

基于改进粒子群算法的移动机器人路径规划

郭世凯 孙鑫

(上海大学 机电工程与自动化学院 上海 200040)

摘要: 由于惯性权重取值不合适和迭代后期粒子群体多样性下降,导致传统粒子算法在移动机器人路径规划研究过程中存在局部最优解问题。针对此问题提出了一种改进粒子群算法的移动机器人路径规划方法。首先建立机器人路径规划的栅格地图模型,在此基础上对传统的粒子群算法进行了改进。随后,引入了基于相似度概念的非线性动态惯性权值调整方法,从而使得粒子的更新速率能够适配寻优过程的各个阶段,并且通过引入免疫算法中的免疫信息调节机制,增加了粒子的多样性,增强了其摆脱局部最优值的能力。仿真结果表明,所提出的改进粒子群算法具有更高的最佳路径搜索能力,其综合性能显著优于传统的粒子群算法。

关键词: 移动机器人路径规划;改进粒子群算法;栅格地图;相似度;免疫算法

中图分类号: TN966 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Path planning of mobile robot based on improved particle swarm optimization

Guo Shikai Sun Xin

(College of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200040, China)

Abstract: Due to the inappropriate value of inertia weight and the diversity of particle population decreases in late iteration, traditional particle algorithm in the process of mobile robot path planning easy falls into the local optimal solution problem. Aiming at this problem, a path planning method of mobile robot with improved particle swarm optimization is proposed. Firstly, a grid map model of robot path planning is established. On this basis, the traditional particle swarm optimization algorithm is improved. The weight dynamic adjustment method based on the concept of similarity is introduced to update the particle update rate with the various stages of the optimization process, by introducing the immune information regulation mechanism in the immune algorithm to increase the diversity of particles to enhance its ability to get rid of the local optimum. The simulation results show that the proposed method can obviously improve the searching ability of the best path and its comprehensive performance is better than the traditional particle swarm optimization.

Keywords: mobile robot path planning; improved particle swarm optimization; grid map; similarity; immune algorithm

0 引言

移动机器人路径规划问题一直是机器人导航领域的研究热点。移动机器人路径规划是指机器人根据起止点和终点坐标信息,搜索出一条能耗低、用时少、距离短,且能避开所有障碍物的有效路径。

针对路径规划问题,国内外学者已经提出了众多规划方法。传统的路径规划方法主要有基于栅格地图的A*算法^[1-4]、Dijkstra算法等^[5-8]。近年来,研究者将群智能优化算法引入到路径规划中。魏冠伟等^[9]利用人工神经网络优

化机器人路径,但是该方案存,在收敛速度慢、获取全局信息能力差、易陷入局部最优等缺点。国外研究者利用模糊控制器的控制进行路径寻优,但是存在建模困难,并且随着输入量的增多,推理规则或模糊表增长迅速,计算复杂度增加等问题^[10-11]。此外,张毅等^[12]采用改进的遗传算法,通过将路径转化为栅格地图中一连串的路径序列实现路径的优化,但是该算法中遗传算子的参数选择需凭经验,且对环境的依耐性强,即当环境变化时,需要重新建立数学模型。因此,当环境较为复杂时,上述算法的计算程序均比较复杂且优化效果不理想。

相比于其他几种算法,粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)在移动机器人路径规划中具有建模简单、收敛迅速、计算过程简单且参数较少等优点,从而引起了研究者的广泛关注^[13-14]。但是该算法易陷入局部最优解,使得优化效果不理想。近年来研究者针对粒子群算法固有的缺陷提出了各种改进方案,如将反向学习策略引入到 PSO 中、将重力加速算法与 PSO 相结合等^[15-16]。

本文针对传统的粒子群算法在移动机器人路径规划中容易陷入局部最优解的弊端,提出了一种改进粒子群算法的移动机器人路径规划。首先建立简单的环境栅格地图,并对传统的粒子群算法进行分析和改进,从而引入了基于相似度概念的非线性动态惯性权重调整方法,使得粒子的更新速率能够适配寻优过程的各个阶段,随后,通过引入免疫算法的免疫信息调节机制,增强其摆脱局部最优的能力。

1 环境模型的建立

采用传统的栅格地图模拟机器人在二维环境下的全局路径规划。将机器人简化成一个很小的质点,其中红色质点为机器人的起始点,蓝色质点为机器人的结束点。首先进行障碍物处理(图1),处理的原则如下:当黑色区域(障碍物)没有完全覆盖一个正方形栅格时,将正方形栅格全部填满为黑色区域,确保处理过后的栅格能够覆盖原障碍物;地图的边界是整个路径规划的最外围区域,当成障碍对待。图1(a)所示为没有被处理的障碍物,图1(b)所示为被处理过后的栅格地图。

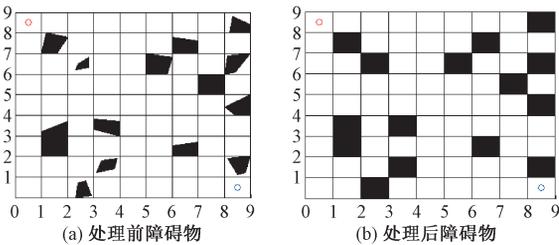


图1 障碍物处理

2 改进粒子群算法的实现思路

2.1 粒子群算法

1995年, Kennedy等^[17]首次提出了一种基于种群搜索的自适应进化计算技术——粒子群优化算法,它起源于模拟鱼类或鸟类觅食行为。在粒子群算法中,每个粒子的飞行状态主要受粒子群体中种群自身的个体最优解 P_{best} 和整个种群全局最优解 G_{best} 的影响。粒子的速度和位置更新公式分别如下:

$$V_i^{d+1} = \omega V_i^d + c_1 rand(P_{best} - X_i^d) + c_2 rand(G_{best} - X_i^d) \quad (1)$$

$$X_i^{d+1} = X_i^d + V_i^{d+1} \quad (2)$$

式中: v_i^d 表示第 i 次迭代中第 d 维速度; X_i^d 表示第 i 次迭

代中第 d 维的位置; ω 表示惯性权重; c_1 和 c_2 为学习因子; $rand$ 为分布在 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

在 PSO 中,如果惯性权重 ω 的取值不合适,将会影响粒子的寻优能力。此外,在迭代后期由于粒子位置与群体最优位置差异越来越小,导致粒子种群的多样性逐渐下降,使其陷入局部最优解问题。

2.2 非线性动态惯性权重调整方法

传统的 PSO 算法中惯性权重是一个定值。如果其取值过大,则不利于粒子后期小范围的局部搜获,若其取值过小,则不利于全局搜索。针对上述缺陷,以 Kennedy 为代表的学者们提出了一种通过线性递减规律改变惯性权重变化的 WPSO 算法。权重 ω 的变化式如下:

$$\omega = \omega_{max} - \frac{(\omega_{max} - \omega_{min})}{maxgen} i \quad (3)$$

式中: ω_{max} 为最大权重; ω_{min} 为最小权重; $maxgen$ 为最大迭代次数; i 为粒子当前迭代次数。

线性变化改变权重效果有所改善,但是粒子的速度更新对惯性权重的依耐性仍然很强。本文利用相似度的概念,引入了一种非线性动态调整权重的方法。定义粒子 i 与粒子 j 的相似度公式如下:

$$s(i, j) = 1 - \left[\frac{d(i, j)}{d_{max}} \right]^2 \quad (4)$$

式中: $d(i, j)$ 表示第 i 个粒子与第 j 个粒子的欧氏距离; d_{max} 表示空间粒子的最大距离,可以近似等于地图的最大边长。当 $d(i, j) \rightarrow 0$ 时, $s(i, j) = 1$; 当 $d(i, j) \rightarrow d_{max}$ 时, $s(i, j) = 0$, 且 $s(i, j) \in (0, 1)$ 。由式(4)可知,当两个粒子的距离越接近时,相似度就越大;当两个粒子的距离越远时,相似度就越小。

假设第 i 个粒子与当前群体最优粒子 g_{best} 之间的相似度值为 $s(i, g_{best})$ 。由根据式(4)可知,当 $s(i, g_{best}) = 0$ 时,粒子与当前群体最优粒子的距离最大,所以粒子需要跳出当前区域,则粒子在下次迭代的惯性权重应取 ω_{max} ; 当 $s(i, g_{best}) = 1$ 时,粒子处于当前群体最优粒子附近,粒子需要在当前的小范围附近精细搜索,此时粒子下次迭代的惯性权重应取 ω_{min} 。当 $s(i, g_{best}) \in (0, 1)$ 时,惯性权重依照相似度的变化进行如下更新。

$$\omega_i = \omega_{min} + [\omega_{max} - \omega_{min} - s(\omega_{max} - \omega_{min})] \cdot \sqrt{\frac{maxgen - i}{maxgen}} \quad (5)$$

式中: ω_{max} 为最大权重; ω_{min} 为最小权重; $maxgen$ 为最大迭代次数; i 为当前迭代次数; ω_i 为当前迭代得到的值。

基于相似度的动态惯性权重调整方法,使得粒子能够根据与全局粒子位置的差异性大小动态调整进化速度,更新速率能够适配寻优过程的各个阶段,从而克服了传统粒子群算法的权重取值不合适和搜索能力差的缺点。

2.3 免疫算法的免疫信息调节机制

为了随机地拓展粒子的数量、增加种群的多样性,本文

将免疫信息调节机制引入到粒子群算法中。免疫信息调节机制主要包括浓度选择机制和疫苗接种机制两种。

浓度选择机制是指当粒子按照速度和位置不断更新时,在迭代后期由于粒子位置与群体最优位置差异越来越小,导致粒子种群的多样性逐渐下降,容易陷入局部最优解问题。所以每次粒子的位置和速度更新后,都随机产生一定数量的粒子(抗体)作为新种群中的一部分,目的是维持各个层次的适应度粒子在新一代种群中具有一定的浓度,从而保证迭代后期种群的多样性。第 i 个粒子(抗体)的浓度公式如下:

$$D(x_i) = \frac{1}{\sum_{j=1}^{N+M} |f(x_i) - f(x_j)|} \quad (6)$$

基于抗体浓度的概率选择公式如下:

$$P(x_i) = \frac{\frac{1}{D(x_i)}}{\sum_{i=1}^{N+M} \frac{1}{D(x_i)}} = \frac{\sum_{j=1}^{N+M} |f(x_i) - f(x_j)|}{\sum_{i=1}^{N+M} \sum_{j=1}^{N+M} |f(x_i) - f(x_j)|} \quad (7)$$

式中: (x_i) 和 $f(x_i)$ 分别表示第 i 个粒子的位置和第 i 个粒子的适应度值。由式(6)和(7)可知,与粒子 i 相似的粒子数越多,粒子 i 被选中的概率越低,反之与粒子 i 相似的粒子数越少,粒子 i 被选中的概率就越高,从而使得迭代后期低浓度的粒子也获得同等进化的可能性。

疫苗接种机制是指在基于浓度选择机制基础上,用选出免疫疫苗与粒子(抗体)进行接种疫苗操作,主要是抑制种群优化中出现的退化现象。本文主要采取中间交叉的方式进行接种,公式如下。

$$pop(i, D) = pop(i, D) + (z_{best}(i, D) - 0.3pop(i, D)) \cdot rand(1, D) \quad (8)$$

式中: $pop(i, D)$ 表示第 i 个粒子的位置向量; D 表示粒子的维数; $z_{best}(i, D)$ 表示全局最优值的粒子(疫苗); $rand(1, D)$ 表示一个 0 到 1 之间的 D 维向量。

2.4 改进粒子群算法的流程

改进粒子群算法的步骤总结如下:

1)同基本粒子群算法一样,先初始化 N 粒子群体的各项参数、粒子的速度和位置及其最大和最小值,并求出群体的个体极值和全局极值。

2)选取初始种群中的全局极值粒子作为疫苗,用于后面的接种。

3)先按照式(4)确定每个粒子与群体最优粒子的相似度,再按照式(5)求出对应的惯性权值 w , 最后更新粒子的位置。

4)在原来 N 个粒子的基础上,同步骤 1)一样,再初始化 M 个新粒子。随后采用式(7),按照概率大小从 $N + M$ 个粒子中挑选出 N 个粒子。

5)从步骤 4)中随机选择 R 个粒子按照式(8)进行接种操作。如果接种后的粒子适应度更优则保留,否则保留接种前的粒子,由此形成新一代群体。

6)重新计算新一代群体的全局最优值和个体极值。

7)当算法的迭代次数大于或者等于最大迭代次数时,结束算法,否则跳转到步骤 2)继续循环操作。

算法流程如图 2 所示。

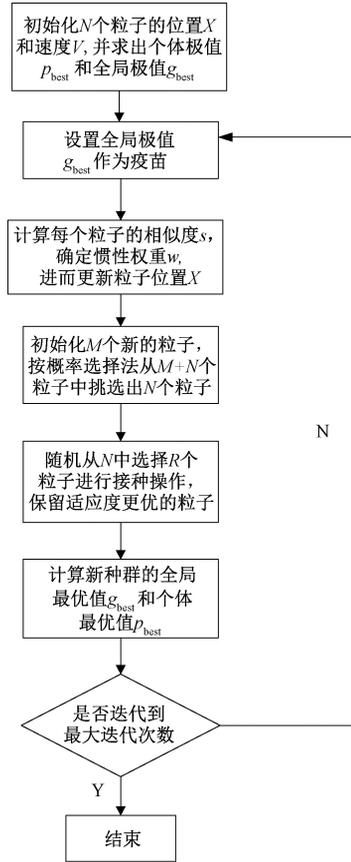


图 2 算法流程

3 适应度函数的建立

适应度函数是检验粒子群算法优化程度的重要函数。机器人路径规划的任务是在起始点和终止点之间找到一条最短的、较平滑的、且避开所有障碍物的路径。路径分析如图 3 所示。

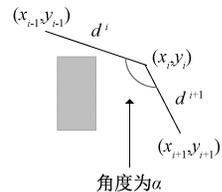


图 3 路径分析

每一个粒子都是一个解,假设它的维度为 d , 则路径长度的公式如下:

$$f_1 = \sum_{i=1}^d \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (9)$$

式中: f_1 为粒子中所有相邻维度点之间的距离之和;

(x_{i+1}, y_{i+1}) 表示粒子第 $i+1$ 个点坐标; (x_i, y_i) 表示粒子第 i 个点坐标。

在路径优化中引入平滑度的概念,目的是保证路径的光滑度,避免路径的波动性过大。平滑度公式如下:

$$f_2 = \sum_{i=1}^d \frac{\cos^{-1}\theta(d_1, d_2)}{|d_1| \cdot |d_2|} \quad (10)$$

式中: d_1 和 d_2 分别表示粒子中相邻线段的长度; $\cos(d_1, d_2)$ 表示相邻两条线段的的夹角的余弦值; f_2 表示一条路径的夹角之和,用来衡量路径的平滑度。

引入惩罚因子是为了保证路径的安全性。当机器人路径与障碍相交时,会增加惩罚因子的数量,导致生成碰撞路径的概率就越小。生成碰撞路径的概率公式如下:

$$f_3 = \sum_{i=1}^N M \quad (11)$$

式中: N 为机器人路径与障碍物相交的次数; M 为一个较大的常数。

将每一个小路径线段分割成 n 个虚线,即当 n 足够大时,等价于每个小的虚线类似于一个点。判断的依据是路径上所有的点是否在矩形障碍物内部决定路径是否和障碍物碰撞,如图4所示。

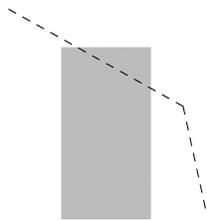


图4 避开障碍物原理

综上所述,适应度函数的公式如下:

$$f = \alpha \cdot f_1 + \beta \cdot f_2 + \delta \cdot f_3 \quad (12)$$

式中: α 、 β 、 δ 分别为长度影响因子、平滑度影响因子和安全度影响因子。其范围均在 $0 \sim 1$,并且可以根据实际需求调整各个影响因子的比例,其中 $\alpha + \beta + \delta = 1$ 。

4 仿真实验

本文选取常见的 Rosenbrock 函数作为实验函数,验证了算法的全局寻优能力。Rosenbrock 函数是一种较难优化的典型单峰病态函数,其全局最优值与可到达的局部最优之间有一道狭窄的山谷,优化出全局最优值的难度较大。因此,该函数常用来评价算法的优化性能。测试函数的各项参数如表1所示,表达式如下:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2) \quad (13)$$

表1 测试函数的各项参数

| 函数 | 全局最点 | 全局最优值 |
|------------|--------------------|------------|
| Rosenbrock | $[1, 1, \dots, 1]$ | $f(x) = 0$ |

函数的运行结果如图5所示,由图5可知,Rosenbrock函数的最小值为0,且本文算法在迭代138次时到达最优解。而传统的PSO算法在迭代500次时都无法收敛到最优解,全局搜索能力差,容易陷入局部最优解。

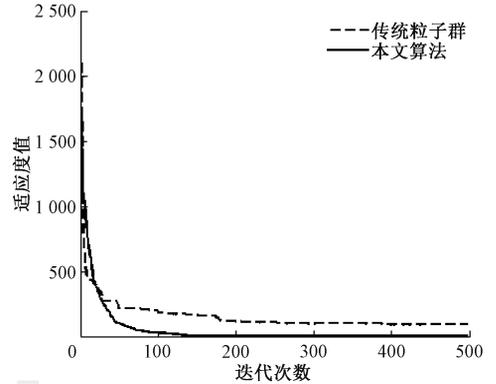


图5 Rosenbrock函数运行图

选取一组含有14个障碍物的栅格地图进行仿真实验。仿真参数如下:粒子的个数为 $Sizepop = 100$, $sizepop = 500$, 维度 $D = 16$, 加速因子 $c_1 = c_2 = 2$, 最大迭代次数 $Maxgen = 500$, $W_{max} = 0.9$, $W_{min} = 0.4$ 。本文算法中随机产生的粒子数为 $M_num = 0.5sizepop$, 接种的粒子个数为 $R_num = 0.8sizepop$ 。适应度函数中的参数如下: $\alpha = 0.3$, $\beta = 0.5$, $\delta = 0.2$ 。

由图6所示的传统PSO算法和图7所示的本文算法的仿真图可知,两种算法都基本上实现了到达目标点,且寻找到了最优路径的目的。其中PSO算法规划出的路径(图6)会经过更多的障碍物边缘,且路径的波动性明显,表明该算法的稳定性差且易陷入局部最优点,从而导致生成的路径平滑度差、距离长。而本文提出的改进粒子群算法所得出的路径(图7),从长度和平滑度上都优于传统的PSO算法,而且有效地避免了与障碍物边缘相切。此外,就路径安全性(安全路径指的是生成的路径不与任何障碍物边角接切)而言,PSO算法和本文算法均适用于移动机器人的路径规划。

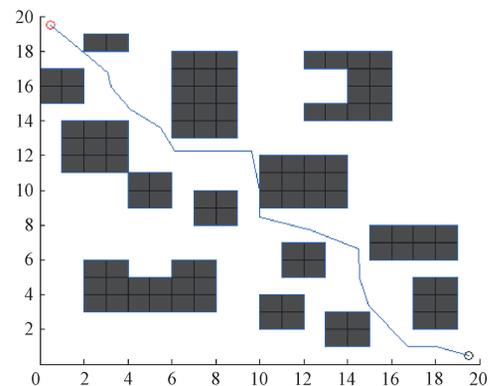


图6 传统PSO算法下的仿真

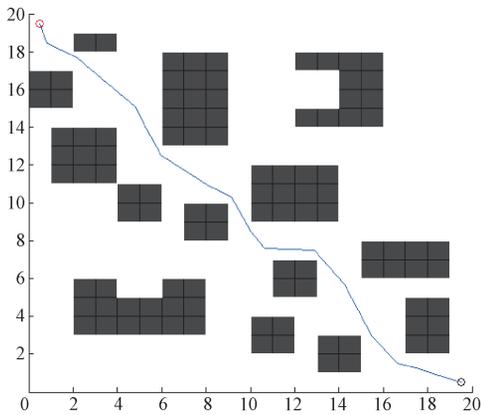


图 7 本文算法的仿真

最后,将上述两种算法各单独运行 50 次。由表 2 所示两种算法的主要性能指数可知,本文算法的适应度值较低,而且生成的路径稳定性和安全比例较高。综上所述,本文所提出的算法能够解决传统 PSO 算法易陷入局部最优解的问题,并且其生成的路径适用于移动机器人的路径规划。

表 2 两种算法结果对比

| 算法 | 平均适应度值 | 最优路径比例/% | 安全比例/% |
|------|---------|----------|--------|
| PSO | 7.591 1 | 30.000 | 40.00 |
| 本文算法 | 6.530 8 | 93.94 | 95.94 |

5 结 论

传统的粒子群算法在移动机器人路径规划中存在惯性权值不适、迭代后期粒子群体多样性下降等问题,导致其易陷入局部最优等缺点。因此,本文对传统的粒子群算法进行了改进,采用基于相似度概念的非线性动态惯性权值调整方法,使得粒子的更新速率能够适配寻优过程的各个阶段。随后,通过引入免疫算法的免疫信息调节机制,成功避免了算法陷入局部最优。仿真结果表明,相比于传统的粒子群方法,本文所提出的算法在移动机器人路径规划中展现出更好的路径寻优能力。

参考文献

- [1] 王殿君.基于改进 A* 算法的室内移动机器人路径规划[J].清华大学学报(自然科学版),2012,52(8):1085-1089.
- [2] 王红卫,马勇,谢勇,等.基于平滑 A* 算法的移动机器人路径规划[J].同济大学学报(自然科学版),2010,38(11):1647-1650,1655.
- [3] 马飞,杨峰岫,顾青,等.基于改进 A* 算法的地下无人铲运机导航路径规划[J].农业机械学报,2015,46(7):303-309.
- [4] 熊壬浩,刘羽.A* 算法的改进及并行化[J].计算机应

用,2015,35(7):1843-1848.

- [5] 李擎,谢四江,童新海,等.一种用于车辆最短路径规划的自适应遗传算法及其与 Dijkstra 和 A* 算法的比较[J].北京科技大学学报,2006(11):1082-1086.
- [6] 黄纬.基于平面图的改进 Dijkstra 算法研究[J].江苏大学学报(自然科学版),2003(6):70-72.
- [7] 王树西,吴政学.改进的 Dijkstra 最短路径算法及其应用研究[J].计算机科学,2012,39(5):223-228.
- [8] 董俊,黄传河.改进 Dijkstra 算法在 GIS 导航应用中 shortest path search 研究[J].计算机科学,2012,39(10):245-247,257.
- [9] 魏冠伟,付梦印.基于神经网络的机器人路径规划算法[J].计算机仿真,2010,27(7):112-116.
- [10] ALGABRI M, MATHKOUR H, RAMDANE H, et al. Comparative study of soft computing techniques for mobile robot navigation in an unknown environment [J]. Computers in Human Behavior, 2015, 50:42-56.
- [11] PANDEY A, PARHI D R. Optimum path planning of mobile robot in unknown static and dynamic environments using Fuzzy-Wind Driven Optimization algorithm [J]. Defence Technology, 2017, 13(1):47-58.
- [12] 张毅,代恩灿,罗元.基于改进遗传算法的移动机器人路径规划[J].计算机测量与控制,2016,24(1):313-316.
- [13] 禹素萍,郁晓慧,许武军,等.基于 PSO 算法路径规划的研究[J].微型机与应用,2015,34(4):17-19.
- [14] 赵甜甜,王思明.基于改进 PSO 算法的移动机器人路径规划[J].传感器与微系统,2018,37(2):57-60.
- [15] 蒲兴成,李俊杰,吴慧超,等.基于改进粒子群算法的移动机器人多目标点路径规划[J].智能系统学报,2017,12(3):301-309.
- [16] DAS P K, BEHERA H S, PANIGRAHI B K. A hybridization of an improved particle swarm optimization and gravitational search algorithm for multi-robot path planning[J]. Swarm & Evolutionary Computation, 2016, 28:14-28.
- [17] POLI R, KENNEDY J, BLACKWELL T. Particle swarm optimization [J]. Swarm Intelligence, 2007(1):22-57.

作者简介

郭世凯,1993 年出生,硕士研究生,主要研究方向为机器人控制系统。

E-mail: 1151604567@qq.com

孙鑫(通信作者),1973 年出生,博士、副教授、硕士生导师,主要研究方向为数字水印、模式识别、智能控制。

E-mail: 123690152@qq.com