

文章编号:1000-6893(2008)01-0060-06

利用模态编码进行结构损伤位置识别的自联想 储存器神经网络方法

罗璇, 程伟

(北京航空航天大学 固体力学研究所, 北京 100083)

Auto-associated Memory Neural Network Method of Structure Damage Position Detection Using Mode Coding

Luo Xuan, Cheng Wei

(The Institute of Solid Mechanics, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

摘 要: 提出了一种基于自联想储存器神经网络的结构损伤识别方法, 该网络的训练数据为经编码后的结构模态向量。和传统 BP 网络相比, 这种方法收敛性能较好且不易陷入局部极小值。另外, 为判断识别结果的正确性, 提出了一种基于向量间距离的可靠性分析方法。最后, 以一个悬臂梁为算例验证了该方法的有效性和可行性。

关键词: 损伤识别; 神经网络; 自联想储存器

中图分类号: TU312 **文献标识码:** A

Abstract: This paper discusses the algorithms of the auto-associated memory neural network and presents a novel approach for structural damage detection which is based on the auto-associated memory neural network. The training patterns are different modal vectors of the structure when structural damage happens in different locations. In order to make use of the auto-associated memory neural network to identify structural damage location effectively, a totally new coding method is presented which converts the modal vectors of structures into code before training the neural network. This approach has eminent convergence properties and does not have to get stuck in local minima as compared with the BP neural network. In addition, a reliability analysis method on the basis of the theory of vector distance is developed to confirm the effectiveness of detection results. The example of a cantilever beam is given to demonstrate and verify the presented approach and it is found that the damage identification method based on the auto-associated memory neural network is effective.

Key words: damage detection; neural network; auto-associated memory

工程结构在使用过程中会不断发生局部损伤, 当局部损伤累积到一定程度, 就会对结构的安全性和耐久性构成重大威胁, 因此, 结构损伤诊断已经成为工程界与学术界一个十分热门的话题。神经网络因具有并行推理、适应性学习、联想推理、容错等能力, 已进入结构损伤诊断领域, 形成了新的损伤诊断方法。神经网络用于损伤识别的基本方法为: 根据结构对不同状态(不同损伤位置和不同损伤程度)的反应, 通过特征提取, 选择对结构损伤较敏感的参数作为网络的输入向量, 结构的损伤状态作为输出向量, 建立损伤分类训练样本集, 然后对网络进行训练, 当网络训练完毕并经测试后, 即具有了模式分类功能。对于每一个输入的状态信息, 根据给定的原则将之归到最接近的类别中。

从已有的文献和研究成果来看, 目前应用最为广泛的是 BP 神经网络。国外 BP 神经网络在结构损伤检测识别的应用研究较早。Wu 等^[1]利用 200 个离散的频谱点作为输入参数, 以各单元的损伤程度为输出参数对一个单跨三层剪切型框架结构进行了损伤识别, 这是 BP 神经网络在结构损伤识别中较早应用之一。Kudvat^[2]等将 BP 网络应用于平板结构损伤检测。Kaminski^[3]通过对固有频率变化的分析, 应用 BP 神经网络对钢梁的损伤检测进行了探讨。Povich 等^[4]用三层 BP 网络对一个 20 跨的平面桁架进行了损伤识别研究。M. F. Elkordy 等^[5]采用 BP 网络, 利用振型的变化量识别 5 层框架结构的损伤。Tsou^[6]根据结构损伤前后的特征值变化绝对值, 利用 BP 网络对一弹簧质量体系中单个或多个弹簧刚度下降的情况进行识别, 还分析了残余力向量作为网络输入时的情况。

中国郭国会^[7]等研究了框架结构的 BP 网络损伤检测,郭杏林等^[8]以归一化的频率变化率和频率变化量为 BP 神经网络的输入数据对一个框架结构和桁架结构的损伤位置和程度进行了识别。千力^[9]利用 BP 神经网络对一个三层框架结构进行损伤识别,并对比不同的输入数据,即自振频率以及自振频率与振型的组合参数,对结构损伤检测精度的影响。杨杰,李爱群^[10]等利用引入动量项的 BP 神经网络针对润扬长江大桥北汊斜拉桥的拉索进行了损伤位置识别。杨璐^[11]等人以前 6 阶频率的相对变化率为神经网络输入数据,用引入动量项的 BP 网络对简支梁进行损伤位置和损伤程度的识别。艾叶青^[12]等将传统的 BP 网络在激励函数、误差函数等方面进行了改进。用改进的 BP 网络对兰州市西沙黄河大桥的空心板梁进行损伤位置识别。但是, BP 网络具有收敛速度慢,容易陷入局部极小值的自身缺陷。

联想记忆模型是一类常用的神经网络模型,具有信息记忆和信息联想的功能,将联想记忆网络应用于结构损伤识别充分体现了神经网络的模式识别功能。本文以悬臂梁为例,介绍了利用修改后的自联想存储器进行损伤识别的基本步骤。以对损伤较敏感的高阶模态作为输入参数,并提出一种以一阶模态单调性为依据的可靠性检测方法,可以对神经网络识别结果的正确性进行判断。

1 理论基础

自联想存储器用于结构损伤识别的基本步骤是:以弹性模量的改变量模拟结构损伤程度,将结构均匀划分为若干损伤区域,每个损伤区域设置一个训练点,分别计算结构在不同训练点处产生一定程度损伤时对应的三阶模态向量。将模态和损伤区域的位置分别编码合成一个双极向量,归一化后代入自联想存储器进行训练。将实际损伤对应的结构三阶模态编码并归一化后作为自联想存储器的检测数据,神经网络的输出结果为“1”的地方即是破损区域的位置。

自联想存储器(AANN)是联想记忆神经网络结构中的一种,它首先由 Ballard 于 1987 年针对编码、解码问题提出,其后由 Krammer 加以实际证实运用。自联想存储器的网络结构是具有对称硬极限层的前馈传递网络,其输入输出关系由下式决定

$$\mathbf{a} = \text{hardlims}(\mathbf{W}\mathbf{p}) \quad (1)$$

如图 1 所示。

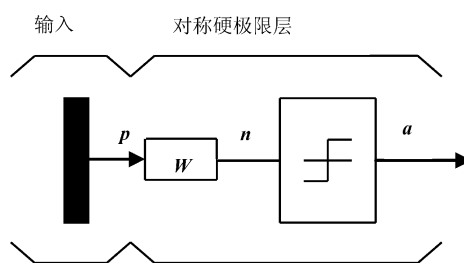


图 1 自联想存储器结构示意图

Fig. 1 Structure of auto-associated neural network

式中: \mathbf{p} 为网络的输入向量; \mathbf{a} 为网络的输出向量; \mathbf{W} 为权值矩阵。 $\mathbf{a} = \text{hardlims}(\mathbf{n})$ 为对称硬极限传输函数,如图 2 所示,其定义为^[13]

$$a_i = \begin{cases} -1, & n_i < 0 \\ +1, & n_i \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

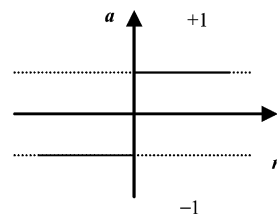


图 2 对称硬极限函数

Fig. 2 Function of hardlims

假设有 Q 个原型输入为 $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_Q$, 自联想存储器通过对训练样本集 $\{\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_Q\}$ 的学习可以得到 \mathbf{W} 。对于一般实际结构,如果输出向量 \mathbf{n} 的所有数值全部大于 0,那么二值化后的输出向量数值全部为“1”,无法对结构损伤位置进行识别,因此将自联想存储器的对称硬极限传输函数替换为一种自定义传输函数,其定义方法为

$$\mathbf{p}_i = \{\mathbf{k}_i, \mathbf{r}_i\}, i = 1, 2, \dots, Q$$

式中: \mathbf{k}_i 为模态向量; \mathbf{r}_i 为位置向量。同样地,网络输出 \mathbf{n} 也可以表示为模态向量 \mathbf{k} 和位置向量 \mathbf{r} 的合向量。定义自联想存储器结构损伤识别的二值化公式为

$$\mathbf{h} = \mathbf{h} \leq \min(\mathbf{h}) \quad (3)$$

$$\mathbf{h} = \{ | \mathbf{r}_1 - \mathbf{r} | \quad | \mathbf{r}_2 - \mathbf{r} | \quad \dots \quad | \mathbf{r}_i - \mathbf{r} | \} \quad (4)$$

自联想存储器的权值矩阵 \mathbf{W} 由 Hebb 规则确定。Hebb 学习规则是 1949 年由 Donald Hebb 提出的神经网络学习算法^[14-15]。它的原理为:若一条突触两侧的两个神经元同时被激活,那么突触的强度会增大,即

$$\omega_{ij}^{\text{new}} = \omega_{ij}^{\text{old}} + \alpha f_i(a_{iq}) g_j(p_{jq}) \quad (5)$$

式中： p_{jq} 为第 q 输入向量 p_q 的第 j 元素； a_{iq} 为将第 q 输入向量提交给网络时，网络输出的第 i 元素； α 为一个称为学习速度的正常数。这个等式表明：权值 w_{ij} 的变化与突触两边的活跃函数值的乘积成比例。式(5)可简化为

$$w_{ij}^{\text{new}} = w_{ij}^{\text{old}} + \alpha a_{iq} p_{jq} \quad (6)$$

Hebb 规则分为无监督学习和有监督学习两种规则，式(5)定义的 Hebb 规则是一种无监督学习规则，它不需要关于目标输出的任何相关信息。本文采用的是有监督学习规则，即每个输入向量相应的目标输出都是已知的。对于有监督学习的 Hebb 规则，可用目标输出代替实际输出。设 $\alpha = 1$ ，且 $w_{ij}^{\text{old}} = 0$ ，得到

$$w_{ij}^{\text{new}} = t_{iq} p_{jq} \quad (7)$$

式中： t_{iq} 为 p_{jq} 的目标输出。

由于使用的是自联想存储器，输入向量同时也是目标向量。因此将一组原型输入 p_1, p_2, \dots, p_Q 代入联想存储器进行训练后得到权值矩阵为

$$W = p_1^T p_1 + p_2^T p_2 + \dots + p_Q^T p_Q \quad (8)$$

2 算例分析

2.1 悬臂梁损伤位置识别

图3为一个有破损的悬臂梁的几何模型，图中黑格表示损伤部位。梁的长、宽、高分别为100, 4, 4 cm。材料参数为： $E = 200 \text{ GPa}$ ， $\rho = 1000 \text{ kg/m}^3$ ， $\mu = 0.3$ 。损伤程度由弹性模量 E 的改变量来模拟，损伤位置由其中心线的横坐标表示。

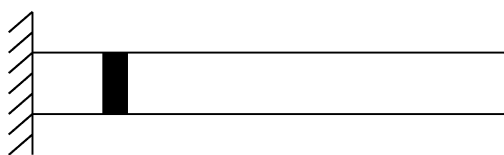


图3 悬臂梁的几何模型

Fig. 3 Geometric model of cantilever

将悬臂梁等距离划分为10个损伤区域，在每个损伤区域的中点放置一个训练点。在 x 方向均匀提取30个节点，节点编号为 m ($m = 1, 2, \dots, 30$)。利用ANSYS有限元软件，分别计算长度为2 cm，损伤程度为20%的破损发生在不同训练点对应的梁的三阶模态，共得到10个模态向量。将10个模态向量分别按下式进行编码

$$n(y_m) = 20 - \text{fix} \left[y_m / \left(\frac{y_{\max} - y_{\min}}{20} \right) \right] \quad (9)$$

式中： y_m 为第 m 节点位移； y_{\max}, y_{\min} 分别为30个节点位移中的最大位移和最小位移； $n(y_m)$ 为第 m 节点所在的行数 ($1 \leq n \leq 20$)。

以 m 为横坐标， n 为纵坐标编制成 20×30 的编码图。栅格中节点所在位置 (m, n) 涂黑，其余位置为空白。

同理，将损伤区域所在位置编码成 1×30 的编码图，每3个栅格代表一个损伤区域，破损所在的区域涂黑，其余区域空白。将损伤区域的编码图和其对应的悬臂梁三阶模态曲线编码图合成一幅 21×30 的编码图，如图4所示。将每幅编码图转换成双极向量，即图中黑色的方格用1表示，白色的方格用-1表示，得到自联想存储器的10组训练样本。训练样本按下式进行归一化

$$P_i = \frac{P_i}{l} \quad (i = 1, 2, \dots, 20) \quad (10)$$

式中： P_i 为归一化样本向量； l 为 P_i 的模。 P_i 代入神经网络进行训练得到权值矩阵 W 。检测数据 p 编码并归一化后代入式(8)，得到输出向量

$$a = P_1^T P_1 p + P_2^T P_2 p + \dots + P_{10}^T P_{10} p \quad (11)$$

a 按式(4)进行二值化，数值为“1”的地方表示该区域有破损，数值为“0”的地方表示该区域无破损。

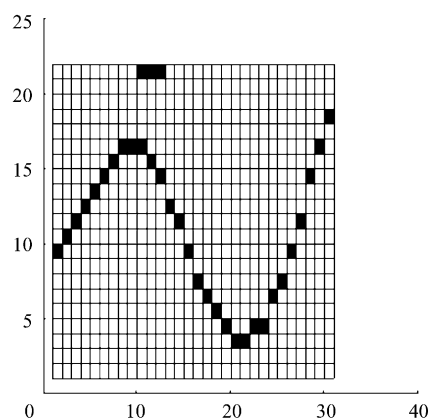


图4 第4个训练样本的编码图

Fig. 4 Code picture of the fourth training pattern

长度为2 cm，损伤程度为20%的破损随机发生在悬臂梁不同位置，自联想存储器对损伤区域位置的识别结果如表1所示。从结果中可以看出，大部分损伤位置所在区域可以由联想神经网络准确识别出来。但当两个相邻训练样本的模态曲线很接近时，联想神经网络会出现记忆混淆，从而出现误判情况，如9, 19, 69, 89 cm处的识别情况。另外，从表中可以看出识别情况最不好是损伤区域5，它与损伤区域10发生混淆。原因是5位置的训

练点处于三阶模态曲线的拐点附近,因此对结构刚度影响不大。而靠近自由端的位置 10 和其他位置相比对悬臂梁的刚度影响也不大,5 和 10 两位置对应的模态形状相似,因此出现将损伤区域 5 误判为损伤区域 10 的情况。上述两种情况的错误识别结果均可以通过可靠性判断方法解决。

表 1 联想神经网络损伤区域位置的识别结果

Table 1 Identification results of damage positions

检验数据编号	实际损伤区域	损伤位置/cm	网络判别区域	网络识别效果
1	1	3	1	√
2	1	7	1	√
3	1	9	2	×
4	2	13	2	√
5	2	17	2	√
6	2	19	3	×
7	3	23	3	√
8	3	27	3	√
9	3	29	3	√
10	4	33	4	√
11	4	37	4	√
12	4	39	4	√
13	5	43	10	×
14	5	47	10	×
15	5	49	10	×
16	6	53	6	√
17	6	57	6	√
18	6	59	6	√
19	7	63	7	√
20	7	67	7	√
21	7	69	8	×
22	8	73	8	√
23	8	77	8	√
24	8	79	8	√
25	9	83	9	√
26	9	87	9	√
27	9	89	10	×
28	10	93	10	√
29	10	97	10	√
30	10	99	10	√

注:√表示神经网络识别结果正确;×表示神经网络识别结果错误

当损伤程度小于 20% 时,第三阶模态的识别精度不够,需要增加更高阶模态辅助识别,如将三、四阶模态向量同时编码后作为神经网络的输入向量。图 5 为损伤发生在第一区域内对应的三、四阶模态组合编码图。为了保证图形分辨率,编码图的格数要随模态阶数的增加而增加,如本算例由原来的 20×30 增加到 20×60 。同理,将每幅编码图转换成双极向量代入神经网络进行训练,并将识别结果进行可靠性判断。以三、四阶模态的组合编码作为神经网络输入参数可以将识别

的损伤程度降低到 15%,如想继续降低损伤程度,可以通过引入更高阶模态实现。

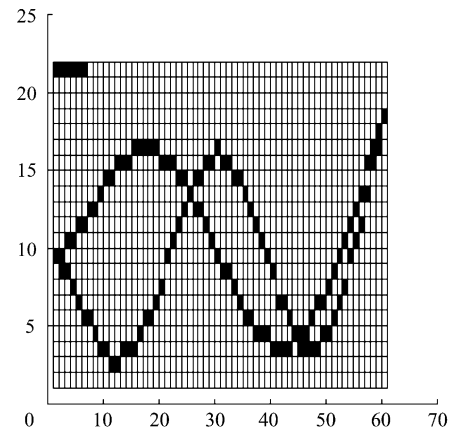


图 5 第 1 个训练样本的三、四阶组合编码图

Fig. 5 Code pictures of the third and the fourth training patterns

2.2 可靠性分析

虽然自联想存储器能够有效地识别出损伤区域的位置,但在工程实际中,人们不知道破损的真实位置,无法判断神经网络识别结果的正确性,所以需要一种可靠性分析方法帮助判断。

设悬臂梁第 3 个损伤区域内 9 个不同损伤位置 21, 22, ..., 29 cm 对应的一阶模态向量分别为 y_1, y_2, \dots, y_9 。设 $d_{ij} = |y_i - y_j|$, i, j 为损伤位置编号。特殊地,当 $i=1, j=2, 3, \dots, 9$ 时, d_{ij} 的计算结果如表 2 所示。

表 2 不同损伤位置间向量距离

Table 2 Vector distances of different damage positions

$d_{12}/10^{-6}$	$d_{13}/10^{-5}$	$d_{14}/10^{-5}$	$d_{15}/10^{-5}$
6.567 3	1.281 6	1.692 9	2.233 2
$d_{16}/10^{-5}$	$d_{17}/10^{-5}$	$d_{18}/10^{-5}$	$d_{19}/10^{-5}$
2.751 6	2.751 6	3.665 7	4.073 6

以 $j-i$ 为横坐标, d_{ij} 为纵坐标,得到曲线如图 6 所示。从图中可以看出,悬臂梁一阶模态的向量间距离在小范围内单调递增。在短距离内,不同损伤位置对应的悬臂梁一阶模态的大体形态基本相似。在此前提下,对于悬臂梁上一个定点,离它距离越远(离自由端越近)的点,与它的向量间欧式距离越大。因此判断损伤位置在一个损伤区域内的充分必要条件是,该损伤位置与损伤区域两端点的向量距离分别小于整个损伤区域的向量距离。图 7 为悬臂梁可靠性检测示意图, AC 为任意一段损伤区域; B 为该区域内任意一点; Y_1 为损伤发生在左端点 A 时对应的悬臂梁一阶模态向量; Y_2 为损

伤发生在 B 点时对应的一阶模态向量; Y_3 为损伤发生在右端点 C 时对应的一阶模态向量, 设 $D_{ij} = |Y_i - Y_j|$, 判断损伤 B 发生在区域 AC 内的充分必要条件是 $|D_{12}| < |D_{13}|$ 且 $|D_{23}| < |D_{13}|$ 。部分检测数据的可靠性判断结果如表 3 所示。

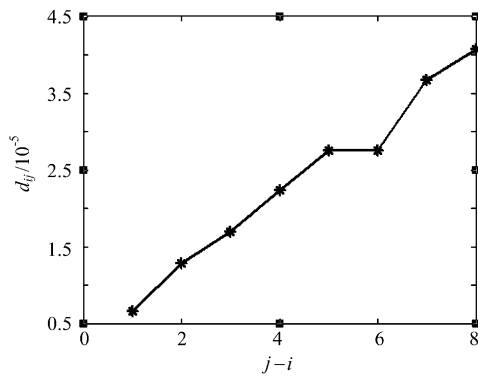


图 6 不同损伤位置对应的模态间向量距离

Fig. 6 Distances of modal vectors of different structure damage positions



图 7 可靠性判断示意图

Fig. 7 Judgement of reliability

表 3 损伤位置识别结果的可靠性判断

Table 3 Results of reliability judgement

损伤位置/cm	识别损伤区域	可靠性判断	修正损伤区域	修正结果
9	2	$D_{20,9} > D_{10,20}$ $D_{5,9} < D_{5,10}$ $D_{10,9} < D_{5,10}$	1	✓
19	3	$D_{20,19} > D_{20,30}$ $D_{10,19} < D_{10,20}$ $D_{20,19} < D_{10,20}$	2	✓
43	10	$D_{43,90} > D_{90,99}$ $D_{40,43} < D_{40,50}$ $D_{43,50} < D_{40,50}$	5	✓
47	10	$D_{47,90} > D_{90,99}$ $D_{40,47} < D_{40,50}$ $D_{50,47} < D_{40,50}$	5	✓
89	10	$D_{89,99} > D_{90,99}$ $D_{89,80} < D_{80,90}$ $D_{89,90} < D_{80,90}$	9	✓

注: D 的下标表示破损中心线的位置

3 结论

(1) 提出了一种基于自联想储存器的结构损伤识别方法, 并以悬臂梁为例, 在已知的损伤程度下对其损伤位置进行识别。仿真数据表明, 当检测数据的损伤程度和训练数据的损伤程度相差 10% 左右, 自联想储存器仍能得到正确的识别结果。

(2) 利用悬臂梁一阶模态的单调性, 提出了一种以向量间欧式距离为依据的可靠性检验方法。它可以判断神经网络识别出的损伤位置的正确性, 对于错误的识别结果, 可以利用该可靠性检验方法逐一排除样本损伤区域从而得到正确的损伤位置。

(3) 采用一维算例说明了联想神经网络结构损伤识别的方法。该方法在理论上可以直接推广到二维和三维, 但此时由于存储数据的过于庞大, 造成联想神经网络“记忆爆炸”, 需要改进或研究新的编码技术。

参 考 文 献

- [1] Wu X, Ghaboussi J, Garrett J H. Use of neural networks in detection of structural damage [J]. Computers and Structures, 1992, 42: 649-659.
- [2] Kudva J N, Munir P T. Damage detection in smart structures using neural networks and finite element analysis [C] // Proc Eelim of ADPA/AIAA/ASME/SPIE Conference on Active Materials and Adaptive Structures. 1991: 559-562.
- [3] Kaminski P C. The approximate location of damage through the analysis of natural frequencies with artificial neural networks [J]. Journal of Process Mechanical Engineering, 1995, 3(209): 117-123.
- [4] Povich C R, Lim T W. An artificial neural network approach to structural damage detection using frequency response functions [C] // Proceedings of the 1994 AIAA/ASME Adaptive Structures Forum, 1994. 151-159.
- [5] Elkordy M F, Chang K C, Lee G C. Application of neural networks in vibrational signature analysis [J]. Journal of Engineering Mechanics, 1994, 120 (2): 250-265.
- [6] Poyu Tsou, Herman M H Shen. Structural damage detection and identification using neural networks [J]. AIAA, 1994, 32(1), 176-183.
- [7] 郭国会, 易伟建. 基于神经网络的框架结构破损评估 [J]. 重庆建筑大学学报, 1999, 21(3): 106-109.
Guo Guohui, Yi Weijian. Damage assessment of frame structures based on neural network [J]. Journal of Chongqing Jianzhu University, 1999, 12(3): 106-109. (in Chinese)

- [8] 郭杏林,陈建林. 基于神经网络技术的结构损伤探测[J]. 大连理工大学学报, 2002, 42(3): 269-273.
Guo Xinglin, Chen Jianlin. Detection of structural damage using neural network technique[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2002, 42(3): 269-273. (in Chinese)
- [9] 朱宏平,千力. 利用振动模态测量值和神经网络方法的结构损伤识别研究[J]. 计算力学学报, 2005, 22(2): 193-196.
Zhu Hongping, Qian Li. Neural networks-based structural damage detection through modal parameter measurements[J]. Chinese Journal of Computation Mechanics, 2005, 22(2): 193-196. (in Chinese)
- [10] 杨杰,李爱群,缪长青. BP神经网络在大跨斜拉桥的斜拉索损伤识别中的应用[J]. 土木工程学报, 2006, 5(39): 72-79.
Yang Jie, Li Aiqun, Miao Changqing. Application of BP neural network to cable damage identification for long span cable-stayed bridges. [J] China Civil Engineering Journal, 2006, 5(39): 72-79. (in Chinese)
- [11] 杨璐,么焕新,陈长征,等. 用神经网络方法识别结构损伤的研究. 沈阳工业大学学报. 2002, 4(24): 163-165.
Yang Lu, Me Huanxin, Chen Changzheng, et al. Study on structure damage recognition based on neural networks. [J]. Journal of Shenyang University of Technology. 2002, 4(24): 163-165. (in Chinese)
- [12] 艾叶青,王根会,朱尚清. 基于改进的BP神经网络的桥梁结构损伤诊断研究[J]. 兰州交通大学学报. 2005, 3(24): 44-47.
Ai Yeqing, Wang Genhui, Zhu Shangqing. Study of bridge structure damage diagnosis based on improved BP neural network[J]. Lanzhou Jiaotong University. 2005, 3(24): 44-47. (in Chinese)
- [13] Demuth H B. 神经网络设计[M]. 北京:机械工业出版社, 1999.
Demuth H B. Neural networks design[M]. Beijing: Industrial Mechanism Press, 1999. (in Chinese)
- [14] 周志华,曹存根. 神经网络及其应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2004.
Zhou Zhihua, Cao Cungen. Application of neural networks [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)
- [15] 周开利,康耀红. 神经网络模型及其MATLAB仿真程序设计[M]. 北京:清华大学出版社, 2005.
Zhou Kaili, Kang Yaohong. Neural networks models and MATLAB simulation program design[M]. Beijing: Tsinghua University press, 2005. (in Chinese)

作者简介:

罗璇(1983—)女,硕士研究生。主要研究方向:神经网络及其在结构动力学中的应用。
E-mail: nanioo@126.com

(责任编辑:李铁柏)