artificial potential field(APF)

0　引言

在基于栅格环境的路径规划算法中，移动机器人被简化为在二维空间中运动的一点，但是实际情况是还需要考虑机器人外形尺寸和转弯半径等因素对路径规划结果可能造成的影响。若直接采用路径规划的结果引导机器人移动，将会由于机器人距离障碍物近，易发生碰撞，在障碍物密集时甚至会导致路径规划失败。

人工势场(APF)模型可以根据环境中的障碍物信息生成势力场，但存在局部极小问题[1]。解决这一问题的关键在于选择合适的模型参数，在实现路径规划的基础上提高轨迹安全性。免疫遗传算法是受生物免疫系统的启示而设计的一种具有多峰值搜索及全局寻优能力的新型算法。免疫遗传算法在遗传算法的基础上引进了抗体浓度概念，为参数寻优问题提供了解决问题的新方法、新途径[2,3]。

本文通过将人工势场模型与轨迹安全性评价相结合，建立基于轨迹安全性、行驶代价评估的适应度函数。利用免疫遗传算法对势场参数进行自适应优化估计，通过将参数变化控制在一个合理的区间，可有效避免局部极小情况的发生，同时提高路径的安全性。

1　环境描述

经典势能函数将移动机器人简化为在一个虚拟人工势场中运动的一点，目标点 X_{goal} 与移动机器人 X 相互作用产生引力场函数 $U_{att}(X)$，障碍物 X_{obs} 与移动机器人相互作用产生斥力场函数 $U_{rep}(X)$[4]，如下所示：

$$U_{att}(X)=\frac{1}{2}k_{att}\rho^2(X,X_{goal}) \tag{1}$$

$$U_{rep}(X)=\begin{cases}\frac{1}{2}k_{rep}\left(\frac{1}{\rho(X,X_{obs})}-\frac{1}{\rho_0}\right)^2 & \text{if } \rho(X,X_{obs})\leqslant\rho_0\\ 0 & \text{if } \rho(X,X_{obs})>\rho_0\end{cases} \tag{2}$$

其中：k_{att}、k_{rep} 分别为引力场和斥力场增益比例常数；$\rho(X,X_{goal})=\|X-X_{goal}\|$ 为机器人和目标之间的欧式距离；$\rho(X,X_{obs})$ 为机器人距离障碍物的最小距离；ρ_0 为障碍物斥力场最大覆盖范围。

收稿日期：2012-07-17；**修回日期**：2012-08-23　**基金项目**：国家自然科学基金资助项目(41104015)；微惯性仪表与先进导航技术教育部重点实验室资助项目(201011)

作者简介：祝雪芬(1983-)，女，讲师，博士，主要研究方向为智能算法及组合导航信号处理(zhuxuefen@seu.edu.cn)；涂刚毅(1981-)，男，工程师，博士，主要研究方向为智能算法及雷达信号处理.

目标与障碍物所产生的虚拟力分别为

$$F_{att}(X) = -\nabla[U_{att}(X)] = -k_{att}(X - X_{goal}) \tag{3}$$

$$F_{rep}(X) = -\nabla U_{rep}(X) = \begin{cases} k_{rep}\left(\frac{1}{\rho(X,X_{obs})} - \frac{1}{\rho_0}\right)\frac{1}{\rho^2(X,X_{obs})}\frac{X - X_{obs}}{\rho(X,X_{obs})} & \text{if } \rho(X,X_{obs}) \leqslant \rho_0 \\ 0 & \text{if } \rho(X,X_{obs}) > \rho_0 \end{cases} \tag{4}$$

调节参数可以改变势场分布,移动机器人在虚拟力的作用下完成路径规划。

2　免疫遗传路径规划

2.1　算法流程

基于轨迹安全性评价的免疫遗传路径规划基本原理是基于轨迹安全性准则,利用免疫遗传算法对势场模型参数进行最优估计,实现路径规划。算法流程可概括为抗体初始化、抗体适应度计算、多样性评价、免疫操作等过程[5],如图 1 所示。

2.2　抗体初始化

在利用人工势场模型进行路径规划时,调节参数 k_{att}、k_{rep}、ρ_0,可以改变势场分布,从而改变路径规划结果。等比例增大或减少引力场增益比例常数 k_{att} 和斥力场正增益比例常数 k_{rep} 的值,不会改变路径规划结果。但是常数 k_{rep} 变化会导致斥力场强度变化,继而导致轨迹风险度函数评估标准的不一致性。为了避免这一问题,同时对码元进行简化,斥力场增益比例常数 k_{rep} 取恒定值,通过调节引力/斥力势场比参数 $k = k_{att}/k_{rep}$,来实现对势场分布的调节[5,6]。

此外,移动机器人迭代步长 L_{step} 可以对避行障碍的能力产生影响。所以将 k、ρ_0、L_{step} 作为第 i 个初始抗体的码元 $popu_0^{(i)} = [k^{(i)}, \rho_0^{(i)}, L_{step}^{(i)}]$。在确定码元后,随机生成 $popu_{size}$ 个初始抗体。t 进化代,则以抗体 $popu_t^{(i)}$ 中的参数作为势场模型参数,进行路径规划,获得对应的路径 $path_t^{(i)}$。

2.3　轨迹适应度评价

轨迹适应度依据路径安全性好和行驶代价小的原则进行评价,主要从行驶代价和路径的安全性两个方面对路径的有效性进行综合评估[7,8]。

t 进化代,移动机器人规划的第 i 条可能运动轨迹为 $path_t^{(i)}$,$path_t^{(i)}$ 可以表示为 M 个被穿越栅格 C_k 的序列形式:$path_t^{(i)} = \{C_1 C_2, \cdots, C_k, \cdots, C_M\}$。

抗体 i 的适应度函数 $fitness_t^{(i)}$ 被认为与行驶代价评估函数 $f_{length}()$ 和轨迹安全性评估函数 $f_{risky}()$ 有关。$f_{risky}(path_t^{(i)})$ 值越小,代表移动机器人与障碍物发生碰撞的概率越小,路径越安全;$f_{length}(path_t^{(i)})$ 值越小,代表路径越短。因而抗体适应度函数 $fitness_t^{(i)}$ 可以被表示为 $f_{risky}(path_t^{(i)})$ 和 $f_{length}(path_t^{(i)})$ 加权和的倒数形式。抗体适应度函数计算式为

$$fitness_t^{(i)} = (w_{risky} \times f_{risky}(path_t^{(i)}) + w_{length} \times f_{length}(path_t^{(i)}))^{-1} \tag{5}$$

其中:w_{length}、w_{risky} 分别表示为 $f_{risky}()$ 和 $f_{length}()$ 的权值。

1)基于势能函数的轨迹安全性评估

路径 $path_t^{(i)}$ 相对于障碍物集合 $O = \{O_j | j = 1, \cdots, N\}$ 发生碰撞的风险 $f_{risky}(path_t^{(i)})$ 等于与各个障碍物发生碰撞风险的累加和,则计算如下:

$$f_{risky}(path_t^{(i)}) = \sum_{j=1}^{N} f_{risky}(path_t^{(i)}, O_j) \tag{6}$$

在 APF 路径规划中,环境中的障碍物 O_j 被映射为势力场中的一个斥力极,对移动机器人产生一个斥力矢量作用,生成基于障碍物 O_j 的斥力场 $U_{rep,j}$。斥力作用越强,代表移动机器人距离障碍物 O_j 越近,危险性越大。基于以上分析,斥力场 $U_{rep,j}$ 在栅格 C_k 处的标量值 $U_{rep,j}(C_k)$ 被认为与机器人在栅格 C_k 处和障碍物 O_j 发生碰撞的风险 $f_{risky}(C_k, O_j)$ 等价。

$$f_{risky}(C_k, O_j) \Leftrightarrow U_{rep,j}(C_k) \tag{7}$$

由于斥力场 U_{rep} 是在所有斥力极的共同作用下产生,被认为是所有斥力场 $\{U_{rep,j} | j = 1, \cdots, N\}$ 叠加后的总和。同时为了避免由于轨迹 $path_t^{(i)}$ 经过的栅格数 N 不同,轨迹安全性评估函数 $f_{risky}(path_t^{(i)})$ 计算造成的影响,$f_{risky}(path_t^{(i)})$ 表示为碰撞风险累加和的均值函数,计算如下:

$$f_{risky}(path_t^{(i)}) = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} f_{risky}(path_t^{(i)}, O_j) = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{M} U_{rep}(C_k) \tag{8}$$

2)行驶代价评估

行驶代价指的是移动机器人在运动中所付出的代价。路径 $path_t^{(i)}$ 的行驶代价评估函数 $f_{length}(path_t^{(i)})$ 表示为与路径总长度 $len(path_t^{(i)})$ 和经过的栅格总数 M 有关的函数形式。

为了避免由于移动机器人运动步长 L_{step} 不同,导致运动轨迹相同时栅格总数 M 出现差异,对 $f_{length}(path_t^{(i)})$ 计算造成影响,等效表示为

$$f_{length}(path_t^{(i)}) = \left(1 - \frac{1}{\sqrt{M' - 1}}\right) \times len(path_t^{(i)}) \tag{9}$$

其中:$M' = (L_{step}^{(i)}/C_{step}) \times M$。$C_{step}$ 为栅格步长,$L_{step}^{(i)}$ 为与抗体 $popu_t^{(i)}$ 对应的移动机器人运动步长参数。采用式(9)进行计算,可以避免运动步长 L_{step} 变小,导致抗体适应度函数变小的问题,从而有效保证了遗传迭代计算过程中群体的多样性。

2.4　多样性评价

在免疫遗传算法中,为了避免抗体退化,需要对抗体多样性进行评价,主要依据抗体亲和度及抗体浓度进行判决[9]。抗体亲和力 $S_{i,j}$ 反映了两个抗体间编码相似度。

$$S_{i,j} = \begin{cases} 1 & \frac{b_{i,j}}{I} > H \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{10}$$

其中:$b_{i,j}$ 为抗体 $popu_t^{(i)}$ 与抗体 $popu_t^{(j)}$ 相似的位数,I 为抗体长度,H 为阈值。抗体浓度 C_i 则反映了群体中与 $popu_t^{(i)}$ 相似抗体所占比例。

$$C_i = \frac{1}{popu_{size}} \sum_{j \in popu_{size}} S_{i,j} \tag{11}$$

依据抗体浓度 C_i 及抗体适应度函数 $fitness_t^{(i)}$,可以计算抗体 $popu_t^{(i)}$ 的期望繁殖概率为

$$P_i = \alpha \frac{fitness^{(i)}}{\sum fitness^{(i)}} + (1 - \alpha)\frac{C_i}{\sum C_i} \tag{12}$$

其中:α 为常数。采用上式计算鼓励了适应度高的抗体繁殖,同时抑制了浓度高的抗体繁殖。

2.5　免疫操作

免疫操作包括选择、交叉、变异三个过程[10]。

1)选择　t 进化代,基于轮盘赌和精英保留原则,根据适应度函数数值,记录 N' 个适应度函数数值最优的抗体作为记忆抗体。依据期望繁殖概率对群体中非记忆抗体的抗体进行重采样操作,获得新的群体 $popu_t'$ 和与之对应的适应度函数集 $fitness_t'$。选择适应度函数最佳的抗体 $popu_{best}$ 作为当前时刻最佳估计,记录与 $popu_{best}$ 对应的最佳路径 $path_{best}$。

2)交叉　随机选择群体 $popu_t'$ 中两个未配对的抗体 $popu_t'^{(k)}$,$popu_t'^{(l)}$ 组成一对进行交叉运算。生成随机数 $\xi \in [0,1]$,若 $\xi \leqslant P_{cross}$,则

$$\begin{cases} popu_t''^{(l)} = \alpha popu_t'^{(l)} + (1-\alpha) popu_t'^{(k)} \\ popu_t''^{(k)} = (1-\alpha) popu_t'^{(l)} + \alpha popu_t'^{(k)} \end{cases} \tag{13}$$

其中:$\alpha = 1 - \frac{t}{T}$,P_{cross} 为交叉概率,T 为最大进化代数,组成新的群体 $popu_t''$。

3)变异　逐个选择群体 $popu_t''$ 中一个未变异的抗体 $popu_t'^{(k)}$,依据先验知识确定抗体变量的函数上界集 UB 和下界集 LB 生成随机数 $\eta \in [0,1]$,若 $\eta \leqslant P_{mutation}$,生成二值随机变量 $\tau \in \{0,1\}$。

$$popu_t'''^{(k)} = \begin{cases} popu_t''^{(k)} + \Delta(t, UB - popu_t''^{(k)}) & \text{if } \tau = 0 \\ popu_t''^{(k)} - \Delta(t, popu_t''^{(k)} - LB) & \text{if } \tau = 1 \end{cases} \tag{14}$$

其中:$\Delta(t,y) = y \times (1 - r^{(1-\frac{t}{T})^b})$。

若进化过程未结束,则将经过交叉变异后的抗体集作为下一时刻的初始抗体集,即 $popu_{t+1} = popu_t'''$。若进化过程结束,则以进化过程中得到的具有最大适应度的最佳抗体 $popu_{best}$ 及与其对应的最佳路径 $path_{best}$ 作为最优解输出,终止计算。

3　仿真实验及结果分析

选用 MATLAB 软件对本文提出的算法进行了编程和实现,并通过仿真实验对算法的有效性进行了验证。

实验环境为 600×600 大小栅格区域,有若干不规则形状障碍物。具体参数设置为:初始抗体集大小 $popu_{size} = 30$,最大进化代数 $T = 40$,交叉概率 $P_{cross} = 0.6$,变异概率 $P_{mutation} = 0.4$,移动机器人宽度 $W_{robot} = 30$,路径风险度权值 $w_{risky} = 1$,路径长度权值 $w_{length} = 3$,记忆库容量 $N' = 3$。运行仿真程序,最终代路径规划结果如图 2 所示。

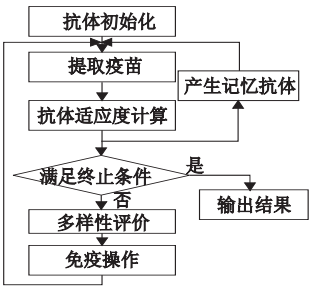

图1　免疫遗传算法流程

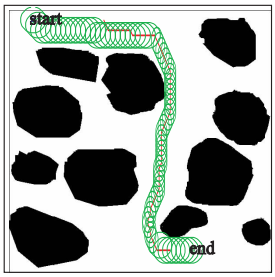

图2　路径规划结果

图中实线所示为最佳抗体所代表的虚拟路径,圆圈代表与该虚拟路径对应的不同时刻移动机器人位置。其实现了在复杂环境下的有效路径规划,与障碍物保持了合理的安全距离,移动机器人路径规划结果更加安全、合理。

本文同时将免疫遗传路径规划算法与传统遗传路径规划算法的结果进行了对比。图 3、4 分别为最佳抗体对应的路径风险度函数与适应度函数曲线。

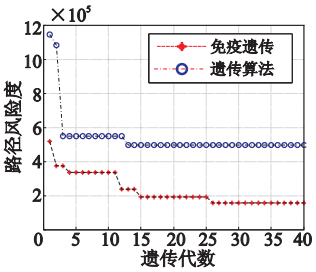

图3　最佳抗体风险度函数曲线

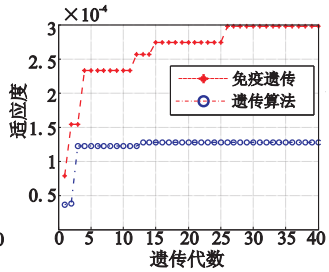

图4　最佳抗体适应度函数曲线

仿真结果表明,随着进化过程的进行,实现了对势场模型参数的优化估计,路径风险度函数逐渐降低,适应度逐步提高。同时免疫遗传路径规划算法较传统遗传路径规划算法具有更快的收敛速度。

4　结束语

本文将人工势场模型与轨迹安全性评价相结合,利用斥力场强度评估轨迹安全性,通过免疫遗传算法对 APF 模型中的势力场参数进行自适应优化估计,降低了决策者参数选择难度。通过将参数变化控制在一个合理的区间,有效避免了局部极小情况的发生,同时在复杂环境中获得了相对安全的路径,降低了移动机器人与障碍物发生碰撞的概率,提高了路径的安全性。

参考文献:

[1] 于振中,闫继宏,赵杰,等. 改进人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2011,43(1): 50-55.

[2] 徐守江,朱庆保. 基于遗传算法的移动机器人路径滚动规划[J]. 计算机工程,2007,33(20): 207-209.

[3] 陈曦, 谭冠政, 江斌. 基于免疫遗传算法的移动机器人实时最优路径规划[J]. 中南大学学报: 自然科学版,2008,39(3): 577-583.

[4] PARK M G, LEE M C. Artificial potential field based path planning for mobile robots using a virtual obstacle concept[C]//Proc of IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. 2003:735-740.

[5] HU Xuan-zi, XU Qin-gui. Robot path planning based on artificial immune network[C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. 2007:1053-1057.

[6] 续欣莹, 谢珺, 谢克明. 基于人工免疫势场法的移动机器人路径规划[J]. 北京工业大学学报,2008,34(10): 1116-1120.

[7] BHADURI A. A mobile robot path planning using genetic artificial immune network algorithm[C]//Proc of World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing. 2009: 1536-1539.

[8] CHENG Ze, SUN Ying, LIU Yan-li. Path planning based on immune genetic algorithm for UAV[C]//Proc of International Conference on Electric Information and Control Engineering. 2011: 590-593.

[9] XU Hong-li, LI Yi-ping. An immune genetic algorithm for AUV local path planning[C]//Proc of the 20th International Offshore and Polar Engineering Conference. 2010:396-400.

[10] LI Gao-liang, SHI Xu-hua. A novel immune-genetic based algorithm for mobile robot's path planning[C]//Proc of International Conference on Computer Application and System Modeling. 2010:131-134.