

基于改进细菌趋化步长的 移动机器人路径规划方法研究

蒲兴成^{1,2}, 赵红全², 张毅²

(1. 重庆邮电大学 数理学院, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学 自动化学院, 重庆 400065)

摘要:趋化是细菌在觅食过程中表现出的一种重要生物行为。受这种行为启发,针对基本细菌趋化行为步长固定的不足,采用线性递减策略改进趋化步长,通过建立相应的机器人及环境模型,提出一种基于改进细菌趋化步长的移动机器人路径规划方法。该方法将一个机器人看作一个细菌,机器人要到达的目标位置和路径中的障碍物分别看作细菌的食物源和要避开的有毒物质。通过迭代优化机器人的适应度函数,驱使机器人执行前进和转弯行为,最终完成路径规划任务。通过 MATLAB 仿真,与固定细菌趋化步长法相比较,结果表明了改进方法在移动机器人路径规划上的可行性和有效性。

关键词:趋化步长;线性递减;路径规划;适应度函数

中图分类号: TP24

文献标志码: A

文章编号: 1672-3767(2012)04-0056-07

Mobile Robot Path Planning Based on Modified Bacterial Chemotaxis Step

PU Xingcheng^{1,2}, ZHAO Hongquan², ZHANG Yi²

(1. Mathematics and Physics College, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. Automation College, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Chemotaxis is an important biological behavior in the process of bacterial foraging. Inspired by the bacterial chemotaxis behavior and for the poor performance of the basic bacterial chemotaxis with fixed step, chemotaxis step with linear decreasing strategy was modified. Through building the robot and environment model, a mobile robot path planning method based on modified bacterial chemotaxis step was proposed. In this way, a robot was looked as a bacterium, the goal position and the obstacles in the path were looked as food source and poisonous respectively. Through the iterative optimization of fitness function, swimming and tumbling behavior were driven and the path planning task was ultimately achieved by mobile robot. Finally, by the MATLAB simulation, the results were then compared with the fixed chemotaxis step to demonstrate the effectiveness and validity of the modified method in the field of mobile robot path planning.

Key words: chemotaxis step; linear decreasing; path planning; fitness function

细菌趋化是一种常见的生物学现象,它是细菌在觅食过程中表现出的一种重要行为。1974年, Bremermann^[1]指出了细菌趋化行为可用于函数优化的可能性;2002年, Muller等^[2]在 Bremermann的基础上,提出了细菌趋化算法(bacterial chemotaxis algorithm, BCA);同年, Passino^[3]基于大肠杆菌在人体肠道内吞噬食物的行为,提出了细菌觅食优化算法(bacterial foraging optimization, BFO)。BFO是模拟细菌在化学引

收稿日期: 2012-06-05

基金项目: 国际科技合作项目(2010DFA12160); 重庆市科技攻关计划项目(CSTD, 2010AA2055)

作者简介: 蒲兴成(1973—), 男, 湖南洞口人, 副教授, 博士, 主要从事非线性控制、随机系统和智能控制等研究。

E-mail: puxc@cqupt.edu.cn

诱剂的环境中觅食的一种新型随机搜索算法,它的问世为仿生进化算法家族增添了新成员。BFO的整个过程主要包括趋化、繁殖和迁移三种操作,趋化行为是其核心^[4]。

路径规划是移动机器人导航的基本环节之一,随着人工智能的发展,移动机器人的路径规划方法正由传统方法向智能仿生方法发展^[5]。为提高机器人路径规划性能,进一步丰富路径规划方法,本研究将细菌觅食趋化行为引入到机器人路径规划领域,并提出一种基于改进细菌趋化步长的移动机器人路径规划方法。该方法模拟细菌觅食行为,与基本细菌趋化行为相比,表现出了更好的性能。

1 细菌趋化步长的改进

1.1 基本细菌趋化行为

在基本细菌趋化行为(basic bacterial chemotaxis, BBC)中,趋化是指细菌在觅食过程中向营养物质丰富的区域聚集的行为^[6]。大肠杆菌(*Escherichia coli*, *E. coli*)的趋化行为具体表现为游动(swimming)和翻转(tumbling)两种运动方式,如图1所示。这两种运动主要依靠遍布在大肠杆菌表面的鞭毛以不同的摆动方式实现,具体表现为:当所有鞭毛都逆时针摆动时,大肠杆菌便以 $10 \sim 20 \mu\text{m/s}$ 的速度向前游动,以靠近食物源;当所有鞭毛都顺时针摆动时,大肠杆菌便在原地翻转,并随机选择一个新方向游动,以避免有毒物质。生物学研究表明,在大肠杆菌的整个生命周期中,其运动方式会不停地在游动和翻转之间进行变换。

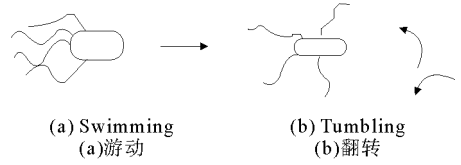


图1 细菌趋化行为示意图

Fig.1 The chemotaxis behavior of foraging bacteria

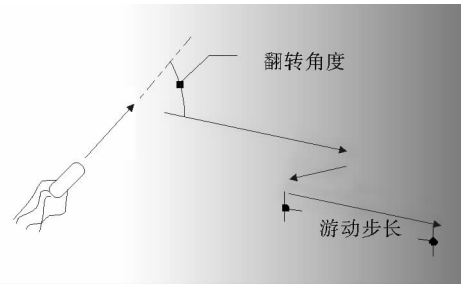


图2 大肠杆菌觅食过程示意图

Fig.2 The foraging process of *E. coli*

大肠杆菌自身拥有一套集感知、决策及驱动为一体的控制系统^[7]。在化学环境中进行觅食时,它会通过自身的感知器官来判断有毒物质的排斥势场和营养物质的吸引势场,然后朝着营养物质的梯度方向前进,最终到达适合其生存的区域。大肠杆菌的觅食过程可以抽象为图2所示,图中阴影表示营养物质的梯度信息。

大肠杆菌的位置更新方程可以描述如下:

$$P_i^{(t+1)} = P_i^t + \lambda(i)\varphi(i); \quad (1)$$

$$\varphi(i) = \frac{\Delta(i)}{\sqrt{\Delta^T(i)\Delta(i)}}. \quad (2)$$

其中: $\varphi(i)$ —细菌个体 i 翻转时的角度变化,它是一个符合随机分布的随机角度; $\Delta(i)$ —细菌变向过程中生成的随机向量; P_i^t —细菌个体 i 在 t 时刻的位置; $\lambda(i)$ —细菌个体 i 的趋化步长。

1.2 改进的细菌趋化步长

BFO作为一种新兴的生物启发式方法,尽管已经成功应用于多种优化问题^[6],但在处理一些复杂问题时其性能却稍显不足。相关研究^[4,8]表明,细菌觅食的趋化步长对觅食效果有很大影响: $\lambda(i)$ 太大,细菌具有较强的全局探索能力,却不能停留在最优解邻近的区域进行开发; $\lambda(i)$ 太小,细菌具有较好的局部开发能力,但找到全局最优解的时间长,且易陷入局部最优。在BBC中,趋化步长 $\lambda(i)$ 是一个固定常数,它很难维持全局探索和局部开发之间的平衡,影响了算法的收敛速度及准确性。因此,本研究按照文献^[9]的方法,利用线性递减策略对趋化步长进行改进,形成了改进的细菌趋化行为(modified bacterial chemotaxis, MBC)。改进后的趋化步长,保证了细菌在探索阶段以较大的步长进行探索,在开发阶段以较小的步长进行开发。其更新公式如下:

$$\lambda(i) = \lambda_{\max} - \frac{i}{\text{Step}_{\max}}(\lambda_{\max} - \lambda_{\min}). \quad (3)$$

其中： $\lambda_{\max}, \lambda_{\min}$ —细菌的最大和最小趋化步长； $Step_{\max}$ —最大迭代次数； i —当前迭代次数。

2 环境及机器人建模

2.1 环境信息模型

机器人模拟细菌觅食环境假设：①移动机器人的工作空间为有限二维矩形平面，环境中的障碍物可以用椭圆形和圆形的组合图形表示；②障碍物的作用半径已经按照机器人的尺寸膨胀，即机器人可以视为一个质点；③在移动过程中，目标位置会对机器人产生吸引势场，障碍物会产生排斥势场。

为便于分析，分别为目标位置和障碍物建立高斯型势场轮廓信息^[10]：

$$F_{\text{goal}}(x, y) = -k_g \exp \left\{ - \left[\frac{(x-x_g)^2}{\delta_x^2} + \frac{(y-y_g)^2}{\delta_y^2} \right]^{C_g} \right\}; \quad (4)$$

$$F_{\text{obstacle}}(x, y) = k_o \exp \left\{ - \left[\frac{(x-x_o)^2}{\delta_x^2} + \frac{(y-y_o)^2}{\delta_y^2} \right]^{C_o} \right\}. \quad (5)$$

其中： k_g, k_o —目标吸引势场 F_{goal} 的吸引强度系数和障碍物排斥势场 F_{obstacle} 的排斥强度系数； δ_x, δ_y —势场函数在 x 轴及 y 轴方向的作用半径； (x, y) —机器人的当前位置坐标； (x_g, y_g) —目标中心位置坐标； (x_o, y_o) —障碍物的中心坐标； C_g, C_o 是正数，反映目标和障碍物势场轮廓边界处的形状。通过式(5)的不同叠加组合，可以表示多种不同形状的障碍物。

2.2 移动机器人模型

机器人模型如图 3 所示，其位姿可以用 (x, y, θ) 表示。

运动方程可表示如下：

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \dot{\theta}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v(t) \cos \theta(t) \\ v(t) \sin \theta(t) \\ \omega(t) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

其中： (x, y) —机器人的几何中心坐标； $\theta(t)$ —机器人 t 时刻的移动方向角； $v(t), \omega(t)$ —机器人 t 时刻的线速度和角速度。

机器人可以利用均匀分布在自身四周的传感器，建立一个圆形感知区域，如图 4 中的虚线范围所示。图中箭头 S_1, S_2, \dots, S_n 所指表示传感器的分布方向，也是机器人要选择的前进方向。 R 表示机器人的感知半径， λ 表示机器人的移动步长(为避免机器人与障碍物发生盲目碰撞，这里 $\lambda_{\max} < R$)。机器人在朝目标点运动过程中，会像细菌一样，利用自身的传感器实时获取目标位置和障碍物的势场信息，从而表现出与细菌趋化的游动和翻转相对应的两种行为方式：前进和转弯。

3 路径规划策略及实现

3.1 适应度函数构建

移动机器人在有限环境中进行路径规划时，一方面要保证向目标位置移动，另一方面要安全避开障碍物。因此，移动机器人路径规划可以看作是多目标约束优化问题^[11]：

$$\begin{aligned} & \min f(x) \\ & \text{s. t. } g_i(x) \geq 0, 1 \leq i \leq N. \\ & X_{\min} \leq x \leq X_{\max} \end{aligned} \quad (7)$$

其中： $f(x)$ —目标函数； $g_i(x)$ —约束条件； X_{\min}, X_{\max} —搜索空间的下界和上界； N —约束条件的个数。

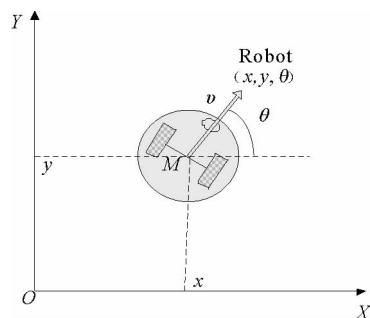


图 3 移动机器人运动模型图

Fig. 3 The motion model of mobile robot

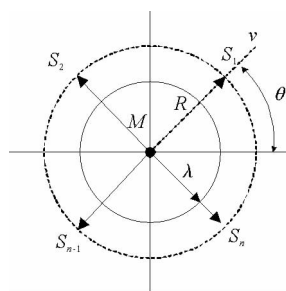


图 4 机器人传感器模型图

Fig. 4 The sensor model of mobile robot

通过构造函数 $F(f(x), g_i(x))$, 可使约束优化问题转化为无约束优化问题。本研究按照文献[12]的方法构造适应度函数

$$F = \omega_o F_o + \omega_g F_g \tag{8}$$

其中: F_o, F_g —机器人的避障成本函数和趋向目标成本函数; ω_o, ω_g —避障权重和趋向目标权重。

3.2 路径性能评价标准

机器人在规划出路径后, 需要对路径性能进行综合评价, 以了解路径的优势和不足。这里, 主要考虑以下五个评价标准。

- 1) 安全性。指机器人在路径规划过程中能够安全避开障碍物, 不与之发生碰撞。
- 2) 可达性。指机器人从起始位置出发, 最终能够成功到达目标位置。
- 3) 路径长度。机器人移动步长的总和, 即

$$D = \sum_{i=1}^{N_{steps}} \lambda(i), \tag{9}$$

通过优化机器人的实际移动步数 N_{steps} , 可以使路径长度得到优化。

4) 路径平滑性。与机器人发生转弯时的角度有关, 转弯角度越小, 路径就越平滑。机器人转弯时, 相对转弯角度

$$\theta = \frac{360}{n} \cdot \frac{\pi}{180} \tag{10}$$

其中: n —环绕机器人四周传感器的总个数, 通过选择足够大的 n 改善路径平滑性。

5) 任务用时。包括两个方面: ①机器人从算法搜索开始到结束所消耗的时间; ②机器人到达目标位置时算法的总迭代步数。

3.3 改进细菌趋化步长的机器人路径规划方法

基于改进细菌趋化步长的移动机器人路径规划步骤如下。

1) 初始化。①初始化机器人的各类参数: 起始位置和目标位置坐标, 感知半径 R , 最大移动步长 λ_{max} 和最小移动步长 λ_{min} , 最大迭代次数 $Step_{max}$, 传感器总个数 n , 避障权重 ω_o 和趋向目标权重 ω_g ; ②初始化环境信息: 工作空间上下界 $[X_{min}, X_{max}]$ 和 $[Y_{min}, Y_{max}]$, 各障碍物的位置、形状及作用范围; ③初始化机器人起始位置的适应度函数, 设置初始迭代步数。

2) 适应度函数值更新。按照式(8), 计算机器人当前位置 (x, y) 处以 R 为半径的感知区域上 n 个传感器处的适应度函数值 $F(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n$ 。

3) 探索。找到一个子目标点位置 (x_i^*, y_i^*) , 使得 $F(x_i^*, y_i^*) \leq F(x_i, y_i)$ 。

4) 位姿更新。若机器人子目标点位置的适应度函数值优于机器人当前位置的适应度函数值, 则机器人按照式(10)调整运动方向角, 即转弯; 反之, 机器人继续朝着原来的方向移动一个步长, 即前进。其位置按照式(11)更新:

$$\begin{bmatrix} x(t+1) \\ y(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} + \lambda(i) \begin{bmatrix} \cos \theta(t) \\ \sin \theta(t) \end{bmatrix} \tag{11}$$

5) 移动步长更新。机器人完成一次位姿调整后, 移动步长按照式(3)更新一次。

6) 判断结束条件。如果当前迭代步数达到了最大预设迭代步数 $Step_{max}$, 则算法停止, 输出最优位置; 否则, 迭代步数 $Step = Step + 1$, 转到步骤 2)。

4 仿真及结果分析

为验证上述方法的正确性及有效性, 针对三种不同的环境, 在 $40 \text{ m} \times 40 \text{ m}$ 的二维矩形区域内, 利用 Matlab7.1 软件, 在计算机 (Pentium(R)41.8 GHz CPU, 512 MB RAM, Windows XP OS) 上进行仿真实验。

为了更真实地体现改进算法的性能, 在每种环境下, 除移动步长不同之外, MBC 和 BBC 的其余参数均相同。在仿真结果图中, 小正方形表示机器人起点, 小圆圈表示目标位置, 灰色阴影轮廓表示障碍物。仿真

参数设置如下:机器人的感知半径 $R=1\text{ m}$;环绕机器人四周的传感器总个数 $n=16$;最大迭代次数 $Step_{max}=500$; $\omega_o=1, \omega_g=0.0001$;MBC 中,机器人的最大移动步长 $\lambda_{max}=0.25\text{ m}$,最小移动步长 $\lambda_{min}=0.05\text{ m}$;BBC 中,机器人的固定移动步长 $\lambda=0.05\text{ m}$ 。

1)简单环境下的仿真实验

在 5 个简单静态障碍物环境下进行仿真,MBC 的规划路径如图 5 所示,图 6 为机器人的坐标位置随迭代次数变化的轨迹。由图可知,机器人可以安全绕过障碍物,经过 230 步左右迭代,即可成功到达目标点,且路径平滑性较好。

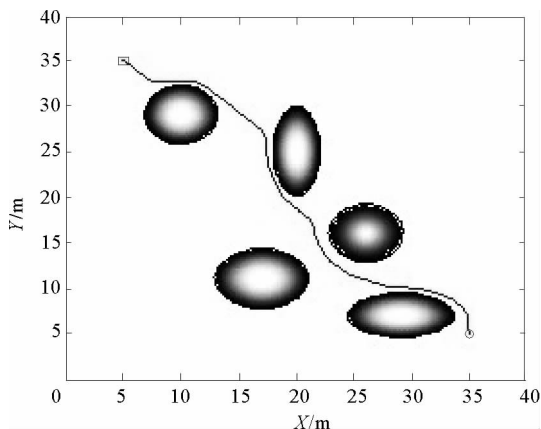


图 5 简单环境下的 MBC 仿真结果图

Fig. 5 MBC simulation result in the simple environment

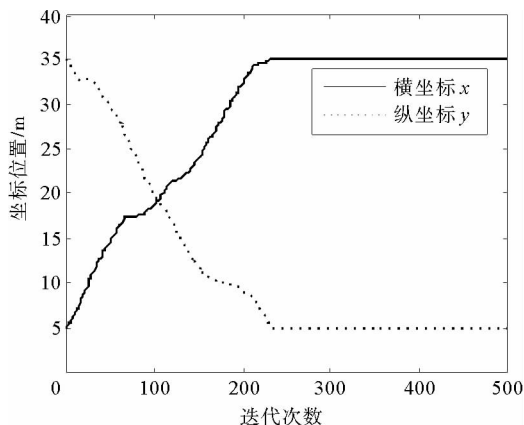


图 6 机器人坐标位置轨迹图

Fig. 6 The coordinate position trajectory of robot

2)多障碍物环境下的仿真实验

增加障碍物的个数及复杂度,在相同环境下,机器人从同一起始位置到达同一目标位置,BBC 和 MBC 的仿真结果如图 7 和图 8 所示。

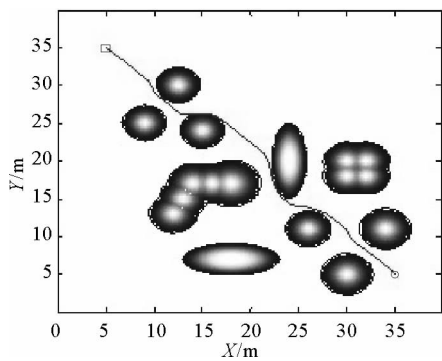


图 7 多个障碍物时的 BBC 仿真结果图

Fig. 7 BBC simulation result in multiple obstacles environment

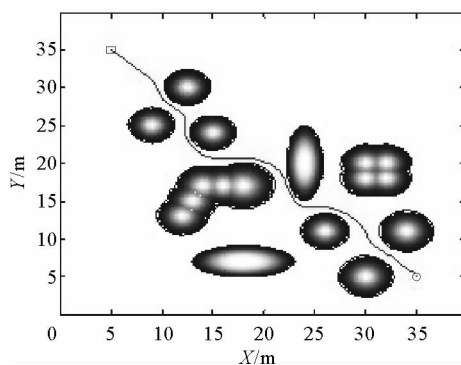


图 8 多个障碍物时的 MBC 仿真结果图

Fig. 8 MBC simulation result in multiple obstacles environment

对比两图可知,随着环境中障碍物的增多及复杂度的增加,两种方法的可达性均能满足,但是,在路径安全性及平滑性方面,MBC 比 BBC 获得的路径明显要好。由于路径的安全性对于机器人路径规划非常重要,这里 MBC 路径长度稍长(表 1),却获得了更安全的路径。

表 1 不同环境下 BBC 与 MBC 规划路径性能比较表

Tab. 1 Path planning performance comparison in different environment between BBC and MBC

仿真环境 性能指标	简单环境 (BBC/MBC)	多障碍物环境 (BBC/MBC)	复杂环境 (BBC/MBC)
迭代步数/步	324/232	304/230	338/235
路径长度/m	48.60/47.19	45.60/46.87	50.70/47.66
任务用时/s	4.76/3.27	12.84/10.26	32.73/28.35

3) 复杂环境下的仿真实验

继续增加障碍物的个数及复杂度,并改变机器人的起始位置和目标位置,BBC 和 MBC 的规划路径如图 9 和图 10 所示。

由图可知,当环境复杂度增加及机器人的起始位置和目标位置改变时,两种方法同样能使机器人随着环境的改变灵活地调整行为方式,最终平稳地到达目标位置。但是,由两图对比可知,MBC 得到的路径在长度和平滑性方面要比 BBC 的路径更好。BBC 由于采用固定步长,在危险区域开发性较差,而 MBC 平衡了机器人在危险搜索区域内的探索和开发能力,使之能有效找到全局最优位置,从而获得较好的路径。

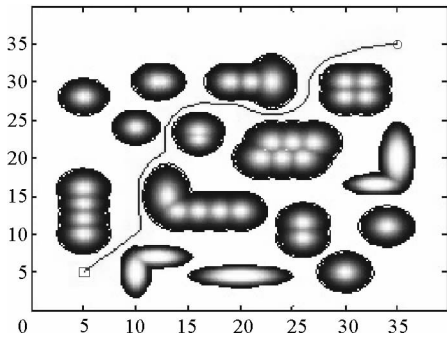


图 9 复杂环境下 BBC 的仿真结果图

Fig. 9 BBC simulation result in complex environment

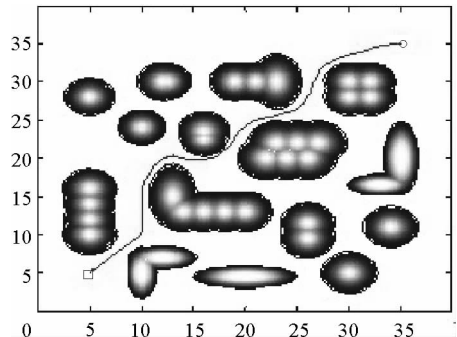


图 10 复杂环境下 MBC 的仿真结果图

Fig. 10 MBC simulation result in complex environment

4) 不同环境下路径性能比较

针对以上三种环境,在同一台计算机上仿真实验 10 次,取平均值。现比较其在迭代步数、路径长度和任务用时三方面的性能,如表 1 所示。

从表 1 可以看出,随着工作环境由简单变复杂;在任务用时方面,BBC 和 MBC 的任务用时都会增加,环境越复杂,用时越多,但相同环境下 MBC 用时比 BBC 少;在迭代步数方面,BBC 的迭代步数有较大变化,而 MBC 的迭代步数变化不大,相同环境下 MBC 的迭代步数明显比 BBC 少;在路径长度方面,简单环境和复杂环境下,MBC 获得的路径长度要比 BBC 的短,但在多障碍物环境下,MBC 的路径长度要比 BBC 稍长,路径安全性却比 BBC 好。

总体看来,在相同环境下,MBC 的综合性能要比 BBC 好。随着环境复杂度的增加,MBC 在上述三方面均表现出了优越性,表明了 MBC 适用于复杂环境下移动机器人路径规划的可行性及有效性。

5 结束语

针对静态环境下的移动机器人路径规划问题,通过修正细菌趋化步长,提出了一种基于改进细菌趋化步长的机器人路径规划方法。机器人模拟细菌觅食趋化行为,在运动过程中实时感知并计算周围环境的势场适应度函数,调节移动步长,实现了不同静态环境下的路径规划任务。仿真结果表明,虽然 BBC 和 MBC 规划出的路径均满足可达性,但综合路径长度、迭代步数及任务用时三方面性能,MBC 获得了比 BBC 更好的

路径。另外,如果按照细菌觅食趋化行为机制完善机器人硬件系统,本方法可用于机器人实时导航。

需要指出的是,本研究尚需完善:①本文模型是在理想环境下建立的,在实际环境中还要考虑多种不确定性因素的影响;②在存在陷阱区域和动态障碍物的环境下,机器人模拟细菌觅食趋化行为的路径规划模型有待研究;③基于细菌觅食趋化行为的机器人路径规划方法仍处于初级研究阶段,还需要和其他算法作进一步比较。

参考文献:

- [1] BREMERMAN H J. Chemotaxis and optimization[J]. Journal of the Franklin Institute, 1974, 297(5): 397-404.
- [2] MULLER S D, AIRAGHI J, MARCHETTO S, et al. Optimization based on bacterial chemotaxis[J]. IEEE Transaction of Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 16-29.
- [3] PASSINO K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. IEEE Control System Magazine, 2002, 22: 52-67.
- [4] PASSINO K M. Bacterial foraging optimization[J]. International Journal of Swarm Intelligence Research, 2010, 1(1): 1-16.
- [5] 魏剑筒, 白振兴. 生物智能算法在机器人路径规划中的应用研究[J]. 计算机仿真, 2009, 26(10): 182-185.
WEI Jianjian, BAI Zhenxing. Application of organic intelligent algorithm in robotic path planning[J]. Computer Simulation, 2009, 26(10): 182-185.
- [6] 周雅兰. 细菌觅食优化算法的研究与应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(20): 16-21.
ZHOU Yalan. Research and application on bacterial foraging optimization algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(20): 16-21.
- [7] TSUJI T, SUZUKI M, TAKIGUCHI N, et al. Biomimetic control based on a model of chemotaxis in escherichia coli[J]. Artificial Life, 2010, 16(2): 155-177.
- [8] LIU W, CHEN H X, CHEN H N, et al. The core mechanism of adaptive bacterial foraging optimization[C]//3rd International Conference on Computational Intelligence and Industrial Application (PACIIA2010). Wuhan, Dec. 4-5, 2010: 92-95.
- [9] NIU B, FAN Y, ZHAO P, et al. A novel bacterial foraging optimizer with linear decreasing chemotaxis step[C]//2nd International Workshop on Intelligent Systems and Applications (ISA2010). Wuhan, May 22-23, 2010: 1-4.
- [10] VEELAERT P, BOGAERTS W. Ultrasonic potential field sensor for obstacle avoidance[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1999, 15(4): 774-779.
- [11] GUZMAN M A, DELGADO A, CARVALHO J D. A novel multiobjective optimization algorithm based on bacterial chemotaxis[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010, 23: 292-301.
- [12] 蒲兴成, 张军, 张毅. 基于时变适应度函数的改进粒子群算法及其在移动机器人路径规划中的应用[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(12): 4454-4456.
PU Xingcheng, ZHANG Jun, ZHANG Yi. Path planning method for mobile robot based on particle swarm optimization with time-varying fitness function[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(12): 4454-4456.