

模糊神经网络在移动机器人信息融合中的应用

丁承君, 张明路, 段 萍

(河北工业大学 机械学院, 天津 300130)

摘要: 针对移动机器人所用的传感器, 提出了一种用于多传感器信息融合的方法, 将模糊逻辑和神经网络结合起来, 构建了模糊神经网络, 并建立了网络的计算模型. 通过建立的模糊神经网络对移动机器人的多传感器信息进行融合, 实现了移动机器人对动态环境中障碍和环境类型的实时识别以及无冲突运动. 网络的训练和试验表明该方法在移动机器人躲避运动物体中是可行的.

关键词: 模糊神经网络; 移动机器人; 信息融合; 运动物体

中图分类号: TP18, TP216 **文献标识码:** A

Application of fuzzy neural networks in information fusion for mobile robot

DING Cheng-jun, ZHANG Ming-lu, DUAN Ping

(School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: An information fusion method of multi-sensor was proposed according to sensors used in mobile robots. The fuzzy logic and neural network were combined to construct fuzzy neural networks (FNN), and the calculating models of fuzzy neural networks were also put up. The mobile robot could recognize moving obstacles and environment types online, and could decide its action by using the information fusion method put forward, and thus realize mobile robot's movement without collision in dynamic environment. The training of network and test results indicated that the method which was used in avoiding moving obstacles of mobile robot is practicable and effective.

Key words: fuzzy neural networks; mobile robot; information fusion; moving obstacle

1 引言 (Introduction)

随着移动机器人应用的日益广泛, 对移动机器人的智能要求也越来越高, 而其智能程度主要依赖于对环境的正确理解, 因此, 多传感器的信息融合就成为提高移动机器人智能的关键技术. 在移动机器人中常用的传感器有: 超声波测距传感器、CCD 摄像机、红外传感器、激光传感器、GPS 等^[1]. 本文采用了 CCD 摄像机和多个超声波测距传感器. 在多传感器系统中, 各传感器提供的环境信息都具有一定程度的不确定性, 对这些不确定信息的融合过程实质上是一个不确定性推理过程. 由于模糊逻辑技术和神经网络技术各自独到的特点, 将模糊技术和神经网络有机结合组成模糊神经网络控制系统, 可实现模糊规则自动提取、模糊隶属函数的自动生成及在线调节^[2~6]. 因此本文采用了一种基于模糊神经网络的信息融合方法, 它不依赖于系统的精确数学模

型且适用于复杂的系统和过程. 本文用 BP 网络作为基体, 以基于模糊规则的模糊神经元的形式来构成一个模糊神经网络.

2 基于 BP 算法的模糊推理 (Fuzzy inference based on BP algorithm)

BP 算法是多层前向网络最常见的学习算法, 在模糊神经元网络中得到了广泛应用. 对于两输入单输出的模糊神经网络, 训练集为 (X_1, T_1) , $X_1 = (X_{11}, X_{12})$ 为输入, T_1 为期望输出. 若全部模糊量采用三角形隶属函数 (对于其他隶属函数, 同理), $X_{1j} \in [0, 1]$, 权值 $\in [-1, 1]$. 采用的误差信号为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L (T_i - Y_i)^2. \quad (1)$$

学习的目的是使 E 最小, 但由于模糊系统的特殊性, 即使所有 $Y_i = T_i$, E 也不会为零, 因此, 根据不同的要求, 需要不同的停止迭代规则.

对于多输入多输出(MIMO)的模糊规则可以分解为若干个多输入单输出(MISO)的模糊规则. 对于MISO模糊推理系统可描述为

$$R' \text{ 设 } X \text{ 为 } A \text{ 则 } y_i = \theta_{i0} + \theta_i^T X. \quad (2)$$

对于给定的系统输入, $X_0 = [x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0m}]^T$, 可采用如下步骤获得系统的最后输出 y :

1) 计算 X_0 对应的各语言变量的真值, 即

$$A_i(X_0) = [A_{i1}(x_{01}), A_{i2}(x_{02}), \dots, A_{im}(x_{0m})]. \quad (3)$$

2) 计算 X_0 对每条模糊规则的激发强度 $W_i(X_0)$, 即

$$W_i(X_0) = T[A_{i1}(x_{01}), A_{i2}(x_{02}), \dots, A_{im}(x_{0m})]. \quad (4)$$

3) 计算 X_0 对每条规则的局部输出:

$$O_i(X_0) = \theta_{i0} + \theta_i^T X_0 \quad (i = 1, 2, \dots, n). \quad (5)$$

4) 计算 X_0 对每条规则的最后推理结果:

$$y = y[X_0] = \sum_{i=1}^n W_i(X_0) O_i(X_0). \quad (6)$$

3 模糊神经网络结构 (Structure of fuzzy neural networks)

为了使移动机器人能躲避运动物体, 传感器必须能够获得障碍物的以下参数: 形状、距离、位置、运动速度、运动方向以及环境信息. 将这些信息通过模糊神经网络融合如图1所示.

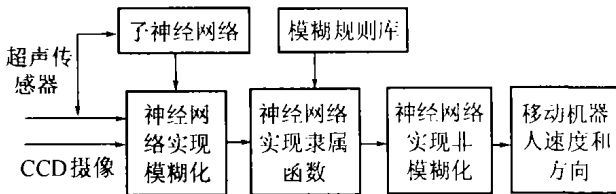


图1 模糊神经网络的信息融合模型

Fig. 1 Information fusion model of fuzzy neural networks

把上述参数模糊化如下:

距离 D : 远— DF , 中— DM , 近— DN ;

位置 P : 左— PL , 中— PM , 右— PR ;

速度 V : 快— VF , 中— VM , 慢— VS ;

方向 O : 靠近— ON , 远离— OF .

通过子神经网络^[7]将环境类型 T 基本分为8类^[7]如图2所示. 输出变量为移动机器人的前进速度和方向, 将其模糊化为

前进速度 U : 快— UF , 中— UM , 慢— US ;

前进方向 RO : 左— ROL , 中— ROM , 右— ROR .

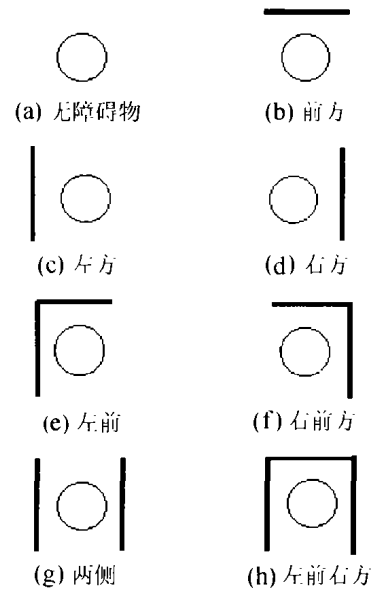


图2 移动机器人感知的环境类别

Fig. 2 Environment types felt by mobile robot

网络拓扑结构如图3: 输入层 A 有4个输入变量, 模糊化层 B, C 中距离、位置、速度的隶属度由如下公式计算:

$$DN, PL, VS: u = \frac{1}{1 + \exp [Wa(x - Wb)]}, \quad (7)$$

$$DM, PM, VM: u = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x - Wb}{Wa} \right)^2 \right], \quad (8)$$

$$DF, PR, VF: u = \frac{1}{1 + \exp [-Wa(x - Wb)]}. \quad (9)$$

连接权重 Wa, Wb 决定了隶属函数的形状. D 层为模糊推理层, 目的是把5个输入变量进行综合处理, 共采用了432条规则, 它们由 $C-D-E$ 层的连接表示出来.

规则:

if T is T_i and D is D_j and P is P_k and V is V_l and O is O_m then U is U_n and RO is RO_t .

其中: $i = 1, 2, \dots, 8; j = F, M, N; k = L, M, R; l = F, M, S; m = N, F; n = F, M, S; t = L, M, R$.

E, F, G, H 为去模糊化层. F 层有11个神经元, 其中6个神经元对应着移动机器人的运动速度, 分别对应着电压 $V = 5, 4, 3, 2, 1, 0$ V. 图4表示了结果隶属函数的形状, 其目的是把在 E 层的语言描述的隶属函数转化为具体数值的隶属度. 另外5个神经元各对应着移动机器人的运动方向, 分别对应着角度 $A = -90^\circ, -45^\circ, 0, +45^\circ, +90^\circ$, 其结果隶属函数

的形状与上相似. E, F 层间的权值决定了结果隶属函数.

例如 E 层“快”神经元的输出 $O_{last}^E = 0.8$. 则

$$O_{last}^E = 0.8 \times 1, 0.8 \times 0.5, 0.8 \times 0, 0.8 \times 0.0.8 \times 0, 0.8 \times 0 = 0.8, 0.4, 0, 0, 0.$$

也就是说结果属于“快”的隶属度为 0.8, 则其在 $V = 5, 4, 3, 2, 1, 0$ 这 6 点的隶属度为 0.8, 0.4, 0, 0, 0, 0.

通过 G, H 层求出结果与 V 轴包围面积的重心, 即完成了去模糊化的过程, 计算公式为

$$p = \frac{\sum_{i=0}^n u_i v_i}{\sum_{i=0}^n u_i}. \quad (10)$$

4 计算模型(Computation model)

对图 3 所示的前馈网络结构, 采用如下的计算模型 (I 为该神经元的输入值, O 为输出值, 上标表示神经元所在的层):

A 层: $I^A =$ 输入;

B 层:

$$O_i^B = O^A - W a_i; \quad (11)$$

C 层:

$$O_i^C = \begin{cases} DN, PL, VS: \frac{1}{1 + \exp(W b_i - O_i^B)}, \\ DM, PM, VM: \exp[-\frac{1}{2}(\frac{O_i^B}{W b_i})^2], \\ DF, PR, VF: \frac{1}{1 + \exp(-W b_i O_i^B)}; \end{cases} \quad (12)$$

E 层:

$$O_i^E = I_i^E = \sum_i \sum_j W d_i \cdot O_j^D; \quad (13)$$

F 层: 由图 4

$$\begin{cases} I_0^F = O_0^E, I_1^F = (O_0^E + O_1^E)/2, I_2^F = O_1^E, I_3^F = O_2^E, \\ I_4^F = O_1^E + O_2^E/2, I_5^F = O_2^E, O_i^F = I_i^F; \end{cases} \quad (14)$$

G 层:

$$V a = I_0^G = \sum_{i=0}^5 i \cdot O_i^F, \quad (15)$$

$$V b = I_1^G = \sum_{i=0}^5 (i - 1) \cdot O_i^F, \quad (16)$$

$$D a = I_0^G = \sum_{i=0}^5 i \cdot O_i^F, \quad (17)$$

$$D b = I_1^G = \sum_{i=0}^5 (i - 1) \cdot O_i^F; \quad (18)$$

H 层:

$$V = \frac{V a}{V a - V b}, \quad (19)$$

$$V = \frac{\sum_{i=0}^5 i \cdot O_i^F}{\sum_{i=0}^5 O_i^F}, \quad (20)$$

$$D = \frac{D a}{D a - D b}, \quad (21)$$

$$D = \frac{\sum_{i=0}^5 i \cdot O_i^F}{\sum_{i=0}^5 O_i^F}. \quad (22)$$

其形式与式(10)是一样的. 采用 BP 算法来对网络进行学习, 针对图 3 的网络结构及上述计算模型, 通过网络学习寻找 $W a, W b, W d$ 的合适数值.

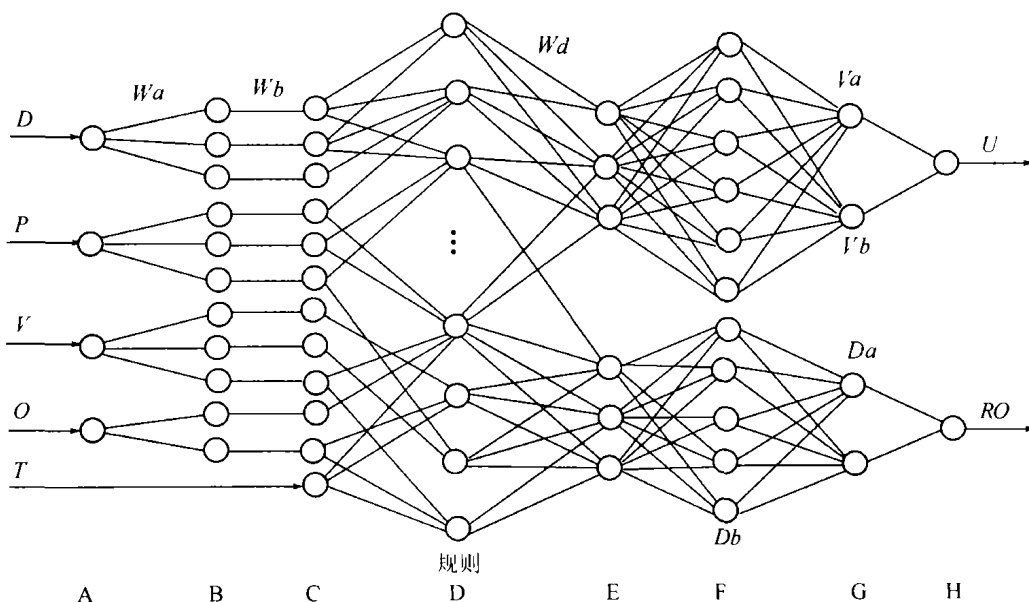


图 3 前馈型模糊神经网络

Fig. 3 Back propagation fuzzy neural network

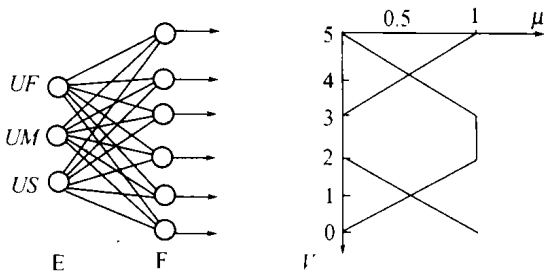


图 4 结果隶属函数的实现

Fig. 4 Reality of result membership function

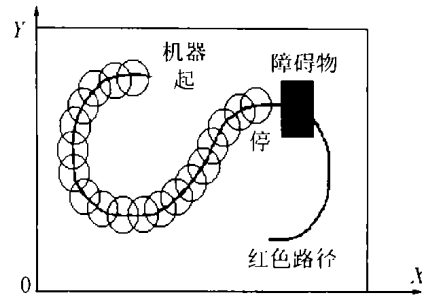


图 7 移动机器人路径跟踪试验

Fig. 7 Following road of mobile robot

5 实验与结论(Experiment and conclusion)

为验证本论文提出的用模糊神经网络进行移动机器人信息融合的有效性和可行性,在 HEBUT- I 型移动机器人(如图 5 所示)上进行了避障实验(如图 6 所示)和路径跟踪试验(如图 7 所示),试验速度为 0.3~0.5 m/s.由实验可以看出,移动机器人可以很好的识别环境类别和运动物体,并顺畅的避开静态和动态障碍物,因而采用本文的方法,可以较好的改善移动机器人的智能化水平.



图 5 HEBUT- I 移动机器人

Fig. 5 HEBUT- I mobile robot

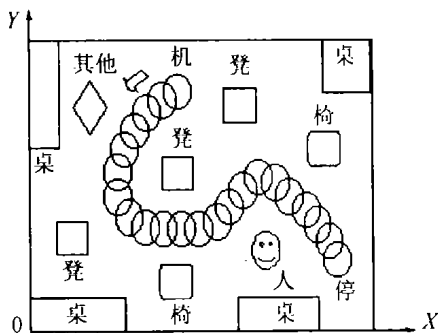


图 6 移动机器人避障试验

Fig. 6 Avoiding obstacle of mobile robot

参考文献(References):

- [1] 朱晓芸,杨建刚.神经网络的多传感器数据融合基于新算法在障碍物识别中的应用[J].机器人,1997,19(3):166-172.
(ZU Xiaoyun, YANG Jiangang. Neural network based multi-sensors informations fusion and its application in obstacles identification [J]. Robot, 1997, 19(3):166-172.)
- [2] 李君,张建构.基于自学习模糊神经网络 AMT 车辆巡航控制[J].机械工程学报,2001,37(1):63-68.
(LI Jun, ZHANG Jianwu. AMT vehicle cruise control based on self-learning fuzzy neural network [J]. J of Mechanical Engineering, 2001, 37(1):63-68.)
- [3] BROIDA T J. Feature correspondence in multiple sensor data fusion [C]// Proc of SPIE-The Int Society for Optical Engineering, Vol. 1383 Sensor Fusion III:3-D Perception and Recognition. [s.l.]: [s.n.],1991:635-651.
- [4] VARSHNEY P K. Multisensor data fusion [J]. Electronics & Communication Engineering Journal, 1997,9(6):245-253.
- [5] LUO R C, KAY M G. Future trends in multisensor integration and fusion [C]// Proc of IEEE Int Symposium on Industrial Electronics '94 (ISIE'94). [s.l.]:[s.n.],1994:7-12.
- [6] REIGNIER P. Fuzzy technique for mobile robot obstacle avoidance [J]. Robotics and Autonomous System, 1994,12(3/4):143-153.
- [7] 张明路,彭商贤.用于移动机器人避障的人工神经网络和模糊逻辑控制技术[J].中国机械工程,1997,8(2):21-24.
(ZHANG Minglu PENG Shuanxian. Artificial neural network and fuzzy logic techniques for mobile robot obstacle avoidance [J]. China Mechanical Engineering, 1997,8(2):21-24.)

作者简介:

丁承君 (1973—),男,河北工业大学机械学院博士研究生.主要从事多机器人控制与协调技术研究. E-mail:dcj@eyou.com;

张明路 (1964—),男,河北工业大学(天津市)机械学院院长,教授,博士生导师.主要从事智能机器人控制及相关技术的应用研究.获省部级二等奖2项,发表学术论文30余篇,其中SCI收录3篇, EI收录9篇. E-mail:zhml@hebut.edu.cn;

段萍 (1973—),女.研究方向为机械制造及其自动化.