0254-6124/2019/39(3)-316–10 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

QIAN Yedong, ZHANG Hua, YANG Jianwei, WU Yewen. Prediction of high-energy electron flux of geosynchronous orbit based on empirical mode decomposition (in Chinese). *Chin. J. Space Sci.*, 2019, **39**(3): 316-325. DOI:10.11728/cjss2019.03.316

基于经验模态分解的地球同步轨道高能电子通量预报*

钱烨栋　张　华　杨建伟　武业文

(南京信息工程大学数学与统计学院　南京 210044)

摘　要　在磁暴恢复相期间, 大量相对论 (高能) 电子从磁层的外辐射带渗透到地球同步轨道区. 其中 >2 MeV 的高能电子能够穿透卫星表面并聚积在材料内部, 导致卫星无法正常运行或完全损坏. 磁暴期间的高能电子通量变化的非平稳与非线性特征十分明显. 通过实验发现, 经验模态分解法能够极大地降低高能电子通量非平稳性问题造成的预报影响. 以 2008－2009 年的数据作为训练集, 2010－2013 年数据作为测试集. 结果表明: 2010－2013 年的预报率约为 0.84; 在太阳活动较为复杂的 2013 年, 预报率达到 0.81. 引入经验模态分解后预报效率得到显著提高.

关键词　磁暴, 高能电子通量, 非平稳性, 经验模态分解

中图分类号　P 353

Prediction of High-energy Electron Flux of Geosynchronous Orbit Based on Empirical Mode Decomposition

QIAN Yedong　ZHANG Hua　YANG Jianwei　WU Yewen

(*School of Mathematics and Statistics, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing* 210044)

Abstract　During the recovery of a magnetic storm, the relativistic electrons with MeV energy diffuse from the outer radiation belt to geosynchronous orbit. The electrons which energy are larger than 2 MeV could penetrate the surface of satellites and accumulate inside them. Such an electron flux effect could cause satellites to be unable to function properly or to fail completely. Relativistic electrons change very rapidly during the magnetic storm and are very non-stationary. These effects are reduced by empirical mode decomposition method. Data in 2008－2009 are used as the training set, and data in 2010－2013 are used as the testing set. The result shows that the average prediction efficiency of the testing set is 0.81. The solar activity is complex in 2013, and the prediction efficiency

* 国家自然科学基金项目 (61572015), 江苏省自然科学基金项目 (BK20170952, BK20140993), 国家重点研究发展计划项目 (2018YFC140734, 2018YFF01013706) 和电波环境特性及模化技术重点实验室专项资金项目 (201801003) 共同资助
2018-11-05 收到原稿, 2019-02-26 收到修定稿
E-mail: 1035878317@qq.com. 通信作者 张华, E-mail: 289534957@qq.com

is up to 0.81. The prediction efficiency of electron flux has been greatly improved by using empirical decomposition method.

Key words Magnetic storm, High energy electron flux, Non-stationary problem, Empirical mode decomposition

0 引言

地球同步轨道 (GEO) 位于外辐射带区域, 该区域分布了大量高能带电粒子 (相对论电子). 数百颗同步轨道卫星在该区域内运行 [1]. 当发生大的磁暴后, 高能电子通量在短时间内下降, 随后会升高 3~4 个量级. 这些高能电子具有很高的能量, 能够穿透卫星防护外罩进入内部并沉淀在绝缘器件上, 引起材料的深层充放电, 严重威胁卫星安全与稳定工作 [2]. 1992 年 3 月到 1994 年 4 月, 因高能带电粒子的聚积引发的 GEO 卫星故障共有 50 多次 [3]. 因此, 对磁暴期间高能电子通量进行预报, 进而提前对卫星采取必要措施以降低高能电子对卫星的危害, 具有重要的科学意义与应用价值.

目前高能电子通量预报主要采用统计和人工智能的方法, 以线性模型与非线性模型为主. Paulikas 等 [4] 首先发现高能电子通量与太阳风速度具有良好的相关性. 在此基础上, Baker 等 [5] 利用统计方法和线性预测滤波技术 (简称 PLF), 以太阳风速度的历史数据作为输入, 预报后一天的高能电子通量, 结果表明, 太阳风速度与 GEO 的高能电子通量直接相关, 太阳风速度达到最大值时, 电子通量输出的脉冲响应时间序列在 1~2 天左右达到最大值. 美国 NASA 的空间天气预报中心在此基础上发展了相对论电子通量的预报模型 (简称 REFM). REFM 模式为预测–校正法, 利用太阳风参数作为输入, 输出基本预报值, 然后对预报值进行修正, 输出后面 1~3 天的高能电子通量值. REFM 模式第一天的预报效率约为 0.71, 后面两天预测值很差, 原因是输入参数在磁扰动期处于快速变化的状态. 由于磁层对太阳风的响应是非线性的, 仅用线性滤波技术预报有局限性 [6]. Rigler 等 [7] 利用卡尔曼滤波改进线性滤波模型, 使滤波系数可以动态改变, 结果表明预报效率得到了较大的提高. 该方法被运用到许多模型 [8,9].

除线性滤波模型外, 非线性滤波模型也得到了广泛发展. 非线性滤波模型主要基于高能电子通量突然增加的加速机制. 目前高能电子的加速机制有两种观点: 一是径向扩散机制, 二是波粒相互作用. 基于径向扩散机制, Li 等 [10,11] 提出了径向扩散模型 (简称 RDF 模型), 该模型利用太阳风参数和行星际磁场分量作为输入, 预报 1~2 天后 GEO 上 $> 2\,\mathrm{MeV}$ 的高能电子通量, 预报效率为 0.64, 对太阳活动高年的预报精度不理想. Turner 等 [12] 发展了 LOW-E 模型, 该模型以前一日及当日的低能电子通量和相对论电子通量作为输入, 预报后一天的电子通量值, 平均预报率为 0.73. Potapov 等 [13,14] 综合径向扩散机制与波粒相互作用机制, 建立了同步轨道区 $> 2\,\mathrm{MeV}$ 电子的日积分预报模式, 输入参数为太阳风速度、密度、动压, ULF 波强度 (Pc4-5), $> 600\,\mathrm{keV}$ 电子通量 (种子电子) 和行星际电场值, 提前一天的预测标准差约为 0.58. 该模型的特点是电子通量极值预报值提前于测量值.

高能电子通量变化与各参数之间的关系是非线性的, 高能电子通量值的变化也是非稳定的, 所以输入参数与输出值之间难以用函数关系描述. 神经网络方法有很好的学习能力, 是解决这些非线性关系的较好方法. Futaka 等 [15] 和 Ling 等 [16] 等建立了神经网络模型预报高能电子通量. Fukata 模型的预报效率约为 0.6. Ling 的多层反馈模型预报效率好于前者, 约为 0.7 左右, 该模型输入参数为地磁扰动指数, 忽略了太阳风参数. 此外, 径向基函数 (RBF)、支持向量机 (SVM) 等智能算法也被运用于高能电子通量的预报中 [17,18].

以上模型在预报高能电子通量方面获得了广泛应用, 但精度还有提升的空间. 高能电子通量在磁暴期间变化非常剧烈, 几十分钟之内会快速地上升, 一天之内可从 10 上升到 $10^5\,\mathrm{cm^{-2}\cdot sr^{-1}\cdot s^{-1}}$[8]. 从高能电子通量随时间变化的趋势来看, 其实质是一个非平稳非线性的时间序列, 且非平稳性的特点尤为突出. 以往的模型利用统计方法解决了非线性问题给预报带来的影响 [19,20], 但非平稳性的影响没有被重视. 经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD)

是处理非线性、非平稳信号的时频分析方法, 其可以仅根据输入信号的自身特点, 将该信号分解成若干个本征模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 之和. 该方法是对傅里叶分析和小波变换等的重大突破, 其理论研究价值和应用前景非常广阔, 已被应用于雷达信号处理及生物信号处理等多个领域 [21,22]. 这里利用 EMD 方法来处理非平稳性问题给高能电子通量预报造成的困难, 所提出的模型以 EMD 方法为基础, 太阳风参数以及地磁指数被作为预报因子, 结合线性模型以及卡尔曼滤波技术, 预报后一天 GEO>MeV 的电子通量日积分值.

1 数据

对 2008−2013 年的高能电子通量、太阳风参数以及地磁指数进行分析. 以 2008−2009 年的数据作为训练集, 2010−2013 年的数据作为测试集. 高能电子通量的对数值来源于美国 NOAA 网站 GOES 卫星日积分电子通量数据 *. 太阳风参数来源于 NASA OMNI 数据库, 地磁指数来源于世界地磁数据中心日本 Memambetsu 台站 **.

高能电子通量主要受太阳活动的影响, 有准 27 天增强事件, 其与磁暴有关. 但是高能电子通量事件与磁暴并非简单的映射关系. 统计发现, 只有一半磁暴会引起高能电子通量增强, 这增加了预报的难度 [23]. 目前的高能电子通量预报模型输入参数主要为磁暴指数 Ap 和太阳风参数等. 对于这种非线性和非稳定性的事件进行预报, 目前的输入参数需要优化和筛选.

传统上通过计算参数与电子通量的线性相关系数来筛选参数. 但是输入参数过多时, 相关系数无法描述各参数与电子通量的相关性. 为了解决线性相关系数的不足, 这里采用正交最小二乘算法 [6]. 其基本思想是在输入数据中按照回归的大小筛选出最重要的几个参数, 使得回归结果的误差最小.

为了拟合后一天的高能电子通量, 以太阳风参数包括密度 ($N_{\rm s}$)、速度 ($v_{\rm s}$)、动压 (P)[24], 地磁指数 (Ap, Dst, AE 行星际磁场南向分量)[25] 及电子通量观测值 A_1[6] 前 1∼3 天的历史数据作为输入参数的考虑范围, 选取 24 个输入参数, 对训练数据进行正交最小二乘算法回归, 得到前 10 个贡献度最高的参数作为本模型的预报因子, 结果列于表 1.

2 建模方法

2.1 经验模态分解 (EMD) 算法

EMD 是一种基于信号自身特点的信号分解算法. 该算法克服了小波变换中难于选取小波基与确定分解尺度的不足, 还保留了小波变换多分辨的优点, 因此其更适合用于分析非线性非平稳信号. 此外, EMD 也是一种自适应的信号分解方法, 可以根据电子通量变化的特点进行分解, 保留原数据中的重要信息. EMD 方法的基本思想是所有复杂信号均由简单的本征模态函数 (Intrinsic Mode Function,IMF) 组成. 本征模态函数需满足以下两个条件: ①在整个时间范畴内, 函数的局部极值点和过零点的数目相等或者最多相差 1; ②在任意时刻, 局部最大值的包络和局部最小值的包络平均值为 0[26]. 这里每个 IMF 彼此相互独立 [26,27]. 该算法可以把高能电子通量数据序列中真实存在的不同尺度的分量逐一分解出来, 产生一系列具有不同特征尺度的数据序列. 分解后的数据序列与原始数据序列相比在预测上具有更强的规律性, 可以显著提高预测精度.

高能电子通量的 EMD 分解步骤如下.

表 1 正交最小二乘算法筛析得到的 10 个输入参数

Table 1 Ten parameters obtained by the orthogonal least square algorithm

输入参数	贡献度
$A_1(d-1)$	1
$v_{\rm s}(d-1)$	2
$P(d-1)$	3
$AE(d-2)$	4
$AE(d-1)$	5
$N_{\rm s}(d-2)$	6
$P(d-2)$	7
$N_{\rm s}(d-1)$	8
$Ap(d-1)$	9
$AE(d-3)$	10

*https://ngdc.noaa.gov/

**http://swdcwww.kugi.kyoto-u.ac.jp/wdc/Sec3.html

步骤 1 识别电子通量序列 X_t 中所有极大值点 (极小值点) 并拟合其包络线 $e_{\rm up}(t)$ 和 $e_{\rm low}(t)$.

步骤 2 计算上下包络线的平均值

$$m_1(t)=\frac{e_{\rm up}(t)+e_{\rm low}(t)}{2}. \tag{1}$$

步骤 3 将 X_t 减去 $m_1(t)$ 得到 $h_1(t)$, 再将 $h_1(t)$ 看作新的序列 X_t, 重复上述步骤, 经过 n 次的计算, 直到 $h_1(t)=X_t-m_1(t)$ 满足 IMF 条件为止, 记作 $x_1(t)=h_1(t)$, 则 $x_1(t)$ 为序列的第一个 IMF 分量, 并且是原始序列中周期最短的分量.

从原始序列中分离出 IMF 分量 $x_1(t)$, 得到剩余分量

$$r_1(t)=X_t-x_1(t). \tag{2}$$

将剩余分量 $r_1(t)$ 作为新的原始数据, 重复上述步骤可得其余 IMF 分量和一个余量, 则原始序列 X_t 可以被分解为

$$X_t=\sum_{i=1}^{N}x_i(t)+r_N(t). \tag{3}$$

这里采用 Rilling 等对 Huang 等提出的限定标准差 (Standard Deviation, SD) 准则的改进终止条件 [28].

将电子通量的训练集数据通过 EMD 方法处理后得到 9 个 IMF 分量 (见图 1) 和 1 个余量 (见图 2). 由图 1 和图 2 可以看出, 与原电子通量数据序列相比, 分解后的各分量平稳程度越来越高, 更有规律性. 将 EMD 方法运用于电子通量预报模型, 对预报效率的提高会有较大的帮助. 有关高能电子通量的预报模型如下:

$$X_t^{\rm F}=\sum_{i=1}^{n}x_i^{\rm F}+R_n^{\rm F}. \tag{4}$$

其中, $X_t^{\rm F}$ 为后一天的电子通量预报值, $x_1^{\rm F}\sim x_n^{\rm F}$ 为后一天各 IMF 分量的拟合值, $R_n^{\rm F}$ 为后一天余量的拟合值.

2.2 卡尔曼滤波拟合

利用线性模型以及筛选出的 10 个预报因子, 对

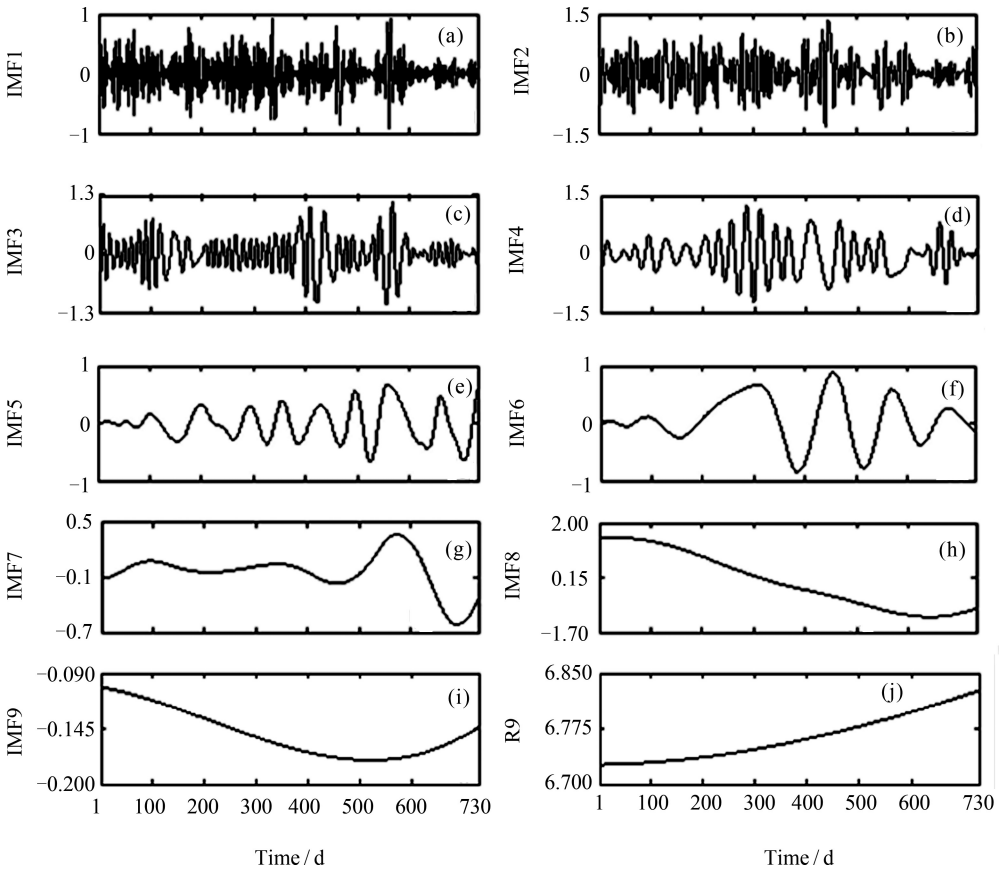

图 1 >2 MeV 电子通量对数值经 EMD 方法处理后得到的 9 个 IMF 分量及 1 个余量 (单位 $\rm cm^{-2}\cdot sr^{-1}\cdot s^{-1}$)

Fig. 1 EMD results of original logarithmic values of the >2 MeV electron fluence series (Unit $\rm cm^{-2}\cdot sr^{-1}\cdot s^{-1}$)

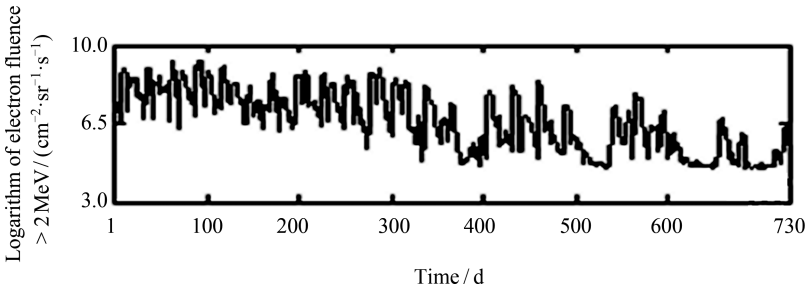

图 2 原始 >2 MeV 电子通量对数值时间序列

Fig. 2 Original logarithmic values of the >2 MeV electron fluence time series

高能电子通量的各分量进行拟合, 得到 $n+1$ 个基础的线性模型. 由于高能电子通量与各参数之间存在着非线性的关系, 因此使用线性模型拟合存在局限性. 卡尔曼滤波能够动态调整模型系数, 描述动力学方程. 因此, 这里利用卡尔曼滤波技术改进线性模型. 假设线性模型如下:

$$X_{it}^{\mathrm{F}} = \boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}\theta_{it}, \tag{5}$$

$$X_{n}^{\mathrm{F}} = \boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}\theta_{R_n}, \tag{6}$$

$$X_{t}^{\mathrm{F}} = \sum_{t=1}^{n} X_{it}^{\mathrm{F}} + X_{n}^{\mathrm{F}}. \tag{7}$$

其中: X_{it}^{F} $(i=1,\cdots,9)$ 为模型的输出, 即后一天电子通量第 i 个分量的拟合值; t 表示天数; $\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}$ 为模型的输入, 是一个包含 10 个预报因子的向量; θ_{it} 为第 t 天第 i 个分量的线性滤波系数; X_{n}^{F} 为余量的拟合值; θ_{R_n} 为余量的滤波系数, X_{t}^{F} 为将各分量与余量的拟合值叠加后得到的后一天电子通量预报值.

卡尔曼滤波是一种递归处理数据的算法, 通过估计过程的状态, 使估计均方误差最小, 从而得到状态的最优估计 [29]. 卡尔曼滤波引入系统状态的概念并及时修正滤波系数. 将卡尔曼滤波技术引入到高能电子通量分量的拟合, 其对应的系统方程及算法如下.

状态方程为

$$\theta_{it+1} = \theta_{it} + \nu_t. \tag{8}$$

其中, θ_{it} 为线性模型滤波系数, ν_t 为随机过程噪声.

测量方程为

$$z_{it} = \boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}\theta_{it} + e_t. \tag{9}$$

其中: $\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}$ 为线性模型中的输入, 即 10 个预报因子组成的向量; e_t 为测量误差; z_{it} 为模型的输出.

假设随机噪声 ν_t 与测量误差 e_t 相互独立, 且随机噪声为正态分布的白噪声, 即

$$\nu_t \approx N(0, Q), \tag{10}$$

$$e_t \approx N(0, R). \tag{11}$$

实际中, 过程噪声的协方差 Q 和测量误差的协方差 R 因计算迭代而变化, 这里假设二者为常数. 卡尔曼滤波器更新算法步骤如下.

计算卡尔曼增益:

$$K_{it} = P_{it}\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}P_{it}\boldsymbol{\phi} + \boldsymbol{R})^{-1}. \tag{12}$$

由观测变量更新估计:

$$\hat{\theta}_{it+1} = \hat{\theta}_{it} + K_{it}(z_{it} - \boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}\hat{\theta}_{it}). \tag{13}$$

更新误差协方差:

$$P_{it+1} = (\boldsymbol{I} - K_{it}\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}})P_{it} + Q. \tag{14}$$

卡尔曼滤波的目标是得到状态的最优估计, 即误差最小化. 因此, 可以转换为求误差的协方差 P_{it} 最小. 式 (12) 为 P_{it} 最小化时 K_{it} 的取值. 式 (13) 体现了对下一时刻的最佳估计是当前时刻的状态变量与测量变量校正的结合. 式 (14) 体现了误差协方差的更新.

初始值与噪声大小的选取对卡尔曼滤波预报非常重要. 本文模型的初始值 θ_{i0} 选取为根据训练数据前 200 天进行最小二乘回归得到的系数, 初始协方差取为 0 矩阵, 测量误差的协方差为训练集的回归系数, 过程噪声 Q 无法获得, 经多次尝试后发现, 取 $10^{-5}\times\boldsymbol{I}_{10\times10}$ 时预报效果最为理想.

2.3 预报结果评价标准

线性相关系数的表达式为

$$R=\frac{\sum_{i=1}^{n}(f_i-\bar{f})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(f_i-\bar{f})^2(F_i-\bar{F})^2}}. \tag{15}$$

预报效率的表达式为

$$P_{\mathrm{e}}=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(f_i-F_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(\bar{F}-F_i)^2}. \tag{16}$$

均方根误差的表达式为

$$\sigma=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(f_i-F_i)^2}. \tag{17}$$

其中, R 为线性相关系数, P_{e} 为预报效率, σ 为均方根误差, F_i 为观测值, $\bar{f}$ 为预报值的均值, $\bar{F}$ 为测量值的均值, f_i 为预报值, n 为样本个数.

在实际预报中为了得到后一天的预报值, 需要每天加入新的一天的数据后, 对整个已有数据进行重新分解、分配和拟合, 并在这个基础上进行预报.

3 预报结果及分析

3.1 高能电子通量预报结果及分析

EMD 将高能电子通量分解成具有不同非平稳性程度的分量, 且低频分量的非平稳性程度比高频分量的小. 这是由于分解后的原始数据序列中不同特征尺度的分量被逐一分解出来. 虽然这些分量还存在着一定的非平稳性问题, 但是这些分量具有不同的特征尺度, 相互之间的影响被消除 [30]. 在第 2 个分量之后, 预测值与真实值已十分接近. 将各分量的拟合值进行叠加, 得到后一天电子通量的预报值. 与仅用卡尔曼滤波预报更新得到的预报值相比, 基于 EMD 方法得到的预报值精度有较大的提高.

为了验证 EMD 方法的有效性, 将仅用卡尔曼滤波拟合的预报值和基于 EMD 方法拟合的预报值与电子通量的观测值进行对比. 这里将仅用卡尔曼滤波方法拟合电子通量的模型称为 KLM 模型, 基于 EMD 方法拟合电子通量预报值的模型称为 EMD-KLM 模型. 图 3 给出了两种模型在 2010 和 2013 年的电子通量预报值与观测值的对比. 经过长时间的调试, 测试集数据拟合效果较为理想. 从图 3

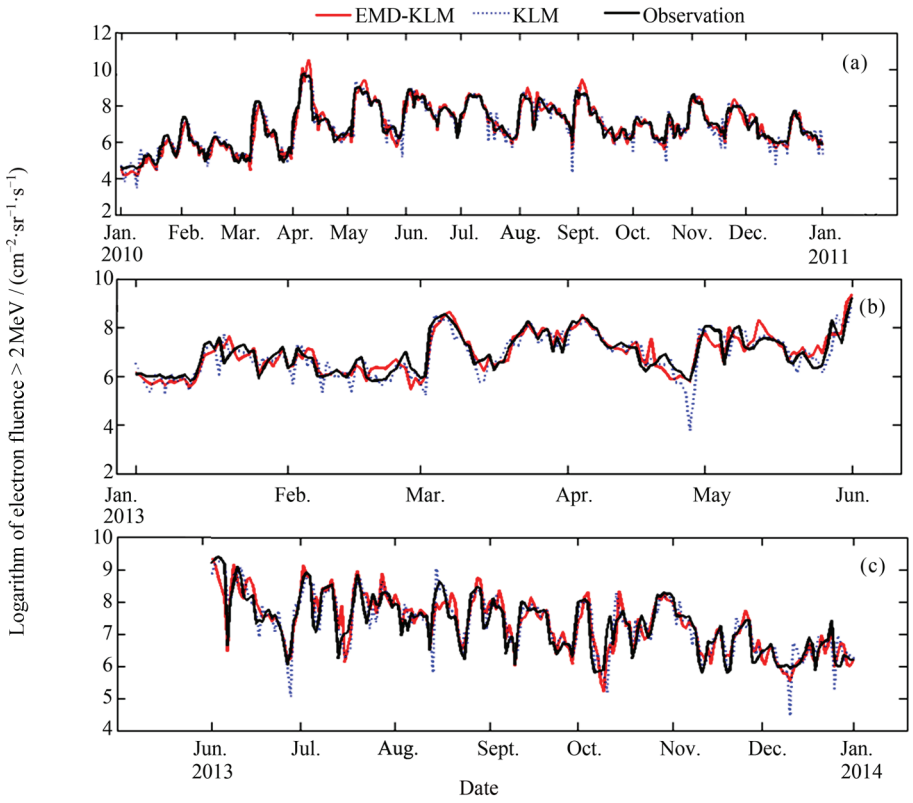

图 3 KLM 模型与 EMD-KLM 模型的预报值与观测值的比较

Fig. 3 Comparison between the forecast values of these two models and the observations

时间的调试, 测试集数据拟合效果较为理想. 从图 3 可以发现, 两种模型预报的电子通量值与观测值在趋势上基本一致. 这说明了正交最小二乘法筛选的预报因子能够较好地拟合高能电子通量. 然而高能电子的快速损失使电子通量变化不规律 [31], 这也是造成高能电子通量非平稳性问题的主要原因. 大部分模型的预报值跟不上实际观测值的变化. 从图 3(b) (c) 可以明显看出, 利用 KLM 模型拟合出的电子通量值在电子通量突然下降时有明显的滞后, 最严重的情况下相差 2∼3 个量级. 这是由于电子通量突然下降又上升的过程在数据序列上正是非平稳性问题的体现, 而 KLM 模型缺乏对数据非平稳性问题的考虑, 难以应对电子通量突然变化的情况. EMD 方法处理数据序列非平稳性问题效果较好, 经 EMD 处理后的数据在预报上更有规律性, 能够较好地处理原数据序列非平稳问题的影响. 因此, 当高能电子通量突然变化时, EMD-KLM 模型拟合的预报值与实际观测值较为接近. 图 4 给出了两种模型所得预报值与真实值之间误差绝对值的对比. 通过计算可知, 2010 年 KLM 模型预报值的误差绝对值总和为 101.9, EMD-KLM 模型为 88.5. 2013 年 KLM 模型的误差绝对值总和为 111.8, EMD-KLM 模型降低到 96.8. 通过对比可以发现, 非平稳性问题对高能电子通量的预报有较大的影响.

表 2 中给出了 EMD-KLM 模型与 KLM 模型 2010−2013 年电子通量后一天的预报效率 (P_e)、线性相关系数 (R) 以及均方误差 (σ) 的对比. 从表 2 可以看出, EMD-KLM 模型的预报率相对于单一的 KLM 模型有较大提高, 均方根误差也有较大程度减小. 对于 2010 年的预报值, EMD-KLM 模型的预报效率、均方根误差和线性相关系数的结果均优于 KLM 模型, 预报效率由 0.86 提高到 0.92, 均方根误差由 0.42 减小到 0.32, 线性相关系数由 0.93 上升到 0.96; 对于 2011 年的预报值, EMD-KLM 模型的

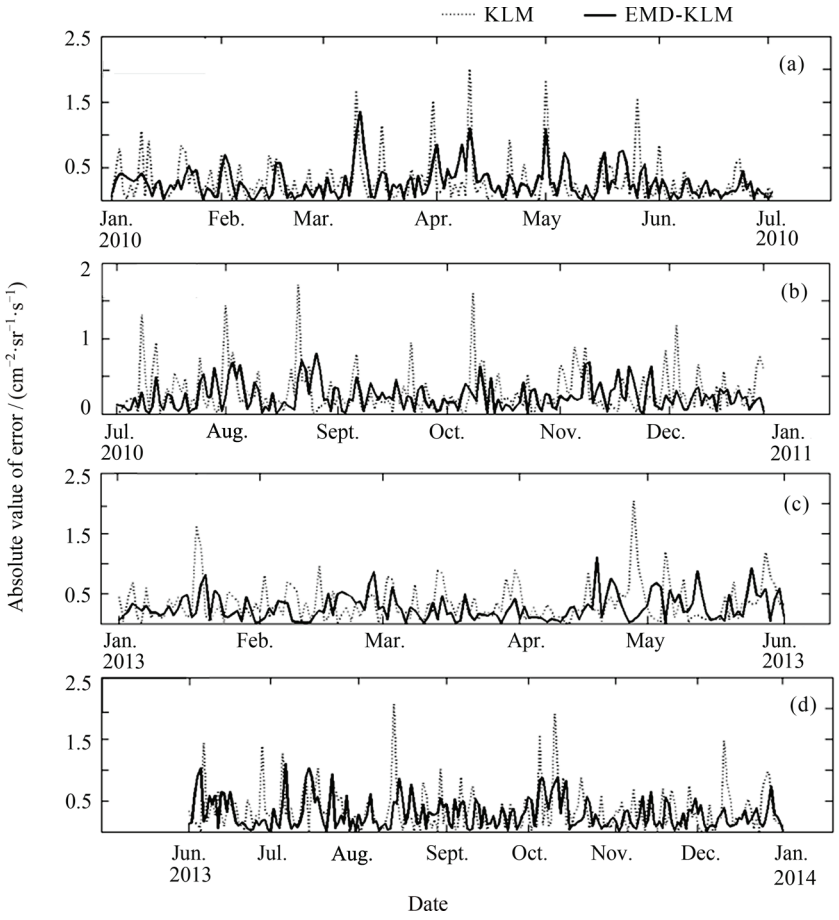

图 4 EMD-KLM 模型与 KLM 模型在 2010 年和 2013 年误差绝对值的对比

Fig. 4 Comparison of the error absolute values between the EMD-KLM model and the KLM model in 2010 and 2013

预报效率、均方根误差和线性相关系数的结果也都优于 KLM 模型, 预报效率由 0.65 提高到 0.82, 均方根误差由 0.48 减小到 0.34, 线性相关系数由 0.85 上升到 0.92; 对于 2012 年的预报值, EMD-KLM 模型的预报效率、均方根误差和线性相关系数同样均优于 KLM 模型, 预报效率由 0.67 提高到 0.81, 均方根误差由 0.46 减小到 0.35, 线性相关系数由 0.85 上升到 0.90; 对于 2013 年的预报值, EMD-KLM 模型的预报效率、均方根误差和线性相关系数也均优于 KLM 模型, 预报效率由 0.68 提高到 0.81, 均方根误差由 0.47 减小到 0.36, 线性相关系数由 0.86 上升到 0.91.

由 2010 至 2013 年的预报效率、均方根误差线与性相关系数的对比分析, 可以发现 EMD 方法对于解决非平稳时间序列问题的有效性. 结合图 3 以及表 2 可以发现, KLM 模型与 EMD-KLM 模型在总体预报趋势上近似, 两个模型预报的线性相关系数对比中也可以发现上述现象. 导致 2011−2013 年的预报效率存在较大差距的原因是, 在某些电子通量突然变化的预报日, KLM 模型有较大的预测误差. 因此, 总体的平均预报效率与 EMD-KLM 模型有较大差距. 更为重要的是, 实际预报中更关注高能电子通量突然变化的情况. 因此通过 EMD 方法的处理, 高能电子通量预报更具有实际应用价值.

表 2 EMD-KLM 模型与 KLM 模型 (后一天) 的预报效率 (P_e)、均方根误差 (σ) 以及线性相关系数 (R) 的对比

Table 2 Comparisons of the prediction efficiency (P_e), root mean square error (σ) and the linear correlation coefficient (R) between EMD-KLM model and KLM model (+1 day)

Year	Model	P_e	σ	R
2010	KLM	0.86	0.42	0.93
	EMD-KLM	0.92	0.32	0.96
2011	KLM	0.65	0.48	0.85
	EMD-KLM	0.82	0.34	0.92
2012	KLM	0.67	0.46	0.85
	EMD-KLM	0.81	0.35	0.91
2013	KLM	0.68	0.47	0.86
	EMD-KLM	0.81	0.36	0.91

3.2 磁暴期间高能电子通量预报结果分析

高能电子在磁暴期间变化十分剧烈, 因此对磁暴期间高能电子通量的预报尤为关键. 通过对高能电子的准确预报, 可以提前对卫星采取保护措施, 从而降低卫星遭受损害的风险. 选取 2012 年 7 月 16 日至 25 日磁暴期间高能电子通量的变化过程进行分析, 结果如图 5 所示. 从图 5 可以发现, 7 月 16−19 日高能电子通量呈上升趋势, 19 日突然下降, 之后又回升. 这符合高能电子在磁暴间的演化规律: 初相期间上升, 主相期间突然下降, 最后在恢复相期间回升. 从图 5 还可以看出, KLM 模型在磁暴期间的预报效果不理想, 预报值与实际观测值之间有较大偏差. 这是由于高能带电子的剧烈变化, 非平稳性与非线性因素增强, 预报结果受非平稳性与非线性问题的干扰, KLM 模型不能及时反映高能电子通量变化. 利用 EMD 方法进行处理, 极大地降低了非平稳性问题的影响, 即使在高能电子剧烈变化的磁暴期间, EMD-KLM 模型也能够及时反映实际电子通量变化, 尤其是在磁暴的主相期间, 能够及时预测高能电子突然下降. 这极大地增加了高能电子通量的预报意义.

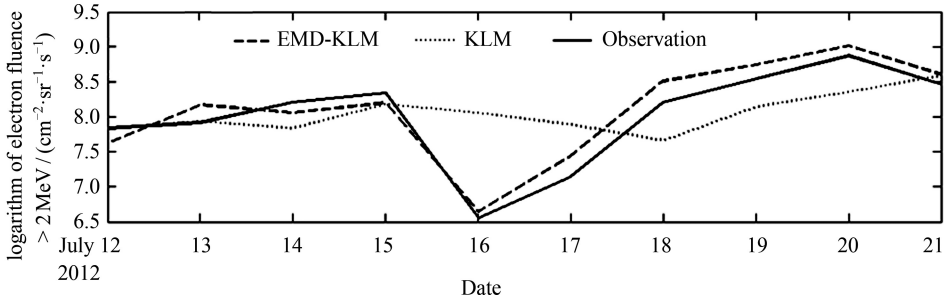

图 5 EMD-KLM 模型与 KLM 模型在磁暴期间预测值与观测值的对比

Fig. 5 Comparison between the prediction values of these two models and the observations in the magnetic storm

4 结论

以往的预报模型没有直接关注非平稳性问题给预报带来的影响. 本文提出的 EMD-KLM 模型利用 EMD 方法极大地降低了高能电子通量中非平稳性问题给预报带来的影响. 通过与 KLM 模型预报结果对比发现, EMD-KLM 模型的预报效率、相关性均得到较大提高, 均方根误差也有较大程度降低. EMD-KLM 模型在太阳活动峰年 (2013 年) 的预报效率可达 0.81. 通过磁暴期间预报值的对比可以看出, 经过 EMD 分解的高能电子通量的预报值更符合磁暴期间高能电子通量的运动规律, 更具有实际应用价值.

由于高能电子通量与各参数之间不是简单的线性关系. 建立线性模型预报存在局限性. 因此, 这里采用卡尔曼滤波进行动态预报, 解决了非线性问题给预测带来的困难, 提高了预报的准确度. 在实验过程中发现预报的主要误差来源于第一个分量 (IMF1). 这是由于在这个分量中数据变化剧烈, EMD-KLM 模型本质上还是一个线性模型, 处理剧烈变化数据有一定的缺陷. 今后工作将尝试建立一个非线性模型以提高预报的准确率.

EMD-KLM 模型使用的预报因子主要基于径向扩散机制, 但高能电子通量的突然增加还与波粒相互作用机制有关. 因此, 在预报因子的选择上还有一定缺陷. 今后的研究将结合与波粒相互作用机制相关的物理参数, 完善预报因子的选取, 从而提高模型的预报效率.

参考文献

[1] LIU Shuai, LI Zhi. Review of relativistic electron flux forecasting models based on system identification technology for earth radiation bands [J]. *J. Equip. Inst.*, 2015, **26**(4): 82-88 (刘帅, 李智. 基于系统辨识技术的地球辐射带高能电子通量预报模型研究综述 [J]. 装备学院学报, 2015, **26**(4): 82-88)

[2] WRENN G L, RODGERS D J, RYDEXL K A. A solar cycle of spacecraft anomalies due to internal charging [J]. *Ann. Geophys.*, 2002, **20**: 953-956

[3] HE Tian, LIU Siqing, XUE Bingsen, *et al.* The use of geomagnetic pulsations forecast geostationary orbit relativistic electron flux method [J]. *Chin. J. Geophys.*, 2009, **52**(10): 2419-2427 (何甜, 刘四清, 薛炳森, 等. 利用地磁脉动预报地球同步轨道相对论电子通量方法的研究 [J]. 地球物理学报, 2009, **52**(10): 2419-2427)

[4] PAULIKAS G A, BLAKE J B. Effects of solar the wind on magnetospheric dynamics: energetic electrons at the synchronous orbit [C]. Quantitative Modeling of Magnetospheric Processes, AGU, 1979: 180-202

[5] BAKER D N, MCPHERRON R L, CAYTON T E, *et al.* Linear prediction filter analysis of relativistic electron properties at 6.6 R_e [J]. *J. Geophys. Res.*, 1990, **95**(A9): 15133-15140

[6] LI Sheng, HUANG Wengeng. Dynamic prediction model of relativistic electron differential fluxes at the geosynchronous orbit [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2017, **37**(3): 298-311 (李胜, 黄文耿. 地球同步轨道相对论电子微分通量的动态预报模型 [J]. 空间科学学报, 2017, **37**(3): 298-311)

[7] RIGLER E J, BAKER D N, WEIGEL R S, *et al.* Adaptive liner prediction of radiation belt electrons using the kalman filter [J]. *Space Wea.*: *Int. J. Res.*, 2004, **2**(3): 3003-3011

[8] SAKGUIC K, MIYOSHI Y, SATIO S, *et al.* Elative electron flux forecast at geostationary orbit using Kalaman filter based on ultivariate autoregressive model [J]. *Space Wea.*, 2013, **11**(2): 79-89

[9] HE Tian, LIU Siqing, SHEN Hua, *et al.* Quantitative prediction of relativistic electron flux at geosynchronous orbit with geomagnetic pulsation parameters [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2013, **33**(1): 20-27 (何甜, 刘四清, 沈华, 等. 使用地磁脉动参数定量预报地球同步轨道相对论电子通量的建模研究 [J]. 空间科学学报, 2013, **33**(1): 20-27)

[10] LI X L, TEMERIN M, BAKER D N, *et al.* Quantitative prediction of radiation belt electrons at geostationary orbit based on solar wind measurements [J]. *Geophys. Res. Lett.*, 2001, **28**(9): 1887-1890

[11] LI X. Variations of 0.7—60 MeV electrons at geosynchronous orbit ar a function of solar wind [J]. *Space Weather*, 2004, **2**(03): 6-15

[12] TURNER D L, LI X L. Quantitative forecast of relativistic electron flux at geosynchronous orbit based on low-energy electron flux [J]. *Space Weather*: *Int. J. Res.*, 2008, **6**(5): 620-628

[13] POTAPOV A, RYZHAKOVA L, TSEGMED B. A new approach to predict and estimate enhancements of "killer" electron flux at geosynchronous orbit [J]. *Acta Astron.*, 2016, **126**(5): 47-51

[14] POTAPOV A, TESGMED B, RYZHAKOVAL. Solar cycle variation of "killer" electrons at geosynchronous orbit and electron flux correlation with the solar wind parameters and ULF waves intensity [J]. *Acta Astron.*, 2014, **93**(3): 55-63

[15] FUTAKA M, TAGUCHI S, OKUZAWA T, *et al.* Neural network prediction of energetic electrons at geosynchronous orbit during the storm recovery phase: effects of recurring substorms [J]. *Ann. Geophys.*, 2002, **20**(7): 947-951

[16] LING A G, GINET G P, HILMER R V, *et al.* A neural network-based geosynchronous relativistic electron flux forecasting model [J]. *Space Weather*, 2010, **8**(09): 3-16

[17] XUE Bingsen, YE Zonghai. Method for forecasting relativistic electron enhan-cement events in geosynchronous orbit [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2004, **24**(4): 283-288 (薛炳森, 叶宗海. 地球同步轨道高能电子增强事件预报方法 [J]. 空间科学学报, 2004, **24**(4): 283-288)

[18] GUO Ce, XUE Bingsen, LIN Zhaoxiang. Geosynchronous orbit high energy electron flux prediction method [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2013, **33**(4): 418-426 (郭策, 薛炳森, 林兆祥. 地球同步轨道高能电子通量预报方法研究 [J]. 空间科学学报, 2013, **33**(4): 418-426)

[19] XIAO F L, ZHANG S, SU Z P, *et al.* Rapid acceleration of radiation belt energetic electrons by Z-mode waves [J]. *Geophys. Res. Lett.*, 2012, **39**(3): 3103

[20] ZHANG S, XIAO F L. Chorus-driven outer radiation belt electron dynamics at different shells [J]. *Chin. Phys. Lett.*, 2010, **27**(12): 219-222

[21] XU Xiaogang, XU Guanlei, WANG Xiaotong, *et al.* Empirical Mode Decomposition (EMD) and its applications [J]. *Chin. J. Elct.*, 2009, **37**(3): 581-585 (徐晓刚, 徐冠雷, 王孝通, 等. 经验模式分解 (EMD) 及其应用 [J]. 电子学报, 2009, **37**(3): 581-585)

[22] HAO Huan, WANG Huali, WEI Qin. Theory and application of empirical mode decomposition [J]. *Chin. High Technol. Lett.*, 2016, **26**(1): 67-80 (郝欢, 王华力, 魏勤. 经验模态分解理论及其应用 [J]. 高技术通讯, 2016, **26**(1): 67-80)

[23] REEVES G D, MCADAMS K L, FRIEDEL R H. Acceleration and loss of relativistic electrons during geomagnetic storms [J]. *Geophys. Res. Lett.*, 2003, **30**(10): 1529-1532

[24] KELLERMAN A C, SHPRITS Y Y. 2011. On the influence of solar wind conditions on the outer-electron radiation belt [J]. *J. Geophys. Res.*, 2012, **117**(A5): 5217-5230

[25] YOUSRFI M R, KASMAEI B S, VAHABIE A, *et al.* Input selection based on information theory for constructing predictor models of solar and geomagnetic activity indices [J]. *Sol. Phys.*, 2009, **258**(2): 297-318

[26] HUANGN E, SHEN Z, LONG S R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proc. A*, 1998, **454**(1971): 903-995

[27] SAIN STEPHAN R. The nature of statistical learning theory [J]. *Technometric*, 1996, **38**(4): 409

[28] RILLING G, FLANDRIN P, GONCALVES P. On empirical mode decomposition and its algorithms//IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing [C]. Grado: IEEE, 2003: 8-11

[29] BROWN R G, HWANG P Y. Introduction to Random Signal and Applied Kalman Filtering [M]. Toronto: John Wiley and Sons, 1992

[30] YANG Peicai, ZHOU Xiuji. On non-sataionary behaviors and prediction theory of climate systems [J]. *J. Meteor. Res.*, 2005, **63**(5): 556-570 (杨培才, 周秀骥. 气候系统的非平稳行为和预测理论 [J]. 气象学报, 2005, **63**(5): 556-570)

[31] KIM K C, LEE D Y, KIM H J, *et al.* Numerical calculations of relativistic electron drift loss effect [J]. *Geophys. Res. Lett.*, 2008, **113**(A9): 212-225