

基于改进自适应模糊推理系统的 YG3 硬质合金精密外圆磨削表面质量预测

刘茂福

湖南机电职业技术学院,长沙,410151

摘要:为提高硬质合金材料精密外圆磨削的表面完整性和加工质量,研究其表面质量的预测技术,建立了基于自适应模糊推理系统(ANFIS)的 YG3 硬质合金精密外圆磨削表面粗糙度预测模型,并引入混合田口遗传算法(HTGA)对预测模型进行了改进。采用工艺试验中所用的磨削参数及相应条件下测得的表面粗糙度数据作为训练样本和测试样本,通过对 BP 神经网络模型、传统 ANFIS 预测模型及改进 ANFIS 预测模型的预测结果进行对比分析,对三种模型的有效性和预测精度进行了验证。结果表明,所提出的改进 ANFIS 预测模型从预测值相对误差 E_r 的分布及均方根相对误差 E_{MSRE} 的大小来看,均优于其他两种预测模型,预测精度较高,是一种有效的表面质量预测方法。

关键词:硬质合金;表面质量预测;自适应模糊推理系统;混合田口遗传算法

中图分类号: TG580

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2012.09.014

Surface Quality Prediction in Precision Cylindrical Grinding of YG3 Cemented Carbide Based on Improved ANFIS

Liu Maofu

Hunan Mechanical & Electrical Polytechnic, Changsha, 410151

Abstract: For improving the surface integrity and processing quality in the precision cylindrical grinding of cemented carbides, and investigating the prediction technique of the surface quality, a prediction model of the surface roughness in the precision cylindrical grinding of YG3 cemented carbide based on the adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) was proposed. Then, it was improved by the hybrid Taguchi genetic algorithm (HTGA). At last, the grinding parameters and corresponding surface roughness in the experiments was used as the training and testing samples. Through the comparative analysis of the prediction results in the BP neural network model, traditional ANFIS model and improved ANFIS model, the effectiveness and prediction accuracy of three models were verified. The results show that the prediction accuracy of the improved ANFIS model was better than that of an other two in the distribution of the relative error E_r and the size of mean square error E_{MSRE} , and it is an effective prediction method of the surface quality.

Key words: cemented carbide; surface quality prediction; adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS); hybrid Taguchi genetic algorithm (HTGA)

0 引言

近年来,硬质合金材料以其硬度高、断裂韧性和抗弯强度大以及优良的耐腐蚀性和耐高温性等特点,广泛应用于航空航天、国防、机械、汽车等行业的切削工具、模具、结构零件、耐磨零件等的制造中^[1],典型零件如各种硬质合金轴、销等回转类零件。目前,硬质合金材料零部件的坯料是由难熔的金属碳化物(如 WC)及金属粘结剂(如 Co)经粉末冶金方法烧结制备而成的。而其后续半精加工及精加工则主要采用树脂基金刚石砂轮进行精密磨削以保证表面质量和尺寸精度^[2]。因此,为了提高硬质合金材料零部件的表面完整性和表面质量,获得所要求的几何精度,提高加工效率并降低加工成本,有必要对其精密磨削后表面质量

的预测技术进行研究。

由于精密磨削加工是一个复杂的非线性过程,影响零部件表面质量的因素众多,一般采用表面粗糙度来表征其表面质量。传统的预测方法主要是通过试验数据的多元回归分析来预测磨削加工后的表面粗糙度^[3],但这一方法由于难以找到适当的回归模型而导致预测精度不高。文献[4]中采用 BP 神经网络对磨削表面粗糙度进行了预测,但该方法存在全局搜索能力弱、收敛速度慢、易陷入局部极小值等缺点。而自适应模糊推理系统(adaptive network-based fuzzy inference system, ANFIS)融合了神经网络的学习机制和模糊系统的语言推理能力等优点,克服了上述神经网络的缺点和模糊系统的偶然性,已在非线性系统建模、故障诊断、噪声处理等领域得到应用^[5-7]。本文以 YG3 硬质合金精密外圆磨削表面的表面

粗糙度为研究对象,建立了基于 ANFIS 的预测模型。同时为了确定合适的隶属函数及搜索最佳参数,进一步提高所建立的 ANFIS 预测模型的精度,引入混合田口遗传算法 (hybrid Taguchi genetic algorithm, HTGA) 对预测模型进行了改进。最后,进行了 YG3 硬质合金精密外圆磨削工艺试验,采用相应的磨削加工参数及测得的表面粗糙度作为训练样本和测试样本,通过对 BP 神经网络模型、传统 ANFIS 预测模型及改进 ANFIS 预测模型这三种模型的预测结果进行对比分析,验证了所提出的改进 ANFIS 表面粗糙度预测模型的有效性。

1 基于 ANFIS 的表面粗糙度预测模型的建立

1.1 精密外圆磨削的一般过程

典型精密外圆磨削通常分为纵向磨削法和横向磨削法,本文采用的是纵向磨削法。其中,砂轮以线速度 v_s 旋转,工件以线速度 v_w 旋转,两者在接触处旋转方向相反,同时工件与磨床工作台一起以进给速度 v_f 做纵向往复运动。每一纵向行程或往复运动终了时,砂轮按给定的磨削深度 a_p 做一次横向进给。

1.2 基于 ANFIS 的表面粗糙度预测模型的建立

参照典型 ANFIS 结构^[5-7],本文采用如图 1 所示的 ANFIS 结构,选取对 YG3 硬质合金精密外圆磨削表面粗糙度影响较大的四个参数——砂轮线速度 v_s 、工件线速度 v_w 、进给速度 v_f 、磨削

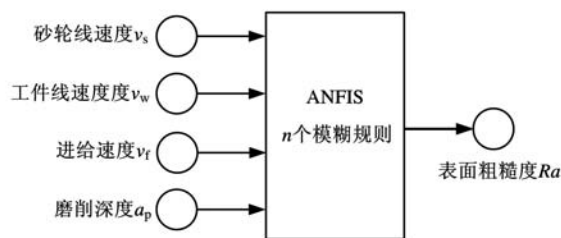


图 1 基于 ANFIS 的表面粗糙度预测模型

深度 a_p 作为 ANFIS 的输入变量,而磨削后工件表面粗糙度 Ra 作为 ANFIS 的输出变量,则具有 n 个模糊 if-then 规则的规则集可表示为

R^l : if v_s is A_h AND v_w is B_i AND v_f is C_j AND a_p is D_k , then

$$f_l = p_l v_s + q_l v_w + r_l v_f + s_l a_p + t_l \quad (1)$$

这里, R^l ($l = 1, 2, \dots, n$) 表示规则集中第 l 个规则, A_h, B_i, C_j 及 D_k ($h, i, j, k = 1, 2, 3, 4$) 分别为具有隶属函数 $\mu_{A_h}(v_s), \mu_{B_i}(v_w), \mu_{C_j}(v_f)$ 及 $\mu_{D_k}(a_p)$ 的前件部分的语言变量, f_l 为输出变量,而 p_l, q_l, r_l, s_l 和 t_l 是后件参数。从式(1)中推导

出的 ANFIS 输出可以表示为

$$y = \sum_{l=1}^n \bar{W}_l (p_l v_s + q_l v_w + r_l v_f + s_l a_p + t_l) \quad (2)$$

即预测的表面粗糙度,且有

$$\left. \begin{aligned} \bar{W}_l &= W_l / \sum_{l=1}^n W_l \\ W_l &= \mu_{A_h}(v_s) \mu_{B_i}(v_w) \mu_{C_j}(v_f) \mu_{D_k}(a_p) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

设前件部分 $\mu_{A_h}(v_s), \mu_{B_i}(v_w), \mu_{C_j}(v_f)$ 及 $\mu_{D_k}(a_p)$ 的前件参数分别为 $\{a_{A_h}, b_{A_h}\}, \{a_{B_i}, b_{B_i}\}, \{a_{C_j}, b_{C_j}\}$ 及 $\{a_{D_k}, b_{D_k}\}$ 。例如,当选择一个高斯隶属函数作为 $\mu_{A_h}(v_s)$, 则 a_{A_h}, b_{A_h} 分别表示高斯隶属函数的中心和宽度。如果预先指定隶属函数的类型,那么通过训练均方根误差 (RMSE) 性能指标 J , 并将 J 值最小化,即可获得前后件参数的值, J 值的计算如下:

$$J = \left[\sum_{m=1}^{\alpha} \frac{(Ra_m - Ra'_m)^2}{\alpha} \right]^{1/2} \quad (4)$$

式中, α 为用于试验数据训练的组数; Ra_m 为试验测得的表面粗糙度; Ra'_m 为预测得到的表面粗糙度。

由式(4)可知,性能指标 J 的值实际上依赖于集合 $\{a_{A_h}, b_{A_h}, a_{B_i}, b_{B_i}, a_{C_j}, b_{C_j}, a_{D_k}, b_{D_k}, p_l, q_l, r_l, s_l, t_l\}$, 则有

$$\begin{aligned} J &= G(a_{A_h}, b_{A_h}, a_{B_i}, b_{B_i}, a_{C_j}, b_{C_j}, a_{D_k}, b_{D_k}, p_l, q_l, r_l, s_l, t_l) = \\ &G(f_1, f_2, \dots, f_{\beta}) \quad (5) \\ \beta &= 32 + 5n \end{aligned}$$

上述问题等价于以下优化问题:

$$\min J = G(f_1, f_2, \dots, f_{\beta}) \quad (6)$$

式(6)是一个具有连续变量的非线性函数。下面采用混合田口遗传算法搜索式(6)所示优化问题的最优解。

2 基于 HTGA 的 ANFIS 预测模型的改进

为确定合适的隶属函数及搜索最佳的参数,并进一步提高所建立的 ANFIS 预测模型的精度,引入了 HTGA 对 ANFIS 预测模型进行改进。本文采用的 HTGA 方法^[8-9]结合了传统遗传算法 (traditional genetic algorithm, TGA) 和田口方法 (Taguchi method), 并将正交试验设计的思想引入到遗传算法中。田口方法在 TGA 的交叉和变异操作之间引入,通过采用田口方法的两个主要工具——信噪比 (signal-to-noise ratio) 和正交矩阵 (orthogonal array) 将田口方法的系统推理能力并入交叉操作中,以系统地选择更优的基因实现交叉操作。该方法不仅可以找到最优解或次优解,而且具有更好的收敛性,增强了遗传算法的处理能力,避免了传统遗传算法存在的

近亲繁殖、早熟收敛等缺陷。图 2 为基于 HTGA 的优化过程的流程图。

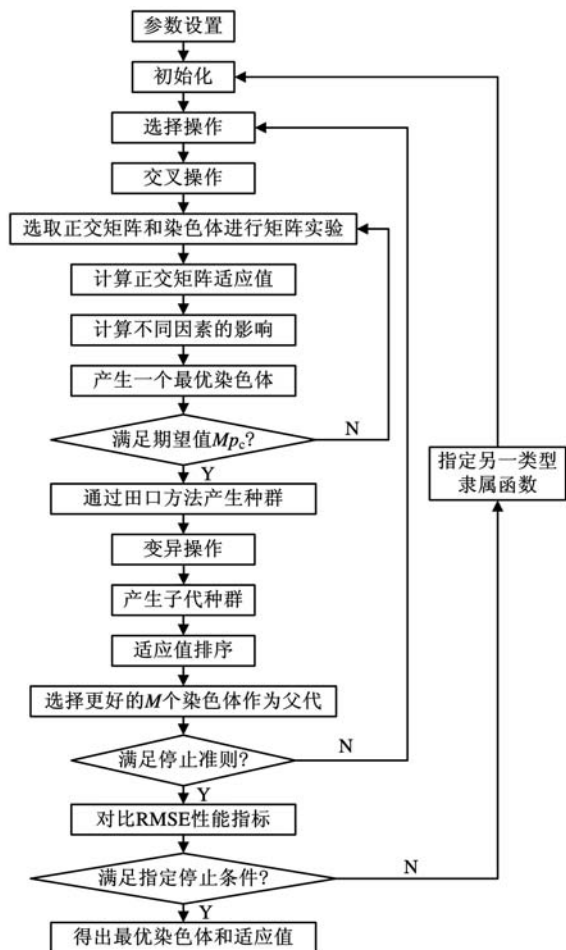


图 2 基于 HTGA 的优化过程流程图

3 预测结果及分析

3.1 YG3 硬质合金精密外圆磨削试验

YG3 硬质合金精密外圆磨削试验在一台 MB1320/H 半自动精密外圆磨床上进行, 整个磨削试验系统如图 3 所示。砂轮架的横向进给和工作台的往复运动分别由两台步进电机控制, 通过工控机发出步进脉冲给步进电机驱动器, 由驱动器驱动步进电机实现启停和调速控制, 完成纵向和横向的进给运动。通过控制两台变频器, 可对砂轮电机和工件电机进行变频调速, 实现对砂轮和工件转速的变速及控制。通过尺寸传感器监测工件的径向尺寸, 通过光栅尺测量工作台的位移和砂轮架位移。所有信号都经由转换卡进行数据采集, 并输入工控机中进行集中控制与处理。

砂轮采用树脂结合剂金刚石砂轮, 砂轮规格如表 1 所示, 在试验之前须对砂轮进行精密整形与修锐, 以保证砂轮的正确形状和锋锐性, 磨削液采用普通水基磨削液。工件采用经粗磨后直径为 15mm、长度为 80mm 的 YG3 硬质合金棒料, 材

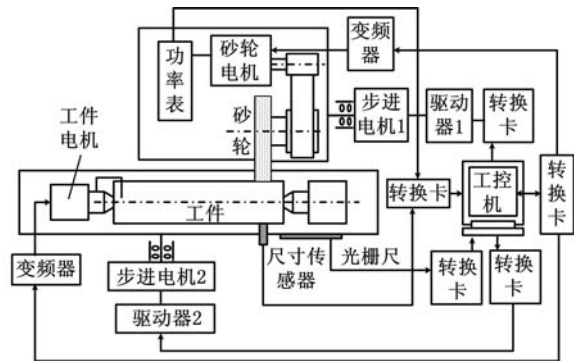


图 3 YG3 硬质合金精密外圆磨削试验系统

料性能如表 2 所示。试验当中采用的具体磨削参数如表 3 所示。磨削后工件表面粗糙度 Ra 采用 Hommel T1000 粗糙度仪离线测量。

表 1 砂轮规格

结合剂类型	树脂
磨料类型	金刚石
粒度号	600
浓度	100%
砂轮尺寸	外径 180mm, 内径 30mm, 宽度 10mm

表 2 实验用 YG3 硬质合金材料特性

C 含量	97%
Co 含量	3%
晶粒度 (μm)	0.6
硬度 (HRA)	93
抗弯强度 (MPa)	1100
密度 (g/cm^3)	14.9~15.3

表 3 磨削参数

砂轮线速度 v_s (m/s)	20, 40
工件线速度 v_w (m/s)	0.3, 0.5, 0.7
进给速度 v_f (mm/s)	10, 30, 50
磨削深度 a_p (μm)	2, 8, 15

3.2 样本选择及参数设置

由于影响表面粗糙度的主要因素是磨削参数, 因此本文选取砂轮线速度 v_s 、工件线速度 v_w 、进给速度 v_f 、磨削深度 a_p 作为所建立的改进 ANFIS 预测模型的输入变量, 而磨削后工件表面粗糙度 Ra 为该模型的输出变量。用于预测模型训练和测试的样本来自于以上 YG3 硬质合金精密外圆磨削工艺试验, 其中的 36 组数据作为所建立的预测模型的训练样本, 而另外 18 组数据作为测试样本。

根据所提出的预测模型, 在 MATLAB 7.0 中编制相应的程序, 同时对预测模型各参数设置如下: 模型所采用的模糊规则数 $n=20$, 根据式 (4)、式 (5) 得到前后件参数的总数为 132 (即 $\beta=132$), 种群数量 $M=300$, 交叉概率 $P_c=0.9$, 变异概率 $P_m=0.1$, 进化代数为 300, 隶属函数采用高斯隶属函数, 正交矩阵采用 $L_{256}(2^{255})$ 。

3.3 预测结果分析

用相对误差 E_r 和均方根相对误差 E_{MSRE} 作为最终评价指标：

$$E_r = \frac{Ra_t - Ra'_t}{Ra_t} \quad (7)$$

$$E_{MSRE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{Ra_t - Ra'_t}{Ra_t} \right)^2} \quad (8)$$

式中, Ra_t, Ra'_t 分别为试验和预测获得的表面粗糙度值; n 为数据的组数。

表 4 所示为表面粗糙度试验结果与不同模型预测结果的对比, 表中 Ra_0 为试验测得的工件表面粗糙度值, Ra_1, Ra_2, Ra_3 分别为采用 BP 神经网络模型、传统 ANFIS 预测模型及改进 ANFIS 预测模型预测获得的表面粗糙度值, 而 E_{r1}, E_{r2}, E_{r3} 分别为采用上述三种预测模型时试验值与预测值之间的相对误差, 三种预测模型的预测误差分析比较结果如图 4 所示。从表 4 和图 4 中可以

表 4 表面粗糙度实验结果与不同模型预测结果对比

编号	磨削参数				表面粗糙度 (μm)				相对误差 (%)		
	v_s (m/s)	v_w (m/s)	v_f (mm/s)	a_p (μm)	Ra_0	Ra_1	Ra_2	Ra_3	E_{r1}	E_{r2}	E_{r3}
1	20	0.3	10	2	0.322	0.291	0.336	0.302	9.63	-4.35	6.21
2	20	0.3	30	8	0.345	0.379	0.363	0.337	-9.86	-5.22	2.32
3	20	0.3	50	15	0.388	0.418	0.371	0.401	-7.73	4.38	-3.35
4	20	0.5	10	2	0.357	0.332	0.342	0.339	7.00	4.20	5.04
5	20	0.5	30	8	0.382	0.415	0.405	0.364	-8.64	-6.02	4.71
6	20	0.5	50	15	0.451	0.417	0.484	0.473	7.54	-7.32	-4.88
7	20	0.7	10	2	0.376	0.413	0.355	0.359	-9.84	5.59	4.52
8	20	0.7	30	8	0.403	0.429	0.423	0.417	-6.45	-4.96	-3.47
9	20	0.7	50	15	0.506	0.455	0.468	0.518	10.08	7.51	-2.37
10	40	0.3	10	2	0.165	0.179	0.155	0.159	-8.48	6.06	3.64
11	40	0.3	30	8	0.219	0.244	0.232	0.211	-11.42	-5.94	3.65
12	40	0.3	50	15	0.258	0.241	0.239	0.262	6.59	7.36	-1.55
13	40	0.5	10	2	0.189	0.179	0.198	0.201	5.29	-4.76	-6.35
14	40	0.5	30	8	0.244	0.263	0.231	0.238	-7.79	5.33	2.46
15	40	0.5	50	15	0.283	0.246	0.297	0.294	13.07	-4.95	-3.89
16	40	0.7	10	2	0.204	0.224	0.216	0.193	-9.80	-5.88	5.39
17	40	0.7	30	8	0.255	0.239	0.242	0.266	6.27	5.10	-4.31
18	40	0.7	50	15	0.291	0.312	0.304	0.285	-7.22	-4.47	2.06
均方根相对误差 E_{MSRE} (%)									8.70	5.61	4.13

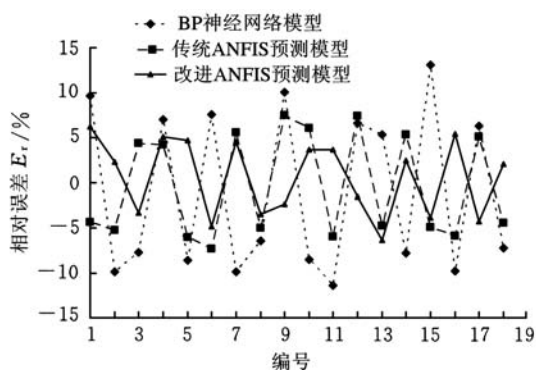


图 4 三种预测模型的预测误差分析比较

4 结语

本文建立了基于 ANFIS 的 YG3 硬质合金精

看出, 采用改进 ANFIS 预测模型时, 在 18 组数据中有 10 组相对误差的绝对值小于 4%, 其中最小的为 2.06%; 采用 BP 神经网络模型时, 相对误差绝对值最大为 13.07%, 最小值为 5.29%, 在 18 组数据中有 14 组相对误差的绝对值在 6%~10% 之间; 采用传统 ANFIS 预测模型时, 相对误差绝对值最大为 7.51%, 最小值为 4.20%, 在 18 组数据中有 16 组相对误差的绝对值在 4%~7% 之间。由三者的均方根相对误差可知, 采用改进 ANFIS 预测模型时的均方根相对误差仅为 4.13%, 与 BP 神经网络模型和传统 ANFIS 预测模型相比, 分别低 4.57% 和 1.48%。从预测值相对误差的分布及均方根相对误差的大小来看, 本文提出的改进 ANFIS 预测模型的预测精度均高于 BP 神经网络模型和传统 ANFIS 预测模型。

密外圆磨削表面粗糙度的预测模型, 并引入了 HTGA 方法对所提出的预测模型进行了改进。完成了 YG3 硬质合金精密外圆磨削工艺试验, 从试验数据中分别选取训练样本和测试样本, 对所提出的改进 ANFIS 表面粗糙度预测模型的有效性和预测精度进行了验证。经过对 BP 神经网络模型、传统 ANFIS 预测模型及改进 ANFIS 预测模型三者预测结果的对比分析可知, 从预测值相对误差的分布及均方根相对误差的大小来看, 本文所提出的改进 ANFIS 表面粗糙度预测模型均具有较高的预测精度, 该模型是一种有效的硬质合金精密外圆磨削表面质量预测方法, 具有较高的实用价值。

多轴起重机联合仿真平台开发

杨 勇^{1,2} 易小刚^{1,2}

1. 三一集团有限公司研究总院博士后工作站,长沙,410100

2. 华中科技大学,武汉,430074

摘要:以液压仿真软件 AMESim、控制器设计软件 MATLAB/Simulink、动力学仿真分析软件 ADAMS 为二次开发平台,开发了多轴起重机油气悬架系统及多桥转向系统多学科联合仿真分析平台,该平台是具有完全自主知识产权的机械系统动力学 CAE 平台,内嵌机电液控耦合系统动力学分析。结合相关试验,对起重机油气悬架和多桥转向系统进行深入研究,验证了平台的有效性。

关键词:CAE 平台;多学科;联合仿真;ADAMS;AMESim;MATLAB/Simulink

中图分类号:TH215

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2012.09.015

Co-simulation Platform Development for Multi-axle Crane

Yang Yong^{1,2} Yi Xiaogang^{1,2}

1. Post-doctor Workstation of SANY Group, Changsha, 410100

2. Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074

Abstract: This platform was redeveloped on software AMESim, MATLAB/Simulink and ADAMS to set up multi-domain co-simulation analysis platform for suspension system and multi-axle steering system, and we have totally intellectual property rights. The comparisons between the results of analysis and testing validate the platform.

Key words: CAE platform; multi-disciplinary; co-simulation; ADAMS; AMESim; MATLAB/Simulink

0 引言

工程机械通常是集机械、电子、液压、控制等多个领域子系统于一体的复杂系统,多领域耦合是其显著特征^[1-2]。当前 CAE 技术已经深入到产品开发的多个重要环节,但在产品设计的理论、方

法和技术层面上存在较大差距,尤其是在产品创新设计方面缺乏必要的 CAE 技术手段及工具。开发自主知识产权的 CAE 分析软件对提升我国企业产品创新开发能力具有重要意义。

多轴起重机底盘的油气悬架和多桥电液辅助转向系统是起重机底盘的重要组成部分,它集成了机械结构、液压传动、电气控制等各分系统。各

收稿日期:2011-03-25

参考文献:

- [1] 贾佐诚,陈飞雄,吴诚. 硬质合金新进展[J]. 粉末冶金工业, 2010, 20(3): 52-57.
- [2] 邓朝晖,万林林,张荣辉. 难加工材料高效精密磨削技术研究进展[J]. 中国机械工程, 2008, 19(24): 3018-3022.
- [3] 杜金萍,刘振生,王建民. 平面磨削表面粗糙度预测模型的研究[J]. 现代制造技术与装备, 2007(3): 27-28.
- [4] 谢红梅,黄伟. 基于人工神经网络的磨削表面粗糙度预测研究[J]. 精密制造与自动化, 2001(4): 30-31.
- [5] Timothy J R. Fuzzy Logic with Engineering Applications[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2004.
- [6] 张春美. 基于粗糙集的自适应神经模糊推理系统的

研究和应用[D]. 太原: 太原理工大学, 2005.

- [7] 段晓燕. 基于自适应神经模糊推理系统的迭代学习控制初始控制策略研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2009.
- [8] Taguchi G, Chowdhury S, Taguchi S. Robust Engineering[M]. New York: McGraw-Hill, 2000.
- [9] Tsai J T, Chou J H, Liu T K. Tuning the Structure and Parameters of a Neural Network by Using Hybrid Taguchi-genetic Algorithm[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17(1): 69-80.

(编辑 王艳丽)

作者简介:刘茂福,男,1964年生。湖南机电职业技术学院机械工程系副教授。主要研究方向为机械制造技术。发表论文 10 余篇。