

微波湿度计条带噪声的分析与抑制方法研究

刘明绪^{1,2}, 张升伟¹, 何杰颖¹

1. 中国科学院国家空间科学中心 微波遥感重点实验室, 北京 100190;

2. 中国科学院大学, 北京 100049

摘要: 本文基于主成分分析 PCA (Principal Components Analysis) 和集合经验模态分解 EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition) 降噪的基本思想, 利用改进的自适应噪声总体集合经验模态分解 ICEEMDAN (Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition With Adaptive Noise) 对原 EEMD 的条带降噪方法进行了修改, 并利用该方法对风云三号 C 星、D 星 (FY-3C、FY-3D) 微波湿度计 (MWHS-2) 实际观测亮温中的条带噪声进行了分析。其中主成分分析对数据进行降维, 得到各扫描线的主成分分量, 模态分解方法分解对应分量, 利用各模态能量密度的差异提取出其中的噪声并去除, 随后组合剩余模态重构出观测亮温, 实现噪声的抑制。通过对原始算法和各类改进后的模态分解方法降噪效果的对比, 结果表明使用 ICEEMDAN 可有效避免 EEMD 中残余噪声等问题, 减少重构误差。数值分析结果表明, 改进后的方法使方差进一步降低 0.020 K², 信噪比提升 0.031 dB, 进一步提升了算法的降噪能力。

关键词: 风云三号, MWHS-2, 微波辐射测量, 数据处理, 降噪, PCA, 经验模态分解, 条带噪声

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 刘明绪, 张升伟, 何杰颖. 2023. 微波湿度计条带噪声的分析与抑制方法研究. 遥感学报, 27(10): 2318–2326

Liu M X, Zhang S W and He J Y. 2023. Striping noise analysis and mitigation for microwave humidity sounder. National Remote Sensing Bulletin, 27(10): 2318–2326 [DOI: 10.11834/jrs.20221660]

1 引言

卫星气象数据的降噪一直是遥感气象数据处理领域研究的重点问题。Zou 等 (2012) 在处理“风云三号” A 星、B 星 (FY-3A、FY-3B) 上的微波湿度计 (MWHS) 和美国 NOAA 系列卫星上的微波湿度计 (Microwave Humidity Sounder, MHS) 的数据时, 观测到了一种沿轨道方向随扫描角变化的直线型噪声, 且噪声不可通过平均消除。因此 Zou 等 (2012) 提出了一种通过主成分分析 (PCA) 与五点平滑法抑制该噪声的方法。Qin 等 (2013) 分析了 SNPP (Suomi National Polar-orbiting Partnership) 卫星上 ATMS (Advanced Technology Microwave Sounder) 水汽探测通道观测数据中的条带噪声, 并通过主成分分析联合集合经验模态分解的方法抑制了该噪声。Li 和 Liu (2016) 在对 MWTS-2 辐射同化的质量控制程序中引入了该条

带抑制方法。对比发现, 去除带噪声后分析误差小于不修正带噪声吸收数据, 这表明该降噪方法的实际应用价值。Zou 等 (2017) 在处理 ATMS 的条带噪声时, 对原 PCA/EEMD 方法进行了修改, 避免了在海陆边界亮温急剧变化导致的降噪后的误差。同时, Zou 和 Tian (2019) 利用 MWTS-2 扫描周期变化前后数据的差异对条带噪声进行了分析, 表明噪声产生的根本原因不在于扫描速度, 并给出了一种条带噪声的分析指标。金旭等 (2019) 通过计算噪声分布与方差, 定量评估了风云三号微波湿度计条带噪声的抑制效果。

目前, 对于 PCA/EEMD 降噪方法的各类改进、分析与应用均基于 EEMD 的基础上进行。EEMD 的理论基础之一是噪声辅助数据分析 NADA (Noise-Assisted Data Analysis) (Wu 和 Huang, 2009), 因而该方法可能受到辅助噪声的影响, 而导致残余噪声与虚假分量等问题。模态分解作为时频分析

收稿日期: 2021-10-25; 预印本: 2022-05-30

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2018YFB0504900, 2018YFB0504902)

第一作者简介: 刘明绪, 研究方向为星载微波辐射计数据处理的研究与应用。E-mail: liumingxu19@mails.ucas.edu.cn

通信作者简介: 张升伟, 研究方向为陆基、机载及星载微波遥感器系统设计与研制。E-mail: zhangshengwei@mirslab.cn

领域一种常见方法,已有诸多学者提出了如变分模态分解 VMD (Variational Mode Decomposition)、多元经验模态分解 MEMD (Multivariate Empirical Mode Decomposition)、改进的自适应噪声总体集合经验模态分解 ICEEMDAN (Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition With Adaptive Noise) 等变体或改进算法。其中,互补集合经验模态分解 CEEMD (Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition)、自适应噪声总体集合经验模态分解 CEEMDAN (Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition With Adaptive Noise) 及 ICEEMDAN 等方法是一类试图改进并降低辅助噪声影响的方法,可有效降低重构信号后的噪声。本文通过对各类方法进行比较,试图改进原有的 EEMD 方法,并应用于 MWHS-2 的数据处理中。同时,本文针对风云三号微波湿度计探测数据与模态分解的特有性质,给出了一种能有效判别噪声和信号模态的新方法,可用于风云三号微波湿度计探测数据噪声特征的分析,并有助于提升分解的准确性,提升数据质量。

2 降噪算法原理

2.1 主成分分析原理

主成分分析 PCA (Principal Components Analysis) 是一种常见的数据分解与降维的方法。该方法基于最大化数据方差原则,将数据进行投影到低维超平面上,实现对数据的降维。Lorenz (1956) 将 PCA 方法引入气象数据分析领域,称为经验正交函数法 EOF (Empirical Orthogonal Function)。该方法将观测数据分解为空间模态和时间系数两部分,从空间和时间域对数据进行分析(金旭等, 2019)。

设 MWHS 观测亮温矩阵为

$$\mathbf{A}_{M \times N} = \begin{pmatrix} \mathbf{T}_{11} & \cdots & \mathbf{T}_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{T}_{M1} & \cdots & \mathbf{T}_{MN} \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中, M 表示每条扫描线的视场 (FOV) 点, N 为扫描线个数, 则 $\mathbf{T}_{ij}$ 为第 j 条扫描线中第 i 个视场的观测亮温值。

根据 PCA 的原理, 对亮温矩阵 $\mathbf{A}$ 的协方差矩阵 $\mathbf{A}\mathbf{A}^T$ 做特征分解, 即

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^T \vec{\mathbf{e}}_i = \lambda_i \vec{\mathbf{e}}_i \quad (2)$$

λ_i 为特征值, $\vec{\mathbf{e}}_i$ 为对应特征向量。将上式写作矩阵形式, 有

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^T \mathbf{E} = \mathbf{A}\mathbf{E} \quad (3)$$

式中,

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \lambda_M \end{pmatrix}_{M \times M} \quad (4)$$

$$\mathbf{E} = (\vec{\mathbf{e}}_1, \cdots, \vec{\mathbf{e}}_M)_{M \times M}$$

$\mathbf{E}$ 为特征向量组成矩阵, 表示了使扫描线方差最大的投影方向。此外, 定义

$$\mathbf{U}_{M \times N} = \mathbf{E}^T \mathbf{A} = (\vec{\mathbf{u}}_1, \cdots, \vec{\mathbf{u}}_M)^T \quad (5)$$

$$\vec{\mathbf{u}}_i = \mathbf{A}^T \cdot \vec{\mathbf{e}}_i \quad (6)$$

可以看出, $\vec{\mathbf{u}}_i$ 即为 $\mathbf{A}$ 各扫描线 $\mathbf{T}_j$, ($j = 1, \cdots, N$) 在 $\vec{\mathbf{e}}_i$ 上的投影大小, 或者说 $\mathbf{U}$ 是 $\mathbf{A}$ 各扫描线在以 $(\vec{\mathbf{e}}_1, \cdots, \vec{\mathbf{e}}_M)$ 为基底的新基下的坐标, 包含了观测亮温在各个主成分中随卫星轨迹变化的信息。

该基下, 原矩阵 $\mathbf{A}$ 可表示为

$$\mathbf{A} = \mathbf{E}\mathbf{U} = (\vec{\mathbf{e}}_1, \cdots, \vec{\mathbf{e}}_M) \cdot (\vec{\mathbf{u}}_1^T, \cdots, \vec{\mathbf{u}}_M^T)^T = \sum_{i=1}^M \vec{\mathbf{e}}_i \cdot \vec{\mathbf{u}}_i^T \quad (7)$$

令

$$PC_i = \vec{\mathbf{e}}_i \cdot \vec{\mathbf{u}}_i^T \quad (8)$$

表示 $\mathbf{A}$ 在第 i 主成分中的分量信息, 称为第 i 模态。

2.2 模态分解原理

经验模态分解 EMD (Empirical Mode Decomposition) 是由 Huang 等 (1998) 提出的一种针对非线性非平稳信号的自适应的时频分析方法。该方法将信号分解为若干个本征模态函数 IMF (Intrinsic Mode Function), 每一 IMF 均包含有信号的不同时间分辨率的信息。

EMD 大体步骤为

(1) 根据原始信号 $x(t)$ 的所有极大值极小值点, 利用三次样条插值拟合出上下包络线。

(2) 求上下包络线的均值 $m_1(t)$, 用原信号减去该均值, 得到一新序列

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (9)$$

(3) 判断中间信号 $h_1(t)$ 是否满足 IMF 的条件, 若满足, 则作为第一个 IMF 分量 $\text{IMF}_1(t)$, 否则将

$h_1(t)$ 作为待分解信号,重复步骤(1) — (3),直至满足为止。

(4) 用上面的方法得到第一个IMF后,将该IMF从原始信号中分离出来,得到

$$r_1(t) = x(t) - \text{IMF}_1(t) \quad (10)$$

(5) 将 $r_1(t)$ 作为新的信号重复步骤(1) — (4),直到最终分解得到的 $r_n(t)$ 为一单调函数为止。此时分解得到的 $\text{IMF}_1(t), \dots, \text{IMF}_n(t)$ 即为所求的 n 个模态。

此后,为解决EMD在处理跳变或间断时可能产生的模态混叠问题,Wu和Huang等(2009)提出了EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition)方法。该方法通过在分解前添加白噪声解决了EMD中的模态混叠问题,之后通过多次计算取平均去除白噪声的影响。

EEMD步骤如下:

已知信号为 $x(t)$,信号中分别加入白噪声 $n(t)$,得到

$$s(t) = x(t) + n(t) \quad (11)$$

对 $s(t)$ 进行EMD分解,得到所求IMF分量 $\text{IMF}_1(t), \dots, \text{IMF}_n(t)$ 。

重复分解 m 次,将每一分量所得 m 个IMF进行平均,最终每一IMF分量即为 m 组IMF平均的结果。

EEMD方法虽然有效的解决了EMD中的模态混叠,但也产生了一些新的问题。例如,在平均去噪时,由于平均次数有限,噪声不可能被完全中和,导致重构后的信号存在残余噪声。此外,由于每次添加的噪声随机,最终分解出的IMF数量的可能会受到噪声的影响,因此平均的各IMF并不一定对齐,而导致了虚假分量的产生。

CEEMD (Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition)方法(Yeh等,2010)将EEMD中添加的单个白噪声替换为一组符号相反的白噪声,即

$$\begin{pmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x(t) \\ n(t) \end{pmatrix} \quad (12)$$

$s_1(t)$ 、 $s_2(t)$ 分别为加入正负噪声后的信号。

对 $s_1(t)$ 、 $s_2(t)$ 分别进行EMD分解,最终将正负两组结果取平均,完成分解。该方法有效减少了EEMD分解后可能存在的残余噪声。

CEEMDAN (Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition With Adaptive Noise)方法由Torres等(2011)在EEMD的基础上,在EMD计算出每个IMF后不使用原加噪信号 $s(t)$,而使用噪声对应IMF分量 $x(t) + E_j(n(t))$ ($E_j(\cdot)$ 表示EMD分解后的第 j 模态)求残差,从而降低了辅助噪声的影响。同时,该方法在分解得到IMF后立即进行平均得到 $\tilde{\text{IMF}}_j(t)$,用平均后的IMF求残差 $r_j(t)$,即

$$r_j(t) = x(t) + E_j(n(t)) - \tilde{\text{IMF}}_j(t) \quad (13)$$

相较于先前先求所有IMF再平均的方法,该方法彻底避免了模态数不同难以平均的问题。

之后,Colominas等(2014)又基于CEEMDAN提出了ICEEMDAN (Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise)。先前方法提取IMF的过程均是对信号添加噪声并进行多次迭代最终得到IMF,即

$$\begin{aligned} \tilde{\text{IMF}}_1(t) &= \langle x(t) + n(t) - M(x(t) + n(t)) \rangle = \\ &= \langle x(t) + n(t) \rangle - \langle M(x(t) + n(t)) \rangle \end{aligned} \quad (14)$$

$M(\cdot)$ 为迭代完成后移除的包络线均值总和, $\langle \cdot \rangle$ 为均值算子。

可以看出,最终得到的IMF中包含有加噪信号和包络均值两部分平均后的残余噪声。ICEEMDAN在求IMF时使用原始信号去除包络均值

$$\tilde{\text{IMF}}_1(t) = x(t) - \langle M(x(t) + n(t)) \rangle \quad (15)$$

改进后的方法噪声只存在于包络均值中,去掉了原信号中的噪声,从而有效减少了最终平均后残余的噪声。此外,ICEEMDAN对初始信号不再添加白噪声而直接使用噪声模态,从而避免了CEEMDAN中伪模式的问题。

各方法关系如图1所示。

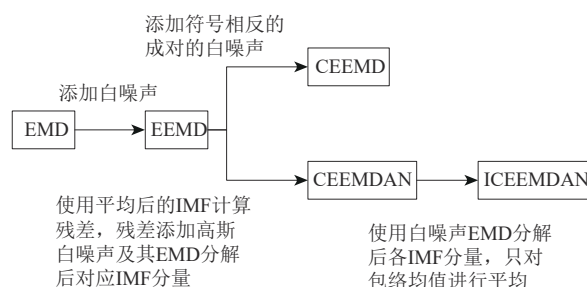


图1 模态分解算法关系

Fig. 1 The relationship between modal decomposition algorithms

3 降噪方法与结果分析

3.1 降噪方法

测试所用观测亮温数据选取2016年10月8日与2019年1月10日湿度计采集的各14组亮温数据进行测试。其中, 118.75 GHz附近的第4通道

(118.75±0.3 GHz) 有较为明显的条带噪声。模拟亮温数据由对应时间的ERA5每小时全球再分析分层网格数据与ERA5-land每小时地面网格数据导入RTTOV-SCATT模块仿真生成。网格分辨率0.25°×0.25°, 气压层选取50 hPa—1000 hPa间共29层。

部分区域的观测亮温如图2(a)所示。可以看出, 亮温图像中有明显的扫描线方向的条纹状噪声。

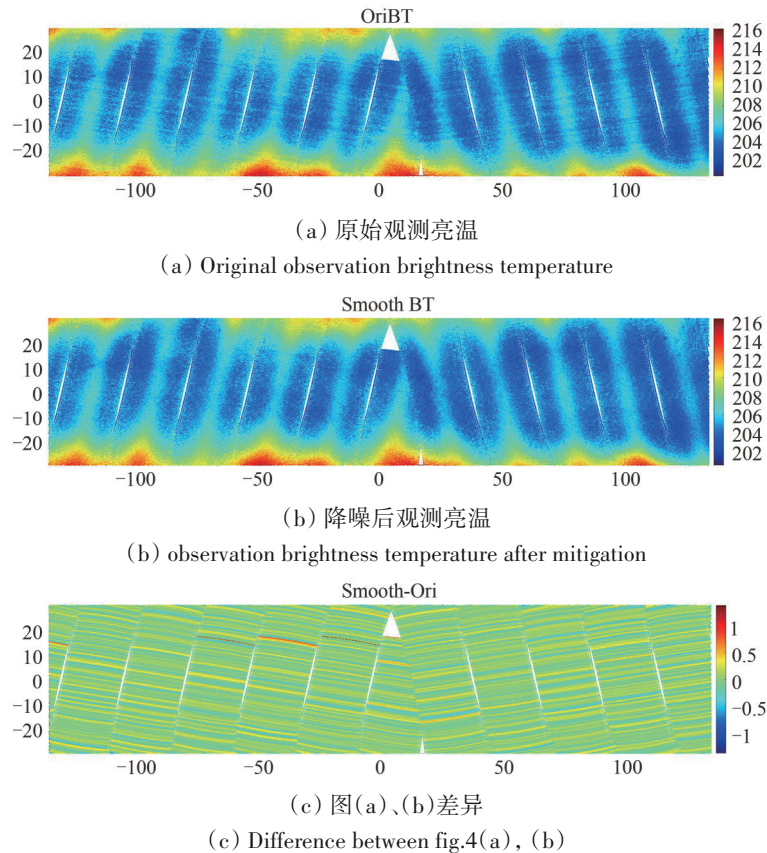


图2 条带噪声去除前后亮温图及(a)、(b)间差异

Fig. 2 Brightness temperature before and after removing the striping noise and difference between (a) and (b)

对数据进行PCA分解, 得到其各个PC分量(图3), 可以看出第一PC模态中有明显的水平条纹。根据PCA的原理, 第一主成分方向为信号差异最大的方向, 而观测亮温中的差异主要来源于卫星轨迹方向宏观的天气变化, 因此第一主成分分量包含了最多的沿卫星轨迹方向包括条带噪声在内的天气信息。通过计算方差贡献率

$$\eta_i = \frac{\lambda_i}{\sum_i \lambda_i} \quad (16)$$

第一主成分方差贡献比例超过99.98%, 表明绝大部分的沿轨方向数据差异都成功保留在了第一主成分分量中。后续模态包含了沿扫描线变化及各类小尺度波动信息。因此, 仅对进行模态分解, 也

可较为准确且高效的提取出绝大部分条带噪声, 且可有效降低处理的数据量, 提高计算效率。

分解后所得前7个IMF如图4。可以看出, 前几个IMF主要包含了信号中的高频噪声, 后续模态保留了各类天气信息。分解后的PC分量可表示为

$$\vec{u}_1 = \sum \text{IMF}_n + \sum \text{IMF}_s + r(t) \quad (17)$$

IMF_n 和 IMF_s 分别为噪声主导和信号主导的IMF分量, $r(t)$ 为提取完所有IMF后的直流分量。

因此, 只需选择合适的划分位置, 分离出噪声主导的前几个IMF分量并去除, 即可得到重构信号

$$\vec{u}_1' = \sum \text{IMF}_s + r(t) \quad (18)$$

定义信号能量密度为

$$E_n = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{IMF}_n^2(i) \quad (19)$$

式中, N 为 IMF 长度, $\text{IMF}_j(i)$ 表示第 j 个 IMF 序列的第 i 个元素。

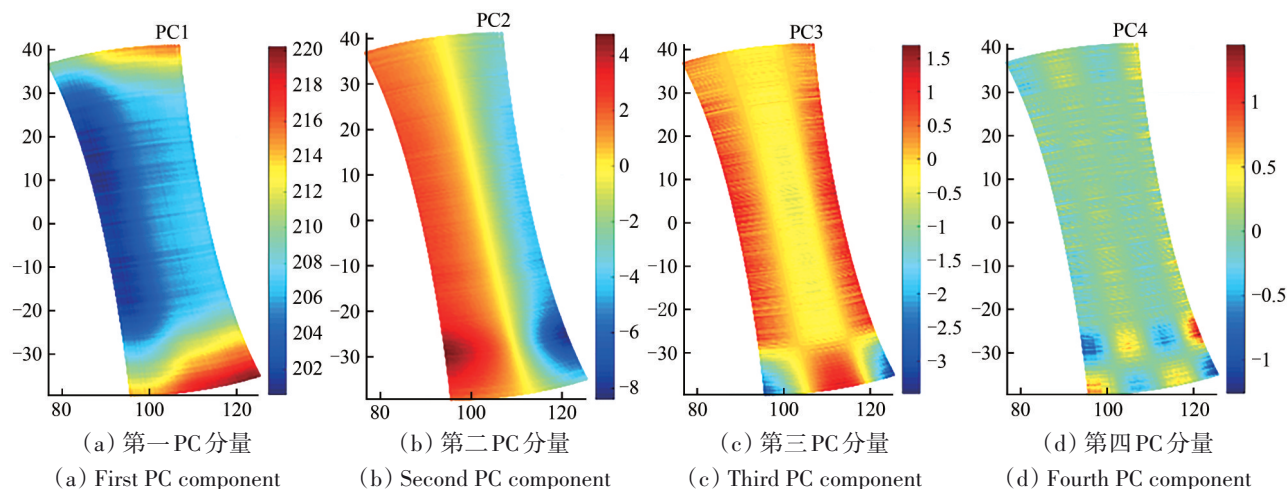


图3 第1—4 PC 模态空间分布图

Fig. 3 Spatial distribution of 1-4 PC modes

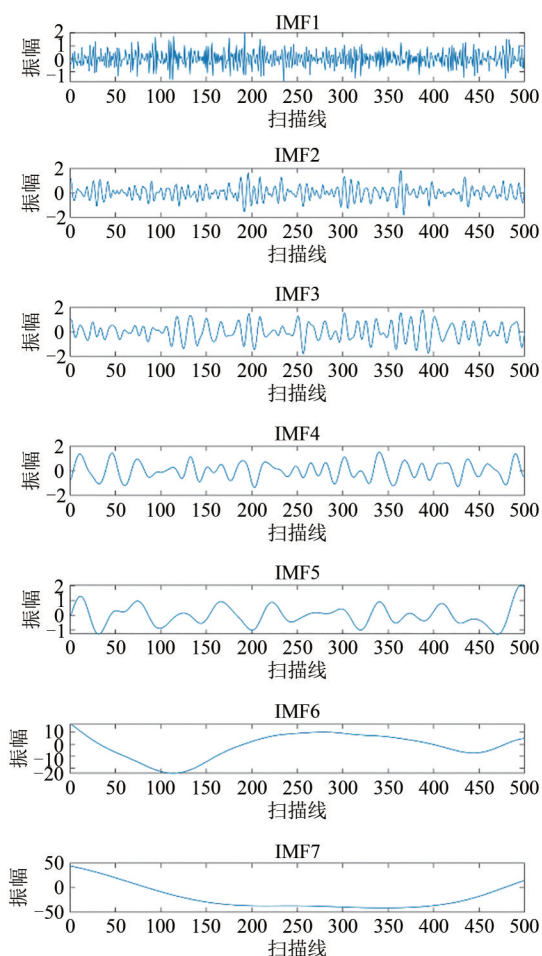


图4 第一 PC 分量 IMF1-7 波形图

Fig. 4 Waveform of the first PC coefficient IMF1-7

由于 IMF 极值点与零点相同 (或差一) 的定义, IMF 可近似看作一周期振荡的函数。因此, 可

利用其极值点个数 n_l 定义 IMF 的平均周期 T (Wu 和 Huang, 2004)

$$T_n = \frac{N}{n_l/2} \quad (20)$$

同时, Wu 和 Huang (2004) 指出, 对于白噪声, IMF 函数 $S(\ln T, j)$ 在对数坐标下积分后的数值相同 (c 为常数)。

$$\int S(\ln T_j) d \ln T = c \quad (21)$$

该式等价于

$$E_n T_n = c \quad (22)$$

对于本文所述条带噪声, 虽无法证明其为白噪声, 但观察各 IMF 的频谱 (图 5) 可以看出, 前 5 个 IMF 峰值明显低于后续 IMF, 且除包含残余噪声的第一 IMF 外, 其余几个 IMF 具有相似的波形, 这与 Wu 和 Huang (2009) 的实验结果近似。因此, 不妨尝试计算各 IMF 能量密度与平均周期的乘积 $E_n T_n$ 并计算相邻 IMF 间能量之比。在噪声 IMF 之间, 该比值较小, 而在噪声与信号间, 比值会突变。可寻找出比值变化最大的间隔作为信号与噪声的划分 P :

$$p = \arg \max_{n=1, \dots, N-1} \left(\frac{E_{n+1} T_{n+1} / E_n T_n}{\sum_{i=1}^{N-1} (E_{i+1} T_{i+1} / E_i T_i)} \right) \quad (23)$$

同时, 为避免对无噪声通道的误处理, 在寻找出最大比值后还需对其进行约束。比较有噪声通道和无噪声通道的频谱发现, 无噪声通道并无明显的能量突变。因此可定义仅当最大突变超过某一阈值时才将其定义为噪声并进行划分。对于

本文, 阈值定义为0.8, 实际操作过程中, 可以实现较好的划分效果。

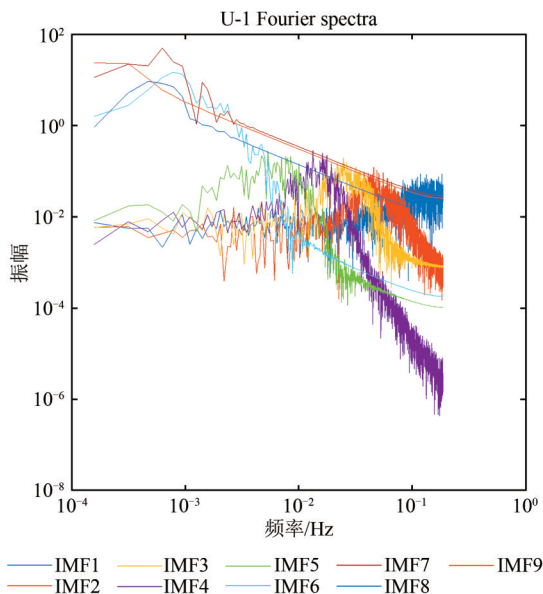


图5 第一PC分量IMF1-10频谱图

Fig. 5 Fourier spectra of the first PC coefficient IMF1-10

在模态分解方法的选取上, 如2.2节所述, EEMD会因残余噪声和虚假分量而在重构后产生误

差, 使得天气信号分量受到噪声的影响。同时, EEMD平均时模态数不一定对齐, 致使分解后的直流分量也混杂到了IMF中, 使噪声选取方法失效。因此本文采用了ICEEMDAN方法进行处理, 并最后重构出亮温信号

$$A' = \vec{e}_1 \cdot \left(\vec{u}_1' \right)^T + \sum_{i=2}^M \vec{e}_i \cdot \vec{u}_i^T \quad (24)$$

3.2 结果分析

降噪前后的亮温图像及提取出的噪声如图4 (b) (c)。可以看出, 算法成功提取出了信号中的条带噪声并重构出了观测亮温。对比图6可以看出, 重构后的信号O-B亮温并无明显偏移与失真, 该方法恢复后的数据中保留了信号中绝大多数的亮温信息。其中单独提取出第49视场角并去除前 n 个IMF后绘制的亮温曲线如图7。可以看出, 随着去除的IMF数增加, 信号逐渐趋于平滑, 且各级模态分解均主要抑制的是信号中的高频振动, 对信号整体趋势变化并无太大影响。同时, 对提取出的噪声进行统计, 其概率分布(图8)整体呈现出近似于无偏的高斯噪声的分布特征。

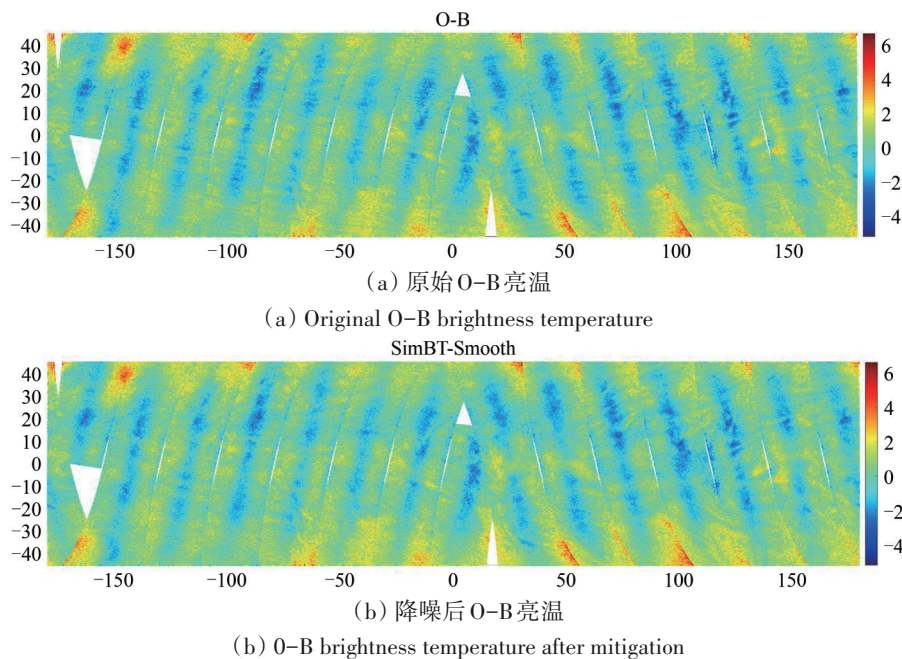


图6 噪声抑制前后O-B亮温图

Fig. 6 O-B before and after removing the striping noise

使用各类改进后的各类模态分解方法对 $\vec{u}_1$ 进行分解, 去除噪声模态后重构观测亮温。分别计算利用各算法降噪前后的信噪比(SNR)、平均方差(Var)、均方误差(MSE)进行对比。其中, 信

噪比定义为处理前后观测亮温与噪声的功率之比, 平均方差定义为处理前后卫星轨迹方向各视场O-B方差的均值, 均方误差为观测亮温与模拟亮温之差的均方值。具体计算结果见表1。

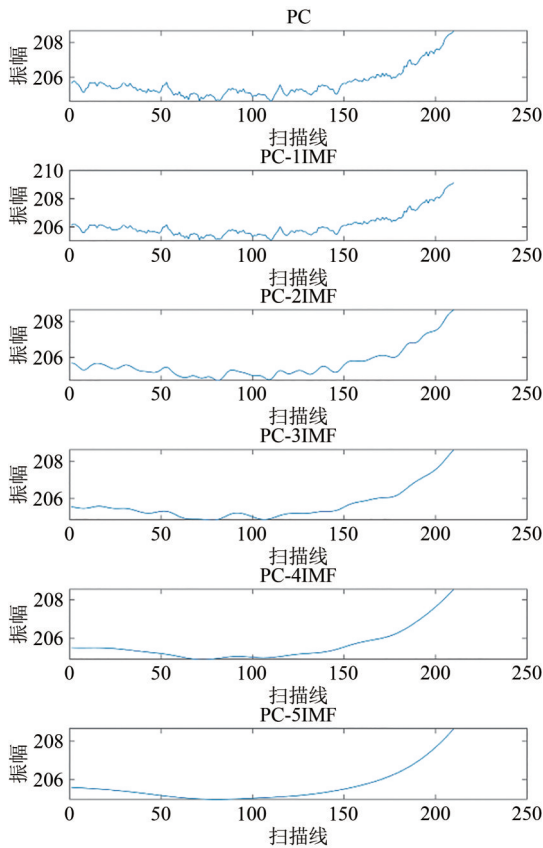


图7 去除前1—5 IMF后重构出的第49视场角亮温随扫描线变化图
Fig. 7 Reconstruction of the 49th FOV brightness temperature changes with the scan line after remove the first 1—5 IMF

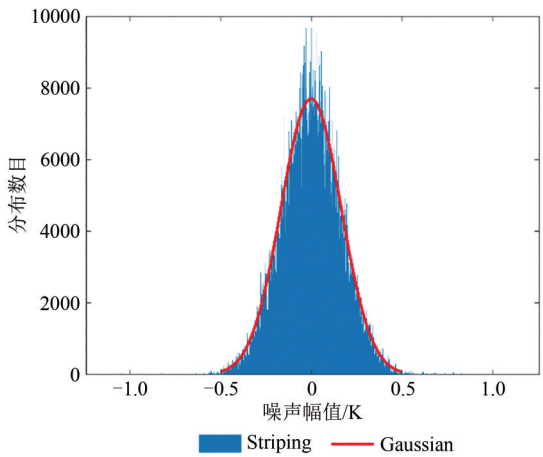


图8 条带噪声概率分布直方图
Fig. 8 Histogram of probability distribution of striping noise

可以看出，各类方法相较于原始信号均在不同程度上对噪声进行了抑制。信噪比越高效果越好，方差和均方误差相对越低越好。对比各类方法，可以看出相较于原始的EEMD算法，改进后的CEEMD等方法在去噪效果上均有不同程度的提高。其中ICEEMDAN在各方面效果最好。相较于

EEMD，该方法使信噪比提高了0.031 dB，方差降低0.020 K²。且多次实验表明该方法具有较好的稳定性，有助于提高算法的噪声抑制效果。

表1 各模态分解方法降噪效果
Table 1 Mitigation effect of each modal decomposition method

分解方法	SNR/dB	Var/K ²	MSE/K ²
Original	42.39688	2.137265	2.533543
EMD	42.44923	2.105765	2.503143
EEMD	42.42025	2.123826	2.519949
CEEMD	42.44308	2.110642	2.506736
CEEMDAN	42.43170	2.116388	2.513283
ICEEMDAN	42.45136	2.104260	2.501906

4 结 论

本文主要介绍了针对MWS-2中的条带噪声的一种有效的降噪方法，并给出了改进方案。本文首先使用主成分分析对数据进行了降维，随后通过模态分解将信号分解包含噪声和天气信息的不同IMF分量，利用两类IMF在能量密度上的差异进行自动划分，重构剩余模态，实现了噪声的抑制。针对EEMD残余噪声等问题，本文采用ICEEMDAN进行PC分量的分解、降噪与重构操作。在对MWS-2数据的处理过程中，证明了该方法的有效性。同时，本文针对各种不同的模态分解方法的降噪效果进行了统计与对比，数据结果表明，各类改进方法均可在不同程度上实现噪声的抑制。其中，使用ICEEMDAN进行模态分解降噪并恢复后的数据使信噪比提高了0.054 dB，方差降低0.032 K²，具有良好的重建效果，可使重构后的数据精度得到进一步提高。

模态分解是经验上近似的二进滤波器，即以相邻模态间周期大致为2倍的关系对信号进行分解，并不一定能将噪声和信号准确的划分开。直接对模态进行删除只能滤除绝大多数噪声，并不能保证剩余模态中没有噪声残余。同时，本文以能量差异进行划分的方法，只针对所用微波湿度计数据进行了测试，仅作为一种思路以供参考，对于其适用范围的普遍性和对各类数据划分的稳定性，还有待进一步的探索。

志 谢 文中所用湿度计相关数据来自国家卫星气象中心，在此表示衷心的感谢。

参考文献 (References)

- Colominas M A, Schlotthauer G and Torres M E. 2014. Improved complete ensemble EMD: a suitable tool for biomedical signal processing. *Biomedical Signal Processing and Control*, 14: 19-29 [doi: 10.1016/j.bspc.2014.06.009]
- Huang N E, Shen Z, Long S R, Wu M C, Shih H H, Zheng Q A, Yen N C, Tung C C and Liu H H. 1998. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 454(1971): 903-995 [doi: 10.1098/rspa.1998.0193]
- Jin X, Chi J D, Hu T Y, Chen W X, Gu S Y and An D W. 2019. Research on stripe noise suppression of microwave temperature sounder on FY-3D satellite. *Infrared*, 40(12): 28-37 (金旭, 迟吉东, 胡泰洋, 陈文新, 谷松岩, 安大伟. 2019. 风云三号D星微波温度计条带噪声抑制研究. *红外*, 40(12): 28-37) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-8785.2019.12.005]
- Lorenz E N. 1956. Empirical orthogonal functions and statistical weather prediction. *Science Report 1, Statistical Forecasting Project, Department of Meteorology, MIT NTIS AD 110268*
- Li J and Liu G Q. 2016. Direct assimilation of Chinese FY-3C Microwave Temperature Sounder-2 radiances in the global GRAPES system. *Atmospheric Measurement Techniques*, 9(7): 3095-3113 [doi: 10.5194/amt-9-3095-2016]
- Qin Z K, Zou X L and Weng F Z. 2013. Analysis of ATMS striping noise from its Earth scene observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 118(23): 13214-13229 [doi: 10.1002/2013JD020399]
- Torres M E, Colominas M A, Schlotthauer G and Flandrin P. 2011. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise//2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Prague: IEEE : 4144-4147 [doi: 10.1109/ICASSP.2011.5947265]
- Wu Z H and Huang N E. 2004. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 460(2046): 1597-1611 [doi: 10.1098/rspa.2003.1221]
- Wu Z H and Huang N E. 2009. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 1(1): 1-41 [doi: 10.1142/S1793536909000047]
- Yeh J R, Shieh J S and Huang N E. 2010. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2(2): 135-156 [doi: 10.1142/S1793536910000422]
- Zou X, Dong H and Qin Z. 2017. Striping noise reduction for ATMS window channels using a modified destriping algorithm. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 143(707): 2567-2577 [doi: 10.1002/qj.3107]
- Zou X L, Ma Y and Qin Z K. 2012. Fengyun-3B MicroWave Humidity Sounder (MWHS) data noise characterization and filtering using principle component analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(12): 4892-4902 [doi: 10.1109/TGRS.2012.2202122]
- Zou X L and Tian X X. 2019. Striping noise analysis and mitigation for microwave temperature Sounder-2 observations. *Advances in Atmospheric Sciences*, 36(7): 711-720 [doi: 10.1007/s00376-019-9009-x]

Striping noise analysis and mitigation for microwave humidity sounder

LIU Mingxu^{1,2}, ZHANG Shengwei¹, HE Jieying¹

1. Key Laboratory of Microwave Remote Sensing, National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Noise analysis and mitigation play an important role in meteorological satellite data processing. This study is based on the idea of noise mitigation by using Principal Component Analysis (PCA), Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) algorithm, and improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN). The modified method is used to observe data of the microwave humidity sounder (MWHS-2) of the Fengyun-3C and 3D satellites (FY-3C, FY-3D) to analyze the striping noise in its observed brightness temperature. In this study, the effectiveness of this method for MWHS-2 data is confirmed, and a performance analysis of the improved method for data processing and noise mitigation is conducted.

The striping noise has a very high correlation with scan line; thus, using PCA can not only effectively isolate the noise-related principal components, but also reduce the dimension of the processed data. When the noise containing principal components is extracted, the empirical mode decomposition method can be used to adaptively separate each component into multiple modes with different frequencies. The noise can be easily separated from the signal by a method that calculates and compares the average period and energy density by using the differences in energy between noise and signal modes. Finally, the remaining modes are combined to reconstruct the principal

components, which reconstruct the observed brightness temperature data.

When this method is applied to the MWHS-2 data, we used the hourly global reanalysis data of ERA5 with RTTOV model to generate the simulated brightness temperature data and compared with the observed brightness temperature before and after processing. The result shows that the algorithm successfully extracts the striping noise in the signal, and the noise histogram exhibits a Gaussian distribution. The noise mitigation effect between the original EEMD algorithm and various improved mode decomposition methods is compared, and the results show that the use of ICEEMDAN can effectively avoid some problems in EEMD, such as the residue noise, and can reduce reconstruction errors. Numerical analysis results show that compared with the EEMD method, this improved method further reduces the variance by 0.020 K^2 , and the Signal-to-Noise Ratio (SNR) increases by 0.031 dB , which further improves the noise mitigation capability of the algorithm.

PCA combined with ensemble empirical mode decomposition can effectively mitigate the striping noise. Although the mode decomposition method is affected by some of its own properties and has certain limitations in accuracy, it has a more convenient operation and higher adaptability. Moreover, the test result shows that this method can achieve satisfactory results. The improvement using ICEEMDAN and calculating the energy density with average period can also be helpful to noise analysis and mitigation and can enhance the reconstruction accuracy. This condition may have certain value for the further improvement of noise reduction algorithm and may improve the accuracy of meteorological data analysis and forecasting.

Key words: FY-3, MWHS-2, microwave radiation measurement, data processing, noise mitigation, PCA, empirical mode decomposition, Striping Noise

Supported by National Key Research and Development Program of China (No.2018YFB0504900, 2018YFB0504902)