

## 零航速减摇鳍自适应主从控制器设计

宋吉广<sup>†</sup>, 梁利华, 金鸿章, 綦志刚

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:** 零航速下鳍上的水动力与鳍角, 角速度和角加速度存在记忆非线性关系, 同时船舶横摇模型本身亦具有非线性和不确定性. 导致常规控制方式无法直接求取控制量, 且不能适应变化的模型和海况. 本文通过主从控制器来分离减摇鳍系统的输出和输入非线性, 对分离后的系统, 采用基于径向基网络的逆控制构成主控制器来求取中间控制量, 并自适应横摇模型和海况的变化. 采用广义回归神经网络来逼近中间控制量到鳍角的映射作为从控制器. 仿真结果表明该方法对横摇模型的不确定性具有自适应性, 并可提高在变海况和高海况下的减摇效果.

**关键词:** 减摇鳍; 零航速; 主从控制; 神经网络

中图分类号: U664.7 文献标识码: A

## Adaptive master-slave controller for zero-speed fin stabilizer

SONG Ji-guang<sup>†</sup>, LIANG Li-hua, JIN Hong-zhang, QI Zhi-gang

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin Heilongjiang 150001, China)

**Abstract:** The relation between the fin hydrodynamics with the fin angle, fin angular velocity and fin angular acceleration is nonlinear in memory in zero-speed condition; meanwhile, the rolling ship model is nonlinear with uncertainties. These cause difficulties in obtaining operation variables directly for conventional control, making the conventional control method inadequate to situations of varying rolling model and sea conditions. To tackle this problem, we employ a master-slave controller to separate the output nonlinearity from the input nonlinearity of the fin stabilizer control system. In the separated model, we make use of the inverse control based on the radial base function (RBF) neural network to build a master controller to obtain intermediate control variables for adapting the varying rolling ship model and sea conditions. A slave controller based on generalized regression neural network (GRNN) is developed to approximate the mapping from intermediate variables to the fin angle. Simulation results show that this method has self-adaptability to the uncertainties of the rolling ship model and improves the results of anti-rolling in varying sea conditions and high sea conditions.

**Key words:** fin stabilizer; zero-speed; master-slave control; neural networks

### 1 引言(Introduction)

减摇鳍是目前应用最广泛的船用减横摇装置, 效果可达90%以上. 但常规减摇鳍依靠来流速度产生升力, 在零航速或低航速下, 几乎不能够提供稳定力矩. 伴随海洋工程的发展, 需要定点作业的船舶越来越多, 零航速下的高效减摇已经成为一个迫切需要解决的问题. 荷兰Maritime研究院、美国Quantum Controls公司对减摇鳍在零航速下的减摇能力进行了研究, 证明其减摇效果可达63%~75%, 明显高于被动式减摇水舱<sup>[1-3]</sup>.

不同于常规的升力式减摇鳍, 鳍在零航速下是基于阻力(主动拍水)来产生稳定力矩的. 导致鳍上的水动力与鳍角不再具有近似比例特性, 而是具有非线性和多饱和和约束的特点, 这种非线性结构无法分段进行线性化, 且不具备扇形特性, 从而大大增加了控制器

设计的复杂性和难度, 并导致现有零航速控制器的减摇效果在高海况或远离设计横摇周期的海浪干扰(变海况)下急剧下降. 同时由于船舶横摇运动本身的非线性和不确定性, 导致常规方法设计的控制器往往达不到理论计算效果.

对于非线性系统, 尽管可以通过动态线性化或分段线性化方法来处理非线性对象<sup>[4-5]</sup>; 或者采用反步自适应或变结构控制器来解决非线性不确定系统的镇定和跟踪问题<sup>[6-7]</sup>(要求系统的输出具有仿射等限制条件). 然而对于零航速减摇鳍的不确定性和非线性输入/输出问题, 因其具有的动态记忆性、多饱和约束和非扇形的特点, 导致无法进行分段线性化, 也不满足仿射条件, 因此上述方法是无效的或者结构过于复杂, 不利于工程实现.

本文从被控对象内部结构入手, 采用分离性策略

收稿日期: 2014-05-31; 录用日期: 2015-03-02.

<sup>†</sup>通信作者. E-mail: songjiguang@hrbeu.edu.cn; Tel.: +86 451-82519954.

国家自然科学基金项目(50879012), 中央高校基本科研业务费项目(HEUCF0414)资助.

Supported by National Natural Science Foundation of China (50879012) and Fundamental Research Funds for the Central Universities (HEUCF0414).

将减摇鳍被控系统分为输入非线性与输出非线性串联系统<sup>[8]</sup>, 对非线性串联系统采用主从控制器分开设计, 有效降低了设计难度, 对主控制器采用基于径向基函数神经网络(radial base function neural network, RBFNN)的逆控制求取中间控制量, 不仅解决系统结构复杂性问题, 还可以自适应船舶参数的不确定性. 对从控制器采用广义回归神经网络(generalized regression neural network, GRNN)逼近中间控制量到鳍角的映射, 解决了由中间控制量到最终控制量中的非线性和解析求解困难的问题.

## 2 船舶横摇运动模型(Roll motion model of ship)

### 2.1 船舶横摇运动(Roll motion of ship)

依据Conolly理论, 安装一对减摇鳍的船舶横摇运动非线性方程可描述如下:

$$(I_x + \Delta I_x)\ddot{\phi} + B_1\dot{\phi} + B_2|\dot{\phi}|\dot{\phi} + C_1\phi + C_3\phi^3 + C_5\phi^5 = -K_\omega - 2L_f F_z, \quad (1)$$

式中:  $I_x$ 和 $\Delta I_x$ 分别为相对于通过船舶重心纵轴的转动惯量和附加转动惯量,  $B_1\dot{\phi} + B_2|\dot{\phi}|\dot{\phi}$ 为横摇角速度引起的阻尼力矩,  $C_1\phi + C_3\phi^3 + C_5\phi^5$ 为船舶恢复力矩,  $K_\omega$ 为海浪扰动力矩,  $L_f$ 为稳定力臂,  $F_z$ 为鳍上产生的稳定力(不同于中高航速下称为升力Lift, 零航速下称之为力Force),  $\phi$ 为船舶的横摇角.

扰动力矩 $K_\omega = Dha_1$ ,  $D$ 为船舶的排水量,  $h$ 为稳心高,  $a_1 = a_{01} \sin(w_e t)$ ,  $a_{01}$ 为对应于波倾角的最大有义波倾角,  $w_e$ 为船舶的遭遇频率.

零航速减摇鳍在“主动急拍”的工作方式下所产生的动态稳定力主要由形阻力、旋涡作用力和附加质量力构成, 可描述如下<sup>[9]</sup>:

$$F_z = ((C_d \rho s (192a^3 \tau^2 / 27 + 5c^3 + 15a^2 c) / 15 + \tilde{k} \rho (a + c) (a^2 + c^2) / 2) \times \omega |\omega| + \pi \rho s a^2 c \dot{\omega}) \cos \alpha = (k_1 \omega |\omega| + k_2 \dot{\omega}) \cos \alpha, \quad (2)$$

式中:  $C_d$ 为阻力系数,  $\rho$ 为流体密度;  $a$ 为弦长的1/2,  $s$ 为展长,  $c$ 为弦长中点到鳍轴的距离,  $\tau$ 为鳍型厚度比,  $\alpha$ 为鳍角,  $\omega$ 为转鳍角速度,  $\tilde{k}$ 为比例因子.

### 2.2 系统结构分析(Structure analysis of system)

由于船体和波浪的相互作用非常复杂, 使得式(1)中的转动惯量和阻尼力矩很难精确计算, 而由于船舶装载情况、浪向等多种因素的影响, 使之亦具有很大的不确定性, 造成参数变化较大. 同时零航速条件下鳍上的稳定力 $F_z$ 不同于中高航速下与鳍角 $\alpha$ 成近似线性比例特性, 而是与 $\alpha$ ,  $\omega$ 和 $\dot{\omega}$ 存在很强的非线性关系且具有动态记忆, 使系统控制回路中的操作变量输入通道不再满足线性比例特性. 由于功率限制和中高航

速应用的考虑, 鳍的容量不能太大. 这些都对零航速减摇鳍控制器的设计提出了挑战, 造成现有控制器在高海况或远离设计横摇周期的海浪干扰(变海况)下急剧下降<sup>[1-3]</sup>. 由式(1)可得横摇运动离散方程如下:

$$\begin{bmatrix} \phi(k+1) \\ \dot{\phi}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 1 + GH \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi(k) \\ \dot{\phi}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \left( -\frac{2TL_f F_z(k)}{I_x + \Delta I_x} - \frac{TDh\alpha_1(k)}{I_x + \Delta I_x} \right), \quad (3)$$

式中:

$$G = -T(C_1 + C_3(\phi(k))^2 + C_5(\phi(k))^4) / (I_x + \Delta I_x), \\ H = -TB_1 / (I_x + \Delta I_x) - TB_2|\dot{\phi}(k)| / (I_x + \Delta I_x),$$

其中 $T$ 为采样周期.

由于式(2)中 $\alpha$ ,  $\omega$ 和 $\dot{\omega}$ 之间存在着微分关系, 任一变量无法独立变化, 所以零航速减摇鳍的输入仍属单变量非线性. 虽然转鳍角速度 $\omega$ 对稳定力的影响最大, 但为了避免积分误差和方便对鳍角 $\alpha$ 进行精确控制, 以 $\alpha$ 作为控制量. 这时

$$F_z(k) = (k_1(\alpha(k) - \alpha(k-1)) \times |\alpha(k) - \alpha(k-1)| + k_2(\alpha(k) - 2\alpha(k-1) + \alpha(k-2))) \cos(\alpha(k)) / T^2. \quad (4)$$

根据式(3)和式(4), 如果直接把

$$u(k) = \frac{2TL_f F_z(k)}{I_x + \Delta I_x} = K_z F_z(k) \quad (5)$$

作为式(3)的控制量, 零航速减摇鳍控制系统等效于两个非线性子系统串联. 如果对两个非线性子系统进行分离, 进而分别进行设计, 则可以简化系统结构, 便于工程实现.

## 3 控制器设计(Design of controller)

### 3.1 船舶横摇运动(Roll motion of ship)

基于对系统结构的分析, 零航速减摇鳍系统的控制过程可分为两步: 1) 主控制: 根据横摇状态求取所需稳定力 $F_z(k)$ (期望中间控制量); 2) 从控制: 依据公式(4)及所需稳定力计算最终的控制作用 $\alpha(k)$ .

### 3.2 基于RBFNN的主控制器设计(Design of master controller based on RBFNN)

考虑式(3)的结构和系统的不确定性, 采用自适应逆控制来进行横摇稳定控制, 并求取中间控制量. 自适应逆控制是用被控对象传递函数的逆作为控制器, 由于对系统的动态特性进行开环控制, 从而避免了因反馈而引起的不稳定问题<sup>[10]</sup>. 对零航速减摇鳍系统采用自适应逆控制不仅可以适应变化的海况、浪向和船舶装载情况等引起的参数不确定性, 还方便于对期望中间变量 $F_z(k)$ 的求取.

由于横摇模型和稳定力方程等实际非线性对象并不具备严格的逆, 因此, 自适应逆算法的目的并不是要取得真正意义上的对象逆模型, 而是通过实时自适应过程来确定一个最优的非线性逆控制器的结构和参数, 并使得该控制器和被控对象的串联输出, 在同一输入信号下的最优小二乘意义上与参考模型的输出相匹配, 进而实现对未知或不确定的自适应控制<sup>[11]</sup>.

在自适应逆控制过程中, 是通过对被控对象进行自适应逆辨识得到控制器的. 对于非线性对象, 使用线性系统常用的最小均方(least mean square, LMS)滤波器显然是行不通的. 而基于神经网络的非线性系统辨识, 在利用神经网络逼近任意非线性函数的特性方面已有许多应用<sup>[12-14]</sup>. 对于RBF网络, 当其中心点选择适当时, 使用很少的神经元便可获得良好的逼近效果, 其网络的隐层和输出层的连接权与输出成线性关系, 可采用保证全局收敛的线性最优算法. 将神经网络引入自适应逆控制系统, 是非线性自适应逆控制的一种有效方法<sup>[14]</sup>.

系统结构如图1所示. 图1中:  $\dot{\phi}(k+1)$  为指令输入信号, 以船舶的横摇角速度恒等于零为控制目标;  $e(k)$  为参考模型和实际输出之差, 用于调整逆模型控制器参数;  $n(k)$  为海浪干扰经过实际船舶后形成的船舶横摇角速度, 看作成对系统的干扰;  $y(k+1)$  为  $n(k)$  经过逆模型后形成的叠加输入, 用于扰动的消除;  $u_0(k)$  为控制器的直接输出, 乘以比例系数  $K$  后获得期望的控制信号  $u_a(k)$ ;  $u(k)$  为减摇所需要提供的稳定力矩,  $u(k) = K_z F_z(k)$ . 带扰动消除的模型参考自适应逆控制分两步进行: 第1步通过理论模型或离线辨识得到对象RBFNN模型和逆对象RBFNN模型, 将获得的逆对象模型作为初始的控制器与被控非线性系统进行串联, 同时将对象模型与被控系统并联, 通过被控系统与对象模型输出做比较, 对系统干扰信号进行分离, 并通过逆模型反馈到控制系统输入环节, 进行干扰有效消除. 第2步, 通过在线学习来精调逆对象RBFNN模型, 以达到对海况、浪向、航速和船舶装载情况造成船舶横摇方程变化的自适应.

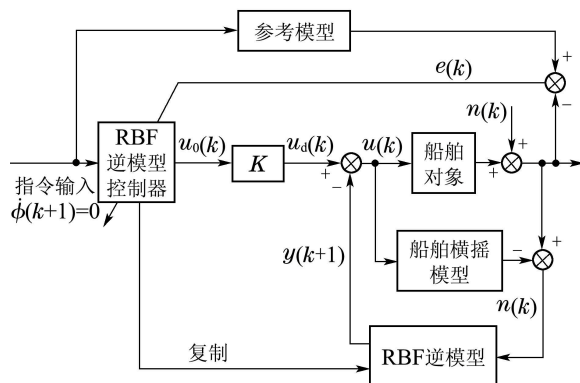


图 1 主控制器框图

Fig. 1 Diagram of main controller

### 3.3 基于GRNN的从控制器设计(Design of slaver controller based on RBFNN)

在零航速下由于鳍角到稳定力的非线性和非单调性, 并考虑  $\alpha$ ,  $\omega$  和  $\dot{\omega}$  的物理约束, 使得采用解析方法求解有效的  $\alpha(k)$  变得不可行, 故本文采用广义回归神经网络(GRNN)逼近式(4)来求取鳍角控制量  $\alpha(k)$ . GRNN是RBFNN中的一种, 同传统的RBFNN相比, GRNN具有收敛速度快, 所需训练样本少和具有鲁棒性等特点, 是一种被广泛应用于函数逼近中的径向基神经网络(图2).

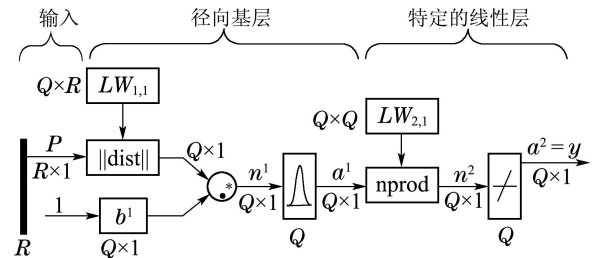


图 2 GRNN的结构

Fig. 2 Structure of GRNN

GRNN包括2层: 隐含层为径向基层, 而输出层为线性层. 其中:  $P$  为网络输入向量,  $R$  为网络输入维数,  $Q$  为每层网络中神经元个数,  $LW$  为权值矩阵. nprod 将隐含层的权值函数  $\|\text{dist}\|$  与阈值  $b^1$  的积函数生成净输入  $n^1$ , 并将其结果传送到传递函数 radbas. 隐含层的传递函数常用高斯函数, 则隐含层的输入由下式得到<sup>[15]</sup>:

$$a_j^1 = \text{radbas}(\text{nprod}(\|\text{dist}\|_j b_j^1)) = \exp\left[-\frac{(n_j^1)^2}{2\sigma_j^2}\right] = \exp\left[-\frac{(\|\text{dist}\|_j b_j^1)^2}{2\sigma_j^2}\right], \quad (6)$$

式中:  $\sigma_j$  称为光滑因子, 它决定第  $j$  个隐含层位置处基函数的形状,  $\sigma_j$  越大基函数越平滑. nprod 为规范化点积权函数, 它是线性输出层的权值函数. 该函数将前一层的输出向量  $a^1$  与本层权值  $LW_{2,1}$  的点积作为权输入, 直接送入线性传递函数 purelin( $n^2$ ), 从而计算出网络输出  $a^2 = y$ .

在本文中建立GRNN神经网络, 输入层为3结点输入, 即期望横摇稳定力  $F_z(k)$ 、前一时刻鳍角  $\alpha(k-2)$  和  $\alpha(k-1)$ , 输出层为1结点输出, 即指令鳍角  $\alpha(k)$ . 为了使用上面所建立的GRNN网络模型对  $\alpha(k)$  进行计算. 通过式(4)产生训练样本或采用试验数据对网络进行训练, 将样本中的难以用解析式表达的知识分布到网络的互联及权值上. 网络通过其连接权值及节点阈值的调整来记忆所训练过的样本并掌握原输入变量和输出变量之间的关系. 训练后的求解结果如图3和图4所示, 可以看出对不同的输入信号类型和周期, 网络都具有很高的精度.

为了避免执行机构的过大冲击, 并考虑执行机构的功率限制和工作带宽, 忽略  $\dot{\omega}$  的约束, 设计如下的实际指令鳍角  $\alpha^*(k)$ :

$$\alpha^*(k) = \begin{cases} \alpha(k), & (\alpha(k) \leq \alpha^*(k-1) + \omega_m T \parallel \alpha(k) \geq \alpha^*(k-1) - \omega_m T) \& (|\alpha(k)| < \alpha_m), \\ \alpha_1, & (\alpha(k) > \alpha^*(k-1) + \omega_m T) \& (|\alpha_1| < \alpha_m), \\ \alpha_2, & \alpha(k) < \alpha^*(k-1) - \omega_m T \& (|\alpha_2| < \alpha_m), \\ \alpha_m, & \alpha_1 \geq \alpha_m \parallel \alpha(k) \geq \alpha_m, \\ -\alpha_m, & \alpha_2 \leq -\alpha_m \parallel \alpha(k) \leq -\alpha_m, \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\alpha_m$ 为鳍角指令限幅值,  $\omega_m$ 为执行机构允许或设定的最大角速度. 其中:

$$\alpha_1 = \alpha^*(k-1) + \omega_m T, \alpha_2 = \alpha^*(k-1) - \omega_m T.$$

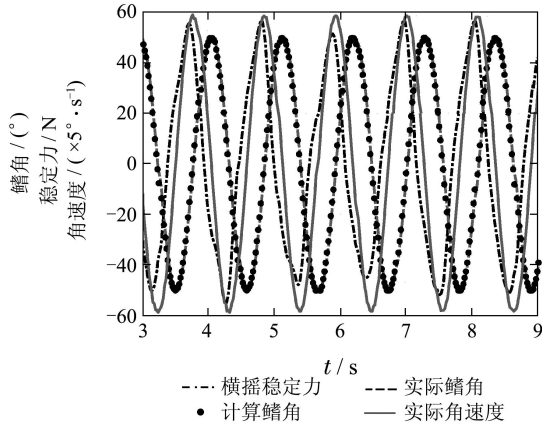


图3 余弦角速度信号下GRNN的求解  
Fig. 3 Solution by GRNN at cosine angular rate

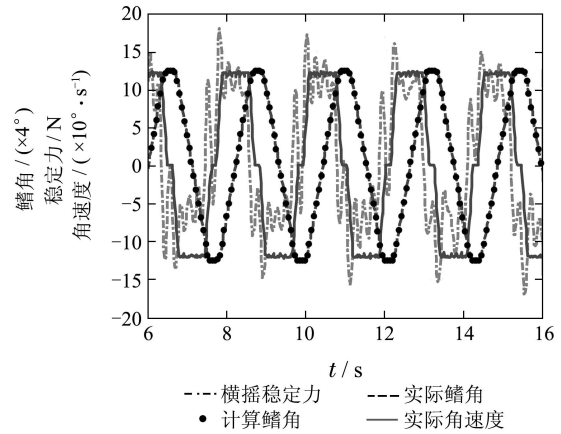


图4 梯形角速度信号下GRNN的求解

Fig. 4 Solution by GRNN at trapezoid angular rate

整个控制器的结构如图5. 以横摇角速度作为整个系统的控制量, 相当于增加了船舶横摇运动的阻尼.

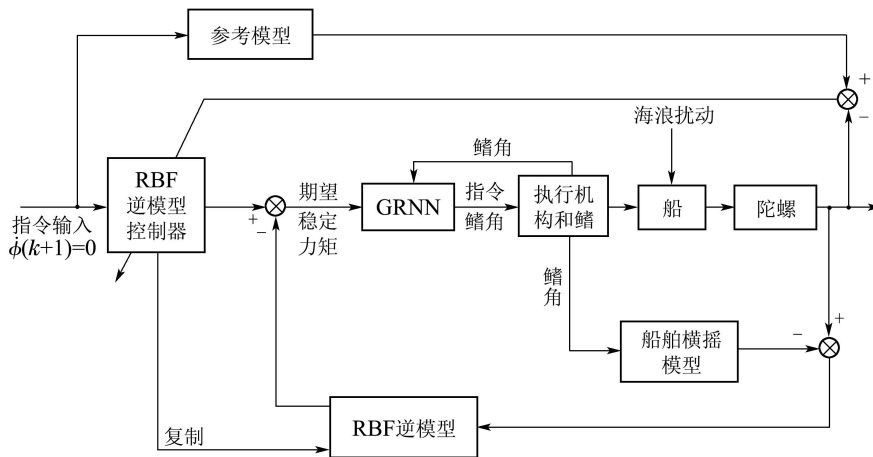


图5 主从控制器框图

Fig. 5 Block diagram of master slave controller

### 3.4 系统稳定性分析(Analysis of system stability)

当船舶的横摇角小于稳性消失角时, 船舶横摇运动式(3)是开环稳定的. 以式(5)作为式(3)的控制量, 则

$$\dot{\phi}_1(k+1) - \dot{\phi}_2(k+1) = -u_1(k) + u_2(k), \quad (8)$$

式中 $u_1(k)$ 和 $u_2(k)$ 为同一时刻不同的控制作用. 当 $u_1(k) \neq u_2(k)$ 时, 必有 $\dot{\phi}_1(k+1) \neq \dot{\phi}_2(k+1)$ . 因此当以式(5)作为式(3)的控制量时, 式(3)是可逆的, 必然存在一个RBF网络可以逼近其逆模型. 在主控制器中RBF网络的输出

$$y = W\alpha(x), \quad (9)$$

式中:  $\alpha(x) = [a_1(x) \cdots a_m(x)]^T$ 为 $m$ 维相联空间中的向量,  $a_j(x)$ 表示给定的输入 $x$ 所对应的第 $j$ 个基函数.  $y = [y_1 \cdots y_r]^T$ 为网络的输出. 连接权矩阵

$$W = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \cdots & \omega_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ \omega_{r1} & \cdots & \omega_{rm} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

连接权的学习算法

$$\omega_{ij}(l+1) = \omega_{ij}(l) + \beta[y_i^d - y_i(l)]\alpha_j(x)/\alpha^T(x)\alpha(x),$$

式中:  $y_i^d$  为第  $i$  个输出量的期望值,  $y_i(l)$  为第  $i$  个输出量第  $l$  次计算的实际输出值,  $\beta$  为学习率. 当  $0 < \beta < 2$  可保证迭代学习算法的收敛性<sup>[16]</sup>.

在图5所示的减摇鳍控制系统中, 反馈仅在自适应过程本身采用, 并不控制系统的信号流动. 从而避免在反馈可能引起的不稳定问题的前提下, 使控制系统的动态性能得到改善. 由于对整个系统采用了开环控制, 由被控船舶横摇运动方程的稳定性可以得到整个系统的稳定性.

#### 4 系统仿真(System simulation)

##### 4.1 船舶和鳍型参数(Parameter of ship and fin)

以某公务执法船为例, 其主要参数如下: 排水量  $D = 400\text{t}$ , 船长  $L = 52\text{m}$ , 船宽  $B = 8.2\text{m}$ , 横稳心高  $h = 1.05\text{m}$ , 谐振周期  $T = 7.3\text{s}$ , 巡航速度  $16\text{kn}$ , 最大持续航速  $26\text{kn}$ .

为了适应全航速减摇的需求, 该船安装一对零航速减摇鳍. 采用平行四边形鳍, 鳍面积为  $3.59\text{m}^2$ , 展弦比为  $0.42$ , 弦长  $2.94\text{m}$ , 展长  $1.22\text{m}$ , 厚度比为  $0.15$ , 鳍轴位于距首缘  $1/5$  处. 零航速下最大工作角度  $\pm 60^\circ$ , 液压系统允许的最大转鳍速度  $40^\circ/\text{s}$ .

##### 4.2 仿真结果(Simulation result)

在仿真过程中, 由于没有实际的船舶和海浪, 因此船和船舶横摇模型都是基于上述实船参数计算的理论模型, 海浪仿真器形成的波倾角作为输入, 可以直接获得船舶的横摇角速度. GRNN 计算的指令鳍角作为实际鳍角加入船和船舶横摇模型, RBF 逆模型可以分离海浪干扰, 并自适应船舶参数和干扰的变化.

在有义波高  $H_{1/3} = 1.0\text{m}$ , 特征周期  $T_T = 7.3\text{s}$  情况下的仿真结果如图6所示. 为了定量描述控制系统的性能, 定义如下的减摇效果评价指标:

$$PE = \frac{Pq - Ph}{Pq} \times 100\%, \quad (11)$$

式中:  $Pq$  和  $Ph$  分别为减摇前和减摇鳍后的横摇角标准差. 其他海况下的仿真结果列于表1中.

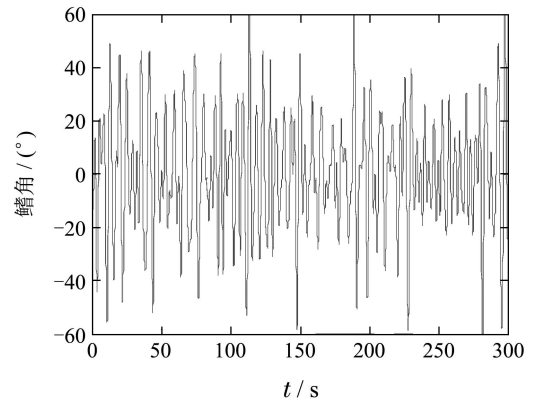
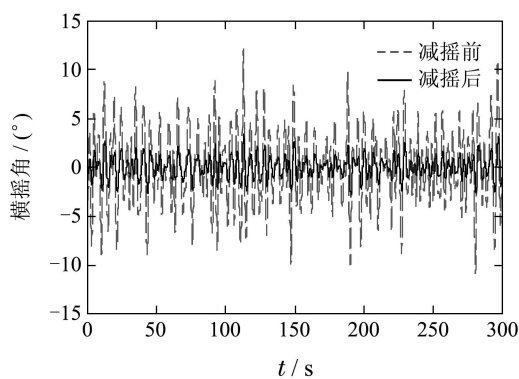


图 6 有义波高为1m时的仿真结果

Fig. 6 Simulation result at 1m wave high

表 1 不同海况下的减摇效果

Table 1 Anti-rolling effectiveness under different sea states

有义波高/m	特征周期/s	减摇效果/%
0.5	7.3	79.89
1.0	7.3	72.76
1.0	12.0	70.31
2.0	7.3	45.32
1.0 (船舶转动惯量和阻尼增加15%后)	7.3	71.98

从表1中可以看出: 在船舶横摇参数变化15%后(船舶转动惯量和阻尼增加15%), 仍可获得70%以上的减摇效果(图7). 在图7中, 模型在200s时发生变化, 自适应过程可以很快的对模型的变化进行适应, 并获得较好的效果(为了减小运算量, 增加系统的实时性, 每间隔多个伺服周期才对RBF的权重进行1次调整, 这对慢变的横摇模型和长时工作的减摇鳍系统是合适的).

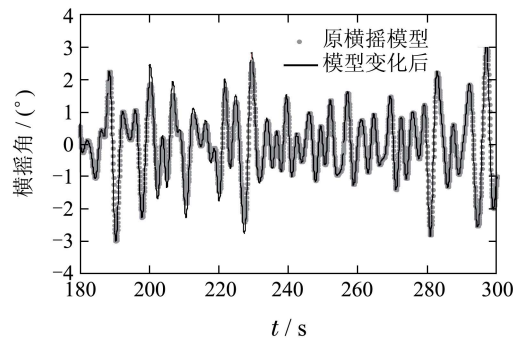


图 7 模型变化后的减摇效果

Fig. 7 Anti-rolling effectiveness after model changed

应用该方法还可以改善变海况和高海况下的减摇效果, 图8给出了在有义波高  $1\text{m}$ , 海浪特征周期由设计时的  $7.3\text{s}$  变化为  $12\text{s}$  时与文献<sup>[17]</sup>的对比, 当海浪的特征周期变化  $64.38\%$  时, 仍可保持70%以上的减摇效果.



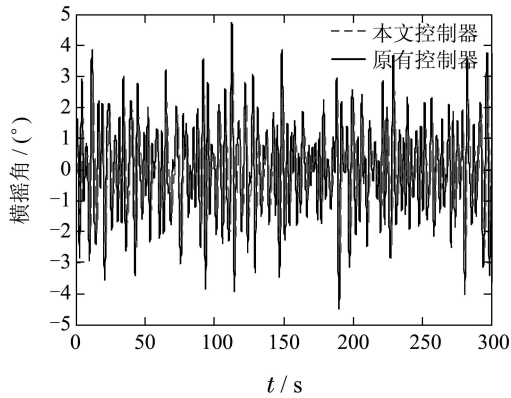


图8 与原有控制器的对比

Fig. 8 Compare with original controller

## 5 结论(Conclusions)

在深入分析零航速减摇鳍的非线性输出和输入特性的基础上,针对系统的结构形式,借助分离性策略,设计了两步主从控制律.基于RBFNN模型的逆控制和GRNN求解鳍角的零航速减摇鳍控制器不仅解决了零航速下特有的输出和输入非线性问题,并且对变化的海况和船舶横摇参数具有自适应性.提高了在高海况和对不同周期海浪干扰的减摇效果.

减摇鳍在零航速下的减摇效果随海况增加而呈非线性快速下降趋势(在有义波高2.0 m时,降为45.32%),其根本原因在于:不同于常规升力式减摇鳍借助了船舶推进的能量,零航速下稳定力的产生方式决定了鳍上产生的稳定力有限,如果进一步扩大鳍面积,就要增加液压系统的功率,增大船舶占用空间,降低经济性,降低中高航速下的利用率,增大中高航速下的阻力,因此在鳍面积上必须折中.从控制规律看,鳍角也不宜过多处于饱和状态,这样会降低能量利用率,并对机械系统造成过大磨损,得不偿失.因此,在较高海况下,控制系统也必须主动降低控制增益,在减摇效果和能量利用率及机械保护之间进行折中.

## 参考文献(References):

- [1] OOMS J. *The use of roll stabilizer fins at zero speed* [R]. Nuth, Holland: Quantum Controls BV, 2002.
- [2] DALLINGA R P. *Roll stabilization at anchor: hydrodynamic aspects of the comparison of anti-roll tanks and fins* [R]. Amsterdam: Maritime Research Institute Netherlands, 2002.
- [3] DALLINGA R P. *Roll stabilization of motor yachts: use of fin stabilizers in anchored conditions* [R]. Amsterdam: Maritime Research Institute Netherlands, 1999.
- [4] HOU Z S, ZHU Y M. Controller-dynamic-linearization-based model free adaptive control for discrete-time nonlinear systems [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2013, 9(4): 2301 – 2309.

- [5] 刘小河, 殷杰, 张奇志. 基于Lyapunov方法的一类非线性系统分段线性化自适应控制 [J]. *控制理论与应用*, 2005, 22(5): 829 – 833. (LIU Xiaohu, YIN Jie, ZHANG Qizhi. Adaptive control of a class of nonlinear system using piecewise linearization based on Lyapunov's law [J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(5): 829 – 833.)
- [6] 杨青, 李树荣. 基于Backstepping设计的不确定非线性系统的预测控制 [J]. *控制理论与应用*, 2007, 24(4): 525 – 529. (YANG Qing, LI Shurong. Model predictive control for nonlinear systems with uncertainty by using backstepping design [J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(4): 525 – 529.)
- [7] MOHAMMAD P A. No-chatter variable structure control for fractional nonlinear complex systems [J]. *Nonlinear Dynamics*, 2013, 73(4): 2329 – 2342.
- [8] WU H X, LUO H Z, YANG J F. Nonlinear separation approach for the augmented Lagrangian in nonlinear semidefinite programming [J]. *Journal of Global Optimization*, 2014, 59(4): 695 – 727.
- [9] WANG F, JIN H Z, QI Z G. Modeling for active fin stabilizers at zero speed [J]. *Ocean Engineering*, 2009, 36(17): 1425 – 1437.
- [10] YUAN X F, WANG Y N, SUN W, et al. RBF networks-based adaptive inverse model control system for electronic throttle [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2010, 18(3): 750 – 756.
- [11] WIDROW B, WALACH E. *Adaptive Inverse Control* [M]. New Jersey: Prentice Hall, 1996.
- [12] SLIM F, MOHAMED D, NABIL D. Neural network adaptive control scheme for nonlinear systems with Lyapunov approach and sliding mode [J]. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 2010, 3(3): 495 – 513.
- [13] KELLY C, STEFAN S, JÜRGEN S, et al. Nonlinear estimation of transient flow field low dimensional states using artificial neural nets [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(1): 1264 – 1272.
- [14] 柳晓菁, 易建强, 赵冬斌, 等. 一种基于RBF网络的非线性自适应逆控制系统 [J]. *控制与决策*, 2004, 19(10): 1175 – 1177. (LIU Xiaojing, YI Jianqiang, ZHAO Dongbin, et al. A kind of nonlinear adaptive inverse control system based on RBF networks [J]. *Control and Decision*, 2004, 19(10): 1175 – 1177.)
- [15] OVÜNC P, TÜLAY Y. Genetic optimization of GRNN for pattern recognition without feature extraction [J]. *Expert Systems with Applications*, 2008, 34(4): 2444 – 2448.
- [16] 孙增圻, 邓志东, 张再兴. *智能控制理论与技术* [M]. 第2版. 北京: 清华大学出版社, 2011. (SUN Zengqi, DENG Zhidong, ZHANG Zaixing. *Intelligent Control Theory and Technology* [M]. 2nd edition. Beijing: Tsinghua University Press, 2011.)
- [17] 金鸿章, 王帆. 零航速减摇鳍改进自适应神经元控制 [J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2010, 42(11): 1810 – 1817. (JIN Hongzhang, WANG Fan. Control zero-speed fin stabilizers using an improved adaptive neuron [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2010, 42(11): 1810 – 1817.)

## 作者简介:

宋吉广 (1976–), 男, 博士, 讲师, 研究方向为船舶操纵与控制, E-mail: songjiguang@hrbeu.edu.cn;

梁利华 (1965–), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为船舶操纵与控制、智能控制、电液伺服系统, E-mail: lianglihua@hrbeu.edu.cn;

金鸿章 (1946–), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能控制、鲁棒控制, E-mail: jinhz@hrbeu.edu.cn;

綦志刚 (1976–), 男, 博士, 讲师, 研究方向为鲁棒控制, E-mail: qzqgo@163.com.