

文章编号: 1001-0920(2004)08-0889-04

基于场景匹配的移动机器人避障

孟 伟, 洪炳容, 韩学东

(哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 研究环境未知情况下移动机器人的避障问题, 提出一种基于模糊场景匹配的移动机器人避障方法。该方法对多种传感器的信息进行融合, 生成当前环境的场景并与场景库中的场景进行匹配, 利用匹配结果并通过模糊控制器得到机器人的运动参数, 对机器人的避障进行控制。实验结果表明了该方法的正确性和有效性。

关键词: 移动机器人; 避障; 场景; 传感器融合; 模糊控制

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A

Obstacle avoidance based on scene matching for mobile robot

MENG Wei, HONG Bing-rong, HAN Xue-dong

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China
Correspondent: MENG Wei, E-mail: mengw@hit.edu.cn)

Abstract: The problem of obstacle avoidance for mobile robot in unknown environment is studied. A new obstacle avoidance method based on fuzzy scene matching is presented. Using sensor fusion, scene corresponding to current environment, which matches with the scenes in scene base, is obtained. According to the matching result, robot's motion parameters can be achieved through a fuzzy controller. These parameters are used to control robot for obstacle avoidance. Experiment results show the effectiveness and correctness of the method.

Key words: mobile robot; obstacle avoidance; scene; sensor fusion; fuzzy control

1 引 言

避障是移动机器人运动规划中的基本问题之一。对于已知环境下的避障问题, 已经提出了许多有效的解决方法^[1~7]。其中, Khatib 提出的人工势场法, 结构简单, 易于实现, 得到了广泛应用。但人工势场法主要存在如下缺点^[2]: 陷阱区域, 在相近障碍物之间不能发现路径, 在障碍物前面振荡, 一些参数需通过实验调整。栅格法^[3]也是路径规划和避障研究的常用方法, 以方格作为环境构成的基元, 算法简单, 但空间分辨率、时间复杂度与内存容量、实时性要求之间的矛盾限制了它的使用。近年来, 一些生物进化算法被用于机器人的避障与路径规划研究, 如

人工神经网络^[4]、遗传算法^[5]、模拟退火算法^[6]、蚂蚁算法^[7]等。但这些生物进化算法侧重的是在某种约束下路径的优化问题。

与在已知环境中相比, 机器人在环境完全未知或部分未知情况下实现避障更加困难。目前, 对它的研究已取得了一些成果: 张纯刚等^[8]采用滚动窗口的方法来解决全局环境未知的机器人路径规划与避障问题, 但该方法要求障碍物为凸型, 边界为光滑曲线, 且边界上各点曲率半径 δ (其中 δ 是正常量), 从而使该方法在应用中受到极大限制; 文献^[9]在研究月球探测器的路径规划中, 采用了基于案例的学习方法, 但该方法在复杂环境中需要存储的信息量

收稿日期: 2003-07-23; 修回日期: 2003-10-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (69985002); 国家 863 高科技发展计划资助项目 (2001AA 422270)。

作者简介: 孟伟 (1974—), 女, 山东德州人, 博士生, 从事智能机器人、智能控制的研究; 洪炳容 (1937—), 男 (朝鲜族), 吉林延吉人, 教授, 博士生导师, 从事机器人足球、智能机器人等研究。

很大,同时,随着新案例的增多,很容易产生案例库爆炸问题

针对环境信息不确定情况下的避障问题,本文提出一种基于模糊场景匹配的避障方法.该方法利用信息融合技术对多组传感器获得的信息进行融合,将融合结果与场景库中的场景进行匹配,根据匹配结果,并利用模糊控制原理控制机器人的行为,实现机器人的避障.采用了模糊匹配方法,因而对于场景库中的场景数量要求不太高,无需大量的场景定义,也不会产生信息爆炸的问题,利用模糊控制器可以减少机器人在线计算量和规划时间,适合实时路径规划.仿真实验和实际机器人实验均表明了该方法的可行性和有效性

2 模糊场景匹配

基于场景匹配的机器人避障方法可描述如下:

1) 建立场景库:根据传感器的分布情况,将机器人所感知的环境分为 n 类期望的场景,得到场景库;

2) 生成当前环境的场景:机器人通过多个传感器感知周围的环境信息,利用信息融合算法将多个传感器所得到的信息进行融合,并将当前环境表示为场景 E ;

3) 模糊场景匹配:利用模糊匹配算法,对场景 E 与场景库中的场景进行匹配,从而得到最佳匹配场景 E ;

4) 根据场景 E ,利用模糊控制获得机器人的运动参数,控制机器人完成避障任务

2.1 场景库的建立

以机器人中心为圆心 R 为半径的区域作为规划区域,本文仅考虑规划区域内障碍物对机器人的影响.机器人利用多种传感器信息,将规划区域内可能出现的情况表示为不同场景.传感器的配置情况以及环境的复杂程度决定了场景库的大小.若环境较为简单且传感器数量较少,则场景的数量可以相对较少,也不会影响避障的效果;若环境较复杂且提供了多种传感器,可以增加场景数量,则避障效果会更好.将场景综合在一起形成场景库,并为每个场景分配访问频率因子.

定义 1(场景) 机器人对周围环境感知的一种内部形式化描述由多个属性构成,记为 $z_i = \{\tau_i^1, \tau_i^2, \dots, \tau_i^m\}$, m 为第 i 个场景中包含的属性个数

定义 2(属性) 对于场景中某个特征的描述,记为 τ_i^j ,表示第 i 个场景的第 j 个属性,每个属性又可由 k 个子属性组成, $\tau_i^j = (\tau_i^{j1}, \tau_i^{j2}, \dots, \tau_i^{jk})$.

定义 3(场景库) 由所有可能的场景组成,记为 $Z = \{z_i | 0 \leq i \leq n\}$, n 为场景库中场景的总数

场景的描述主要看相对于机器人有哪些属性比较重要.重要的属性越多,可能包括的场景越多;反之,场景越少.实际应用中主要根据传感器的数量以及分布情况来定义属性,任务简单时可定义少量的属性,而任务复杂时必须定义多种属性以详细描述场景

2.2 场景的模糊匹配

根据各传感器得到的信息,利用模糊加权方法进行融合,对场景中的各属性赋值,得到当前环境的场景.考虑一个具有 M 个传感器的机器人系统,所建立的场景库中包含 N 种场景

定义 4(模糊隶属矩阵) $U = (\mu_{ij})_{M \times N}$, μ_{ij} 表示第 i 个传感器测得信息对于第 j 种场景的隶属函数

定义 5(影响矩阵) $K = (k_{ij})_{M \times N}$, k_{ij} 表示第 i 个传感器测得信息对于第 j 种场景的影响程度

定义 6(\oplus 操作)

$$P \oplus Q = (p_{ik})_{M \times K} \oplus (q_{kj})_{K \times N} = (l_{ij})_{M \times N} = L,$$

$$l_{ij} = \max(p_{i1} \times q_{1j}, p_{i2} \times q_{2j}, \dots, p_{iK} \times q_{Kj}), \quad i = 1, 2, \dots, M, \quad j = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

因为各传感器可利用的知识源不同,且存在各种不确定性的影响,所以识别结果可用模糊集表示.将第 i 个传感器的目标识别结果记为 $C_i = \{(z_1, \mu_{i1}), (z_2, \mu_{i2}), \dots, (z_N, \mu_{iN})\}$, 或

$$C_i = \bigcup_{j=1}^N \mu_{ij} / z_j \quad (2)$$

其中: $\mu_{ij} = f(C_i, j)$, $0 < \mu_{ij} \leq 1$, 表示第 i 个传感器根据所得信息,确定当前场景属于第 j 类场景的隶属度.得到模糊隶属矩阵 $U = (\mu_{ij}^k)_{M \times N}$.

隶属度 μ_{ij} 的计算过程如下:

1) 求解对于每个属性的隶属度 μ_{ij}^k , 它是综合考虑各子属性的隶属度得到的.其中: μ_{ij}^k 为第 i 个传感器所测得的信息对于第 j 种场景的第 k 个属性的隶属度; μ_{ij}^l 为第 i 个传感器所测得的信息对于第 j 种场景的第 k 个属性第 l 个子属性的隶属度 $\mu_{ij}^l = G^l(\tau_{ij}^k)$, $\mu_{ij}^k = \Gamma(\mu_{ij}^l)$.

2) 综合考虑各个属性隶属度: $\mu_{ij} = \bigwedge_{k=1}^m \mu_{ij}^k$, m 为场景属性个数.考虑到各传感器在场景匹配过程中的作用不同,定义影响矩阵 K ,对模糊匹配进行适当调整,可得到调整后的模糊隶属矩阵 U .

调整后的模糊隶属矩阵 U , 可利用下列模糊融合规则进行分类, 这些规则主要包括:

规则 1: 若 $\mu_{pj} > \mu_{qj}$, 则认为当前场景 z_j 属于 p 类场景的可能性大于 q 类场景

规则 2: $\mu_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mu_{ij}, j = 1, 2, \dots, N.$

规则 3: 若 $\mu_m = \max\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N\}$ 时, 当前场景 z 属于 m 类场景, $m \in \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$.

模糊产生式规则的常规形式为: 如果 x_1 为 A^i_1 , x_2 为 A^i_2, \dots, x_n 为 A^i_n , 则 y 为 B^i_j 其中: $A^i_1, A^i_2, A^i_n, B^i_j$ 为模糊子集 根据上面的分类方法, 使用 H 条模糊产生式规则:

规则 j : 如果 μ_j^k 为最大, 则当前场景 z 属于 j 类场景, $j = 1, 2, \dots, H.$

在模糊匹配过程中, 设定隶属度阈值 λ_{\max} 和 λ_{\min} , 若根据上述规则得到的隶属度均小于 λ_{\min} , 则需重新获取传感器的信息, 再次对场景进行匹配, 只有当隶属度超过 λ_{\min} , 才认为匹配正确; 若同时存在两个或两个以上场景的隶属度大于 λ_{\max} , 则提取新的传感器信息, 直接对这几种场景的属性进行匹配, 将隶属度高的作为匹配的结果

模糊匹配的过程可简单描述如下:

Step 1: 根据 M 个传感器探测的信息对场景进行匹配, 得到目标识别结果 $C_m, m = 1, 2, \dots, M;$

Step 2: 根据 C_m 得到模糊隶属矩阵 $U = (\mu_{ij})_{M \times N};$

Step 3: 利用影响矩阵 $K = (k_{ij})_{M \times N}$, 对模糊隶属矩阵 U 进行调整, 得到调整后的模糊隶属矩阵 U , 可表示为 $U = U \oplus K^T;$

Step 4: 根据上述规则, 若得到与当前感知环境最为匹配的场景, 转 Step 6, 否则转 Step 5

Step 5: 根据隶属度分为两种情况进行二次匹配, 得到匹配结果;

Step 6: 更新所匹配场景的访问频率因子, 调整场景库的索引顺序

3 基于场景的模糊控制

本文基于 T-S 模型的模糊控制原理^[10], 设计了一个模糊控制器 利用不对称三角和梯形函数来描述模糊集合, 这些函数计算速度快, 适于实时控制 模糊控制器的输入变量包括当前场景, 移动机器人到障碍物的距离、到目标点的距离以及移动机器人

的当前状态(包括速度和位置信息)等, 输出信息为机器人的控制信息, 主要包括移动机器人左右轮速

模糊过程可以利用下式完成:

$$\mu_{ij}(d_j) = \begin{cases} \max((d_j - kl_{ij}) / (kcl_{ij} - kl_{ij}), 0), & d_j < kcl_{ij}; \\ 1, & kcl_{ij} \leq d_j \leq kcr_{ij}; \\ \max((d_j - kl_{ij}) / (kcr_{ij} - krl_{ij}), 0), & d_j > kcr_{ij}. \end{cases} \quad (3)$$

反模糊化的方法很多, 常见的有最大隶属度值法(MC), 最大隶属度平均值法(MOM), 面积平均法(COA), 重心法(COG)等 但这些方法在不同程度上都具有一定的局限性, 本文采用了 Jiang 和 Li 提出的广义传递函数的非模糊化方法^[11], 可表示为

$$d = \frac{\sum u_i T_i x_i}{\sum u_i T_i} \quad (4)$$

其中: u 为隶属度, T 为广义传递函数, x 为论域值

为了保证模糊控制系统的稳定性, 采用监督控制器将状态限制在设计者要求的约束集中 如果状态在约束集中, 监督控制器不工作, 如果状态超出约束集的边界, 监督控制器便开始工作 当状态在监督器的控制下又回到约束集中, 模糊控制器又重新起主导作用 这种系统若初始状态在约束集中, 且状态一直在约束集中, 则为稳定的

4 实验与分析

为了验证本文方法的性能, 分别进行了仿真和实际避障实验 利用 P2-DX 移动机器人作为实验平台, 传感器系统由 CCD 视觉系统和声纳系统构成 为减少信息处理时间, 提高实时性, 将声纳按方向分为 5 组, 记为 {Left, LF, Front, RF, Right}. 5 组传感器探测到的信息组合在一起构成当前环境的一个场景, 每个场景具有 5 种属性, 每种属性又包括两个子属性: 角度 θ 和距离 d . 属性模糊度的计算函数定义如下:

$$G^1(\tau_j^k) = g(d) = \begin{cases} 1, & 0 < d \leq D; \\ \left[1 + \left(\frac{d-D}{a} \right)^b \right]^{-1}, & d > D; \end{cases} \quad (5)$$

$$G^2(\tau_j^k) = f(\theta) = e^{-h(\alpha - \omega)^2} \quad (6)$$

其中: D 和 α 分别为距离、角度的阈值; a, b, h 为 3 个常系数

实验中, 对于每个模糊控制系统的输入变量建立了模糊集合描述, 图 1 和图 2 分别给出了机器人速度和机器人与障碍物间距离的模糊集表示, 根据这些模糊变量, 定义了机器人避障的模糊规则 这些

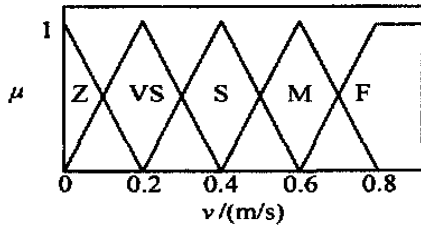


图 1 机器人速度的模糊集

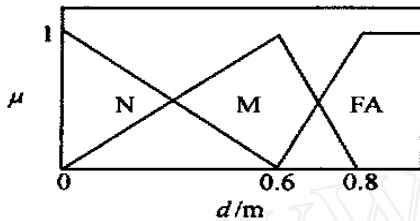
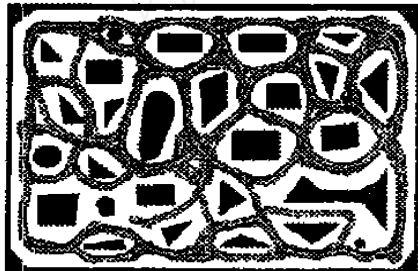
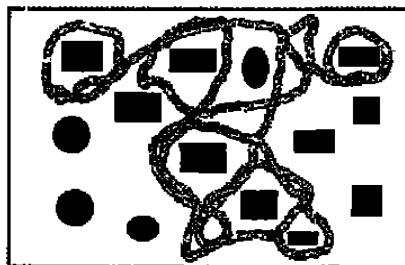


图 2 机器人与障碍物距离的模糊集



(a) 仿真结果 1



(b) 仿真结果 2

图 3 仿真结果

模糊规则都是基于人的先验知识得到的,在实际避障过程中利用这样的模糊规则 and 实际参数决定机器人的左右轮速,可有效地避开障碍物。对于单个障碍物的情况大概需要 40 多条规则即可。障碍物的数量越多,所需要的规则就越多。

由于机器人记录走过的场景以及相应的数据,当某些场景反复出现几次,且机器人的位置出现重复现象,便可判断机器人进入了陷阱区域。要摆脱陷阱区域,机器人首先根据记录信息回到第 1 次出现该场景的前一个位置,利用传感器获得当前环境信

息,并将陷阱所在区域作为障碍物区域,进行新的匹配,从而避开陷阱区域。仿真实验结果如图 3 所示。

实际机器人的实验结果如图 4 所示,机器人运动过程中轮速变化如图 5 所示。

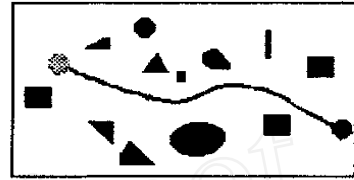


图 4 移动机器人避障示意图

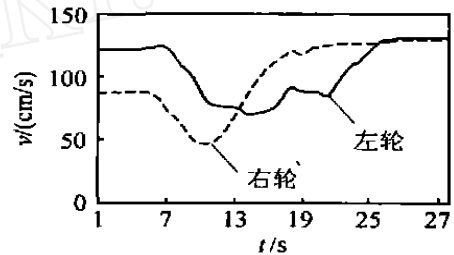


图 5 避障过程中轮速变化

由于模糊推理方法在实时性和鲁棒性方面的优点,它适用于动态、不确定的环境。从图 5 可以看出,在避障过程中机器人的左右轮速的变化都是平滑的,使机器人在运动过程中减少了调整速度的时间,提高了机器人运动控制的精度及稳定性。

5 结 论

本文提出了新的避障方法——基于模糊场景匹配的移动机器人实时避障方法。机器人利用当前环境信息与场景库中的场景进行匹配,确定机器人的运动参数,从而进行避障。通过仿真实验和实际机器人实验,验证了该方法的正确性和有效性。

参考文献(References):

[1] Khatib O. Real time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[J]. *Int J of Robotics Research*, 1986, 5(1): 90-98

[2] Koren Y, Borenstein J. Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation [A]. *Proc IEEE Conf Robotics and Automation* [C]. California, 1991. 1398-1404

[3] Moravec H P. Sensor fusion in certainty grids for mobile robots[J]. *AIMag*, 1988, 9(2): 61-74

[4] Simon X Yang, Max Meng. An efficient neural network approach to dynamic robot motion planning [J]. *Neural Networks*, 2000, 13(2): 143-148

(下转第 919 页)

询 该算法同时考虑尺度信息和细节信息,使约简后的特征向量包含更多的时间序列有效信息 仿真实验结果表明,该方法具有较高的精度和效率,是一种有效的时序相似匹配方法 进一步的工作包括更深入地研究小波包约简过程中最佳基的选取,并将聚类预处理过程集成到匹配算法中

参考文献(References):

- [1] Kin-pong Chan, Ada Wai-chee Fu. Efficient time series matching by wavelets[A]. *Proc of the ICDE Conf* [C]. Sydney, 1999. 126-133
- [2] Franky Kin-pong Chan, Ada Wai-chee Fu, Clement Yu. Haar wavelets for efficient similarity search of time-series: With and without time warping[J]. *IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering*, 2003, 15

(3): 686-705

- [3] Ivan Popivanov, Rane J Miller. Similarity search over time-series data using wavelets[A]. *Proc of the ICDE Conf* [C]. San Jose, 2002. 212-221.
- [4] Ivan Popivanov. Similarity search over time-series data using wavelets[D]. Toronto: University of Toronto, 2001. 8-45
- [5] Stephane Mallat. *A Wavelet Tour of Signal Processing* [M]. San Diego: Academic Press, 1997. 318-335
- [6] Guttman A. R-trees: A dynamic index structure for spatial search [A]. *Proc of ACM SIGMOD* [C]. Boston, 1984. 47-57.
- [7] Nick Roussopoulos, Stephen Kelley, Frederic Vincent. Nearest neighbor queries[A]. *Proc of ACM SIGMOD* [C]. San Jose: ACM Press, 1995. 71-79

(上接第 892 页)

- [5] 孙树栋, 林茂. 基于遗传算法的多移动机器人协调路径规划[J]. *自动化学报*, 2000, 26(5): 672-676
(Sun S D, Lin M. Path planning of multimobile robots using genetic algorithms [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(5): 672-676)
- [6] 周明, 孙树栋, 彭炎午. 基于遗传模拟退火算法的机器人路径规划[J]. *航空学报*, 1998, 19(1): 118-120
(Zhou M, Sun S D, Peng Y W. Path planning of mobile robot via genetic simulated annealing approach [J]. *Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica*, 1998, 19(1): 118-120)
- [7] 吴斌, 史忠植. 一种基于蚁群算法的 TSP 问题分段求解算法[J]. *计算机学报*, 2001, 24(12): 1328-1333
(Wu B, Shi Z Z. An ant colony algorithm based partition algorithm for TSP [J]. *Chinese J of Computers*, 2001, 24(12): 1328-1333)

- [8] 张纯刚, 席裕庚. 全局环境未知时基于滚动窗口的机器人路径规划[J]. *中国科学(E 辑)*, 2001, 31(1): 51-58
(Zhang C G, Xi Y G. Rolling path planning of mobile robot in global unknown environment [J]. *Science in China (Series E)*, 2001, 31(1): 51-58)
- [9] 陈宗海. 月球探测器路径规划的基于案例的学习算法研究[J]. *航空计算技术*, 2000, 30(2): 1-4
(Chen Z H. Lunar probe path planning using case-based learning algorithm [J]. *Aeronautical Computer Technique*, 2000, 30(2): 1-4)
- [10] Sugeno M. An introductory survey of fuzzy control [J]. *Information Science*, 1985, 36(1-2): 59-83
- [11] Jiang T, Li Y. Multimode oriented polynomial transformation based defuzzification strategy and learning procedure [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1997, 27(5): 877-883

(上接第 902 页)

- [4] Aubin J P, Frankowska H. *Set-valued Analysis, Systems and Control: Foundations and Applications* [M]. Boston: Birkhauser, 1990
- [5] Isidoria A. *Nonlinear Control System* [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1989
- [6] Frankowska H, Quincampoix M. Viability kernels of differential inclusion with constraints: Algorithm and applications [J]. *J Mathematics System Estimation Control*, 1991, 1(3): 371-388
- [7] Aubin J P. *Viability Theory, Systems and Control* [M]. Basel: Birkhauser, 1991.

- [8] Saint Pierre P. Approximation of the viability kernel [J]. *Applied Mathematics & Optimization*, 1994, 29(2): 187-209
- [9] Cardaliaguet P, Quincampoix M, Saint Pierre P. Some algorithms for differential games with two players and one target [J]. *Math*, 1994, 28(4): 441-461.
- [10] Aubin J P, Frankowska H. The viability kernel algorithm for computing value functions of infinite horizon optimal control problems [J]. *J of Mathematical Analysis and Applications*, 1996, 201(2): 555-576