

Impact Damage Detection by LS-SVM with Data-Dependent Kernel for Piezoelectric Smart Structures*

XIE Jianhong*

(School of Software and Communication Engineering, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330013, China)

Abstract: Based on the statistics relationship between Support Vector Machine (SVM) and information geometry, from the view of information geometry, a data-dependent kernel is constructed through conformal transformation and combined with Least Square Support Vector Machine (LS-SVM), and then thus the LS-SVM with data-dependent kernel is proposed. By the first-order shear deformation theory and finite element method, a piezoelectric smart composite laminated plates is simulated, and its piezoelectric responsive signals are obtained and extracted under the low-velocity impact load. Then, based on the features of piezoelectric sensors' responsive signals, LS-SVM with data-dependent kernel is applied to detect the impact locations for the piezoelectric smart composite laminated plates, and compared with LS-SVM with static RBF kernel. The results show that, LS-SVM with data-dependent kernel possesses the higher accuracy of damage detection, and the better generalization ability than LS-SVM with static RBF kernel.

Key words: LS-SVM with data-dependent kernel; piezoelectric smart structures; piezoelectric response; impact damage detection

EEACC: 7230 doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2012.06.028

基于数据依赖核 LS-SVM 的压电智能结构冲击损伤检测*

谢建宏*

(江西财经大学软件与通信工程学院, 南昌 330013)

摘要: 基于支持向量机与信息几何的统计学关联性, 从信息几何学的角度通过共形变换构造了数据依赖核函数, 并与 LS-SVM 相结合, 从而形成数据依赖核 LS-SVM 方法。基于一阶剪切变形理论及有限单元方法, 对压电智能复合材料层板进行了低速冲击压电响应数值仿真, 并进行了特征提取。基于各压电传感器响应信号特征, 采用数据依赖核 LS-SVM 方法, 对压电智能复合材料层板进行了冲击损伤检测, 并与静态高斯核函数 (RBF) 的 LS-SVM 方法进行了对比。结果表明: 在同等条件下, 相比于静态 RBF 核 LS-SVM, 数据依赖核 LS-SVM 具有更高的损伤检测精度及更强的推广能力。

关键词: 数据依赖核 LS-SVM; 压电智能结构; 压电响应; 冲击损伤检测

中图分类号: TB381; TP39

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2012)06-864-05

智能结构是一类仿生结构, 泛指将传感器、驱动器以及有关的信号处理和电路集成在材料结构中, 通过机、热、光、化、电、磁等激励和控制, 不仅具有承受载荷的能力, 而且具有识别、分析、处理及控制等多种功能, 能进行自诊断、自适应、自学习、自修复的新型材料结构。其中, 实现损伤自诊断功能是智能结构研究的主要内容之一^[1], 而损伤检测方法是关联损伤自诊断功能的一个重要问题, 这个问题

的研究, 对智能结构的应用具有重要的理论意义和实用价值。

当前, 结构损伤检测的方法很多, 除了外观的目测方法外, 还有声发射法、超声波法、磁场法、放射法、热力场法等实验方法以及专家系统、神经网络、遗传算法等智能损伤检测技术^[2]。基于智能结构的多传感器体系结构, 传感器大量分布于结构体之中, 且传感网络信号具有高度非线性、大数量、并行

项目来源: 江西省自然科学基金项目(2010GZS0043); 江西省教育厅科技计划项目(GJJ10437)

收稿日期: 2011-08-31 修改日期: 2012-01-11

等特点,因此采用神经网络方法来实现结构损伤自诊断是一个理想的选择^[3]。人工神经网络的优越性虽然明显,但以 BP 为代表的前向神经网络由于缺乏严格的理论依据,而存在一定的固有缺陷。近年来发展起来的基于核学习的方法——以支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的形式出现,是从统计学习理论中发展出来的新的研究方法,它有效解决了传统神经网络方法的局部极小化和不完全统计分析的缺点,而且特别适用于高维、小样本学习问题。目前,基于核的支持向量机方法已成为模式识别及非线性回归的理想网络模型,并在智能结构损伤检测应用方面成为研究的热点^[4-5]。

由于智能结构的主体结构是复合材料层板,为此建立智能复合材料层板力学模型的基础理论目前主要有^[6]:经典层板理论(CLPT)、剪切变形理论(如一阶 FSDT、三阶 TSDT 等)、叠层层合理论及三维弹性理论等。论文基于一阶剪切变形理论,采用有限单元方法,对压电智能复合材料层板进行低速冲击压电响应数值仿真。基于各压电传感器响应信号特征,采用基于数据依赖核的最小二乘支持向量机(LS-SVM)方法,对压电智能复合材料层板进行冲击位置检测,并与基于静态高斯核函数(RBF)的 LS-SVM 方法进行对比。

1 数据依赖核 LS-SVM

核函数的选择与构造很大程度上影响支持向量机的性能,但是目前核函数的选择与构造并没有理论指导,成为支持向量机研究的关键与难点^[7]。传统核函数的选择与构造并未考虑实际样本数据的影响,核函数参数优化时所采用的核函数类型都是固定的。能否实现根据所给数据选择相应的核函数或构造相应的核函数是值得研究的问题。论文基于支持向量机与信息几何的统计学关联性^[8],从信息几何学的角度分析支持向量机核函数的几何结构,通过共形变换构造数据依赖的核函数,并与 LS-SVM 相结合,从而形成数据依赖核 LS-SVM 方法。

1.1 数据依赖核函数的构造

目前没有一种核函数能适应对所有数据集的核学习,论文通过引入核函数的共形变换^[9-10],可以构造如下的函数:

$$\tilde{k}(x, z) = c(x)k(x, z)c(z) \quad (1)$$

其中, $k(x, z)$ 为基本核函数,多项式核函数和高斯核函数等都可作为基本核函数; $c(x)$ 为 x 的正实函数,则 $\tilde{k}(x, z)$ 为满足 Mercer 条件的数据依赖的核函数。

设非线性映射 $\varphi(x)$ 为从输入空间 R^n 到特征空

间 R^{nh} 的一个子流形的嵌入,为此可在输入空间 R^n 引入一黎曼度量 g_{ij}

$$g_{ij}(x) = \left(\frac{\partial}{\partial x_i} \varphi(x) \right) \cdot \left(\frac{\partial}{\partial x_j} \varphi(x) \right) \quad (2)$$

又因为 $k(x, z) = \varphi(x) \cdot \varphi(z)$, 故可得

$$g_{ij}(x) = \frac{\partial}{\partial x_i \partial x_j} k(x, z) \Big|_{z=x} \quad (3)$$

令 $g(x) = \det(g_{ij}(x))$, 则称 $g(x)$ 为伸缩因子,它表示局部区域在映射 $\varphi(x)$ 下的伸缩情况,于是可得

$$\tilde{g}_{ij}(x) = c_i(x)c_j(x) + c^2(x)g_{ij}(x) + 2c_i(x)c_j(x)k_i(x, z) \quad (4)$$

式中 $c_i(x) = \frac{\partial}{\partial x_i} c(x)$, $k_i(x, z) = \frac{\partial k(x, z)}{\partial x_i} \Big|_{z=x}$, 当基本核函数为高斯核函数(RBF) $k(x, z) = \exp(-\|x-z\|^2/2\sigma^2)$ 时,上式最后一项为 0。

不同 $c(x)$ 的数据依赖(动态)核函数有不同的性能,论文将函数 $c(x)$ 定义为

$$c(x) = \sum_{x_i \in SV} h_i \exp(-\|x-x_i\|^2/\tau_i^2) \quad (5)$$

式中, x_i 为第 i 个支持向量, SV 为支持向量集, h_i 为加权系数, τ_i 为自由参数,且 $\tau_i = \max \|x_a - x_i\|$, x_a 是最靠近 x_i 的点。

在数据依赖核方法中训练过程由两步组成:

(1) 用传统的某个核函数 $k(x, z)$ 训练数据,从而得到支持向量集,然后按照式(1)、式(5)用数据依赖的方法修改传统的核函数,形成一个新的核函数 $\tilde{k}(x, z)$;

(2) 用新的核函数 $\tilde{k}(x, z)$ 再次训练数据,从而得到更优的训练结果。

这种改进的训练方法不仅可以明显降低误差,还可减少支持向量的个数,从而提高计算的速度。

1.2 LS-SVM

Suykens 等人^[11]提出的新型支持向量机——最小二乘支持向量机(LS-SVM),其优化指标中由于采用了二次损失函数,从而将不等式约束变成为等式约束,优化问题将二次规划问题转变为线性方程组的求解,大大简化了计算的复杂性,因而广泛应用于模式识别及非线性回归。基于数据依赖核的 LS-SVM,则是通过非线性映射 $\varphi(x)$ 嵌入到特征空间进行核的优化,并进行数据的分析。用于非线性回归的 LS-SVM 算法如下:

设待回归样本数据为 $\{(X, Y), X \in R^{n \times m}, Y \in R\}$, 其中输入样本矩阵 $X = [x_1; x_2; \dots; x_n]$, 元素 x_i 是 m 维的,输出样本向量为 $Y = [y_1; y_2; \dots; y_n]$ 。

首先用一非线性映射 $\varphi(\cdot)$ 将样本从原空间 R^n

映射到高维特征空间 R^{nh} , 即 $x \rightarrow \varphi(x)$ 。在这个高维特征空间中构造回归模型, 假设构造的模型如下:

$$y(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (6)$$

该模型的优化问题为:

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \gamma \frac{1}{2} \|\xi\|^2 \quad (7)$$

$$\text{s. t. } \varphi(X)\omega + eb + \xi = Y$$

其中 $\gamma > 0$ 为用于控制对错分样本的惩罚程度。

为解决上述约束优化问题, 构造如下 Lagrange 函数:

$$L(\omega, b, \xi; \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \gamma \frac{1}{2} \|\xi\|^2 - \alpha^T (\varphi(X)\omega + eb + \xi - Y) \quad (8)$$

其中 α_i 为 Lagrange 乘子。通过 L 对 ω, b, ξ_i 和 α_i 分别求偏导等于零, 对式 (8) 进行优化, 并消除变量 ω 和 ξ , 则上述优化问题最终变为求解如下 KKT 线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & e^T \\ e & K + I/\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ Y \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中, $e = [1; 1; \dots; 1] \in R^l, I \in R^{n \times n}$ 为单位阵, $\alpha = [\alpha_1; \alpha_2; \dots; \alpha_n], K = \varphi(X)\varphi(X)^T = K(X, X)$ 是核函数。

求解上述方程组, 得到如下 LS-SVM 回归模型:

$$y(x) = K(X, x)\alpha + b \quad (10)$$

上式中 $K(X, x)$ 即为式 (1) 所示的数据依赖核函数。

2 压电智能结构冲击压电响应数值仿真

压电智能复合材料及其结构的力学问题涉及到机、热、电等特性的耦合问题。除了这些耦合外, 还得考虑几何及材料的非线性等问题。由于涉及的因素很多, 问题复杂, 对上述耦合问题的分析很难或不可能用解析法求解, 而需采用数值方法求解, 而有限单元方法是一种应用很广、很有成效的、极为重要的数值解法。论文采用有限单元方法, 对压电智能复合材料层板进行低速冲击压电响应数值仿真。

仿真实例采用如图 1 所示的碳纤维/环氧树脂 (Gr70% - Epoxy30%) 正交各向异性复合材料层板, 层板的铺层形式为 $(0/90)_s$, 层板的几何尺寸为: $L_x = 400$ mm, $L_y = 320$ mm, $L_z = 0.5$ mm $\times 4$ 层, 层板的材料性能参数为:

$$E_{11} = 108 \text{ GPa} \quad E_{22} = E_{33} = 10.3 \text{ GPa} \quad \mu = 0.28$$

$$G_{12} = G_{13} = G_{23} = 7.17 \text{ GPa} \quad \rho = 1389.2 \text{ kg/m}^3$$

碳纤维复合材料层板四边简支, 且层板表面粘贴有 9 块用作传感器的压电片, 压电片的布置位置如图 1 中所示, 图中压电片的编号与其布置位置编

号一致。压电片的尺寸为 25 mm \times 20 mm \times 0.25 mm, 压电片的材料为 PZT-5 压电陶瓷, 其性能参数为:

$$E_{11} = E_{22} = 62 \text{ GPa} \quad G_{12} = G_{13} = 23.6 \text{ GPa} \quad G_{23} = 18 \text{ GPa}$$

$$\mu = 0.31 \quad e_{31} = e_{32} = 19.678 \text{ C} \cdot \text{m}^{-2} \quad \rho = 7400 \text{ kg/m}^3$$

$$\xi_{11}/\xi_{00} = \xi_{22}/\xi_{00} = \xi_{33}/\xi_{00} = 2598$$

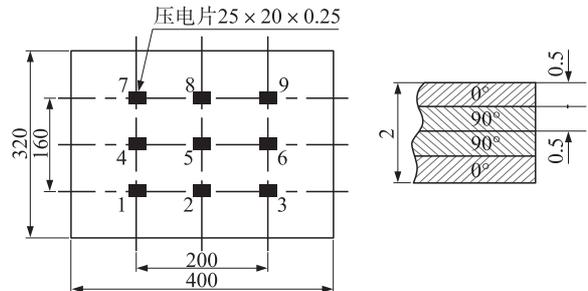


图 1 层板几何尺寸及其压电片的布置

层板的加载方式采用半正弦低速冲击加载, 即:

$$q_t = q_0 \cdot \sin\left(\frac{\pi}{\tau} \cdot t\right) \quad (11)$$

其中 $q_0 = 1$ N, $\tau = 1$ ms, $0 \leq t \leq \tau$ 。

根据图 1 所示的复合材料层板及其压电片的布置, 采用 ANSYS 有限元建立其几何实体模型, 并对实体模型的不同部分进行单元属性定义, 即复合材料层板采用基于一阶剪切变形理论的 SOLID46 层状结构 8 节点三维实体单元, 压电片由于涉及机电耦合问题, 也为了和 SOLID46 单元相协调, 故选用 SOLID5 三维实体耦合场单元, 并设置 z 向极化。对上述几何实体模型进行网格划分, 并施加四边简支边界约束条件, 则得如图 2 所示的压电复合材料层板有限元模型^[12]。

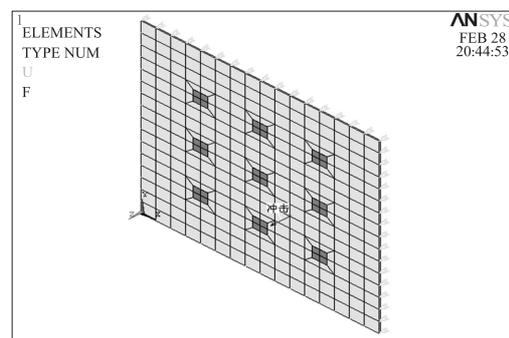


图 2 压电复合材料层板有限元模型

采用如式 (11) 所示的冲击荷载, 对上述压电复合材料层板模型进行冲击瞬态响应分析。由于压电片采用的是实体单元 SOLID5, 并 z 向极化, 为此其冲击瞬态响应信号采用压电片 z 向上表面中心节点的响应信号。如在图 2 所示的位置施加冲击荷载, 则各压电传感器的瞬态响应信号如图 3 所示。该图

表明,各压电传感器响应信号特征紧密地关联着各传感器的布置位置、冲击荷载位置及层板的边界条件等因素,其信号的主要特征有:信号的峰值(最大值与最小值)、到达峰值的时间、信号的均值及方差等。为将各压电传感器的响应信号最大可能地区分开,综合分析各传感器响应信号的不同特征,并考虑尽量降低特征提取时的计算工作量,采用信号的最大值与最小值作为特征量进行特征提取。

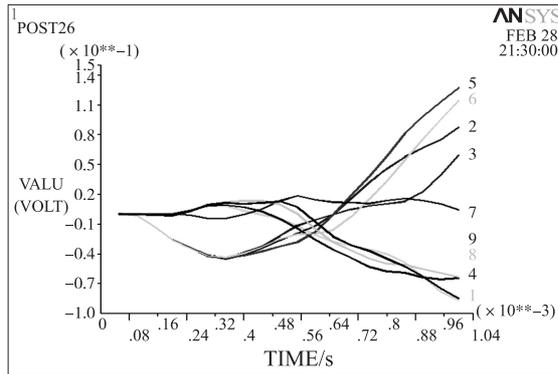


图 3 各压电传感器冲击瞬态响应信号

3 基于数据依赖核 LS-SVM 的冲击位置检测

将上述各压电传感器仿真响应信号的特征量(最大值与最小值)作为数据依赖核 LS-SVM 的输入,而与之对应的冲击位置作为数据依赖核 LS-SVM 的输出,可建立传感器响应与冲击位置之间的非线性关系,从而实现结构冲击损伤位置的自诊断。

试验分别在复合材料层板 85 个不同位置进行冲击仿真试验,所采集的试验数据 49 组用于训练 LS-SVM 网络,另 36 组用于 LS-SVM 网络测试,分别如表 1、表 2 所示。根据问题的性质,选择高斯核函数(RBF) $K(X, x) = \exp(-\|X-x\|^2/2\sigma^2)$ 作为数据依赖核 LS-SVM 的基本核函数。为评价网络的性能,建立如下冲击损伤位置检测误差(网络测试误差)函数:

$$g(x, y) = \frac{\frac{1}{p_0} \sum_{p=1}^{p_0} |x_p - \bar{x}_p| \cdot \frac{1}{p_0} \sum_{p=1}^{p_0} |y_p - \bar{y}_p|}{A} \quad (12)$$

式中 x_p, y_p 为网络实际输出, \bar{x}_p, \bar{y}_p 为网络理想输出, $p_0=36$ (测试样本数), A 为复合材料层板面积 $400 \text{ mm} \times 320 \text{ mm}$ 。

将上式损伤位置检测误差函数设为目标函数,采用上述数据依赖核函数的构造方法对核函数进行优化,并与 LS-SVM 相结合,从而得到上述问题的基于数据依赖核 LS-SVM 的冲击损伤位置检测误差(网络测试误差)为 $g(x, y) = 0.029\%$ 。该数据依赖核 LS-SVM 网络的测试结果如表 2 中所示。采用基于静态高斯核函数(RBF) $K(X, x) = \exp(-\|X-x\|^2/2\sigma^2)$ 的 LS-SVM 方法同样对上述问题进行损伤检测分析,得其网络的测试结果如表 2 中所示,结果误差用式(12)计算,得 $g(x, y) = 0.038\%$ 。以上结果表明:在同等条件下,相比于静态 RBF 核 LS-SVM,数据依赖核 LS-SVM 具有更高的损伤检测精度及更强的推广能力。

表 1 网络训练样本

样本个数	输入样本						输出样本	
	传感器 1		...	传感器 9		\bar{x}_p	\bar{y}_p	
p	$s_p(1)$	$s_p(2)$...	$s_p(17)$	$s_p(18)$			
1	-7.26e-2	2.75e-1	...	-2.17e-2	1.45e-2	50	40	
2	-3.73e-2	3.37e-1	...	-1.73e-2	6.32e-3	100	40	
...	
48	-1.73e-2	6.32e-3	...	-3.73e-2	3.37e-1	300	280	
49	-2.17e-2	1.45e-2	...	-7.26e-2	2.75e-1	350	280	

表 2 网络测试样本及测试结果

样本个数	网络输入				数据依赖核		RBF 核		网络		
	传感器 1		...	传感器 9		LS-SVM 实际输出		LS-SVM 实际输出		理想输出	
p	$s_p(1)$	$s_p(2)$...	$s_p(17)$	$s_p(18)$	x_p	y_p	x_p	y_p	\bar{x}_p	\bar{y}_p
1	-1.17e-2	3.96e-1	...	-1.34e-2	2.75e-3	75.6	59.8	76.4	59.7	75	60
2	-1.17e-2	3.29e-1	...	-6.19e-3	4.27e-3	126.7	59.0	129.4	56.9	125	60
...
35	-6.19e-3	4.27e-3	...	-1.17e-2	3.29e-1	273.9	261.6	270.6	263.1	275	260
36	-1.34e-2	2.75e-3	...	-1.17e-2	3.96e-1	324.4	261.5	323.6	263.3	325	260

4 结论

智能结构是一类仿生结构,其结构主体为复合材料层板,然而复合材料对冲击荷载极为敏感。论文基于一阶剪切变形理论,采用有限单元方法,建立了压电智能复合材料层板低速冲击有限元模型,并对其压电响应进行了数值仿真。基于支持向量机与信息几何的统计学关联性,从信息几何学的角度分析支持向量机核函数的几何结构,通过共形变换构造了数据依赖的核函数,并与LS-SVM相结合,从而形成数据依赖核LS-SVM方法。基于各压电传感器响应信号特征,采用数据依赖核LS-SVM方法,对压电智能复合材料层板进行了冲击位置检测,并与基于静态RBF核的LS-SVM方法进行了对比。结果表明:在同等条件下,相比于静态RBF核LS-SVM,数据依赖核LS-SVM具有更高的损伤检测精度及更强的推广能力。

参考文献:

- [1] 谢建宏,张为公.智能材料结构的研究与发展[J].传感技术学报,2004,17(1):164-167.
- [2] 周奎,王琦,刘卫东,等.土木工程结构健康监测的研究进展综述[J].工业建筑,2009,39(3):96-102.
- [3] David Serrano, Frederick A Just-Agosto, Basir Shafiq, et al. The Use of Neural Networks to Detect Damage in Sandwich Composites [M]. In: Major Accomplishments in Composite Materials and Sandwich Structures, Springer Science Business Media Press,

2010:407-429.

- [4] Chang Kook Oh, Hoon Sohn. Damage Diagnosis under Environmental and Operational Variations Using Unsupervised Support Vector Machine[J]. Journal of Sound and Vibration, 2009, 325(1-2): 224-239.
- [5] Khandelwal Manoj. Evaluation and Prediction of Blast Induced Ground Vibration Using Support Vector Machine[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Science, 2010, 47(3): 509-516.
- [6] Reddy J N, Wang C M. An Overview of the Relationships between Solutions of the Classical and Shear Deformation Plate Theories [J]. Composites Science and Technology, 2000, 60: 2327-2335.
- [7] Steinwart I, Hush D, Scovel C. An Explicit Description of the Reproducing Kernel Hilbert Spaces of Gaussian RBF Kernels [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52: 4635-4643.
- [8] William M Boothby. An Introduction to Differentiable Manifolds and Riemannian Geometry, Revised Second Edition [M]. Elsevier (Singapore) Pte Ltd, 2007.
- [9] Amari S, Wu S. Improving Support Vector Machine Classifiers by Modifying Kernel Functions [J]. Neural Networks, 1999, 12(6): 783-789.
- [10] AN WEN-SEN, SUN YAN-GUANG. An Information Geometrical Approach to Kernel Construction in SVM and its Application in Soft Sensor Modeling [C]//Proceeding of Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, 2005: 18-21.
- [11] Johan A K Suykens, Tony Van Gestel, Jos De B, et al. Least Squares Support Vector Machines [M]. Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd, 2002.
- [12] 谢建宏.压电智能复合材料层板冲击压电响应仿真分析[J].压电与声光, 2011, 33(3): 436-440.



谢建宏(1971-),男,博士,副教授,主要研究方向为测控技术及智能结构、信号处理与仿生智能计算, jhxie2006@126.com。