

Evolutionary Fuzzy Navigation for Security Robots

Hao Ju, Jianxun Zhang, Xiaoxu Pei, Guansheng Xing

Nankai University of Institute of Robot and Information Automatic System, Tianjin 300071

(E-mail: haoju@mail.nankai.edu.cn)

Abstract—A new method based on genetic algorithm to evolve fuzzy rules is proposed for security robots. We constitute kinematics model of the actual robot, and use integer coding to design effective chromosome, multi-objective optimization of fitness is also designed. After the fuzzy rules are evolved in the simulation environment, they are transplanted to the hardware of security robot. Experiment results prove the method is correct and feasible.

Keywords—Security robot, navigation, fuzzy control, genetic algorithm

进化式保安机器人模糊导航

鞠浩 张建勋 裴晓旭 邢关生

南开大学机器人与信息自动化研究所 天津 300071

摘要 提出了一种利用遗传算法进化学习模糊规则,以实现自主研制的保安机器人导航的新方法。建立了实际机器人的运动学模型,采用整数编码方法设计有效的染色体,并定义了多目标优化的适应度函数。在仿真环境下得到进化的模糊规则后,将其移植到自主研制的保安机器人硬件平台上进行验证,实验结果证明了该方法的正确性和有效性。

关键词 保安机器人 导航 模糊控制 遗传算法

1. 引言

保安机器人已成为移动机器人领域的研究热点之一。自主导航能力是保安机器人的基本功能,是其在未知环境中自主地完成巡视任务的保证。未知环境下移动机器人的自主导航问题一直都是机器人领域的一个难点。机器人必须要能够感知周围的环境,根据外部环境信息,调整控制电机,从而实现路径规划和避障。

模糊逻辑可以将语言信息与专家经验结合,转化为控制信号,因此许多研究者将模糊逻辑控制器应用于移动机器人导航^[1-9]。然而,一个关键问题是随着模糊输入量的增多,模糊规则呈指数形式增长。

目前移动机器人上普遍采用价格相对便宜的超声或红外传感器作为机器人的外部感知器,由于该类传感器存在发射角,必须在机器人的外围安装多个成一定发射角的传感器,才能获得对外部信息的全面描述。例如 Seung-Ik 利用遗传算法产生模糊规则,实现了控制 Khepera 机器人完

成室内导航^[1],但是并未考虑传感器与电机的非线性因素;Yoshinobu 利用机器人 Yamabico 的 12 个声纳构成传感器环来感知外部环境信息,控制机器人在室内环境下的沿墙导航^[3];Holder 提出了利用单个旋转的传感器获取环境信息,实现机器人沿墙运动行为^[9],但未考虑传感器的反射等问题。

本文根据保安机器人工作的实际环境和设计要求,提出了一种利用遗传算法进化学习模糊规则的方法,设计了有效的定长整数染色体编码方式,并定义了多目标的适应度函数,将八路传感器信息作为输入,驱动轮的速度作为模糊规则的输出,在进化过程中通过不断的优胜劣汰,最终得到的较优的模糊规则。最后将进化后的模糊规则嵌入到保安机器人硬件平台上以验证该方法的有效性。

2. 机器人运动学模型与传感器布局

保安机器人采用圆形底盘,独立两轮驱动,通过左右两主动轮的差速实现转向。其结构如图 1 所示,在两主动轮的后方有一支撑轮。

国家 863 计划资助项目(2005AA420290)

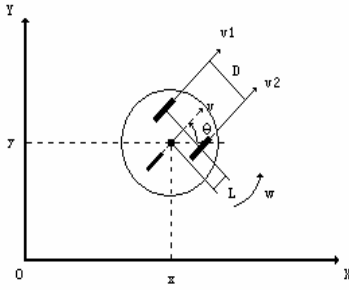


图1 保安机器人示意图

设 v_1 , v_2 为左右轮的线速度, v 为轮轴中心的直线速度, ω 为机器人转动角速度且逆时针方向为正, L 为机器人质心到轮轴的垂直距离, D 为轮间距。规定质心在轮轴后方为正。

在笛卡尔坐标系下, 机器人的位姿为 (x, y, θ) , 机器人的速度角速度为 (v, ω) , 则机器人的运动学方程如式 (1)。

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -L \sin \theta \\ \sin \theta & L \cos \theta \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix} \quad (1)$$

(v, ω) 与控制量 $U(v_1, v_2)$ 的关系如式 (2)。

$$\begin{cases} v = \frac{v_1 + v_2}{2} \\ w = \frac{v_2 - v_1}{D} \end{cases} \quad (2)$$

3. 导航系统结构

导航系统结构如图2所示, 外部传感器信息 $D(d_0, \dots, d_7)$ 作为模糊控制器的输入, 通过模糊推理得出两轮的控制量 $U(v_1, v_2)$, 将控制量 $U(v_1, v_2)$ 转为频率脉冲控制两驱动电机的转速, 可达到控制机器人移动的目的。

遗传算法借用了生物遗传学的观点, 通过自然选择、交叉、变异等作用机制, 实现了个体适应度的提高, 是一种具有隐含并行的全局优化算法。本文利用该算法调整模糊隶属度函数、进化学习模糊规则, 对机器人的运动进行适应度评价, 通过不断的进化, 可以得到优化的模糊规则来控制机器人以实现室内导航。

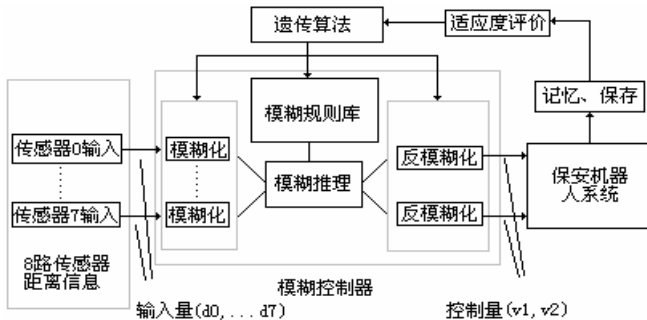


图2 导航系统结构

4. 导航系统结构

模糊导航控制器的设计主要包括模糊隶属度函数、模糊规则库和模糊推理机三部分。本文采用 Mamdani 型推理机制。

4.1 模糊隶属度函数的确定

将八路传感器信息 $D(d_0, \dots, d_7)$ 作为输入, 左右轮的速度 $U(v_1, v_2)$ 作为输出, 构成八输入二输出的 MIMO 模糊系统。定义输入语言变量为 $\{VF, F, C, VC\}$, 输出语言变量集为 $\{VB, B, S, VS\}$ 。考虑到传感器和电机的非线性因素, F, C, B, S 变量都采用三角隶属度函数, VF, VC, VB, VS 采用梯形隶属度函数。

三角隶属度函数 $trig(x, a, b, c)$ 定义如式 (3)。

$$trig(x, a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (3)$$

梯形隶属度函数 $trap(x, a, b, c, d)$ 定义如式 (4)。

$$trap(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{cases} \quad (4)$$

输入输出的模糊隶属度函数如图3所示。输入量论域为 $U_d = [0, D_{\max}]$, 其中 D_{\max} 为超声传感器反馈的最大值, 即传感器能探测到的最远距离; 输出量论域为 $U_v = [0, V_{\max}]$, 其中 V_{\max} 表示机器人驱动轮的最大转速。

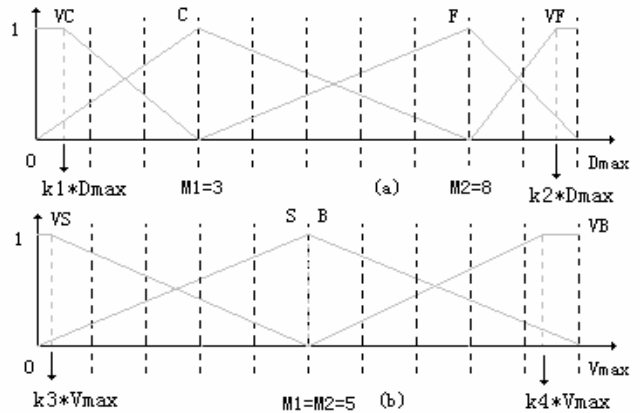


图3 输入输出隶属度函数

图3中将输入输出量的论域10等分,为降低运算量,定义向量 $M_k^{in}(M1, M2)$ 和 $M_k^{out}(M1', M2')$ 分别表示第 k 个输入量和输出量的模糊隶属度函数, $M1, M2, M1', M2'$ 为模糊隶属度参数。对于输入输出量,满足式(5)关系。

对于每个输入量或输出量来说,只需要一个长度为2的整数型隶属度向量 $M_k^{in}(M1, M2)$ 或 $M_k^{out}(M1', M2')$ 即可描述,式(5)中 k_1, k_2 为传感器非线性因子, k_3, k_4 为电机非线性因子,这里 $0 < k_1, k_3 < 0.1$, $0.9 < k_2, k_4 < 1$ 。

$$\begin{cases} \mu_{d_i} VC(x) = trap(x, 0, 0, k_1 \times D_{max}, 0.1 \times M1 \times D_{max}) \\ \mu_{d_i} C(x) = trig(x, 0, 0.1 \times M1 \times D_{max}, 0.1 \times M2 \times D_{max}) \\ \mu_{d_i} F(x) = trig(x, 0.1 \times M1 \times D_{max}, 0.1 \times M2 \times D_{max}, D_{max}) \\ \mu_{d_i} VF(x) = trap(x, 0.1 \times M2 \times D_{max}, k_2 \cdot D_{max}, D_{max}, D_{max}) \\ \mu_{v_i} VS(x) = trap(x, 0, 0, k_3 \cdot V_{max}, 0.1 \times M1 \times V_{max}) \\ \mu_{v_i} S(x) = trig(x, 0, 0.1 \times M1 \times V_{max}, 0.1 \times M2 \times V_{max}) \\ \mu_{v_i} B(x) = trig(x, 0.1 \times M1 \times V_{max}, 0.1 \times M2 \times V_{max}, V_{max}) \\ \mu_{v_i} VB(x) = trap(x, 0.1 \times M2 \times V_{max}, k_4 \cdot V_{max}, V_{max}, V_{max}) \end{cases} \quad (5)$$

4.2 模糊规则的建立

根据模糊变量的数目与各变量的模糊子,模糊规则的基本形式如下:

$$\begin{aligned} R_0 : IF(d_0 = D_0^0) and \dots and(d_7 = D_7^0) \\ THEN(v_1 = V_1^0) and(v_2 = V_2^0) \\ \vdots \\ R_N : IF(d_0 = D_0^N) and \dots and(d_7 = D_7^N) \\ THEN(v_1 = V_1^N) and(v_2 = V_2^N) \end{aligned}$$

其中, $D(d_0, \dots, d_7)$ 分别表示八路传感器的输入, D_k^n 表示第 n 条规则第 k 个传感器的输入语言值, $U(v1, v2)$ 表示左右轮输出速度, V_k^n 表示第 n 条规则第 k 个输出的语言值。

4.3 模糊推理与清晰化

本文采用最小最大合成法,不难推出左右轮的速度 $U(v1, v2)$ 的隶属度函数 (μ_{v1}', μ_{v2}') 为:

$$\begin{aligned} \mu_{v1}' &= \bigcup_{n=0}^{N-1} \{ \mu_{d_0} \dots \mu_{d_7} \{ [\mu_{D_0^n}' \wedge \dots \wedge \mu_{D_7^n}'] \wedge [\mu_{D_0^n}' \wedge \dots \wedge \mu_{D_7^n}' \wedge \mu_{V_1^n}'] \} \} \\ &= \bigcup_{n=0}^{N-1} \{ \mu_{d_0} [\mu_{D_0^n}' \wedge \mu_{D_0^n}'] \wedge \dots \wedge \mu_{d_7} [\mu_{D_7^n}' \wedge \mu_{D_7^n}'] \wedge \mu_{V_1^n}' \} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\mu_{v2}' = \bigcup_{n=0}^{N-1} \{ \mu_{d_0} [\mu_{D_0^n}' \wedge \mu_{D_0^n}'] \wedge \dots \wedge \mu_{d_7} [\mu_{D_7^n}' \wedge \mu_{D_7^n}'] \wedge \mu_{V_2^n}' \} \quad (7)$$

采用重心法解模糊,输出为式(8)、(9)所示。

$$\overline{v1} = \frac{\int_{v1} \mu_{v1} \cdot v1 \cdot dv1}{\int_{v1} \mu_{v1} \cdot dv1} \quad (8)$$

$$\overline{v2} = \frac{\int_{v2} \mu_{v2} \cdot v2 \cdot dv2}{\int_{v2} \mu_{v2} \cdot dv2} \quad (9)$$

5. 遗传算法学习模糊规则

遗传算法是以自然选择和遗传理论为基础,将生物进化过程中适者生存规则与群体内部染色体的随机信息交换机制相结合的高效的全局寻优搜索算法。它不依赖于梯度信息,而是通过模拟自然进化过程来搜索最优解。对于多输入多输出的 MIMO 系统,很难引入专家经验以设计合适的模糊规则与隶属度函数,于是本文引入了遗传算法来解决这一难题。

5.1 染色体编码的设计

应用遗传算法时首先要解决的问题是染色体编码。染色体编码是解的遗传表示,合适的染色体编码能够提高搜索效率。传统的方法是采用二进制编码方法,该方法的主要缺点是存在汉明悬崖,使得遗传算法的交叉和突变都难以逾越。针对前面提出的 MIMO 模糊逻辑控制器的情况,本文提出了一种定长整数染色体编码方法 FIEC (Fixed Integer Encoding of Chromosome)。

FIEC 由两部分组成,即规则库段和隶属度段,如图4所示。其中,规则库段包括 N_{rule} 条规则,每条规则由11位整数顺序组成,分别表示八路输入变量语言值,两路输出变量语言值和规则有效位。根据前文中模糊隶属度的设定,输入输出语言变量的取值为 $[1, 4]$ 的整数,分别对应 $\{VC, C, F, VF\}$ 和 $\{VS, S, B, VB\}$; 规则有效位 $Rule_i$ 表示该条规则是否有效, $0 \leq i \leq 9$, 取布尔变量。规则数目 N_{rule} 的取值主要由环境复杂性和控制精度决定。保安机器人的需求定位于家庭环境或某些特定场所(如商场保安等),一般该环境下主要包括直墙、外拐墙和内拐墙等较为规则的情况,根据实际测试, $N_{rule} = 10$ 可以满足要求。

隶属度段是由隶属度向量 $M_k^{in}(M1, M2)$ 和 $M_k^{out}(M1', M2')$ 构成。按顺序将各隶属度向量排列,即 $M_0^{in} M_1^{in} \dots M_7^{in} M_1^{out} M_2^{out}$ 。FIEC 采用整数编码方法可以克服二进制编码的汉明悬崖问题,而且相对于二进制编码其编解码的运算量要小很多,可以很方便的得到模糊推理矩阵以及模糊隶属度函数;相对可变长编码, FIEC 则不需对每条规则是否符合要求做验证,提高了计算效率与搜索能力。

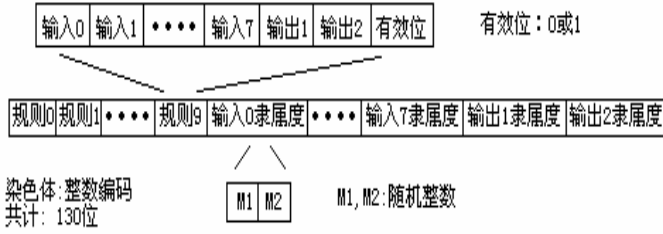


图4 FIEC示意图

5.2 适应度函数的设计

在遗传算法中使用适应度函数来度量种群中各染色体的优良程度，他是算法演化过程的驱动力，也是进行自然选择的唯一依据。在机器人的实际导航过程中，在第 k 个采样时刻 $t_k = t_0 + k \cdot T$ ， t_0 为初始时刻，可以获得机器人的位姿 (x_k, y_k, θ_k) ，模糊控制器根据当前时刻 t_k 传感器的信息，规划下一时刻 t_{k+1} 的控制量 $U_{k+1}(v1, v2)$ 。

适应度函数定义如式(10)，其中 Dis 表示机器人在 k 个采样周期内移动的距离， $Collide$ 表示机器人在 k 个采样周期内与障碍物碰撞的次数， $NumRule$ 表示有效模糊规则的数目。

$$fitness = \alpha \cdot Dis + \beta \cdot Collide + \delta \cdot NumRule \quad (10)$$

$$Dis = \sum_{i=1}^k \sqrt{(x_k - x_{k-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2} \quad (11)$$

$$Collide = \begin{cases} Collide + 1 & t = t_k, \text{碰撞} \\ Collide & t = t_k, \text{无碰撞} \end{cases} \quad (12)$$

$$NumRule = \sum_{i=0}^9 Rule_i \quad (13)$$

式(10)中 α, β, δ 为权重因子，权重因子可以调整遗传算法的优化方向，这里取 $\alpha = 1, \beta = -100, \delta = -10$ 。

5.3 遗传策略与遗传算子

传统的遗传算法采用轮盘赌法、均匀排序法、随机联赛法等选择操作。针对本文提出的多目标线性加权和适应度函数 $fitness$ ，采用随机联赛法结合最优保存策略，即每代中适应度最好的个体直接保存到下一代，每次随机从种群中选择 η 个个体，然后比较他们之间的适应值，将最好的个体保存，联赛规模 η 取值为2。

交叉算子以一定概率选中某两条染色体，然后随机选择一个节点，将两染色体节点后的基因互换。根据FIEC的特殊结构分为两种，一种是规则有效变异，即随机选择某条染色体中的规则有效位 $Rule_m$ ，将其取反；另一种是隶

属度变异，即随机选择染色体的非规则有效位，然后确认该位的域值变化范围，再将该位的值随机赋以新值。

6. 仿真与实验

由于搜索空间很大，所以将每一代的染色体进行验证几乎是不可能的，我们在仿真环境中完成模糊规则与隶属度函数的建立，然后将得到的最优解或近优解做成查询表移植到保安机器人的硬件控制器上进行实际验证。

遗传算法参数设定如下：种群规模为200，交叉概率 $P_c = 0.5$ ，变异概率 $P_m = 0.1$ ，最大遗传代数 $Maxgen = 10$ 。

图5为一实际室内环境的仿真结果。设控制周期 T 为0.1s，仿真时间为500s。经过20次进化学习得到最优模糊规则，在该规则下，机器人的运动轨迹如图5所示。机器人从位置1沿斜墙移动，转弯后沿水平墙移动到位置2，遇到内拐墙后，转弯移动到位置3，然后在位置4遇到外拐墙，仿真时间为60s。图6为保安机器人在实际室内环境下的实际导航情况，实验结果进一步验证了利用本文的方法可解决机器人在室内环境下的导航问题。

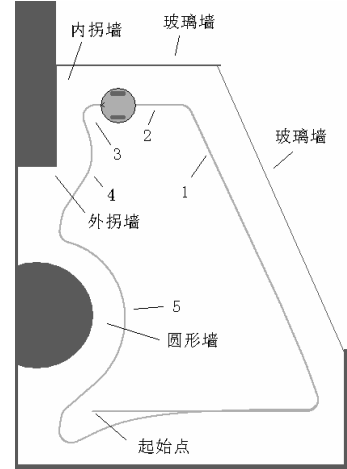


图5 仿真结果

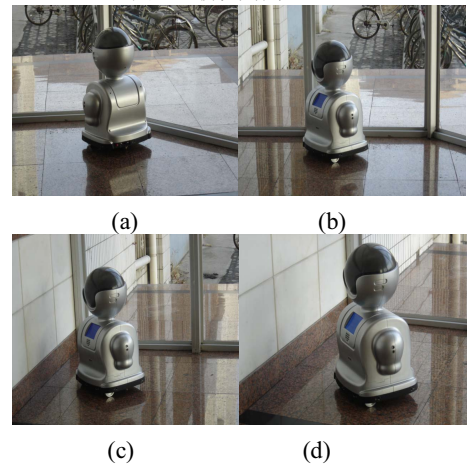


图6 实验场景

通过仿真得到模糊规则后,将该规则嵌入到实际保安机器人的硬件控制平台上。图6所示为南开大学机器人与信息自动化研究所与青岛海尔机器人有限公司等多家机构共同开发完成的具有自主知识产权的保安机器人I型。该机器人具有轮式走行机构及超声波障碍检测传感器,可向用户提供图像采集与传输等功能,还安装有摄像头,可完成安全巡视等保安工作。其核心处理器为AT91RM9200,内嵌Linux操作系统,轮询八路超声传感器信息,然后根据模糊规则表,控制两主动轮伺服电机,满足实时性要求,实现了室内环境下的安全巡逻功能。

7. 结论

针对多传感器轮式移动机器人的导航问题,本文提出了一种采用遗传算法进化产生模糊规则的方法。不需引进专家经验,通过调整适应度函数优化参数,可自动生成较为理想的模糊控制规则。该方法具有较好的适应性和稳定性,利用该方法已成功解决了保安机器人的室内巡逻问题,具有较高的实际指导意义。

参考文献

- [1] Seung-Ik Lee and Sung-Bae Cho, "Emergent behaviors of a Fuzzy Sensory-motor controller evolved by genetic algorithm," *IEEE Trans. on Systems, man, and Cybernetics*, vol. 31, no. 6, pp. 919-929, 2001.
- [2] R. A. Gomez, K. Lugo and E. Vallejo, "Evolutionary design of fuzzy controllers based on messy coding for a miniature mobile robot," in *Proc. The International Symposium on Evolving Fuzzy Systems(EFS 2006)*, Lake district, UK, September 2006, pp. 342-346.
- [3] Yoshinobu ANDO and Shinichi YUTA, "Following a wall by an autonomous mobile robot with a sonar-ring," in *Proc. The International Conference on Robotics and Automation(ICRA 1995)*, Nagoya, Aichi, Japan, 1995, pp. 2599-2606.
- [4] A. Rajapakse, K. Furuta and S. Kondo, "Evolutionary learning of fuzzy logic controllers and their adaptation through perpetual evolution," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 10, no. 3, pp. 309-321, 2002.
- [5] 张文志,吕恬生. "基于改进遗传算法和模糊逻辑控制的移动机器人导航," 机器人, vol. 25, no. 1, pp. 1-6, 2003.
- [6] 付宜利,顾晓宇,王树国. "基于模糊控制的自主机器人路径规划策略研究," 机器人, vol. 26, no. 6, pp. 548-552, 2004.
- [7] 李保国,宗光华. "未知环境中移动机器人实时导航与避障的分层模糊控制," 机器人, vol. 27, no. 6, pp. 481-485, 2005.
- [8] 段萍,张建畅,丁承君,张明路. "基于模糊遗传算法的移动机器人墙跟踪控制策略," 控制理论与应用, vol. 23, no. 3, pp. 416-420, 2006.
- [9] M. B. Holder, M. M. Trivedi and S. B. Marapane, "Mobile robot navigation by wall following using a rotating ultrasonic scanner," in *Proc. The International Conference of Pattern Recognition(ICPR 1996)*, Vienna, 1996, pp. 298-302.