



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: GA-VMD 与多尺度排列熵结合的 GNSS 坐标时序降噪方法
作者: 陈祥, 杨志强, 田镇, 杨兵, 梁沛
收稿日期: 2021-11-29
网络首发日期: 2022-01-04
引用格式: 陈祥, 杨志强, 田镇, 杨兵, 梁沛. GA-VMD 与多尺度排列熵结合的 GNSS 坐标时序降噪方法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1676.TN.20220104.0950.002.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

引用格式：

陈祥, 杨志强, 田镇, 等. GA-VMD 与多尺度排列熵结合的 GNSS 坐标时序降噪方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20210215 (CHEN Xiang, YANG Zhiqiang, TIAN Zhen, et al. A Denoising Method for GNSS Time Series Based on GA-VMD and Multi-Scale Permutation Entropy[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20210215)

GA-VMD 与多尺度排列熵结合的 GNSS 坐标时序降噪方法

陈祥¹ 杨志强¹ 田镇¹ 杨兵¹ 梁沛¹

¹ 长安大学地质工程与测绘学院, 西安市雁塔路 126 号, 710064

摘要：

为了精确剔除 GNSS(global navigation satellite system)坐标时间序列中的噪声, 本文提出一种联合遗传算法(genetic algorithm, GA)和变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)的降噪方法 GA-VMD。该方法首先利用 GA 优化 VMD 参数, 然后引入多尺度排列熵(multiscale permutation entropy, MPE)作为噪声分量的筛选标准, 最后将剩余分量重构得到降噪后的信号。本文通过仿真信号和实测数据的降噪实例, 并与小波降噪(wavelet denoising, WD)、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)等方法对比, 分析 GA-VMD 的降噪效果。实验结果表明: 对于仿真信号而言, GA-VMD 方法相较于 WD、EMD 方法, 信噪比分别提高了 5.18dB 和 2.91dB, 互相关系数分别提高了 0.05 和 0.02; 对于实测数据而言, GA-VMD 方法对测站的速度不确定度和闪烁噪声的平均改正率分别为 79.89%和 84.46%, 优于其他两种方法。以上分析表明 GA-VMD 方法能够有效减少 GNSS 坐标时序的噪声, 提高其精度。

关键词:遗传算法; 变分模态分解; 多尺度排列熵; 全球导航卫星系统; 坐标时间序列; 降噪

近三十年来积累的 GNSS(global navigation satellite system)基准站坐标时间序列, 为地壳运动与形变、板块构造运动研究提供了重要的数据支撑^[1, 2]。受到解算策略和钟差、电离层延迟、对流层延迟、多路径效应等外界因素的影响, 导致 GNSS 坐标时间序列中存在噪声, 使其不能很好地反映测站的真实运动信息^[3, 4]。因此, 如何准确有效地剔除 GNSS 坐标时间序列中包含的噪声, 成为获取真实信号的关键^[5]。

当前, 用于 GNSS 坐标时间序列降噪的方法主要有小波降噪(wavelet denoising, WD)^[6, 7]、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[8, 9]等。WD 方法是通过将含有噪声的信号在某一尺度下分解到不同的频带内, 然后将噪声所处的频带内的小波变换系数置零, 最后进行小波重构, 从而达到去除噪声的目的^[10]。WD 具备较好的时域局部化特征, 在信号降噪方面被广泛使用。杨国华等^[11]利用小波方法对中国大陆的 GPS 基准站坐标分量和测站间坐标分量进行了分离。马俊等^[12]利用小波包系数信息熵去除 GNSS 站坐标时间序列中的

收稿时间: 2021-11-29

项目资助: 国家自然科学基金(42174054); 长安大学中央高校基本科研业务费专项资金资助(300102261104); 大地测量与地球动力学国家重点实验室开放基金资助项目(SKLGED2021-4-3); 武汉大学地球空间环境与大地测量教育部重点实验室开放基金资助(20-01-05)。

第一作者简介: 陈祥, 硕士生, 主要从事 GNSS 数据处理研究。1689482074@qq.com。

通讯作者: 杨志强, 教授, 博导。yang_gps@chd.edu.cn。

有色噪声。但 WD 方法涉及到小波基、小波分解级数的选取问题^[17,13]，具有非自适应性。而 EMD 是 Huang 等^[14]提出的一种自适应信号分解方法，可以更好地处理非线性、非平稳信号。EMD 方法将原始时间序列信号分解为一系列频率由高到低的本征模态分量（intrinsic mode functions, IMF），然后采用一种筛选准则剔除噪声分量，从而实现信号降噪。张双成等^[8]和钱文龙等^[15]研究了 EMD 方法对 GPS 高程时间序列的降噪效果。但是 EMD 方法存在模态混叠、端点效应等问题^[16]，产生的虚假分量会导致降噪效果不佳。

Dragomiretskiy 等^[17]提出一种新的信号处理方法—变分模态分解（variational mode decomposition, VMD），该方法具有自适应特性，同时避免了 EMD 所存在的问题，在噪声鲁棒性方面也具有优势。因此 VMD 被广泛应用于信号的降噪研究，文献[18, 19]基于 VMD 对变形监测数据进行降噪，能够实现较好的降噪效果。文献[20, 21]将 VMD 运用到含噪微震信号的降噪处理中，结果表明该方法能够有效地去除微震信号中的噪声干扰。鉴于 VMD 方法在处理复杂非线性、非平稳、多尺度信号方面的优势，本文将运用到 GNSS 坐标时间序列的降噪研究中。由 VMD 分解理论^[17]可知，利用 VMD 分解信号时需要预先设定模态分量个数 K 和二次惩罚因子 α 。有研究发现^[22, 23]， K 和 α 的不同设定会对 VMD 分解结果产生较大影响。通常对信号进行 VMD 分解时，多数情况是基于经验预设这两个参数，但实测信号往往是复杂多变的，此时仅通过经验预设，很可能达不到最佳分解效果。如何选择合适的 K 和 α ，是对信号准确进行 VMD 分解的前提。并且这两个参数之间是相互影响的，若通过固定其中一个参数对另一个参数进行优化，就容易导致局部优化的情况，也得不到最优分解参数。

因此，本文提出了一种结合遗传算法（genetic algorithm, GA）参数优化的 VMD（GA-VMD）与多尺度排列熵（multiscale permutation entropy, MPE）的降噪方法，并通过仿真信号和 GNSS 垂向坐标时间序列的降噪分析验证了 GA-VMD 方法的有效性和可靠性。

1 算法原理

1.1 VMD 基本原理

VMD 算法通过迭代搜索变分模型的最优解，可以将任何信号分解为一系列有限带宽的本征模态函数（band-limited intrinsic mode functions, BLIMF）。在此算法中，如何确定合适的 BLIMF 分量及其对应的中心频率是一个约束问题。为了使该问题不受约束，引入了二次惩罚因子和拉格朗日乘数。当使用交替方向乘子法（ADMM）求解此问题时，在频域内不断更新模态分量、中心频率和拉格朗日乘数，直到获得变分约束问题的最优解为止。最后再通过傅里叶变换得到时域内的结果。

1.2 GA 优化 VMD 参数

GA^[24, 25]是一种基于自然选择和遗传学原理的非线性全局优化算法，该算法与蚁群算法、粒子群算法等优化算法相比，具有通用性强、搜索效率高、全局寻优能力强等优势^[26, 27]，故

本文将 GA 用于 VMD 参数优化。GA 的基本思想是把问题的解表示成“染色体”，对其进行二进制编码。在执行算法前给出一群“染色体”作为假设解，即初始种群。通过对初始种群进行选择、交叉、变异等操作得到新一代的种群，逐渐将种群优化至包含最优解的状态^[28,29]。由 VMD 分解原理可知，在该分解方法的输入参数中，模态数 K 和惩罚因子 α 对分解结果的影响较大^[28,30]。GA 可以对目标函数所在的解空间内进行全局寻优，且能同时求解多个参数，故本文引入 GA 对 K 和 α 对进行优化。

利用 GA 优化 VMD 参数时，主要需要经过编码、初始化种群、适应度评价、选择、交叉、变异 6 个步骤，最终使得种群进化为适应性更好的种群。其中第 3 步“适应度评价”在优化过程中起到关键作用^[31,32]，首先需要定义合适的适应度函数，从而计算适应度值来评价个体与最优值的距离。适应度值越大，该个体遗传到下一代的概率也就越大。文献[33]提出了包络熵的概念，包络熵能够很好地反映信号的稀疏特性和不确定性，熵值越大，信号的不确定性越大。本文选择包络熵作为 GA 的适应度函数，信号 $x(j)(j=1,2,\dots,N)$ 计算公式如下：

$$\left. \begin{aligned} E_p &= -\sum_{j=1}^N p_j \lg p_j \\ p_j &= a(j) / \sum_{j=1}^N a(j) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中， N 为信号采样点数， p_j 是 $a(j)$ 的归一化形式， $a(j)$ 为信号 $x(j)$ 经 Hilbert 解调后得到的包络信号。

1.3 GA-VMD 结合 MPE 降噪原理

对于 VMD 分解信号后得到的多个 BLIMF 分量，需要采用一种指标将它们分类为噪声和信号分量。MPE 是基于排列熵（permutation entropy, PE）的一种改进方法^[34]，其基本思想是在多个时间尺度上计算排列熵^[35]，该方法在反映时间序列复杂程度方面具有优势，故本文引入 MPE 作为噪声和信号分量的判定标准。

本文将 GA 用于 VMD 参数优化，以输入信号的包络熵作为 GA 的适应度函数，搜寻适合该信号的 VMD 最优参数组合 $[K, \alpha]$ ；按优化后的 $[K, \alpha]$ 对信号进行 VMD 分解，得到一系列 BLIMF 分量；计算各 BLIMF 分量的 MPE 值，将 MPE 值作为噪声分量的判定标准；根据 MPE 值识别噪声分量并剔除，最后将剩余分量重构得到降噪后的信号，从而实现信号中的噪声的剔除。其中 GA 优化 VMD 的参数设置包括： K 的范围=[2,10]， α 的范围=[0,5000]，迭代次数=20，种群规模=10，交叉概率=0.9，变异概率=0.1。GA-VMD 结合 MPE 降噪的具体流程如图 1 所示。

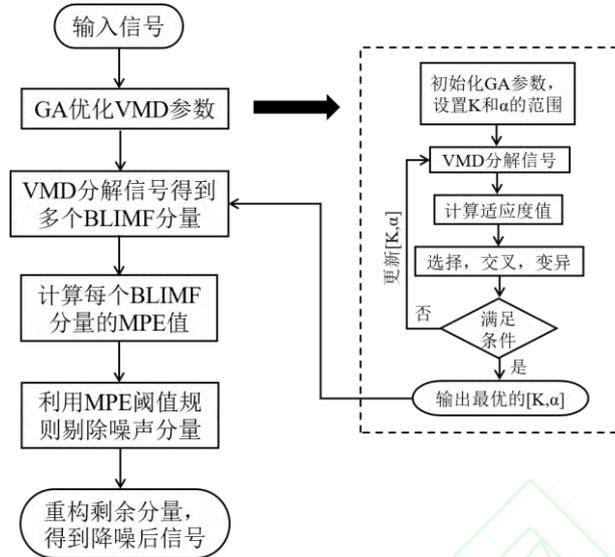


图 1 GA-VMD 结合 MPE 降噪流程图

Fig.1 Noise Reduction Process of GA-VMD Combined with MPE

2 算例分析

为了验证本文方法的可行性及有效性,分别采用以下三种方案对仿真信号和实测数据进行降噪处理:方案一:WD方法:首先将信号分解,经过阈值处理后再将有用信号重构,其中小波基和小波分解层数选择文献[36]建议的 coif5 和 8 层;方案二:EMD方法:采用 EMD 分解信号得到 IMF 分量,再利用 MPE 筛选噪声分量,最后重构剩余分量得到降噪后信号;方案三:GA-VMD方法:GA 优化 VMD 参数,根据优化后的参数分解信号得到 BLIMF 分量,结合 MPE 筛选掉噪声分量,重构剩余分量得到最终的降噪信号。为了方便表述与分析,方案一、二、三的降噪结果分别记作 WD、EMD 和 GA-VMD。

2.1 仿真信号分析

2.1.1 仿真信号降噪处理

由于实测数据含有一定的误差,首先采用仿真信号来验证本文方法的有效性及可行性。根据 GNSS 垂向坐标时间序列的特点,采用以下公式生成模拟信号^[15],信号的采样间隔为 1s,采样点数为 4096,加入信噪比 (signal noise ratio, SNR) 为 5dB 的高斯白噪声,其纯净信号和加噪后的信号波形如图 2 所示。

$$x(t) = 4 \sin\left(\frac{2\pi t}{800}\right) \sin\left(\frac{2\pi t}{250}\right) + 2 \sin\left(\frac{2\pi t}{600}\right) + \sin\left(\frac{2\pi t}{50}\right) \quad (2)$$

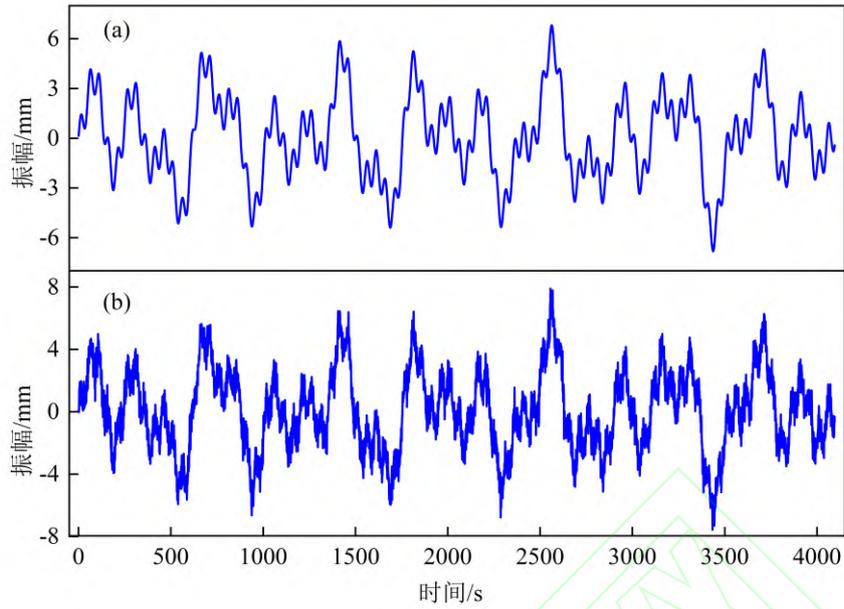


图 2 纯净信号(a)与加噪信号(b)

Fig.2 Pure Signal (a) and Noisy Signal (b)

分别采用上述三种方案对加噪信号进行降噪处理，其中方案三需要先利用 GA 算法寻找对应于该信号的最优参数组合，寻优过程中适应度随迭代次数的变化如图 3 所示。由图 3 可知，迭代进行到第 18 次时就达到了最佳适应度，通过该算法过程搜寻到的最优参数组合 $(K, \alpha) = (6, 4375)$ 。确定最优参数组合后，再按照最优参数对信号进行 VMD 分解，以达到最佳分解效果。VMD 分解后得到的 6 个 BLIMF 分量如图 4 (b) 所示，从图中可以看出，低频振荡主要集中在前几阶模态中。图 4 (a) 表示 EMD 分解后的 IMF 分量，从高频到低频排列，与 VMD 方法相反，信号分量主要集中在高阶模态

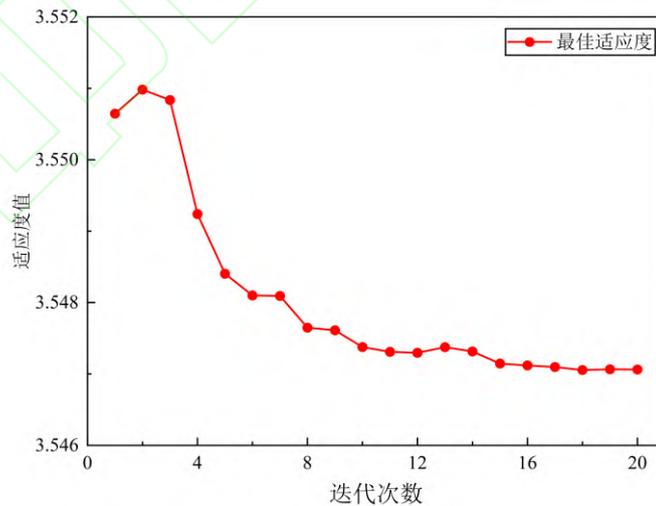


图 3 适应度-迭代次数变化图

Fig.3 Fitness - Iteration Variation Diagram

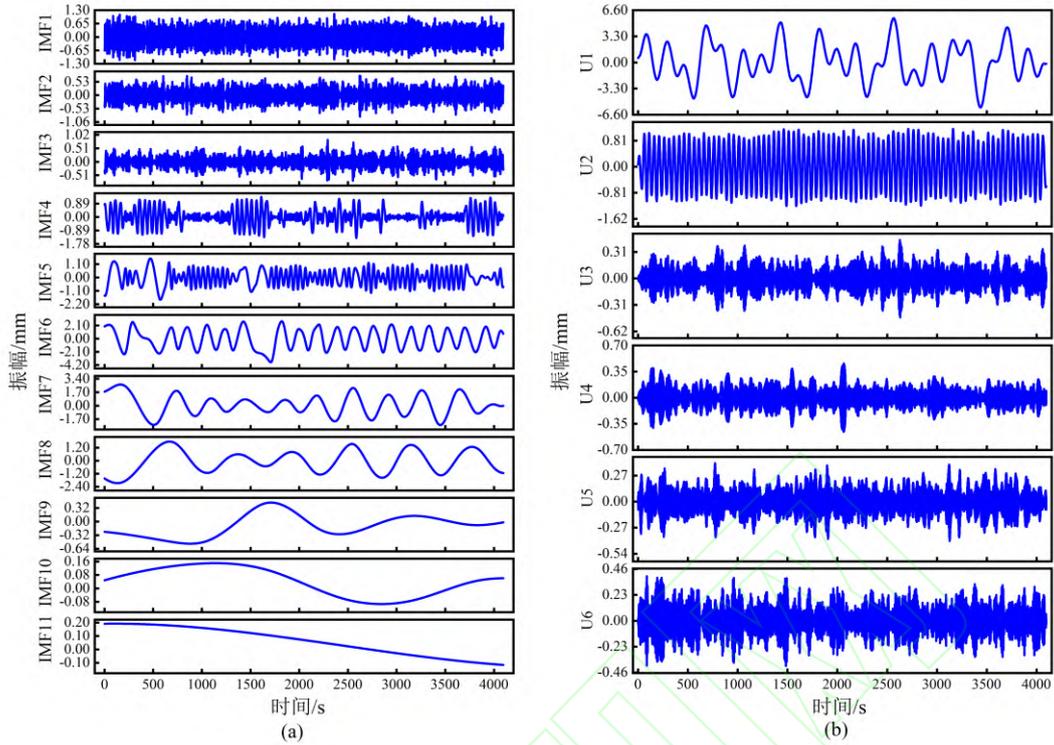


图 4 EMD(a)与 GA-VMD(b)模拟信号分量图

Fig.4 EMD (a) and GA-VMD (b) Analog Signal Component Diagram

为了准确筛选信号和噪声分量，需要计算各分量的 MPE 值，计算 MPE 需先设置适当的尺度因子 s 、嵌入维数 m 、延迟时间 τ ，经过多次试验取 $s=12$ ， $m=6$ ， $\tau=1$ 。对每个分量求出多个尺度下的排列熵取均值，作为相应分量的最终 MPE 值。分别计算 IMF 分量和 BLIMF 分量的 MPE 结果如表 1、表 2 所示。

表 1 IMF 分量 MPE 平均值

Tab.1 MPE Average Value of IMF

分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8	IMF9	IMF10	IMF11
MPE	0.8916	0.8651	0.8119	0.6788	0.4630	0.2699	0.2076	0.1678	0.1338	0.1162	0.0212

表 2 BLIMF 分量 MPE 平均值

Tab.2 MPE Average Value of BLIMF

分量	U1	U2	U3	U4	U5	U6
MPE	0.2950	0.4328	0.7845	0.7773	0.7744	0.7675

从表 1 中的数据可知，阶数靠前的分量 MPE 值更接近 1，MPE 值越大的分量随机波动性越大，符合图 4 (a) 表示的波形描述。通常 MPE 值大于 0.6 的 BLIMF 分量为噪声分量^[37]，故本实验去除 IMF1~IMF4，将其余分量进行重构，从而得到最终的降噪信号。由表 2 可知 U1~U6，MPE 值逐渐增大，说明噪声成分逐渐增多，与上述分量图中的波形分析是一致的。根据 MPE 的筛选标准，仅保留 U1 和 U2 分量，去除其他分量。使用上述三种方案对加

噪信号进行降噪处理后的结果如图 5 所示。

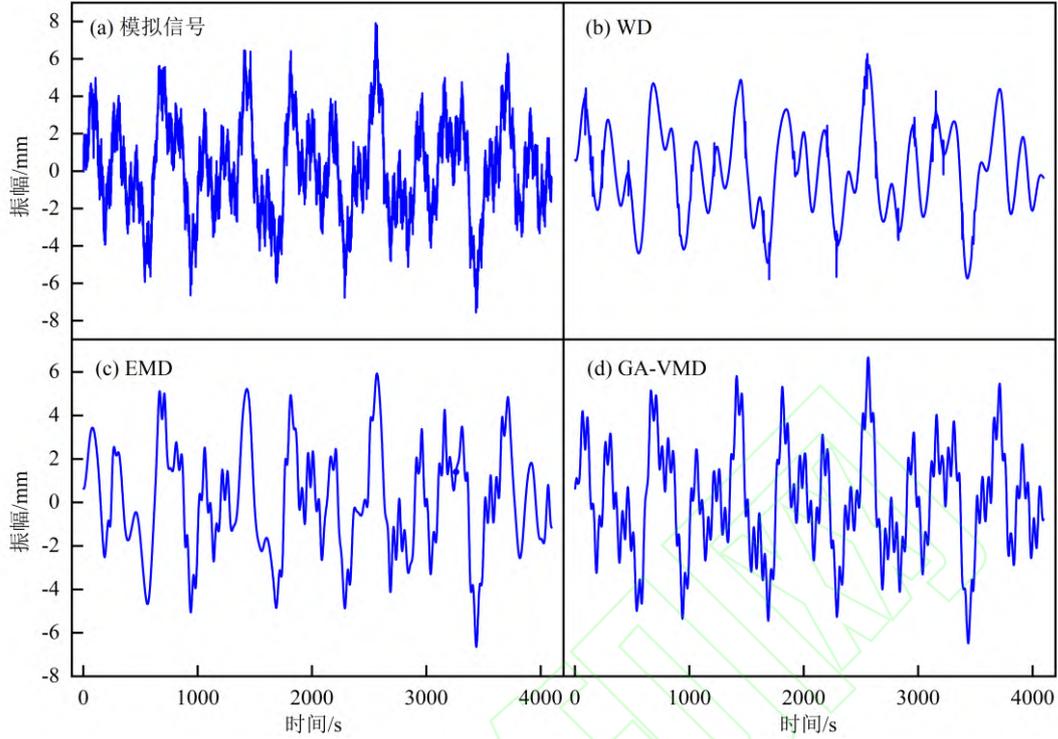


图 5 模拟信号与三种降噪信号图

Fig.5 Analog Signal and Three Kinds of Noise Reduction Signal

对比图 5 (a) 和图 5 (b) 可以看出, WD 方法可以消除大部分的噪声成分, 但依然残留少量噪声, 说明降噪不够彻底; 而图 5 (c) 和图 5 (d) 基本去除了存在的噪声, 说明 EMD 方法和 GA-VMD 方法均较 WD 方法降噪效果更好, 对比图 5 (c) 和 (d) 可发现, GA-VMD 方法相比 EMD 方法, 保留了更多有效信号, EMD 方法存在降噪过度的现象。

2.1.2 仿真信号降噪效果评价

为了定量分析和说明以上三种方案对仿真信号的降噪效果, 以互相关系数和信噪比等指标来评价这三种方法的差异, 其表达式为:

$$R = \text{cov}(x(t), \hat{s}(t)) / (\sigma_x, \sigma_s) \quad (3)$$

$$SNR = 10 \lg \left(\sum_{i=1}^n (x(i))^2 / \sum_{i=1}^n (x(i) - g(i))^2 \right) \quad (4)$$

其中 $x(t)$ 、 $\hat{s}(t)$ 分别是原始信号和降噪信号, $\text{cov}(x(t), \hat{s}(t))$ 是 $x(t)$ 和 $\hat{s}(t)$ 的协方差, σ_x 和 σ_s 分别是 $x(t)$ 和 $\hat{s}(t)$ 的标准差, n 是数据长度。互相关系数 R 表示原始信号和降噪信号的波形相似度, 当 R 越大时, 说明降噪信号与原始信号越吻合。信噪比 SNR 体现了整体信号和噪声成分的比值, 当 SNR 越大, 降噪效果也就越好。本文分别计算三种方法降噪结果的相关系数和信噪比以定量分析不同方法的降噪效果, 计算结果如表 3 所示。

表 3 降噪结果评价指标

Tab.3 Evaluation Index of Denoising Results

评价指标	WD	EMD	GA-VMD
R	0.93	0.96	0.98
SNR	8.62	10.89	13.80

比较表 3 中的数据可知，GA-VMD 方法与 WD、EMD 方法相比，互相关系数分别提升了 0.05、0.02；信噪比分别提高了 5.18dB、2.91dB，分别增益 60.11%、26.67%。评价指标结果表明，经过 GA-VMD 方法处理后的降噪信号精度更高，该方法的降噪效果优于其他两种方法。

2.2 实测数据分析

2.2.1 GNSS 数据及预处理

为进一步验证本文方法的可靠性，采用上述方案对实测数据进行降噪处理及分析。受限于 GNSS 的技术特点以及各种误差因素，GNSS 坐标时间序列的垂向分量精度通常比水平分量方向要低 2-5 倍^[38,39]。采用精度较差的 GNSS 垂向坐标时间序列进行分析，能够更好地说明本文方法的降噪效果。因此，实测信号选取 9 个 IGS 站 1999-2020 年的 GNSS 垂向坐标时间序列，数据来源于中国地震局 GNSS 数据产品服务平台 (<http://www.cgps.ac.cn>)，IGS 站点累积观测天数见图 6。

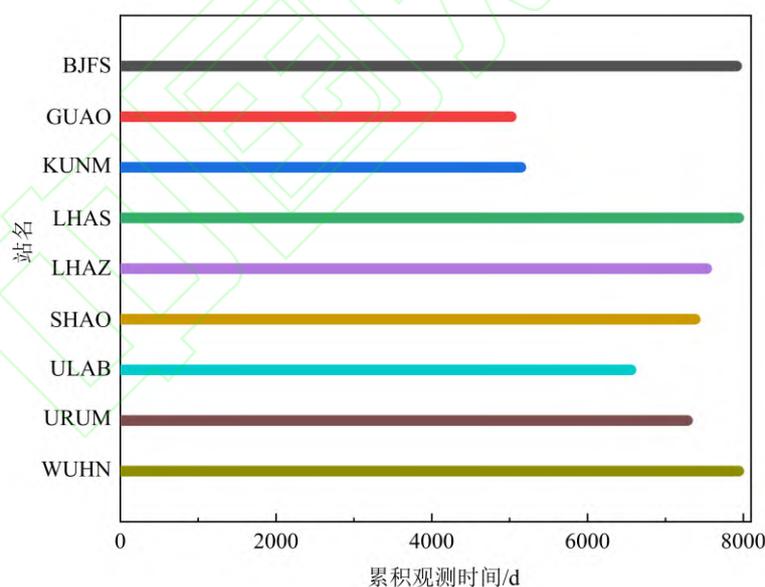


图 6 IGS 站点累积观测天数图

Fig.6 Cumulated Observational Days at IGS Sites

在对 GNSS 垂向坐标时间序列降噪之前，需要对其进行预处理^[40]。由于一些外界因素的影响，原始坐标时间序列存在一定的粗差，本文采用四分位距法 (Inter Quartile Range, IQR) 对其进行粗差探测与剔除^[41]，IQR 判别准则的原理参见文献[40]。对于长期观测的 GNSS 基

准站，由于接收机故障、粗差剔除及其他未知原因会导致 GNSS 数据的解算异常，从而存在 GNSS 数据缺失^[42]。分段 Hermit 插值算法在节点处具有一阶光滑度，并且具有一致收敛性，因而在时间序列插值中得到了广泛应用^[43, 44]，故本文采用分段 Hermit 三次多项式插值方法对各测站的 GNSS 垂向坐标时间序列进行插值补全。

2.2.2 GNSS 数据降噪处理

本文采用上述三种方案对经过数据预处理的实测信号进行降噪，其中方案一、方案二与模拟信号的处理过程类似，而方案三则对不同测站的 GNSS 垂向坐标时间序列搜寻最佳的 VMD 分解参数组合。各测站的最优参数组合如表 4 所示。同样地，按最优参数组合对实测信号进行 VMD 分解，并使用 MPE 阈值法分别对 EMD、GA-VMD 方法分解得到的分量进行筛选。最后将筛选出来的信号分量重构，获得降噪信号。

表 4 各 IGS 站最优参数组合

Tab.4 The Optimal Parameter Combination of Each IGS Station

测站	BJFS	GUAO	KUNM	LHAS	LHAZ	SHAO	ULAB	URUM	WUHN
K	4	6	8	5	7	5	7	7	6
α	3602	652	2827	1276	1958	3880	2373	498	3815

2.2.3 GNSS 数据降噪效果评价

与仿真信号不同的是，实测信号事先无法获取纯净信号，因此信噪比和互相关系数等指标在实测信号降噪结果评价中不再适用。本文降噪的目的是提高 GNSS 垂向坐标时间序列的精度，获取更加准确的基准站位移速度。因此，本文提出将 GNSS 垂向坐标时间序列的噪声和速度不确定度作为实测数据降噪的评价指标。GNSS 测站垂向坐标时间序列的模型参见文献[45]。

当前,国内外学者普遍认为白噪声 (white noise, WN)和闪烁噪声(flicker noise, FN)组成的噪声模型 (WN+FN)是 GNSS 垂向坐标时间序列的最优噪声模型^[46, 47]，因此本文采用的噪声模型为 WN+FN，并利用最大似然估计方法基于该模型计算出原始信号和降噪后信号的噪声和速度不确定度^[46]。

由图 7 可知，本文采用的 WD 方法仅能去除一部分白噪声，甚至在个别测站出现噪声增大的情况，而 EMD 和 GA-VMD 方法均能完全剔除白噪声；对于闪烁噪声，三种方法都能将其减弱，减弱程度由高到低依次是 GA-VMD、EMD、WD 方法，其中 GA-VMD 方法能将其减弱至 $0\sim 6\text{ mm}\cdot\text{a}^{-0.25}$ 范围内。从图 8 可以看出，三种方法均能有效降低速度不确定度，效果上 GA-VMD 方法最显著，EMD 方法次之，WD 方法效果最不明显；其中 GA-VMD 方法相对于 EMD 方法的最大增益率达 40%，平均增益率为 15.33%。可见对于实测数据，GA-VMD 方法的降噪效果在三种方法中仍然是最佳的。

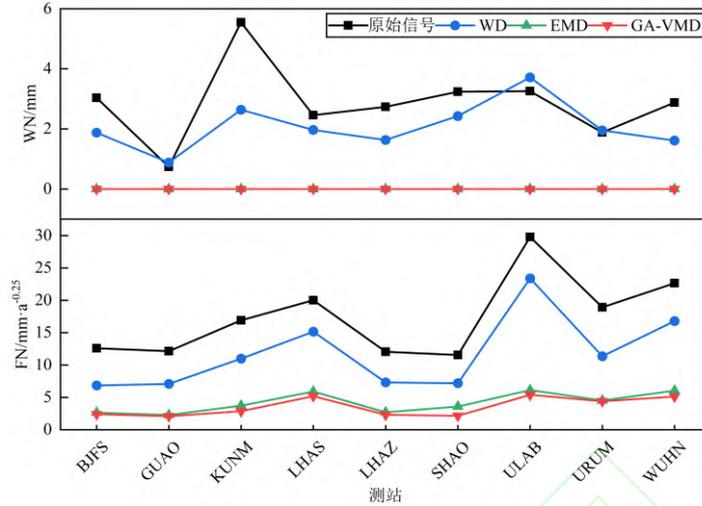


图 7 原始信号及三种方法降噪后信号的噪声图

Fig.7 The Noise of the Original Signal and the Signal Denoised by the Three Methods

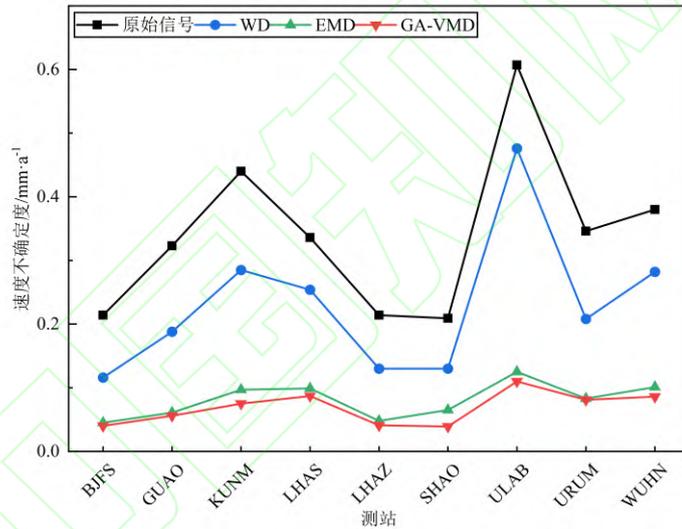


图 8 原始信号及三种方法降噪后信号的速度不确定度图

Fig.8 The Velocity Uncertainty of the Original Signal and the Signal Denoised by the Three Methods

3 结语

本文利用 GA 对 VMD 的参数进行优化, 提出了将 GA-VMD 与 MPE 结合的方法, 通过对模拟信号和 GNSS 垂向坐标时间序列的降噪分析, 验证了该方法的有效性和可靠性, 并与 WD、EMD 等方法对比分析, 得出以下结论:

1) 模拟信号的降噪结果表明, WD 和 EMD 方法分别出现了降噪不彻底和降噪过度的问题, 而 GA-VMD 方法能够有效剔除噪声并保留有效信号。从评价指标上看, GA-VMD 方法均显著优于另外两种方法。

2) 对于较为复杂的实测数据, 将噪声和速度不确定度作为精度指标对三种方法的降噪效果进行评价。结果表明, WD 方法仅能去除一部分白噪声, 而 EMD 和 GA-VMD 方法均

能完全剔除白噪声；GA-VMD方法能将闪烁噪声降低至 $0\sim 6\text{ mm}\cdot\text{a}^{-0.25}$ 范围内；对于速度不确定度，GA-VMD方法相对于WD和EMD方法的平均增益率分别为69%和15.33%。结合评价指标可知，GA-VMD方法能够获得更为准确可靠的信号，在三种降噪方法中是最佳的。

目前，本文仅讨论了GA对VMD的参数优化效果，并未与其他参数优化算法进行比较，研究众多优化算法在VMD参数选取时的优势与不足，进一步提高GNSS坐标时序的精度，将是今后的重点。

参考文献

- [1] Wang Min, Shen Zhengkang, Dong Danan. Effects of No-Tectonic Crustal Deformation on Continuous GPS Position Times Series and Correction to Them[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2005, 48(5):1045-1052(王敏, 沈正康, 董大南. 非构造形变对GPS连续站位置时间序列的影响和修正[J]. 地球物理学报, 2005(5): 1045-1052)
- [2] Jiang Weiping, Li Zhao, Liu Wanke, et al. Some Thoughts on Establishment and Maintenance of Terrestrial Reference Frame Considering Non-linear Variation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2010, 35(6): 665-669(姜卫平, 李昭, 刘万科, 等. 顾及非线性变化的地球参考框架建立与维持的思考[J]. 武汉大学学报 信息科学版, 2010,35(6): 665-669)
- [3] Jiang Weiping, Wang Kaihua, Li Zhao, et al. Prospect and Theory of GNSS Coordinate Time Series Analysis[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018,43(12):2112-2123(姜卫平, 王锴华, 李昭, 等. GNSS坐标时间序列分析理论与方法及展望[J]. 武汉大学学报 信息科学版, 2018,43(12): 2112-2123)
- [4] Li Zhao, Jiang Weiping, Liu Hongfei, et al. Noise Model Establishment and Analysis of IGS Reference Station Coordinate Time Series inside China[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2012,41(4):496-503(李昭, 姜卫平, 刘鸿飞, 等. 中国区域IGS基准站坐标时间序列噪声模型建立与分析[J]. 测绘学报, 2012,41(4): 496-503)
- [5] Lu Tieding, Xie Jianxiong. EEMD-Multiscale Permutation Entropy Noise Reduction Method for GPS Elevation Time Series[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*. 2021,41(2): 111-115(鲁铁定, 谢建雄. EEMD-多尺度排列熵的GPS高程时间序列降噪方法[J]. 大地测量与地球动力学, 2021,41(2): 111-115)
- [6] Wu H, Li K, Shi W, et al. A Wavelet-Based Hybrid Approach to Remove the Flicker Noise and the White Noise from GPS Coordinate Time Series[J]. *GPS Solutions*, 2015,19(4): 511-523
- [7] Yin Hui, Zhu Feng. Wavelet Strategies and Evaluation Indicator in Time Series Data Denoising[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012,37(11):1374-1377(尹晖, 朱锋. 时序数据去噪中的小波策略及评价指标[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012,37(11): 1374-1377)
- [8] Zhang Shuangcheng, He Yuefang, Li Zhenyu, et al. EMD for Noise Reduction of GPS Time Series[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2017,37(12):1248-1252(张双成, 何月帆, 李振宇, 等. EMD用于GPS时间序列降噪分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2017,37(12):

1248-1252)

- [9] Jia Ruisheng, Zhao Tongbin, Sun Hongmei, et al. Micro-Seismic Signal Denoising Method Based on Empirical Mode Decomposition and Independent Component Analysis[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2015,58(3): 1013-1023(贾瑞生, 赵同彬, 孙红梅, 等. 基于经验模态分解及独立成分分析的微震信号降噪方法[J]. 地球物理学报, 2015,58(3): 1013-1023)
- [10] Huo Ju, Wang Shijing, Yang Ming, et al. Noise Processing of FOG Signal Based on Wavelet Threshold-Value[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2008(3): 343-347(霍炬, 王石静, 杨明, 等. 基于小波变换阈值法处理光纤陀螺信号噪声[J]. 中国惯性技术学报, 2008(3): 343-347)
- [11] Yang Guohua, Zhang Fengshuang, Wang Yanqiang, et al. Time Sequences of Noise of the Coordinate Component of GPS Reference Stations and Its Classified Characteristics[J]. *Recent Developments in World Seismology*, 2007(7): 80-86(杨国华, 张风霜, 武艳强, 等. GPS基准站坐标分量噪声的时间序列与分类特征[J]. 国际地震动态, 2007(7): 80-86)
- [12] Ma Jun, Cao Chengdu, Jiang Weiping, et al. Elimination of Colored Noise in GNSS Station Coordinate Time Series by Using Wavelet Packet Coefficient Information Entropy[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021,46(9): 1309-1317(马俊, 曹成度, 姜卫平, 等. 利用小波包系数信息熵去除GNSS站坐标时间序列有色噪声[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021,46(9): 1309-1317)
- [13] Li Zongchun, Deng Yong, Zhang Guanyu, et al. Determination of Best Grading of Wavelet Transform in Deformation Measurement Data Filtering[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011,36(3): 285-288(李宗春, 邓勇, 张冠宇, 等. 变形测量异常数据处理中小波变换最佳级数的确定[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011,36(3): 285-288)
- [14] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998,454(1971): 903-995.
- [15] Qian Wenlong, Lu Tieding, He Xiaoxing, et al. A New Method for Noise Reduction Analysis of GPS Elevation Time Series Based on EMD[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2020,40(3):242-246+269(钱文龙, 鲁铁定, 贺小星, 等. GPS高程时间序列降噪分析的改进EMD方法[J]. 大地测量与地球动力学, 2020, 40(3): 242-246+269)
- [16] Wu Z, Huang N E. Ensemble Empirical Mode Decomposition: a Noise-Assisted Data Analysis Method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009,1: 1-41.
- [17] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational Mode Decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014,62(3): 531-544.
- [18] Lu Tieding, Xie Jianxiong. Deformation Monitoring Data De Noising Method Based on Variational Mode Decomposition Combined with Sample Entropy[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2021,41(): 1-6(鲁铁定, 谢建雄. 变分模态分解结合样本熵的变形监测数据降噪[J]. 大地测量与地球动力学, 2021,41(1): 1-6)
- [19] Luo Yiyong, Huang Cheng, Zhang Jingying. Denoising Method of Deformation Monitoring Data Based on Variational Mode Decomposition[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020,45(5): 784-790(罗亦泳, 黄城, 张静影. 基于变分模态分解的变形监测数据去噪方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020,45(5): 784-790)
- [20] Su Mengzhe, Li Faben, Lu Caiwu, et al. Noise Reduction of Microseismic Signal Based on VMD-SSA[J]. *Progress in Geophysics*, 2020: 1-13(苏梦哲, 李发本, 卢才武, 等. 基于VMD-SSA的

微震信号降噪[J]. 地球物理学进展, 2020: 1-13)

- [21] Zhang Xingli, Lu Xinming, Jia Ruisheng, et al. Micro-Seismic Signal Denoising Method Based on Variational Mode Decomposition and Energy Entropy[J]. *Journal of China Coal Society*, 2018,43(2): 356-363(张杏莉, 卢新明, 贾瑞生, 等. 基于变分模态分解及能量熵的微震信号降噪方法[J]. 煤炭学报, 2018,43(2): 356-363)
- [22] Ram R, Mohanty M N. Comparative Analysis of EMD and VMD Algorithm in Speech Enhancement[J]. *International Journal of Natural Computing Research*, 2017,6(1): 17-35.
- [23] Zheng Yi, Yue Jianhai, Jiao jing, et al. Fault feature extraction method of rolling bearing based on parameter optimized VMD[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021,40(1): 86-94(郑义, 岳建海, 焦静, 等. 基于参数优化变分模态分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2021,40(1): 86-94)
- [24] Houck C, Joines J, Kay M. A Genetic Algorithm for Function Optimization: A MATLAB implementation[J]. *NCSUIE-TR-95-09. North Carolina State University, Raleigh, NC, USA*, 1998,22.
- [25] Ji Genlin. Survey on Genetic Algorithm[J]. *Computer Applications and Software*, 2004(02): 69-73(吉根林. 遗传算法研究综述[J]. 计算机应用与软件, 2004(02): 69-73)
- [26] Xie Jianfeng, Yang Qiming, Dai Shuling, et al. Air Combat Maneuver Decision Based on Reinforcement Genetic Algorithm[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2020,38(6): 1330-1338(谢建峰, 杨启明, 戴树岭, 等. 基于强化遗传算法的无人机空战机动决策研究[J]. 西北工业大学学报, 2020,38(6): 1330-1338)
- [27] Hong Xiaocui, Duan Lixiang, Yang Xiaoguang, et al. Review on the Application of Intelligent Optimization Algorithms in Mechanical Fault Diagnosis[J]. *Measurement & Control Technology*, 2021,40(7): 1-8(洪晓翠, 段礼祥, 杨晓光, 等. 智能优化算法在机械故障诊断领域的应用综述[J]. 测控技术, 2021,40(7): 1-8)
- [28] Cai Yu, Ouyang Shan, Liao Kefei. Time-frequency analysis of micro-doppler signature of UAV based on VMD-WVD optimized by genetic algorithms[J]. *Journal of Guilin University of Electronic Technology*, 2020,40(2): 102-107(蔡宇, 欧阳缮, 廖可非. 基于遗传算法优化参数的VMD-WVD的无人机微动特征时频分析方法[J]. 桂林电子科技大学学报, 2020,40(2): 102-107)
- [29] Ji Jie, Hu Han, Gao Yuan, et al. The Wind Power Prediction Based on The Genetic Algorithm to Optimize Parameters of Support Vector Machine[J]. *Electronic Test*, 2020(21): 32-35.(纪洁, 胡汉, 高远, 等. 基于遗传算法优化参数的支持向量机电功率预测[J]. 电子测试, 2020(21): 32-35)
- [30] Liu Jiamin, Peng Ling, Liu Junwei, et al. Denoising Analysis of Bearing Vibration Signal based on Genetic Algorithm and Wavelet Threshold VMD[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2017,36(11): 1695-1700(刘嘉敏, 彭玲, 刘军委, 等. 遗传算法VMD参数优化与小波阈值轴承振动信号去噪分析[J]. 机械科学与技术, 2017,36(11): 1695-1700)
- [31] Bian Jie. Fault Diagnosis of Bearing Combining Parameter Optimized Variational Mode Decomposition Based on Genetic Algorithm with 1.5-Dimensional Spectrum[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2017,38(07): 1618-1624(边杰. 基于遗传算法参数优化的变分模态分解结合1.5维谱的轴承故障诊断[J]. 推进技术, 2017,38(07): 1618-1624)
- [32] He Yong, Wang Hong, Gu Sui. New fault diagnosis approach for bearings based on parameter optimized VMD and genetic algorithm. *Journal of Vibration and Shock*, 2021,40(6): 184-189(何

- 勇, 王红, 谷穗. 一种基于遗传算法的VMD参数优化轴承故障诊断新方法[J]. 振动与冲击, 2021,40(6): 184-189)
- [33] Tang Guiji, Wang Xiaolong. Parameter Optimized Variational Mode Decomposition Method with Application to Incipient Fault Diagnosis of Rolling Bearing[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015,49(5): 73-81(唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015,49(5): 73-81)
- [34] W. A, M. A. Multiscale Permutation Entropy of Physiological Time Series: 2005 Pakistan Section Multitopic Conference[C], 2005
- [35] Pompe B, Bandt C. Permutation Entropy: A Natural Complexity Measure for Time Series[J]. *Physical Review Letters*, 2002,88(17): 174102
- [36] Ji Kunpu, Shen Yunzhong. Dyadic wavelet transform and signal extraction of GNSS coordinate time series with missing data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020,49(5): 537-546(嵇昆浦, 沈云中. 含缺值GNSS基准站坐标序列的非插值小波分析与信号提取[J]. 测绘学报, 2020,49(5): 537-546)
- [37] Huang Zhigang, Lü Hubo, Lin Yigeng, et al. Denoising Method of Tunnel Blasting Seismic Wave Signal based on CEEMDAN-MPE Algorithm and its Application[J]. *Blasting*, 2020,37(4): 138-144(黄智刚, 吕虎波, 林一庚, 等. 基于CEEMDAN-MPE算法的隧道爆破地震波信号降噪方法及应用[J]. 爆破, 2020,37(4): 138-144)
- [38] Peng Yu. Exploring Mechanism of the Regional Surface Deformation and the Deep Tectonic Signals Using High-Precision GNSS Vertical Solutions[D]. East China Normal University, 2019(彭宇. GNSS高精度垂向分量探寻区域地表形变机制及地球深部构造运动信号[D]. 华东师范大学, 2019)
- [39] Ming Feng, Yang Yuanxi, Zeng Anmin, et al. Analysis of seasonal signals and longterm trends in the elevation times series of IGS sites in China[J]. *Scientia Sinica Terrae*, 2016,46(6):834-844(明锋, 杨元喜, 曾安敏, 等. 中国区域IGS站高程时间序列季节性信号及长期趋势分析[J]. 中国科学:地球科学, 2016,46(6): 834-844)
- [40] Hu Shunqiang, Wang Tan, Guan Yahui, et al. Analyzing the Seasonal Fluctuation and Vertical Deformation in Yunnan Province Based on GPS Measurement and Hydrological Loading Model[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2021,64(8): 2613-2630(胡顺强, 王坦, 管雅慧, 等. 利用GPS和水文负载模型研究云南地区垂向季节性波动变化和构造变形[J]. 地球物理学报, 2021,64(8): 2613-2630)
- [41] Huang Liren. Noise Properties in Time Series of Coordinate Component at GPS Fiducial Stations[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2006,26(2): 31-33(黄立人. GPS基准站坐标分量时间序列的噪声特性分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2006(2): 31-33)
- [42] Zhan Wei, Huang Liren, Liu Zhiguang, et al. Effect of Data Defect on Analyzing GNSS Time Series[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2013,33(2): 49-53(占伟, 黄立人, 刘志广, 等. 数据缺失对GNSS时间序列分析的影响[J]. 大地测量与地球动力学, 2013,33(2): 49-53)
- [43] Zhang Weizhu, Yan Wei, Sun Liang, et al. Research on Kinematics Parameters Calculation Algorithms of Compass Global Navigation Satellite[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2014,37(8): 50-52(张卫柱, 严薇, 孙亮, 等. 北斗全球导航卫星的运动学解算方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2014,37(8): 50-52)
- [44] An Yunfei. A Piecewise Hermite Interpolation Method for BDS 3 Receiver[J]. *GNSS World of*

China, 2020,45(4): 95-100(安云飞. 一种用于BDS-3接收机的分段Hermite插值方法[J]. 全球定位系统, 2020,45(4): 95-100)

- [45] Bos M, Fernandes R, Williams S, et al. Fast error analysis of continuous GNSS observations with missing data[J]. *Journal of Geodesy*, 2013,87: 351-360
- [46] Williams S D P, Bock Y, Fang P, et al. Error analysis of continuous GPS position time series[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2004,109(B3)
- [47] Qiao Xuejun, Wang Qi, Wu Yun, et al. Time Series Characteristic of GPS Fiducial Stations in China[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2003(4): 413-416(乔学军, 王琪, 吴云, 杜瑞林. 中国大陆GPS基准站的时间序列特征[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2003(4): 413-416)

A Denoising Method for GNSS Time Series Based on GA-VMD and Multi-Scale Permutation Entropy

CHEN Xiang¹ YANG Zhiqiang¹ TIAN Zhen¹ YANG Bing¹ LIANG Pei¹

¹ School of Geological Engineering and Surveying, Chang'an University, 126 Yanta Road, Xi'an 710064, China

Abstract: Objectives: Global navigation satellite system (GNSS) coordinate time series provide important data support for the study of crustal movement and deformation, and plate tectonics. Due to the noise caused by various external factors, the GNSS coordinate time series cannot reflect the real motion information of the station well. To effectively reduce the noise in the GNSS time series, we adopted a noise-reduction method, GA-VMD, combining genetic algorithm (GA) and variational mode decomposition (VMD). **Methods:** Firstly, the genetic algorithm was used to optimize VMD parameters, and the envelope entropy of the input signal was used as the fitness function of the genetic algorithm to find the optimal VMD parameter combination suitable for the signal. According to the optimized parameters, the signal was decomposed by VMD to obtain A series of modal components. Then we calculated the multi-scale permutation entropy (MPE) of each component and then regarded the MPE as the criterion of the noise component. Finally, according to the MPE, the noise components were identified and removed, and the remaining components were reconstructed to obtain the noise-reduced signal. In this paper, the noise reduction effect of GA-VMD was analyzed through the example of noise reduction of analog signal and observation data, and compared with wavelet denoising (WD) and empirical mode decomposition (EMD) methods. **Results:** The results show that: (1) the noise reduction results from the analog signals show that WD and EMD have the incomplete and excessive troubles on the noise reduction, respectively. However, GA-VMD can effectively eliminate noise and retain effective signals. From the evaluation index, compared with WD and EMD, the signal-to-noise ratio were increased by 5.18dB and 2.91dB, the correlation coefficient by 0.05 and 0.02, respectively, when using GA-VMD. (2) For the complex observation, we used the noise and velocity uncertainty as accuracy indicators to evaluate the noise reduction effects of the three methods. The results show that WD can only extract a part of the white noise, while EMD and GA-VMD can completely remove the white noise. GA-VMD can reduce the flicker noise to the range of 0 to 6 mm·a^{-0.25}. For the velocity uncertainty, the average gain rates of GA-VMD relative to the WD and EMD is 69% and 15.33%, respectively. GA-VMD has an average correction rate of 79.89% and 84.46% for the velocity uncertainty and flicker noise of GNSS

coordinate time series. **Conclusion:** Therefore, GA-VMD is the most effective one among the three noise reduction methods, which can effectively reduce the noise in the GNSS time series and improve its accuracy. However, in this paper, we only discussed the effect of GA on VMD parameter optimization without comparing it with other method. Hence, it will be the key for studying the advantages and shortcomings of those optimization algorithms in the selection of VMD, and improving the accuracy on the GNSS time series in the future.

Key words: genetic algorithm; variational mode decomposition; multi-scale permutation entropy; global navigation satellite system; coordinate time series; denoising

First author: CHEN Xiang, postgraduate, majors in GNSS data processing, E-mail : 1689482074@qq.com.

Corresponding author: YANG Zhiqiang, professor, PhD Tutor, majors in crustal deformation monitoring and geodynamic research, E-mail: yang_gps@chd.edu.cn.

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (42174054); the Fundamental Research Funds for the Central Universities, CHD (300102261104); the State Key Laboratory of Geodesy and Earth's Dynamics, Innovation Academy for Precision Measurement Science and Technology, Chinese Academy of Sciences (SKLGED2021-4-3); the Key Laboratory of Geospace Environment and Geodesy, Ministry of Education, Wuhan University (20-01-05).

网络首发:

标题: GA-VMD与多尺度排列熵结合的GNSS坐标时序降噪方法

作者: 陈祥, 杨志强, 田镇, 杨兵, 梁沛

收稿日期: 2021-11-29

DOI: 10.13203/j.whugis20210215

引用格式:

陈祥, 杨志强, 田镇, 等. GA-VMD与多尺度排列熵结合的GNSS坐标时序降噪方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20210215 (CHEN Xiang, YANG Zhiqiang, TIAN Zhen, et al. A Denoising Method for GNSS Time Series Based on GA-VMD and Multi-Scale Permutation Entropy[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20210215)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

利用小波包系数信息熵去除 GNSS 站坐标时间序列有色噪声

马俊, 曹成度, 姜卫平, 周吕

武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(9): 1309-1317

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20190353>