DOI: 10.3901/JME.2013.04.106

基于滑动分块 Bootstrap 方法的非结构道路谱 α -稳定分布参数区间估计与重构^{*}

丛楠¹ 尚建忠¹ 任焱晞²

(1. 国防科技大学机电工程与自动化学院 长沙 410073;

2. 工程装备系统研究所 北京 100093)

摘要: 采用对称 α -稳定分布模型来描述非结构路面谱的非高斯幅值分布特性。针对实际路谱采集作业中路段长度有限、道路自身特性多样等因素对重构路谱准确性的不利影响,使用空间滑动 Bootstrap 重抽样,得到采集谱稳定分布参数的估计区间,进而基于稳定分布序列生成理论并考虑道路模拟试验的实际限制,使用有幅值截断的稳定分布序列,重构出具有随机稳定分布特征且适用于台架试验的非结构道路重构谱。通过对某工程车的试验场道路重构的实际应用,验证了所提出的非结构道路谱参数区间估计以及路谱重构方法的有效性和实用性。为开展车辆的非结构道路模拟试验乃至车辆的虚拟行驶疲劳试验提供了一种道路谱时域重构的可靠方法。

关键词: 道路谱 Bootstrap 稳定分布 非结构道路 非高斯 道路模拟 区间估计

中图分类号: U467

Unstructured Road Spectrum α -stable Distribution Parameters Interval Estimation and Reconstruction Based on Moving Block Bootstrap Method

CONG Nan¹ SHANG Jianzhong¹ REN Yanxi²

(1. College of Mechanical Engineering and Automation,

National University of Defense Technology, Changsha 410073;

2. System Institute of Engineering Equipment, Beijing 100093)

Abstract: Symmetrical α -stable distribution is used to express the amplitude non-Gaussian characteristics of the unstructured road spectrum. In the in-situ road spectrum collection implementation, the route length limitation and road surface diversity may decrease the spectrum accuracy. The moving block bootstrap confidence interval estimation method is adopted to estimate the interval of the stable distribution parameters. According to both the stable distribution random series generation theory and the simulation capability of road simulation test bench, the reconstructed spectrum is composed by the amplitude truncated stable distribution random series. The validity and practicality of proposed methods are verified by reconstructing the spectrum of an off-highway vehicle riding through a test ground. An effect time domain road spectrum reconstruction method is provided for the unstructured road simulation and virtual reliability test.

Key words: Road spectrum Bootstrap Stable distribution Unstructured road Non-Gaussian Road simulation Interval estimation

0 前言

非结构道路行驶试验是评价车辆,特别是特种车辆行驶可靠性的必要手段。利用室内道路模拟试

验台架开展的模拟行驶试验,可在更短的时间内、以更节省和更安全的形式实现与外场试验相似的评价目标,目前已成为开展非结构道路行驶试验的一种新手段^[1]。作为模拟试验输入的道路谱(或等效道路谱^[2]),其对非结构路面激励特征描述的准确程度,直接影响着模拟试验相比实际行驶试验结果的可信度。

^{*} 国家部委资助项目(203020102)。20120503 收到初稿,20121228 收到修改稿

由于非结构路面的多样性和复杂性, 目前并未形成统一的标准或技术规范用于对描述其对车辆的激励。因此, 当开展非结构道路模拟试验时, 须事先对所需模拟的路段进行实车采谱^[3]。对于已采集到的路谱, 按照将其重构并输入台架时所模拟的谱特征的不同来划分, 主要可分为时域复现、频域(功率谱)模拟和幅值分布模拟三个大类。其中, 时域复现即将采集时域历程经简单预处理后直接循环复用, 该方法由于对采集路段长度和数据存储设备都有较高要求, 一般较少被采用。频域模拟是指将采集到的车辆响应先以功率谱密度的形式记录, 在后续进行道路模拟时, 经由白噪声滤波^[4]或谐波叠加^[5]等方法, 重构出试验所需的时域激励信号。频域模拟法由于其物理意义明确且能够方便地重构出任意长度的时域激励, 目前已在模拟较“平稳”的结构道路上得到了广泛的应用。然而, 由于该方法属基于高斯假设的时域还原(即还原出时域激励的幅值是满足高斯分布的)方法, 并不适用于重构因含有较多高幅值冲击而具有显著非高斯特征的非结构道路谱^[6]。

本文采用对称 α -稳定分布模型来描述非结构路面谱的非高斯幅值分布特征^[7], 并根据该特征重构出道路模拟所需的时域激励。从前述采集谱时域复现分类方法上看, 属于对采集谱的幅值分布模拟。考虑到幅值分布参数对车辆寿命的极大影响, 使用 Bootstrap 方法, 尽可能地对采集谱进行数据挖掘, 得到对称 α -稳定分布模型中各参数的区间估计, 从而避免了在有限的采集路面条件下, 路面自身条件的不确定性对该采集路面谱代表性带来的负面影响。进而通过使用稳定分布序列的生成方法, 随机化地生成具有指定分布特征的稳定分布参数的子“路段”, 并将此若干子“路段”连接, 重构出模拟试验所需的路谱, 实现了一种新的非结构道路重构方法。

1 非结构道路谱的对称 α -稳定分布特征

不同于普通结构化铺装道路, 非结构道路往往能够给予车辆更多更大的冲击样激励, 其在时域谱上表现为更频繁的冲击, 幅值分布体现出具有一定峰度及“厚尾”的非高斯特征。大量研究表明^[8], 对于存在着大量突变(冲击)因素的非高斯随机信号, 往往均能由 α -稳定分布准确地描述。 α -稳定分布本身是一类四参数分布, 其特性可以由特征

指数 $\alpha \in (0, 2]$ 、对称系数 $\beta \in (-1, 1)$ 、分散系数 $\gamma \in \mathbf{R}^+$ 以及位置系数 $\delta \in \mathbf{R}$ 完全确定。对于车辆轮轴处的加速度响应谱, 不妨假设其幅值相对平衡位置对称, 此时非结构道路谱满足对称参数 $\beta=0$ 的对称 α -稳定(Symmetric α -stable, S α S)分布。S α S 是一类广义化的高斯分布, 高斯分布是当 $\alpha=2.00$ 时的特例。图 1 显示了在相同“分散系数”下的满足 $\alpha=1.95$ 的对称稳定分布序列与高斯序列之间的显著差异。进一步分析可知, 在忽略路面自身高程变化的前提下, 车辆在行驶全程中并无累加的垂向加速度, 且对采集谱的去直流分量操作进一步保证了加速度谱的位置参数 δ 亦应为 0。由此, 对于该加速度的幅值分布特征, 仅由含有 α 、 γ 两参数的 S α S 即可完全定义。

图 1 相同分散系数下的 S α S 序列与高斯序列

对于位置参数亦为 0 的 S α S 序列 X , 使用负阶矩法(又称为森克函数法)可快速地计算两系数的估计值 $\hat{\alpha}$ 与 $\hat{\gamma}$ 。其中, 特征指数估计值 $\hat{\alpha}$ 由式(1)隐式地解出

$$\text{sinc}(p\pi/\alpha) = \frac{\sin(p\pi/\alpha)}{p\pi/\alpha} = \frac{2 \tan(p\pi/2)}{p\pi E(|X|^p) E(|X|^{-p})} \quad (1)$$

式中 p —— 分数阶次, 可任取 $0 < p < \min(\alpha, 1)$

$E(|X|^p)$ —— 序列 X 的分数阶矩

进而, 分散系数的估计值 $\hat{\gamma}$ 可由式(2)计算

$$\hat{\gamma} = \sqrt[p]{\frac{\sqrt{\pi} \hat{\alpha} E(|X|^p) \Gamma(-p/2)}{2^{p+1} \Gamma\left(\frac{p+1}{2}\right) \Gamma(-p/\hat{\alpha})}} \quad (2)$$

式中, $\Gamma(\cdot)$ 为Gamma 函数。

2 道路谱稳定分布特征的空间滑动分块 Bootstrap 区间估计

使用前述分数阶矩法仅能够根据有限(往往仅有 1~2 km)道路采集数据得到分布参数的点估计值。由图 1 可知, 分布特征本身对路谱幅值分布(进而对车辆寿命)有着极大影响。由于路面条件自身具有多样性与时变性, 如将参数的点估计值直接用于道路模拟试验(模拟行程数千至数万公里), 将有很高的风险使得模拟试验结果远离实际。为了使辨识出的参数能够更准确地反映实际路况, 本文使用 Bootstrap 方法(自助法)对前述稳定分布参数进行置信区间估计, 量化地表示出道路本身的随机性, 从而保证在进行模拟试验的道路能够复现出具有足够

代表性的路谱。

Bootstrap 基本思想^[9]如图 2 所示: 设独立同分布的随机样本 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是来自于某未知的总体分布 F , $\theta = \theta(F)$ 为总体分布 F 的某个分布特征, $\theta(\cdot)$ 可以是简单统计量到各种复杂运算的任何运算或操作(本文中 $\theta(\cdot)$ 即具体指式(1)、(2)所示的稳定分布参数计算)。 $\hat{\theta} = \theta(X)$ 是 θ 的基于样本 X 的估计。Bootstrap 方法既是根据该数量有限的观测样本(原生样本) $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 来给出 $\hat{\theta}$ 的估计精度、置信区间等指标的一种有放回的重抽样方法。该方法不对未知总体分布 F 做任何假设, 通过对观测数据 X 进行有放回的再抽样从而产生大量的再生样本 $X_i^* = \{x_{i1}^*, x_{i2}^*, \dots, x_{im}^*\} (i=1, 2, \dots, B)$, 从而将小样本问题转换为大样本问题来模仿未知分布, 通过对再生样本使用相同算子 $\theta(\cdot)$, 得到一组再生样本的估计 $\hat{\theta}_i^* = \theta(X_i^*) (i=1, 2, \dots, B)$, 进而基于 $\hat{\theta}_i^*$ 开展一系列的统计工作。概括来说, 基于 Bootstrap 的区间估计由采样、重抽样、计算再生估计量、统计推断四个步骤组成。

图2 Bootstrap 方法基本原理

为了顺利地使图2所示的经典Bootstrap方法应用于本文所述的道路谱参数估计, 除了再生估计量的计算方法已由式(1)、(2)确定之外, 其余三个步骤均需要根据道路谱采集与处理的实际需求对原始算法做出相应的修改。

2.1 伪观测样本

由于采谱次数非常有限(往往是单次), 严格来

说, 一次采谱只能得到一个样本, 无法使用包括 Bootstrap 在内的任何方法进行统计推断工作。然而由于采集对象是一段道路, 在不改变道路性质的前提下, 可将其分成若干“子路段”, 从而人为增加观测样本的数量。为了区分此以子路段为样本的观测, 将原观测样本集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 改写为

$X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 。显然, 从提高统计推断的精确性出发, 希望此“子路段”的数量尽可能得大, 但由于采集路段自身长度有限, 如果无限制地增加分段数量将不可避免地使原“不改变道路性质”的前提假设失效, 从而导致稳定参数辨识误差过大, 进而引起 Bootstrap 方法失效。

在本文中, “道路性质”特指道路是否满足稳定分布, 更进一步, 特指使用如式(1)、(2)所示的参数辨识方法, 能否在将一段道路分段后, 仍然能够准确地辨识出其原有参数。为了考察文中所述稳定分布参数辨识方法的辨识精度与数据(分段)长度的关系, 定义辨识结果的中误差(方均根误差 E_{rms} 以及相对中误差(相对方均根误差 E_{r-rms})分别为

$$E_{rms-\hat{\theta}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{\theta}_i - \theta)^2} \quad (3)$$

$$E_{r-rms-\hat{\theta}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{\hat{\theta}_i - \theta}{\theta} \right)^2} \quad (4)$$

式中 $\hat{\theta}_i|_{\alpha, \gamma}$ —— 各分段估计值

$\theta|_{\alpha, \gamma}$ —— 被辨识参数的理论真值

使用以下方法验证数据长度影响: ① 产生一足够长的具有特定参数的稳定分布随机序列, 使其参数相对抽取的伪观测样本而言是“平稳”的; ② 从序列中随机抽出若干组具有指定长度的子序列作为伪观测样本; ③ 对各子序列进行参数辨识; ④ 按照式(3)、(4)评估辨识精度。

显然, 步骤④中的辨识精度仅对步骤③中采用何种辨识方法有意义, 本文中, 对于式(1)、(2)所示的辨识方法, 路段长度对该辨识方法的影响可由如下计算获得。

考虑到可能出现的道路谱 $S\alpha S$ 分布参数, 分别令 α 在 $[1.05, 1.95]$ 、 γ 在 $[0.1, 1]$ 区间内变化, 对应每个参数取值, 从一长度为 10^6 的序列中, 抽取长度依次为 10^2 、 10^3 与 10^4 的子序列各 50 组, 辨识参数并计算两参数的 E_{rms} 及 E_{r-rms} 值, 其结果如图 3 所示。

由图 3 可知, 对 α 与 γ 估计的均方误差 E_{rms} 误差基本不受对方影响(图 3a、3c): 对 α 而言, 在任何分段长度下, 当其接近 2 而呈现出近正态分布时, 均能得到相对较好的估计; 对于 γ , 则其数值越小, 均方误差越小。对于相对均方误差 E_{r-rms} (图 3b、3d): 两参数的估计误差明显受到 α 的影响, 也表现为 α 越接近 2 时, 相对误差越小。总体而言, 由图 3 可以清楚地看到分块长度不同, 同一估计误差的显著

图 3 分块长度对参数辨识精度的影响

区别——辨识精度随着分段长度的增加而显著提高。为了更清晰地说明精度提高与分段长度的关系, 人为设定两组分布参数 ($\alpha=1.4$, $\gamma=1.0$) 以及 ($\alpha=1.8$, $\gamma=0.2$), 在不同分块长度下, 其辨识结果相对均方误差 E_{r-rms} 值的变化情况如图 4 所示。

图4 两组参数下数据长度对相对中误差的影响

由式(5)可知,在双对数坐标下,无论何种分布参数,辨识精度与分段长度间呈现近似线性关系,其近似拟合计算式为

$$E_{r-rms-\alpha,\gamma} \approx 10^{\lg 1.5 - 0.55 \lg N_r} \quad (5)$$

由式(5)可知,如将由分段长度过短所引起的辨识误差控制在1%以内定义为没有“改变道路性质”,则用于计算的分段长度不小于 $N_{r-\min} \approx 20\ 000$ 。例如,假设原始采集谱为空间采样频率 $f_d = 100\text{ m}^{-1}$ 的采集信号,则每一子路段长度不小于 200 m 时,才能将由辨识算法自身的估计误差对 Bootstrap 估计误差的影响降至可接受的程度。

2.2 滑动分块 Bootstrap 重抽样

在图2所示的普通 Bootstrap 方法中,其要求各样本 x_i 间是独立同分布的,对于路面谱这类空间(时间)相关、非独立同分布样本 X_i ,在使用普通自助法进行重抽样时,须将其进行分块处理,从而最大程度地避免普通自助法失效^[9-10]。与普通自助法不同,分块自助法需要预先对原始时间序列数据进行以“块”为单位进行预处理,并以块作为产生再生样本的基本单位。根据分块方法的不同,先后产生了无重叠分块 Bootstrap(Nonoverlapping block bootstrap, NBB, 1986 年)法^[11]、滑动分块 bootstrap(Moving block bootstrap, MBB, 1989 年)法^[12]、循环分块 Bootstrap(Circular block bootstrap, CBB, 1992 年)法^[13]以及平稳 Bootstrap(Stationary bootstrap, 1994 年)法^[14]。其中,前三种方法较为近似,皆使用固定长度的分块长度,仅在分块时各子块间有无重叠、是否对原始序列进行首尾相接处理等稍有差别,相较最简单的 NBB 方法,后两者具有更高的估计精度;较晚出现的平稳 Bootstrap 方法使用具有几何分布的分块长度及随机化的分块起点,以保证分块后的各子块的平稳性。然而,研究表明^[15],在分块长度相近的条件下,平稳 Bootstrap

估计的方差总是 2 倍于 NBB 方法,3 倍于 MBB 以及 CBB 法。故本文选用 MBB(CBB)方法作为处理路谱的重抽样方法。

如图5所示,MBB 重抽样方法的基本思路如下。

(1) 根据观测样本 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$, 取分块长度 b , 依次构建各分块 $Z_j = \{X_j, X_{j+1}, \dots, X_{j+b-1}\}$, 其中, $j = 1, 2, \dots, N-b-1$ 。生成观测分块 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_q\}$, $q = N-b-1$ 。

(2) 从 Z 中有放回地随机抽取 l 个,生成再生样本 $Z^* = \{Z_1^*, Z_2^*, \dots, Z_l^*\}$, 其中 $l = \lfloor N/b \rfloor$ ($\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整)。则对于给定的观测样本 $X_N = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$, 新抽取的各 Z_i^* 之间可认为是独立同分布的。

(3) 定义 $X^* = \{X_1^*, X_2^*, \dots, X_{bl}^*\} = \{Z_1^*, Z_2^*, \dots, Z_l^*\}$, 则组成了长度为 $b \cdot l \approx N$ 的再生样本 X^* 作为估计对象。

(4) 重复步骤(2) B 次,即可得到 B 个再生样本,用于进行区间估计。

从以上步骤可知,块长 b 的选取会对估计结果有直接的影响,根据文献[15],块长 b 与观测样本数量 N 有关,由于路谱的(伪)观测样本数量较少且上节中的最小观测样本长度保证了各伪观测样本间足够的“独立性”,故本文按式(6)取经验值

$$b_{thmb} = \lfloor \sqrt[3]{N} \rfloor \quad (6)$$

图5 滑动分块 Bootstrap 重抽样

2.3 Bootstrap 区间估计

在经滑动分块 Bootstrap 重抽样方法生成了的再生样本集合 $X^* = \{X_1^*, X_2^*, \dots, X_B^*\}$ 的前提下,即可分别计算出各再生统计量的集合 $\hat{\theta}^* = \{\hat{\theta}_1^*(X_1^*),$

$\hat{\theta}_2^*(X_2^*), \dots, \hat{\theta}_B^*(X_B^*)\}$ 。基于 $\hat{\theta}^*$ 及其经验概率密度分布曲线, 则可推断出各参数满足的概率分布类型并计算其分布区间。

一般地, 对于无边界条件限制的统计量(如样本均值), 经过 Bootstrap 重抽样, 往往能得到呈正态分布的再生统计量集合, 使用基于正态分布的 Bootstrap 区间估计(称作标准 Bootstrap 区间估计, BSN)方法即可得到理想的估计区间。然而, 由前述内容可知, 稳定分布的特征参数均受限制(特别地对于道路谱, 其稳定分布参数 $\alpha \in (1, 2]$), 此处, 只有使用不受边界条件限制的百分位区间估计方法(Percentile bootstrap, BSP)才能得到符合实际的估计区间, 在置信水平 $(1-2c_0) \times 100\%$ 下, 其估计区间计算式^[9]为

$$CI_{\text{BSP}} = [G_0^{-1}(c_0), G_0^{-1}(1-c_0)] \quad (7)$$

式中, $G_0(\cdot)$ 为再生统计量的经验累积概率函数各分段估计值。

定义

$$G_0^{-1}(c_0) = \{\theta_{c_0}^* | G(\theta_{c_0}^*) = c_0\} \quad (8)$$

式(8)是 $G_0(\cdot)$ 反函数。实际使用中, 式(8)仅代表了将再生统计量集合 $\{\theta_1^*, \theta_1^*, \dots, \theta_B^*\}$ 由小到大依次排列为 $\{\theta_{(1)}^*, \theta_{(2)}^*, \dots, \theta_{(B)}^*\}$ 后, 获取相应百分位 $c_0 \times 100\%$ 上对应的 $\theta_{(i)}^*$ 的操作。最终, 式(7)可写为

$$CI_{\text{BSP}} = [\theta_{c_0}^*, \theta_{1-c_0}^*] \quad (9)$$

3 分段随机化参数非结构道路谱重构

在辨识出特征指数 α 与分散系数 γ 的估计区间 $CI_{\text{BSP}-\alpha}$ 与 $CI_{\text{BSP}-\gamma}$ 之后, 则可在该区间内随机地生成满足均匀分布的参数序列 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i, \dots\} \sim U(\alpha_{c_0}^*, \alpha_{1-c_0}^*)$ 与 $\{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_i, \dots\} \sim U(\gamma_{c_0}^*, \gamma_{1-c_0}^*)$ 。

对于每个特定的参数对 (α_i, γ_i) , 即可由以下方法^[16]生成满足该参数对的对称 α 稳定分布序列

$$R_i = \gamma_i \frac{\sin(\alpha_i W)}{(\cos W)^{1/\alpha_i}} \left[\frac{\cos((\alpha_i - 1)W)}{V} \right]^{(1-\alpha_i)/\alpha_i} \quad (10)$$

式中 W ——在 $(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$ 内满足均匀分布的随机变量

V ——均值为 1 满足指数分布的随机变量

W 和 V 相互独立, 且为保证所生成各子序列稳

定分布参数的准确性, R_i 的长度亦不小于由式(5)确定之 $N_{r-\min}$ 。

将各子序列连接, 则组成具有足够随机性且满足 α 稳定分布的原始随机序列, 序列的长度不受限制。然而, 由稳定分布性质, 该原始序列会含有少量高幅值“野点”数据, 须根据车辆实际耐受极限与道路模拟台架的加速度极限等限制因素进行幅值截断等处理后, 才能作为重构道路谱, 用于道路模拟试验。

4 应用实例

图 6 所示为由某型工程车在某可靠性试验场总长度约为 1 600 m 的非结构道路上行驶时采集的左前轮加速度谱。如对其直接采用式(1)、(2)所示的参数估计, 可以得到其稳定分布特征参数与分散系数分别为 $\hat{\alpha}=1.835$, $\hat{\gamma}=0.426$ 。采集谱幅值分布及其总体参数对应的概率密度曲线如图 7 所示。

图 6 非结构道路采集谱

图 7 采集谱总体参数点估计下的概率密度分布

为了准确评估路面谱在此仅有的 1 600 m 内的变化情况, 对其进行 Bootstrap 参数估计。由式(5), 确定最小分段长度为 200 m, 则可得伪观测样本数量 $N=8$, 由式(6), 分块长度 $b=2$ 。按照图 5 所示方法进行 2 000 次 MBB 重抽样, 使用式(7)所示的百分位区间估计方法, 可计算出两参数的估计区间。下表给出了包括标准方法在内的两种不同区间估计

方法给出的两参数的区间估计。

表 两种区间估计方法计算出的参数区间(置信度 95%)

估计方法	特征指数 α		分散系数 γ	
	α_{LOW}	α_{UP}	γ_{LOW}	γ_{UP}
BSN	1.822 8	1.872 4	0.359 0	0.448 1
BSP	1.826 5	1.874 8	0.361 7	0.446 9

图 8 给出了两参数的再生估计量的经验分布并将上表所示的估计区间绘制其上。图 8 反映了总体参数与经 MBB 重抽样估计值分布的差异——对于此采集谱,根据稳定分布的性质可知,无论 α 还是 γ ,总体估计值相比 MBB 估计值均更倾向于产生拖尾更厚的路谱,即如果不经 MBB 重抽样,直接用总体参数进行路面谱重构,将会产生偏于“严酷”的重构路谱,造成受试车辆寿命低于实际。这也正体现出了基于 Bootstrap 的稳定分布参数估计对于重构出合理路谱的意义。同时由图 8 可以看出,对于本采集谱,由于两参数均距其边界条件较远,此时无论是基于正态分布的标准方法还是百分位估计法均给出了相近的估计区间,但由于 MBB 估计值分布并不呈理想的正态分布,故百分位估计法仍稍占优势。可以预见的是,当采集路段的参数接近边界条件时,百分位估计的优势将更为明显。

(a) α 的 Bootstrap 估计值分布

(b) γ 的 Bootstrap 估计值分布

图 8 稳定分布参数的 MBB 估计量分布

如前所述,图 9 所示的原始稳定分布必含有少量“野点”数据,须根据道路模拟的实际台架能力(此处为 $\pm 5g$)对上述序列进行截断(对应于幅值概率密度曲线上的“截尾”),截断处理后的序列如图 10 所示。由概率密度定义,“截尾”仅对概率密度曲线有轻微影响,因此该截断序列在保留有与原始采集谱相似的幅值概率分布的同时,重复上述过程,即可得到指定长度的重构谱,用于台架试验。

图 9 具有指定参数的原始稳定分布序列

图 10 用作重构路谱的有截尾稳定分布序列

5 结论

本文采用对称 α -稳定分布模型来描述非结构路面谱的非高斯幅值特性,针对实际采集作业中的采集路段长度有限、路段自身特性多样等不利因素,将采集谱分段作为伪观测样本,基于空间滑动分块 Bootstrap 重抽样,将有限样本问题转变为大样本问题,并使用百分位区间估计方法,得到了采集路段稳定分布参数的区间估计,进而产生有截断的稳定分布序列,重构出具有随机稳定分布特征的道路谱。本文所述研究为开展车辆的非结构道路行驶试验乃至车辆的虚拟行驶疲劳试验提供了一种道路谱时域

重构的可靠方法。

通过对某工程车的试验场道路谱重构的实际应用, 验证了本文提出非结构道路谱参数区间估计与重构方法的有效性和实用性。此外, 鉴于稳定分布的广义性, 本文所述方法亦可推广至普通结构路面, 实现基于有限路面采集作业的道路谱重构。

参 考 文 献

- [1] 陈章位. 聚焦汽车道路模拟试验技术[J]. 汽车零件, 2010(8): 23-25.
CHEN Zhangwei. Focus on vehicle road simulation technique[J]. Automobile Parts, 2010(8): 23-25.
- [2] 金先龙. 汽车等效路面谱的模拟试验及其误差分析[J]. 武汉工学院学报, 1992, 14(1): 37-41.
JIN Xianlong. Simulated test on equivalent road roughness spectrum for vehicle and its error analysis[J]. Journal of Wuhan Institute of Technology, 1992, 14(1): 37-41.
- [3] 王乾廷. 越野路谱建模及其在车辆平顺性虚拟分析中的应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2006.
WANG Qianting. Off-road terrain spectrum modeling and its application in the virtual ride comfort test[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006.
- [4] 张永林, 钟毅芳. 车辆路面不平度输入的随机激励时域模型[J]. 农业机械学报, 2004, 35(2): 9-12.
ZHANG Yonglin, ZHONG Yifang. Time domain model of road undulation excitation to vehicles[J]. Transaction of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2004, 35(2): 9-12.
- [5] 张永林. 用谐波叠加法重构随机道路不平顺高程的时域模型[J]. 农业工程学报, 2003, 19(6): 32-34.
ZHANG Yonglin. Time domain model of road irregularities simulated using the harmony superposition method[J]. Transaction of the Chinese Society for Agricultural Engineering, 2003, 19(6): 32-34.
- [6] BOGSJÖ K. Road profile statistics relevant for vehicle fatigue[D]. Lund: Lund University, 2007.
- [7] 丛楠, 尚建忠, 任焱晞. 基于对称 α -稳定分布的可靠性试验场道路时域激励建模方法[J]. 汽车工程, 2012, 24(12): 1131-1135.
CONG Nan, SHANG Jianzhong, REN Yanxi. Modeling methodology of time domain reliability test ground road disturbances based on symmetrical α -stable distribution [J]. Automobile Engineering, 2012, 24(12): 1131-1135.
- [8] 张旭秀, 孙永梅, 邱天爽, 等. 统计信号处理——非高斯信号处理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
ZHANG Xuxiu, SUN Yongmei, QIU Tianshuang, et al. Statistical signal processing - non-Gaussian signal processing and applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004.
- [9] EFRON B, TIBSHIRANI R T. An introduction to the bootstrap[M]. New York: Chapman & Hall, Inc., 1993.
- [10] 谢益辉, 朱钰. Bootstrap 方法的历史发展和前沿研究[J]. 统计与信息论坛, 2008, 23(2): 91-96.
XIE Yihui, ZHU Yu. Bootstrap method: Developments and frontiers[J]. Statistics & Information Forum, 2008, 23(2): 91-96.
- [11] CARLSTEIN E. The use of subseries methods for estimating the variance of a general statistic from stationary time series[J]. The Annals of Statistics, 1986, 14: 1171-1179.
- [12] KÜNSCH H R. The jackknife and the bootstrap for general stationary observations[J]. The Annals of Statistics, 1992, 17: 1217-1261.
- [13] POLITIS D, ROMAN J P. A circular block resampling procedure for stationary data[M]. New York: Wiley, 1993.
- [14] POLITIS D, ROMAN J P. The stationary bootstrap[J]. Journal of American Statistical Association, 1994, 89: 1303-1313.
- [15] LAHIRI S N. Theoretical comparison of block bootstrap methods[J]. The Annals of Statistics, 1999, 27(1): 386-404.
- [16] NOLAN J P. Stable distributions - models for heavy tailed data[M]. Boston: Birkhauser, 2012.

作者简介: 丛楠(通信作者), 男, 1983 年出生, 博士研究生。主要研究方向为车辆可靠性试验及理论。

E-mail: congnan105@163.com

尚建忠, 男, 1966 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为机械设计及理论。

E-mail: sjz1966@hotmail.com

任焱晞, 男, 高级工程师。主要研究方向为车辆可靠性试验技术。

E-mail: renyanxi@yahoo.com