

DOI:10.11992/tis.201407003

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.tp.20151008.1000.004.html>

# 一种生物地理学移动机器人路径规划算法

莫宏伟, 马靖雯

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:**目前,虽然有多种智能计算方法用于移动机器人路径规划问题,但在复杂环境下,多数智能计算方法表现出效率低下,结果较差的问题。提出一种结合基于有效顶点的栅格编码法和改进的生物地理学优化算法的移动机器人路径规划方法,以解决该类问题。结合已知的环境信息,从精英策略、降维机制和基于惯性算子的迁移操作 3 方面改进了生物地理学优化算法。改进算法用于机器人移动路径,与人工蜂群算法、粒子群算法和人工鱼群算法等智能算法进行比较,实验的结果证实改进算法能够更有效地解决复杂环境下机器人路径规划问题。

**关键词:**移动机器人;路径规划;生物地理优化算法;有效顶点;栅格编码法

**中图分类号:**TP301 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2015)05-0705-07

中文引用格式:莫宏伟,马靖雯.一种生物地理学移动机器人路径规划算法[J].智能系统学报,2015,10(5):705-711.

英文引用格式:MO Hongwei, MA Jingwen. A biogeography-based mobile robot path planning algorithm[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015,10(5):705-711.

## A biogeography-based mobile robot path planning algorithm

MO Hongwei, MA Jingwen

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** At present, there are many intelligent computing methods used in mobile robot path planning; however, in complex environments, most of them have low efficiency and poor results. In order to solve such problems, this paper proposes a new method for mobile robot path planning, which combines the grid coding method based on the effective vertex with the improved biogeography-based optimization (BBO). On the basis of the environmental information that has been learned, the BBO is improved in three aspects: elite strategies, dimension reduction mechanisms and migration based on inertial operator. The improved BBO is applied in path planning. The method is compared with artificial bee colony (ABC), particle swarm optimization (PSO) and artificial fish algorithm (AFA). Experiment results show that the improved method can solve the problem of mobile robot path planning in a complex environment more efficiently.

**Keywords:** mobile robot; path planning; biogeography-based optimization (BBO); effective vertex; grid coding method

移动机器人路径规划主要解决 3 个问题:1)使机器人能从初始点运动到目标点;2)用一定的算法使机器人能避开障碍物,并且经过某些必须经过的点完成相应的作业任务;3)在完成以上任务的前提下,尽量优化机器人运行轨迹。移动机器人路径规划技术从移动机器人路径规划的具体算法与策略可

概括为以下 4 类<sup>[1]</sup>:模版匹配路径规划技术、人工势场路径规划技术、地图构建路径规划技术和人工智能路径规划技术。

模版匹配技术在环境确定情况下,有较好的应用效果<sup>[2-5]</sup>。人工势场路径规划将机器人在环境中的运动视为一种机器人在虚拟的人工受力场中的运动。障碍物对机器人产生斥力,目标点对机器人产生引力,引力和斥力的合力作为机器人的控制力,从而控制机器人避开障碍物而到达目标位置<sup>[6-12]</sup>。地图构建分为路标法和栅格法,路标法是构造一幅由

收稿日期:2014-07-01. 网络出版日期:2014-10-08.

基金项目:中央高校基本科研业务经费资助项目(HEUCFX041306).

通信作者:莫宏伟. E-mail:honwei2004@126.com.

标志点和连接边线组成的机器人可行路径图,如可视线方法、切线图方法、Voronoi 图方法和概率图展开法等<sup>[13]</sup>。计算智能路径规划将生物启发的计算方法应用于移动机器人的路径规划中,如人工神经网络、进化计算、蚁群算法生物地理优化算法等<sup>[14]</sup>。但上述方法尤其是计算智能方法在复杂环境下都缺乏效率,结果也不够准确。本文针对一类复杂环境下的机器人路径规划问题,提出基于改进的生物地理学优化方法(biogeography-based optimization, BBO),以期更有效地解决该类问题。

## 1 有效顶点栅格环境

栅格法是将环境离散化为二维(或三维)的基本单元栅格,栅格大小决定了离散化环境的分辨率,通过对这些栅格的标示来完成对机器人环境的建模,若为了节约存储空间可采用四叉树等方法进行建模,也可以从方便访问的角度出发建立逐点扫描的二维环境,最后利用搜索算法得到规划路径。这种方法因离散化的建模思想极其符合计算机的存储运算特点而得到了广泛的应用。基本栅格法包括 4 个步骤:1) 栅格化二维平面;2) 障碍物膨胀;3) 标记障碍物;4) 自由栅格之间的连接信息。这种方法存在以下缺点:

1) 栅格在被选入路径后需要加入禁忌表,即该栅格不能再被选入路径中,这样当遇到一些 U 型槽等复杂环境会迅速生成有效的路径;

2) 自由栅格大部分都不是有效栅格,路径规划结果的信息仅包含障碍物顶点附近的部分栅格;

3) 分辨率大小难以确定。分辨率过高,增加搜索算法的运算量;分辨率过小会导致路径规划结果粗糙,在极端情况下会造成本来分开的障碍物连通,最终得不到有效的路径。

本文针对基本栅格法的以上 3 方面缺点,引入了一种更为有效的方法——基于有效顶点的栅格编码法。该方法充分借鉴了可视图法和基本栅格法的特点而提出的方法,有效地解决了基本栅格法因分辨率而增加额外运算规模,搜索规模只与有效顶点个数,即障碍物个数及其轮廓复杂度有关系。该方法从模型上解决了 U 型槽等障碍物模型机器人路径规划导致的算法陷入局部收敛问题。

在  $m \times n$  的栅格环境中,定义  $g(i, j)$  为  $\{g(i, j) | i \in [1, m-1], j \in [1, n-1], i \in N, j \in N\}$ 。若栅格  $g(i, j), g(i, i+1), g(i+1, j), g(i+1, j+1)$  4 个栅格中有且只有一个障碍物栅格  $g_{ob}(x_{ob}, y_{ob})$ , 那么这个 4 个栅格中必存在一个有效顶点  $g_v(x_v, y_v)$ ,  $g_{ob}$  与  $g_v$  同时满足以下 2 个条件:

$$x_v \neq x_{ob} \quad (1)$$

$$y_v \neq y_{ob} \quad (2)$$

以图 1 为例,按照有效顶点法将产生 31 个有效顶点加入到有效顶点列表  $S$ , 遍历这 31 个有效顶点并删除重复的顶点,最后如图 1 所示  $10 \times 10$  的栅格地图描述为 27 个有效顶点。在路径规划之前,需要将起始顶点和目的顶点加入到有效顶点列表。

定义  $\text{Available}_i = \emptyset$  表示, 顶点  $s_i \in S$  的直线可达顶点集合。对于每个顶点  $s_j \in S$  且  $i \neq j$  若直线可达检测通过, 则向  $\text{Available}_i$  添加  $s_j$ , 并记录  $d_{ij} = d_{ji} = \sqrt{\|s_i - s_j\|}$ 。

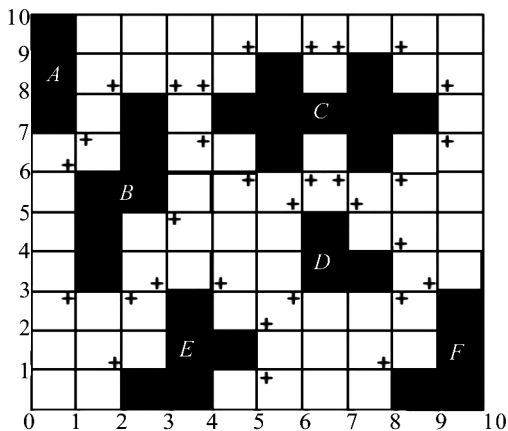


图 1 基于有效顶点的栅格示意图

Fig.1 Schematic diagram of grids based on effective vertex

## 2 BBO

生物地理学是一门研究物种生存的自然学科,物种种群分布的地域(栖息地)各不相同。每个栖息地的生活环境各不相同,而且每个物种根据自身的生活条件也各不相同,所以对每个栖息地的适应程度也不相同,因此就有了物种的各式各样的分布、迁移和灭绝等现象。每个栖息地的适应度指数(habitat suitability index, HSI)的高低根据该栖息地的多种因素称为适应度指数变量(suitability index variable, SIV)相关,如种群类别、降雨量、地质状况、植被和气候等。如果该栖息地的适应度指数较高,那么有以下结果:物种必然呈现多样性,即物种数量大,但每个栖息地容纳物种的数量是有限度的,栖息地会因为物种众多而导致资源匮乏,适应度下降导致了物种选择离开栖息地;进入该栖息地的物种数量小于迁出该栖息地的物种数量;若栖息地的适应度指数较低,那么物种多样性减少,即物种数量稀少,但是由于物种较少,导致物种选择迁入到该栖息地的数量高于迁出该栖息地的物种。任何一个栖息地的环境状况都有一定概率发生变异,导致 HIS 发生改变。本文提出了基于生物地理优化的旅行商问题求解算法<sup>[15]</sup>。

## 2.1 适应度指数变量 SIV 与机器人路径的关系

设有  $m$  个岛屿,那么第  $i$  个岛屿的  $SIV_i = (SIV_i^1, SIV_i^2, \dots, SIV_i^n)$ , 对于每一个  $SIV_i^j$  有

$$SIV_i^j = SIV_i(j) \in (0, 1) \quad (3)$$

另外,生成第  $i$  个岛屿所代表的路径列表  $Path_i = \emptyset$ , 令  $V_s$  加入到  $Path_i$  中,设当前路径顶点列表  $Path_i$  有  $j$  个顶点,那么第  $j$  个顶点  $s_j$  的可直线到达列表  $Available_i$ , 定义集合  $M_i = Available_i - Path_i$ , 定义  $n$  为  $M_i$  的个数,那么添加顶点  $s_{j+1}$  到  $Path_i$  的队尾直到目的地顶点  $V_t$  添加到  $Path_i$ 。  $s_{j+1}$  选取方法如式(4)所示。

$$s_{j+1} = M_i(n \times SIV_i^j) \quad (4)$$

$SIV_i$  需要包含的变量个数需要达到  $N-1$  ( $N$  为有效顶点列表  $S$  的个数) 才能够保证机器人路径生成的绝对安全。

## 2.2 BBO 的迁移操作

对于每一个  $SIV_i^j$ , 表示岛屿  $i$  的第  $j$  个适应度指数变量是否被从其他岛屿的  $SIV_k^j$  迁入所取代的判定: 随机数  $\text{rand}(0, 1) < \lambda_i$  是否成立, 若成立则  $SIV_i^j$  将被迁入变量所取代; 不成立则不执行迁入操作。

迁入操作描述如下, 根据每个岛屿的迁出率  $\mu_i$  进行贪婪算法选择岛屿  $k$ , 迁出操作将  $SIV_k^j$  迁入到  $SIV_i^j$ , 如式(5)所示。

$$SIV_i^j = SIV_k^j \quad (5)$$

## 2.3 BBO 的变异操作

设有  $M$  个岛屿, 根据 2.1 描述的如何将 SIV 转换为路径列表  $Path$ , 计算每个岛屿的所代表的路径的长度  $D = \{D_1, D_2, \dots, D_{m-1}, D_m\}$ ,  $D_i$  越小的代表越高的 HIS, 所以按照  $D_i$  的大小由小到大将集合  $D$  排序, 排序索引可以表示为  $\text{Index} = \{I_1, I_2, \dots, I_{M-1}, I_M\}$ ,  $I_i$  表示  $M$  个  $D_i$  由小到大排序的岛屿  $i$  在排序的中的位置。那么岛屿  $i$  的物种数  $S_i$  可表示为

$$S_i = M - \text{Index}(i) \quad (6)$$

生物地理学认为栖息地的物种数量过大和过小都将导致栖息地的 SIV 变异率较高。定义岛屿  $i$  的变异率  $m_i$ :

$$m_i = m_{\max} \left( 1 - \frac{P_{Si}}{P_{\max}} \right) \quad (7)$$

式中:  $m_{\max}$  为算法需要人工设定的最大变异率。

## 2.4 算法流程

基于生物地理学的路径规划算法流程下:

1) 初始化最大循环次数  $N$ ; 初始化 BBO 的各个参数: 岛屿数  $M$ , 最大变异率  $m_{\max}$ ; 最大物种数  $S_{\max} = M-1$ , 最大迁出率  $E=1$ , 最大嵌入率  $I=1$ ; 初始化每个岛屿  $i$  的  $SIV$ ,  $SIV_i^j = \text{rand}(0, 1)$ ;

2) 计算每个岛屿的路径  $D$ , 并根据  $D_i$  确定  $S_i$ ,

以及  $P_{Si}$ ; 保存最小路径信息和最小路径值到  $D_{\min}$ ;

3) 初始化迭代次数  $nc=0$ ;

4) 执行迁移操作;

5) 是否执行变异操作, 若不执行则跳过;

6) 计算每个岛屿的路径  $D$ , 并根据  $D_i$  确定  $S_i$ , 以及  $P_{Si}$ ; 计算当前代数最小路径  $D_{\min}^{nc}$ , 若  $D_{\min}^{nc} < D_{\min}$ , 则  $D_{\min}^{nc} = D_{\min}$ , 保存最小路径信息;

7)  $nc < N$  是否成立, 若成立, 则  $nc = nc + 1$ , 跳到 4); 若不成立, 则跳到 7);

8) 输出最短路径值和最短路径信息。

## 2.5 算法的改进

### 2.5.1 精英策略

由 2.3 可知,  $m_i$  为岛屿  $i$  的变异率, 那么当  $i = \text{Index}(1)$  时, 将得到最大的变异率, 也就是说: 路径最短的岛屿具有很高的变异率。这一结果将可能导致算法的进化出现退化。因此, 精英岛屿具有变异率为 0 的特性。设算法有  $n$  个精英岛屿, 那么设置方法如下:

$$m_{\text{Index}(i)} = 0, (i = 1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

在算法步骤上, 只需要将算法流程中所述的算法步骤的 2) 和 6) 分别在最末加入式(8)。

### 2.5.2 降维

根据 2.1 描述可以看出,  $SIV_i$  需要包含的变量个数需要达到  $N-1$  ( $N$  为有效顶点列表  $S$  的个数), 即岛屿的变量需要达到和有效顶点数相同(或在单项搜索的时候少 1 个变量, 双向搜索的时候少 2 个变量) 才能够保证机器人路径生成的绝对稳定。但一般情况下, 路径规划的结果只包含整个有效顶点结合中少数个顶点。这说明, 若不改进算法, 算法将会是一个维数巨大的计算, 而且是不必要的大维度计算。

本文尝试提出了一种降维机制描述如下:

对于在  $t=0$  时, 有效顶点集合  $S$  内共有  $X$  个顶点, 那么所有岛屿的  $SIV^0$  的维数  $Y = X-2$ ; 按照 2.1 方法生成完整的路径, 记录第  $i$  个岛屿的正向有效的 SIV 个数  $x_i$ , 和反向有效的 SIV 个数  $y_i$ 。在  $t$  时刻, 定义

$$\omega(t) = \min \{x_1(t) + y_1(t), x_2(t) + y_2(t), \dots, x_M(t) + y_M(t)\} \quad (9)$$

$$\omega_{\min} = \min \{\omega(0), \omega(1), \dots, \omega(t-1)\} \quad (10)$$

$t$  时刻所有岛屿的 SIV 的维数:

$$Y(t) = \begin{cases} X-2, & t=0 \\ \alpha \cdot \max \{\omega_{\min}, \omega(t)\} + b, & t>0 \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $\alpha$  为降维因子,  $\alpha \geq 1$ ,  $b$  为常数。

## 3 仿真与分析

实验加载  $30 \times 30$  环境模型路径起始点坐标为

(0,0),目的地坐标为(29,29)。

1) BBO 算法岛屿总数  $M$  设为 30, 最大变异率  $m_{\max}$  设为 0.4。算法 1 为有精英岛屿的 BBO 算法, 算法 2 为无精英岛屿的 BBO 算法。2 个算法各运行 30 次, 仿真迭代趋势图, 规划结果统计图, 规划时间消耗统计图分别如图 2~4 所示。

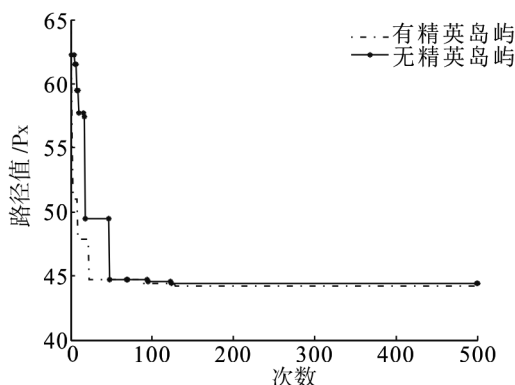


图2 精英岛屿对算法迭代的影响趋势

Fig.2 Influence of the elite island on algorithm iteration

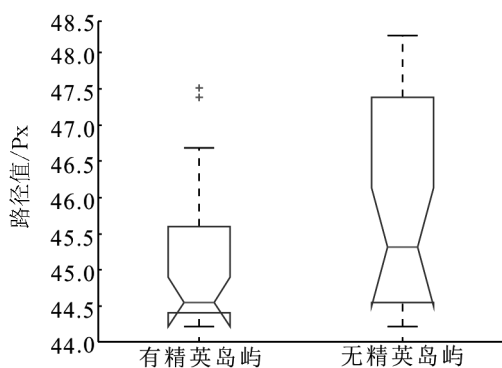


图3 精英岛屿对算法结果的影响统计

Fig.3 Statistics of the influence of the elite island on results of algorithm

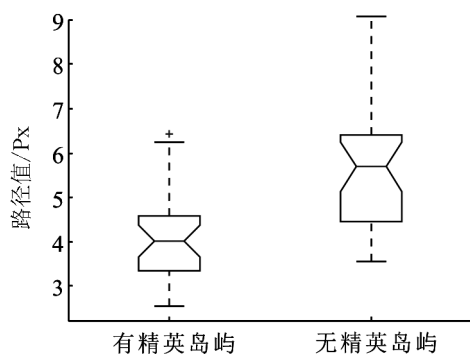


图4 精英岛屿对算法时效的影响统计

Fig.4 Statistics of influence of the elite island on algorithm effectiveness

从规划结果统计来看, 有精英岛屿具有更高的稳定性, 标准差为 0.941 9 而无精英岛屿为 1.384 3; 有精英岛屿具有更好求解最小路径能力, 误差率为

2.59%, 而无精英岛屿为 4.15%。从规划时间统计来看, 有精英岛屿的 BBO 算法具有更小的时间消耗, 节省时间平均约 1.512 1 s。

2) 设 BBO 算法岛屿总数  $M$  设为 30, 最大变异率  $m_{\max}$  设为 0.4。算法 1 为有降维机制的 BBO 算法, 算法 2 为无降维机制的 BBO 算法。2 个算法各运行 30 次, 仿真迭代趋势图, 规划结果统计图, 规划时间消耗统计图分别如图 5~7 所示。

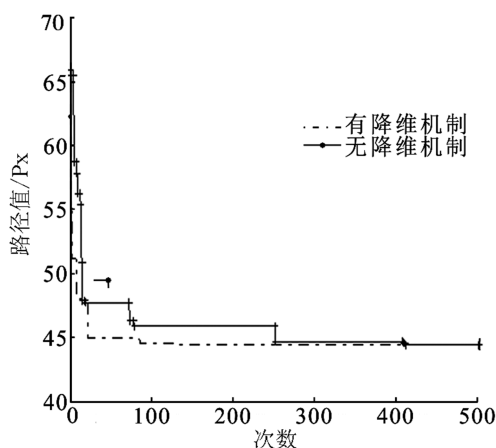


图5 降维机制对算法迭代影响趋势图

Fig.5 Influence of the dimensionality reduction mechanism on algorithm iteration

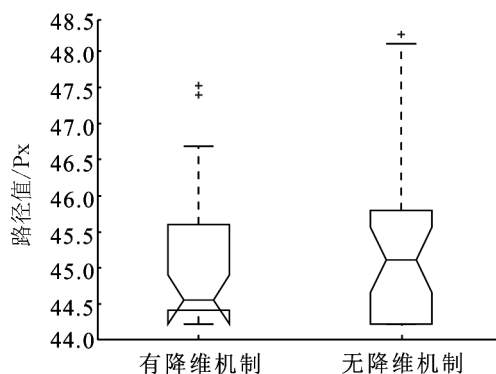


图6 降维机制对算法结果影响的统计

Fig.6 Statistics of the influence of dimensionality reduction mechanism on results of algorithm

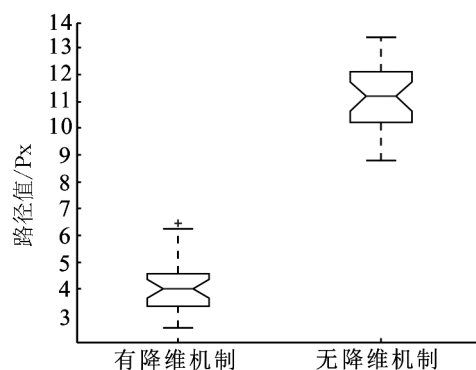


图7 降维机制对算法时效影响的统计

Fig.7 Statistics of the influence of dimensionality reduction mechanism on algorithm effectiveness



根据仿真统计结果及下降趋势图显示,降维机制对算法寻找最小路径效果上有作用。由图 5 可以看出降维机制加快了算法的收敛速度。由图 6 可以得到,降维机制呈现了较好的稳定性,30 次结果的标准差为 0.941 9,而无降维机制为 1.297 4;也呈现了较好的搜索能力,30 次结果的误差率为 2.59%,而无降维机制为 3.35%。在规划时间消耗上图 7 显而易见的表明了其降维机制的优势。

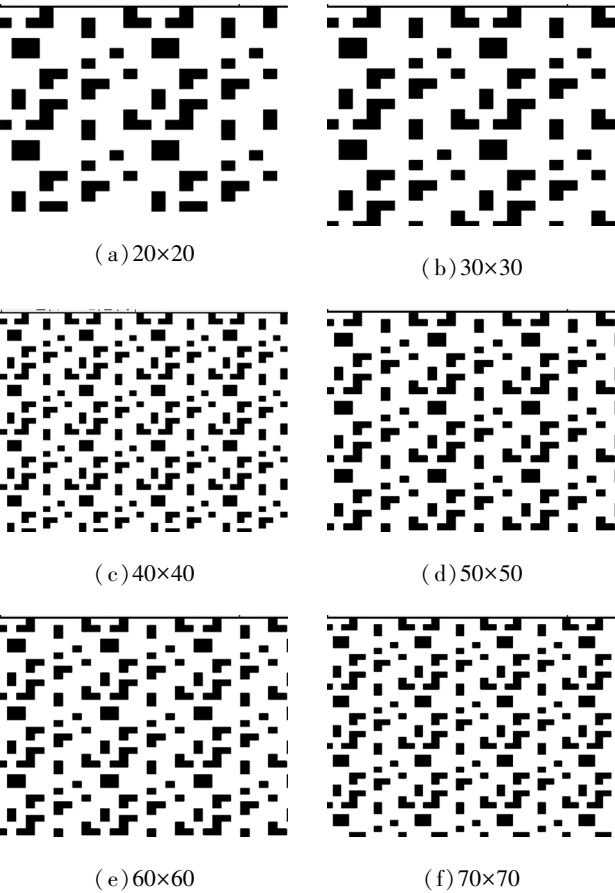


图 8 仿真环境模型  
Fig.8 Simulation environment models

为了能更好的评价 4 个算法的性能,现将算法参数设置如下:

BBO:岛屿数  $M=30$ ,最大变异率  $m_{\max}=0.3$ ,采用上面提到的降维机制和精英策略,以及双向搜索机制;

PSO:粒子个数  $M=30$ ,惯性常数  $\omega_{\max}=0.8$ ,  $\omega_{\min}=0.4$ ,  $c_1=0.5$ ,  $c_2=0.5$ ,采用线性动态  $\omega$  调整策略、降维机制和双向搜索机制;

AFSA:人工鱼个数  $M=30$ ,拥挤度因子设为 2,感知距离为 0.1,最大移动步长 0.08,最大试探次数 10,同样采用双向搜索机制和降维机制;

ABC:人工蜂个数  $M=30$ ,最大尝试次数  $\text{Limit}=15$ ,同样采用双向搜索机制和降维机制。

每个算法统一迭代次数为 2 000 次。

为移动机器人在图 8 环境下进行路径规划,路径起始点为栅格图的左上角  $(0,0)$  点,目的地为栅格图的右下角  $(N-1,N-1)$ 。

算法运行在不同的环境模型下的复杂度及理论最小路径统计如表 1 所示。

每个算法在每种栅格环境下重复运行 30 次得到的规划结果和时间消耗结果统计如下表 2 所示。

表 1 仿真环境参数指标

Table 1 The performance of parameters in simulation environment

栅格地图	有效顶点数	理论最小值
20×20	141	28.812 2
30×30	321	43.903 0
40×40	575	58.993 8
50×50	903	73.952 6
60×60	1 305	88.820 5
70×70	1 781	103.688 4

表 2 4 种算法路径规划统计结果

Table 2 Statistical results of four path planning algorithms

栅格规模	算法	最小值	最大值	均值	中间值	标准差	误差率/%
20×20 (141)	BBO	29.348 7	29.376 2	29.349 8	29.348 7	0.005 1	1.87
	PSO	29.348 7	35.621 8	30.791 4	30.398 8	1.530 0	6.87
	AFSA	29.348 7	29.348 7	29.348 7	29.348 7	0	1.86
	ABC	29.348 7	29.404 5	29.350 6	29.348 7	0.010 2	1.87
30×30 (321)	BBO	44.216 6	45.559 6	44.558 5	44.555 2	0.293 9	2.58
	PSO	47.058 9	58.530 9	51.798 3	51.495 1	3.418 8	17.98
	AFSA	44.388 2	48.034 4	46.136 0	45.876 3	1.056 4	5.09
	ABC	44.582 8	52.077 6	49.115 8	49.384 1	2.058 7	11.87

续表 2

栅格规模	算法	最小值	最大值	均值	中间值	标准差	误差率/%
40×40 ( 575 )	BBO	59.423 2	65.792 1	63.229 2	63.600 3	1.275 3	7.18
	PSO	70.058 2	92.295 3	77.519 8	77.268 4	4.736 3	31.40
	AFSA	62.941 4	73.515 4	68.606 0	68.770 4	2.433 6	16.29
	ABC	64.973 6	81.521 4	74.413 9	74.051 8	3.785 0	26.14
50×50 ( 903 )	BBO	81.799 4	92.407 6	88.612 9	88.733 3	3.271 3	19.84
	PSO	90.701 7	126.772 0	109.324 3	108.261 0	11.269 8	47.85
	AFSA	87.008 4	100.621 0	95.752 1	96.859 1	3.931 5	29.50
	ABC	92.565 6	116.311 0	105.551 4	106.293 5	7.353 5	42.75
60×60 ( 1305 )	BBO	103.741 0	120.983 0	114.791 5	116.312 5	5.918 0	29.24
	PSO	121.012 0	156.372 0	136.067 2	136.008 0	10.605 7	53.19
	AFSA	117.059 0	136.808 0	128.630 1	131.973 0	6.455 5	44.82
	ABC	125.807 0	154.789 0	142.289 9	143.070 5	10.756 9	60.20
70×70 ( 1781 )	BBO	147.224 0	174.286 0	158.493 0	157.741 0	8.401 9	52.86
	PSO	141.577 0	219.568 0	181.430 5	177.859 5	25.627 5	74.98
	AFSA	132.976 0	170.408 0	149.900 2	148.404 5	12.995 1	54.21
	ABC	164.998 0	234.324 0	194.063 4	191.770 0	24.829 0	87.16

由表 2 中可见,BBO 算法除第 1 种环境与其他算法结果相同以外,其余 5 种环境下规划效果均好于其他 4 种算法。表明本文针对机器人路径规划问题,所提出的生物地理优化算法改进策略对于机器人路径规划问题是有效的。

5 结 束 语

本文基于 BBO 的机器人路径规划问题,提出了复杂环境下基于有效顶点降维策略的移动机器人路径规划算法,并提出惯性迁移操作算子。改进的 BBO 与人工蜂群算法、人工鱼群算法、粒子群算法进行对比,仿真结果表明所提出的生物地理机器人路径优化算法对于机器人路径规划是有效的。在此基础上,继续研究该算法在多目标路径规划、城市交通实际环境下的汽车路径规划等问题。

参考文献:

[1] 朱大奇, 颜明重. 移动机器人路径规划技术综述[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 961-967.  
ZHU Daqi, YAN Mingzhong. Survey on technology of mobile robot path planning[J]. Control and Decision, 2010, 25(7): 961-967.

[2] VASUDEVAN C, GANESAN K. Case-based path planning for autonomous underwater vehicles[C]//Proceedings of the 1994 IEEE International Symposium on Intelligent Control.

Columbus, USA, 1994: 160-165.

[3] LIU Yu, ZHU Shiqiang, JIN Bo, et al. Sensory navigation of autonomous cleaning robots[C]//The 5th World Conference on Intelligent Control Automation. Hangzhou, China, 2004: 4793-4796.

[4] RAM A, SANTAMARÍA J C. Continuous case-based reasoning[J]. Artificial Intelligence, 1997, 90(1/2): 25-77.

[5] ARLEO A, SMERALDI F, GERSTNER W. Cognitive navigation based on nonuniform Gabor space sampling, unsupervised growing Networks, and reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Neural Network, 2004, 15(3): 639-652.

[6] FUJIMURA K, SAMET H. A hierarchical strategy for path planning among moving obstacles[mobile robot] [J]. IEEE Transactions on Robotic Automation, 1989, 5(1): 61-69.

[7] KO N Y, LEE B H. Avoidability measure in moving obstacle avoidance problem and its use for robot motion planning [C]//IEEE International Conference on Intelligent Robots and System. Osaka, 1996: 1296-1303.

[8] GE S S, CUI Y J. New potential functions for mobile robot path planning[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2000, 16(5): 615-620.

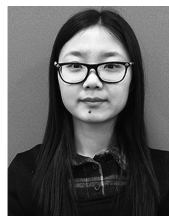
[9] 陈清阳, 张小波, 孙振平, 等. 非结构化环境下自主车辆轨迹规划方法[J]. 中南大学学报: 然科学版. 2011, 42(11): 3377-3383.  
CHEN Qingyang, ZHANG Xiaobo, SUN Zhenping, et al.

- Trajectory planning for autonomous driving in unstructured environments[J]. Journal of Central South University: atural and Technology, 2011, 42(11): 3377-3383.
- [10] 王鸿鹏, 杨云, 刘景泰. 高速移动机器人的研究现状与发展趋势[J]. 自动化与仪表, 2011, 26(12): 1-4.  
WANG Hongpeng, YANG Yun, LIU Jingtai. Research and development trend of high-speed mobile robot[J]. Automation and Instrumentation, 2011, 26(12): 1-4.
- [11] 谭民, 王硕. 机器人技术研究进展[J]. 自动化学报, 2013, 39(7): 963-972.  
TAN Min, WANG Shuo. Research progress on robotics [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(7): 963-972.
- [12] JARADAT M A K, GARIBEH M H, FEILAT E A. Dynamic motion planning for autonomous mobile robot using fuzzy potential field [C]//Proceeding of the 6th International Symposium on Mechatronics and its Applications. Sharjah, UAE, 2009: 24-26.
- [13] LINGELBACH F. Path planning using probabilistic cell decomposition [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. New Orleans, USA, 2004: 467-472.
- [14] MO Hongwei, MENG Longlong. Robot path planning based on differential evolution in static environment [J]. International Journal of Digital Content Technology and its Applications, 2012, 6(20): 122-129.
- [15] MO Hongwei, XU Lifang. Biogeography migration algorithm for traveling salesman problem [J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2011, 4(3): 311-330.

#### 作者简介:



莫宏伟,男,1973年生,教授,主要研究方向为自然计算理论与应用、机器人、机器学习与数据挖掘。主持完成国家自然科学基金等国家、省部级及横向课题16项,获得省科技进步奖2项,发表学术论文60余篇,其中被SCI检索11篇,EI检索40篇。



马靖雯,女,1988年生,硕士研究生,主要研究方向为自然计算及其应用。

## 2016 年第 21 届亚洲和南太平洋设计自动化大会 2016 21st Asia and South Pacific Design Automation Conference (ASP-DAC)

ASP-DAC 2016 is the twenty-first annual international conference on VLSI design automation in Asia and South Pacific region, one of the most active regions of design and fabrication of silicon chips in the world. The conference aims at providing the Asian and South Pacific CAD/DA and Design community with opportunities of presenting recent advances and with forums for future directions in technologies related to Electronic Design Automation (EDA). The format of the meeting intends to cultivate and promote an instructive and productive interchange of ideas among EDA researchers/developers and system/circuit/device designers. All scientists, engineers, and students who are interested in theoretical and practical aspects of VLSI design and design automation are welcomed to ASP-DAC.

#### Areas of Interest:

Original papers in, but not limited to, the following areas are invited.

- 1) System-Level Modeling and Design Methodology;
- 2) Embedded System Architecture and Design;
- 3) On-chip Communication and Networks-on-Chip;
- 4) Embedded Software;
- 5) Device/Circuit-Level Modeling, Simulation and Verification;
- 6) Analog, RF and Mixed Signal;
- 7) System-Level Power and Thermal Management;
- 8) Device/Circuit/Gate-Level Low Power Design;
- 9) Logic/Behavioral/High-Level Synthesis and Optimization;
- 10) Physical Design;
- 11) Design for Manufacturability and Reliability;
- 12) Timing and Signal/Power Integrity;
- 13) Test and Design for Testability;
- 14) Security and Fault-Tolerant System;
- 15) Emerging Technology;
- 16) Emerging Application.

**Website:** <http://www.amsv.umac.mo/aspdac2016/>