

基于灰色支持向量机的大型集装箱船 上层建筑舱室的噪声预测

孟凡明¹ 姚熊亮² 高晓琴² 刘敏²

1 渤海船舶重工有限责任公司军事代表室, 辽宁 葫芦岛 125004

2 哈尔滨工程大学 船舶工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001

摘要: 以 A 集装箱船上层建筑舱室噪声实测值为训练样本, 利用灰色预测中“累加生成”的优点对训练样本进行处理, 使其更具规律性。选用 ERBF 核函数, 建立集装箱船上层建筑舱室噪声的灰色支持向量机预测模型, 应用此模型对 B 集装箱船上层建筑舱室的噪声进行了预测。最后, 将此模型推广到了散装货船的舱室噪声预测中。预测结果表明, 将灰色理论与支持向量机相结合, 能更好地提高船舶上层建筑舱室噪声的预测精度。

关键词: 灰色预测理论; 支持向量机; 累加生成; 噪声预测

中图分类号: U661.44

文献标识码: A

文章编号: 1673-3185(2008)03-30-04

Prediction of the Noise of the Superstructure Cabins of Large Container Ship Based on Grey SVM Method

Meng Fan-ming¹ Yao Xiong-liang² Gao Xiao-qin¹ Liu Min²

1 Military Representative Office, Bohai Shipping Heavy Industry Co. Ltd., Huludao 125004, China

2 School of Shipbuilding Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

Abstract: The paper establishes a new model of grey SVM with RBF kernel function and is used to predict the noise of the superstructure cabins of large container ship. It takes the actual measurement noise of container ship A's superstructure cabins as the training sample which is treated by accumulation generation in the grey forecasting method. The model is applied to predict the noise of container ship B's superstructure cabins. Finally, The model is also applied to predict the noise of bulk ship C's superstructure cabins. The result shows that the combination of grey forecasting method and support vector machine can improve the forecasting accuracy.

Key words: grey forecasting method; support vector machine (SVM); accumulation generation; noise prediction

1 引言

船舶上层建筑舱室噪声的预测有着十分重要的意义, 在船舶上层建筑舱室噪声的预测上, 实践经验中已经有很多种近似方法^[1]。本文分析上层建筑舱室噪声的特点, 找出噪声源对舱室噪声的影响因素, 结合灰理论和支持向量机的特点, 建立上层建筑舱室噪声预测模型。

首先, 由于船舶结构的复杂性, 船舶的噪声源也非常复杂, 并且传播途径不易确定^[2], 两者具

有明显的灰色特性^[3]。本文利用灰理论中的“累加生成 AGO”, 新数据之间的规律是递增的。而 SVM 方法具有小样本、非线性、高维问题及泛化能力较强等突出特点, 能以较少的训练样本建立回归预测模型。很适合船舶方案设计时复杂的上层建筑舱室噪声的估算。

2 灰色支持向量机预测模型

基于灰色预测和支持向量机的相关知识^[4-7], 其具体步骤如下:

收稿日期: 2008-03-17

作者简介: 孟凡明(1971-), 男, 硕士。

姚熊亮(1963-), 男, 教授, 博士生导师。研究方向: 船舶与海洋工程结构动力学

E-mail: xiongliangyao@gmail.com

1) GM(1,1)模型是一种常用的灰色预测模型。它首先对原始数据序列:

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), \dots, x^{(0)}(n)\}$$

$$(x^{(0)}(i) > 0, i = 1, 2, \dots, n)$$

进行一次累加得到新序列:

$$X^{(1)} = (x^{(1)}(1), \dots, x^{(1)}(n) | (x)^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

累加过程削弱了原始序列中随机扰动因素的影响,经处理后,数据更符合规律性,新的数据序列作为支持向量。

2) 回归函数可表示为:

$$y = f(x) = \langle w, \phi(x) \rangle + b \quad (2)$$

式中: $w \in R^n, b \in R$ 为常数, $\langle \cdot \rangle$ 表示内积运算。满足结构风险最小化原理。

回归函数的估计可转换为对优化目标函数求最小值:

$$Z(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n L(f(x_i, w), y_i) \quad (3)$$

式中: $L(f(x_i, w), y_i)$ 是损失函数, 本文采用 ε 不敏感损失函数; C 为惩罚因子, 控制对超出 ε 的样本的惩罚度。

那么回归函数可进一步换算为:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$s. t. \begin{cases} y_i - (\langle w, \phi(x_i) \rangle + b) \leq \varepsilon + \xi_i \\ \langle w, \phi(x_i) \rangle + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中: $\xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0$ 为约束松弛因子。

对于式(4), 采用拉格朗日乘子法换算成对偶最优化问题, 然后进行最优化计算, 得到回归函数:

$$y = f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b \quad (5)$$

式中: α_i, α_i^* 是求解凸二次优化时 Lagrange 方程中的参数。

3) 选择核函数 $K(x_i, x)$

对于非线性回归问题, 可采用核函数理论, 即核函数 $K(x_i, x)$ 代替内积运算, 实现由低维空间向高维空间的映射, 从而使低位输入空间的非线性回归问题转换为高维特征空间的线性回归问题, 引入核函数后, 回归函数的内积 $\langle x_i, x \rangle$ 可用核函数 $K(x_i, x)$ 表示。常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数, Sigmoid 核函数等。

本文选择 ERBF 核函数:

$$k(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2p^2}\right) \quad (6)$$

式中: p 是控制函数复杂度的参数。

4) 设参数 $\alpha^T = [\alpha_n^T, \alpha_n^{*T}]$,

$$\alpha_n^T = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]$$

$$\alpha_n^{*T} = [\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_n^*]$$

核矩阵 K 为:

$$K = \begin{bmatrix} k(x_1, x_1) & k(x_1, x_2) & \dots & k(x_1, x_n) \\ k(x_2, x_1) & k(x_2, x_2) & \dots & k(x_2, x_n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ k(x_n, x_1) & k(x_n, x_2) & \dots & k(x_n, x_n) \end{bmatrix}$$

则由式(5)给出的二次优化模型可以写为以下的二次规划的形式:

$$\min \frac{1}{2} \alpha^T \begin{bmatrix} K & -K \\ -K & K \end{bmatrix} \alpha + \begin{bmatrix} \varepsilon - Y \\ \varepsilon + Y \end{bmatrix}^T \alpha$$

$$s. t. \begin{cases} [I, -I] \alpha = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq 0 \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中: $I = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times n}$; $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$; $\varepsilon = [\varepsilon, \varepsilon, \dots, \varepsilon]_{1 \times n}$ 。

由式(7)给出的优化模型, 应用 MATLAB 优化工具中的二次规划模块 quadprog 求解, 得到 α_i, α_i^* 和 b , 完成回归预测模型的建立。

5) 将支持向量 $X^{(1)}$ 代入回归预测模型中, 得到新序列的预测值 $Y^{(1)}$;

6) 对 $Y^{(1)}$ 进行“累减还原”, 得到原始数据序列 $X^{(0)}$ 的预测模型:

$$Y^{(0)}(k+1) = Y^{(1)}(k+1) - Y^{(1)}(k)$$

$$(k = n+1, n+2, \dots) \quad (8)$$

3 基于灰色支持向量机的集装箱船上层建筑舱室的噪声预测

本文首先以 5 618 箱集装箱船的上层建筑 56 个舱室噪声实测值作为训练数据, 对舱室噪声的影响因素进行无量纲化, 并对其进行累加处理, 作为支持向量, 建立灰色支持向量机回归预测模型。本文又以 4 100 箱集装箱船上层建筑 52 个舱室的噪声作为测试数据, 检验模型的有效性。

3.1 建立上层建筑舱室噪声的预测模型

船舶的噪声源不仅多, 而且复杂, 但引起船舶上层建筑舱室结构振动声辐射的主要振源是主机和螺旋桨, 因此, 本文只考虑主机和螺旋桨的相关因素, 建立预测模型。首先, 将 5 618 箱集装箱船 56 个舱室的噪声实测值无量纲化, 并将数据依次

累加作为 y , 将各舱室甲板距主机基座的垂向距离、距螺旋桨轴线的垂向距离、距主机基座的横向距离、舱室的面积、垂向距主机的甲板层数、垂向距螺旋桨的甲板层数等进行无量纲处理后作为 $X^{(0)}$ 。

将 $X^{(0)}$ 和 y 分别代入回归预测函数, 求得 α_i , α_i^* 和 b , 得到集装箱船上层建筑舱室噪声的预测模型。通过调整参数, 当 $p = 8.75$, $\varepsilon = 0.01$, $C = 1000$ 时预测效果最佳。对母型船的预测结果见图 1。

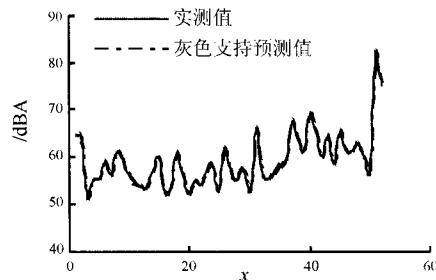


图1 5 618 箱集装箱船舱室噪声预测值与实测值对比

3.2 4 100 箱集装箱船上层建筑舱室噪声预测

将 4 100 箱集装箱船上层建筑舱室各数据经无量纲处理后代入灰色支持向量机回归模型得到最终的预测结果, 预测平均相对误差 (见表 1)。将灰色支持向量机预测结果、支持向量机预测结果和灰理论预测结果分别列于图 2、图 3 和图 4 中 (X 为舱室序号), 可以看出灰色支持向量机较前两种方法对提高精确度有一定的优越性。

表 1 3 种模型预测平均相对误差

灰色支持向量机	支持向量机	灰理论
0.044 1	0.050 2	0.093 7

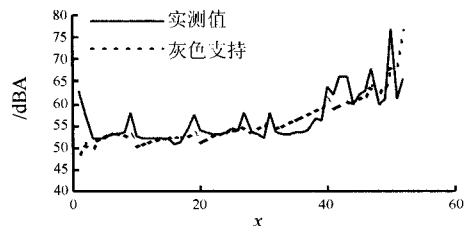


图2 灰色支持向量机预测值和实测值对比

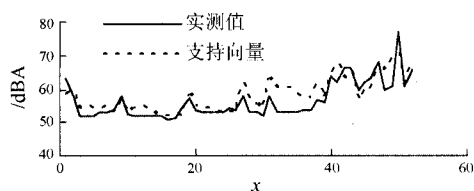


图3 支持向量机预测值和实测值对比

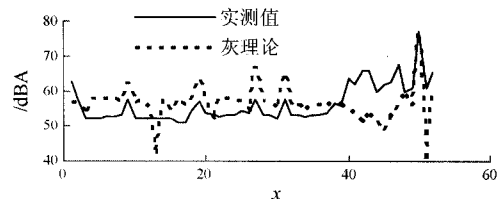


图4 灰色预测模型预测值和实测值对比

个别舱室噪声预测误差较大, 如驾驶甲板上驾驶室和海图区, A 甲板的干部膳食室, 上甲板的空调机室, 苏伊士运河船员室和走道等。误差较大的原因可能是这几个舱室噪声的波动性很大, 而灰色累加生成的特点就是削弱原始序列的波动性^[4], 这造成预测结果与实测值有偏差。另外, 预测中, 只考虑主要噪声源螺旋桨和主机, 忽略其余噪声源及影响因素, 这对预测结果也有一定的影响。又因为很难考虑不同船舶个别因素在局部区域的较大影响, 如局部区域的强噪声源、特殊减振降噪措施等等, 因此在一些测量点处会出现偏差, 这是使结果有误差的另一个原因。但总体看来, 预测值与实测值基本吻合, 误差在允许范围内。

3.3 174 000 t 散货船上层建筑舱室噪声预测

将 174 000 t 散货船上层建筑每层甲板取 2 个舱室进行预测, 所取的舱室分别是: 驾驶室、海图区、船长办公室、船长卧室、轮机长办公室、轮机长卧室、大副办公室、机匠长室、高级船员餐厅、厨房及高级船员更衣间。各数据经无量纲处理后代入灰色支持向量机回归模型, 预测结果如图 5 所示。

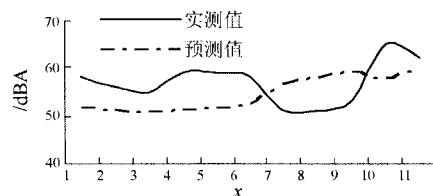


图5 174 000 t 散货船舱室噪声预测值与实测值对比

由图 5 可知, 此模型对 174 000 t 散货船舱室噪声的预测结果误差相对较大, 平均相对误差为 10.34%, 预测精度还有待于提高。

4 结论

本文将灰理论与支持向量机相结合, 以 5 618 箱集装箱船上层建筑舱室噪声实测值为训练样本, 建立了大型集装箱船上层建筑舱室噪声预测模型, 并对 4 100 箱集装箱船舱室噪声进行预测。最后本文又将此模型进一步推广到 174 000 t 散

货船上层建筑舱室噪声的预测上。将预测值与实测值进行比较,得出结论如下:

1) 由于船舶上层建筑舱室噪声源具有灰色特性,影响因素多、复杂,所以本文首先利用灰色预测中“累加生成”的优点,将回归预测中的支持向量进行累加,削弱了支持向量中随机扰动的因素,使复杂且繁多的影响因素更具规律性,从而提高预测的准确度。

2) 本文通过比较 RBF 核函数和 ERBF 核函数,选用 ERBF 核函数: $k(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2p^2}\right)$ 建立的支持向量机非线性回归模型,预测效果较好。并对 4 100 箱集装箱船上层建筑舱室噪声进行预测,预测误差在允许范围之内。

3) 灰色支持向量机回归预测模型比单一用灰色预测模型或支持向量机回归预测模型的预测精确度有一定提高。这表明将灰理论与 SVM 回归预测法相结合进行船舶上层建筑舱室噪声预测

对提高预测精确度是有效的。

4) 由于船型的差异,此模型对散装货船上层建筑舱室噪声的预测还有待提高。

参考文献

- [1] 赵尚辉. 船舶上层建筑结构噪声控制[J]. 船舶, 1994(5):31-40.
- [2] 尼基福罗夫 阿 斯著. 船体结构声学设计[M]. 谢信,王轲译. 北京:国防工业出版社,1998.
- [3] 邓聚龙. 灰理论基础[M]. 武汉:华中科技大学出版社,2002.
- [4] 李国正译. 支持向量机导论[M]. 电子工业出版社,2004.
- [5] 张维英,林焰. 基于支持向量机的集装箱船航次配箱量的预测方法[J]. 中国造船,2006(6):101-107.
- [6] 薛毅. 最优化原理与方法[M]. 北京工业大学出版社,2004.
- [7] Vladimir Cherkassky, Yunqian Ma. Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression [J]. Neural Networks,2004(17):113-126.

(上接第 17 页)多目标进化优化算法得到的最优解分布比较均匀,采用组合赋权方法能够将客观赋权和决策者的经验结合起来。将多目标优化方法和多属性决策方法综合运用,能够迅速获得船舶的最优概念设计方案,结果合理。这种综合方法,也可用于其他舰船的设计中。

参考文献

- [1] 崔逊学. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京:国防工业出版社,2006.
- [2] 陈衍泰,陈国宏,李美娟. 综合评价方法分类及研究进展[J]. 管理科学学报,2004,(2):69-79.
- [3] 徐玖平,吴巍. 多属性决策的理论与方法[M]. 北京:清华大学出版社,2006.
- [4] DEB K, PRATAP A, ARGRAWAL S, MEYARIVAN T. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA II [J]. IEEE Trans. Evolutionary Computa-

tion, 2002, 6(2):182-197.

- [5] SRINIVAS N, DEB K. Multiobjective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms [J]. Evolutionary Computation, 1995, 2:221-248.
- [6] HWANG C L, YOON K. Multiple attribute decision making- methods and applications; a state-of-art survey [M]. New York: Springer-Verlag, 1981.
- [7] 江文奇. 多属性决策的组合赋权优化方法 [J]. 运筹与管理, 2006, 15(6):40-43.
- [8] ANIL K A. Multi-criteria analysis in naval ship design [D]. MS Thesis, Naval Postgraduate School, Monterey, California, 2005.
- [9] SHAHAK S. Naval ship concept design; an evolutionary approach [D]. MS Thesis, MIT, 1998.
- [10] SATTY T L. The Analytic Hierarchy Process [M]. New York; McGraw-Hill, 1980.

(上接第 22 页)

参考文献

- [1] CALDWELL J B. Ultimate longitudinal strength [J]. Trans. RINA, 1965, 107: 411-430.
- [2] UEDA Y, et al. Plates and stiffened plate units of the idealized structural unit method [J]. Journal of the Society of Naval Architects of Japan, 1990, 168:

395-407.

- [3] PAIK J K, MANSOUR A E. A simple formulation for predicting the ultimate strength of ships [J]. Journal Marine Science and Technology, 1995(1): 52-62.
- [4] 郭昌捷,唐翰岫,周炳焕. 受损船体极限强度分析与可靠性评估[J]. 中国造船,1998(4): 49-56.
- [5] 郑兰. 逐步破坏法破损油船剩余强度研究[D]. 武汉理工大学硕士论文,2008.