

# 基于模糊神经网络控制的 AGV 避障路径规划仿真

赵德云, 杨厚华\*, 王 哲

(贵州大学 机械工程学院, 贵州 贵阳 550025)

**摘要:** 自动导引车 (AGV) 作为一种现代化物流设备, 在许多领域得到了越来越广泛的应用。AGV 在行进过程中的主要任务是避障及路径规划。针对 AGV 的避障路径规划问题, 定义了 AGV 的行驶环境, 提出了 AGV 避障路径规划的模糊神经网络控制方法, 设计了模糊神经网络控制器, 并用 Matlab 进行了仿真。仿真结果表明该模糊神经网络控制器满足控制要求, 该研究为进一步精确控制 AGV 奠定了基础。

**关键词:** 自动导引车; 行驶环境; 避障路径规划; 模糊神经网络

**中图分类号:** TH241; TH39

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1001-4551(2010)09-0027-05

## AGV obstacle avoidance path planning simulation based on fuzzy neural network control

ZHAO De-yun, YANG Hou-hua, WANG Zhe

(College of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** Automatic guided vehicles (AGV) as a modern logistics equipment, has been used more and more widely in many areas. In the process of AGV moving, the main task are obstacle avoidance and path planning. Aiming at AGV obstacle avoidance path planning, the environment of the AGV's traveling was defined, the AGV obstacle avoidance path planning method of fuzzy neural network control was proposed, the fuzzy neural network controller was designed, and the simulation analysis with Matlab was carried, the simulation result indicates that this fuzzy neural network controller satisfies the control request. The research lays the foundation for the further precise control of AGV.

**Key words:** automatic guided vehicles (AGV); environment of traveling; obstacle avoidance path planning; fuzzy neural network

## 0 引 言

作为当代物流处理自动化的有效手段和柔性制造系统的关键设备, 自动导引车 (AGV) 已经得到了越来越广泛的应用, AGV 因其自身的特点和诸多优势, 广泛应用于医疗、卫生、汽车制造业、烟草行业、工程机械行业、机场等物资运输场所<sup>[1-3]</sup>。一般来说, 主要应用范围有如下几个方面<sup>[4-5]</sup>: ①仓储业; ②制造业; ③邮局、图书馆、港口码头和机场; ④烟草、医药、食品、化工; ⑤危险场所和特种行业。因而对 AGV 的研究也具有十分重要的理论意义和现实意义。

自动导引车 (AGV) 在行进过程中的主要任务是

避障及路径规划, 即避开障碍物, 走出一条无碰的路径。根据 AGV 对环境信息感知程度的不同, 路径规划分为两种: 环境信息完全知道的全局路径规划和环境信息完全未知或局部未知的局部路径规划。全局路径规划一般离线进行, 常用的方法主要有可视图法、栅格法、结构空间法、拓扑法、模拟退火法、遗传算法和蚁群算法等智能算法。局部路径规划常用的方法有人工势场法、模糊逻辑算法和神经网络法等<sup>[6]</sup>。

自动导引车 (AGV) 是一种具有高度非线性、强耦合的对象, 且具有诸如摩擦、负载变化等不确定因素, 传统的基于对象的控制方法很难精确地控制 AGV。为了精确的控制自动导引车 (AGV), 许多学者进行了

大量的研究,也研究出了许多方法,如模糊控制、神经网络和模糊神经网络等。其中,模糊控制策略已经比较成熟,辛辛那提大学(University of Cincinnati)已经设计出带模糊控制器的 AGV—Bearcat 系列。近来的趋势表明,越来越多的学者已经把注意力集中到神经网络在机器人上的应用。模糊控制和神经网络各有特点。模糊控制解决了智能控制中人类语言尤其是不确定性语言的描述和推理问题,但是其处理数据、抗干扰和自学习的能力较差。神经网络模拟人脑细胞的分布、工作特点和自组织功能以实现并行处理、自学习和非线性映射等能力,但是不能直接处理结构化的知识,需要大量的训练数据,而且任何修改都要重新训练,训练生成的控制规则是不可见的,而且难以理解。

将神经网络与模糊控制结合起来组成模糊神经网络,能够较好的克服二者各自的缺点,既可以使模糊控制具有自学习的能力,又可以赋予神经网络推理的能力,同时还能够使网络的结构、权值具有明确的物理意义,使得网络的设计和初始化都十分容易<sup>[7-8]</sup>。本研究将应用模糊神经网络进行 AGV 的避障路径规划。

### 1 AGV 的行驶环境

AGV 所处的环境定义为以其机体几何中心为中心、半径为  $R$  的圆形区域,如图 1 所示<sup>[9-10]</sup>。为了满足不同的理解规划和控制要求,可通过调整  $R$  来调节环境范围,所以半径  $R$  是环境识别时一个重要的参数。当取  $R = R_1$  时,AGV 当前环境是不存在障碍物的;当取  $R = R_2$  时,那么 AGV 当前环境是有障碍物的环境。障碍物的识别依赖于各种视觉和传感器系统信息,这本身就是非常复杂的技术问题,这里做如下假设:

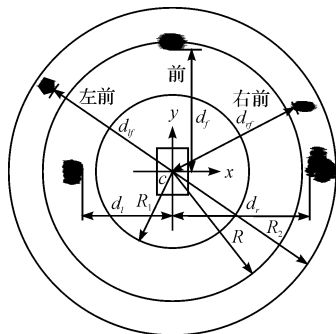


图 1 AGV 环境定义

- (1) 假设障碍物的位置能准确检测到,即  $d_i (i = 1, 2, 3, \dots)$  可以通过各种测距传感器实际测量;且障碍物运动速度为 0;
  - (2) 假设 AGV 能精确定位。
- AGV 行驶的环境可以分为有障碍物区和无障碍

物区。不同行驶环境,行驶方式和策略有所不同。从人类的驾驶经验可知,在遇到障碍时驾驶员会放慢速度,驾驶的注意力主要放在避让障碍物上。在无障碍物区行驶时,驾驶员会提升速度朝目标点行驶。

考虑到 AGV 的位置与方向,AGV 的环境可被分为若干分区域,分别称为前边、左边、右边、后边等。根据相应的分区域是否有障碍物的情形,AGV 所处的环境将被定义为相应的环境类型。AGV 环境的分类也可以采用不同的分法,如图 1 所示,可以将环境划分成 3 个分区(前区、左区、右区,也称三分区),也可以将环境划分成 5 个分区(前区、左区、右区、左前区、右前区,也称五分区),当然还可以继续细分,一般分区越多对传感系统配置的要求就越高、信息计算量也就越大,所以分区数量的选择应该视 AGV 运动控制的具体要求而定。对于三分区的情形意味着将前方、左方、右方的障碍物距离作为环境识别的参数,而五分区的情形则意味着将前方、左方、右方、左前方、右前方的障碍物距离作为环境识别的参数,等等。需要指出的是,既然环境的类型与 AGV 的位置和方向有关,那么 AGV 的位姿的改变就可能将一个特定的环境表示为不同的环境类型,因此环境的类型会随着 AGV 位姿的变化而变化。AGV 前方、左方、右方、左前方和右前方的障碍物距离分别用  $d_f, d_l, d_r, d_{lf}$  和  $d_{rf}$  来表示,如果所有的障碍物距离都大于环境半径  $R$ ,则 AGV 所处环境就可认为是无障碍的环境,否则就是有障碍的环境。所以在三分区的情况下就会有 3 个方向的障碍物距离  $d_f, d_l$  和  $d_r$ ,AGV 就有 8 种可能的环境类型,如图 2 所示。然而当环境为五分区情形时(对应的障碍物距离为  $d_f, d_l, d_r, d_{lf}$  和  $d_{rf}$ ),则 AGV 的环境有 32 种可能的类型。

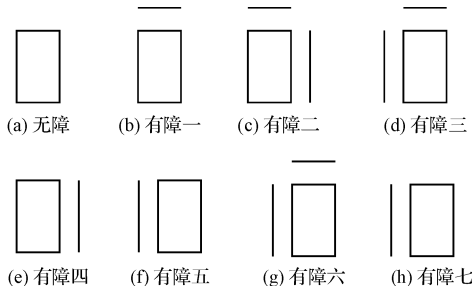


图 2 环境类别

图 2 中环境类别(a)表示无障碍情况,其余环境类别表示有障情况。

### 2 路径规划总体设计

路径规划的结构如图 3 所示。下面着重介绍避障路径规划。

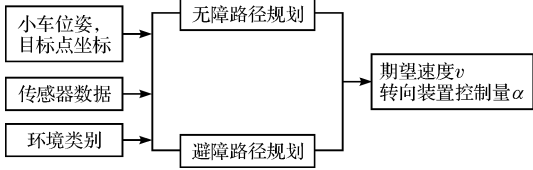


图3 路径规划的结构

## 2.1 避障路径规划

环境中存在障碍物时,路径规划控制系统具有高度不确定性。系统结构如图4所示。

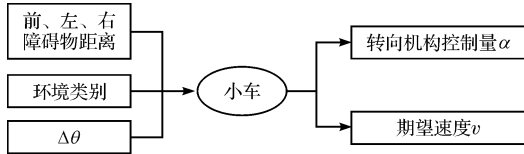


图4 避障路径规划控制系统

系统输入包括:3个方向上探测的障碍物距离信息、环境类别以及目标点与小车当前车身方向夹角 $\Delta\theta$ 。系统输出为转向装置控制量 $\alpha$ 和期望速度 $v$ 。这是一个有5个输入量,2个输出量的MIMO系统(多输入多输出系统)。对于这种具有高度不确定性的MIMO系统,传统的控制方法不能达到很好的控制效果<sup>[11]</sup>。本研究采用模糊神经网络进行AGV的避障路径规划。

## 2.2 模糊神经网络控制器的设计

### 2.2.1 输入量的模糊化

避障路径规划模糊神经网络控制器的输入包括环境类别号、目标点与小车当前车身方向夹角 $\Delta\theta$ 、以及3个方向上的障碍物距离信息。各输入、输出量的隶属函数的定义<sup>[12]</sup>如图5所示。

环境类别 $num$ 的隶属函数如图5(a)所示。模糊变量环境类别号 $No$ 取值为0~6,分别对应图2中的(b)~(h)7种环境类别。

小车前方障碍物距离 $D_{Mid}$ 的模糊化隶属函数如图5(b)所示, $m \in (0, 300)$  cm。共有5个离散值分别对应不同的距离段:1— $[0, 50]$  cm;2— $[50, 70]$  cm;3— $[70, 150]$  cm;4— $[150, 220]$  cm;5— $[220, 300]$  cm。模糊语言变量 $Mid$ 取值分为B(远),M(中),S(近)三档。隶属函数形状为梯形。

左、右两侧障碍物距离 $D_{left}$ 、 $D_{right}$ 的隶属函数如图5(c)、(d)所示。模糊语言变量L、R共有5个离散值分别对应不同的距离段:1— $[0, 20]$  cm;2— $[20, 40]$  cm;3— $[40, 60]$  cm;4— $[60, 80]$  cm;5— $[80, 100]$  cm。模糊语言变量 $L$ 、 $R$ 取值均分为B(远),M(中),S(近)三档。

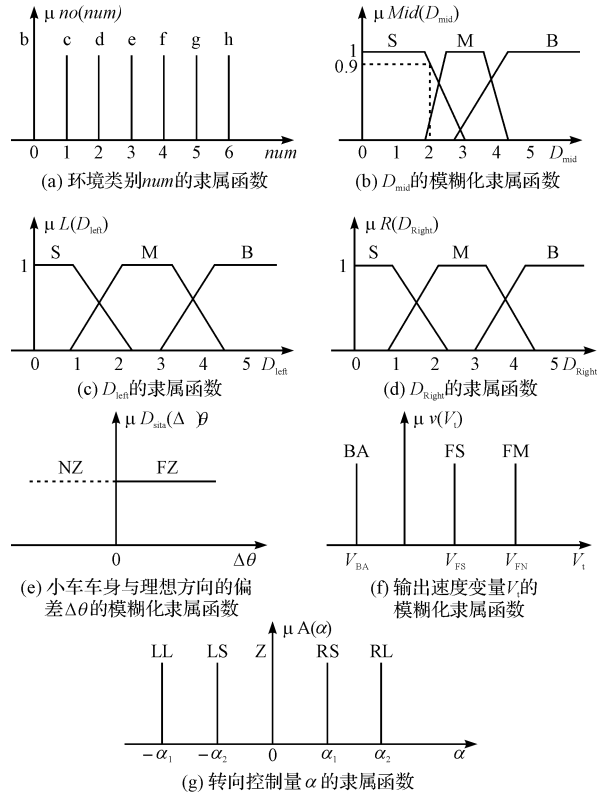


图5 避障路径规划模糊变量隶属函数

小车车身与理想方向的偏差 $\Delta\theta$ 的模糊化隶属函数如图5(e)所示。它有两个离散值 $FZ$ 、 $NZ$ 。隶属函数含义如下:

$$D_{sita} = \begin{cases} FZ & \Delta\theta \geq 0 \\ NZ & \Delta\theta < 0 \end{cases}$$

式中 语言值 $NZ$ 、 $FZ$ —目标点在小车右侧或左侧。

输出速度变量 $v_i$ 的模糊化隶属函数如图5(f)所示。语言变量值分为:中速前进(FM),慢速前进(FS)和后退(BA)三档。

转向装置控制量 $\alpha$ 的隶属函数如图5(g)所示。其语言变量值分为:LL(左大转弯),LS(左小转弯),Z(保持当前方向),RS(右小转弯),RL(右大转弯)五档。如图中所示,这五档分别对应不同的转向机构控制量 $-\alpha_2 \sim \alpha$ 。

### 2.2.2 模糊神经网络控制器设计

模糊神经网络控制器在输入/输出参量的选择,以及模糊论域和模糊子集的确定方面,与一般模糊控制器没有什么区别,只是在推理手段上引入了神经网络<sup>[13]</sup>。模糊神经网络结构如图6所示。图中,第1层为模糊化,第5层为清晰化即去模糊化层,模糊化与清晰化中间的神经网络为BP网络,第2、3、4层分别为BP网络的输入层、隐层和输出层。令 $x_1 \sim x_7$ 为输入量环境类别 $num$ 的模糊子集, $x_8 \sim x_{12}$ 为输入量前方距离 $D_{Mid}$ 的模糊子集, $x_{13} \sim x_{18}$ 为输入量左方距离 $D_{left}$ 的

模糊子集,  $x_{19} \sim x_{24}$  为输入量右方距离  $D_{right}$  的模糊子集,  $x_{25}、x_{26}$  为输入量目标点与小车当前车身方向夹角  $\Delta\theta$  的模糊子集。  $y_1 \sim y_3$  为输出量速度变量  $v_i$  的模糊子集,  $y_4 \sim y_8$  为输出量转向装置控制量  $\alpha$  的模糊子集。 每一个输入/输出参量的模糊量如表 1 所示。

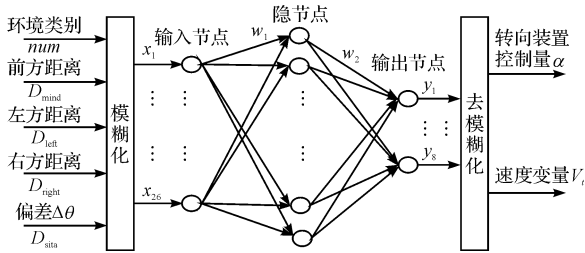


图 6 模糊神经网络结构

表 1 输入参量的模糊量

输入参量		模糊量
环境类别	b	1 0 0 0 0 0
	c	0 1 0 0 0 0
	d	0 0 1 0 0 0
	e	0 0 0 1 0 0
	f	0 0 0 0 1 0
	g	0 0 0 0 0 1
	h	0 0 0 0 0 1
	近	1 0 9 0 0 0
前方距离	中	0 0 1 1 0 1 0
	远	0 0 0 1 0 9 1
	近	1 0 8 0 1 0 0 0
左方距离	中	0 0 2 0 9 1 0 2 0
	远	0 0 0 0 2 0 8 1
	近	1 0 8 0 1 0 0 0
右方距离	中	0 0 2 0 9 1 0 2 0
	远	0 0 0 0 2 0 8 1
	左侧	1 0
偏差	右侧	0 1
	后退	1 0 0
速度变量	慢速前进	0 1 0
	中速前进	0 0 1
转向装置控制量	左大	1 0 0 0 0
	左小	0 1 0 0 0
	保持	0 0 1 0 0
	右小	0 0 0 1 0
	右大	0 0 0 0 1

本研究根据盲人走路和汽车驾驶的思维方式制定了如下所示的模糊控制规则：

若环境类别为 b, 前方障碍物距离较大, 目标点在小车右方, 则保持中等前进速度, 向右小转弯;

若环境类别为 b, 前方障碍物距离较大, 目标点在

小车左方, 则保持中等前进速度, 向左小转弯;

若环境类别为 b, 前方障碍物距离中等, 目标点在小车右方, 则保持慢速前进, 向右大转弯;

若环境类别为 b, 前方障碍物距离中等, 目标点在小车左方, 则保持慢速前进, 向左大转弯;

.....

将控制规则用模糊语言表达为如下形式：

$$\begin{aligned}
 & \text{if} (No = No_i \ \& \ Mid = Mid_j \ \& \ R = R_i \ \& \ L \\
 & \quad = L_i \ \& \ Dsita = Dsita_m) \\
 & \text{then} (v = v_{ijklm} \ \& \ \alpha = \alpha_{ijklm})
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

式中:  $i = 0, 1, \dots, 6; j = 0, 1, 2; k = 0, 1, 2; l = 0, 1, 2; m = 0, 1$ 。

共有 126 条控制规则, 每条规则都是一对样本, 则共有 126 对样本。当训练结束后, 神经网络已经记忆了模糊控制规则, 使用时具有联想记忆功能。由于中间隐层节点数与记忆的样本数有关, 一般来说,  $g$  个隐层节点可以用来准确记忆  $g + 1$  个不同样本<sup>[14]</sup>。因为训练样本数取为 126, 故隐层至少采用 125 个节点。

采用公式  $z_0 = \frac{\sum_{i_c=1}^{n_q} z_{i_c} \mu_c(z_{i_c})}{\sum_{i_c=1}^{n_q} \mu_c(z_{i_c})}$  (其中,  $z_{i_c}$  为第  $i_c$  个模糊变量,  $\mu_c(z_{i_c})$  为对应模糊变量  $z_{i_c}$  的隶属度), 去模糊化后便得到精确输出量速度变量  $v_i$  和转向装置控制量  $\alpha$ 。

根据模糊规则, 可得到网络的训练样本 P 和 T; 由于有 126 个样本节点, 所以中间层有 125 个节点; 中间层神经元的传递函数为 tansig; 输出层有 8 个节点, 其神经元传递函数为 logsig; 训练函数采用 traingdx; 训练步数为 1 000 次; 训练目标误差为 0.001。

网络的训练结果为:

TRAINGDx, Epoch 0/1 000, MSE 0.484 21/0.001, Gradient 0.167 061/1e - 006

TRAINGDx, Epoch 25/1 000, MSE 0.473 888/0.001, Gradient 0.171 473/1e - 006

TRAINGDx, Epoch 50/1 000, MSE 0.439 376/0.001, Gradient 0.176 508/1e - 006

TRAINGDx, Epoch 75/1 000, MSE 0.339 062/0.001, Gradient 0.144 186/1e - 006

TRAINGDx, Epoch 100/1 000, MSE 0.160 801/0.001, Gradient 0.075 849 2/1e - 006

TRAINGDx, Epoch 125/1 000, MSE 0.071 446 1/0.001, Gradient 0.033 486 7/1e - 006

TRAINGDx, Epoch 150/1 000, MSE 0.030 917 3/0.001, Gradient 0.012 224 8/1e - 006

TRAINGDx, Epoch 175/1 000, MSE 0.005 373 65/0.001, Gradient 0.003 399 35/1e - 006

TRAINGDx, Epoch 194/1 000, MSE 0.000 929 37/0.001, Gradient 0.000 705 875/1e - 006

TRAINGDx, Performance goal met.

网络的误差曲线如图 7 所示,网络性能可以满足控制要求。

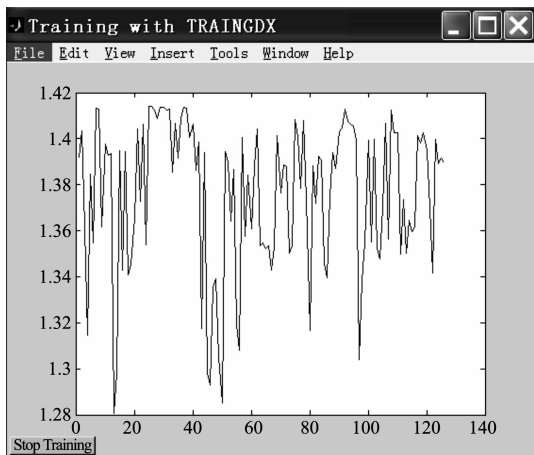


图 7 网络误差曲线

网络经过 194 次训练后,目标误差达到要求,其结果如图 8 所示。

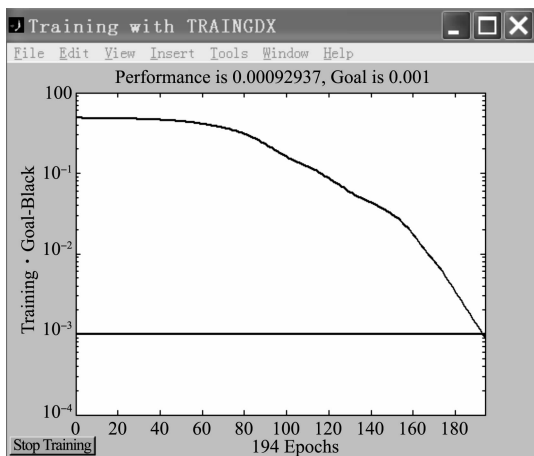


图 8 训练结果

路径规划效果图如图 9 所示。

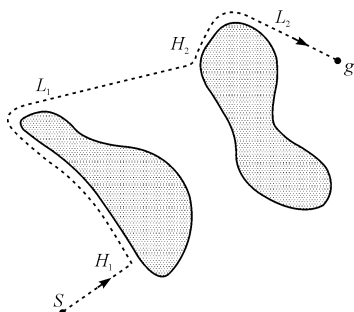


图 9 路径规划效果图

### 3 结束语

针对 AGV 的避障路径规划问题,笔者定义了 AGV 的行驶环境,研究了用于 AGV 避障路径规划的模糊神经网络控制器,并演示了该模糊神经网络在 AGV 避障路径规划中的应用。通过仿真验证其能满足控制要求。该研究为进一步精确控制 AGV 奠定了基础。

模糊神经网络具有以下特点:可以直接从经验中获取知识,自动建立模糊规则和隶属函数;具有较强的适应能力和联想能力,对于未出现过的样本,模糊神经网络可以通过记忆,联想产生合适的输出量对系统进行控制。

#### 参考文献 (References):

- [1] 沈 治,朱丽霞. 基于自动仓储技术的自动导向小车 (AGV) 的研究[J]. 自动化博览,2009(6):84-86.
- [2] BOEGLI P. A Comparative Evaluation of AGV Navigation Techniques [M]. International Trends in Manufacturing Technology: Automated Guided Vehicle, UK, IFS Publications Ltd., 1987.
- [3] 苏健凌,梁 健. AGV 技术及在卷烟厂的应用[J]. 机电工程技术,2008,37(11):96-98.
- [4] 宋孙浩. 基于视觉的 AGV 控制系统的研究[D]. 昆明:昆明理工大学信息工程与自动化学院,2006.
- [5] SALICHS M A, MORENO L. Navigation of mobile robots: open questions[J]. Robotica,2000(18):227-234.
- [6] 曹有辉,王良曦. 基于虚拟目标的 AGV 局部路径规划研究[J]. 计算机仿真,2009,26(1):162-165.
- [7] 吴筱苏. AGV 的视觉引导及其控制策略研究[D]. 合肥:合肥工业大学电气与自动化学院,2003.
- [8] 蔡 璇,游林儒,庄桂玉,等. 基于模糊神经网络思想的 PMSM 控制方法研究[J]. 机电工程技术,2009,38(5):31-33.
- [9] 陈学东,孙 羽,贾文川. 多足步行机器人运动规划与控制[M]. 武汉:华中科技大学出版社,2006.
- [10] 邬再新,李艳宏,刘 涛. 多移动机器人路径规划技术的研究现状与展望[J]. 机械,2008,35(1):1-4.
- [11] 姚 佳. 智能小车的避障及路径规划[D]. 南京:东南大学能源与环境学院,2005.
- [12] ZADEH L. Fuzzy Logic Toolbox User's Guide [M]. 24 Prime Park Way Natick. The Math Works, Inc., 1998.
- [13] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京:电子工业出版社,2005.
- [14] 刘增良. 模糊技术与应用选编(1)[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,1996.

[编辑:张 翔]