

文章编号: 1000-6893(2005)01-0116-05

基于 ANN 与 FNN 的飞机防滑刹车系统设计

何 恒¹, 吴瑞祥¹, 黄伟明²

(1. 北京航空航天大学 机械工程及自动化学院, 北京 100083)

(2. 中国航空工业第一集团公司 609 所 1 室, 湖北 襄樊 441052)

Design of Aircraft Antiskid Brake System with ANN and FNN

HE Heng¹, WU Rui-xiang¹, HUANG Wei-ming²

(1. School of Mechanical Engineering and Automation, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

(2. China Research Institute of Aero-Accessories, Xiangfan 441052, China)

摘 要: 飞机防滑刹车问题的关键是滑移率。为了使飞机刹车以最佳滑移率工作,防止陷入深度打滑和获得最大的刹车结合系数,提出一种智能飞机刹车系统,该系统由两部分组成: 利用神经网络(ANN)构造的,能实时获得最佳滑移率的最佳滑移率识别器; 利用模糊神经网络(FNN)构造的,能快速逼近目标滑移率的 FNN 控制器。计算机仿真结果表明系统的控制精度、稳定性和对复杂工况的适应性都得到了提高。

关键词: 防滑; 飞机刹车; 仿真; 神经网络; 模糊神经网络

中图分类号: V227+.5; TP183 **文献标识码:** A

Abstract: Slip ratio is important to antiskid brake system. To prevent serious skidding and obtain maximum friction coefficient, a design of intelligent brake system is presented. The system includes two parts: 1) A perfect slip ratio identifier constructed by ANN (artificial neural network) to get the real-time perfect slip ratio. 2) A FNN (fuzzy neural network) Controller to follow up with the target slip ratio. Computer simulation shows improvements of the system in precision, stability, robustness and adaptability to complicated work conditions.

Key words: antiskid; aircraft brake; simulation; neural network; fuzzy-neural network

飞机刹车系统是一个高阶非线性的时变系统,难以精确地建立其数学模型。传统的控制方法采用了大量的近似处理,因而刹车效率低,系统的鲁棒性差。近年来,智能控制代替传统控制成为飞机刹车控制系统研究的潮流。文献[1]采用神经网络和模糊控制进行飞机刹车控制,取得了一定的成果。本文对该研究成果加以改进,设计出一个新型的智能飞机防滑刹车系统。

1 设计方案的提出

飞机防滑刹车问题的关键是滑移率问题(滑移率 $s = (v_a - v_w) / v_a$, v_a 为飞机的速度, v_w 为被刹机轮的转动线速度)。如图 1 所示,刹车系统在某工况下工作时,机轮与跑道间的结合系数 μ 存在着一个最大值,对应的滑移率为最佳滑移率 s_p ,刹车系统在 s_p 工作下可获得最佳效果。当实际滑移率 s 大于 s_p 并且达到一定上限时,轮胎容易陷入深度打滑,这是非常有害的,应当尽力避免。

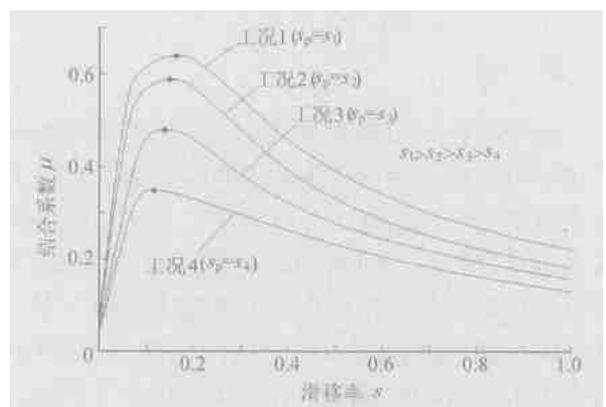


图 1 不同工况下滑移率—结合系数关系曲线

Fig. 1 Slip ratio vs. friction coefficient in different conditions

从以上分析来看,飞机防滑刹车系统的设计可分解为两方面问题:一是如何实时获得的最佳滑移率 s_p ;二是如何控制刹车力矩,使飞机快速准确地跟踪所得到的 s_p 。与之对应,本文提出的智能刹车系统由两个模块构成: 利用神经网络(ANN)构造的能实时获得最佳滑移率的最佳滑移率识别器; 利用模糊神经网络(FNN)构造的能快速跟踪目标滑移率的 FNN 控制器。系统工

作原理如图 2 所示。其中 v_a 和 v_w 分别由安装在前轮(可视为纯滚动)和后轮(刹车轮)的速度传感器获得; μ 值可先由 v_a 对时间求偏导得到加速度,再经过简单的力学计算求得。

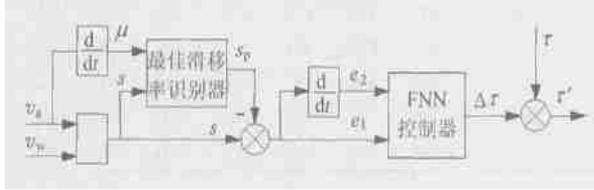


图 2 刹车系统工作原理图

Fig. 2 Schematic diagram of the brake system

2 构造最佳滑移率识别器

影响 s_p 的因素十分复杂,有关的试验数据^[2]表明, s_p 受到跑道状况、机轮状况、飞机速度等多种因素的影响,而且这些因素与 s_p 之间的关系是高度非线性的,难以用数学方程来描述。为了简化问题,现有的刹车系统采用滑移率门限^[3]或折衷的固定值^[1]作为控制的目标。无法获得准确的 s_p 成为限制刹车性能提高的一个主要原因。

由于神经网络具有良好的非线性映射的能力,本文用它来构造最佳滑移率识别器。具体步骤为:

通过试验^[2]获得某个工况下的 $s-\mu$ 数据;

将离散的试验数据用人工神经网络拟合成连续光滑的 $s-\mu$ 关系曲线^[1];

用黄金分割法(或其它一阶优化方法)求出该 $s-\mu$ 关系曲线的极值点,极值点的横坐标即为该工况下的 s_p 值;

选择若干个典型工况,从它们的 $s-\mu$ 关系曲线中选取一定数量的 $s-\mu-s_p$ 样本点;

用取得的 $s-\mu-s_p$ 样本点训练构造最佳滑移率识别器的人工神经网络^[4],直到精度达到要求。

典型工况用来归纳所有工况的特性。例如可以选择沥青干跑道、水泥干跑道、积水跑道和结冰的跑道来归纳所有从最粗糙到最湿滑环境的刹车工况。

为了提高人工神经网络的训练精度和速度,本人提出了一种改进的 BP 算法^[4]。将该算法用于步骤 和 的神经网络训练,使训练速度和精度都得到了很大提高。经过训练,最佳滑移率识别器的辨识精度(绝对误差)达到 2×10^{-3} ,满足了系统正常工作的精度要求。神经网络拟合的 $s-\mu-s_p$ 关系曲面如图 3 所示。

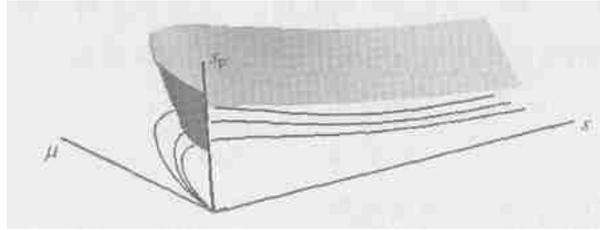


图 3 $s - \mu - s_p$ 关系曲面

Fig. 3 Relationship of s, μ and s_p

3 FNN 控制器

与文献[1]采用的模糊控制器相比,FNN 控制器不仅通过模糊规则引入了专家经验,而且具有神经网络的计算精确和可以自优化网络参数(即优化模糊规则)的特点。另外由于 FNN 采用的是分布式计算的方式,比起模糊控制的查表方式占用内存更小,运算速度更快,因此有可能采用更多的模糊规则(文献[1]采用了第 19 条规则,而本文采用了第 49 条规则)。

3.1 模糊神经网络结构

采用 5 层的模糊神经网络,其结构如图 4 所示。

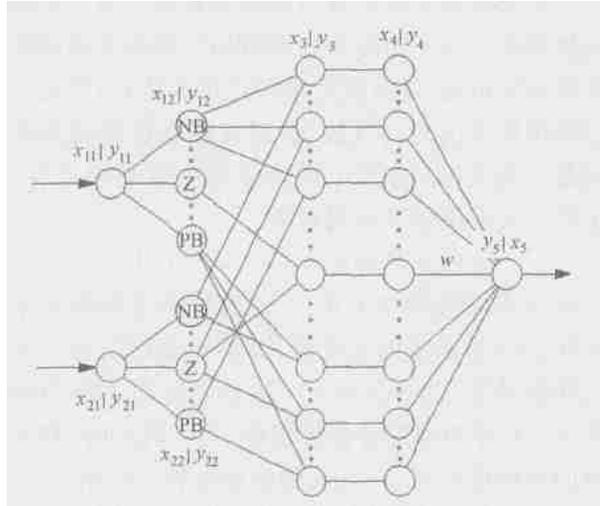


图 4 模糊神经网络结构

Fig. 4 Structure of fuzzy-neural network

第 1 层为输入层。它的作用是将输入变量 e_1 和 e_2 传入网络。 $e_1 = s - s_t$ 为滑移率误差, s_t 为 FNN 控制器要跟踪的目标滑移率,完整系统(最佳滑移率识别器与 FNN 控制器协同工作的系统)工作时, $s_t = s_p$; $e_2 = de_1/dt$ 为误差的变化量。

$$x_{11} = k_1 e_1, \quad y_{11} = x_{11}$$

$$x_{21} = k_2 e_2, \quad y_{21} = x_{21}$$

k_1, k_2 分别为两个输入量的输入比例系数。

第 2 层为隶属度层。它的作用是计算输入变量的隶属度。每个输入变量划分为 7 个模糊子集

{NB, NM, NS, Z, PS, PM, PB}。因此该层每个节点的输出为该节点对应的模糊子集的隶属度。

$$x_{12,i} = y_{11}, y_{12,i} = f_i(x_{12,i})$$

$$x_{22,i} = y_{21}, y_{22,i} = f_i(x_{22,i})$$

式中: $f(*)$ 为隶属函数。

第3层的每个节点代表一条模糊规则的前件,它计算出每条规则的适用度。

$$x_{3,ij} = y_{12,i}y_{22,j}, y_{3,ij} = x_{3,ij}$$

第4层的节点数与第3层相同,它所实现的是归一化计算。即

$$x_{4,ij} = y_{3,ij} / y_{3,\text{sum}}, y_{4,ij} = x_{4,ij}$$

以上均为 $i, j = 0 \sim 6$;

$$y_{3,\text{sum}} = \sum_{i=0}^6 \sum_{j=0}^6 y_{3,ij}$$

第5层是输出层,实现的是清晰化计算。即

$$x_5 = \sum_{i=0}^6 \sum_{j=0}^6 y_{4,ij} w_{ij}, y_5 = x_5$$

其中: w 代表模糊规则的后件。

3.2 隶属函数

隶属函数主要有钟形隶属函数和三角形隶属函数两种。与三角形隶属函数相比钟形隶属函数具有连续可导,并且处处平缓过渡的特点,因此可以采用梯度法进行自优化,而且能使控制器的输出量平稳变化,有利于提高控制精度和稳定性。于是本文采用钟形隶属函数

$$f(x) = \exp[-(x-c)^2/b^2]$$

式中: c 为函数的中心值, c 的值取决于模糊子集的划分; b 为函数的宽度值, b 的值则影响各子集之间的关系,当 b 较大时,各子集间的影响力较大, FNN 控制器的鲁棒性较好; 当 b 较小时,控制器的灵敏度较高。 c 和 b 的取值如表1所示。

表1 隶属函数参数表

Table 1 Parameters of membership function

隶属函数参数	语言变量						
	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
c	-6	-4	-2	0	2	4	6
b	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5

3.3 模糊规则

本文在文献[1]的基础上建立了如表2所示的第49条模糊规则。与之对应的语言变量赋值如表3所示。

表2 模糊规则表

Table 2 Fuzzy rule

输入 x_{21}	输入 x_{11}						
	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	PB	PM	PS	Z
NM	PB	PB	PB	PM	PS	Z	NS
NS	PB	PB	PM	PS	Z	NS	NM
Z	PB	PM	PS	Z	NS	NM	NB
PS	PM	PS	Z	NS	NM	NB	NB
PM	PS	Z	NS	NM	NB	NB	NB
PB	Z	NS	NM	NB	NB	NB	NB

表3 模糊规则的数值表示(w 取值)

Table 3 Numerical values of fuzzy rule (w)

输入 x_{21}	输入 x_{11}						
	-6	-4	-2	0	2	4	6
-6	6	6	6	6	4	2	0
-4	6	6	6	4	2	0	-2
-2	6	6	4	2	0	-2	-4
0	6	4	2	0	-2	-4	-6
2	4	2	0	-2	-4	-6	-6
4	2	0	-2	-4	-6	-6	-6
6	0	-2	-4	-6	-6	-6	-6

3.4 输入输出比例系数

输入比例系数为 k_1 和 k_2 , 其作用是将 e_1, e_2 映射到模糊子集的值域(-6~6)上去; 输出比例系数为 k_3 , 其作用是将网络输出值映射到刹车力矩变化量的值域上去: $= k_3 y_5$ 。

因为 e_1 为动量项, e_2 为阻尼项, 所以 k_1, k_2 在控制中分别起到了调节动量和阻尼的作用。 k_1 大则响应速度快, 但过大会出现超调的问题; k_2 大则超调小, 但响应慢。一般的情况下, 可以通过改变 k_1, k_2 来获得合适的超调和响应速度。

k_3 主要影响控制稳定性, 过大容易引起震荡或发散, 过小则会动力不足, 起不到调节作用。刹车初期, 刹车力矩需要大幅度地变化, 这时 k_3 可以取较大的值来加快响应速度; 当刹车过程处于低速段时, 由于 v_w 与 v_a 很接近, 微小的 v_w 变化就能引起 s 的巨大变化, 因此要求很小的刹车力矩变化量, 故 k_3 要取比较小的值。

本课题中, $k_1 = 50, k_2 = 150, k_3$ 设计为 v_a 的一阶线性函数, 随着 v_a 的降低而减小: $k_3 = 2v_a + 5$ 。

4 FNN 的自优化

一般情况下, FNN 控制器不需自优化就已经具有比较好的控制效果。如果超调不大, 可以简单地通过调节 k_1, k_2 来改善控制效果。但是当超

调或者稳态误差比较大,调节 k_1, k_2 或 k_3 都无法改善控制效果时,则需要通过 FNN 的自优化功能来调整。

自优化是在仿真的基础上对 BP 算法的运用。仿真-优化过程如图 5 所示:给定目标函数为 $E = (s - s_t)^2 / 2$ (k 为刹车次数编号, s_t 为目标滑移率),首先通过正推求出 E , 然后进行误差反传,用梯度法调整网络参数;反复迭代直到 E 达到精度要求。优化的参数可以为模糊规则的数值表示 w , 也可以为隶属函数的宽度值 b 和中心值 c 。

可以实现在线或离线的自适应调节。离线调节时飞机速度和机轮速度由图 5 所示的数学模型求出;在线调节时它们则由速度传感器测得。

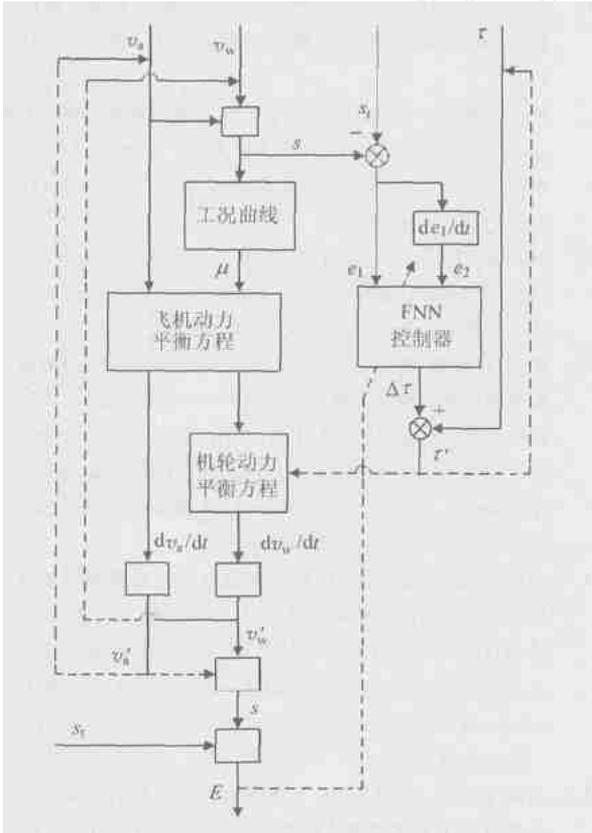


图 5 仿真-优化流程图

Fig. 5 Flow chart of simulation and optimization

5 系统仿真

采用 $s-\mu$ 关系曲线、FNN 控制器模型以及飞机动力学和机轮动力学模型^[5]建立如图 5 所示的仿真优化流程,对某型飞机进行刹车系统的计算机仿真。仿真的控制周期 $t = 10\text{ms}$,刹车起始的飞机速度为 72.2m/s ,刹车终止的飞机速度为 6.9m/s 。

图 6 为 FNN 控制器进行自优化调整模糊规则 (w 值) 前、后的仿真控制曲线对比;表 4 为调

整之后的模糊规则的数值表示;图 7 为 FNN 控制器对固定目标滑移率的控制效果;图 8 为在同一工况下, FNN 控制器对变化的目标滑移率的跟踪效果;图 9 为完整系统在同一刹车过程中经历不同的刹车工况时,系统对变化的最佳滑移率的跟踪效果;图 10 为完整系统工作时的实际滑移率与最佳滑移率之间的稳态误差。

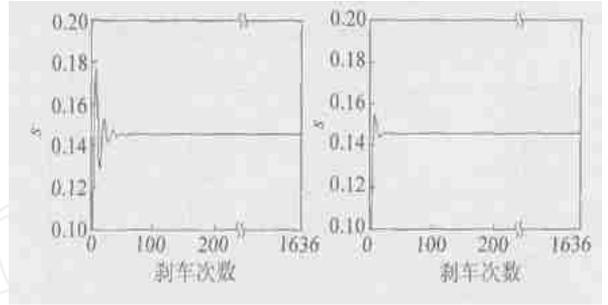


图 6 控制器自优化前、后的刹车控制曲线对比

Fig. 6 FNN controller works before and after optimization

表 4 调整之后的模糊规则

Table 4 Modified fuzzy rule

输入 x_{21}	输入 x_{11}						
	0	1	2	3	4	5	6
0	6	6	5.96	5.74	3.96	2	0
1	6	6	5.43	0.49	1.4	0	-2
2	6	6.04	4.33	0.99	-0.3	-2	-4
3	6	4.11	3.21	0.21	-3.1	-4.3	-6
4	4	2.01	0.2	-1.7	-5.9	-7.4	-6
5	2	0	-2	-3.9	-6.6	-6.8	-6
6	0	-2	-4	-6	-6	-6	-6

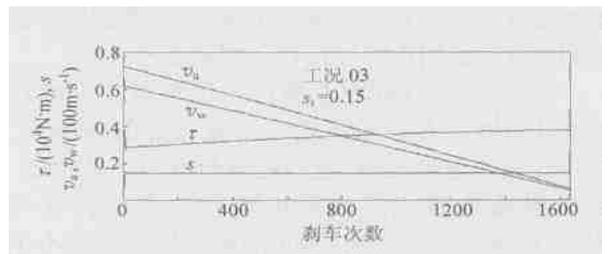


图 7 FNN 控制器对固定目标滑移率的控制效果

Fig. 7 FNN controller works with fixed target slip ratio



图 8 FNN 控制器对不同的目标滑移率的跟踪效果

Fig. 8 FNN controller works with various target slip ratio

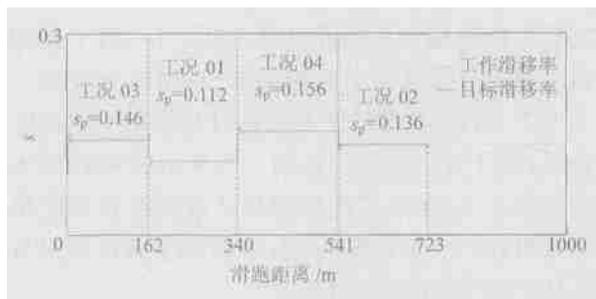


图9 完整系统在复杂工况下工作的效果

Fig. 9 Overall system works in various conditions

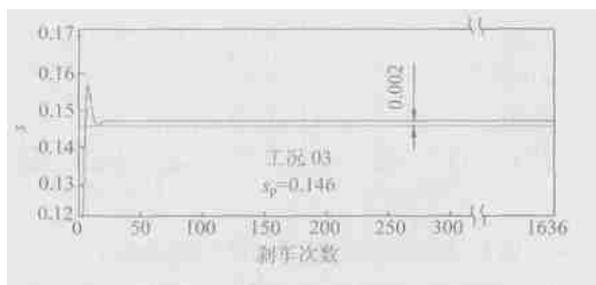


图10 完整系统工作滑移率与工况最佳滑移率的误差

Fig. 10 Error between s and s_p for overall system

6 仿真结果分析

(1) 通过自优化, FNN 控制器的控制超调降低, 调节时间也减小了。

(2) FNN 控制器具有很好的控制性能: 快速性: 调节时间小于 0.2s; 鲁棒性和稳定性: 一般来说, 控制周期越大, 越是处于低速段, 系统的稳定越难实现。FNN 控制器采用 10ms 的控制周期, 高于文献[1]的 5ms 和文献[5]的 1ms, 却依然能在任意速度段稳定地跟踪目标滑移率; 控制精度: 稳态误差小于 1%, 超调小于 5%。

(3) 完整系统能在复杂的工况环境下准确地以最佳滑移工作。系统除了具备良好的鲁棒性、稳定性和快速性之外, 它的控制精度也十分理想, 虽然累加了最佳滑移率识别器的辨识误差和 FNN 控制器的控制误差, 它的稳态误差仍然小于 2%, 而超调小于 10%;

以上分析表明该刹车系统具有良好的控制精度、稳定性、鲁棒性和对复杂工况的适应性。

7 问题和建议

采用最佳滑移率识别器是本系统的一个显著特点。最佳滑移率识别器的准确性则取决于训练样本反映刹车工况的可靠程度。美国早在 50 年代就开始飞机刹车特性的研究, 进行了大量飞机刹车试验, 获得了丰富的第一手数据。而我国在

这方面的起步晚, 试验手段不足, 目前这方面的数据还很缺乏。因此提高我国飞机刹车试验的手段, 大力开展对飞机刹车特性的研究是开发新一代智能飞机刹车系统必须要做的工作。

由于 FNN 控制器具有优良的控制性能, 可以用作刹车试验的辅助工具, 使飞机刹车系统稳定工作在目标滑移率上, 这样就可以方便地对滑移率与其它飞机刹车特性参数的关系进行研究。

如果获得了可靠的实验数据, 以及对飞机刹车特性有了更深入的了解, 就可以考虑更多因素的影响。从而改善最佳滑移率识别器的性能, 使刹车系统适应复杂工况的能力进一步提高。

参 考 文 献

- [1] 黄伟明, 吴瑞祥, 张燮年. 神经网络及模糊控制在飞机防滑刹车系统中的应用[J]. 航空学报, 2001, 22(4): 317 - 320.
Huang W M, Wu R X, Zhang X N. Aircraft antiskid brake system with neural network and fuzzy control[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2001, 22(4): 317 - 320. (in Chinese)
- [2] Richard H S, Joseph J K. Tire-to-surface friction coefficient measurements with a C-123B airplane on various runway surfaces[R]. NASA-TR-R-20. 1959.
- [3] 张瑜, 王纪森, 史殿芸. 飞机数字式电子防滑系统采用新控制律的仿真研究[J]. 航空学报, 1995, 16(1): 123 - 127.
Zhang Y, Wang J S, Shi D Y. The simulation research of aircraft digital-electro antiskid system employing new control law [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica. 1995, 16(1): 123 - 127. (in Chinese)
- [4] 何恒, 吴瑞祥. 改进的 BP 神经网络在飞机防滑刹车系统的应用[J]. 北京航空航天大学学报, 2004, 30(6): 561 - 564.
He H, Wu R X. Improved BP neural network in design of aircraft antiskid brake system[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics. 2004, 30(6): 561 - 564. (in Chinese)
- [5] 赵海鹰, 王占林, 裘丽华. 飞机防滑控制系统的分布式实时仿真[J]. 北京航空航天大学学报, 2000, 26(2): 156 - 159.
Zhao H Y, Wang Z L, Qiu L H. Real time distributed simulation of aircraft antiskid control system[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics. 2000, 26(2): 156 - 159. (in Chinese)

作者简介:

何 恒(1972 -) 北京航空航天大学机械学院硕士生。研究方向: 智能控制。heheng@me.buaa.edu.cn

吴瑞祥(1944 -) 北京航空航天大学机械学院教授, 国务院政府津贴获得者。研究方向: 机械学、机器人学、机电一体化。wrrx@sina.com

黄伟明(1966 -) 航空第一集团 609 研究所高级工程师。研究方向: 航空刹车机轮及飞机刹车系统。

(责任编辑: 蔡 斐)