

# 基于灰自助模型的气压动态测量结果评估方法\*

张龙, 叶松, 王晓蕾, 周树道

(国防科技大学气象海洋学院 南京 211101)

**摘要:**通过融合灰色模型 GM(1,1)、Bootstrap 方法以及不确定度评定理论,建立了气压动态测量结果的灰自助评估模型 GBM(1,1),并选取估计真值、估计区间和平均不确定度等参数描述其估计结果。实验结果表明,GBM(1,1)模型融合了灰色模型 GM(1,1)和 Bootstrap 方法的优势,可以准确模拟动态测量数据的概率分布,并跟踪动态测量过程中被测量的变化趋势,其估计误差最大值和平均值均小于原始数据的测量误差最大值和平均值。区间估计的可靠度高于96%,估计区间能够较完整地包络被测量的动态波动范围,由此证明 GBM(1,1)模型能够提高气压测量精度,并可对动态测量结果的不确定度做出准确评估。

**关键词:**动态测量;灰自助方法 GBM(1,1);估计真值;估计区间;动态不确定度

**中图分类号:** TH765 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

## Evaluation method for dynamic measurement result of atmospheric pressure based on grey bootstrap model

Zhang Long, Ye Song, Wang Xiaolei, Zhou Shudao

(College of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Nanjing 211101, China)

**Abstract:**The grey bootstrap evaluation model GBM (1, 1) for dynamic measurement results of atmospheric pressure is built through fusing the grey model GM (1, 1), bootstrap method and uncertainty evaluation theory. The parameters, such as the estimated true value, estimated interval and mean uncertainty are selected to describe the estimation results. The experiment results indicate that the GBM (1, 1) model combines the advantages of the GM (1, 1) grey model and bootstrap method, can accurately simulate the probability distribution of dynamic measurement data and track the variation trends of the measured quantity during dynamic measurement progress. The maximum value and mean value of the estimated errors are smaller than those of the measurement errors of original data, respectively. The interval estimation reliability of the GBM (1, 1) model exceeds 96%, and the estimated interval can fully envelop the dynamic fluctuation range of the measured quantity, which proves that the GBM (1, 1) model can improve the measurement accuracy of atmospheric pressure and evaluate the uncertainty of dynamic measurement results accurately.

**Keywords:**dynamic measurement; grey bootstrap method GBM (1, 1); estimated true value; estimated interval; dynamic uncertainty

## 1 引言

气压是指单位面积上由空气重力所产生的压力。大气压力与天气变化密切相关,因此,准确测量气压对气象预报具有重要作用。为满足各种气象应用的需要,世界气象组织(world meteorological organization, WMO)已经对气压测量的准确度作出要求,其目标准确度为 $0.1 \text{ hPa}^{[1-2]}$ 。为达到这一目标,需要在整个气象观测网

络内部署更高精度的气压观测仪器,并且保证其测量结果的准确性和一致性。然而,经济、环境等因素的限制使目前的气压测量结果难以达到该目标准确度。

由于气压是一个随时间变化的被测量,故气压测量属于动态测量过程。与静态测量相比,动态测量具有波动性、随机性等特征,且动态测量过程会受到各种未知随机误差的干扰<sup>[3-4]</sup>。在现有观测仪器的基础上,希望通过数学方法减小气压动态测量结果的随机性误差,并对其测量不确定度做出准确估计,从而得到更准确的气压测量结果。

在动态测量数据处理方法中,非统计理论表现出很大的优越性<sup>[5]</sup>, Bootstrap 方法<sup>[6-7]</sup>、灰色系统理论<sup>[8-9]</sup>等算法在动态测量的结果评定中得到了广泛应用。在测量数据概率分布未知的情况下,灰微分方程的预测机制比较完善,灰色模型 GM(1,1) 可准确估计动态测量瞬时值的大小,但难以估计其置信区间,因而无法评估在给定置信区间下的动态测量不确定度<sup>[10-11]</sup>; Bootstrap 方法可通过自助再抽样模拟动态测量数据的概率分布,并估计其置信区间。但是计算机仿真和理论分析均证明,自助再抽样方法引入了附加的不确定度分量<sup>[12-13]</sup>。并且, Bootstrap 方法得出的估计区间小于原始测量数据的实际分布区间,使得不确定度的估计误差较大<sup>[14]</sup>。

综上所述, Bootstrap 方法和灰色模型 GM(1,1) 均无法对气压动态测量结果的不确定度做出准确评估。本文融合灰色模型 GM(1,1)、Bootstrap 方法以及不确定度评定理论,提出气压动态测量不确定度评估模型 GBM(1,1),并选取估计真值、估计区间、区间估计可靠度、动态测量不确定度和平均不确定度等参数描述其估计结果。实验结果表明, GBM(1,1) 模型融合了灰色模型 GM(1,1) 和 Bootstrap 方法的优势,能够准确模拟动态测量数据序列的概率分布,并跟踪动态测量过程中被测量的变化趋势。其估计误差的最大值和平均值均小于原始数据测量误差的最大值和平均值,优于灰色模型 GM(1,1) 和 Bootstrap 方法的真值估计结果。区间估计可靠度高于 96%, 优于 Bootstrap 方法的区间估计效果。相比于 Bootstrap 方法, GBM(1,1) 模型的估计区间能够更为完整地包络被测量的动态波动范围。在气压动态测量过程中,该方法能够在不改变测量仪器的前提下提高气压测量准确度,并对动态测量结果的不确定度做出准确评估,具有较高的实用价值。

## 2 方法

### 2.1 GBM(1,1) 动态评估模型

设气压为随机变量,在测量过程中,按一定时间间隔对其采样,得动态测量数据序列为:

$$X = \{x(t)\} \quad t = 1, 2, \dots \quad (1)$$

式中:  $x(t)$  为  $t$  时刻的测量数据。从  $X$  中抽取  $t$  时刻之前的  $m$  个数据(包括  $t$  时刻的数据), 构成时刻  $t$  的动态评估子序列  $X_m$  如下:

$$X_m = \{x_m(n)\} \quad n = t - m + 1, t - m + 2, \dots, t \quad (2)$$

根据 Bootstrap 方法,从  $X_m$  中有放回的等概率抽取 1 个数据,共抽取  $m$  次,得到第一个 Bootstrap 样本。重复上述方法  $B$  次,得到  $B$  个 Bootstrap 再抽样样本,用向量

表示为:

$$Y_{\text{Bootstrap}} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_b, \dots, Y_B) \quad b = 1, 2, \dots, B \quad (3)$$

式中:  $Y_b$  为第  $b$  个 Bootstrap 再抽样样本,且:

$$Y_b = \{y_b(n)\} \quad n = t - m + 1, t - m + 2, \dots, t \quad (4)$$

式中:  $y_b(n)$  为  $Y_b$  中第  $n$  个 Bootstrap 再抽样数据。

累加生成是灰色系统理论中重要的数据处理方法,经过累加生成运算后,任意的非负波动数列均可以转化为递增数列,从而削弱了原始数据的随机性,突出其变化趋势,有利于探求数据中的内在规律<sup>[15-16]</sup>。根据灰色模型 GM(1,1),对  $Y_b$  做一阶累加生成运算(the first-order accumulated generating operation, 1-AGO),其生成序列为:

$$X_b = \{x_b(n)\} = \left\{ \sum_{i=t-m+1}^n y_b(i) \right\} \quad (5)$$

设均值生成序列为:

$$M_b = \{m_b(n)\} = \{0.5x_b(n) + 0.5x_b(n-1)\} \quad n = t - m + 1, t - m + 2, \dots, t \quad (6)$$

在初始条件  $x_b(1) = y_b(1)$  下,累加生成序列的预测值为:

$$\hat{x}_b(i+1) = \left[ y_b(1) - \frac{c_2}{c_1} \right] e^{-c_1 i} + \frac{c_2}{c_1} \quad i = t - 1, t \quad (7)$$

其中,  $c_1$  和  $c_2$  可由如下公式求得:

$$(c_1, c_2)^T = (D^T D)^{-1} D^T (Y_b)^T \quad n = t - m + 2, t - m + 3, \dots, t \quad (8)$$

$$D = (-M_b, I)^T \quad (9)$$

$$I = (1, 1, \dots, 1) \quad (10)$$

根据累减生成方法,  $t+1$  时刻的预测值为:

$$\hat{y}_b(t+1) = \hat{x}_b(t+1) - \hat{x}_b(t) \quad (11)$$

在  $t+1$  时刻,有  $B$  个数据,可构成如下序列:

$$\hat{X}_{t+1} = \{\hat{y}_b(t+1)\} \quad b = 1, 2, \dots, B \quad (12)$$

$t$  时刻  $x_m$  的频率函数可表示为:

$$f_{t+1} = f_{t+1}(x_m) \quad (13)$$

式中:  $f_{t+1}$  称为 GBM(1,1) 模型的概率密度函数。

### 2.2 GBM(1,1) 模型的评估参数

1) 估计真值  $X_0$

在  $t$  时刻的估计真值用瞬时加权真值表示为:

$$X_0 = X_0(t+1) = \sum_{q=1}^Q f_{(t+1)q} x_{mq} \quad (14)$$

式中:  $X_0$  为用最大概率值表示的  $t$  时刻的最终解,  $Q$  表示  $X_{t+1}$  分为  $Q$  组,  $q$  为第  $q$  组,  $x_{mq}$  为第  $q$  组数据的中值,  $f_{(t+1)q}$  为对应于  $x_{mq}$  的灰自助概率。

2) 估计误差  $e_1$  和测量误差  $e_2$

选取 XDY01 型振荡气压仪和 745-23A 型石英振梁

气压仪进行动态气压测量实验。因石英振梁气压仪的测量准确度高于振筒气压仪,在实际应用中常用作对振筒气压仪进行计量检定的标准器,故在本实验中将振筒气压仪的测得值作为原始测量数据,将石英振梁气压仪的测得值作为标准值。

定义估计误差  $e_1$  和测量误差  $e_2$  为:

$$e_1 = X_0 - X_R \tag{15}$$

$$e_2 = X_M - X_R \tag{16}$$

式中: $X_0$  为估计真值, $X_R$  为 745-23A 型石英振梁气压仪的测量标准值, $X_M$  为 XDY01 型振筒气压仪的原始测量数据。

3) 动态估计区间  $[X_L, X_U]$

在  $t$  时刻,给定置信水平为  $P$ ,则被测量真值的估计区间为:

$$[X_L, X_U] = [X_{\alpha/2}, X_{1-\alpha/2}] \tag{17}$$

式中: $\alpha$  为显著性水平, $\alpha \in [0, 1]$ 。置信水平  $P = 1 - \alpha$ , $X_L$  为估计区间下边界值, $X_U$  为估计区间上边界值, $X_{\alpha/2}$  为概率为  $\alpha/2$  时变量  $x_m$  对应的值, $X_{1-\alpha/2}$  为概率为  $1 - \alpha/2$  时变量  $x_m$  对应的值。

4) 动态不确定度  $U$

$t + 1$  时刻测量结果的动态不确定度可表示为:

$$U = X_L - X_U \tag{18}$$

5) 估计可靠度  $P_B$

设测量过程的采样次数为  $T$ ,若有  $h$  个数据位于估

计区间  $[X_L, X_U]$  之外,则真值估计的可靠度可表示为:

$$P_B = \left(1 - \frac{h}{T - m}\right) \times 100\% \tag{19}$$

式中: $P_B$  为置信水平  $P$  下真值估计的可靠度。通常情况下, $P_B$  不等于  $P$ , $P_B$  越大,真值估计结果越准确。

6) 平均不确定度  $U_{mean}$

由  $[X_L, X_U]$  和  $U$  的定义可知,在  $t$  时刻, $P$  越大,则  $U$  越大, $[X_L, X_U]$  越偏离真值,进而估计效果越失真。为准确评价不确定度的估计效果,定义平均不确定度  $U_{mean}$ :

$$U_{mean} = U_{mean}(m, B, P) = \frac{1}{T - m_k} \sum_{k=m+1}^T U(k) \Big|_{P_B=100\%} \tag{20}$$

$$U_{mean} \Big|_{m, B, P} \rightarrow \min \tag{21}$$

平均不确定度  $U_{mean}$  是一个统计量,是动态测量过程中被测量不确定度的均值,可以作为动态测量过程中被测量随机波动状态的评价指标。对平均不确定度  $U_{mean}$  最理想的评价方法为在  $P_B = 100\%$  的条件下, $U_{mean}$  取最小值。 $U_{mean}$  越小,则被测量的波动范围越小。

2.3 参数  $m$ 、 $B$ 、 $P$  的选取

由式(20)、(21)可知, $U_{mean}$  是  $m$ 、 $B$ 、 $P$  的函数,为使  $U_{mean}$  达到最理想的估计结果,必须选择合适的参数  $m$ 、 $B$ 、 $P$ 。通过计算机仿真,在置信水平为 99.7% 的前提下,参数  $m$ 、 $B$  与估计可靠度  $P_B$  的关系如表 1 所示。

表 1 参数  $m$ 、 $B$  与估计可靠度  $P_B$  的关系

Table 1 Relationship between the parameters  $m$  and  $B$  with the estimation reliability  $P_B$

$m$	3	4	5	6	7	8
$B$	10 ~ 50	25 ~ 100	100 ~ 500	100 ~ 800	100 ~ 2 000	1 000 ~ 2 000
$P_B$	99.22 ~ 100	99.61 ~ 100	99.80 ~ 100	98.44 ~ 100	96.10 ~ 99.80	91.40 ~ 96.87

由表 1 可知,若  $m$  值较大,则  $B$  的值也必须较大,由此会导致计算时间较长,跟踪被测量变化趋势的实时性减弱<sup>[17]</sup>;若  $m$  值较小,则  $B$  也应选取较小值,因选取的数据量较小,估计结果的稳定性将会变差<sup>[18-19]</sup>。需要说明的是,表 1 仅仅是基于计算机仿真结果给出的  $m$ 、 $B$  的参考范围,在实际问题中,需结合测量准确度要求选择合适的  $m$ 、 $B$ 。本文中选取  $m = 5$ ,  $B = 500$ 。

3 实 验

3.1 实验方法

选取 XDY01 型振筒气压仪和 745-23A 型石英振梁气压仪进行气压动态测量实验。其中, XDY01 型振筒气压仪的测量范围为 520 ~ 1 060 hPa,最大允许误差为  $\pm 0.4$  hPa;745-23A 型石英振梁气压仪的测量范围为

10 ~ 1 100 hPa,最大允许误差为  $\pm 0.1$  hPa。在实际应用中,745-23A 型石英振梁气压仪常用作对 XDY01 型振筒气压仪进行计量检定的标准器,故在本实验中,将 XDY01 型振筒气压仪的测得值作为原始测量数据,将 745-23A 型石英振梁气压仪的测得值作为标准值。

将上述两台气压仪置于相同的自然环境中,测量 500 min 内的气压数据,每分钟读数一次,分别记录两台仪器的测量结果。采用灰色模型 GM(1,1)、Bootstrap 方法和 GBM(1,1) 模型对原始测量数据进行真值估计,分别计算估计误差  $e_1$  和测量误差  $e_2$ ,对比分析 3 种方法的真值估计效果。给定置信水平 90%、95%、99%,分别采用 Bootstrap 方法和 GBM(1,1) 模型对原始测量数据进行区间估计,比较同一置信水平下两种方法的估计可靠度  $P_B$  和平均不确定度  $U_{mean}$ 。

### 3.2 实验结果

#### 3.2.1 真值估计

图1所示为上述3种方法对气压动态测量数据的真值估计结果 ( $m = 5, B = 500, Q = 10$ )。根据式(15)和(16)计算原始数据的测量误差  $e_2$  和上述3种方法的估计误差  $e_1$ , 结果如图2所示。

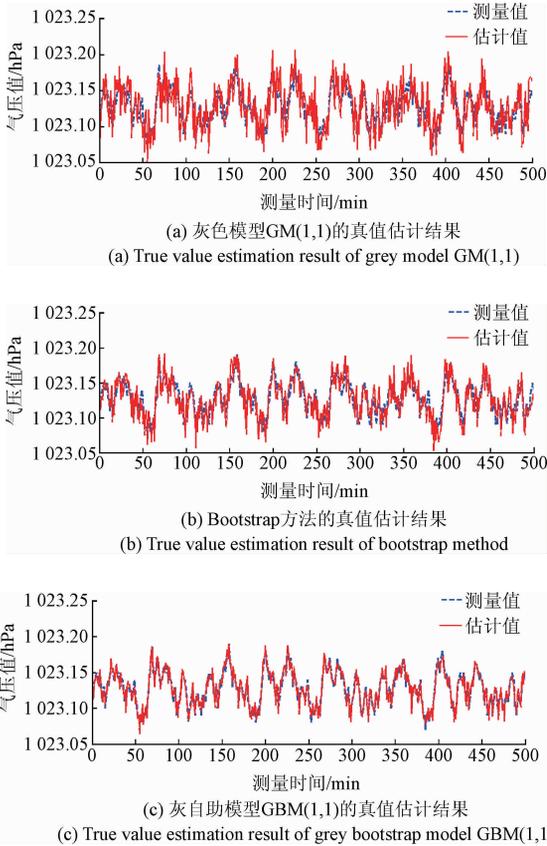


图1 三种方法的真值估计结果  
Fig. 1 True value estimation results of three methods

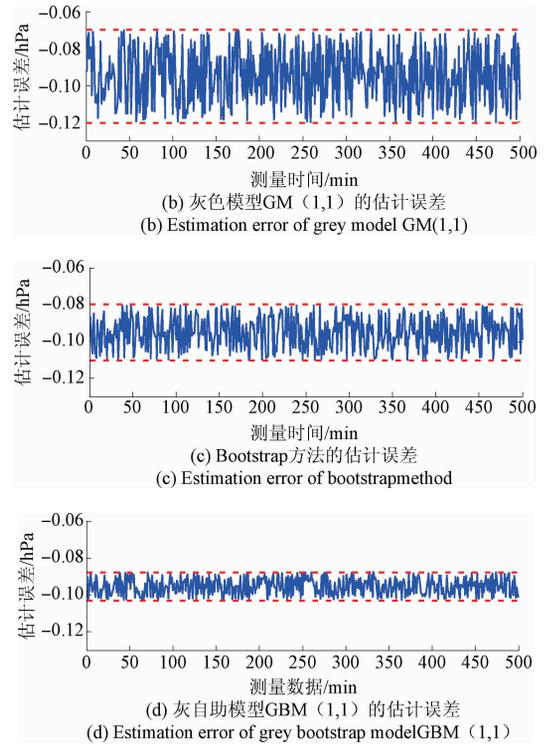


图2 原始数据测量误差和3种方法的估计误差  
Fig. 2 Measurement error of original data and the estimation errors of three methods

由图1可知,在动态测量数据的真值估计中,GBM(1,1)模型的估计效果最好,Bootstrap方法次之,灰色模型GM(1,1)的估计效果最差。GBM(1,1)模型融合了灰色模型GM(1,1)和Bootstrap方法的优势,不仅具有对数据样本的扩充能力,而且具备对数据的预测机制,因此可以更加准确地模拟测量数据列的变化趋势。

图2比较了测量误差和3种方法的估计误差,分别计算估计误差和测量误差的最大值及平均值,结果如表2所示。由表2可知,GBM(1,1)模型估计误差分布区间最小,且其估计误差的最大值和平均值均小于原始数据测量误差的最大值和平均值。虽然灰色模型GM(1,1)的平均估计误差最小,但其估计误差的分布区间大于Bootstrap方法和GBM(1,1)模型。综合考虑估计误差的分布区间和均值,认为GBM(1,1)模型的真值估计结果优于Bootstrap方法和灰色模型GM(1,1)。

表2 测量误差和估计误差的最大值和平均值比较

Table 2 Comparison between the maximum values and mean values of measurement error and estimation error

(hPa)

	测量误差		估计误差	
	Bootstrap 方法	GM(1,1)	Bootstrap 方法	GM(1,1)
误差最大值	-0.107	-0.121	-0.110	-0.100
误差平均值	-0.095 1	-0.094 0	-0.095 3	-0.094 5
误差分布区间	[-0.106, -0.083]	[-0.121, -0.068]	[-0.101, -0.079]	[-0.102, -0.090]

### 3.2.2 区间估计

图3所示为不同置信概率下 Bootstrap 方法对气压动态测量数据的区间估计结果 ( $m = 5, B = 500, Q = 10$ )。图4所示为对应置信概率下 GBM(1,1)模型的区间估计结果。

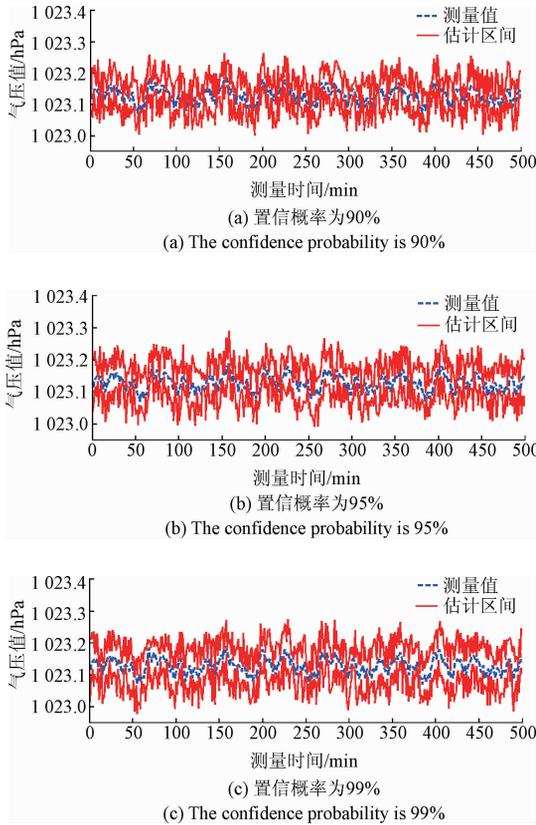


图3 不同置信概率下 Bootstrap 方法的区间估计结果  
Fig.3 Interval estimation results of bootstrap method under different confidence probability

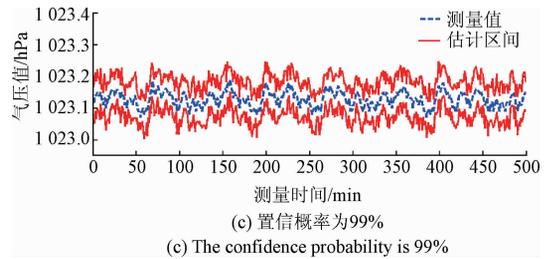
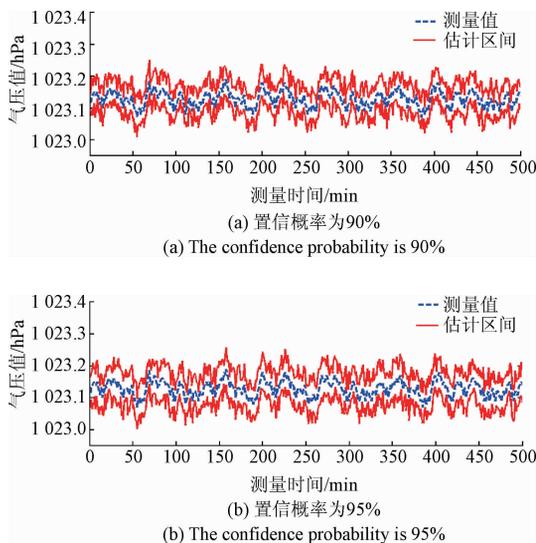


图4 不同置信概率下 GBM(1,1)模型的区间估计结果

Fig.4 Interval estimation results of GBM (1, 1) model under different confidence probability

对比图3和4可知,在相同置信概率下,GBM(1,1)模型的估计区间比 Bootstrap 方法要宽,能够更加完整地包围被测量的动态波动范围。在置信概率不同的情况下, $P$  越小,估计区间越窄,对被测量的动态波动范围包围越紧密,但会降低区间估计的可靠度。

为对上述两种方法的区间估计结果做更直观对比,表3所示为不同置信概率下两种方法的区间估计可靠度。由表3可知,GBM(1,1)模型的区间估计可靠度高达96%以上,远高于 Bootstrap 方法,从而证明了GBM(1,1)模型区间估计的可靠性。

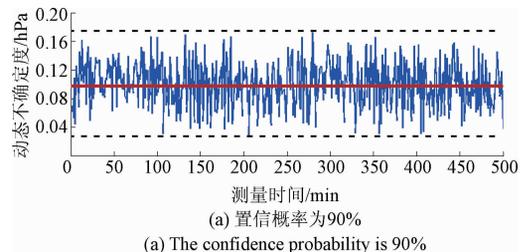
表3 Bootstrap 方法和 GBM(1,1)模型区间估计可靠度比较

Table 3 Comparison between the interval estimation reliability of GBM (1, 1) model and bootstrap method (%)

置信水平/%	区间估计可靠度	
	Bootstrap 方法	GBM(1,1)模型
90	70.51	96.84
95	75.44	97.65
99	79.87	98.91

### 3.2.3 动态不确定度

图5所示为不同置信概率下 Bootstrap 方法对气压动态测量结果的估计不确定度 ( $m = 5, B = 500, Q = 10$ )。图6所示为对应置信概率下 GBM(1,1)模型的估计不确定度。



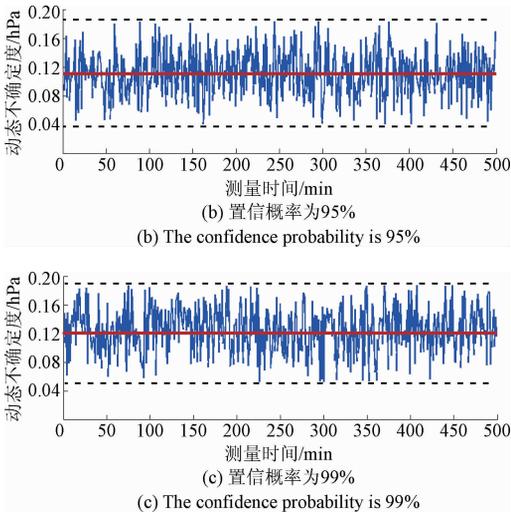


图5 不同置信概率下 Bootstrap 方法的动态不确定度

Fig. 5 Dynamic uncertainties of bootstrap method under different confidence probability

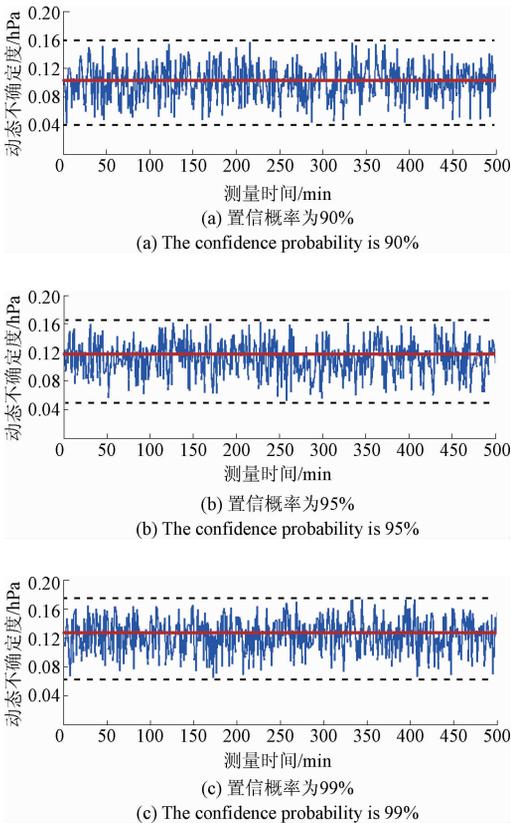


图6 不同置信概率下 GBM(1,1)模型的动态不确定度

Fig. 6 Dynamic uncertainties of GBM(1,1) model under different confidence probability

比较图 5、6 可知,在相同置信概率下,GBM(1,1)模型的动态不确定度分布区间小于 Bootstrap 方法。为对上

述两种方法的不确定度评估结果做更直观对比,表 4 所示为不同置信概率下两种方法的平均不确定度。由表 4 可知,GBM(1,1)模型的平均不确定度略大于 Bootstrap 方法,且置信水平越高,平均不确定度越大。

表 4 Bootstrap 方法和 GBM(1,1)模型平均不确定度比较

Table 4 Comparison between the mean uncertainty of bootstrap method and GBM(1,1) model

置信水平	平均不确定度/hPa	
	Bootstrap 方法	GBM(1,1)模型
90%	0.098 7	0.101 4
95%	0.114 2	0.120 2
99%	0.123 6	0.132 4

### 3.3 对比分析

分析图 1、2 和表 2 可知,GBM(1,1)模型具有最佳的真值估计效果,其估计误差分布区间最小,且误差最大值和平均值均小于原始数据测量误差的最大值和平均值。对于区间估计,Bootstrap 方法的区间估计可靠度远低于 GBM(1,1)模型。在此情况下,直接比较平均不确定度来评价两种方法的区间估计效果是不恰当的。基于此,本文对 Bootstrap 方法的区间估计可靠度及平均不确定度进行线性插值处理,将两种方法的区间估计可靠度转化为相同值,插值处理后 Bootstrap 方法的平均不确定度可由式(22)求得。

$$U_{\text{mean}2} = \frac{P_{B2}}{P_{B1}} \cdot U_{\text{mean}1} \quad (22)$$

式中: $P_{B1}$ 、 $P_{B2}$ 分别表示相同置信水平下 Bootstrap 方法和 GBM(1,1)模型的区间估计可靠度。 $U_{\text{mean}1}$ 为可靠度为  $P_{B1}$ 时,Bootstrap 方法的平均不确定度, $U_{\text{mean}2}$ 为线性插值后的平均不确定度。

在可靠度相同的情况下比较两种模型的平均不确定度,结果如表 5 所示。在相同置信水平和区间估计可靠度条件下,GBM(1,1)模型的平均不确定度小于 Bootstrap 方法,表现出更好的区间估计效果。综合评价真值估计和区间估计,认为 GBM(1,1)模型对气压动态测量结果的评估能力最优。

表 5 相同估计可靠度条件下平均不确定度比较

Table 5 Comparison of the mean uncertainty under the condition of the same estimation reliability

置信水平/%	区间估计可靠度	平均不确定度/hPa	
		Bootstrap 方法	GBM(1,1)模型
90	96.84	0.135 6	0.101 4
95	97.65	0.147 8	0.120 2
99	98.91	0.153 1	0.132 4

## 4 讨 论

本文选取了3个动态评估参数(估计真值、估计区间和动态不确定度)和一个基于统计特性的评估参数(平均不确定度),对灰自助模型 GBM(1,1)的评估结果进行了分析。相比于灰色模型 GM(1,1)和 Bootstrap 方法,GBM(1,1)模型具有完整的预测机制,能够实时跟踪被测量的动态变化趋势。与标准器测量结果进行比较可知,GBM(1,1)模型具有更好的瞬时真值估计效果,其估计误差最大值和平均值均小于原始数据的测量误差最大值和平均值,可提高气压测量准确度。分析认为,GBM(1,1)模型包含了线性回归和幂函数的内容,弥补了传统的差分和离散模型的不足,具有较强的趋势性<sup>[20]</sup>,且累加生成操作有效减弱了原始测量数据中的随机性信息,改善了数据的随机性误差。估计区间 $[X_L, X_U]$ 描述了气压的动态变化范围,能够比较紧密的包络原始测量数据的随机波动轨迹,且随着置信水平 $P$ 的增大,其对原始测量数据的波动范围的包络越完整。

平均不确定度  $U_{\text{mean}}$  是动态测量过程中被测量不确定度的均值,可以作为被测量随机波动状态的评价指标。对平均不确定度  $U_{\text{mean}}$  最理想的评价方法为在  $P_B = 100\%$  的条件下,  $U_{\text{mean}}$  取最小值。但在解决实际问题时,难以达到  $P_B = 100\%$ , 故需要选择合适的  $m$  和  $B$ , 使  $P_B$  尽可能趋近于  $100\%$ 。由表 3 和 4 可知,在  $m = 5, B = 500, Q = 10$  的前提下, Bootstrap 方法和 GBM(1,1) 模型的估计可靠度  $P_B$  均未达到  $100\%$ , 且 Bootstrap 方法的区间估计可靠度远低于 GBM(1,1) 模型, 尽管其平均不确定度  $U_{\text{mean}}$  小于 GBM(1,1) 模型, 但综合考虑置信水平  $P$  和估计可靠度  $P_B$  等参数, 认为 GBM(1,1) 模型对动态不确定度的估计效果优于 Bootstrap 方法。

## 5 结 论

本文将灰自助方法应用于气压动态测量结果的评估,构建了灰自助模型 GBM(1,1),并计算了估计真值、估计区间、估计可靠度、平均不确定度等估计指标。GBM(1,1)模型融合了灰色模型 GM(1,1)和 Bootstrap 方法的优势,在无任何先验信息的情况下,可以准确模拟动态测量数据的概率分布,并实时预测被测量瞬时值的变化趋势。相比于 Bootstrap 方法和灰色模型 GM(1,1),灰自助评估模型 GBM(1,1)具有更高的真值估计精度和区间估计可靠度,其估计误差的最大值和平均值均小于原始数据的测量误差最大值和平均值,区间估计可靠度高于  $96\%$ ,估计区间能够较为完整的包络被测量的动态波动范围。在气压动态测量过程中,该方法能够在现有观

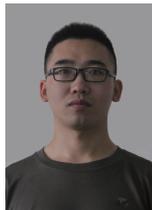
测仪器的基础上提高测量准确度,并可以对动态测量结果的不确定度做出准确评估,具有较高的实用价值。

## 参考文献

- [1] World Meteorological Organization. Manual on the global observing system. Volumes I and II [S]. WMO-No, 544, 1981.
- [2] World Meteorological Organization. Guide on meteorological observation and information distribution systems at aerodromes [S]. WMO-No, 731, 1990.
- [3] HESSLING J P. Propagation of dynamic measurement uncertainty [J]. Measurement Science and Technology, 2011, 22(10): 105-117.
- [4] ENGEL R, BAADE H J. Quantifying Impacts on the Measurement Uncertainty in Flow Calibration Arising from Dynamic Flow Effects [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2014, 44(8): 51-60.
- [5] MITCHELL M R, LINK R E, GE L, et al. Novel uncertainty-evaluation method of virtual instrument small sample size [J]. Journal of Testing and Evaluation, 2008, 36(3): 273-279.
- [6] XIA X T, CHEN X Y, ZHANG Y Z, et al. Grey bootstrap method of evaluation of uncertainty in dynamic measurement [J]. Measurement, 2008, 41(6): 687-696.
- [7] POLITIS D N. The impact of Bootstrap methods on time series analysis [J]. Statistical Science, 2003, 18(2): 219-230.
- [8] XIA X T, MENG Y Y, SHI B J, et al. Bootstrap forecasting method of uncertainty for rolling bearing vibration performance based on GM(1,1) [J]. Journal of Grey System, 2015, 27(2): 78-92.
- [9] TANG D D, PENG J. Evaluation about measurement uncertainty of vertical metal oil tank based on grey system theory [C]. IEEE International Conference on Cognitive Informatics and Cognitive Computing, 2011: 235-239.
- [10] 汪启跃, 王中宇, 王岩庆, 等. 乏信息空间机械臂随机振动信号的灰自助评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(4): 858-864.  
WANG Q Y, WANG ZH Y, WANG Y Q, et al. Estimation of space manipulator random vibration signals with poor information based on grey bootstrap method [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2016, 42(4): 858-864.
- [11] WANG Y Q, WANG Z Y, SUN J Y, et al. Dynamic uncertainty analysis for random vibration signals in flight test [J]. Journal of Aircraft, 2014, 51(6): 1966-1972.
- [12] HIRSCH R M, ARCHFIELD S A, CICCO L A D. A Bootstrap method for estimating uncertainty of water

- quality trends [J]. Environmental Modelling and Software, 2015, 73(C):148-166.
- [13] FARRELLY F A, BRAMBILLA G. Determination of uncertainty in environmental noise measurements by bootstrap method [J]. Journal of Sound and Vibration, 2003, 268(1):167-175.
- [14] 张永, 夏新涛, 王中宇, 等. 滚动轴承摩擦力矩的预测方法研究[J]. 轴承, 2006(10):22-24.  
ZHANG Y, XIA X T, WANG ZH Y, et al. Study on the prediction method of frictional moment for rolling bearings [J]. Bearing, 2006(10):22-24.
- [15] 夏新涛, 陈士超, 王长兴. 基于 GBM(1,1) 的大型滚动轴承摩擦力矩动态评估与预报 [J]. 轴承, 2008(12):21-24.  
XIA X T, CHEN SH CH, WANG CH X. Dynamic assessment and prediction on friction torque of large-size bearing based on GBM (1,1) [J]. Bearing, 2008(12):21-24.
- [16] 夏新涛, 陈晓阳, 张永振, 等. 机械系统属性的灰假设检验[J]. 机械工程学报, 2006, 42(12):218-223.  
XIA X T, CHEN X Y, ZHANG Y ZH, et al. Grey hypothesis testing for mechanical system attribute [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2006, 42(12):218-223.
- [17] REEVES J J. Bootstrap prediction intervals for ARCH models [J]. International Journal of Forecasting, 2005, 21(2):237-248.
- [18] PAPANODITIS E, POLITIS D N. Bootstrap hypothesis testing in regression models [J]. Statistics and Probability Letters, 2005, 74(4):356-365.
- [19] WILSON M D. Bootstrap hypothesis testing and power analysis at low dose levels [J]. Science of the Total Environment, 2005, 346(1):38-47.
- [20] 潘亚林. 应用灰色系统模型提高仪器测量精度[J]. 电子工艺技术, 2002, 23(3):126-127.  
PAN Y L. Improving the precision of instruments based on grey system model [J]. Electronics Process Technology, 2002, 23(3):126-127.

### 作者简介



**张龙**, 2015 年于解放军理工大学获得学士学位, 现为国防科技大学硕士研究生, 主要研究方向为海洋水文仪器及测试技术。  
E-mail: zhanglonglx@163.com

**Zhang Long** received his B. Sc. degree in 2015 from PLA University of Science and Technology. Now, he is a master degree candidate in National University of Defense Technology. His main research interest is marine hydrological instrument and measurement technology.



**叶松** (通讯作者), 2005 年于东南大学获得博士学位, 现为国防科技大学副教授, 主要研究方向为海洋水文仪器及测试技术。  
E-mail: yesong999@hotmail.com

**Ye Song** (Corresponding author) received his Ph. D. from Southeast University in 2005. Now, he is an associate professor in National University of Defense Technology. His main research interest is marine hydrological instrument and measurement technology.