

海洋平台灰预测和支持向量机的逆控制

崔洪宇¹, 赵德有¹, 王 锋²

(1 大连理工大学 船舶工程学院, 辽宁 大连 116085; 2 中国舰船研究院, 北京 100192)

摘 要: 导管架式海洋平台在随机波浪等外载荷作用下极易产生有害振动, 且其动力响应具有极强的非线性和时变性, 采用被动控制方法和基于精确数学模型的主动控制方法控制海洋平台的有害振动很难达到理想的控制效果. 结合灰预测和支持向量机的优点, 提出了基于灰预测和支持向量机的自适应逆控制方法, 并将其与动态刚度阵法相结合应用于导管架式海洋平台的振动主动控制中. 数值算例分析表明, 该控制方法可有效地控制波浪和风载荷作用下引起导管架式平台的有害振动, 并能解决由于控制信号传输等原因引起的时滞问题.

关键词: 导管架式海洋平台; 灰预测; 支持向量机; 逆控制; 动态刚度阵法

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-7043(2009)06-0613-06

Adaptive inverse control of offshore platform vibrations using grey forecasting and a support vector machine

CU IHong-yu¹, ZHAO De-you¹, WANG Feng²

(1 Department of Naval Architecture, Dalian University of Technology, Dalian 116085, China; 2 China Ship Research and Development Academy, Beijing 100192, China)

Abstract Offshore platforms usually experience harmful vibrations as a result of random natural loads. The dynamic response of the platform has strong non-linear and time-variant characteristics, so neither traditional passive control methods nor active control methods based on accurate mathematical models can effectively dampen the vibrations. A new kind of adaptive inverse control method based on a combination of grey forecasting and a support vector machine was developed and applied to control the vibration of offshore platforms in combination with the dynamic stiffness matrix method. Numerical results show that the new control method can effectively decrease the vibration response of a structure to wave and wind loads and can solve time delay problems caused by lags in control signal transmission.

Keywords offshore platform; grey forecasting; support vector machine; inverse control; dynamic stiffness matrix method

导管架式海洋平台所受的环境载荷具有随机性和不确定性, 在这些载荷激励下平台极易产生有害的振动. 在过去的几十年里, 学者们先后应用被动控制方法和主动控制方法对海洋平台的有害振动进行了控制研究^[1]. 但是对于海洋平台这种结构复杂、参数易变的系统被动控制方法很难达到理想的控制效果. 主动控制可以在全频域范围内有效地抑制海洋平台的有害振动, 但控制过程中存在信号传输延时等原因, 使得主动控制方法的控制效果并不理想. 智能控制方法具有很强的稳定性、鲁棒性和处理非

线性的能力, 可以有效地解决传统控制方法难以解决的振动控制问题.

灰预测控制是从已发生的行为特征量中寻找系统发展规律, 并根据未来行为趋势确定相应的控制决策^[2]. 所以灰预测控制是一种超前控制, 具有很强的自适应性、实时性和准确性. 支持向量机 (support vector machine, SVM) 是一种新的机器学习算法, 具有小样本学习、全局寻优和泛化能力强等特点^[3-4]. 动态刚度阵 (dynamic stiffness matrix, DSM) 法是解决工程中结构振动问题的一个强有力的工具, 可以通过较少的单元计算出结构固有频率和固有振型, 具有计算速度快、计算准确的特点^[5].

该文基于 DSM 法、SVM 法和灰预测的优点, 对导管架式海洋平台进行灰预测逆控制.

收稿日期: 2008-10-07

作者简介: 崔洪宇 (1977-), 男, 博士研究生, E-mail: cuihongyu@gmail.com;

赵德有 (1935-), 男, 教授, 博士生导师.

1 导管架式海洋平台模型建立

1.1 动态刚度阵法

DSM 法的单元刚度矩阵是从单元运动微分方程的解析解推导来的. Timoshenko 梁单元自由弯曲振动微分方程为^[6]

$$EI \frac{\partial^4 w}{\partial x^4} + \rho A \left(\frac{\partial^2 w}{\partial t^2} - \rho \left[\frac{EA}{kA_s G} + 1 \right] \frac{\partial^2 w}{\partial x^2 \partial t^2} + \frac{\rho^2 I A}{kA_s G} \frac{\partial^4 w}{\partial t^4} \right) = 0. \tag{1}$$

式中: w 为横向挠度; E 、 G 和 ρ 分别为材料杨氏模量、剪切模量和密度; A 、 A_s 和 I 分别为梁的横截面积、剪切面积和剖面惯性矩; k 为剪切修正系数.

梁单元自由弯曲振动时, 假定横向挠度 w 和横截面的转角 Ψ 随时间 t 正弦变化, 即

$$\begin{cases} w(x, t) = W(x) \sin(\omega t), \\ \Psi(x, t) = \Psi(x) \sin(\omega t). \end{cases} \tag{2}$$

式中: $W(x)$ 和 $\Psi(x)$ 分别是随正弦变化的横向挠度和横截面转角的幅值. 令 $\xi = x/L$, L 为梁单元的长度, 根据方程 (1) 和梁的运动耦合方程可得

$$\begin{cases} W^{IV} + b^2(r^2 + s^2)W'' - b^2(1 - b^2 r^2 s^2)W = 0 \\ \Psi^{IV} + b^2(r^2 + s^2)\Psi'' - b^2(1 - b^2 r^2 s^2)\Psi = 0 \end{cases} \tag{3}$$

式中: $b^2 = \rho A L^4 \omega^2 / EI$; $r^2 = I / AL^2$; $s^2 = EI / kA_s GL^2$.

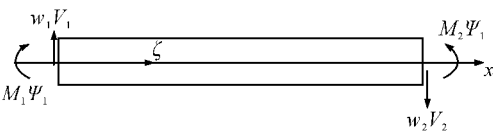


图 1 梁单元示意图

Fig 1 Diagram of a beam element

由图 1 可知, 等直 Timoshenko 梁单元弯曲振动时位移和力的边界条件为

$$\begin{cases} \xi = 0: W = W_1, \Psi = \Psi_1, V = V_1, M = -M_1; \\ \xi = 1: W = W_2, \Psi = \Psi_2, V = -V_2, M = M_2. \end{cases} \tag{4}$$

弯矩和剪力的表达式分别为

$$M(x) = -EI \frac{d\Psi}{dx}, \tag{5}$$

$$V(x) = kA_s G \left[\frac{dw}{dx} - \Psi \right]. \tag{6}$$

联立方程 (3) ~ (6) 可得

$$F = K_d \Delta \tag{7}$$

式中: $F = [V_1 \ M_1 \ V_2 \ M_2]^T$ 为单元两端力向量, $\Delta = [W_1 \ \Psi_1 \ W_2 \ \Psi_2]^T$ 为单元两端位移向量, K_d 为 Timoshenko 梁单元动态刚度阵.

采用与传统有限元相似的刚度阵组装方法即可得到结构总动态刚度阵 $D(\omega)$, $D(\omega)$ 是关于圆频率

ω 的函数. 根据 Leung 定理确定总质量阵和总动态刚度阵的关系:

$$M(\omega) = - \frac{\partial D(\omega)}{\partial \omega^2}. \tag{8}$$

式中: $M(\omega)$ 为总质量阵.

1.2 导管架式海洋平台模型建立

该文采用 DSM 法建立导管架式海洋平台的计算模型. 将导管架式海洋平台简化成平面刚架结构, 平台上的机械设备等质量平摊在相应位置的刚架上. 边界条件是在导管架式海洋平台座落海底的上表面向下延伸 6 倍桩径处刚性固定. 具有 n 个自由度的受控导管架式海洋平台的运动方程为

$$M(\omega) \ddot{Y}(t) + C(\omega) \dot{Y}(t) + D(\omega) Y(t) = L_1 U(t) + L_2 F(t). \tag{9}$$

式中: $M(\omega)$ 和 $D(\omega)$ 分别为 $n \times n$ 阶的总质量阵和总刚度阵; $C(\omega)$ 为 $n \times n$ 阶总阻尼阵, 采用瑞利阻尼假设时, 可用 $\alpha' D(\omega) + \beta' M(\omega)$ 表示, 其中 α' 和 β' 为比例常数; $Y(t)$ 、 $\dot{Y}(t)$ 和 $\ddot{Y}(t)$ 分别为 n 维位移、速度和加速度向量; $U(t)$ 为 m 维控制力向量; $F(t)$ 为 r 维外扰力向量; L_1 为 $n \times m$ 阶控制力位置矩阵; L_2 为 $n \times r$ 阶外扰力位置矩阵. 由杜哈梅尔积分求解式 (9) 得到受控导管架式海洋平台每个模态下的响应, 再将他们叠加起来, 就得到整个平台系统受控后的振动响应.

2 导管架式海洋平台逆控制系统

2.1 灰预测

灰色系统理论主要通过对“部分”已知信息的生成、开发来提取有价值的信息, 实现对系统运行规律的正确描述和有效控制^[7]. 灰预测是一种以数找数的算法, 它不需要被控对象的先验信息, 仅根据被控对象的系统行为进行预测. 该文利用 GM(1, 1) 灰色模型对系统 $k+d$ 时刻的输出进行预测.

对于单输入单输出系统, 设可测得其输入输出时间序列如下:

$$\begin{cases} u^{(0)}(1), u^{(0)}(2), \dots, u^{(0)}(n), n \geq 4 \\ y^{(0)}(1), y^{(0)}(2), \dots, y^{(0)}(n), n \geq 4 \end{cases} \tag{10}$$

式中: n 为灰预测建模维数.

受到随机干扰的序列都是灰数序列, 对灰数序列进行累加生成, 累加后的结果可以大大弱化随机干扰的影响, 原始序列 (10) 的一次累加生成序列为

$$\begin{cases} u^{(1)}(i) = \sum_{j=1}^i u^{(0)}(j), & i = 1, 2, \dots, n; \\ y^{(1)}(i) = \sum_{j=1}^i y^{(0)}(j), & i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \tag{11}$$

利用原始序列和累加生成序列建立 GM (1, 1)模型:

$$y^{(0)}(k) + a_g z^{(1)}(k) = b_g \quad (12)$$

式中: $z^{(1)}(k) = [y^{(1)}(k) + y^{(1)}(k-1)]/2$ 式 (12) 的白化方程如下:

$$\frac{dy^{(1)}(t)}{dt} + a_g y^{(1)}(t) = b_g \quad (13)$$

系数可利用下式进行估计:

$$[a_g \quad b_g]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (14)$$

式中: $B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & -z^{(1)}(3) & \cdots & -z^{(1)}(n) \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}^T$;

$Y = [y^{(0)}(2) \quad y^{(0)}(3) \quad \cdots \quad y^{(0)}(n)]^T$. 从而得到白化方程的解为

$$y^{(1)}(t) = \left[y^{(1)}(1) - \frac{b_g}{a_g} \right] e^{-a_g t} + \frac{b_g}{a_g} \quad (15)$$

GM (1, 1)模型的时间响应序列为

$$\hat{y}^{(1)}(k+1) = \left[y^{(0)}(1) - \frac{b_g}{a_g} \right] e^{-a_g k} + \frac{b_g}{a_g} \quad (16)$$

根据上式进行 $k+d$ 时刻的预测, 然后对累加后的数据进行还原, 得到原始输出数据的 $k+d$ 时刻预测:

$$\begin{aligned} y^{(0)}(k+d) &= \hat{y}^{(1)}(k+d) - \hat{y}^{(1)}(k+d-1) = \\ &= (1 - e^{a_g}) \left[y^{(0)}(1) - \frac{b_g}{a_g} \right] e^{-a_g(k+d-1)} \end{aligned} \quad (17)$$

在灰预测控制中, 需要选取适当的建模维数和预测步数来预测系统的发展变化, 使灰预测控制起到超前的控制作用, 提高控制的准确性、实时性. 该文灰预测控制的建模维数 $n=5$ 预测步数 $d=6$

2 2 SVM 回归理论

SVM 是专门针对有限样本情况的学习机器, 实现的是结构风险最小化, 将实际问题通过非线性变换转换到高维的特征空间, 在高维空间中构造线性决策函数来实现原空间中的非线性决策函数, 巧妙地解决了维数问题^[89]. 对于给定的输入输出数据集 $\{\bar{x}_k, y_k\}_{k=1}^n, \bar{x}_k \in \mathbf{R}^d, y_k \in \mathbf{R}, n$ 为训练样本个数, 用如下函数来拟合:

$$\bar{y} = g(\bar{x}) = \mathbf{w}^T \Phi(\bar{x}) + b \quad (18)$$

式中, $g(\cdot)$ 为一非线性函数; $\mathbf{w} \in \mathbf{R}^d$ 为权向量; $b \in \mathbf{R}$ 为阈值; 非线性变换 $\Phi(\bar{x})$ 将输入数据映射到高维特征空间.

采用 ε 不敏感损失函数, 其定义如下:

$$\begin{aligned} L^\varepsilon(\bar{y}_k, g(\bar{x}_k)) &= |\bar{y}_k - g(\bar{x}_k)|_\varepsilon = \\ &= \max(0, |\bar{y}_k - g(\bar{x}_k)| - \varepsilon). \end{aligned} \quad (19)$$

这种损失函数意味着如果预测值与实际值之间差别小于 ε 则损失为 0

构造如下优化问题:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, b, \xi} J(\mathbf{w}, \xi, \xi^*) &= \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{k=1}^N (\xi_k + \xi_k^*) \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} \bar{y}_k - \mathbf{w}^T \Phi(\bar{x}_k) - b \leq \varepsilon + \xi_k, \\ \mathbf{w}^T \Phi(\bar{x}_k) + b - \bar{y}_k \leq \varepsilon + \xi_k^*, \\ \xi_k, \xi_k^* \geq 0 \quad k = 1, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (20)$$

式中: 常数 C 为惩罚函数, 根据调试确定; ξ_k, ξ_k^* 为松弛变量. 利用 Lagrange 方法, 将以上优化问题转化为它的对偶问题:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha, \alpha^*} Q(\alpha, \alpha^*) &= -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \cdot \\ &K(\bar{x}_i, \bar{x}_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l \bar{y}_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C]. \end{cases} \end{aligned} \quad (21)$$

式中: α_i, α_i^* 是 Lagrange 乘子; $K(\cdot, \cdot)$ 为满足 Mercer 条件的核函数, 有

$$K(\bar{x}_i, \bar{x}_j) = \Phi(\bar{x}_i)^T \Phi(\bar{x}_j). \quad (22)$$

该文选择径向基函数作为核函数, 即

$$K(\bar{x}_i, \bar{x}_j) = \exp \left[-\frac{\|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|^2}{2\sigma^2} \right]. \quad (23)$$

式中, σ 为核函数的方差, 根据调试确定.

求解式 (21), 得到最优的 Lagrange 乘子 α_k 和 α_k^* , 从而得到拟合函数:

$$g(\bar{x}) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\bar{x}, \bar{x}_i) + b \quad (24)$$

式中: \bar{x}_i 为支持向量, l 为支持向量的数量, b 由任意 2 个支持向量求得.

2 3 逆控制系统结构

自适应逆控制首先辨识出被控对象的逆模型, 然后将辨识得到的逆模型串联到被控对象的输入端, 作为控制器来控制被控对象的动态性能^[10]. 该文应用 SVM 辨识平台的逆模型, 基于 SVM 的逆建模结构如图 2 所示. 图中 SVM C 为 SVM 辨识的平台逆模型; P 为平台系统模型, $u_s(k)$ 为作用在平台顶部的力, $y_s(k)$ 为在力 $u_s(k)$ 作用下平台顶部的响应, $\hat{u}_s(k)$ 为 SVM C 的辨识输出. 为了讨论方便, 将平台系统看成为一个 SISO 系统, 则可表示为

$$\begin{aligned} y_s(k) &= \Phi(y_s(k-1), \dots, y_s(k-n), \\ &u_s(k-1), \dots, u_s(k-m)). \end{aligned} \quad (25)$$

式中: $m < n$, $\Phi(\cdot)$ 为一非线性函数. 式 (25) 所示系统的可逆系统表示为

$$\begin{aligned} u_s(k) &= \Phi^1[y_s(k), \dots, y_s(k-n), \\ &u_s(k-1), \dots, u_s(k-m)]. \end{aligned} \quad (26)$$

令

$$X_s(k) = [y_s(k) \cdots y_s(k-n) \quad u_s(k) \cdots u_s(k-m)]. \tag{27}$$

建立 SVM 的训练样本集 $\{X_s(k), u_s(k)\}$, 然后通过 SVM 学习即可辨识出平台系统的逆模型, 使得 $\hat{u}_s(k) \rightarrow u_s(k)$, 误差 $e_s(k) \rightarrow 0$ SVMC 的输出值 $\hat{u}_s(k)$ 为平台系统 P 的输入值 $u_s(k)$, 对于新的输入数据 $X_h(k)$ 平台系统的逆系统 SVM C 的输出 $\hat{u}_h(k)$ 为

$$\hat{u}_h(k) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(X_h(k), X_s(i)) + b. \tag{28}$$

由于 SVM 存在辨识误差使得

$$\text{SVMC} \approx P^{-1}. \tag{29}$$

该文通过灰预测控制来减小控制过程中由于控制信号传输延时等原因引起的时滞对控制系统控制性能的影响.

基于灰预测和 SVM 的逆控制系统结构如图 3 所示. 图中 DSM P(DSM P \approx P)为通过动态刚度阵法建立的平台模型; SVMC 为通过 SVM 离线建立的平台系统逆模型; GM (1, 1)灰预测模型; z^{-d} 为延时; u_1 和 u_2 为作用在平台顶部的控制力; f_a 为通过压力传感器采集的作用在平台上的波浪载荷; n_b 为风载荷等扰动引起平台系统响应的加性噪声.

自适应逆控制系统结构分为 2 部分, 前馈控制部分和扰动消除控制部分.

前馈控制部分中:

$$\text{DSMP1} \times [z^{-d}] \times \text{SVMC1} \times \text{GM}(1, 1) \approx 1 \tag{30}$$

即将逆控制器 SVM C1 的输出信号作为灰预测模型 GM (1, 1) 的输入信号, 然后预测出作用在平台顶部的控制力 u_1 来控制在波浪载荷 f_a 作用下引起的平台系统顶部的振动响应.

扰动消除控制部分中:

$$[z^{-1}] \times \text{SVMC2} \times P \approx 1 \tag{31}$$

$$n_b(k) \approx e(k). \tag{32}$$

即扰动消除控制器 SVMC2 输出作用在平台顶部的控制力 u_2 来控制风载荷等扰动引起平台系统顶部响应的加性噪声 n_b . 当在高速采样下, 单位延时的影响很小.

基于灰预测和 SVM 的导管架式海洋平台逆控制系统中, 可将前馈控制、DSM 法建模、SVM 辨识中的误差和风载荷当作被控平台系统响应的加性噪声来处理, 用 $N_b(k)$ 来表示, 则

$$N_b(k) \approx y(k). \tag{33}$$

控制系统结构可以等效为图 4 所示的结构. 等效后

可以直接通过传感器采集平台系统顶部的响应信号 y , 将其作为自适应逆控制器 SVMC2 的输入信号, 这样更有利于进行在线实时控制.

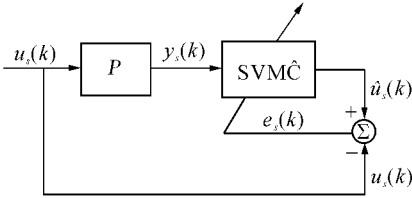


图 2 逆建模框图

Fig 2 Block diagram of inverse model

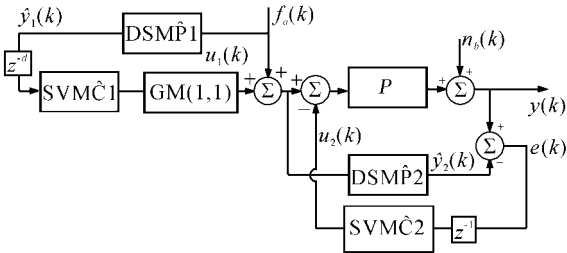


图 3 逆控制系统结构框图

Fig 3 Block diagram of the control system

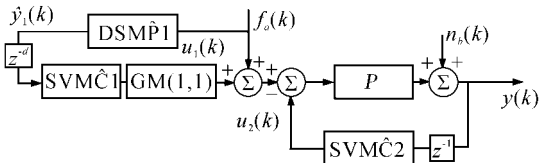


图 4 等效的逆控制系统结构框图

Fig 4 Block diagram of the equivalent control system

3 数值算例

3.1 导管架式海洋平台计算模型

该文的被控对象以某一导管架式海洋平台为例, 平台工作海域水深 80 m, 平台总高 140 m, 其中顶层甲板的 2 层设备层和 3 层生活区组块高共计 20 m, 甲板尺寸为 60 × 60 m, 水平和斜杆导管尺寸为 Φ 0.8 × 0.02 m, 竖杆导管尺寸为 Φ 1.6 × 0.04 m, 桩腿断面尺寸为 Φ 1.46 × 0.04 m, 水平支撑 4 层. 将平台简化成平面刚架结构, 经过计算由下至上各层的质量分布分别为: 3 000 t 2 500 t 2 000 t 12 000 t 质量平摊到相应位置梁单元上, 等效换算为梁单元密度的增加量, 等效后的导管架式海洋平台模型为如图 5 所示的平面刚架结构.

3.2 导管架式海洋平台振动响应

该文通过数值方法模拟波浪载荷时^[11], 随机波浪谱采用 P-M 谱, 设计海况波浪有效波高为 7.5 m,

平均周期为 8 s 数值方法模拟风载荷时^[12], 脉动风速的功率谱密度函数采用 Davenport 谱, 地面粗糙度系数为 0.00129 地面粗糙度指数为 0.12 其中 10 m 高程标准风速为 25 m/s 基本风压为 0.5 kN/m^2 . 数值模拟作用在平台上的 100 s 波浪和风载荷时程分别如图 6、7 所示.

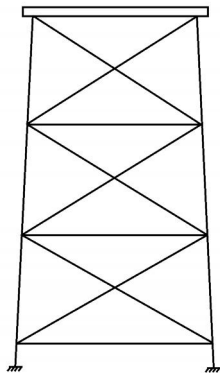


图 5 等效的海洋平台结构示意图

Fig 5 Sketch of the simplified jacket platform

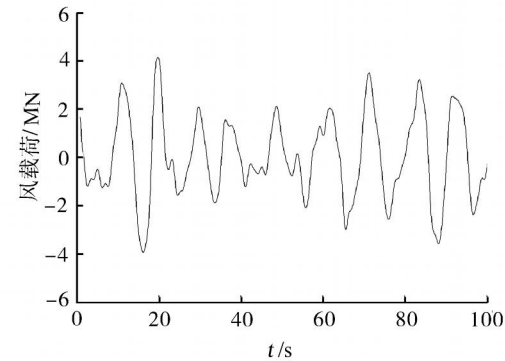


图 6 波浪载荷时程

Fig 6 Wave load time history

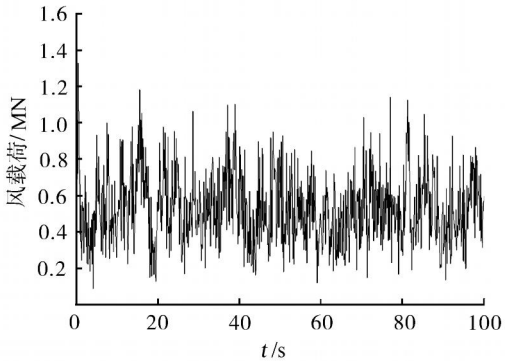


图 7 风载荷时程

Fig 7 Wind load time history

波浪载荷和风载荷共同作用下的海洋平台顶部振动位移响应时程曲线如图 8 所示, 其中实线为波浪载荷作用下的平台顶部位移响应时程曲线, 点线为波浪和风载荷共同作用下的平台顶部位移响应时程曲

线, 假设它们满足各态历经平稳随机过程. 从图 8 中可以看出在风载荷扰动下平台顶部的位移响应发生了明显的变化.

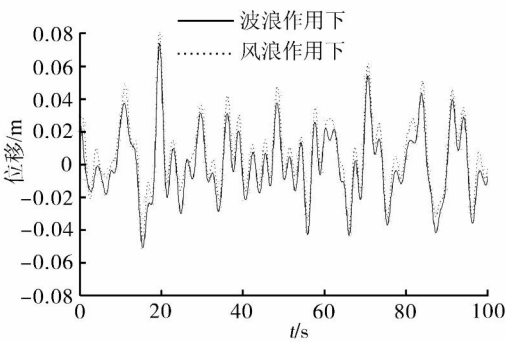


图 8 平台顶部位移响应时程

Fig 8 Displacement response time history

3.3 导管架式海洋平台振动主动控制

3.3.1 辨识海洋平台逆模型

该文用 SVM 来辨识导管架式海洋平台的逆模型. SVM 的输入为平台顶部的位移响应 $y(k)$ 、速度响应 $\dot{y}(k)$ 和加速度响应 $\ddot{y}(k)$, 输出为作用在导管架式海洋平台顶部的预测控制力 $u(k)$. 通过数值模拟 100 组数据作为训练数据, 1 000 组数据作为泛化数据, 检验 SVM 的泛化能力. SVM 的核函数选用 RBF 核函数, 经调试确定参数 $\sigma = 100$ $C = 100$ SVM 的泛化结果如图 9 所示.

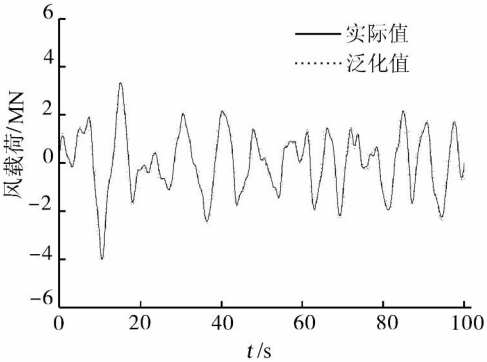


图 9 SVM 泛化结果

Fig 9 Generalized results of SVM

由于自适应逆控制需要辨识出被控系统精确的逆模型作为控制器, 从图中可以看出 SVM 具有很强的泛化能力, 辨识后的平台逆系统的输出非常接近实际平台逆系统的输出. 连接辨识得到的逆系统和被控平台系统就形成了逆控制系统.

3.3.2 海洋平台振动主动控制

在图 6 所示波浪载荷和图 7 所示风载荷作用下, 未控制和控制后的平台顶部位移和加速度响应时程曲线分别如图 10、11 所示. 前馈控制后平台顶部的最大位移和加速度控制效果分别为 37.8% 和

23.21%, 前馈和扰动消除控制后平台顶部的最大位移和加速度控制效果分别为 67.58% 和 50.96%. 从数值结果来看, 该文的控制模型可以有效地控制平台顶部的位移、加速度响应.

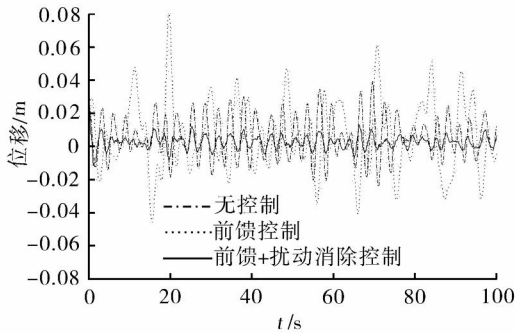


图 10 未控制和控制后的平台顶部位移响应历程

Fig 10 Displacement response time history with and without control

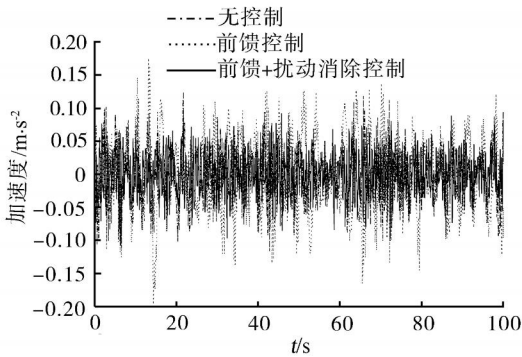


图 11 未控制和控制后的平台顶部加速度响应历程

Fig 11 Acceleration response time history with and without control

4 结束语

由于灰预测控制器每进行一次数据采样, 就可以建立一个新的模型, 使得控制系统具有较强的适应性, 同时计算量小, 具有很强的实时性和可实现性; SVM 具有很强的辨识和泛化能力; DSM 法具有计算速度快的特点, 可以满足实时控制的要求, 所以该文将灰预测、SVM、DSM 法和自适应逆控制相融合, 提出了一种基于灰预测和 SVM 的逆控制方法, 并将其用于导管架式海洋平台的振动主动控制中. 仿真结果表明该文的控制方法可有效地控制导管架式海洋平台的振动响应, 并能减小由于控制信号传输延时等原因引起的系统的不稳定甚至是发生振荡的问题, 具有很强的稳定性和鲁棒性.

参考文献:

[1] 周亚军, 赵德有. 海洋平台结构振动控制综述 [J]. 振动

与冲击, 2004, 23(4): 40-43.

ZHOU Yajun ZHAO Deyou Review on structural control for offshore platforms [J]. Journal of Vibration and Shock, 2004, 23(4): 40-43.

[2] 邓聚龙. 灰色系统基本方法 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.

DENG Jubng The primary methods of grey system theory [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2002.

[3] VAPN K V. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley, 1998.

[4] 刘 胜, 李妍妍. 自适应 GA-SVM 参数选择算法研究 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2007, 28(4): 398-402.

LIU Sheng LI Yanyan Parameter selection algorithm for support vector machines based on adaptive genetic algorithm [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2007, 28(4): 389-402.

[5] ZHOU P ZHAO D Y. Analysis of the hull girder vibration by dynamic stiffness matrix method [J]. Journal of Marine Science and Application, 2006, 5(3): 30-35.

[6] LUIS G, DAV D G, DAR D J Timoshenko beam column with generalized end conditions on elastic foundation dynamic stiffness matrix and load vector [J]. Journal of Sound and Vibration, 2008, 310(4-5): 1057-1079.

[7] 刘思峰, 党耀国, 方致更. 灰色系统理论及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.

LIU Sifeng DANG Yaoguo FANG Zhigeng Grey theory and applications [M]. Beijing: Science Press, 2004.

[8] CHENG J S YU D J YANG Y. Application of support vector regression machines to the processing of end effects of Hilbert-Huang transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(3): 1197-1211.

[9] TABOADA J MATIAS JM. Creating a quality map of a slate deposit using support vector machines [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2007, 204(1): 84-94.

[10] W IDROW Z WALACH E. Adaptive inverse control [M]. New Jersey: Prentice-Hall Inc, 1996.

[11] 聂 武, 刘玉秋. 海洋工程结构动力分析 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 2002.

NE WU, LIU Yuqiu Dynamic analysis of offshore structure [M]. Harbin: Harbin Engineering University Press, 2002.

[12] OWEN J S ECCLES B J CHOO B S, et al The application of autoregressive time series modelling for the time-frequency analysis of civil engineering structures [J]. Engineering Structures, 2001, 23(5): 521-536.

[责任编辑: 王亚秋]