

# 基于内发动机机制的移动机器人自主路径规划方法

张晓平<sup>†</sup>, 阮晓钢, 肖尧, 谢瓦达哈, 柴洁

(1. 北京工业大学 信息学部, 北京 100124; 2. 北京工业大学  
计算智能与智能系统北京市重点实验室, 北京 100124)

**摘要:** 基于内发动机机制,为移动机器人建立一种新的路径规划方法. 将已有内发动机机制中基于状态的好奇心函数扩展为基于动作的好奇心函数,并建立相应的动作选择机制,更符合生物可解释性. 设计障碍物分布环境下的移动机器人状态能量函数,用于决定学习的方向. 实验结果表明,所建立的方法能够有效地帮助机器人学习环境知识,实现不同初始状态下的避障导航任务. 同时,能量函数的设计不依赖于具体环境,即使目标点发生改变,机器人也能通过重新学习到达目标,体现出方法的高度自主性和非任务性.

**关键词:** 内发动机; 路径规划; 移动机器人; 操作条件反射

中图分类号: TP242

文献标志码: A

## Mobile robot autonomous path planning method based on intrinsic motivation mechanism

ZHANG Xiao-ping<sup>†</sup>, RUAN Xiao-gang, XIAO Yao, SIE Quattara, CHAI Jie

(1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China; 2. Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** Based on the intrinsic motivation mechanism, this paper builds up a new kind of path planning method. The curiosity function existing in such a mechanism is extended from state-based to motion-based, and the corresponding motion choosing mechanism is designed, which is more biologically explicable. The energy function of the mobile robot under the environment with obstacles is designed, which is used to decide the learning direction. Simulation results show that the proposed path planning method can help the robot learn its environment, and achieve obstacle-free navigation from any start position. What is more, the energy function is environment independent, and even though the target position changes, the robot can still complete the tasks through relearning, which proves that the proposed method is with high autonomy and not task specific.

**Keywords:** intrinsic motivation; path planning; mobile robot; operant conditioning

## 0 引言

移动机器人是一类能够通过传感器感知周身环境,并通过自主运动完成特定任务的智能系统. 其中,路径规划问题是移动机器人研究的核心内容之一,目标是实现机器人从起点到终点的无碰撞运动<sup>[1]</sup>,自20世纪70年代起至今已取得大量研究成果<sup>[2]</sup>. 传统的路径规划方法如模拟退火算法<sup>[3]</sup>、人工势场算法<sup>[4]</sup>等往往存在环境建模难的问题. 基于图形学的方法,如可视图空间法<sup>[5]</sup>、栅格法<sup>[6]</sup>等为路径规划提供了

基本的环境建模方法,但普遍存在搜索能力不足的问题,需要结合其他搜索算法. 复杂动态环境下的路径规划方法多基于智能仿生算法,如蚁群算法<sup>[7]</sup>、神经网络算法<sup>[8]</sup>、遗传算法<sup>[9]</sup>和粒子群算法<sup>[10]</sup>等,但同样存在或易陷入局部最优、或泛化能力低、或运算效率低等问题. 可见,移动机器人路径规划问题还有待进一步研究,为移动机器人建立自主的、自学习的路径规划方法具有重要的理论意义和实用价值.

内发动机是心理学的一个重要概念,主要涉及自

收稿日期: 2017-05-19; 修回日期: 2017-11-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61375086); 北京市自然科学基金项目(4174083); 北京市自然科学基金项目/北京市教育委员会科技计划重点项目(KZ201610005010).

责任编委: 刘民.

作者简介: 张晓平(1991—),女,博士生,从事人工智能与机器人的研究; 阮晓钢(1958—),男,教授,博士生导师,从事机器人、自动控制与人工智能等研究.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: zhangxiaoping369@163.com

发探索和好奇心<sup>[11]</sup>. 内发动机源于智能体对自身内在目标和目的的追求,被认为是智能体探索和学习原动力. Barto等<sup>[12]</sup>在强化学习的框架基础上完成了内发动机的计算实现,并对其方案的可行性给出了解释,从而开启了内发动机在机器学习和机器人中的应用. Oudeyer等<sup>[13]</sup>在内发动机研究方面取得了一系列研究成果,结合发育心理学、神经科学、发育机器人学等相关知识,提出了一种自主心智发育内发动机系统——智能自适应好奇心IAC,成功地使机器人模拟了婴儿的操作行为,表现出类似婴儿发育的过程;于2007年对内发动机的含义进行分类,对不同内发动机的计算实现进行了描述<sup>[14]</sup>;2010年,在内部动机建模中引入模拟人类神经系统髓鞘化过程的函数,将其与自适应目标生成算法相结合,提出了一种名为McSAGG (Maturationally-constrained self-adaptive goal generation)的新系统模型,应用于仿真机器人手臂探索和控制任务,取得了满意的结果<sup>[15]</sup>;2014年,将内发动机学习与模仿学习相结合,提出了一种名为SGIM-D(Socially guided intrinsic motivation by demonstration)的算法结构,可实现机器人高维连续感知运动反向模型的有效学习<sup>[16]</sup>.

1938年,Skinner<sup>[17]</sup>提出了操作条件反射的概念,因其蕴含着动物行为学习的本质,被广泛应用于机器人认知学习过程中<sup>[18-19]</sup>. 2016年,阮晓钢等<sup>[20-21]</sup>将操作条件反射与内发动机机制相结合,成功建立了斯金纳鸽子及两轮自平衡机器人的人工感知运动系统,并就内发动机机制指导下智能体的学习优势进行了理论分析并实验证明. 然而,以上工作中感知运动系统的学习目标更多的是一种对身体技能的学习,如鸽子不断啄取红色按键或机器人保持身体平衡,均属于比较底层或低级的学习.

为进一步显示内发动机机制下学习的有效性和普适性,本文在以上工作的基础上,对内发动机中基于状态的好奇心函数进行改进,扩展为基于动作的好奇心函数,并建立了相应的动作选择机制,使其更符合生物可解释性. 同时,针对障碍物分布环境下的路径规划问题,为移动机器人设计了状态能量函数,用于决定其学习方向. 对机器人的仿真模拟实验表明了所提出方法的有效性,实验中,机器人体现出一种学习的特性,在学习完成后能够以任意初始状态到达目标点,并且所设计的能量函数不依赖于目标点与障碍物的具体位置,即使环境发生变化,机器人也能够通过重新学习完成任务,体现出高度的自主性和非任务性.

移动机器人自主路径规划是一种对于高层策略、而非基本技能的学习,体现的是对于高级技能的学习能力. 在内发动机机制下为移动机器人建立一种自主路径规划方法,一方面进一步验证了内发动机机制对高级策略的学习能力,另一方面也为机器人路径规划研究提供了新的思路.

## 1 自治移动机器人及其实验环境

本文实验对象为一个轮式圆形机器人,半径 $r = 0.1\text{ m}$ ,运动线速度 $v = 0.1\text{ m/s}$ ,机器人通过左右两轮差动驱动行走,可实现任意角度的转向. 机身前方均匀分布着5个声呐传感器,用于探测与障碍物之间的距离,测量范围 $1.5\text{ m} \sim 5\text{ m}$ . 实验中,机器人置身于 $5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 的自由环境,运动目标为一个红色三角形,同时在机器人与目标点之间设置有10个蓝色障碍物,机器人需要通过学习穿过障碍物到达目标点.

首先,针对仿真环境需要建立移动机器人的运动学模型. 如图1所示,定义机器人方向角为其正方向与 $x$ 轴之间的夹角,逆时针为正. 假定机器人的运动方式为先转动 $\Delta\theta$ ,后以线速度 $v$ 直线行走,期间采样时间为 $t_s$ ,设 $t$ 时刻和 $t+1$ 时刻机器人的方向角和位置分别为 $(\theta_o, x_o, y_o)$ 和 $(\theta_n, x_n, y_n)$ ,则机器人运动学模型可表示为

$$\begin{cases} \theta_n = \theta_o + \Delta\theta, \\ x_n = x_o + vt_s \cos \theta_n, \\ y_n = y_o + vt_s \sin \theta_n, \end{cases} \quad (1)$$

其中期望转动角度 $\Delta\theta$ 可通过控制机器人左右轮速 $v_L$ 和 $v_R$ 得以实现.

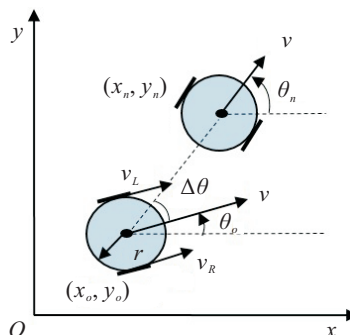


图1 机器人运动学模型

## 2 内发动机路径规划方法

本文内发动机机制下,机器人自主路径规划方法具体设计如下.

Step 1:感知运动状态设置. 首先需要对机器人可感知状态进行定义,针对移动式机器人,其状态由位置和方向角两个因素构成,具体表示为 $(\theta, x, y)$ . 位置状态数用 $n_{\text{pos}}$ 表示,方向角状态数用 $n_{\text{ang}}$ 表示,则机

机器人总状态数为  $n_s = n_{\text{pos}} \times n_{\text{ang}}$ , 状态集可表示为  $S = \{s_i | i = 1, 2, \dots, n_s\}$ .

**Step 2:** 感知运动动作设置. 定义机器人可执行动作集, 机器人行驶过程中, 设定其线速度恒定, 需要执行的操作是机器人的转动角度  $\Delta\theta$ , 整个动作集表示为  $M = \{m_j | j = 1, 2, \dots, n_m\}$ ,  $n_m$  为所有可执行动作数.

**Step 3:** 感知运动取向性映射设置. 取向性是内发动机因素之一, 本文可理解为机器人在不同状态下对不同动作的喜好程度. 机器人在第  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, n_s$ ) 个状态下对第  $j$  ( $j = 1, 2, \dots, n_m$ ) 个动作的取向性用  $o_{ij}$  表示, 则所有的取向性可用一个矩阵表示, 称为取向性映射矩阵:  $O = [o_{ij}]_{n_s \times n_m}$ .

从仿生角度出发, 取向性一般满足: 某一状态下, 若智能体对其中一动作的取向性增加, 则对其他动作的取向性会相应减小, 同样地, 若机器人对某一动作的取向性减小, 则对其他动作的取向性会相应增加. 简单起见, 设定任意状态下, 机器人对所有动作的取向性总和一定, 为  $\sum_{j=1}^{n_m} o_{ij} = 1$ , 且  $0 \leq o_{ij} \leq 1$ .

**Step 4:** 感知运动映射学习次数设置. 学习过程中, 某一时刻机器人在状态  $s_i$  下选择了动作  $m_j$ , 认为发生一次状态  $s_i$  到动作  $m_j$  的感知运动映射学习, 将状态  $s_i$  下到动作  $m_j$  的映射次数用  $n_{ij}$  表示, 则整个感知运动映射学习次数矩阵可表示为  $N = [n_{ij}]_{n_s \times n_m}$ .

**Step 5:** 感知运动好奇心设置. 好奇心是内发动机机制下的另一个重要因素, 将文献 [20-21] 中基于状态的好奇心  $c_i$  扩展为基于动作的好奇心  $c_{ij}$ , 整个好奇心集可表示为  $C = [c_{ij}]_{n_s \times n_m}$ , 好奇心函数表示为

$$c_{ij} = \frac{1}{1 + e^{k \times (n_{ij} - c)}}, \quad (2)$$

其中  $k$  和  $c$  为好奇心参数. 智能体在不同状态下对不同动作具有不同的好奇心, 在不同状态下, 智能体总是以不同的好奇心去探索不同的动作, 以尽可能获得最优策略. 智能体在某一状态下对某一动作学习的次数越多, 该状态下对该动作的好奇心越低, 相较于基于状态的好奇心, 基于动作的好奇心设置更符合生物可解释性.

**Step 6:** 定义状态能量函数  $V$ . 状态能量值用于评价机器人所处状态的理想程度以决定学习的方向, 若状态越理想, 则对应的能量函数值越大; 若状态越差, 则能量函数值越小. 针对机器人避障导航任务, 机器人越接近目标, 状态越理想, 希望其能量函数值越高; 越接近障碍物, 状态越差, 能量函数值越低. 基于此,

本文为机器人设计的能量函数表示如下:

$$V(t) = (v_1 - v_2 \times d_g^2(t)) - v_3 \times e^{v_4 - v_5 \times d_o(t)}. \quad (3)$$

其中:  $d_g$  为机器人与目标之间的距离,  $d_k$  ( $k = 1, 2, \dots, n_o$ ) 为机器人距离第  $k$  个障碍物的距离,  $n_o$  为环境中障碍物的数量,  $d_o = \min(d_1, d_2, \dots, d_{n_o})$  为机器人与障碍物之间的最小距离. 实际情况中,  $d_o$  可通过机器人所安装的传感器感知其周围环境具体获得. 从能量函数形式可以看出, 其值不依赖于目标点和障碍物具体位置, 而取决于机器人与其各自之间的距离, 因此机器人学习过程不依赖于具体环境, 是非特定任务的, 具有高度的自主性.

**Step 7:** 定义操作概率集. 操作概率用以决定动作的选择, 定义  $p_{ij}$  为状态  $s_i$  下选择动作  $m_j$  的操作概率, 有

$$p_{ij} = \sigma o_{ij} + (1 - \sigma) c_{ij}, \quad (4)$$

则操作概率集可定义为  $P = [p_{ij}]_{n_s \times n_m}$ .

$t$  时刻, 机器人处于状态  $s_i(t)$ , 其中某一动作  $m_k$  随机引起了机器人的好奇心, 智能体对该动作的好奇心值  $c_{ik}$ , 对于没有引起机器人好奇心的动作, 其好奇心值为 0. 针对扩展后的好奇心函数, 本文内发动机机制下机器人动作选择策略为 Winner-take-all<sup>[22]</sup>, 即选择当前状态下操作概率值最大的动作.  $0 < \sigma < 1$  为操作概率参数, 用来决定好奇心和取向性对动作选择的影响作用,  $\sigma$  值越大, 取向性作用越大, 此时智能体探索阶段短, 能够快速进入开发阶段, 但不利于最优策略的寻找;  $\sigma$  值越小, 好奇心作用越大, 智能体对动作空间的探索越全面, 但收敛速度慢. 探索 (Exploration) 与开发 (Exploitation) 的平衡问题是很多智能学习系统共同面临的问题, 本文所设计的动作选择策略能够有效实现探索到开发的平滑过渡, 提高了方法的自主性. 同时, 同样采用 Winner-take-all 方法选择动作, 内发动机机制下好奇心的引入能够保证智能体对动作空间的有效探索, 进而更大程度上获得最优策略.

**Step 8:** 感知运动取向性学习. 机器人对动作的取向性学习主要是基于斯金纳操作条件反射原理, 学习过程具体为:  $t$  时刻, 机器人感知其所属状态  $s_i$ , 计算当前能量函数值  $V(t)$ , 在内发动机机制下选择某一动作, 设为  $m_j$ ,  $t + 1$  时刻状态发生转变, 同时获得新的能量函数值  $V(t + 1)$ . 如果  $V(t + 1) > V(t)$ , 即能量函数值增加, 则表明机器人状态更加理想, 说明在状态  $s_i$  下选择动作  $m_j$  是优的, 那么  $t + 1$  时刻机器人

在状态  $s_i$  下对动作  $m_j$  的取向性  $o_{ij}(t+1)$  应该增加; 同样地, 如果  $V(t+1) < V(t)$ , 即能量函数值减小, 则说明机器人远离目标或太接近障碍物,  $t+1$  时刻  $o_{ij}(t+1)$  应该减小. 斯金纳操作条件反射是斯金纳在动物行为学习过程中发现并总结的, 符合动物学习的本质. 本文机器人取向性映射矩阵学习策略<sup>[21]</sup>如下: 如果  $V(t+1) > V(t)$ , 则有

$$\begin{cases} o_{ij}(t+1) = \frac{o_{ij}(t) + o_{ij}(t) \times (1 - e^{\eta \times (V(t) - V(t+1))})}{1 + o_{ij}(t) \times (1 - e^{\eta \times (V(t) - V(t+1))})}, \\ o_{ij'}(t+1) = \frac{o_{ij'}(t)}{1 + o_{ij}(t) \times (1 - e^{\eta \times (V(t) - V(t+1))})}. \end{cases} \quad (5)$$

如果  $V(t+1) = V(t)$ , 则有

$$\begin{cases} o_{ij}(t+1) = o_{ij}(t), \\ o_{ij'}(t+1) = o_{ij'}(t). \end{cases} \quad (6)$$

如果  $V(t+1) < V(t)$ , 则有

$$\begin{cases} o_{ij}(t+1) = \frac{o_{ij}(t) - o_{ij}(t) \times (1 - e^{\eta \times (V(t+1) - V(t))})}{1 - o_{ij}(t) \times (1 - e^{\eta \times (V(t+1) - V(t))})}, \\ o_{ij'}(t+1) = \frac{o_{ij'}(t)}{1 - o_{ij}(t) \times (1 - e^{\eta \times (V(t+1) - V(t))})}. \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $0 < \eta < 1$  为取向性学习参数,  $o_{ij'}$  为状态  $s_i$  下动作集合中除动作  $m_j$  之外其他任意动作对应的取向性.

Step 9: 不断学习直至达到学习结束条件.

### 3 实验分析

#### 3.1 实验设置

1) 感知运动状态划分. 针对机器人的位置状态, 对其进行区域化划分, 具体为从零点开始向  $x$  轴和  $y$  轴正方向分别每隔 0.25 m 作为一个状态单位, 所以机器人共有  $n_{\text{pos}} = 20 \times 20 = 400$  个位置状态. 对机器人方向角的划分如表 1 所示, 共有  $n_{\text{ang}} = 12$  个方向角状态, 因此, 本实验中机器人共有  $n_s = n_{\text{pos}} \times n_{\text{ang}} = 4800$  个可感知状态.

2) 感知运动过程中可转动角度动作设置为  $M = \{-60^\circ, -30^\circ, 0^\circ, 30^\circ, 60^\circ\}$ ,  $n_m = 5$ .

3) 初始时刻, 机器人没有任何先验知识, 感知运动取向性映射矩阵为  $O = [1/n_m]_{n_s \times n_m}$ , 感知运动映射学习次数矩阵为  $N = [0]_{n_s \times n_m}$ , 之后每当感知运动映射  $s_i \rightarrow m_j$  被学习一次,  $n_{ij} = n_{ij} + 1$ .

4) 能量函数参数为  $v_1 = 20$ ,  $v_2 = 0.3$ ,  $v_3 = 0.2$ ,  $v_4 = 5$ ,  $v_5 = 12$ , 此参数设置下机器人能量函数如图 2

所示. 由图 2 可见, 在障碍物附近, 机器人能量函数值很低为负, 在远离障碍物区域, 越接近目标点, 能量函数值越高. 在该能量函数下, 将机器人置于未知环境中, 机器人可以在没有任何先验知识的情况下, 仅通过自身传感器感知周身环境进行学习从而完成任务.

表 1 机器人方向角划分

状态	$\theta/(\circ)$
1	[-180, -150]
2	[-150, -120]
3	[-120, -90]
4	[-90, -60]
5	[-60, -30]
6	[-30, 0]
7	[0, 30]
8	[30, 60]
9	[60, 90]
10	[90, 120]
11	[120, 150]
12	[150, 180]

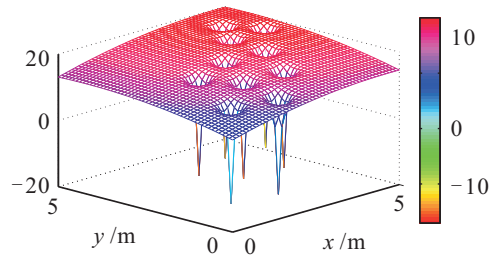


图 2 机器人能量

5) 实验中, 其他各相关参数具体设置为: 好奇心参数  $k = 0.5$ ,  $c = 1$ , 操作概率参数  $\sigma = 0.7$ , 取向性学习参数  $\eta = 0.1$ , 采样时间取  $t_s = 1$  s.

#### 3.2 结果分析

##### 3.2.1 自由学习

为使机器人充分认识环境, 首先令机器人进行自由学习, 即在没有障碍物碰撞的情况下自由运动. 为清楚显示机器人的学习过程, 在此设置轮次学习, 每轮学习 5000 步停止, 之后在前一轮次的学习基础上继续新一轮次的学习. 图 3 为第 1 轮、第 6 轮和第 20 轮学习结果. 可以看出, 在第 1 轮学习开始阶段, 机器人由于没有任何环境知识, 整个运动过程呈现出一种无组织的游荡状态, 不断尝试不同的感知运动映射, 运动范围基本覆盖整个活动空间. 随着学习的进行, 在第 6 轮学习中, 机器人体现出对环境的初步认识, 其活动范围开始集中在目标点附近即能量函数值较高区域, 但依然会对环境进行一定程度的尝试. 进入第 20 轮学习, 可以看出机器人能够很快趋向目标并停留在目标点附近. 机器人在不同轮次中的运动图体现出机器人对环境的渐近认识和对动作决策的学习能力.

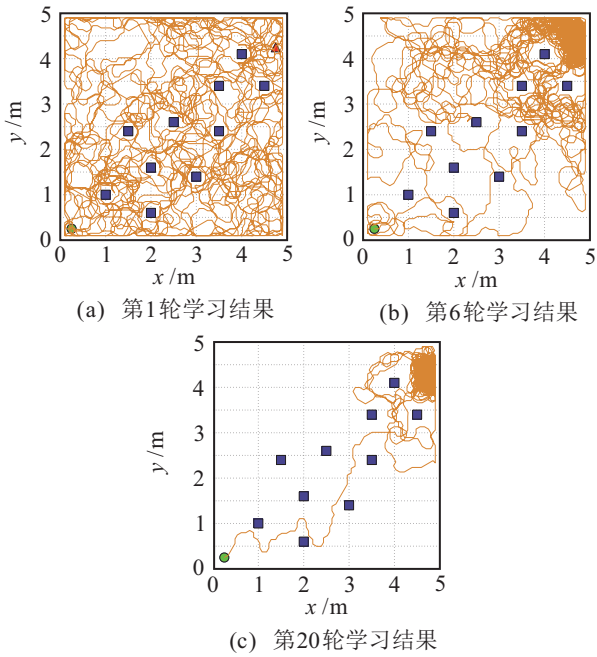


图3 自由学习运动

熵是衡量一个系统自学习及自组织能力的标准之一,其值越大,表明系统越无序,熵值的下降表明系统对知识的积累及其自组织程度的增加.为进一步体现机器人的学习能力,本文基于机器人的取向性定义其系统熵,具体为

$$E(t) = - \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_m} o_{ij}(t) \log_2 o_{ij}(t). \quad (8)$$

重复自由学习10次,每次均学习20轮,对10次学习中每轮学习完成后机器人的熵值进行统计平均,结果如图4所示.可以看出,随着学习轮次的进行,系统熵在不断下降,再次证明机器人的学习过程.

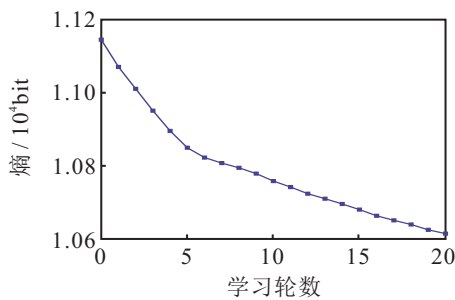


图4 系统熵曲线

### 3.2.2 避障导航任务

自由学习结束后,机器人已经对环境有了较为充分的认识,此时进行避障导航任务.该任务下,一旦机器人运动到目标点,则该轮学习结束.图5为机器人通过学习获得的两条不同路径,分别运行88步和71步.不同路径的获得是机器人对不同策略探索的结果,体现出本文方法的学习本质.另一方面,本文方法下的路径并非仅仅是对环境信息进行计算获得,而是建立在对机器人真实运动的模拟之上,是一种在线学

习方法,更符合实际情况,因此仿真过程受到机器人运动学模型、机器人速度设定、采样时间设定及碰撞距离设定等多方面因素的影响,或造成路径的不平滑.由图5(b)可见,机器人习得的该条路径近似传统意义上的最优路径,在当前设置下,可认为方法是有效的.

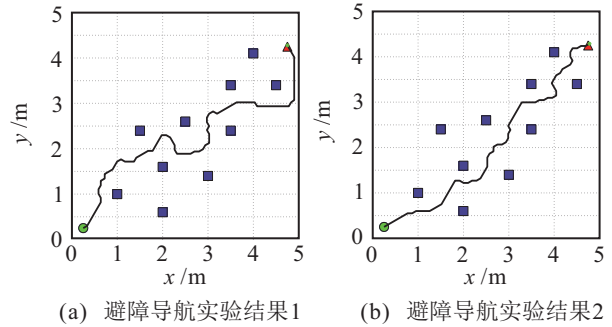


图5 避障导航任务

### 3.2.3 更改初始位置测试

为表明机器人对环境的学习能力,在学习结束后,改变机器人的初始状态,查看机器人的学习结果.为加大实验难度,重置后的机器人均位于障碍物之间,且初始朝向角度均为0°,即尽量避免朝向目标.图6为初始位置分别为[1.5, 1]、[2, 2.5]和[3, 2]的学习结果,分别运行59步、43步和34步.由图6可见,即使位于不同的初始位置,机器人依旧能够根据已经习得的知识寻找到一条到达目标的近似最优路径,体现出学习方法的自主能力.

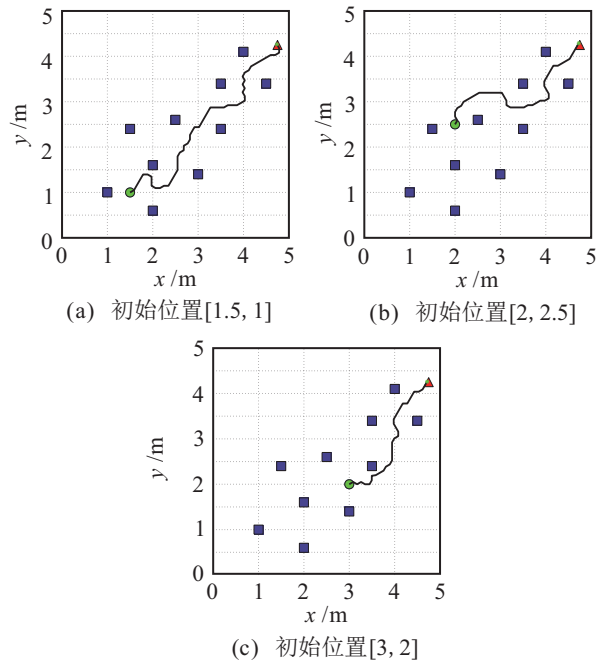


图6 更改初始位置实验结果

### 3.2.4 更改目标点位置测试

机器人能量函数是基于机器人与目标点和障碍物距离所定义的,与目标及障碍物具体位置无关,为

表明这一点,本文对更改目标点位置后的环境进行测试,结果如图7所示。由实验结果可见,即使更改目标点位置,机器人依然能够通过学习完成目标任务,体现了方法的非任务性。

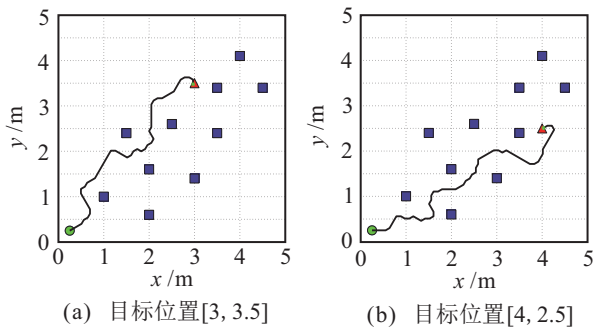


图7 更改目标点位置实验结果

## 4 结论

本文在内发动机机制的指导下,为移动机器人建立起一种新的路径规划方法,能够使机器人通过学习对环境建立认识,从而穿过障碍物到达目标点。实验结果表明,所提出的方法不依赖于具体环境,具有高度的自主性和非任务性,验证了内发动机机制在智能体高层认知方面具有可行性和有效性,可用于机器人路径规划方法研究中。

目前,所提出的方法仍然存在一定的局限性,如依赖能量函数的设计,好的能量函数能够帮助机器人进行有效学习,然而,当机器人面对更加复杂的环境时,能量函数的设计也变得更加复杂,此时自主能量函数的设计变得非常必要,这也将是本文下一步的研究目标。

## 参考文献(References)

- [1] 席裕庚,张纯刚.一类动态不确定环境下机器人的滚动路径规划[J].自动化学报,2002,28(2):161-175.  
(Xi Y G, Zhang C G. Rolling path planning of mobile robot in a kind of dynamic uncertain environment[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(2): 161-175.)
- [2] 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 D Q, Yan M Z. Survey on technology of mobile robot path planning[J]. Control and Decision, 2010, 25(7): 961-967.)
- [3] Hayat S, Kausar Z. Mobile robot path planning for circular shaped obstacles using simulated annealing[C]. International Conference on Control, Automation and Robotics. Singapore: IEEE, 2015: 69-73.
- [4] Wang B, Zhang J X, Hou Z X. Path planning for intelligent vehicle based on artificial potential field method[J]. J of Chongqing University of Technology: Natural Science, 2015, 29(6): 107-111.
- [5] 杨淮清,肖兴贵,姚栋.一种基于可视图法的机器人全局路径规划算法[J].沈阳工业大学学报,2009,31(2): 225-229.  
(Yang H Q, Xiao X G, Yao D. A V-graph based global path planning algorithm for mobile robot[J]. J of Shenyang University of Technology, 2009, 31(2): 225-229.)
- [6] Lei Z, Fan J Z, Jie Z, et al. Global path planning and local obstacle avoidance of searching robot in mine disasters based on grid method[J]. J of Central South University, 2011, 42(11): 3421-3428.
- [7] Wen C, Deng Y. Global path planning of multi-robot fish based on adaptive ant colony algorithm in dynamic environment[C]. The 4th Int Conf on Renewable Energy and Environment Technology. Shenzhen: Atlantis, 2017, 112: 74-78.
- [8] Ni J, Wu L, Shi P, et al. A dynamic bioinspired neural network based real-time path planning method for autonomous underwater vehicles[J]. Computational Intelligence & Neuroscience, 2017: 9269742.
- [9] Taharwa I A, Sheta A, Weshah M A. A mobile robot path planning using genetic algorithm in static environment[J]. J of Computer Science, 2008, 4(4): 341-344.
- [10] 邓高峰,张雪萍,刘彦萍.一种障碍物环境下机器人路径规划的蚁群粒子群算法[J].控制理论与应用,2009,26(8):879-883.  
(Deng G F, Zhang X P, Liu Y P. Ant colony optimization and particle swarm optimization for robot-path planning in obstacle environment[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(8): 879-883.)
- [11] Di D S, Ryan R M. The emerging neuroscience of intrinsic motivation: A new frontier in self-determination research[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2017, 11(145): 1-14.
- [12] Barto A G, Singh S, Chentanez N. Intrinsically motivated learning of hierarchical collections of skills[C]. Int Conf on Developmental Learning(ICDL). Cambridge MIT, 2004: 112-119.
- [13] Oudeyer P Y, Kaplan F, Hafner V V. Intrinsic motivation systems for autonomous mental development[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2007, 11(2): 265-286.
- [14] Oudeyer P Y, Kaplan F. What is intrinsic motivation? A typology of computational approaches[J]. Frontiers in neurobotics, 2009, 1(6): 1-14.
- [15] Baranes A, Oudeyer P Y. Maturationally-constrained competence-based intrinsically motivated learning[C]. Int Conf on Development and Learning. Michigan: IEEE, 2010: 197-203.
- [16] Oudeyer P Y. Socially guided intrinsic motivation for robot learning of motor skills[J]. Autonomous Robots, 2014, 36(3): 273-294.
- [17] Skinner B F. The behavior of organisms: An experimental analysis[J]. New York: D Appleton-Century Company, 1938, 186(1): 43-50.
- [18] Cai J X, Sun X, Ma H R, et al. Research autonomous motion control for snake robot based on bionic learning strategy[C]. Proc of Int Conf on Modelling, Identification

- & Control. Wuhan: IEEE, 2012: 826-831.
- [19] Cyr A, Boukadoum M, Thériault F. Operant conditioning: A minimal components requirement in artificial spiking neurons designed for bio-inspired robot's controller[J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2014, 8(21): 1-13.
- [20] 阮晓钢, 张晓平, 武璇, 等. 基于学习自动机的具有内发动机的感知运动系统的建立[J]. *控制与决策*, 2016, 31(2): 303-309.  
(Ruan X G, Zhang X P, Wu X, et al. Establishment of a sensorimotor system with mechanism of intrinsic motivation based on the learning automaton[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(2): 303-309.)
- [21] 张晓平, 阮晓钢, 肖尧, 等. 两轮机器人具有内发动机机制的感知运动系统的建立[J]. *自动化学报*, 2016, 42(8): 1175-1184.  
(Zhang X P, Ruan X G, Xiao Y, et al. Establishment of a two-wheeled robot's sensorimotor system with mechanism of intrinsic motivation[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(8): 1175-1184.)
- [22] 黄静, 阮晓钢, 于乃功, 等. 具有操作条件反射机能的人工感觉运动系统[J]. *控制理论与应用*, 2015, 32(5): 674-681.  
(Huang J, Ruan X G, Yu N G, et al. Artificial sensorimotor system with operant conditioning function[J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(5): 674-681.)
- (责任编辑: 郑晓蕾)

## 第31届中国控制与决策会议(2019 CCDC)征文通知

第31届中国控制与决策会议(2019CCDC)将于2019年6月3日~5日在中国南昌举行. 会议由东北大学和中国自动化学会信息物理系统控制与决策专业委员会主办, 华东交通大学承办.

第31届中国控制与决策会议论文集中的英文论文将进入IEEE Xplore Data Base, 被EI检索.

第31届中国控制与决策会议将涉及理论与应用两方面, 主要涵盖系统、控制与决策相关课题. 征文范围如下:

**控制理论与工程:** 智能控制、计算与优化; 故障诊断与自愈控制; 模式识别与深度学习; 信息物理系统的分析与控制; 信号处理与信息融合; 最优控制与最优化; 复杂系统与复杂网络; 线性系统理论与应用; 系统辨识与参数估计; 非线性系统理论与应用; 混杂系统与离散事件系统; 空间飞行器控制; 随机系统; 分布参数系统控制; 网络集群与网络化控制; 多智能体系统与协同控制; 传感器网络与物联网; 鲁棒控制; 过程控制与预测控制; 专家系统、模糊系统与模糊控制; 运动控制; 控制工程教育; 数据驱动控制; 纳米自动化与装配; 自适应控制与学习控制; 变结构控制; 先进传感技术与仪器仪表; 控制系统信息安全; 生物系统的建模、控制与仿真; 无人系统自动控制; 微机电系统.

**决策理论与系统:** 决策理论与方法; 生产计划与调度; 管控一体化; 管理信息系统与企业信息化; 供应链与物流的管理; 知识工程与数据挖掘; 大数据与知识自动化; 经济控制论与社会经济系统; 对策论与社会网络; 智能制造与工业智能; 电动车辆与智能交通; 新能源管理与控制系统节能技术; 智能电网.

**机器人系统:** 机器人控制; 移动机器人; 微机器人与微操作; 工业机器人; 图像处理与机器人视觉; 多足机器人系统; 搜寻、援救与野外机器人; 机器人传感与数据融合; 医用机器人与生物机器人; 空间与水下机器人; 遥控机器人.

会议程序委员会热情欢迎业内专家以会议为平台, 针对国际控制与决策领域前沿热点方向、科研学者普遍关心的话题, 组织“邀请分会”、“特别专题”、“专家论坛”、“高峰论坛”等学术研讨活动, 会议将提供优质的平台服务. 拟组织者请在2018年10月31日前与大会秘书处(secretary\_ccdc@ise.neu.edu.cn)联系并提交组织建议书.

会议投稿者请于2018年10月31日前提交全文. 请登录<http://www.ccdc.neu.edu.cn>网址了解具体的相关事宜并投稿. 同时也可以通过E-mail向大会秘书处(secretary\_ccdc@ise.neu.edu.cn)咨询.

中国控制与决策会议秘书处