

# 递推批量 MGM(1, N) 模型在滑行艇运动 姿态预报中的应用

沈继红<sup>1,2</sup>, 张长斌<sup>2</sup>, 柴艳有<sup>1</sup>, 秦太白<sup>3</sup>

(1. 哈尔滨工程大学 理学院, 哈尔滨 150001, shenjihong@hrbeu.edu.cn; 2. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 哈尔滨 150001;  
3. 哈尔滨工程大学 船舶工程学院, 哈尔滨 150001)

**摘要:** 为了设计出有效的滑行艇的自动控制系统, 需要建立预测模型对其运动姿态进行实时的、精确的预报. 分析利用 MGM(1, N) 模型对滑行艇运动姿态进行预报的适用性. 同时, 针对滑行艇运动姿态数据的特点和预报的实时性要求, 提出了新采集了一批数据之后, 计算模型的参数矩阵的递推公式. 利用该公式可以在提高预测精度、延长预测时间的同时, 不会显著的增加计算量. 数值仿真试验的结果表明, 将批量递推 MGM(1, N) 模型应用于滑行运动姿态预报是可行的, 并且具有非常高的预测精度.

**关键词:** MGM(1, N) 模型; 批量递推; 滑行艇; 运动姿态; 预报

**中图分类号:** U631.1      **文献标志码:** A      **文章编号:** 0367-6234(2010)07-1163-05

## Application of recursive batch MGM(1, N) model in prediction of planing craft motion attitude

SHEN Ji-hong<sup>1,2</sup>, ZHANG Chang-bin<sup>2</sup>, CHAI Yan-you<sup>1</sup>, QIN Tai-bai<sup>3</sup>

(1. College of Science, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China, shenjihong@hrbeu.edu.cn;  
2. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 3. College of Shipbuilding Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** To design an effective automatic control system of planing craft, a prediction model should be built to realize the real-time and precise prediction of its motion attitude. The applicability of using MGM(1, N) model to predict the planing motion attitude was analyzed. According to the characteristics of planing craft motion attitude data and real-time request of prediction, the recurrence formula was proposed to calculate MGM(1, N) model's parameter matrix after a batch of data was acquired. Using this formula, the prediction accuracy can be greatly improved and the predicting time can be prolonged without the significant increase of computational complexity. The result of numerical simulation shows that it is feasible to use recursive batch MGM(1, N) model to predict the motion attitude of planing craft and the prediction accuracy is very high.

**Key words:** MGM(1, N) model; recursive batch; planing craft; motion attitude; prediction

MGM(1, N) 模型即多变量灰色模型 (Multi-variable Grey Model), 旨在从系统的角度对各变量进行统一描述, 从而在建立模型的过程中能够充分考虑系统中各变量之间的相互影响<sup>[1]</sup>.

MGM(1, N) 模型的形式是一阶常微分方程组, 它是 GM(1, 1) 模型在 N 元变量情况下的自然推广, 不是 GM(1, 1) 模型的简单组合, 也不同于 GM(1, N) 模型<sup>[2]</sup>. 该模型不需要大量的原始数据, 具有很高的拟合精度和预测精度, 它克服了现有 GM(1, N) 模型不能进行预测及 GM(1, 1) 模型只考虑单变量影响的不足<sup>[3]</sup>.

滑行艇是依靠航行时艇体产生的流体动压力支托大部分艇体重量的一种高速艇<sup>[4]</sup>. 随着生产

收稿日期: 2010-02-10.

基金项目: 哈尔滨工程大学水下智能机器人技术国防科技重点实验室基金资助项目.

作者简介: 沈继红(1966—), 男, 教授, 博士生导师.

的迅速发展,滑艇因其机动灵活、造价低、日常营运费用省等优点得到了广泛应用.然而由于波浪对滑艇的艇体的冲击力较大,在海况较高时会出现海豚运动现象,导致艇的适航性严重下降<sup>[5]</sup>.滑艇在波浪运动的纵向、横向存在不稳定性时有报道,这就可能导致人员伤亡或船舶失事<sup>[6]</sup>.滑艇在波浪上航行时,由于实际海浪情况复杂,所以引起滑艇的运动也是非常复杂的,其运动常常是几种简单运动的叠加,也就是说各个自由度的运动不是独立的,相互间存在耦合影响.例如纵摇与升沉运动往往相互伴随而不能单独产生<sup>[7]</sup>.因此,度量滑艇运动姿态的各个变量不能单独分析或预报.同时由于滑艇运动的具有高速性和很强的随机性等特点,利用大量的原始数据来建立其运动预报的模型将是不太现实的,并且也很难取得良好的效果.滑艇运动的这些特点恰好和 MGM(1, N) 模型的优点吻合,因此利用 MGM(1, N) 模型来对滑艇的运动姿态是恰当的.本文将 MGM(1, N) 模型应用到滑艇的运动姿态预报中,并针对预报中出现的问题,提出了 MGM(1, N) 模型参数估计的递推公式.

### 1 递推 MGM(1, N) 模型

#### 1.1 MGM(1, N) 模型

设有 N 个序列,每个序列的 m 个时刻的观测值所构成的原始数据矩阵为  $X^{(0)} = [x_i^{(0)}(k)]_{m \times N}$ , 其相应的一次累加生成矩阵为  $[x_i^{(1)}(k)]_{m \times N}$ , 即  $x_i^{(1)}(k) = \sum_{j=1}^k x_i^{(0)}(j), (i = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, m)$ , MGM(1, N) 模型就是对此生成序列建立 N 元一阶常微分方程组.

$$\begin{cases} \frac{dx_1^{(1)}}{dt} = a_{11}x_1^{(1)} + a_{12}x_2^{(1)} + \dots + a_{1N}x_N^{(1)} + b_1, \\ \frac{dx_2^{(1)}}{dt} = a_{21}x_1^{(1)} + a_{22}x_2^{(1)} + \dots + a_{2N}x_N^{(1)} + b_2, \\ \vdots \\ \frac{dx_N^{(1)}}{dt} = a_{N1}x_1^{(1)} + a_{N2}x_2^{(1)} + \dots + a_{NN}x_N^{(1)} + b_N. \end{cases} \quad (1)$$

若令

$$\begin{aligned} X^{(0)}(k) &= [x_1^{(0)}(k), x_2^{(0)}(k), \dots, x_N^{(0)}(k)]^T, \\ X^{(1)}(k) &= [x_1^{(1)}(k), x_2^{(1)}(k), \dots, x_N^{(1)}(k)]^T. \end{aligned} \quad (k = 1, 2, \dots, m).$$

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1N} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{N1} & a_{N2} & \dots & a_{NN} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_N \end{bmatrix},$$

$$M = [A, B]^T.$$

则可将上述微分方程写成矩阵形式:

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} = AX^{(1)} + B. \quad (2)$$

设  $[z_i^{(1)}(k)]_{(m-1) \times N}$  为  $[x_i^{(1)}(k)]$  的行向量紧邻均值生成矩阵, 即  $z_i^{(1)}(k) = \frac{1}{2}(x_i^{(1)}(k) + x_i^{(1)}(k-1)), (i = 1, 2, \dots, N; k = 2, 3, \dots, m)$ , 假设原始数据矩阵  $[x_i^{(0)}(k)]$  中所有元素均非负,  $[x_i^{(1)}(k)]$  为  $[x_i^{(0)}(k)]$  中数据经一次累加之后生成的数据矩阵,  $[z_i^{(1)}(k)]_{(m-1) \times N}$  为  $[x_i^{(1)}(k)]$  的行向量紧邻均值生成矩阵. 若  $\hat{M} = [\hat{A}, \hat{B}]^T$  为参数矩阵, 且  $Y_{(m-1) \times N}$  为  $[x_i^{(0)}(k)]$  中后  $m-1$  行构成的矩阵, 则由最小二乘法可以得到 MGM(1, N) 模型的参数矩阵的估计式为

$$\hat{M} = [\hat{A}, \hat{B}]^T = (LL)^{-1}L^TY. \quad (3)$$

其中,

$$L = \begin{bmatrix} z_1^{(1)}(2) & z_2^{(1)}(2) & \dots & z_N^{(1)}(2) & 1 \\ z_1^{(1)}(3) & z_2^{(1)}(3) & \dots & z_N^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ z_1^{(1)}(m) & z_2^{(1)}(m) & \dots & z_N^{(1)}(m) & 1 \end{bmatrix}_{(m-1) \times (N+1)}$$

解此微分方程组并经累减还原得此 N 维列向量的拟合预测公式为

$$\begin{cases} \hat{X}^{(0)}(k+1) = e^{\hat{A}k}(E - e^{-\hat{A}})(X^{(0)}(1) + \hat{A}^{-1}\hat{B}), \\ \hat{X}^{(0)}(1) = X^{(0)}(1). \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots. \quad (4)$$

其中:

$$\begin{aligned} e^{\hat{A}k} &= E + \hat{A}k + \frac{\hat{A}^2}{2!}k^2 + \frac{\hat{A}^3}{3!}k^3 + \dots = \\ &E + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{\hat{A}^n}{n!}k^n. \end{aligned}$$

#### 1.2 批量递推 MGM(1, N) 模型

在利用 MGM(1, N) 模型对高速滑艇的运动进行预报时,往往会遇到这样的问题:根据先前所获得的 m 组数据计算出了模型中的参数矩阵之后,仪器又自动采集了一批新的数据<sup>[8]</sup>,如何处理这批新数据则是根据灰色系统理论的信息优先原则,应该把新采集的这批数据和原有的数据合在一起,并且由于滑艇的高速性和海况的复杂多变,最早的一批数据往往会对预报形成干扰<sup>[9]</sup>.因此,在把新增的一批数据和原有的数据合在一起的同时还需要剔除最早的一批数据,然后再重新建立 MGM(1, N) 模型进行预测.但这样 MGM(1, N) 模型中的参数矩阵一定会发生改变,如果重新计算模型中的参数的话,会使计算量显著增大,不利于滑艇运动的实时预测.为了充

分利用已有的计算结果,并且使计算量不至于显著增大,本文提出了一种计算更新一批数据之后的MGM(1, N)模型中的参数矩阵的简单计算方法.利用这种方法,既可以实现信息的更新,又不会使计算量显著增大.

设由  $N$  个序列,每个序列的  $m$  个时刻的观测值所构成的原始数据矩阵为  $[x_i^{(0)}(k)]_{m \times N}$ ,其相应的一次累加生成矩阵为  $[z_i^{(1)}(k)]_{m \times N}$ ,即  $x_i^{(1)}(k) = \sum_{j=1}^k x_i^{(0)}(j)$ , ( $i = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, m$ ),  $[z_i^{(1)}(k)]_{(m-1) \times N}$  为  $[x_i^{(1)}(k)]$  的行向量紧邻均值生成矩阵,其中  $z_i^{(1)}(k) = 0.5(x_i^{(1)}(k) + x_i^{(1)}(k-1))$ , ( $i = 1, 2, \dots, N; k = 2, 3, \dots, m$ ).令  $Y_m$  为矩阵  $[x_i^{(0)}(k)]_{m \times N}$  中后  $m-1$  行构成的矩阵,并令

$$L_m = \begin{bmatrix} z_1^{(1)}(2) & z_2^{(1)}(2) & \cdots & z_N^{(1)}(2) & 1 \\ z_1^{(1)}(3) & z_2^{(1)}(3) & \cdots & z_N^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ z_1^{(1)}(m) & z_2^{(1)}(m) & \cdots & z_N^{(1)}(m) & 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

则由式(3)可知,由这  $m$  组数据建立的MGM(1, N)模型中的参数矩阵  $\hat{M}_m = (L_m^T L_m)^{-1} L_m^T Y_m$ .

设新增加的一批数据有  $k$  ( $N \leq k < m$ ) 组,为  $X_k^{(0)} = [x_i^{(0)}(m+j)]_{k \times N}$ , ( $i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, k$ ),将其与前  $m$  组数据合在一起经一次累加生成之后的数据矩阵为

$$X_k^{(1)} = [x_i^{(1)}(m+j)]_{k \times N},$$

$$(i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, k).$$

$Z_k^{(1)}$  为  $X_k^{(1)}$  的行向量紧邻均值生成矩阵,其中,

$$z_{ki}^{(1)}(j) = \frac{1}{2}[x_i^{(1)}(j) + x_i^{(1)}(j-1)],$$

$$(i = 1, 2, \dots, N; j = m+1, \dots, m+k).$$

并设  $L_k = [Z_k^{(1)}, 1]$  (1为各分量都为1的  $k$  维列向量),  $Y_k = [x_i^{(0)}(m+j)]$ , ( $i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, k$ ),  $L_{k1}$  为  $L_m$  的前  $k$  行构成的矩阵,  $Y_{k1}$  为  $Y_m$  的前  $k$  行构成的矩阵,  $L_{mk} = \begin{bmatrix} L_m \\ L_k \end{bmatrix}$ ,  $Y_{mk} = \begin{bmatrix} Y_m \\ Y_k \end{bmatrix}$ ,

$L_{-k1mk}$  为  $L_{mk}$  去掉前  $k$  行构成的矩阵,  $Y_{-k1mk}$  为  $Y_{mk}$  去掉前  $k$  行构成的矩阵,令  $C_m = (L_m^T L_m)^{-1}$ ,  $C_k = (L_k^T L_k)^{-1}$ ,  $C_{k1} = (L_{k1}^T L_{k1})^{-1}$ ,  $C_{-k1mk} = (L_{-k1mk}^T L_{-k1mk})^{-1}$ ,

则根据分块矩阵的理论,可证明下列定理成立<sup>[10]</sup>.

**定理 1** 设由前  $m$  组数据估计出的MGM(1, N)模型中的参数矩阵为  $\hat{M}_m$ ,由新采集的  $k$  组数据估计出的参数矩阵为  $\hat{M}_k$ ,则有

$$\hat{M}_{mk} = C_{mk} (C_m^{-1} \hat{M}_m + C_k^{-1} \hat{M}_k). \quad (6)$$

其中:  $C_{mk} = C_m^{-1} + C_k^{-1}$ .

**证明** 根据MGM(1, N)模型,将  $k$  个组数据加入之后,MGM(1, N)模型中的参数矩阵为

$$\hat{M}_{mk} = (L_{mk}^T L_{mk})^{-1} L_{mk}^T Y_{mk}.$$

因为

$$\begin{aligned} L_{mk}^T Y_{mk} &= \begin{bmatrix} L_m \\ L_k \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} Y_m \\ Y_k \end{bmatrix} = L_m^T Y_m + L_k^T Y_k = \\ &C_m^{-1} C_m L_m^T Y_m + C_k^{-1} C_k L_k^T Y_k = \\ &C_m^{-1} \hat{M}_m + C_k^{-1} \hat{M}_k, \end{aligned}$$

所以

$$\hat{M}_{mk} = C_{mk} (C_m^{-1} \hat{M}_m + C_k^{-1} \hat{M}_k).$$

而

$$C_{mk}^{-1} = \begin{bmatrix} L_m \\ L_k \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} L_m \\ L_k \end{bmatrix} = L_m^T L_m + L_k^T L_k = C_m^{-1} + C_k^{-1}.$$

结合MGM(1, N)模型,同理可证下列定理成立.

**定理 2** 设由最早的  $k$  组数据建立的MGM(1, N)模型中的参数矩阵为  $\hat{M}_{k1}$ ,将最新的  $k$  组数据加入并将最早的  $k$  组数据剔除之后建立的MGM(1, N)模型中的参数矩阵为  $\hat{M}_{-k1mk} = [\hat{A}_{-k1mk}, \hat{B}_{-k1mk}]^T$ , 并设

$$\begin{aligned} \hat{M}_{-k1mk}^* &= [\hat{A}_{-k1mk}^*, \hat{B}_{-k1mk}^*]^T = \\ &C_{-k1mk} (C_m^{-1} \hat{M}_{mk} - C_{k1}^{-1} \hat{M}_{k1}). \end{aligned}$$

则

$$\begin{cases} \hat{A}_{-k1mk} = \hat{A}_{-k1mk}^*, \\ \hat{B}_{-k1mk} = \hat{B}_{-k1mk}^* + \hat{A}_{-k1mk}^* X_{k1}. \end{cases} \quad (7)$$

其中,

$$\begin{aligned} X_{k1} &= \left[ \sum_{j=1}^k x_1^{(1)}(j), \sum_{j=1}^k x_2^{(1)}(j), \dots, \sum_{j=1}^k x_N^{(1)}(j) \right]^T, \\ C_{-k1mk} &= C_{mk}^{-1} - C_{k1}^{-1}. \end{aligned}$$

综合运用定理 1 和定理 2 就可以在建立MGM(1, N)模型的过程中实现数据的更新,从而实现参数矩阵的更新,来达到提高预报精度的目的.因为在利用定理 1 和定理 2 求解新的参数矩阵的过程中,只涉及到较低阶的矩阵的乘法和求逆,所以也没有显著的增加计算量.

## 2 数值仿真实验

随机选取某一模型试验数据,以某滑行艇模型迎浪遭遇 4.8 m 波长的阻力、升沉、纵倾角试验数据为例,来验证本文提出的批量递推MGM(1, N)模型正确性以及其用于预报的可行性,如图 1 所示.根据试验情况,这 3 个变量的变化周期约为 0.57 s,而数据采集的频率为 25 Hz,故模型周期可定为 14.以前 3 个周期的实验值作

为原始数据,建立MGM(1,3)模型,得参数矩阵的估计值为

$$\hat{A}_1 = \begin{bmatrix} 0.355 & 0.011 & -1.098 \\ 0.071 & -0.466 & -1.028 \\ 0.105 & 0.253 & 0.107 \end{bmatrix},$$

$$\hat{B}_1 = \begin{bmatrix} 7.806 \\ -6.893 \\ 2.778 \end{bmatrix}.$$

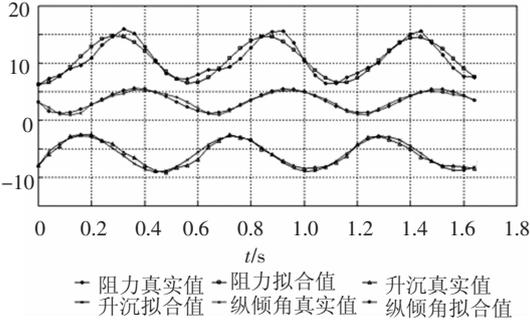


图1 以第1~第42组数据为原始数据的拟合效果图

由图1可以看出,所建立的MGM(1,3)模型除个别点以外,拟合的效果非常好,故可将该模型用于预测,预测的效果如图2和图3所示.其中,相对误差的定义为

$$\varepsilon_i(k) = \frac{\hat{x}_i^{(0)}(k) - x_i^{(0)}(k)}{\max_{1 \leq k \leq m} \{x_i^{(0)}(k)\}} \times 100\%.$$

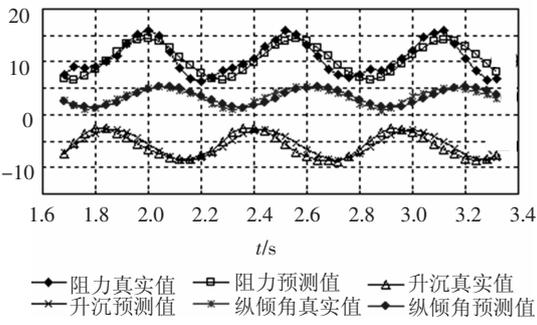


图2 以第1~第42组数据为原始数据的预测效果图

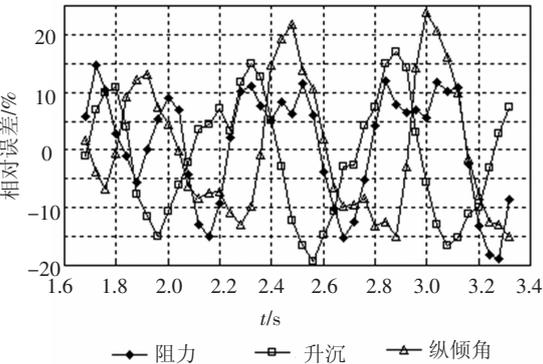


图3 以第1~第42组数据为原始数据的误差曲线图

从图2和图3可以看出,所建立的模型能够很好的反应各个变量的变化趋势,在相对误差不超过20%的范围之内只可以预测20组数据,因此为了获得更长的时间预测时间和精度,需要更

新模型中的原始数据.利用定理1和定理2中的公式计算出更新一个周期的数据(14组)之后重新建立的MGM(1,3)模型的参数矩阵为

$$\hat{A}_2 = \begin{bmatrix} 0.362 & 0.040 & -1.081 \\ 0.063 & -0.486 & -1.040 \\ 0.110 & 0.272 & 0.122 \end{bmatrix},$$

$$\hat{B}_2 = \begin{bmatrix} 7.704 \\ -8.190 \\ 3.280 \end{bmatrix}.$$

其预测效果如图4和图5所示.

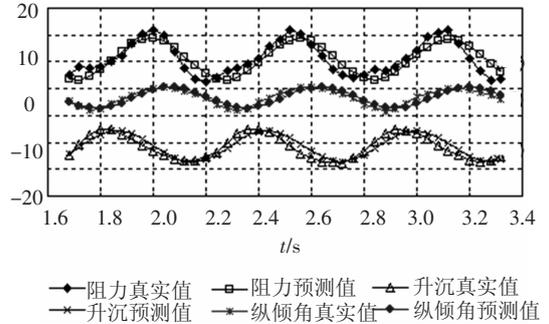


图4 以第15~第56组数据为原始数据的预测效果图

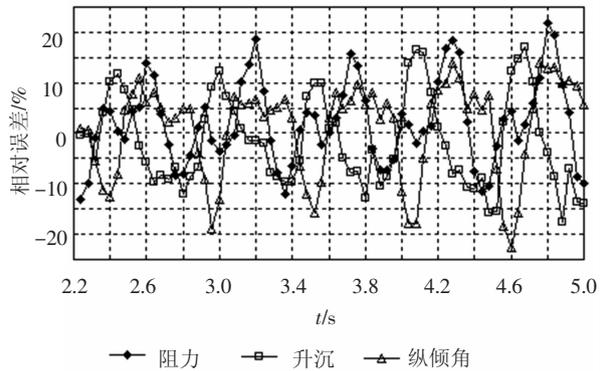


图5 以第15~第56组数据为原始数据的误差曲线图

比较图2和图4以及图3和图5,可以看出模型的原始数据更新之后,在2.24~2.76s这个周期之内,预测精度有了明显的提高,并且更新之后的模型预测的长度可达32组,比原模型也有了较大的改善.

利用MGM(1,N)模型对滑水艇运动姿态进行预报时,可根据实际情况,确定更新数据的组数,然后利用本文提出的递推公式计算新的参数矩阵.这样就可以在实现数据的实时更新的同时,而没有显著的增加计算量.

### 3 结论

1)对MGM(1,N)模型进行了深入的研究,分析了MGM(1,N)模型应用于滑水艇运动姿态预报的适用性.根据滑水艇运动姿态数据的特点和预报的实时性要求,给出了新增一批数据之后,模型参数矩阵的计算公式.利用该公式,在实现数

据更新的同时,没有显著的增加计算量,这将非常利于预报的实时性。

2)进行了数值仿真试验,将MGM(1, N)模型应用到高速滑翔艇运动姿态极短期预报当中,并利用本文提出的公式计算了模型中的参数.由于所建立预报模型能够考虑各个变量间的相互影响关系,因此预测结果更为准确合理.数值仿真试验表明,利用本文提出的方法可以有效提高预测精度、延长预测时间。

3)将本文提出的批量递推MGM(1, N)模型应用于滑翔艇的运动姿态预报是合理有效的,在利用该模型进行预报时,可以根据实际数据的特点和实际需要,多次应用本文提出的递推公式来计算MGM(1, N)模型的参数矩阵,就可以实现更长时间、更高精度的滑翔艇运动姿态的预报。

### 参考文献:

- [1] 翟军, 盛建明, 冯英俊. MGM(1, n) 灰色模型及应用[J]. 系统工程理论与实践, 1997, 17(5): 109 - 113.
- [2] 邓聚龙. 灰色系统基本方法[M]. 2版. 武汉: 华中科技大学出版社, 2005: 33 - 36.
- [3] 李积德, 王淑娟, 李焱, 等. 基于灰色动态

MGM(1, n) 模型的舰船纵摇——升沉运动预报[J]. 船舶力学, 2008, 12(1): 31 - 36.

- [4] 赵连恩, 韩端锋. 高性能船舶水动力原理与设计[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 2007.
- [5] LEWANDOWSKI E M. Prediction of the dynamic roll stability of hard-chine planing craft [J]. Journal of Ship Research, 1996, 40(2): 144 - 148.
- [6] 高双, 朱齐丹, 李磊. 滑翔艇高速运动建模与姿态控制仿真[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(16): 4461 - 4465.
- [7] 李积德. 船舶耐波性[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 1992: 45 - 50.
- [8] VORUS W S. A compliant-hull concept for planning craft wave-impact shock reduction [J]. Journal of Engineering Mathematics, 2004, 48(3): 253 - 277.
- [9] MA Fongyuan, WANG Weihui. Prediction of pitting corrosion behavior for stainless SUS 630 based on grey system theory [J]. Materials Letters, 2007, 61(4/5): 998 - 1001.
- [10] 张禾瑞, 郝炳新. 高等代数[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007: 30 - 50.

(编辑 张红)

(上接第 1162 页)

### 参考文献:

- [1] AXINTE D A, DEWES R C. Tool wear and workpiece surface integrity when high-speed ball nose end milling hardened AISI H13 [C]//Proc 3rd International conference on metal cutting & HSM. Metz, France: [s. n.], 2001: 171.
- [2] SCHULZ H. Why high speed cutting [C]//Proceedings of Int'l Conference on High Speed Machining. Nanjing, China: [s. n.], 2004: 1.
- [3] BOEHNER J. Effect of carbide tool grades and cutting edge geometry on tool life during high speed machining of hardened tool steel [C]//Proceedings of the 2nd International French and German Conference on High-Speed Machining. Darmstadt, Germany: [s. n.], 1999: 37 - 46.
- [4] BHATTACHARYY P, SENGUPT D, MUKHOPADHYAY S. Cutting force-based real-time estimation of tool wear in face milling using a combination of signal processing techniques [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6): 2665 - 2683.
- [5] 李锡文, 张洁, 杜润生, 等. 小直径立铣刀后刀面磨损失带的研究 [J]. 工具技术, 2000, 34(6): 7 - 10.

- [6] SU Y, HE N, LI L, *et al.* An experimental investigation of effects of cooling/lubrication conditions on tool wear in high-speed end milling of Ti-6Al-4V [J]. Wear, 2006, 261(7 - 8): 760 - 766.
- [7] SU Y, HE N, LI L, *et al.* Refrigerated cooling air cutting of difficult-to-cut materials [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2007, 47(6): 927 - 933.
- [8] AI-HABAIBEH A, GINDY N. Self-learning algorithm for automated design of condition monitoring systems for milling operations [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2001, 18(6): 448 - 459.
- [9] GHOSH N, RAVI Y B, PATRA A. Estimation of tool wear during CNC milling using neural network-based sensor fusion [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 466 - 479.
- [10] CAO H R, CHEN X F, ZI Y Y. End milling tool breakage detection using lifting scheme and Mahalanobis distance [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2008, 48(2): 141 - 151.

(编辑 杨波)