2020 年 8 月 Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology

文章编号: 2095-4980(2020)04-0708-05

基于灰色系统 FJPT 站变动态速度场分析

张思慧¹,黄声和²,董子文³

(1.福建船政交通职业学院 道路工程系,福建 福州 350007; 2.福建省特种设备检验研究院 电锅中心,福建 福州 350008;3.湖南工学院 安全与环境工程学院,湖南 衡阳 421002)

摘 要:为了进一步分析预测福建平潭(FJPT)站变动速度场的变化趋势,进而掌握其运动变化特征,基于 2010 年至 2018 年 FJPT 站东向速度和北向速度时间序列,对其进行平稳性检验。 经过检验可知,其为非稳态随机非单调性时间序列,故结合灰色系统 Verhulst 模型对其未来 10 年的东向和北向年平均动量进行预测。预测结果表明,FJPT 站速度从西到东及从北向南不断向南、东部偏转,使站速度从近西北向运动偏转到东南沿海地块南侧地区为东南运动,FJPT 站绕东南沿海块体做顺时针旋转。

关键词:FJPT站;灰色系统;Verhulst模型;变动态速度场 中图分类号:TN927⁺.21;TP391 **文献标志码:A doi:** 10.11805/TKYDA2018367

Dynamic velocity field analysis of FJPT station based on Verhulst model

ZHANG Sihui¹, HUANG Shenghe², DONG Ziwen³

(1.Department of Road Engineering, Fujian Chuanzheng Communications College, Fuzhou Fujian 350007, China;2.Electric Cooker center, Fujian Province Special Equipment Inspection Institute, Fuzhou Fujian 350008, China;3.School of Safety and Environment Engineering, Hunan Institute of Technology, Hengyang Hunan 421002, China)

Abstract: In order to further analyze and predict the changing trends of the Fu Jian Ping Tan(FJPT) station's variable velocity field, and then grasp its motion variation characteristics, the stationary test is carried out based on the time series of the eastward speed and the northward speed of the FJPT station from 2010 to 2018. According to the test results, it is an unsteady random non-monotonic time series. Therefore, the gray system Verhulst model is employed to predict the eastward and northward annual average momentum of the next 10 years. The prediction results show that the speed of the FJPT station is gradually deflected from the west to the east and from the north to the south, and the station speed is deflected from the northwest to the southward. The south side of the southeast coastal block is in the southeast movement, and the FJPT station turns around the southeast coastal block in clockwise.

Keywords: FJPT station; grey system; model of Verhulst; variable dynamic velocity field

目前我国大陆构造环境监测网络共有 260 个全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)基 准站,其中 FJPT 站位置为 25.5°N119.8°E35.5m,是我国距离台湾最近的一个 GNSS 基准站。近些年来台湾地壳 运动频繁,地震多发,2018 年 11 月 26 日 07 时 57 分台湾海峡发生 6.2 级地震,地震引发漳州市漳浦县附近海 域发生 3.5 级左右地震。高程时间序列的变化趋势,可以侧面反映地壳变形运动,但是由于大气电离层、地壳 变形运动和观测环境变化等原因,GNSS 基准站所得的观测数据含有"噪声",因此对高程时间序列进行有效、 高效的数据处理分析,使其能更好地应用于地壳观测。目前对于高程时间序列的分析取得了许多成功,例如施 闯等利用经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)和集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)方法分析北京房山(Bei Jing Fang Shan, BJFS)站高程时间序列,发现其存在 1 年、半 年、1 季度、2 个月、1 个月以及长周期等周期项^[1],张双成等采用经验模态分解提取出 10 个高程时间序列的 Lomb-Scargle 功率谱^[2],但是,如何利用 GNSS 观测站获得高程时间序列进行数据处理预测,进而获得地壳变

收稿日期: 2018-12-02; 修回日期: 2019-04-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51804107)

作者简介:张思慧(1988-),女,工学硕士,讲师,主要研究方向为空间数据处理和三维建模。email:845184078@qq.com

形运动趋势,是迫切需要解决的问题。传统的数据处理方法对于信息完备,发展变化规律明显,定量描述较方 便,结构与参数较具体的白色系统,可以进行很好的描述,但是对于无法建立客观的物理模型,内部因素难以 辨识或其间关系隐蔽的灰色系统,无法描述这类系统的行为特征。高程时间序列观测环境复杂多变,其受到随 机干扰侵蚀,难以确定影响高程时间序列的确定因素,以及这些因素与高程时间序列的定量关系,因此可以把 高程时间序列当作一个灰色系统进行研究^[3-4]。为了能很好地刻画高程时间序列原动力系统变化趋势,本文基于 灰色系统 Verhulst 模型,采用 PanTa 方法剔除异常值;采用 Lyapunov 指数 Wolf 方法检验与 Lyapunov 指数谱矩 阵估计对时间序列进行平稳性分析;采用约束实现改进幅度调节 Fourier 算法生成替代时间序列,然后通过构建 的灰色系统 Verhulst 模型对处理后的 FJPT 站高程时间序列进行趋势预测,分析其变动速度场。

1 FJPT 站时间序列平稳性检验

第4期

本文 FJPT 站高程时间序列数据来源于中国地震局 GNSS 数据产品服务平台,由于需要处理的数据量大 (5846 个),本文采用 Lyapunov 指数 Wolf 方法检验。对于 D 维混沌动力系统, Lyapunov 指数定义为:

$$\lambda_{i} = \lim_{N \to \infty} \frac{1}{N} \ln \left| A_{i}^{N} \right|, \quad A_{i}^{N} = \prod_{n=1}^{N} \boldsymbol{J}_{n} \boldsymbol{u}_{i}^{N} / \boldsymbol{u}_{i}^{N}$$
(1)

式中: N 为样本个数; Λ_i 为矩阵特征值; J_n 是 $D \times D$ 阶 Jacobi 矩阵; u_i 为局部因子; D 个不同的 λ_i 称为 Lyapunov 指数谱,其中最大的一个称为最大 Lyapunov 指数。其中最大 Lyapunov 指数的轨迹计 算方法如图 1 所示。

修正振幅调节傅里叶变换(Corrected Amplitude



1.1 约束实现生成替代时间序列

Fig.1 Maximum Lyapunov index calculation method of the trajectory 图 1 最大 Lyapunov 指数的轨迹计算方法

Adjusted Fourier Transform, CAAFT)生成的替代时间序列与原时间序列具有相同的幅度分布、无偏的自相联、高精确性和高稳健性等优点,所以本文采用此方法生成替代时间序列。CAAFT 算法的过程如下:

步骤 1: 对观测时间序列进行单调静态非线性变换,其中 $\{s_n\}_{n=1}^N$ 是具有常系数的高斯线性随机过程,即 $s_n = \sum_{i=0}^p a_i s_{n-i} + \sum_{j=0}^q b_j \eta_{n-j}$,其中, *a*,*b* 为灰色 Verhulst 模型参数, $\{\eta_n\}$ 是均值为零、方差为 σ^2 的高斯白噪声,表明 $\{s_n\}$ 是一个高斯白噪声激励的自回归滑动平均(Auto Regressive Moving Average, ARMA)模型 *ARMA*(*p*,*q*)的输 出序列。然后再对 $\{s_n\}_{n=1}^N$ 进行静态单调函数处理。

步骤 2: 模拟 x^{-1} 。首先生成一个高斯时间序列 $\{g_n\}_{n=1}^N$,其中每一个元独立地从一个高斯伪随机数生成。记 rank(x_n)为 x_n 的升序阶数,则重新按比例排列的序列为 $r_n = g_{rank(x_n)}$, $n = 1, 2, \dots, N$ 。对 $\{r_n\}_{n=1}^N$ 做 Fourier 变换,然后 做 Fourier 反变换,其过程如下:

$$|y_k| = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^{N} x_n \exp\left[i\frac{2\pi(k-1)(n-1)}{N}\right], \ k = 1, 2, \cdots, N$$
 (2)

生成代替时间序列

$$\tilde{x}_{n} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} y_{k} \exp(iq_{k}) \exp\left[i\frac{2\pi(k-1)(n-1)}{N}\right]$$
(3)

$$\tilde{x}_{n}^{(i)} \rightarrow r_{n}^{(i)}$$
是 Fourier 域中粗糙的滤波。对 $\{\tilde{x}_{n}\}_{n=1}^{N}$ 做 Fourier 变换

$$\tilde{y}_{k}^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^{N} \tilde{x}_{i}^{(1)} \exp\left[i\frac{2\pi(k-1)(n-1)}{N}\right], \ k = 1, 2, \cdots, N$$
(4)

对 $\tilde{y}_{k}^{(i)}$ 做 Fourier 反变换, 但用 y_{k} 代替 $\tilde{y}_{k}^{(i)}$, 加入一个随机相位 Ψ , 后对 $\{r_{n}\}_{n=1}^{N}$ 做 Fourier 反变换 $\{\tilde{r}_{n}\}_{n=1}^{N}$, 即

$$\tilde{r}_{k}^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^{N} |y_{k}| \exp(i \Psi_{k}^{(i)}) \exp\left[i \frac{2\pi(k-1)(n-1)}{N}\right], n = 1, 2, \cdots, N$$
(5)

步骤 3: 模拟 x 。根据原时间序列 $\{x_n\}_{n=1}^N$ 分布, 由 $\{\tilde{r}_n\}_{n=1}^N$ 排列顺序对 g 求逆,得到替代时间序列 $\{\tilde{x}_n\}_{n=1}^{N-[5]}$ 。

FJPT 站数据采用 PanTa 方法剔除异常值,通过上述计算方法得出其 Lyapunov 指数范围在-0.041 3~0.057 8 之间。其中最大 Lyapunov 指数为正数,由此可知,FJPT 站高程时间序列为非稳态时间序列。通过对 FJPT 站数 据进行替代数据法非线性检验,得出 Lyapunov 指数范围在-143.127 1~167.196 3 之间,其与得到的 Lyapunov 指 数范围差距较大,表明 FJPT 站高程时间序列具有非线性。

2 FJPT 站高程时间序列灰色系统 Verhulst 模型

通过上述检验可知, FJPT 站高程时间序列具有一定的随机波动性,它的发展呈现某种变化趋势的非平稳随机过程,故对于非单调的摆动发展序列或是具有饱和状态的 S 形序列,采用 Verhulst 模型^[6-8]。

1) 设 x⁽¹⁾为 2010 年 01 月 01 日至 2011 年 01 月 01 日的中国地震局 GNSS 数据产品服务平台 FJPT 站高程时 间序列中的北向速度(mm)。

2) 对 x⁽¹⁾作一次累减生成

3) 对 x⁽¹⁾ 作紧邻均值生成, 令

4) 对参数列进行最小二乘估计,得

$$x_k^{(1)} = x_k^{(1)} - x_{k-1}^{(1)}, \ k = 2, 3, \cdots, N$$
(6)

$$r_k^{(1)} = 0.5(x_k^{(1)} + x_{k-1}^{(1)}), \ k = 2, 3, \cdots, N$$
(7)

$$\boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} -z_2^{(1)} (z_2^{(1)})^2 \\ -z_3^{(1)} (z_3^{(1)})^2 \\ \vdots & \vdots \\ -z_n^{(1)} (z_n^{(1)})^2 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{Y} = \begin{bmatrix} x_2^{(0)} \\ x_3^{(0)} \\ \vdots \\ x_n^{(0)} \end{bmatrix}$$
$$\boldsymbol{\hat{a}} = (\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{B})^{-1} \boldsymbol{B}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{Y} = \begin{bmatrix} 0.0015 \\ 0.0001 \end{bmatrix}$$

5) Verhulst 模型为

$$\frac{\mathrm{d}x^{(1)}}{\mathrm{d}t} + 0.001\,5x^{(1)} = 0.000\,1(x^{(1)})^2$$

其时间相应为

$$\hat{x}_{k+1}^{(1)} = \frac{0.0015}{0.0002 + 0.0002 \times e^{0.0015k}}$$

其预测结果与真实值如图 2 所示。

6) 模型精度检验

FJPT 站高程时间序列中的北向速度(mm)Verhulst 模型的平均相对误差为 1.93%,根据灰色模型精度检验等级,其为二级;同时绝对关联度为 0.9987,其等级为一级;模型计算的标准差比值为 0.2790,则为一级;模型小误差概率为 0.9671,属于一级。综合上述模型精度检验结果可知,构建的模型精度高,可用于 FJPT 站高程时间序列中的速度场的预测。其相对误差和残差如图 3。

3 FJPT 站相对运动及其动态变化特征及预测



根据上述的 Verhulst 模型对 FJPT 站未来 10 年的年平均动量进行预测。其中 2019~2028 年 FJPT 站向南年 平均动量约为 16.6 mm/a,向东年平均动量约为 33.7 mm/a,其中向南最大动量出现在 2022 年,约为 17 mm/a,



向东最大动量出现在 2021 年,约为 34.1 mm/a,FJPT 站总体右旋扭动量约为 33~38 mm/a。与 2010~2018 年相 比,FJPT 站绕东南沿海块体做顺时针旋转更为显著^[10]。2019~2022 年 FJPT 站向南年平均动量呈现出较大增 长,由 14.8 mm/a 增长到 17 mm/a。2022~2028 年 FJPT 站向南年平均动量未出现明显的变化。2019~2021 年 FJPT 站向东年平均动量基本保持不变,2021~2023 年 FJPT 站向东年平均动量相对于之前的 3 年出现了一定程

度的降低,在 2023 年出现最小值,为 33.6 mm/a,随后 2023 年 到 2024 年 FJPT 站向东年平均动量出现小范围的增长,增长幅 度约为 0.3 mm/a,但是 2025~2028 年 FJPT 站向东年平均动量 再次下降,由 33.9 mm/a 降低至 2028 年的 33.7 mm/a,降幅为 0.3 mm/a。其预测结果如图 4 所示。由图 4 可知,2019~2028 年 FJPT 站速度场特征主要体现在:FJPT 站速度方向从东南沿海 块体北部北向逐渐转向东南沿海块体的东南向,反映出 FJPT 站 绕东南沿海块体做顺时针旋转的变动特征。产生这一现象的原 因可能是,东南沿海块体的北段存在显著的右旋剪切运动,台 湾南部地区存在显著的拉张变形,FJPT 站的速度场变化结果反 映了东南沿海块体边界的相对运动特征,2019~2028 年的年点 位密度显著增加。



Fig.4 Average momentum of the eastward and southward of FJPT station from 2019 to 2028
图 4 2019~2028 年 FJPT 站向东和向南年平均动量

4 结论

在对 FJPT 站东向速度和北向速度时间序列进行预测时,采用 Lyapunov 指数 Wolf 方法检验与 Lyapunov 指数 数谱矩阵估计和约束,实现改进幅度调节 Fourier 算法生成替代时间序列,进行数据类型分析,通过分析可知, FJPT 站东向速度和北向速度时间序列为非平稳随机非单调的摆动发展序列,进而采用灰色系统 Verhulst 模型进 行预测,提高预测结果的准确性。通过对构建的灰色系统 Verhulst 模型进行检验,其平均相对误差为 1.93%, 绝对关联度为 0.998 7,模型标准差比值为 0.279 0,小误差概率为 0.967 1,故可用于 FJPT 站高程时间序列中的 速度场的预测。FJPT 站速度场动态变化结果表明,从侧面反映出东南沿海块体边界断裂带附近存在明显的相对 运动变形特征,东南沿海块体可能存在着"中部拉张,两端挤压,区域变形"的特征。

参考文献:

- [1] 施闯,牛玉娇,魏娜,等. HHT-EEMD 用于 IGS 站高程时间序列分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2018,38(7):661-667.
 (SHI Chuang,NIU Yujiao,WEI Na, et al. Application of the HHT-EEMD approach in analysis of GPS height time series[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2018,38(7):661-667.)
- [2] 张双龙,李振宇,何月帆,等. GNSS 高程时间序列周期项的经验模态分解提取[J]. 测绘科学, 2018,43(8):80-84.
 (ZHANG Shuanglong,LI Zhenyu,HE Yuefan,et al. Extracting of periodic component of GNSS vertical time series using EMD[J]. Science of Surveying and Mapping, 2018,43(8):80-84.)
- [3] 田甜,朱立东,黄长文,等. 8PSK/16APSK 信号的频偏估计及误差比特率分析[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018, 16(5):802-806. (TIAN Tian, ZHU Lidong, HUANG Changwen, et al. Frequency offset estimation and bit error rate analysis of 8PSK/16APSK signals[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018, 16(5):802-806.)
- [4] 臧元章,邹锶. 太赫兹时域光谱仪中幅值噪声的分析[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(2):201-204. (ZANG Yuanzhang,ZOU Si. Analysis of amplitude uncertainty in Terahertz Time-Domain Spectroscopy[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(2):201-204.)
- [5] 张思慧,李琳,黄声和,等. 基于混沌动力学系统高程时间序列分析[J]. 测绘与空间地理信息, 2018,41(8):63-67.
 (ZHANG Sihui,LI Lin,HUANG Shenghe, et al. Analysis on height time series of chaotic dynamical systems[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018,41(8):63-67.)
- [6] 左慧婷,娄运生,李忠良,等.不同气候带典型区域水稻量主控气候因子分析及预测[J].自然灾害学报, 2018,27(5): 114-125. (ZUO Huiting,LOU Yunsheng,LI Zhongliang, et al. Analysis and prediction of major climate factors controlling rice yield in typical climate regions of China[J]. Journal of Natural Disasters, 2018,27(5):114-125.)
- [7] 张晓敏,李辉,刘海南,等. 基于灰色系统理论的陕西省地质灾害趋势预测[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2018, 29(5):1-6. (ZHANG Xiaomin,LI Hui,LIU Hainan, et al. Trend prediction of geological hazards in Shaanxi province based on grey system theory[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2018,29(5):1-6.)

第4期

- [8] 李彬楠,樊贵盛. 基于灰色理论-BP 神经网络方法的土壤水分特征曲线预测模型[J]. 干旱区资源与环境, 2018, 32(7):166-171. (LI Binnan,FAN Guisheng. Prediction of the soil water characteristic curve based on gray-BP neural network[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2018,32(7):166-171.)
- [9] 王岩,洪敏,邵德胜,等. 基于 GPS 资料研究云南地区地壳形变动态特征[J]. 地震研究, 2018,41(3):368-374. (WANG Yan,HONG Min,SHAO Desheng, et al. Study on dynamic characteristics of crustal deformation in Yunnan area using GPS[J]. Journal of Seismological Research, 2018,41(3):368-374.)
- [10] 张风霜,占伟.利用 GNSS 连续观测资料获取高精度动态速度场的研究[J]. 地震研究, 2015,38(1):75-83. (ZHANG Fengshuang,ZHAN Wei. Research on high precision dynamic velocity field obtained by GNSS continuous observation data[J]. Journal of Seismological Research, 2015,38(1):75-83.)

(上接第 702 页)

- [23] SCHOLKOPF B,SMOLA A J. Learning with kernels:support vector machines,regularization,optimization,and beyond[M]. Cambridge,USA:MIT Press, 2001.
- [24] CORTES C,VAPNIK V. Support-Vector Networks[J]. Machine Learning, 1995,20(3):273-297.
- [25] FENG F,WANG P,ZHAO K,et al. Radiomic features of hippocampal subregions in Alzheimer's disease and amnestic mild cognitive impairment[J]. Frontiers in Aging Neuroscience, 2018(10):290-299.
- [26] 赵坤,丁艳辉,张增强,等. 基于海马纹理特征的阿尔茨海默病早期识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2019,17(1): 136-140. (ZHAO Kun,DING Yanhui,ZHANG Zengqiang,et al. Early classification of Alzheimer's disease based on hippocampal texture features[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2019,17(1):136-140.)
- [27] TIBSHIRANI R. Regression shrinkage and selection via the Lasso[J]. Journal of the Royal Statistical Society:Series B (Methodological), 1996,58(1):267-288.