复合材料学报 第17卷 第1期 2月 2000年
ACTA MATERIAE COMPOSITAE SINICA Vol. 17 No. 1 February 2000

文章编号: 1000-3851(2000)01-0108-03

运用神经网络识别复合材料板刚度

华宏星 陈小琳 石银明
(上海交通大学 振动、冲击、噪声实验室, 上海 200030)

摘 要: 提出了一种复合材料刚度识别的新方法。通过一个反向传播神经网络, 利用正交各向异性板的动态特性(固有频率)识别复合材料板刚度。同时给出了实例用来验证此方法的有效性。

关键词: 神经网络; 复合材料; 动态特性
中图分类号: TB33; TP183 **文献标识码**: A

COMPOSITE PLATE STIFFNESS IDENTIFICATION USING NEURAL NETWORKS

HUA Hong-xing CHEN Xiao-lin SHI Yin-ming
(Vibration Shock and Noise Lab, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: A new methodology is presented for composite plate stiffness identification. The orthotropic plate stiffness coefficients are identified from its dynamic properties (eigenvalues and eigenvectors) through a backward propagation neural network, which is constructed by three-layer subnets. An example is used to demonstrate the effectiveness of the method.

Key words: neural network; composite materials; dynamic properties

高性能的复合材料在航空、航天、航海及运动器械等领域中获得越来越广泛的应用。复合材料结构设计的一个重要步骤是在设计阶段运用数值手段对结构进行静动态(变形、受力等等)分析计算。有限元法是解决这个问题最有用的数值工具。但是有限元建模需要材料特性作为输入数据。最安全的办法是在与实际结构相同的测试样本上测得所需的材料特性。材料特性是有限元模型输入所必需的, H. Sol[1] 提出了一种用于识别各向异性复合材料特性的方法。这个方法基于所谓的"数值计算/实验技术的杂交法", 其中二次目标函数由数值结果和实验结果的差构成, 材料特性和测量信号之间的内在非线性关系是一个黑箱或灰箱, 最后的识别结果依赖于 Bayes 类最优化迭代过程。

本文的目的在于扩展"数值计算/实验技术的杂交法", 结合神经网络来识别材料特性。最近几年, 由于神经网络具有识别、分类、线性或非线性函数近似等方面的功能, 神经网络已经得到越来越广泛的应用。使用神经网络最主要的优点在于其非线性映射能力, 所有复合材料的动态性能能够在一个统一的神经网络环境中表示, 并能够利用其自组织性能直接从实验数据中建立模型。也就是说, 将实验数据输入网络并让其学习材料特性和测量数据之间的非线性关系。通过正确的训练, 神经网络能根据测得的振动数据, 预报所测试的复合材料试件的材料特性。

本文中采用固有频率作为模拟的"测试"振动数据, 这些数据随着材料特性(杨氏模量、剪切模量和泊松比)的变化而不同。训练对由模拟测试的振动数据和板刚度构成, 板刚度 D_{11}、D_{22}、D_{12} 和 D_{66} 分别依赖于扬氏模量、泊松比和剪切模量, 即 E_1、E_2、ν_{12} 和 G_{12}

$$D_{11} = \frac{E_1 t^3}{12(1-\nu_{12}\nu_{21})} \quad D_{22} = \frac{E_2 t^3}{12(1-\nu_{12}\nu_{21})}$$

$$D_{12} = \frac{\nu_{21} E_1 t^3}{12(1-\nu_{12}\nu_{21})} \quad D_{66} = \frac{G_{21} t^3}{12}$$

式中, t 是厚度。

反向传播神经网络用来描述测量数据和复合材料板刚度的非线性关系。

收稿日期: 1998-07-18; **收修改稿日期**: 1998-10-08
作者介绍: 华宏星(1955), 男, 博士, 副教授, 研究方向: 复合材料测试, 复合材料结构力学, 振动工程

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

1 神经网络简介

1.1 BP 神经网络

人工神经网络是一个由许多类似于处理单元的相互连接的神经元组成的结构。每个神经元由进入的加权信号之和触发, 并向与其相连的神经元传送被击活的响应。这样的网络代表了一个有效的、平行的计算实体, 并反映出对不同信号的模拟水平。Rosenblatt[2]进一步将动态加权修正概念加入神经网络处理中, 使其具有学习能力。Rumelhart 和 McClelland[3]提供了一个优秀的算法允许多层网络在其内部自行管理。这个方法导致了最普遍的神经网络学习方法——反向传播BP 算法。

一个典型的反向传播神经网络结构如图 1 所示。输入层获得输入样本, 位于输入层和输出层间的隐层由一定数目的处理单元构成。前一层的每个结点与所有的处理单元完全连接, 这些连接即是代表了对不同的输入信号所加的权。处理单元迭加所有加权信号, 并击活响应向下一层传输。击活使用 Sigmoid 函数。模拟的'测试'数据与计算输出间的误差则通过网络反向传播, 以提供加权修正所必需的信息。BP 算法使用这个信息来调整权数, 使均方差最小。这个被监督的学习算法, 采用最优梯度下降法, 使网络向一个稳定的权空间收敛, 并完成学习过程。

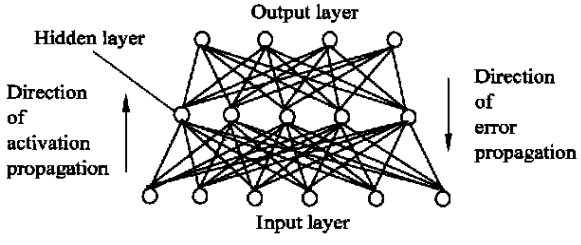

图 1 BP 神经网络

Fig. 1 BP neural network

1.2 识别复合材料板刚度的 BP 神经网络

当我们构造BP 神经网络并用它来识别复合材料板刚度时, 复合材料板刚度应该处于输出层上, 各向异性刚度系数的个数应该等于输出层神经元数。而输入层参数应该对所有这些刚度系数的变化有较高的灵敏度。采用固有频率作为模拟的'测试'振动数据, 就是因为固有频率有较高的灵敏度。为保证参数的可识别性, 至少应该取前四阶固有频率。在本文中, 我们取前六阶固有频率作为输入层参数。注意到模态和固有频率是一一对应的, 对应于某阶模态的固有频率应该固定在某个输入神经元上。

此外, 经数值计算验证, 隐层数只要一层即可以保证计算稳定性。隐层上的处理单元数不应小于输出层神经元数。但是, 太多的隐层处理单元数没有明显的改善效果。

应该通过适当的解析解答或数值方法模拟产生足够多的复合材料板刚度和固有频率样本, 以便使用这些样本训练神经网络权数。如果训练所得到的神经网络是正确的, 则只要将实际测得的频率值送到它的输入端, 在它的输出端就可以得到复合材料板刚度的估计值。当然, 实际测得的频率变化范围最好在样本频率的变化范围之内。

2 实例研究

本文中使用有限元法通过数值模拟产生五十对复合材料板刚度和固有频率的样本。在这个例子中, 复合材料板的几何尺寸是长 315 mm, 宽 215 mm, 厚 5 mm。训练权数的部分数据样本如表 1 所示。

表 1 训练神经网络的数据样本

Table 1 Data samples used to train the neural network

Plate rigidities	Frequency /Hz	Plate rigidities	Frequency /Hz	Plate rigidities	Frequency /Hz
D_{11}= 700	268.9	D_{11}= 660	259.42	D_{11}= 700	273.14
D_{12}= 300	389.8	D_{12}= 300	389.50	D_{12}= 280	389.78
D_{22}= 600	673.3	D_{22}= 600	671.80	D_{22}= 600	675.15
D_{66}= 500	784.3	D_{66}= 500	760.86	D_{66}= 500	791.84
	834.2		830.46		834.44
	1053.6		1050.6		1051.6

在训练权数时, 计算的频率值作为输入数据使用, 而将有限单元的板刚度作为'测试'数据。输入层神经元数是 6。输出层神经元数是 4。初始权数均为一, 经过 2500 多次迭代所获得的权数如表 2 和表 3 所示。最小允许误差是百分之一。表 2 和表 3 是输入层对隐层的权训练结果及隐层对输出层的权训练结果。

表 2 输入层对隐层的权训练结果

Table 2 Trained weighting coefficients from input layer to hidden layer

	1	2	3	4	5	6
1	1.009828	1.018476	1.030508	1.022471	1.028163	1.027119
2	1.010012	1.017994	1.032674	1.023095	1.028307	1.027159
3	1.009301	1.018123	1.031230	1.023022	1.028251	1.027011
4	1.009910	1.018101	1.030808	1.022665	1.028239	1.027027
5	1.009823	1.018034	1.031796	1.023547	1.028177	1.027043
6	1.010009	1.017967	1.031283	1.023001	1.028345	1.027014

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

表 3 隐层对输出层的权训练结果

Table 3 Trained weighting coefficients from hidden layer to output layer

	1	2	3	4	5	6
1	3.026708	3.026708	3.026708	3.026708	3.026708	3.026708
2	-1.41163	-1.41163	-1.41163	-1.41163	-1.41163	-1.41163
3	0.425535	0.425535	0.425535	0.425535	0.425535	0.425535
4	0.703287	0.703287	0.703287	0.703287	0.703287	0.703287

表 4 是使用经过训练得到的神经网络, 以表 1 中的计算频率值作为输入数据估计得到的复合材料板刚度。表 5 是使用经过训练得到的神经网络, 以其它计算频率值(不在五十对复合材料板刚度和固有频率的样本内)作为输入数据估计得到的复合材料板刚度及估算误差。

表 4 部分识别结果

Table 4 Part results of the identification

Frequency /Hz	Plate rigidities	Frequency /Hz	Plate rigidities	Frequency /Hz	Plate rigidities
268.9	D_{11}= 701	259.42	D_{11}= 677	273.14	D_{11}= 701
389.8	D_{12}= 299	389.50	D_{12}= 301	389.78	D_{12}= 288
673.3	D_{22}= 602	671.80	D_{22}= 602	675.15	D_{22}= 601
784.3	D_{66}= 498	760.86	D_{66}= 498	791.84	D_{66}= 502
834.2		830.46		834.44	
1053.6		1050.6		1051.6	

表 5 部分识别结果(输入频率不在样本之内)

Table 5 Part results of the identification (Input frequencies are not included in the training samples)

Frequency /Hz	Plate rigidities	Error /%	Frequency /Hz	Plate rigidities	Error /%
264.22	D_{11}= 684	0.56	273.5	724	0.55
389.69	D_{12}= 302	0.67	390.0	303	1.0
672.57	D_{22}= 596	0.67	674.0	597	0.55
772.70	D_{66}= 494	1.2	795.6	503	0.6
832.33			836.0		
1052.1			1055.1		

3 结 论

本文中利用反向传播网络来识别复合材料特性。此方法使用假设的一系列复合材料板刚度作为输入数据, 运用有限元计算相应的固有频率。然后, 使用输入的复合材料板刚度和有限元计算得到的固有频率作为样本训练神经网络的权数。而在工程应用中, 使用测试频率作为输入数据, 利用训练得到的神经网络估计复合材料板刚度。此方法显然非常有前途。

参 考 文 献

[1] Sol H, Hua H. The resonalyser method: a nondestructive method for stiffness identification of fibre reinforced composite materials. Van Hemeirijck, Anastasssopoulos, eds. Non-destructive testing [M]. Rotterdam: Balkeme, 1996. 237～241.

[2] Rosenblatt F. Principles of Neurodynamics[M]. New York: Spartan, 1962.

[3] Rumelhart D E, McClelland J L. Parallel Distributed Processing, Vol. 1[M]. Cambridge MA: MIT Press, 1986.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net