

DOI: 10.13382/j.jemi.B20225898

压力传感器幅频特性不确定度评定方法研究*

丁义凡 姚贞建 李永生

(武汉工程大学电气信息学院 武汉 430205)

摘要:本文提出一种压力传感器幅频特性不确定度评定方法。首先,基于核密度估计法计算压力传感器模型参数的概率密度分布,采用舍选抽样法生成符合概率密度分布的伪随机数;然后,提出一种自适应蒙特卡洛迭代收敛阈值优化方法,实现最优迭代次数的准确估计;最后,基于最优迭代次数,采用自适应蒙特卡洛法对压力传感器幅频特性的不确定度进行评定,得到其最优估计值、标准不确定度和给定置信概率下的不确定度区间。通过压力传感器幅频特性不确定度评定实验验证本文方法的性能。实验结果表明,本文方法得到的压力传感器幅频特性不确定度绝对误差的均值和最大值分别为 8.837×10^{-5} 和 5.103×10^{-3} ,与蒙特卡洛法(实验次数为 100 000)相比分别降低了大约 55% 和 76%,与自适应蒙特卡洛法相比分别降低了大约 67% 和 79%,说明本文方法可以有效地评定压力传感器幅频特性的不确定度。

关键词: 压力传感器;蒙特卡洛法;幅频特性;核密度估计;测量不确定度

中图分类号: TB9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 410.55

Study on uncertainty evaluation method of pressure sensor amplitude-frequency characteristics

Ding Yifan Yao Zhenjian Li Yongsheng

(School of Electrical and Information Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China)

Abstract: A method for evaluating the uncertainty of amplitude-frequency characteristics of pressure sensors is proposed. Firstly, the probability density distribution of the pressure sensor model parameters was calculated based on the kernel density estimation method, and the pseudo-random number conforming to the probability density distribution was generated by the acceptance-rejection method. Then, an adaptive Monte Carlo iteration convergence threshold optimization method is proposed to accurately estimate the optimal iteration number. Finally, based on the optimal number of iterations, the adaptive Monte Carlo method is used to evaluate the uncertainty of the amplitude-frequency characteristics of the pressure sensor, and the optimal estimate value, the standard uncertainty and the uncertainty interval under the given confidence probability are obtained. The performance of the proposed method is verified by the uncertainty simulation of the amplitude-frequency characteristics of the pressure sensor. The results show that the mean and maximum absolute errors of the uncertainty evaluation results of the pressure sensor amplitude-frequency characteristics obtained by the proposed method are 8.837×10^{-5} and 5.103×10^{-3} , respectively, reduced by about 55% and 76% compared with Monte Carlo method (100 000 tests), and reduced by about 67% and 79% compared with adaptive Monte Carlo method, respectively, indicating that the proposed method can effectively evaluate the uncertainty of the amplitude-frequency characteristics of pressure sensors.

Keywords: pressure sensor; Monte Carlo method; amplitude-frequency characteristics; kernel density estimation; measurement uncertainty

收稿日期: 2022-10-10 Received Date: 2022-10-10

* 基金项目: 国家自然科学基金(52005202)、湖北省教育厅科学技术研究项目(Q20221512)、武汉工程大学校内科学基金项目(K2021025)资助

0 引言

压力传感器广泛应用于航空航天、工业制造、铁路交通等领域中的动态压力测量任务,其动态特性的准确表征是保证动态压力测量准确性的关键^[1-3]。作为压力传感器重要的频域特性,幅频特性的变化及其不确定度的大小,对于确定传感器的动态测量应用场合、测量频率范围和评价其工作性能都具有重要意义^[4-5]。然而,受重复测量数据的分布未知和不确定度评定方法的性能差等因素的影响,导致压力传感器幅频特性不确定度评定的可靠性难以保证。

GUM (guide to the expression of uncertainty in measurement, GUM) 是测量不确定度的最常用评定方法,该方法通过建立测量模型,根据不确定度传播规律实现测量结果的不确定度评定^[6-7]。然而,对于传感器幅频特性各个频率的灵敏系数及各输入量的协方差难以求解,因此难以使用 GUM 法评定压力传感器幅频特性的不确定度。王志超等^[8]应用蒙特卡洛法 (Monte Carlo method, MCM) 对压力传感器幅频特性不确定度进行评定,但是 MCM 评定精度受实验次数影响,实验次数不足会导致评定结果精度不足,实验次数过多会降低评定效率^[9]。魏明明^[10]使用自适应蒙特卡洛法 (adaptive Monte Carlo method, AMCM) 评定铂电阻气温传感器的不确定度,对 AMCM 迭代过程中的波动性指标收敛趋势的一般性规律进行了研究。JJF1059.2-2012《用蒙特卡洛法评定测量不确定度》中给出了使用自适应蒙特卡洛法评定测量不确定度的流程,其中将容差值的 1/2 设置为波动性指标的收敛阈值^[11],然而在进行传感器幅频特性不确定度评定时,由于受到不确定度最高数位进位的影响,波动性指标的收敛阈值不可避免地产生突变,导致不确定度评定结果的准确性较低。另外,压力传感器传递函数模型参数的分布未知,现有方法通常根据经验设置为常见的概率分布,如正态分布, t 分布等,致使模型参数样本的真实概率分布与假设分布存在较大差异,影响幅频特性不确定度评定结果的可靠性。

本文提出一种压力传感器幅频特性不确定度评定方法,首先利用核密度估计确定压力传感器传递函数模型参数的概率分布;然后对自适应蒙特卡洛法的波动性指标的收敛阈值进行优化,解决了其在评定幅频特性不确定度过程中,由于收敛阈值突变导致最优实验次数无法准确估计的问题,提高了不确定度评定可靠性;最终得到压力传感器幅频特性的最优估计值、标准不确定度和给定置信概率下的不确定度区间。

1 自适应蒙特卡洛法

AMCM 在评定不确定度时,通过不断增加蒙特卡洛实验次数,直到四项波动性指标均低于收敛阈值^[11]。首先,设置每组蒙特卡洛实验次数 $M = \max\{100/(1-p), 10\ 000\}$,其中 p 为置信概率,不断增加实验组数 h ,根据 $h \times M$ 个输出结果计算前 h 组每组估计值均值的标准差 s_y 、估计值标准差的标准差 $s_{u(y)}$ 、给定置信概率不确定度区间下限 y_{low} 的标准差 $s_{y_{low}}$ 、给定置信概率不确定度区间上限 y_{high} 的标准差 $s_{y_{high}}$,称这 4 个变量为波动性指标,若存在波动性指标大于收敛阈值,则继续增加实验组数 h ,当波动性指标均小于收敛阈值时,实验停止。根据所有实验结果计算最优估计值、不确定度和给定置信概率的不确定度区间^[12]。在 AMCM 中,收敛阈值设定为 $h \times M$ 个输出结果标准差 $u(y)_{h \times M}$ 的容差值 δ 的 1/2, δ 为数值有效数字的最后一位所在数位单位数字的 1/2^[13]。

2 压力传感器幅频特性不确定度评定

2.1 压力传感器传递函数模型

压力传感器通常可以看作单输入-单输出的线性系统,其离散传递函数可表示为^[14]:

$$G(z) = \frac{b_0 z^m + b_1 z^{m-1} + b_2 z^{m-2} + \dots + b_m}{a_0 z^n + a_1 z^{n-1} + a_2 z^{n-2} + \dots + a_n} \quad (1)$$

采用 AMCM 评定幅频特性不确定度时的输入量为传递函数模型参数:

$$\theta = [a_0, a_1, a_2, \dots, a_n, b_0, b_1, \dots, b_m] \quad (2)$$

2.2 伪随机数生成

为了获得压力传感器传递函数模型参数 θ 的概率分布特征,本文采用核密度估计法 (kernel density estimation, KDE) 确定 θ 的概率密度分布。作为一种非参数概率密度估计方法,核密度估计法可以在不利用先验知识,事件概率分布未知的条件下,利用观测到的样本值对数据进行概率密度估计,充分的利用样本数据,获得其分布特征^[15]。

核密度估计的函数表达式为:

$$\hat{f}_d(x) = \frac{1}{Nd} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x - X_i}{d}\right) \quad (3)$$

式中: $X_i (i=1, 2, \dots, N)$ 为观测值, N 为样本数量, d 为窗宽参数, $K(x)$ 为核函数,满足 $\int K(x) dx = 1$ 。

为了获得平滑的概率密度函数曲线,选取高斯函数作为核函数,其表达式如下:

$$K(x) = (\sqrt{2\pi})^{-1} \exp(-x^2/2) \quad (4)$$

核密度估计中窗宽 d 的设置非常重要,若 d 过小会欠拟合,导致估计的概率密度曲线较为粗糙; d 过大则会过拟合,导致估计的概率密度曲线失去细节^[16]。

核函数为高斯函数时,最佳窗宽的计算公式为^[17]:

$$d = 1.06\eta N^{-1/5} \quad (5)$$

式中: η 为观测样本的标准差。

由核密度估计得到 θ 的概率密度后,根据其概率密度函数进行随机抽样,由于其函数曲线不规则,无法得到其表达式。因此,本文采用舍选抽样法获得符合 θ 概率分布的伪随机数^[18]。舍选抽样法的原理如图 1 所示,具体步骤如下:

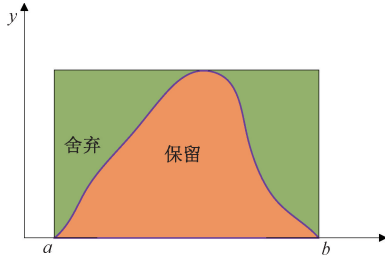


图 1 舍选抽样法原理

Fig. 1 Principles of acceptance-rejection method

步骤 1) 在与指定概率密度分布区间等长的区间 $[a, b]$ 内生成均匀分布的随机数 $x_i = (b - a) \times q_{1i} + a$ 和随机数 q_{1i} 。其中, q_{1i}, q_{2i} 均为在 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的伪随机数。

步骤 2) 对概率密度曲线进行线性插值拟合得到概率密度函数 $f(x)$, 除以 $f(x)$ 的最大值 m , 使得 $f(x)/m \leq 1$ 。

步骤 3) 若 $q_2 > f(x_i)/m$, 则舍弃该随机数, 反之若 $q_2 \leq f(x_i)/m$ 则输出该随机数, 当输出随机数数量达到指定数量 M 时停止舍选。

2.3 收敛阈值优化

使用 AMCM 评定压力传感器幅频特性不确定度的过程中, 由于前 $h \times M$ 次蒙特卡洛实验得到的不确定度 $u(y)_{h \times M}$ 与频率相关, 当某一频率采样点 $u(y)_{h \times M}$ 最高位数字所在数位发生进位时, 该频率点与前一频率点相比, 容差值增大 10 倍, 而波动性指标只产生微小的变化, 导致波动性指标小于收敛阈值所需迭代次数 h 发生锐减, 造成该频率点幅频特性不确定度评定精度不足。反之, 当 $u(y)_{h \times M}$ 最高位数字所在数位发生退位时, 容差值减小为前一频率点的 1/10, 造成实验次数 h 激增, 导致不确定度评定效率降低。针对上述问题, 本文提出了一种新的收敛阈值设置方法。

首先, 根据迭代过程中 $u(y)_{h \times M}$ 的大小设置权重系数, 由权重系数与容差值的乘积来确定收敛阈值,

$u(y)_{h \times M}$ 发生变化时收敛阈值随之变化, 优化之后压力传感器幅频特性不确定度评定过程中收敛阈值在整个频段变化更为连续, 消除了因 $u(y)_{h \times M}$ 进位而引发的收敛阈值突变问题, 具体实现过程如下。

设置 $u(y)_{h \times M}$ 有效数字位数 n_{dig} , $u(y)_{h \times M}$ 的第 1 位有效数字所在数位单位数字以 10 为底的对数 r_1 可表示为:

$$r_1 = \lfloor \lg(u(y)_{h \times M}) \rfloor \quad (6)$$

式中: $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。

根据 $u(y)_{h \times M}$ 的大小设置权重系数 b ($0.1 \leq b < 1$):

$$b = (u(y)_{h \times M}) \times 10^{-(r_1+1)} \quad (7)$$

收敛阈值可表示为:

$$\frac{\gamma}{2} = \frac{b \times 10^{r_1 - (n_{\text{dig}} - 1)}}{2} \quad (8)$$

将优化前后 $u(y)_{h \times M}$ 最高数位发生时的收敛阈值进行对比 ($n_{\text{dig}} = 2$), 结果如表 1 所示。从表 1 中可以看出 $u(y)_{h \times M}$ 从 0.9 增加到 1.0 时, 传统方法的收敛阈值 $\delta/2$ 从 0.002 5 突变为 0.025 0, 增大了 10 倍; 而本文方法的收敛阈值 $\gamma/2$ 由 0.004 5 增加到 0.005 0, 有效避免了突变问题; 而 $u(y)_{h \times M}$ 由 1.0 增加到 1.1, $\delta/2$ 不再发生变化; $\gamma/2$ 由 0.005 0 变为 0.005 5, 增加 0.000 5。以上结果表明提出的优化方法有效避免了收敛阈值突变问题对不确定度评定的影响。

表 1 收敛阈值对比

Table 1 Comparison of convergence threshold value

$u(y)_{h \times M}$	传统方法 ($\delta/2$)	本文方法 ($\gamma/2$)
0.9	0.002 5	0.004 5
1.0	0.025 0	0.005 0
1.1	0.025 0	0.005 5

2.4 确定迭代次数

将模型参数的伪随机数输入压力传感器传递函数模型, 由前两组 ($h = 1, 2$) 蒙特卡洛实验输出的幅频特性的幅值计算收敛阈值 $\gamma/2$, 4 个波动性指标包括前 h 组每组均值的标准差 $s_{\bar{y}}$ 、估计值标准差的标准差 $s_{u(\bar{y})}$ 、给定置信概率不确定度区间下限 y_{low} 的标准差 $s_{y_{\text{low}}}$ 、给定概率不确定度区间上限 y_{high} 的标准差 $s_{y_{\text{high}}}$, 计算公式如下:

$$s_{\bar{y}} = \sqrt{\frac{1}{h(h-1)} \sum_{i=1}^h (\bar{y}^{(i)} - \bar{y})^2} \quad (9)$$

$$s_{u(\bar{y})} = \sqrt{\frac{1}{h(h-1)} \sum_{i=1}^h (u^{(i)}(\bar{y}) - \bar{u}(\bar{y}))^2} \quad (10)$$

$$s_{y_{\text{high}}} = \sqrt{\frac{1}{h(h-1)} \sum_{i=1}^h (y_{\text{high}}^{(i)} - \bar{y}_{\text{high}})^2} \quad (11)$$

$$s_{y_{\text{low}}} = \sqrt{\frac{1}{h(h-1)} \sum_{i=1}^h (y_{\text{low}}^{(i)} - \bar{y}_{\text{low}})^2} \quad (12)$$

式中: $\bar{y}^{(i)}$ 、 $u^{(i)}(\bar{y})$ 、 $y_{\text{high}}^{(i)}$ 、 $y_{\text{low}}^{(i)}$ 分别为第 i 组输出值的均值、标准差、输出值对称不确定度区间上限的值, 输出值对称不确定度区间下限的值; \bar{y} 、 $\bar{u}(\bar{y})$ 、 \bar{y}_{high} 、 \bar{y}_{low} 分别为前 i 组输出均值的均值, 标准差的均值、对称不确定度区间上限的均值、对称不确定度区间下限的均值。

如不满足 $\max\{2s_y, 2s_{u(y)}, 2s_{y_{\text{high}}}, 2s_{y_{\text{low}}}\} < \gamma$, 令 $h = h + 1$ 进行迭代计算, 并更新波动指标和收敛阈值, 直到满足收敛条件, 得到 $h \times M$ 个实验结果。

2.5 不确定度估计

由各个频率点 $h \times M$ 个实验结果得出幅频特性曲线幅值的最优估计值, 标准不确定度和给定置信概率最短区间。以传感器各个频率 $h \times M$ 个幅频特性的均值作为最优估计值为:

$$y = \sum_{i=1}^{h \times M} y^{(i)} / (h \times M) \quad (13)$$

利用贝塞尔公式计算 $h \times M$ 个幅频特性的标准不确定度^[19-20]:

$$u(y) = \sqrt{\frac{1}{(h \times M) [(h \times M) - 1]} \sum_{i=1}^{h \times M} (y - \bar{y})^2} \quad (14)$$

对于非对称概率分布的输出量, 需要计算给定置信概率 p 对应的最短包含区间。当 phM 为整数时, $\alpha = phM$; 否则, α 为 $phM + 0.5$ 的整数部分。将 $h \times M$ 个输出量按照从小到大排序, 求出 $\min_{1 \leq i \leq 1-\alpha} \{y_{i+\alpha} - y_i\}$, 得到置信概率为 p 时的最短包含区间 $[y_i, y_{i+\alpha}]$ 。

不确定度评定流程如图 2 所示。

3 评定实验

当压力传感器系统用二阶传递函数表示时, 输入模型参数 $\theta = [a_1, a_2, b_0, b_1, b_2]$, 通过仿真实验得到 50 组 θ , 各个参数的均值和标准差如表 2 所示。

表 2 参数的均值和标准差

Table 2 The mean and standard deviation of parameters

参数	a_1	a_2	b_0	b_1	b_2
均值	-1.600	0.990	0.210	0.140	0.035
标准差	0.001 0	0.000 8	0.003 0	0.001 5	0.002 0

设置采样频率为 2 MHz, 由 50 组 θ 得到如图 3 所示幅频特性曲线, 从图 3 中可以看出, 50 条曲线在 0 ~ 190 kHz 和 220 ~ 390 kHz 分散度较小, 在传感器谐振频率附近 190 ~ 220 kHz 分散度明显增大, 且越接近谐振频率幅频特性曲线的分散度越大。首先, 根据式(5)求得 5 个参数的最优窗宽, 然后, 对其概率密度进行估计, 估计结果如图 4 所示。

根据 5 个模型参数的概率密度曲线, 利用线性插值

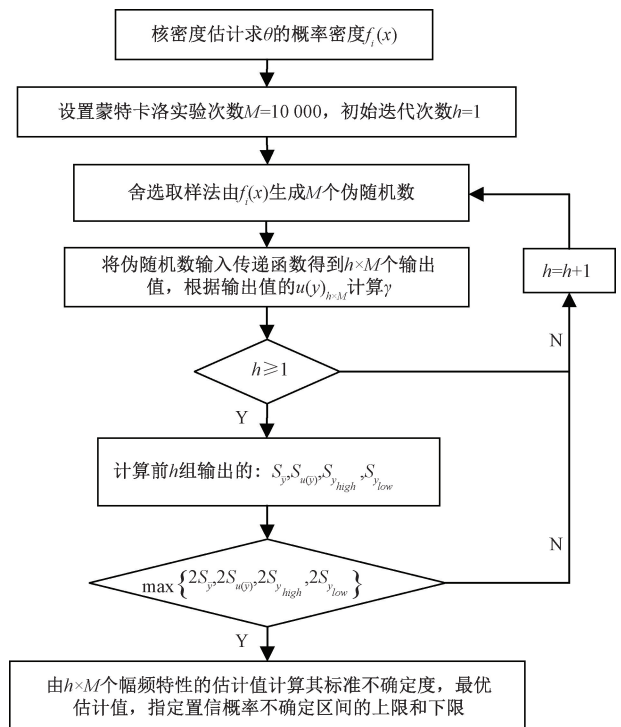


图 2 不确定度评定流程

Fig. 2 Uncertainty assessment process

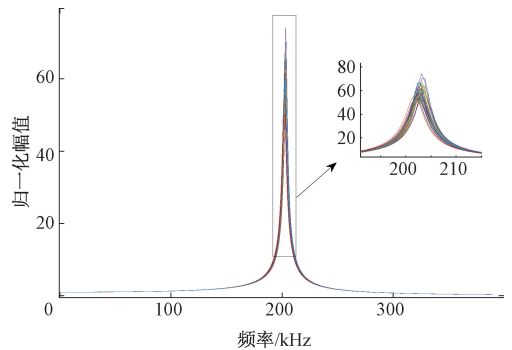


图 3 50 组参数产生的幅频特性曲线

Fig. 3 Amplitude-frequency characteristic curves generated by 50 sets of parameters

拟合得到 5 个概率密度函数 $f_i(x)$, ($i = 1, 2, 3, 4, 5$), 然后采用舍选抽样法根据 $f_i(x)$ 分别生成 $M = 10\ 000$ 个伪随机数, 伪随机数的生成结果如图 5 所示。

将伪随机数输入传感器传递函数模型, 由前两组实验的幅频特性幅值输出结果计算收敛阈值 $\gamma/2$ 和 4 个波动性指标, 当波动性指标均小于收敛阈值时, 迭代停止。得到各频率点符合收敛条件的 $h(f) \times M$ 个幅频特性结果, 其中, f 为频率, $h(f)$ 为该频率迭代次数。最后, 得到各频率点幅频特性的最优估计值, 不确定度, 给定置信概率下不确定度区间。

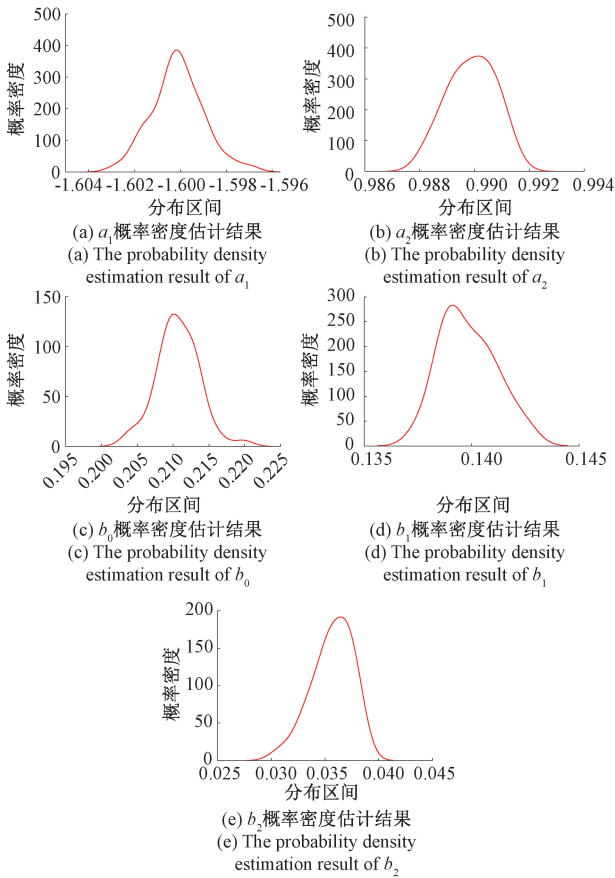


图 4 参数概率密度估计结果

Fig. 4 Parameter probability density estimation results

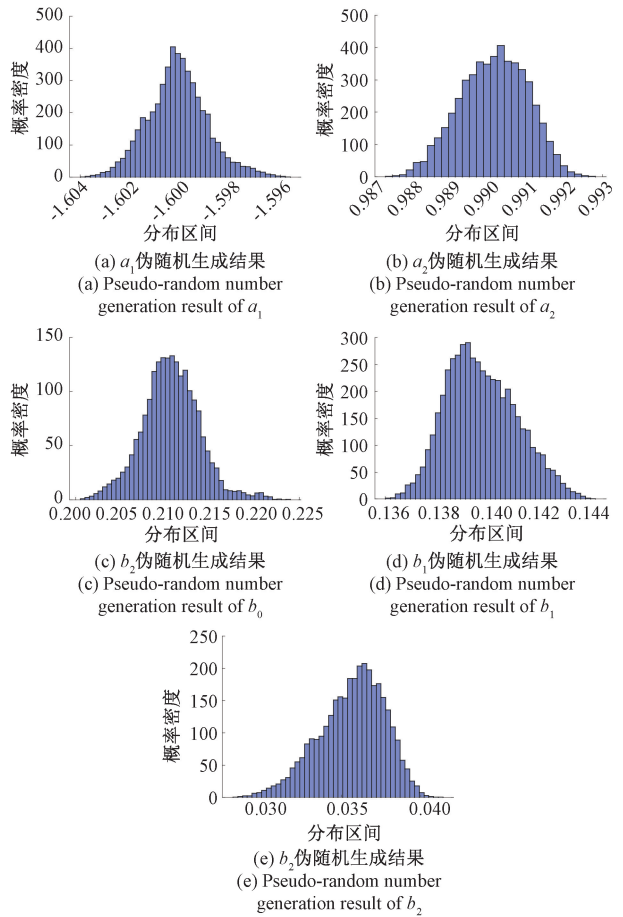


图 5 伪随机数生成结果

Fig. 5 Pseudo-random number generation result

运用贝塞尔公式得到幅频特性曲线标准不确定度如图 6 所示,将幅频特性曲线各频率点幅值均值作为最优估计值,求得 95% 置信概率不确定度区间。结果如图 7 所示。图中幅频特性不确定度,给定置信概率下不确定度区间越靠近谐振频率值越大,曲线的分散度越高,与 50 条样本曲线的分散度具有相同趋势。

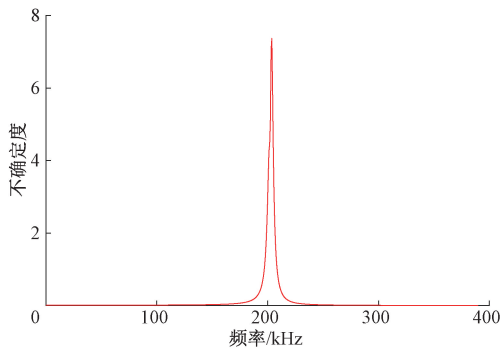


图 6 幅频特性标准不确定度

Fig. 6 Standard uncertainty of amplitude-frequency characteristics

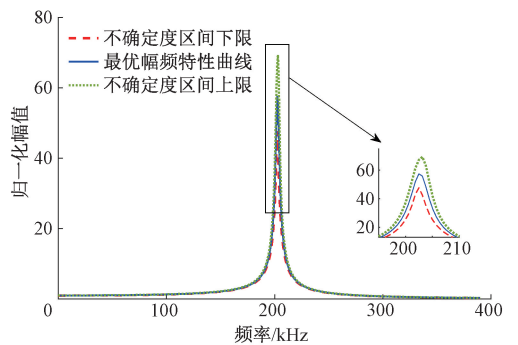


图 7 幅频特性最优估计值和不确定度区间

Fig. 7 The optimal estimator of amplitude-frequency characteristics and its uncertainty interval

本文方法与 AMCM 各个频率点波动性指标收敛次数对比情况如图 8 所示。由图 8 可以观察到,本文方法迭代次数最大值仅为 92 次,改善了大约在 180~283 kHz 频段 AMCM 迭代次数 h 发生严重突变的问题。迭代次数的最大值所在频率约为 205.1 kHz,该频率处不确定度 4 项波动性指标的收敛状况如图 9 所示。

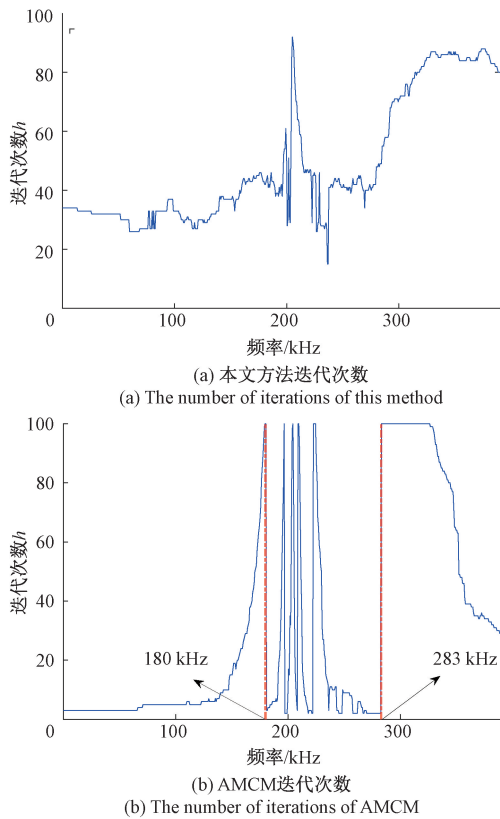


图 8 两种方法迭代次数对比

Fig. 8 The iteration times of the two methods were compared

由图 9 可以看出, 4 项波动性指标 ($s_y, s_{u(\gamma)}, s_{y_{high}}, s_{y_{low}}$) 收敛速度随着迭代次数的增加而变慢。 $s_y, s_{u(\gamma)}, s_{y_{low}}$ 分别在第 6、7、11 满足收敛条件, $s_{y_{high}}$ 收敛较慢, 当迭代次数 h 到达 92 次时 $s_{y_{high}}$ 满足收敛条件, 实验结束。该频率点处幅频特性的概率分布及评定结果如图 10 所示。

图 10 表明该频率点幅频特性分布为非对称分布, 最优估计值为 32.666, 不确定度为 4.311 1, 95% 置信概率不确定度区间为 [24.906, 41.186]。

为了验证本方法的有效性, 分别利用 MCM (实验次数为 100 000) 和 AMCM 评定压力传感器幅频特性的不确定度; 并将 1 000 000 次蒙特卡洛实验的评定结果视为幅频特性不确定度的真值, 分别计算 MCM、AMCM、本文方法评定结果的绝对误差, 如图 11 所示。

由图 11 可以看出, AMCM 由于收敛阈值突变问题, 导致不确定度的绝对误差出现严重波动, 在部分频率点处不确定度的绝对误差较大。而 MCM 中由于实验次数恒定, 所得不确定度的绝对误差变化最平稳, 但不确定度的绝对误差仍然较大。对比而言, 本文方法得到的不确定度绝对误差在大部分频率点明显小于其他两种方法。

3 种方法得到的压力传感器幅频特性不确定度绝对误差的均值和最大值如表 3 所示。从表 3 中可以看出,

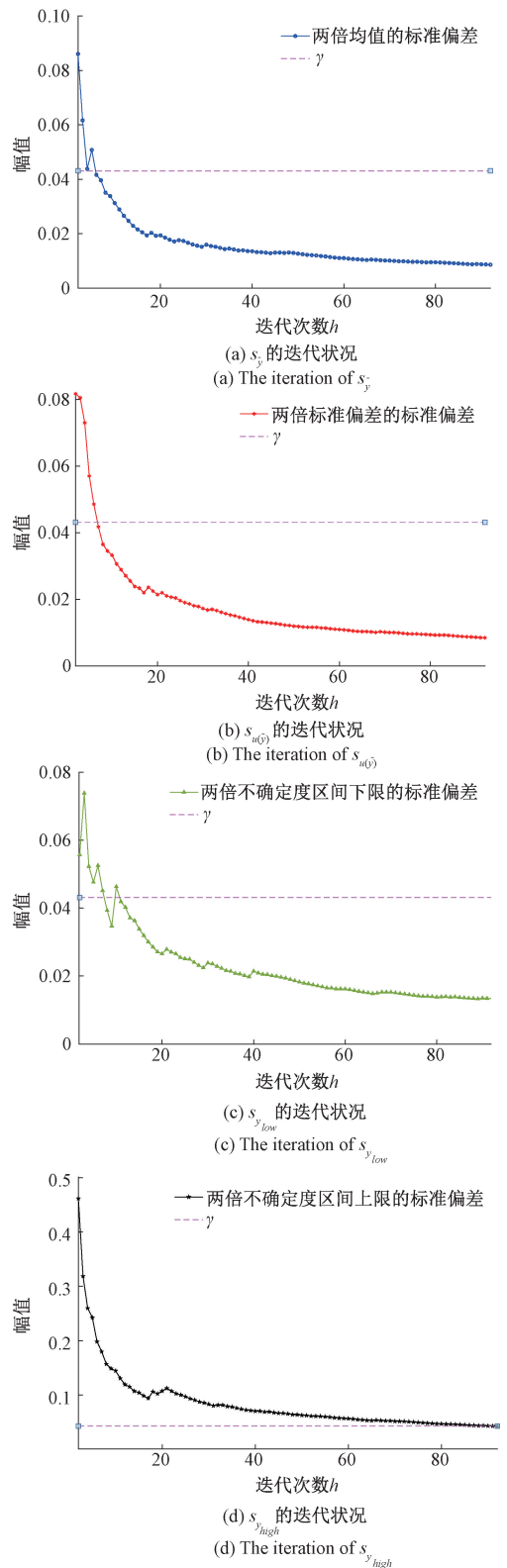


图 9 4 项波动性指标收敛状况

Fig. 9 Convergence status of four volatility indicators

使用本文方法评定的不确定度的绝对误差均值和最大值分别为 8.837×10^{-5} 和 5.103×10^{-3} , 与 MCM 相比分别降

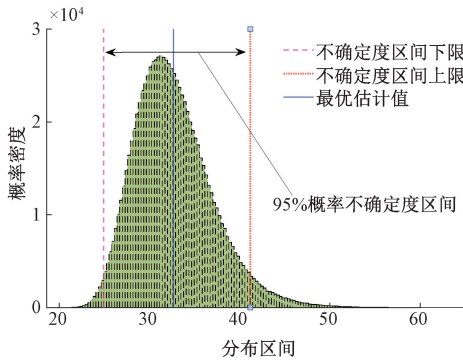


图 10 频率 205.1 kHz 处输出幅频特性概率分布
Fig. 10 Frequency 205.1 kHz output value amplitude frequency characteristic probability distribution

低了大约 55% 和 76%，与 AMCM 相比分别降低了大约 67% 和 79%。说明本文方法改进收敛阈值后得到的蒙特卡洛实验次数更为合理，有效减少幅频特性不确定度的评定误差。

表 3 绝对误差均值和最大值

Table 3 Mean and maximum absolute error

方法	绝对误差均值	绝对误差最大值
MCM	1.963×10^{-4}	2.094×10^{-2}
AMCM	2.685×10^{-4}	2.404×10^{-2}
本文方法	8.837×10^{-5}	5.103×10^{-3}

4 结 论

本文提出了一种不确定度评定方法，利用核密度估计获得参数模型的概率分布特征，避免了对小样本参数模型的主观假设，优化了收敛阈值的设置方法，解决了 AMCM 在对动态参数进行不确定度评定时发生的精度突变问题。对传感器动态模型幅频特性曲线的不确定度进行评定，并求出最优估计值以及给定置信概率下的不确定度区间。将本文方法不确定度评定结果的绝对误差的与 MCM(进行 100 000 次实验)和 AMCM 进行对比，结果表明本方法造成的绝对误差值的均值和最大值均为最小，证明了本文方法的有效性。

参考文献

[1] WANG X, JIANG J, WANG S, et al. All-silicon dual-cavity fiber-optic pressure sensor with ultralow pressure-temperature cross-sensitivity and wide working temperature range [J]. Photonics Research, 2021, 9(4): 521-529.
[2] 马泽, 张志杰, 张润哲. 压力传感器动态校准系统的不确定度分析 [J]. 测试技术学报, 2018, 32 (5):

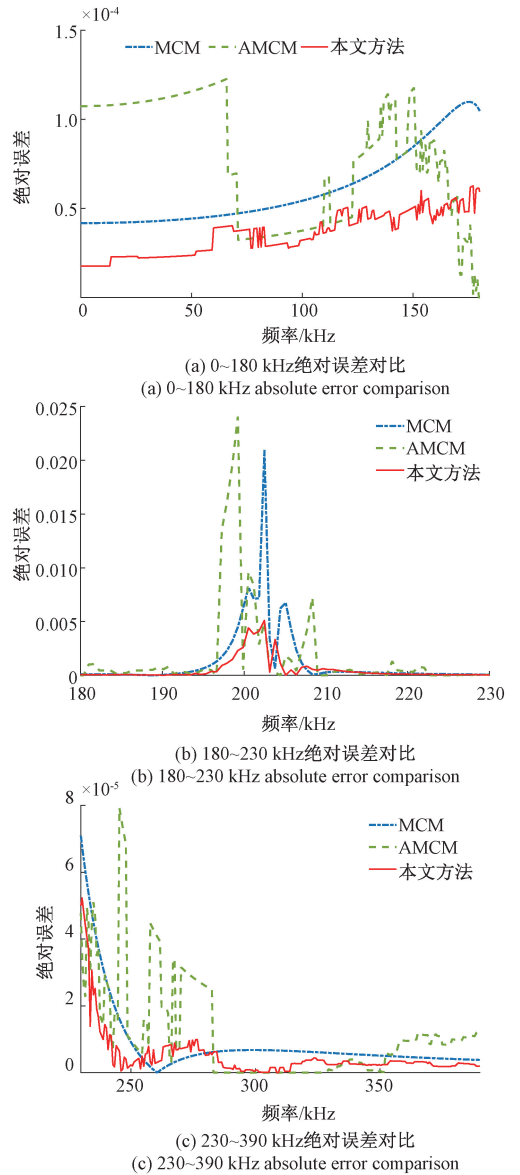


图 11 不确定度绝对误差对比

Fig. 11 Uncertainty absolute error comparison

416-421.

MA Z, ZHANG ZH J, ZHANG R ZH, et al. The uncertainty analysis of dynamic calibration system for pressure Sensor [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2018, 32 (5) : 416-421.

[3] 姚贞建, 王中宇, 王辰辰, 等. 压力传感器动态特性参数不确定度评定 [J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44 (8) : 1672-1681.

YAO ZH J, WANG ZH Y, WANG CH CH, et al. Uncertainty evaluation for dynamic characteristic parameters of pressure sensors [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics, 2018, 44 (8) : 1672-1681.

[4] 李强, 王中宇, 王卓然. 压力传感器动态校准不确定

- 度评定[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41 (5): 847-856.
- LI Q, WANG ZH Y, WANG ZH R. Uncertainty evaluation for the dynamic calibration of pressure transducer [J]. Journal of Beijing University of Astronautics, 2015, 41 (5): 847-856.
- [5] 马泽. 动态压力测试系统及校准实验平台的不确定度研究[D]. 太原: 中北大学, 2018.
- MA Z. Research on uncertainty of dynamic pressure testing system and calibration experiment platform[D]. Taiyuan: North University of China, 2018.
- [6] 李霞, 戚宁武, 张松, 等. 自适应蒙特卡洛法和 GUM 法在加油机测量不确定度评定中的比较研究[J]. 工业计量, 2017, 27 (S2): 70-73.
- LI X, QI N W, ZHANG S, et al. Comparative study on adaptive Monte Carlo method and GUM method in evaluating the measurement uncertainty of fuel dispenser [J]. Industrial Measurement, 2017, 27 (S2): 70-73.
- [7] 程银宝, 陈晓怀, 王汉斌, 等. 基于精度理论的测量不确定度评定与分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30 (8): 1175-1182.
- CHENG Y B, CHEN X H, WANG H B, et al. Measurement uncertainty estimation and analysis based on accuracy theory [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30 (8): 1175-1182.
- [8] 王志超, 张志杰, 赵晨阳. 压力传感器的模型不确定度研究[J]. 测试技术学报, 2020, 34 (1): 54-60.
- WANG ZH CH, ZHANG ZH J, ZHAO CH Y. Research on model uncertainty of pressure sensor [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2020, 34 (1): 54-60.
- [9] 魏明明. 蒙特卡洛法与 GUM 评定测量不确定度对比分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32 (11): 17-25.
- WEI M M. Comparative analysis of measurement uncertainty evaluation with Monte Carlo method and GUM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32 (11): 17-25.
- [10] 魏明明. 自适应 MCM 的波动性指标收敛趋势分析[J]. 计量学报, 2019, 40 (3): 530-537.
- WEI M M. Analysis of convergence trend of adaptive MCM volatility index [J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40 (3): 530-537.
- [11] 国家质量监督检验检疫总局. JJF1059.2-2012 用蒙特卡洛法评定测量不确定度[S]. 北京: 中国质检出版社, 2013.
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China. JJF1059.2-2012 Monte Carlo Method for Evaluation of Measurement Uncertainty[S]. Beijing: Standards Press of China, 2013.
- [12] ZHU J, KOROCHENTSEV V I, CHEN B, et al. Metering method and measurement uncertainty evaluation of underwater positioning system in six degrees of freedom space [J]. IEEE Access, 2020, 8: 21703-21716.
- [13] TOLIC I, MILICEVIC K, TOKIC A. Measurement uncertainty of transmission line resistance calculation using 'Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement' and adaptive Monte-Carlo method [J]. IET Science, Measurement & Technology, 2017, 11 (3): 339-345.
- [14] YAO Z J, WANG Z Y, FORREST J Y L, et al. Empirical mode decomposition-adaptive least squares method for dynamic calibration of pressure sensors [J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28, 045010.
- [15] 邓飙, 于传强, 李天石, 等. 基于估计点的双窗宽核密度估计算法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32 (3): 615-620.
- DENG B, YU CH Q, LI T SH, et al. Dual-bandwidth kernel density estimation algorithm based on estimate points [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32 (3): 615-620.
- [16] 张旭, 黄亦翔, 张旭东, 等. 基于 Kullback-Leibler 距离的起重机回转系统健康评估[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35 (2): 25-32.
- ZHANG X, HUANG Y X, ZHANG X D, et al. Kullback-Leibler distance based health performance evaluation for rotary system of crane truck [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (2): 25-32.
- [17] KAMALOV F. Kernel density estimation based sampling for imbalanced class distribution [J]. Information Sciences, 2020, 512: 1192-1201.
- [18] 王丙参, 魏艳华, 孙永辉. 利用舍选抽样法生成随机数[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2013, 30 (6): 86-91.
- WANG B C, WEI Y H, SUN Y H. Generate random number by using acceptance rejection method [J]. Journal of Chongqing Normal University: Natural Science Edition, 2013, 30 (6): 86-91.
- [19] 郑科. 液体火箭发动机推力矢量测量不确定度评定方法研究[D]. 北京: 中国运载火箭技术研究院, 2021.
- ZHENG K. Research on uncertainty evaluation method if liquid rocket engine thrust vector measurement [D]. Beijing: China Academy of Launch Vehicle

Technology, 2021.

- [20] 梁天琪. 热电厂超低排放 CEMS 应用及测量不确定度研究[D]. 杭州: 中国计量大学, 2020.

LIANG T Q, Application and measurement uncertainty study of ultra-low emission CEMS in thermal power plants[D]. Hangzhou: China Jiliang University, 2020.

作者简介



丁义凡, 2020 年于许昌学院获得学士学位, 现为武汉工程大学硕士研究生, 主要研究方向为压力传感器动态校准及测量不确定度评定方法。

E-mail: apple796413@163.com

Ding Yifan received his B. S. degree from Xuchang University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate in Wuhan Institute of Technology. His main research interests

include dynamic calibration of pressure sensors and evaluation method of measurement uncertainty.



姚贞建(通信作者), 2013 年于燕山大学获得学士学位, 2018 年于北京航空航天大学获得博士学位, 现为武汉工程大学讲师, 硕士研究生导师, 主要研究方向为激波管动态压力测试计量、测量不确定度评定。

E-mail: yao_buaa@126.com

Yao Zhenjian (Corresponding author) received his B. S. degree from Yanshan University in 2013, and the Ph. D. degree from Beihang University in 2018, respectively. Now he is a postgraduate supervisor in Wuhan Institute of Technology. His main research interests include dynamic pressure measurement in shock tube and evaluation of measurement uncertainty.