

# 利用 EMD 方法改进电离层 TEC 预报模型

汤俊<sup>1</sup> 姚宜斌<sup>1</sup> 陈鹏<sup>1</sup> 张顺<sup>1</sup>

(1 武汉大学测绘学院,武汉市珞喻路 129 号,430079)

**摘要:**针对总电子含量(TEC)非线性、非平稳特性,将经验模态分解(EMD)方法引入此领域的数据处理中,利用 EMD 分解后的数据进行时间序列分析预报。采用 IGS 提供的 2010 年电离层 TEC 数据进行实验,结果表明,利用此方法预报 5 d 内 TEC 的平均相对精度为 92.25%,而采用单一时间序列分析预报的平均相对精度为 89%。

**关键词:**电离层;总电子含量;预报;经验模态分解;时间序列分析

**中图法分类号:**P228.42

为了探求高精度的电子含量(total electric contents, TEC)预报模型,学者们开展了广泛研究并取得了一些成果<sup>[1-6]</sup>。但是,采用固有的模型一般难以满足对电离层电子含量精确预报的需求,需要采用数理统计方法,探索一种新的电离层电子含量预报方式。在常用的各种数理建模方法中,时间序列分析是线性模型中精度较高、应用较广的模型之一,Hediye Erdogan 等成功地将其应用到电离层电子含量的预报中,取得较好的效果<sup>[1]</sup>;而非线性模型中,神经网络是一种典型的预测模型<sup>[2-4]</sup>。

电离层在时空上的无序性、随机性和非线性特点决定了 TEC 的非线性、非平稳特性,尽管人工神经网络在 TEC 预报方面取得了一些成果,但其模型与所涉及的电离层参数选取、网络优化算法等问题比较复杂,而直接利用时间序列分析,模型虽简单,精度却有待提高。因此,本文将经验模态分解(empirical model decomposition, EMD)与时间序列分析方法进行组合来预报电离层 TEC 值,并采用 IGS 提供的全球电离层 TEC 数据进行精度验证。

## 1 算法原理

### 1.1 EMD 方法

EMD<sup>[7]</sup>方法从本质上来说是对一个信号进

行平稳化处理,其结果是将信号中不同尺度的波动或趋势逐级分解开,产生一系列具有不同特征尺度的数据序列,每个序列代表一个本征式分量 IMF,且满足以下两个条件:①局部极值数和零交叉点数相等或相差最多为 1;②数据上任意点由局部极值确定的上下包络线均值为零。

这两个条件实际上表示了一种波动模式,大多数时间序列包含多种波动模式,所以 EMD 在定义本征模式序列的基础上,通过筛分过程将信号分解成一系列特征尺度由最小到最大依次增大的 IMF 和一个趋势项余量。有关 EMD 方法的详细内容,可参考文献<sup>[7]</sup>。

### 1.2 改进的电离层 TEC 预报方法

本文将 EMD 方法应用到电离层 TEC 数据处理当中,首先将 TEC 数据分解成一系列分量,然后用 ARMA 模型对所有的分量进行预报,进而重构得到最终预报值。

1) 利用 EMD 将 TEC 数据时间序列  $x(t)$  分解成一系列分量,即

$$x(t) = \sum_{i=1}^m c_i(t) + r(t) \quad (1)$$

式中,  $c_i$  表示从原始序列中获得的本征式分量;  $m$  为分量总数;  $r(t)$  为趋势项余量。

2) 将所有的量用 ARMA( $p, q$ ) 模型<sup>[8-9]</sup>表示。

设  $\{x_t, t=1, 2, \dots\}$  为电离层 TEC 所构成的

收稿日期:2013-03-04。

项目来源:国家自然科学基金创新研究群体资助项目(41021061);国家自然科学基金资助项目(41174012)。

时间序列,对于任意的  $t$  满足:

$$\begin{aligned}
 x_t - \varphi_1 x_{t-1} - \varphi_2 x_{t-2} - \dots - \varphi_p x_{t-p} = & \quad (2) \\
 a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}
 \end{aligned}$$

式中,  $x_t$  由  $m$  个 IMF 和一个趋势项余量组成,即  $x_t = \{c_i(t), i=1, 2, \dots, m\}^T + \{r(t)\}^T$ ;  $a_t$  是方差为  $\sigma^2$  的白噪声,则  $\{x_t\}$  为  $p$  阶自回归、 $q$  阶滑动平均混合过程,简称为 ARMA( $p, q$ )过程。

引进线性推移算子  $B$ :

$$Bx_t = x_{t-1}, B^k x_t = x_{t-k} \quad (3)$$

并令

$$\begin{aligned}
 \varphi(B) &= 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p \\
 \theta(B) &= 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q
 \end{aligned} \quad (4)$$

则式(2)可表示为:

$$\varphi(B)x_t = \theta(B)a_t \quad (5)$$

ARMA 属于线性模型,建立线性模型需要根据一组观测数据来确定模型的阶数和未知参数的值。其中,确定模型的阶数即确定未知参数的个数,称为模型定阶;确定模型未知参数的值称为模型的确定。模型的定阶一般采用 AIC 准则<sup>[8]</sup>,定义 AIC 函数为:

$$A(s) = \ln \hat{\sigma}^2 + \frac{2s}{N} \quad (6)$$

式中,  $\hat{\sigma}^2$  为  $a_t$  的方差估计;  $s$  为模型参数总数,是  $p, q$  二者之和,即  $s = p + q$ ;  $t$  为已知观测数据样本数。利用 AIC 准则来定阶是指在  $p, q$  一定变化范围内寻求使统计量  $A(s)$  达到最小的点  $(p, q)$ ,用来作  $(p, q)$  估计,一般可将阶数的最大范围确定为  $N/10$  或  $\sqrt{N}$  等。

3) 根据式(2)对分解后所有的 IMF 和趋势项余量进行预报,最后将各预报值重构即可得到电离层 TEC 预报值。

## 2 数据计算与分析

本文采用 IGS 提供的 2 h 时间分辨率的全球 TEC 数据对该算法进行精度分析。分别选取 2010 年年积日为 1~30、101~130、201~230、301~330 的 4 个时段内低纬( $5^\circ\text{N}, 120^\circ\text{W}$ )、中纬( $45^\circ\text{N}, 60^\circ\text{E}$ )和( $45^\circ\text{N}, 120^\circ\text{W}$ )、高纬( $85^\circ\text{N}, 120^\circ\text{W}$ )的 TEC 数据进行分析,分别用前 25 d 数据 TEC 值预报后 5 d 的值。利用 EMD 方法对 16 组数据进行分解,每组数据得到 5~7 个不同的 IMF 分量和一个趋势项余量;然后,分别对分解的数据进行 ARMA 建模、预报,针对每个分量和趋势项,将前 25 d 数据作为训练数据,用于参数估计模型的建立,后 5 d 数据作为预报数据来检验预报值

与实际值的差别。

图 1 是任意选取的一组年积日为 101~125 ( $45^\circ\text{N}, 120^\circ\text{W}$ )的数据分解结果,从中可以看出,将原始数据分解为 5 个 IMF 分量和一个趋势项余量。图 2 为此组数据后 5 d 实际量与预报值的差异,从中可看出,除了第一个 IMF 分量,其余各量预报值与实际值的差值很小。本文采用标准差  $\sigma$  和相对精度  $P$  来评定预报结果的优劣,即:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (\hat{x}_i - x_i)^2} \quad (7)$$

$$P = 1 - |I_p - I|/I \quad (8)$$

式中,  $t$  表示 TEC 数据个数;  $\hat{x}_i$  为 TEC 预报数据的第  $i$  个的值;  $x_i$  为实际 TEC 数据第  $i$  个的值;  $I_p$  表示 TEC 预报值;  $I$  表示实际值。

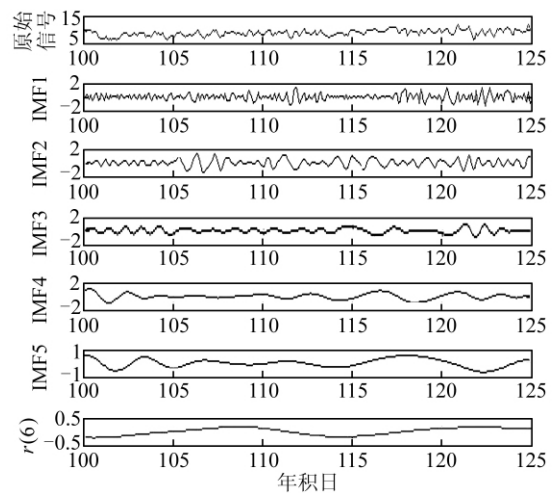


图 1 年积日 101~125( $45^\circ\text{N}, 120^\circ\text{W}$ )分解图  
Fig. 1 An Exploded View for DOY 101~125( $45^\circ\text{N}, 120^\circ\text{W}$ )

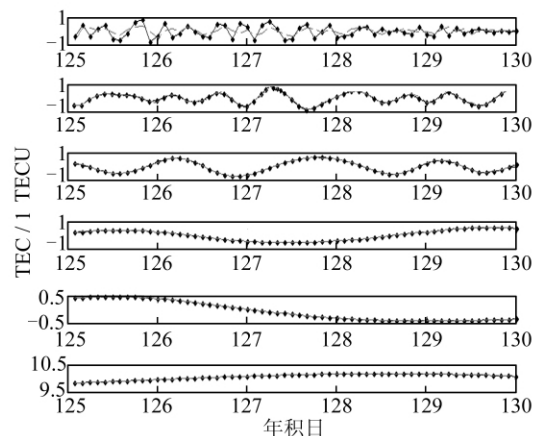


图 2 年积日 126~130( $45^\circ\text{N}, 120^\circ\text{W}$ )TEC 预报值(虚线)与原始值(实线)对比图

Fig. 2 Comparison Between Predicted TEC(Dashed Line) and Original TEC(Solid Line) for DOY 126~130( $45^\circ\text{N}, 120^\circ\text{W}$ )

以 101~130(45°N,120°W)的 30 d 数据为例进行分析,从图 3 中可以看出,采用单一的 ARMA 进行预报时,在数据极值点处附近历元的预报误差普遍较大,本文方法在此基础上有了进一步改进,与实际数据符合较好。表 1 从整体上反映了预报误差的分布情况,单一 ARMA 模型预报 5 d 的平均误差小于 1 TECU 的点为 67%,大于 3 TECU 的点为 5.6%;而本文方法预报 5 d 的平均误差小于 1 TECU 的点为 77%,大于 3

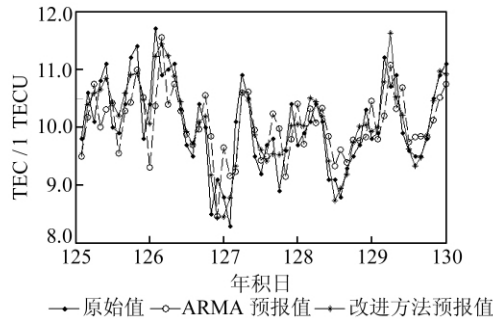


图 3 不同模型预报对比图

Fig. 3 Comparison of Different Models

TECU 的点为 4%。显然,本文模型的预报效果好于单一的 ARMA 模型,并与图 3 相吻合。

表 1 4 个时段预报残差绝对值  $\Delta$ /TECU 的百分比统计表

Tab. 1 Percentage Statistics of Predicted Residual Absolute Values for Four Times/TECU

预报天数	ARMA 模型/改进模型			
	$\Delta < 1$	$1 \leq \Delta < 2$	$2 \leq \Delta < 3$	$\Delta \geq 3$
1	71%/80%	18%/11%	7%/6%	4%/3%
2	65%/75%	24%/16%	6%/6%	5%/3%
3	65%/78%	24%/13%	6%/4%	5%/5%
4	65%/73%	18%/16%	9%/5%	8%/6%
5	69%/79%	19%/14%	6%/4%	6%/3%

表 2 给出了 5 d 不同经度和纬度的平均预报误差结果。从中可以看出,同一位置,改进模型的精度普遍优于单一模型;经度相同时,预报相对精度随着纬度的增加而升高,标准差大致随着纬度的增加而减小,同一纬度不同经度间的变化不明显。表 3 给出的是各个时段的整体预报误差结果,从不同的角度证实了表 2 的结论。

表 2 不同模型 5 d 预报误差对比表

Tab. 2 Comparison of Prediction Errors by Different Models for the Day After 5 Days

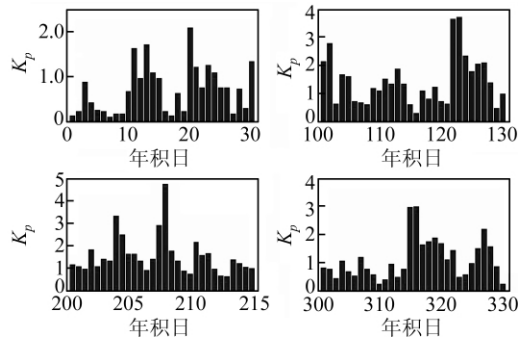
纬度	经度	模型	评定指标	天数					均值
				1	2	3	4	5	
5°N	120°E	改进	标准差	1.87	1.99	2.07	2.22	1.92	2.01
			相对精度	0.87	0.89	0.88	0.86	0.89	0.88
		ARMA	标准差	1.97	2.44	2.23	2.44	2.20	2.26
			相对精度	0.85	0.86	0.86	0.83	0.87	0.85
45°N	60°W	改进	标准差	0.72	0.86	0.76	0.71	0.65	0.74
			相对精度	0.94	0.93	0.93	0.94	0.93	0.93
		ARMA	标准差	0.98	0.95	1.03	1.05	1.05	1.01
			相对精度	0.91	0.91	0.89	0.90	0.89	0.90
45°N	120°E	改进	标准差	0.44	0.34	0.47	0.49	0.40	0.43
			相对精度	0.93	0.94	0.93	0.93	0.91	0.93
		ARMA	标准差	0.71	0.68	0.63	0.72	0.66	0.68
			相对精度	0.88	0.89	0.90	0.88	0.86	0.88
85°N	120°E	改进	标准差	0.49	0.64	0.57	0.66	0.72	0.62
			相对精度	0.96	0.95	0.95	0.95	0.94	0.95
		ARMA	标准差	0.77	0.87	0.84	0.94	0.84	0.85
			相对精度	0.94	0.93	0.94	0.93	0.93	0.93

表 3 各个时段预报误差对比表

Tab. 3 Comparison of Prediction Errors for Various Periods

模型	评定指标	时段 1	时段 2	时段 3	时段 4	均值
改进	标准差	0.84	1.03	0.95	0.94	0.94
	相对精度	0.88	0.93	0.93	0.95	0.92
ARMA	标准差	1.03	1.23	1.18	1.36	1.2
	相对精度	0.85	0.90	0.88	0.93	0.89

地磁指数  $K_p$  值可以反映电离层行为,一般认为  $K_p$  值大于或等于 5 时表明有不同等的地磁风暴,而小于 5 时则表明地磁宁静。图 4 显示了 4 个不同时段的地磁水平,从中可以看出其值都小于 5,这表明地磁宁静。对照图 4 和表 3,发现其中存在一定的关系,当  $K_p$  偏大时,其预报 TEC 值的标准差偏大,精度偏低。

图 4 各个时段的  $K_p$  值图Fig. 4  $K_p$  Values for Various Periods

### 3 结 语

本文根据 IGS 发布的电离层 TEC 格网数据,在电离层和地磁宁静条件下,采用 EMD 改进模型分别对不同地区、不同时间的电离层 TEC 数据进行分析 and 预报。

1) 利用 EMD 对电离层 TEC 时间序列数据进行分解,得到一系列 IMF 和一个趋势项,并对其采用 ARMA 建模预报,实验结果表明,该方法有效。

2) 统计分析表明,本文方法预报的相对精度与单一的时序模型相比提高了 3.25%,且简单易行,可以较好地应用于电离层预报;

本文将 EMD 方法用于电离层 TEC 预报,为非线性、非平稳的 TEC 预报提供了一个新的解决思路。但是,电离层时空上的不确定性以及时序模型阶数选取的困难性,决定了建立一个十分准确的模型还比较困难,因此,此预报模型有待进一步研究。

致谢:感谢国际 IGS 组织提供的 GIM 电离层格网数据和 ISGI 提供的地磁数据。

### 参 考 文 献

[1] Erdogan H, Arslan N. Identification of Vertical

Total Electron Content by Time Series Analysis[J]. Digital Signal Processing, 2009, 19: 740-749

- [2] Acharya R, Roy B, Sivaraman M R, et al. Prediction of Ionospheric Total Electron Content Using Adaptive Neural Network with in-situ Learning Algorithm[J]. Advances in Space Research, 2011, 47: 115-123
- [3] Durmaza M, Karslioglu M O. Non-parametric Regional VTEC Modeling with Multivariate Adaptive Regression B-Splines [J]. Advances in Space Research, 2011, 48(9): 1 523-1 530
- [4] Habarulema J B, McKinnell L A. Towards a GPS-based TEC Prediction Model for Southern Africa with Feed Forward Networks [J]. Advances in Space Research, 2009, 44(1): 82-92
- [5] 陈鹏,姚宜斌,吴寒. 利用时间序列分析预报电离层 TEC[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(3): 267-270
- [6] 归庆明,李涛. 时间序列异常值探测的 Bayes 方法及其在电离层 VTEC 数据处理中的应用[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(7): 802-806
- [7] Huang N E, Shen Z, Long S R. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear Non-stationary Time Series Analysis[J]. Proc R Soc Lond A, 1998, 454(1 971): 903-995
- [8] 何书元. 应用时间序列分析[M]. 北京:北京大学出版社, 2009
- [9] 潘国荣. 基于时间序列分析的动态变形预测模型研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2005, 30(6): 483-487
- [10] Akaike H. A New Look at the Statistical Model Identification[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1974, 19(6): 716-723

第一作者简介:汤俊,博士生,主要从事 GPS 数据处理和电离层建模研究。

E-mail: tj928@163.com

## Prediction Models of Ionospheric TEC Improved by EMD Method

TANG Jun<sup>1</sup> YAO Yibin<sup>1</sup> CHEN Peng<sup>1</sup> ZHANG Shun<sup>1</sup>

(1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** The Ionosphere is a complex system, and of which total electron content (TEC) is a representative parameters. For its non-linear and non-stationary characteristics, the empirical mode decomposition (EMD) method is proposed for data processing in this field. And the data decomposed with EMD are used to do time series analysis and predict TEC value.

(下转第 444 页)

## Weighted Hyperspectral Image Target Detection Algorithm Based on ICA Orthogonal Subspace Projection

WANG Kai<sup>1</sup> SHU Ning<sup>1</sup> LI Liang<sup>1</sup> GONG Yan<sup>1</sup>

(1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(2 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,

Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** Hyperspectral data contained over hundreds of narrow contiguous wavelength bands are extremely suitable for target detection due to their high spectral resolution. In the target detection for hyperspectral image, the background data are not well represented from the original data sources. We propose a weighted hyperspectral image target detection algorithm based on independent component analysis orthogonal subspace projection(ICA-OSP). The methods start from a collection of independent component of the image pixels, through a spectral similarity measure weighted so that each pixel to give the appropriate weights. It can effectively solve the problems that can not correctly extract the background data from the original image. The problem usually causes a higher false alarm probability. AVIRIS hyperspectral image simulation and detection algorithms are compared by ROC curves with the relevant target detection algorithm, and the results show that the proposed algorithm can reduce the false alarm probability, to better target detection effects.

**Key words:** independent component analysis; orthogonal subspace projection; spectral similarity measure weighted; hyperspectral image

---

**About the first author:** WANG Kai, Ph.D candidate, majors in intelligent interpretation of hyperspectral image.

E-mail: wangk\_whu@163.com

.....

(上接第 411 页)

Prediction and comparison experiment is carried out with the data provided by IGS in 2010. And the results show that the mean relative precision of TEC predicted within 5 days is 92.25% by the proposed method, while it is 89% by the single time series analysis.

**Key words:** ionosphere; TEC; prediction; EMD; time series analysis

---

**About the first author:** TANG Jun, Ph.D candidate, majors in GPS data processing and ionosphere model estimation.

E-mail: tj928@163.com