

基于多 LCS 和人工势场法的机器人行为控制

邵 杰 杨静宇

(南京理工大学计算机学院 南京 210094)

摘 要 基于遗传算法的早熟收敛、局部最优解、占据较大的存储空间等缺陷,提出了一种基于多 LCS 和人工势场法的机器人行为控制方法,设计了特殊的适应度函数。不同算法的仿真实验结果表明多 LCS 和人工势场法相结合用于机器人行为控制是收敛的,很大程度上改善了遗传算法的早熟收敛和收敛速度慢等问题。

关键词 行为控制,机器人,学习分类器,覆盖算法,人工势场法

中图法分类号 TP242 **文献标识码** A

Robot Behavior Control Based on Multi-LCS and the Artificial Potential Field

SHAO Jie YANG Jing-yu

(School of Computer Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract Due to premature convergence, local optimal solution, accounting for a larger storage space and other shortcomings of genetic algorithms, a simulated control system for robot was designed by using distributed learning classifier system and Artificial potential fields to perform complex behaviors. A set of enhanced solutions of cover detectors problem was suggested and compared with each other in order to make the simulated robot more effective in choosing the appropriate behavior and improving the performance of the robot.

Keywords Behaviors control, Robot, Learning classifier system(LCS), Covering process, Artificial potential fields

基于行为的移动机器人自主导航控制方法由 Brooks 在他著名的包容式结构中建立,将机器人自主导航控制采用类似动物进化的自底向上的原理体系,把机器人导航问题分解为许多相对独立的行为单元。这些行为单元是一些由传感器和效应器组成的完整运动控制单元,具有相应的导航功能,各行单元所采用的行为方式各不相同,这些单元通过相互协调来完成自主导航任务^[1-3]。

基于行为的移动机器人自主导航问题提出至今已有众多学者做了多年的深入研究,特别是在基于遗传算法方面产生了大量研究成果^[4-6]。但遗传算法的早熟收敛、局部最优解、占据较大的存储空间等缺陷依然存在。

本文提出的基于多 LCS 和人工势场法的移动机器人行为自主导航方法,集成了信用分配的强化学习机制和基于遗传算法(GA)的规则发现算法,通过对环境的学习和反馈、人工势场法的目标对机器人的吸引力以及障碍物对机器人的排斥力形成运动规划,从而解决移动机器人行为的自主导航。仿真实验结果也表明基于多 LCS 的移动机器人行为自主导航是非常高效的,并在很大程度上改善了遗传算法的早熟收敛、局部最优解、占据较大的存储空间等缺陷。

1 相关技术原理

1.1 基于多 LCS 的移动机器人行为控制系统

多 LCS 模拟控制系统采用三层结构的分布式 LCS 系统,

通过每层不同的 LCS 具体负责机器人的不同行为,如图 1 所示。

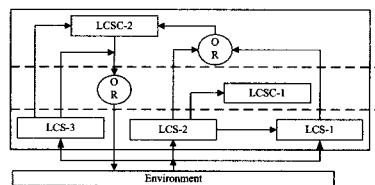


图 1 多 LCS 模拟控制系统的三层结构

底层的 LCS1, LCS2 和 LCS3 分别负责实施机器人的 follow_wall, avoid_obstacle, move_to_goal 行为。中层的 LCSC1 为机器人行为协调开关,上层的 LCSC2 根据信息条件选择机器人最终要执行的动作。

1.2 基于人工势场法的机器人行为

基于人工势场法的目标对机器人的吸引力以及障碍物对机器人的排斥力,在此考虑将方向角和速度作为行为变量来描述机器人的 3 种基本行为。

1.2.1 avoid_obstacle 行为策略

机器人的传感器是由 16 个声呐组成的一个圆形声呐阵列,如图 2 所示。圆形声呐阵列参数: d_i 为声呐 S_i 的输出, θ 和 v 表示机器人 avoid_obstacle 行为的输出,其中 θ 表示机器人下一步的运动方向, v 表示机器人下一步的速度。

基于势场的 avoid_obstacle 行为策略激活条件如下:

到稿日期:2010-02-05 返修日期:2010-04-26 本文受国家自然科学基金项目(60705020),面向移动机器人环境感知的主动学习研究资助。

邵 杰(1966—),男,博士生,副教授,主要研究方向为多机器人系统关键技术;杨静宇(1941—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、智能机器人。

$$\theta = \begin{cases} \phi, & (L=M_{\min}) \cap (R=M_{\min}) \\ \theta_0, & L \leq R \\ -\theta_0, & L > R \end{cases} \quad (1)$$

$$v = \begin{cases} \phi, & (L=M_{\min}) \cap (R=M_{\min}) \\ 0, & (L > M_{\max}) \cup (R > M_{\max}) \\ v_{\max}, & \text{others} \end{cases} \quad (2)$$

式中,参数 ϕ 表示机器人 avoid_obstacle 行为的输出为空,不抑制 move_to_goal 行为的输出; θ_0 表示机器人下一步中可以转动的角度的大小; R 和 L 表示机器人当前位置上左右两边障碍物的逼近程度; $v_{\max}$ 为机器人的最大速度。

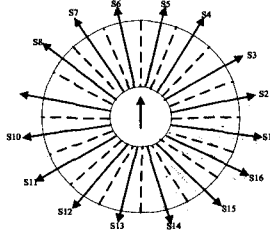


图2 声呐阵列布置图

由于机器人在导航过程中,不同方向上的障碍物对机器人的威胁程度是不同的,因此我们采用文献[7]提出的对不同方向上的障碍物作不同的考虑,突出正前方障碍的方法。

$$R = \sum_{i=1}^5 \frac{|\cos \alpha_i|}{(d_{s_i} + m_0)} \quad (3)$$

$$L = \sum_{i=6}^{10} \frac{|\cos \alpha_i|}{(d_{s_i} + m_0)} \quad (4)$$

$$M_{\min} = \sum_{i=1}^5 \frac{|\cos \alpha_i|}{(d_{\text{range}} + m_0)} = \sum_{i=6}^{10} \frac{|\cos \alpha_i|}{(d_{\text{range}} + m_0)} \quad (5)$$

$$M_{\max} = \frac{1}{(v_{\max} t + m_0)}$$

式中, α_i 为第 i 个声呐在机器人局部坐标系中的方向角,当 $S_i > 0$ 时, d_{s_i} 就是 S_i 的输出,若 S_i 没有探测到障碍物, d_{s_i} 取声呐的探测范围; d_{range} 为声呐的探测范围。 $m_0 > 0$ 是裕量常数; t 为机器人每两步之间的时间间隔。

1.2.2 follow_wall 行为策略

在机器人导航过程中,当检测到机器人进入局部极小后,引入 follow_wall 行为策略,使机器人在只有局部环境信息的条件下,沿着障碍物的边界运动,迅速摆脱局部极小。现采用文献[7]改进的 follow_wall 行为策略,将 follow_wall 行为策略分为 follow_left_wall 行为和 follow_right_wall 行为。激活条件如下:

$$\arg\left(\frac{G-P}{D}\right) > -\frac{3}{4}\pi \cap (d_1 > 0) \cap (d_2 > 0) \quad (6)$$

$$\arg\left(\frac{G-P}{D}\right) > \frac{3}{4}\pi \cap (d_9 > 0) \cap (d_{10} > 0) \quad (7)$$

$$\arg\left(\frac{G-P}{D}\right) \in \left(-\frac{3}{4}\pi, \frac{3}{4}\pi\right) \cap (d_5 < 0) \cap (d_6 < 0) \quad (8)$$

式中, $\arg(X)$ 表示向量 X 的幅角; G 为用向量表示的目标点的位置; P 为用向量表示的机器人的当前位置; D 为机器人的当前运动方向; d_i 为声呐 S_i 的读数, $d_i > 0$ 表明声呐 S_i 对应的方向上存在障碍物,否则声呐的输出 $d_i = -1$ 。

1.2.3 move_to_goal 行为策略

机器人到达自己的预定目标位置是移向目标行为,是机器人的自主行为。move_to_goal 目标行为是在 avoid_obsta-

cle 行为和 follow_wall 行为共同作用下实现的。在 move_to_goal 阶段,机器人在目标对机器人的吸引力和障碍物对机器人的排斥力的合力作用下,向目标位置行进,以使机器人与目标位置的距离最短。直至 avoid_obstacle 或 follow_wall 行为被激活,机器人进入 avoid_obstacle 或 follow_wall 行为状态。

1.3 学习分类器技术相关技术

LCS^[8-11] 是一个大量并行、消息传递以及基于规则的系统,其主要解决的问题是如何通过信用分配和基于遗传算法的规则发现和反馈机制对环境的学习不断产生出新的行为规则。系统主要由规则与消息系统、信用分配系统和基于 GA 的规则发现系统 3 部分组成。

1.3.1 规则及消息系统

规则及消息系统直接与环境发生作用,是一种基于规则的特殊产生式系统。可用 IF THEN 方式表示:IF <Condition> THEN <ACTION>, strength。系统由声呐传感器和效应器、分类器存储器、环境信息列表 4 部分组成,通过传感器接收环境信息,系统内部处理选择较优的行为动作,经效应器作用于环境。

1.3.2 信用分配系统

信用分配系统用于调整现有行为规则的权值使之反映出规则的适用程度,分类器的强度利用信用分配算法进行更新。在信用分配过程中,学习分类器对匹配规则集中未中标的规则、匹配规则集中中标获胜的规则、规则集中未匹配的规则采用不同的规则强度更新算法。

$$B_i(t) = \rho S_i(t) f_i \quad (9)$$

式中, $0 < \rho \leq 1$,为投标风险系数。 $S_i(t)$ 是当前规则的权值强度, $S_i(0) = 50$ 。 $B_i(t)$ 为规则参与投标的投标值。 f_i 表示规则参与投标的机会因子,表示该规则参与投标的力度, $0 \leq f_i \leq 1$ 。

$$f_i = \frac{l}{L} \quad (10)$$

式中, l 为规则条件部分中非“#”的位数, L 为规则条件部分的长度, $L = 16$ 。

规则强度的通用更新算法为:

$$S_i(t+1) = (1 - Tax_{life}) S_i(t) + R_i(t) - Tax_{bid} * B_i(t) \quad (11)$$

$$\begin{cases} Tax_{life} = 0, Tax_{bid} = 1, \text{ for winning rules} \\ Tax_{life} = 0, Tax_{bid} = 0, \text{ for non-winning rules in the} \\ R_i(t) = 0 \quad \text{matching pool} \\ Tax_{bid} = 0, 0 \leq Tax_{life} \leq 1, \text{ for non-matching rules} \end{cases}$$

式中, Tax_{life} 为规则的生存税,用以防止其权值强度人为地增长。 Tax_{bid} 为参与投标的规则需支付的投标税,用于调节分类器的强度。 $R_i(t)$ 为环境回报值。

1.3.3 规则发现系统

规则发现系统是依据覆盖算法和遗传算法产生新的规则,从而控制机器人的行为。遗传算法是将规则集中的所有规则作为遗传个体,每一规则的权值作为遗传算法的适应度函数,采用基本的遗传算子如交叉、变异进行遗传操作,通过进化得到新的规则。

遗传算法产生新规则的过程

Step1 选择规则集中强度最高的一对分类器。

Step2 信用分配算法每运行一段间隔时间,启动遗传算

法,运用选择、交叉、变异算子构造新的规则。

Step3 新的规则取代规则集中强度最弱的规则,并存入规则集中,以保持规则集大小的稳定性。

Step4 如果系统迭代次数未达到设定数值,返回 Step 1。

规则覆盖算法是 LCS 中所有规则的条件部分与环境信息无法匹配时被激活的。覆盖算法产生的新规则的条件部分与环境信息匹配,该规则淘汰规则集中强度最小的规则,存入规则集中。

规则覆盖算法执行过程

Step1 如果规则集中没有规则与环境信息匹配时,调用规则覆盖算法。

Step2 选择规则集中强度最小的分类器,其条件部分设定为环境输入信息。

Step3 新规则的动作部分随机选择。

Step4 新规则的强度为全部规则强度的平均值。

Step5 返回 Step1。

2 基于多 LCS 的移动机器人行为控制

2.1 规则编码

由于传感器的探测区域是 360° 方向的圆形区域,机器人共有 16 个声纳(S1-S16)(见图 2),可以感知在每一个扇形区域中是否有障碍以及机器人距离障碍物的距离。中间的实线圆表示机器人,其行为由 3 个效应器决定,用 6 位二进制代码表示,其中 4 位表示转向角度,1 位控制速度快慢,1 位表示前进或后退;圆内较短的箭头表示机器人的当前方向。因此规则的编码可用 22 位二进制表示,格式如下:

$\langle \text{Condition} \rangle ::= \{0,1,\# \}^l$

$\langle \text{Action} \rangle ::= \{0,1 \}^m$

其中, l,m 分别为规则的条件和动作部分的长度,这里 $l=16$, $m=6$ 。 $\#$ 为“don't care symbol ‘#’”,可以用 1 或 0 代替。

环境信息的编码格式为:

$\langle \text{Condition} \rangle ::= \{0,1 \}^k$,这里 $k=16$,与规则的条件部分长度相等。

2.2 基于 LCS 的行为控制适应度函数设计

机器人自主行为主要包括能避开动态运行的障碍物的 avoid_obstacle 行为,特殊环境的 follow_wall 行为和 move_to_goal 目标行为。我们结合机器人是否在安全范围内和机器人本身的权值强度两方面来考虑机器人行为方面的控制。

(1) 是否在安全之内

我们把所有的动态障碍物都视为质点,每个障碍物都有一个安全半径,若机器人与障碍物的距离大于安全半径,则认为是安全的;若小于安全半径,则认为是不安全的。障碍物与机器人每一个质点(x_i, y_i)之间的距离 d 与安全半径 R 之间的关系如下:

$$fit1 = \begin{cases} 0, & d \geq R \\ -1, & d \leq R \end{cases} \quad (12)$$

式中, $d = \sqrt{(x_0 - x_r)^2 + (y_0 - y_r)^2}$,障碍物坐标为(x_0, y_0),机器人坐标为(x_r, y_r)。fit1 的值表明只要机器人质点与障碍物的距离均在安全半径外,则其适应度为 0,若有一个路径点与障碍物的距离在安全半径之内,则适应度为 -1。

(2) 机器人的权值强度适应度函数

$$fit2 = S_i(t+1) \quad (13)$$

综合上述因素,机器人的集成适应度函数为:

$$f = (1 + fit1) * fit2 \quad (14)$$

2.3 规则覆盖算法的几种增强方法

增强覆盖方法一 Step2 改进为选择规则集中强度最小的分类器,其规则的条件部分与机器人声纳当前的环境信息相匹配,不匹配的位分别用“don't care symbol ‘#’”代替。

增强覆盖方法二 Step4 改进为新产生规则的强度仍为原规则的强度值。

增强覆盖方法三 将规则集中规则动作编码相同、均属于强度值较大且条件编码只有一位不同的规则合并形成一个新的规则,新规则条件编码是原两规则的条件编码,将不同位改为“don't care symbol ‘#’”,其权值为两规则权值的较大值。定期对规则集中的规则进行合并算子运算,滤除相似的个体,减少基因的单一性,增强了对机器人行为的控制力度。

3 仿真实验和分析

为了对机器人进行全方位的行为控制比较,模拟实验采用不同的覆盖方法在相同的场景中进行。机器人行为控制场景、机器人初始位姿、静态障碍物、动态障碍物(O1-O3)的位置如图 3 所示。S 点为起点,G 点为终点。机器人到达目标所在的 G 点时任务完成。在动态环境中,动态障碍物沿预定的轨迹运动,搜索者分别使用不同的覆盖方法进行控制。实验在设定的迭代次数内,分别计算获得全局最优解的任务完成性能。

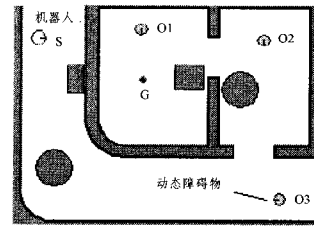


图 3 机器人行为控制场景

$$performance = \frac{\text{number of correct moves}}{\text{total number of moves}} < 1 \quad (15)$$

图 4 示出机器人采用的基本覆盖方法,由于 O2 在运动过程中的左侧区域其将优先选择较宽路径作为前进方向,成功避开障碍物 O2;在较狭隘区域,障碍物 O3 突然出现,机器人不能发现 O3 后面的通道返回。图 5 示出机器人采用的增强覆盖方法三,其能够利用集成的增强覆盖技术排除有可能发生的区域,从而在快速性和安全性之间进行权衡,保证任务的顺利完成。图 6 为基本覆盖方法、改进算法 1 和改进算法 2 的迭代算法的比较。

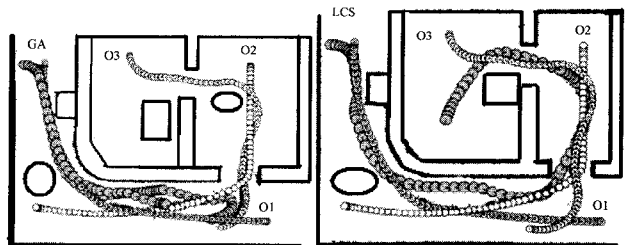


图 4 机器人在基本覆盖方法下的行为控制 图 5 机器人在增强覆盖方法三下的行为控制

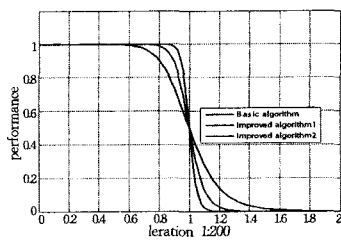


图6 各种迭代方法算法性能比较

结束语 本文仅就导航方面,对机器人在狭隘环境下的行为控制进行了研究,以解决机器人在狭隘环境下行为的早熟收敛、局部最优解、占据存储空间较大、收敛数度慢等问题,提高机器人行为控制的能力。

目前,虽然在分类器理论和应用领域开发出了各种算法,但将 LCS 用于机器人行为控制、定位、路径规划和地图创建等关键技术方面的理论、算法及应用都非常少,因此 LCS 系统在机器人领域的应用开发前景是非常广阔的,同时也是我们今后需要努力研究的方向。

参考文献

- [1] Arkin R C. Behavior-based Robotics [M]. London: The MIT Press, 1998
- [2] Baneamoon S M, Salam R A, Talib A Hj. Learning Process Enhancement for Robot Behavior[J]. International Journal of intelligent Technology, 2007, 2(3)

- [3] 张惠娣,刘士荣. 基于情感与环境认知的移动机器人自主导航控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 34(3): 309-404
- [4] 孟偲,王田苗. 基于遗传算法的行为控制在机器人路径规划中的应用[J]. Robot, 2008, 30(3): 217-222
- [5] Gao Yang, Sun Shu-dong. A collision based local path planning of mobile robots[A]// 2009 International Asia Conference on informatics in Control[C]. Automation and Robots, Xian, China, 2009: 185-190
- [6] Baneamoon S M, Salam R A. Applying steady state in Genetic Algorithm for Robot Behaviors[C]// 2008 International conference on Electronic Design. Malaysia, December 2008
- [7] 谭民,王硕,曹志强. 多机器人系统[M]. 北京:清华大学出版社, 2005
- [8] Holland J H. A Mathematical Frame work for Studying Learning in Classifier systems [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1998
- [9] Petr M. Enhanced learning classifier system for robot navigation [C]// Intelligent robots and systems (IROS2005) international conference, 2005: 3390-3395
- [10] Larry B, Matthew S, Anthony B, et al. Learning classifier system ensembles with rule-sharing[J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2007(4): 496-502
- [11] Baneamoon S M, Salam R A. Bucket Brigade Algorithm Enhancement for Robot Behaviors[C]// International Conference on Robotics Vision, Information and Signal Processing (ROVISP 2007). Penang, Malaysia, November 2007: 28-30

(上接第 255 页)

$$\gamma_2^+ = \|y_2^+ \| / \|y\| = (1.62^2 + 1.57^2 + 1.38^2)^{1/2} / 3.4424 = 2.6446 / 3.4424 = 0.7682$$

则: $\hat{\gamma}_1 = \gamma_1^F - \gamma_1^+ = 1.1052 - 0.4706 = 0.6346 \in (0, 1)$, $\hat{\gamma}_2 = \gamma_2^F - \gamma_2^+ = 1.2610 - 0.7628 = 0.4982 \in (0, 1)$; 或者, $\hat{\gamma}_1, \hat{\gamma}_2$ 是单位离散区间 $(0, 1]$ 的内点。 $\hat{\gamma}_1 \neq \hat{\gamma}_2$, 由外-残缺数据辨识准则, 可辨识 (y_1^F, y_1^+) 与 (y_2^F, y_2^+) 。

当系统检测到外-残缺数据时, 启动系统修复模块, 使得 $\hat{\gamma} = 1$, 则外-残缺数据被修复成标准数据。本节的例子在实验中得到认证。例子中的辨识与恢复框图, 略。

结束语 在网络传输数据的过程中, 由于参数变化或者信号干扰, 在标准数据 (x) 内存在数据元侵入, 使得数据失真, 传输数据 (x) 出现紊乱。本文应用 P-集合的动态特性, 外 P-集合与 F-元素补充集合, 提出外-残缺数据与外-残缺数据圆的概念。外-残缺数据是一个数据对 $((x)^F, (x)^+)$, 外-残缺数据圆是一个数据圆对 (O^F, O^+) 。通过对外-残缺数据的生成与辨识的讨论, 得到外-残缺数据生成与辨识的一些简单而且重要的结果, 特别是应用外-残缺数据圆与外-残缺数据, 使得外-残缺数据的辨识与恢复具有可操作性。关于数据 (x) 中数据元被丢失使数据失真, 生成 (x) 的内-残缺数据 $((x)^F, (x)^-)$ 的讨论, 见文献[5]。

本文的讨论表明: P-集合是研究动态信息系统的一个新的数学工具。因为信息系统具有动态特性, P-集合也具有动态特性; 显然 P-集合是研究动态信息系统的一个新理论。

参考文献

- [1] Shi Kai-quan. P-sets and its applications [J]. An International

Journal Advances in Systems Science and Applications, 2009, 9(2): 209-219

- [2] 史开泉. P-集合[J]. 山东大学学报: 理学版, 2008, 43(11): 77-84
- [3] 史开泉. P-集合与它的应用特征[J]. 计算机科学, 2010, 37(8): 1-8
- [4] 史开泉, 张丽. P-集合与数据外-恢复[J]. 山东大学学报: 理学版, 2009, 44(4): 8-14
- [5] 李豫颖, 谢维奇, 史开泉. F-残缺数据的辨识与恢复[J]. 山东大学学报: 理学版, 2010, 45(9): 57-64
- [6] 汤积华, 陈保会, 史开泉. P-集合与 (F, F) -数据生成-辨识[J]. 山东大学学报: 理学版, 2009, 44(11): 83-92
- [7] 于秀清. P-集合的识别与筛选[J]. 山东大学学报: 理学版, 2010, 45(1): 94-98
- [8] Shi Kai-quan, Li Xiu-hong. Camouflaged information identification and its applications[J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2010, 10(2): 157-167
- [9] Zhang Li, Cui Yu-quan. Outer P-sets and data internal-recovery [J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2010, 10(2): 189-199
- [10] Lin Hong-kang, Li Yu-ying. P-sets and its P-separation theorems[J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2010, 10(2): 209-215
- [11] Huang Shun-liang, Wang Wei, Geng Dian-you. P-sets and its internal P-memory characteristics [J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2010, 10(2): 216-222
- [12] Wang Yang, Geng Hong-qin, Shi Kai-quan. The mining of dynamic information based on P-sets and its applications [J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2010, 10(2): 234-240