

# 无人机姿态控制器设计及仿真

段凤阳, 陈鹏, 郝爽

(空军航空大学 飞行器控制系, 长春 130022)

**摘要:** 由于无人机模型的非线性和参数的时变性, 传统 PID 方法设计的控制器动态性能可能会变得很差, 针对这种问题, 设计了适合于某型无人机的模糊自适应姿态控制器; 对于模糊控制器的隶属函数选择中盲目性的问题, 利用粒子群优化算法对隶属函数进行智能寻优, 降低设计过程中专家主观意向对控制器性能不确定性的影响; 仿真结果表明, 文章设计的控制器相对传统 PID 有更好的动态性能, 并且对于模型参数的时变性具有一定的鲁棒性。

**关键词:** 无人机; 姿态控制; 模糊自适应; 粒子群优化

## Design and Simulation of UAV Attitude Controller

Duan Fengyang, Chen Peng, Hao Shuang

(Aviation University of Air Force Aircraft Control Department, Changchun 130022, China)

**Abstract:** Due to the nonlinear and the time-varying parameters of the UAV model, controller design of traditional PID method of the dynamic and static performance may become very bad, in order to solve this problem, designing the fuzzy adaptive attitude controller for a certain type of UAV. To avoid the blindness of membership function in fuzzy controller selection problem, this paper uses the particle swarm optimization algorithm of intelligent optimization of membership function, reducing the influence of experts in the design process of the subjective intention of controller performance uncertainty. The simulation results show that the static and dynamic performance of the controller designed in this paper compared with the traditional PID is better, and has certain robustness to model time-varying parameters.

**Keywords:** UAV; attitude control; fuzzy adaptive; particle swarm optimization

## 0 引言

经典的 PID 控制作为最有效的控制方法占据了 90% 以上的应用领域<sup>[1]</sup>, 它所具有的高精度、实现容易的优点是无容置疑的, 但是 PID 控制在模型非线性与参数时变性的条件下变得很无力<sup>[2-3]</sup>。笔者曾用传统 PID 为某型无人机设计控制律, 仿真结果显示控制器仅仅在某一平衡点处有较好效果, 在其他平衡点处动态性能就会明显变差, 甚至无法正常收敛。

常规模糊控制方法在模型不确定的情况下仍然可以获得很好的控制效果, 但是它由于没有积分项, 容易产生稳态误差。本文把 PID 与模糊控制结合, 设计一种适合于某型无人机的模糊自适应姿态控制器。对于隶属函数过于依赖专家主观意向的问题, 利用粒子群优化算法对隶属函数进行智能寻优, 降低设计过程中专家主观意向对控制器性能不利的影

## 1 模糊自适应控制器

### 1.1 控制器基本原理

模糊自适应控制器是把模糊控制器与传统 PID 控制结合, 使控制器可以在线实时对 PID 控制器的 3 个参数进行整定, 其控制结构图如图 1 所示。

实际工作原理可看成 3 个双输入—单输出的曼达尼 (Mamdani) 模糊控制器, 在运行中不断计算被控对象输出值与给定值的偏差  $E$  和偏差变化率  $EC$ , 再根据模糊推理实时地求出 PID 控制器 3 个参数的增量  $\Delta K_p$ 、 $\Delta K_i$ 、 $\Delta K_d$ , 在初始参数值  $K_{p0}$ 、 $K_{i0}$ 、 $K_{d0}$  的基础上, 进行在线整定, 如式 1 所示<sup>[4]</sup> 其

收稿日期: 2014-10-06; 修回日期: 2014-11-24。

**作者简介:** 段凤阳 (1969-), 男, 吉林长春人, 教授, 硕士研究生导师, 主要从事军用无人机控制与运用、导航与精确制导方向的研究。

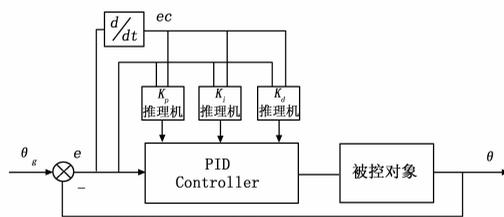


图 1 模糊 PID 控制结构图

中, 初始参数由 Ziegler-Nichols 整定法得出<sup>[5]</sup>。

$$\begin{cases} K_p = K_{p0} + \Delta K_p \\ K_i = K_{i0} + \Delta K_i \\ K_d = K_{d0} + \Delta K_d \end{cases} \quad (1)$$

模糊自适应 PID 不但有 PID 控制精度高、计算量小、易于实现的优点, 还有模糊控制器超调小, 动态响应快等优点, 并且提高了跟踪和抗干扰性能, 可以完成准确快速的姿态控制。

### 1.2 控制器的论域

本文中偏差  $E$  的基本论域为  $[-15, 15]$ , 模糊论域为  $[-5, 5]$ , 所以选择量化因子  $K_E$  为  $1/3$ ; 偏差变化率  $EC$  的基本论域为  $[-5, 5]$ , 模糊论域为  $[-5, 5]$ , 选择量化因子  $K_{EC}$  为 1。将基本论域划分为 7 个模糊子集: {负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大} (对应的缩写为 NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB)。

系统的输出为 PID 的 3 个参数的调整值  $\Delta K_p$ 、 $\Delta K_i$ 、 $\Delta K_d$ , 确定其基本论域分别为  $[-10, 10]$ 、 $[-2, 2]$ 、 $[-0.5, 0.5]$ , 通过比例因子 20、4、1, 映射到模糊论域  $[-0.5, 0.5]$  上, 输出端同样划分为 7 个模糊子集: {负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大}。

### 1.3 模糊化与清晰化

将清晰量转换成模糊推理需要的模糊量, 以及把模糊推理输出的模糊量清晰化, 这都要依靠隶属函数来转化, 因此隶属函数式模糊集合的核心。它通常根据专家经验来设计, 正因为如此, 隶属函数往往具有较浓重的主观性甚至盲目性, 有时还会陷入局部最优。常用的隶属函数有三角形、钟形、高斯形、梯形、Sigmoid 形等, 国内很多学者在应用时都直接使用了均匀分布的等腰三角形或梯形作为隶属函数, 但是这很可能降低模糊控制器的实际效果, 因为在非线性的条件下, 不同论域的敏感程度是不同的, 比如在无人机俯仰角控制中, 越是接近  $0^\circ$ , 就越需要精细的控制, 对应 F 子集占用论域就应该相对狭窄。如何才能得到最优的隶属函数, 在第 2 节将要进行详细讨论。

### 1.4 模糊规则

模糊规则是模糊控制器的核心, 它是根据控制工程师长期积累的技术知识和飞行员实际操作经验总结的, 并通过反复试验调整而建立起来的规则, 它的好坏直接决定控制器的性能。

根据专家经验, 我们知道: 当误差值  $E$  比较大、误差变化率  $Ec$  较小时, 为了提高系统反应的速度,  $K_p$  应取较大值; 为了防止超调过大,  $K_i$  取较小值;  $K_d$  取较小值。当误差值和误差变化率中等大小时,  $K_p$ 、 $K_i$  取适中值,  $K_d$  应取较大值。当误差值较小时,  $K_p$  应取较大值, 为了减少静态误差, 要增大  $K_i$  的取值, 而  $K_d$  随着误差变化率变化而变化。根据专家经验, 利用 MATLAB 中图形用户界面画出模糊规则曲面如图 2~4 所示。

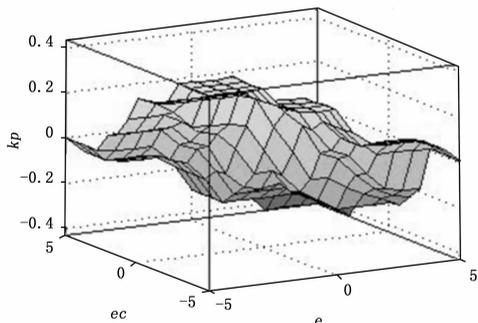


图 2 比例系数的模糊规则

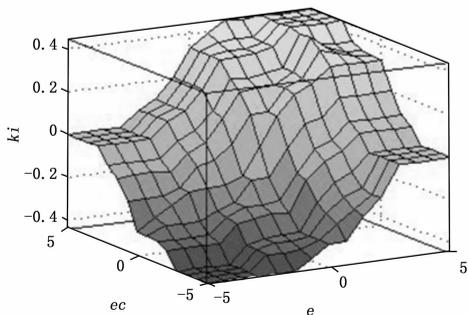


图 3 积分系数的模糊规则

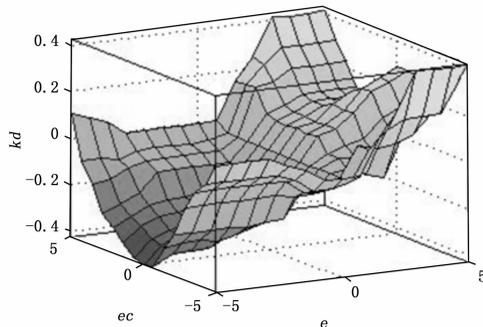


图 4 微分系数的模糊规则

模型, 将群体中的个体称为“粒子 (Particle)”, 每个粒子代表一组解, 粒子们跟随当前最优的粒子在解空间搜索、飞行, 在短时间内找到最优解<sup>[7]</sup>。

### 2.2 粒子群算法的优化步骤

PSO 的基本步骤如下。

Step1: 种群初始化;

Step2: 计算每个粒子的适应值;

Step3: 用粒子的适应值与  $pbest$  相应适应值比较, 择优更新  $pbest$ ;

Step4: 用粒子的适应值与  $gbest$  相应适应值比较, 择优更新  $gbest$ ;

Step5: 粒子根据  $pbest$  和  $gbest$  进行飞行, 对位置和速度进行更新;

Step6: 若已达到最大迭代次数, 转向 Step7, 否则转向 Step3;

Step7: 输出  $gbest$ , 寻优结束。

粒子群优化算法的基本流程图如图 5 所示。

1) 粒子群初始化:

确定需要优化函数的参数个数, 设函数有  $d$  个参数需要优化, 则创造一群  $d$  维的随机粒子, 假设其中第  $i$  个粒子的空间位置为  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ , 飞行速度为  $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ , 确定学习因子  $c_1, c_2$ , 加权系数  $w$ , 迭代次数  $n$ 。

2) 粒子群的飞行过程:

设第  $i$  个粒子经历的最优位置  $pbest_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ 。

用  $gbest$  表示种群中全体粒子所经历过的最好位置, PSO 算法的进化方程如式 2、式 3 所示<sup>[8]</sup>

$$v_{id}(t+1) = wv_{id}(t) + c_1 r_1(t)(pbest_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2(t)(gbest_d - x_{id}(t)) \quad (2)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (3)$$

式中,  $x_i(t)$  和  $v_i(t)$  分别是粒子  $i$  在第  $t$  代时的位置和速度,  $r_1(t)$  和  $r_2(t)$  取 0 到 1 之间的随机数。

上述进化方程由三部分组成: 第一部分是粒子先前速度, 代表粒子的记忆性, 提高了粒子的全局搜索能力; 第二部分为粒子本身在飞行过程中的经验, 代表个体认知部分, 第三部分突出了整个粒子群的信息共享, 代表社会认知部分<sup>[9]</sup>。

3) 设定适应值函数:

适应值是 PSO 算法中用来衡量群体中各个个体有可能达到或接近最优解得程度, 粒子群飞行时的位置和速度会参考群体中适应值越高的粒子。

针对阶跃响应在过渡过程的动态性能, 设定误差绝对值的时间积分值作为选择参数的目标函数, 如式 (4) 所示,

## 2 粒子群优化模糊隶属函数

### 2.1 粒子群算法简介

粒子群优化算法 (PSO) 是美国社会心理学家 J. Kennedy 和电气工程师 R. Eberhart 于 1995 年提出的一种新的进化算法<sup>[6]</sup>, 该算法源于模仿自然界中鸟群、鱼群等生物的社会行为

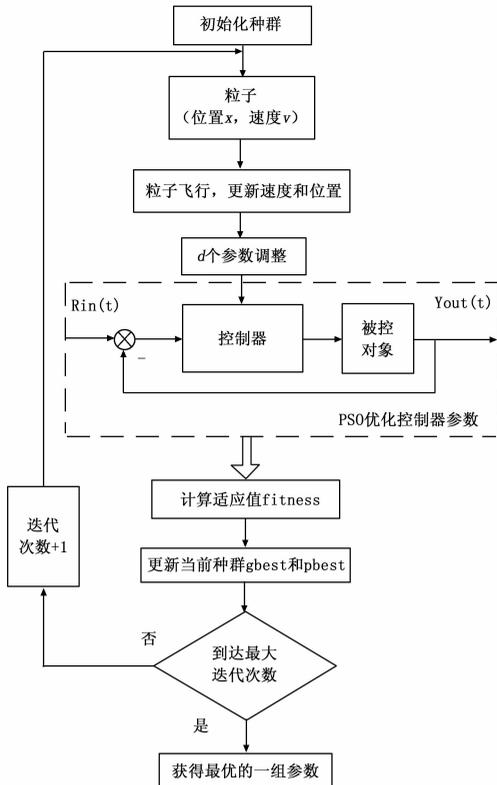


图 5 粒子群算法的基本流程

$$J = \int_0^{\infty} (\omega_1 |e(t)| + \omega_2 u^2(t)) dt + \omega_3 \cdot t_u \quad (4)$$

式中,  $e(t)$  为系统误差,  $u(t)$  为控制输入,  $t_u$  为曲线上升时间,  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$  为权值, 其中把输入量的平方项加到函数中, 是为了防止控制过量<sup>[10]</sup>。另外, 为了减少超调, 引入惩罚机制, 将超调量加到目标函数, 如式 5 所示:

$$\text{If } e(t) < 0 \quad J = \int_0^{\infty} (\omega_1 |e(t)| + \omega_2 u^2(t) + \omega_3 |e(t)|) dt + \omega_3 \cdot t_u \quad (5)$$

式中,  $\omega_1$  为权值且  $\omega_1 \geq \omega_1$ , 适应值函数取目标函数的倒数:

$$f = \frac{1}{J} \quad (6)$$

### 2.3 粒子群优化模糊控制隶属函数

将粒子群初始化, 随机生成 200 个具有位置和速度的粒子,  $c_1 = c_2 = 2$ , 加权系数  $\omega = 0.8$ , 迭代次数限定为 1 000 次。其适应值逐渐变化如图 6 所示。

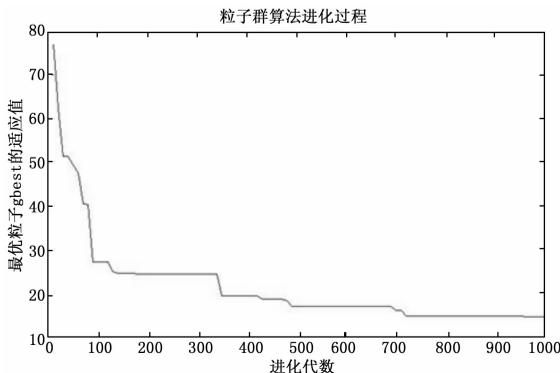


图 6 适应值函数变化曲线

优化结束后, 根据所得参数画出隶属函数如图 7 所示。

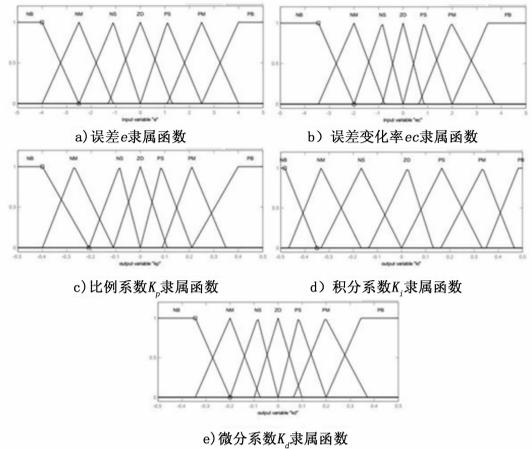


图 7 优化后的隶属函数

### 3 仿真与分析

对设计的模糊自适应控制器进行仿真, 施加激励后, 观察其对指令信号的跟踪程度。模拟俯仰角指令为 1 rad 的阶跃信号, 系统时域响应如图 8 所示图中可以看出, 相比传统 PID 控制, 模糊自适应控制器具有很快的反应速度, 很高的稳态精度, 并且没有超调。当飞行器收到指令信号之后, 可以更迅速、更准确的跟踪指令信号, 完成预定机动。

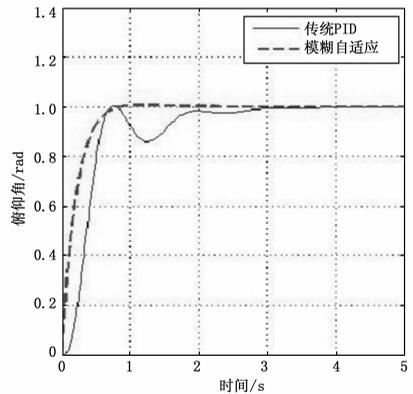


图 8 控制器时域响应对比

无人机在全飞行包线内, 其模型是时变的, 为了检验本文设计的控制器对不确定模型的适应能力, 将代表无人机模型的状态矩阵改变 20% 后, 对控制器的指令跟踪能力进行仿真, 如图 9 所示。图中可以看出, 常规 PID 控制器在模型发生改变后, 振荡加剧, 超调大幅增加, 动态性能急剧下降, 表示其参数并不适合在该状态点进行姿态控制, 而相比之下模糊自适应控制器的动静态性能并没有太大改变, 证明了其可以适应不确定的模型, 具有一定的鲁棒性。

### 4 结束语

本文针对某小型无人机的飞行控制系统设计了模糊自适应姿态控制器, 通过粒子群算法优化隶属函数来降低模糊推理过程的人为主观性, 从仿真结果能看出控制系统的动态性能和稳态性能明显好过传统的 PID 控制。文中设计的参数自整定的模糊自适应控制器不但有 PID 控制精度高、易于实现的优点, 还有模糊控制器超调小, 动态响应快等优点, 并且可以适应不确定的模型, 提高了跟踪和鲁棒性能, 可以完成准确快速的姿

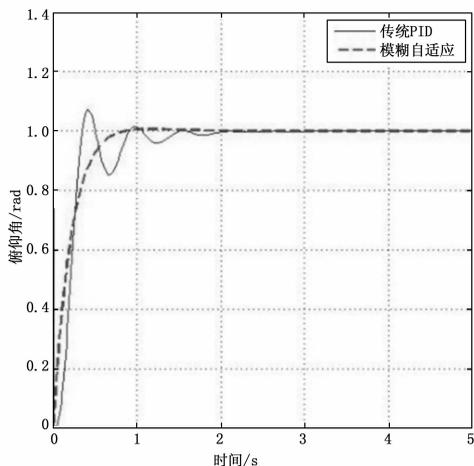


图 9 参数改变后时域响应

态控制。

参考文献:

[1] Chen G. Conventional and fuzzy PID controllers: An overview [J].

1996 (1): 235-246.

[2] 鲁道夫. 布罗克豪斯. 飞行控制 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.  
 [3] 张金学, 掌明, 李媛媛. 基于四元数法的固定翼微型飞行器姿态控制 [J]. 计算机测量与控制, 2012 (7): 1851-1854.  
 [4] 石辛民. 郝整清 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.  
 [5] Astrom K J, Hagglund T, PID C. Theory, Design and Tuning [J]. Research Triangle Park; 2nd Ed. Instrumentation, Systems and Automatic Society, 1995.  
 [6] 石振刚, 高立群. 一种基于粒子群算法的模糊隶属函数优化方法 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43 (18): 84-86.  
 [7] Esmir A A A, Aoki A R, Lambert-Torres G. Particle swarm optimization for fuzzy membership functions optimization [A]. Systems, Man and Cybernetics, 2002 IEEE International Conference on. IEEE [C]. 2002, 3: 6.  
 [8] 纪震, 廖惠连. 粒子群算法及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.  
 [9] 张利彪. 基于粒子群优化算法的研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2004.  
 [10] 刘金锟. 先进 PID 控制 MATLAB 仿真 [M] (第 3 版). 北京: 电子工业出版社, 2011.

(上接第 1570 页)

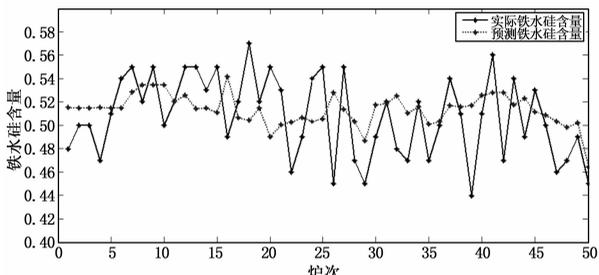


图 5 高炉铁水 [Si] 含量实际值与预测值对比

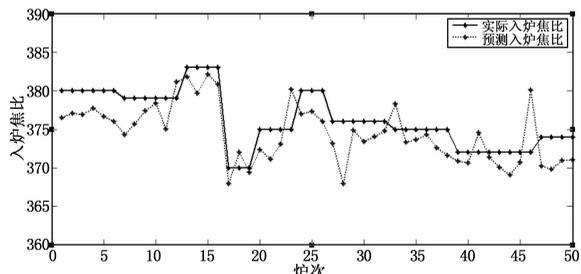


图 6 高炉入炉焦比实际值与预测值对比

4 实际应用

随机选取某炼铁厂日常生产数据中综合工况指标为优的 5 组用于验证模型的实际应用效果, 结果如表 2 所示。

表 2 喷煤量优化值及其相应指标

序号	喷煤量 (t/h)		入炉焦比 (kg/t)		铁水 [Si] 含量 (%)	综合 工况指标
	实际值	优化值	实际值	预报值		
1	35	37	375	364.4	0.54	0.0005596
2	38	39	378	359.2	0.56	0.0011825
3	32	35	385	367.6	0.53	0.0013643
4	33	33	370	360.3	0.55	0.000687
5	34	36	384	368	0.54	0.0003597

由表 2 可知, 利用本文提出的喷煤量优化模型, 可以在保证高炉炉温稳定的前提条件下, 提高煤粉的喷入量, 实现入炉焦比的降低, 使得综合工况指标为优, 表明本模型可以根据高炉当前状态, 挖掘出各变量与喷煤量之间的潜在关系, 从而给出相应的喷煤量优化设定值, 帮助操作人员决策。

5 结束语

本文根据高炉冶炼过程的特点, 结合专家经验, 在筛选优化样本数据基础之上, 运用遗传优化 BP 神经网络建模方法建模获取喷煤量优化设定值, 并建立相应工艺指标 (铁水 [Si] 含量及入炉焦比) 预测模型。模型实际应用表明该方法能够在保证综合工况指标为优的前提下确定当前炉况下的最佳喷煤量, 提高了高炉操作的准确性, 从而实现炼铁生产过程高产低耗、稳定顺行以及提高经济效益的目的。

参考文献:

[1] 范广权. 高炉冶炼操作 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2008.  
 [2] 刘祥官, 刘芳. 高炉炼铁过程优化与智能控制系统 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2003.  
 [3] 杨天钧, 苍大强, 丁玉龙. 高炉富氧煤粉喷吹 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 1996.  
 [4] 桂卫华, 杨春华. 复杂有色冶金生产过程智能建模、控制与优化 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.  
 [5] 王玉英, 王瑞军. 包钢六号高炉降低焦比实践 [J]. 炼铁, 2008, 27 (2): 33-36.  
 [6] 邵传厚, 渐令, 陈积明, 等. 复杂高炉炼铁过程的数据驱动建模及预测算法 [J]. 自动化学报, 2009, 35 (6): 725-730.  
 [7] 姚斌, 杨天钧. 铁水硅预报神经网络专家系统的遗传优化生成 [J]. 钢铁, 2000, 35 (4): 13-16.  
 [8] 查烽炜, 刘琪. 基于神经网络和遗传算法的高炉喷煤操作参数优化 [J]. 控制理论与应用, 2006, 25 (10): 11-13.  
 [9] 范志刚. 基于神经网络和专家系统的铁水硅含量预报、控制软件研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2003.  
 [10] 崔桂梅, 鄢常亮, 关英辉. 基于支持向量机的高炉向凉、向热炉况预测 [J]. 钢铁研究学报, 2011, 23 (7): 18-23.