

引用格式:王力,周志杰,赵福均.基于BP神经网络和证据理论的超声检测缺陷识别[J].电光与控制,2018,25(1):65-69. WANG L, ZHOU J, ZHAO F J. Flaw identification in ultrasonic testing based on BP neural network and evidence theory[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(1):65-69.

基于BP神经网络和证据理论的超声检测缺陷识别

王力, 周志杰, 赵福均
(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘要: 针对超声检测缺陷性质识别中准确率较低的问题,研究了一种基于BP神经网络和证据理论进行超声检测缺陷识别的方法。首先,提出了一种基于BP神经网络和证据理论的融合模型,利用BP神经网络进行特征层融合,将其输出作为证据源的概率分布函数。其次,在决策层融合中针对传统D-S证据理论易出现证据冲突的情况,考虑到不同传感器获取数据的可靠性差异,给出获取证据源可靠性因子的方法。通过引入可靠性因子 λ 衡量不同证据源的可靠性,使得所有证据源经过可靠性评估后再进行数据融合。最后,通过超声检测手段获取某航空材料的缺陷数据,并对提出的方法进行了验证。研究结果显示,该方法能够更加准确地进行缺陷识别,与传统D-S证据理论相比提高了缺陷识别的准确性。

关键词: 数据融合; 证据理论; 神经网络; 超声检测; 证据可靠性

中图分类号: O213.2 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2018.01.014

Flaw Identification in Ultrasonic Testing Based on BP Neural Network and Evidence Theory

WANG Li, ZHOU Zhi-jie, ZHAO Fu-jun
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to solve the problem of low accuracy in ultrasonic characterization of defect detection, a new method based on BP neural network and D-S evidence theory is proposed to identify defects in ultrasonic inspection. Firstly, a fusion model based on BP neural network and evidence theory is proposed. The BP neural network is used to fuse the feature layer, and its output is taken as the basic probability distribution function of the evidence source. Secondly, in the fusion of decision-making level, the validity of the evidence source is evaluated by introducing an effective factor λ to evaluate the reliability of the evidence source. Therefore, all the evidence sources are fused after the reliability evaluation. Finally, the defect data of a certain type of aeronautical material are obtained by means of ultrasonic testing, and the method proposed in this paper is verified. The results show that: compared with the traditional D-S evidence theory, this method can identify the flaws more accurately and improve the accuracy of flaw recognition.

Key words: data fusion; evidence theory; neural network; ultrasonic identification; evidence reliability

0 引言

超声检测是一种应用范围较广的无损检测方法,对缺陷进行定性和定量分析是超声检测的关键内容。由于检测原理、设备和材料等因素的限制,仅通过超声检测信号对缺陷进行识别的准确率并不够高,而在实际工程中,检测准确率也常常受检测人员的专业知识、

技术水平等主观因素的影响^[1]。

为提高超声检测缺陷识别率,很多专家、学者相继引入数据融合的方法^[2-4],将来自多个传感器或多源的信息在一定准则下以自动分析、综合的方式完成决策和评估,降低了单一传感器或信息源受环境或噪声的影响,最大限度地获取可利用信息,从而实现了提高缺陷识别率的效果^[5]。

在众多数据融合方法中,神经网络具有独特的非线性转换能力以及处理大量数据的能力,因此作为特征层融合的方法被广泛应用于缺陷识别领域。同时,证据理论在解决不确定性问题时具有显著的优势,因

收稿日期:2017-03-03 修回日期:2017-11-02

基金项目:国家自然科学基金(60736026)

作者简介:王力(1992—),男,陕西西安人,硕士,研究方向为证据理论、故障诊断。

此被广泛应用于决策层融合^[6]。但是,当证据源的可靠性存在差异时,可能会产生与事实相悖的结果。传感器采集数据的可靠性影响证据源的生成,传感器在数据采集时,受外界环境影响和自身观测误差限制,势必对采集数据的可靠性产生影响^[7]。

综上所述,本文提出了一种基于 BP 神经网络和证据理论的缺陷识别方法。首先,提出了一种基于 BP 神经网络和证据理论的融合模型,利用 BP 神经网络进行特征层融合,并将其输出作为证据源的概率分布函数。其次,在决策层融合中针对传统 D-S (Dempster-Shafer) 证据理论易出现证据冲突的情况,考虑到不同传感器获取数据的可靠性差异,给出获取证据源可靠性因子的方法。通过引入可靠性因子 λ 衡量证据源的可靠性,使得所有证据源经过可靠性评估后再进行组合。最后,通过超声检测手段获取某航空材料的缺陷数据,对本文提出的方法进行了验证。

1 识别模型

本文构建的缺陷识别模型如图 1 所示。

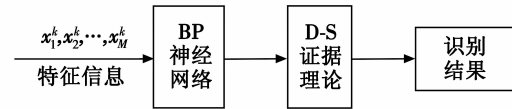


图 1 缺陷识别模型

Fig. 1 Flaw recognition model

该识别模型主要包括两个部分:1) BP 神经网络,主要进行特征层的缺陷初步识别;2) D-S 证据理论,主要进行决策层的识别结果融合。当通过超声检测的原始数据,经过预处理和小波变换提取数学特征后获得的特征信息 x_m^k ,就可以输入 BP 神经网络中进行训练分类。神经网络输出值进行归一化处理,可作为决策层融合中证据源的基本概率分配函数。通过引入可靠性因子 λ 衡量证据源的可靠性,使得所有证据源经过可靠性评估后再进行证据组合,最终得出缺陷类型的决策输出。

2 BP 神经网络

BP 神经网络是一种强有力的学习模型,因其强大的非线性转换能力而被广泛应用于模式识别领域。该网络一般由输入层、隐含层和输出层 3 个模块构成。输入信号通过输入节点依次穿过各个隐层节点,然后传送到输出节点,如图 2 所示。

单隐层的 BP 网络可以在任何一个闭区间内逼近连续函数,因此本文建立了一个 3 层的 BP 神经网络从而实现任意的 n 维到 m 维的映射^[8]。

BP 神经网络可以视作从输入到输出的高度非线性

映射关系,即

$$\begin{cases} F: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^m \\ f(\mathbf{X}) = \mathbf{Y} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, x_i 为网络的 n 个输入节点中的第 i 个节点的输入值; $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_m]$, y_k 为网络的第 m 个输出节点的第 k 个节点的输出值即系统的输出值。若网络的期望输出为 $\mathbf{Z} = [z_1, z_2, \dots, z_n]$, 在人工神经网络中不断循环迭代后,最终在一定标准下使网络的输出收敛到期望输出,即 $z_i - y_k \leq \varepsilon$, 其中 $\varepsilon \geq 0$ 。在超声检测损伤识别中, \mathbf{X} 一般为超声缺陷信号的特征量, \mathbf{Z} 为缺陷类型的输出代码即期望输出,例如本文中凹槽用 $[1, 0, 0, 0]$ 表示, 缺孔用 $[0, 1, 0, 0]$ 表示。

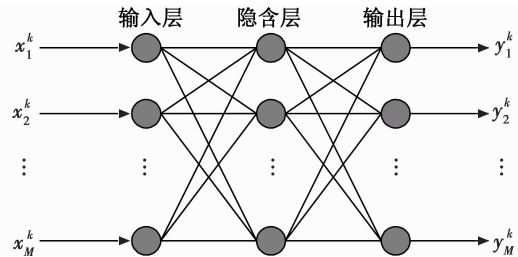


图 2 BP 神经网络结构

Fig. 2 Structure of BP neural network

3 证据理论

3.1 基本概念

假设 Θ 表示 x 所有可能取值的论域集合, 它的幂指数集 2^Θ 构成识别对象所有元素的集合, 并且假设在框架 Θ 内的所有元素都是互不相容的, 则称 Θ 为 x 的识别框架。本文中, x 表示需要识别的缺陷类型, 例如凹槽、缺孔、裂纹等, 则 $\Theta = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} = \{\text{凹槽}, \text{缺孔}, \dots, \text{裂纹}\}$, 其中, n 表示缺陷类型的个数。

定义 1 假设 Θ 为一确定的识别框架, 所有命题都由 Θ 的子集表示, 则基本概率分配函数 m 是一个从集合 2^Θ 到 $[0, 1]$ 的映射。若 A 表示识别框架 Θ 的任一子集 ($A \subseteq \Theta$), 并且满足

$$m(\phi) = 0 \quad (2)$$

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \quad (3)$$

则称 m 为 2^Θ 上的基本概率分配函数。 $m(A)$ 即为命题 A 的基本概率赋值函数, 它代表证据源赋给命题 A 的置信程度^[9]。基本概率赋值函数是 D-S 证据理论在超声检测缺陷识别分类当中应用的关键。一般而言, $m(A)$ 是在专家所获取证据的基础上, 根据自身经验和知识水平提出对识别框架中不同证据的支持程度。但是, 在专家进行判断时往往忽略了自身主观因素作为证据源的可靠性分析。特别是在证据源出现冲突时, 容易出现组合证据的倾向性问题。同时, 传感器采集

数据的可靠性影响证据源的生成。传感器在数据采集过程中,受外界环境影响和自身观测误差限制,势必对采集数据的可靠性产生影响。综上所述,有必要对不同置信度的证据源进行可靠性分析。

定义2 假设某证据源 E 的质量函数为 m , 定义为 E 的可靠性换算为 E^{\wedge} , 则

$$m^{\wedge}(A_i) = m(A_i) \cdot \lambda \quad (4)$$

$$m^{\wedge}(\Theta) = m(\Theta) \cdot \lambda + (1 - \lambda) \quad (5)$$

式中: A_i 为焦点元素; $\lambda \in (0, 1)$ 为可靠性因子, 则, $\sum m^{\wedge}(A_i) = 1$, m^{\wedge} 为基本概率分配函数。 E 为原证据, E^{\wedge} 为 E 的换算证据。 $\lambda = 1$ 时, E 与 E^{\wedge} 一致, 为全效证据, 有 $m = m^{\wedge}$; $\lambda = 0$ 时, 为失效证据, 有 $m^{\wedge}(\Theta) = 1$, 相当于未知。

可靠性因子 λ 的获取, 涉及到用于采集特征变量的信息源(传感器)自身的可靠性。信息源自身的可靠性, 可由其测量误差所决定。在实际测量的过程中, 数据获取时往往存在 $\pm \Delta\%$ 的测量误差, 因此在从传感器获取样本数据时, 对每个样本加入 $\pm \Delta\%$ 的扰动, 计算含有扰动后的样本数据与不含扰动测量数据之间的欧氏距离 $d_E(A_i, A_0)$, 用于度量传感器的可靠性^[10]。

$$\lambda = d_E(A_i, A_0) \in [0, 1] \quad (6)$$

式中, A_0 表示不含扰动的试件测量数据。显然, λ 越小说明 A_i 越接近 A_0 , 即加入扰动后的数据 A_i 与原始数据 A_0 之间误差越小, 说明数据的抗扰动能力越大, 则获取该数据的传感器可靠性越强。

3.2 融合规则

假设 m_1, m_2 均为识别框架 Θ 的基本概率赋值函数, 其对应 $m_1^{\wedge}, m_2^{\wedge}$ 为换算后的基本概率赋值函数, 且分别对应的可靠性因子为 λ_1, λ_2 。则根据证据理论的 Dempster 合成法则有:^[11]

当 $A \neq \emptyset$ 时,

$$m^{\wedge}(A) = m_1^{\wedge}(A) \oplus m_2^{\wedge}(A) = c^{-1} \sum_{A=A_i \cap A_j} m_1^{\wedge}(A_i) \cdot m_2^{\wedge}(A_j) = c^{-1} \sum_{\substack{A=A_i \cap A_j \\ A_i, A_j \neq \emptyset}} m_1(A_i) \lambda_1 m_2(A_j) \lambda_2 + c^{-1} \sum_{\substack{A=A_i \cap A_j \\ A_i = \emptyset}} [\lambda_1 m_1(\Theta) + (1 - \lambda_1)] m_2(A_j) \lambda_2 + c^{-1} \sum_{\substack{A=A_i \cap A_j \\ A_j = \emptyset}} m_1(A_i) \lambda_1 [\lambda_2 m_2(\Theta) + (1 - \lambda_2)]; \quad (7)$$

当 $A = \emptyset$ 时,

$$m^{\wedge}(A) = 0 \quad (8)$$

式中,

$$c = 1 - \sum_{A_i \cap A_j = \emptyset} m_1^{\wedge}(A_i) m_2^{\wedge}(A_j) \quad (9)$$

若 $\lambda_1 \lambda_2 \neq 1$, 则 $m_1^{\wedge}, m_2^{\wedge}$ 不完全冲突。

3.3 基于基本概率分配的决策

假设多个 BP 神经网络经过 D-S 证据理论融合后的决策级输出为 $\Theta = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} = \{\text{凹槽}, \text{穿孔}, \dots, \text{裂纹}\}$ 。其中, $\exists X_N, X_i \subset \Theta$ 满足

$$m^{\wedge}(x_n) = \max \{m^{\wedge}(x_i), x_i \subset \Theta\} \quad (10)$$

$$m^{\wedge}(x_j) = \max \{m^{\wedge}(x_i), x_i \subset \Theta, x_i \neq x_n\} \quad (11)$$

若有

$$m^{\wedge}(x_n) - m^{\wedge}(x_j) > \varepsilon_1 \quad (12)$$

$$m^{\wedge}(\Theta) < \varepsilon_2 \quad (13)$$

$$m^{\wedge}(x_n) > m^{\wedge}(\Theta) \quad (14)$$

则可判定缺陷类型 x_n 即为识别结果。其中, $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ 为预先设定的门限值。

4 实验验证

4.1 数据采集

实验过程中, 使用超声波探伤仪对标准试件上的 4 种人工缺陷进行超声 A 扫描回波信号的采集和保存。在缺陷回波最大处通过改变探头位置、调节增益大小, 分别重复采集 200 个缺陷样本数据。包括凹槽、穿孔、裂纹和无缺陷样本各 50 个。随机选取其中 100 个样本作为神经网络训练样本, 剩余 100 个样本作为神经网络的测试样本。记录的部分缺陷类型、样本数据如表 1 所示。

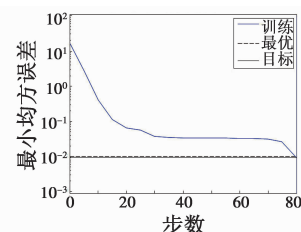
表 1 部分缺陷样本数据

Table 1 Data of some defect samples mm

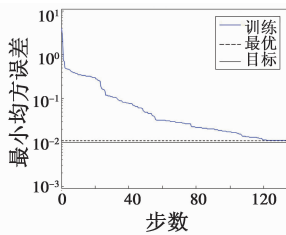
类型	形状	大小	深度
凹槽	长方形	11 × 1/14 × 4	2/5
穿孔	圆形	φ8/5/2	5/2/8
裂纹	线形	10 × 0.5	5
无缺陷			

4.2 BP 神经网络的创建与训练

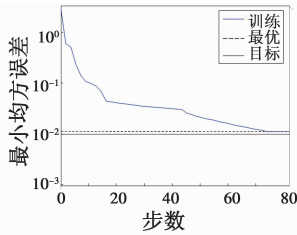
创建 BP 神经网络结构如图 2 所示, 经由归一化处理并进行小波分析后的特征数据作为 BP 神经网络的输入值, 目标输出分别为 $[1, 0, 0, 0], [0, 1, 0, 0], [0, 0, 1, 0], [0, 0, 0, 1]$, 对应表示缺陷类型凹槽、穿孔、裂纹、无缺陷。构造 3 个 BP 神经网络, 输入节点数 m 分别为 96, 36, 10, 隐含节点数 n 分别为 15, 10, 8, 输出节点数 l 分别为 5, 5, 5。基于 Matlab 软件对神经网络进行训练, 3 个 BP 神经网络的误差收敛曲线依次如图 3 所示。



a 在第81步时达到最优训练效果0.009417



b 在第137步时达到最优训练效果0.009449



c 在第77步时达到最优训练效果0.009358

图 3 3 个 BP 神经网络的误差收敛曲线

Fig. 3 The error convergence curves of 3 BP neural networks

由图 3 可知,第 1 个 BP 神经网络在学习训练 81 步后趋于稳定,最小均方误差为 0.009477,但此时并没有达到预设的均方误差 0.01,因此网络继续学习并且误差稳定在 0.009477,直到学习步长达到 100 满足另一个收敛准则后网络学习结束。进一步利用 3 个 BP 神经网络对任意测试样本进行样本集的仿真测试,输出对 4 类缺陷类型的基本概率分配见如 2 所示。

表 2 BP 神经网络输出的基本概率分配

Table 2 BPAF based on BP network

网络输出	凹槽	缺孔	裂纹	无缺陷
m_1	0.4885	0.1690	0.1263	0.2162
m_2	0.3360	0.3430	0.1000	0.2210
m_3	0.4690	0.2300	0.1980	0.1030

由表 2 可知,针对 3 个不同测试样本的 BP 神经网络输出存在不同的峰值和识别误差,因而无法准确判断缺陷类型。因此,需要使用 D-S 证据理论对网络确定的基本概率分配函数进行融合处理。同时,利用 BP 神经网络的特征层融合输出可以获得每个证据源的基本概率分配函数以及对每类缺陷的基本概率赋值,为根据 D-S 证据理论进行融合提供了依据^[12]。

4.3 融合决策

在实际工程中,由于存在传感器误差、环境噪声干扰和设备运行情况等因素的影响,从传感器获取的数据往往是不完全精确甚至不完整的。因此,需要分别考虑不同证据源的可靠性对融合决策可能带来的影响。本文以欧氏距离 $d_E(A_i, A_0)$ 作为目标函数,可以构造如下非线性模型,用于训练模型参数并进行优化。

$$\min d_E(A_i, A_0) \quad (15)$$

$$lb_i \leq A_i^k \leq hb_i \quad (16)$$

$$A_i^l = lb_i \quad (17)$$

$$A_i^M = hb_i \quad (18)$$

式(16)是指第 i 个测量数据的取值必须在其上下限之内;式(17)、式(18)分别是指在所有测量数据之中第 i 个测量数据的最大值和最小值,即其可能取的上下限值。

参数优化过程中,首先根据专家知识给定初始参数,然后根据优化模型,利用训练数据对优化模型进行训练。参数优化实际上是一个含有等式和不等式约束条件的非线性优化问题,本文通过 Matlab 工具箱中的非线性优化函数 `fmincon` 和 `fminsearch` 等求解参数最优值,即可求得经验丰富的检测人员所提供证据的可靠性因子 $\lambda_1 = 0.8944$,经验一般的检测人员所提供证据的可靠性因子 $\lambda_2 = 0.6303$ 。根据不同可靠性因子 λ ,按式(7)、式(8)对表 2 中数据进行融合处理,融合后的基本概率分配如表 3 所示。

表 3 融合后的基本概率分布函数

Table 3 BPAF after data fusion

融合网络输出	凹槽	缺孔	裂纹	无缺陷
$m_1 \oplus m_2$	0.6751	0.2010	0.1063	0.0186
$m_2 \oplus m_3$	0.8020	0.1130	0.0742	0.0108
$m_1 \oplus m_3$	0.7133	0.1812	0.1002	0.0053

由表 3 可知,融合后的基本概率分布函数相比融合前具有更好的辨识性,对于凹槽缺陷的识别可信度明显增加,缺陷分类识别能力有所提高。结合式(10)~式(14)可以判断所检测样本的缺陷类型为凹槽。本文总共做了 10 组随机测试,即每次随机抽取 100 组数据建立模型,利用剩余 100 组数据进行模型验证,实验结果如表 4 所示。

表 4 随机测试验证结果

Table 4 Verification result of random tests

序号	识别正确数目	识别错误数目	识别准确率/%	平均识别准确率/%
1	80	20	80	81.3
2	81	19	81	
3	73	27	73	
4	90	10	90	
5	85	15	85	
6	82	28	82	
7	83	17	83	
8	77	23	77	
9	76	24	76	
10	86	14	86	

由表 4 可知,本文所用识别模型具有较好的稳定性,10 次测试的平均识别准确率为 81.3%,从而验证了所建模型的稳定性。利用本文方法进行缺陷识别结

果,与传统 D-S 证据理论融合结果进行比较,得到对比实验结果如表 5 所示。

表 5 测试结果对照
Table 5 Comparison of test results %

缺陷类型	凹槽	缺孔	裂纹	无缺陷	识别率
传统 D-S	80	70	70	60	70
本文方法	90	86	81	70	81.3

由表 5 可以看出,利用本文方法对于 100 个未知缺陷的样本进行融合识别的准确率为 81.3%,高于利用传统 D-S 证据理论进行融合识别的准确率。通过对比实验表明,利用本文所用方法能够有效弥补单一证据源获得的信息不足、忽视证据可靠性不同所带来的局限,使所获得的证据更为客观、可信,从而提高了缺陷识别结果的准确率。

5 结束语

本文研究了一种基于 BP 神经网络和证据理论进行缺陷识别的方法,该方法构建了特征层和决策层的二级融合识别模型。在特征层融合中,主要利用 BP 神经网络进行缺陷数据的初步融合,并为决策层融合提供 4 种缺陷类型的基本概率分配。在决策层融合中,考虑到不同传感器获取数据的可靠性差异,给出获取诊断证据可靠性因子的方法。在传统 D-S 证据理论的基础上引入可靠性因子 λ ,对证据源进行可靠性评估后再进行融合决策。与传统 D-S 证据理论融合相比,该方法考虑了证据源的可靠性,提高了缺陷信息的利用率,降低了证据源冲突导致的决策失误率,最终实现了更加准确、可靠地进行超声检测缺陷类型的识别。但是,研究中并未区分证据的可靠性和重要性的不同意义,增加了证据获取及融合时的非精确性,因此下一步要考虑证据融合时重要性的不同。

参考文献

- [1] 张道富,曾燕,周晓军,等. 基于信息融合技术的无损检测缺陷模式识别[J]. 仪器仪表学报,2003,24(5): 449-452.
- [2] OUKHELLOU L, DEBIOLLES A, DENOEU T, et al. Fault diagnosis in railway track circuits using Demster-Shafer classifier fusion[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010, 23(1): 117-128.
- [3] SI X S, HU C H, YANG J B, et al. On the dynamic evidential reasoning algorithm for fault prediction[J]. Expert System with Applications, 2011, 38: 5061-5081.
- [4] XU X B, LIU P, SUN Y B. Fault diagnosis based on the updating strategy of interval-valued belief structures[J]. Chinese Journal of Electronics, 2014, 23(4): 753-760.
- [5] 潘泉,王增福,梁彦,等. 信息融合理论的基本方法与进展(II)[J]. 控制理论与应用,2012,29(10): 1233-1244.
- [6] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜,等. 多源信息融合[M]. 2 版. 北京:清华大学出版社,2010:19-44.
- [7] 徐晓滨,王玉成,文成林. 评估诊断证据可靠性的信息融合故障诊断方法[J]. 控制理论与应用,2011,28(4): 504-510.
- [8] 何友,王国宏. 多传感器信息融合及应用[M]. 2 版. 北京:电子工业出版社,2010:59-63.
- [9] 周志杰,杨剑波,胡昌华,等. 置信规则库专家系统与复杂系统建模[M]. 北京:科学出版社,2011:9-30.
- [10] 徐晓滨,郑进,徐冬玲,等. 基于证据推理规则的信息融合故障诊断方法[J]. 控制理论与应用,2015,32(9): 1170-1182.
- [11] YANG J B, XU D L. Evidence reasoning rule for evidence combination[J]. Artificial Intelligence, 2013, 205: 1-29.
- [12] 胡文刚,刚铁. 基于多探头源数据融合的焊缝缺陷识别[J]. 焊接学报,2013,34(3): 45-48.
- [13] LI S H, DING S H, LI Q. Global set stabilization of the spacecraft attitude control problem based on quaternion[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2010, 20(1): 84-105.
- [14] QIAN C J, LIN W. A continuous feedback approach to global strong stabilization of nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2001, 46(7): 1061-1079.
- [15] 黄红选. 运筹学:数学规划[M]. 北京:清华大学出版社,2011.
- [9] KOSUT R L. Design of linear systems with saturation linear control and bounded states[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1983, 28(1): 121-124.
- [10] ZHOU B, DUAN G R. A novel nested non-linear feedback law for global stabilization of linear systems with bounded controls[J]. International Journal of Control, 2008, 81(9): 1352-1363.
- [11] 王永超,张胜修,曹立佳,等. 输入受限的非线性系统自适应模糊 backstepping 控制[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(12): 1669-1675.
- [12] 张恒俊,王朝立,陈华. 一类非线性系统的动态反馈有限时间饱和镇定[J]. 控制理论与应用,2013,30(3): 355-359.

(上接第 54 页)