0254-6124/2012/32(2)-204–05 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

Weng Libin, Fang Hanxian, Miao Ziqing, Yang Shenggao. Forecasting of ionospheric TEC one hour in advance by artificial neural network. *Chin. J. Space Sci.*, 2012, **32**(2): 204-208

利用人工神经网络提前 1 h 预报电离层 TEC *

翁利斌[1] 方涵先[1] 缪子青[2] 杨升高[1]

1(解放军理工大学气象学院 南京 211101)

2(解放军 96219 部队 清远 511533)

摘 要 提出了一种利用人工神经网络提前 1 h 预报电离层 TEC 的简便方法. 考虑到实际工程应用要求, 没有使用其他空间天气参数, 而是选择电离层 TEC 观测数据本身作为输入参数. 输入参数为当前时刻 TEC、一阶差分、相对差分和时间, 输出参数为预报时刻 TEC. 利用文中介绍的 GPS/TEC 处理方法解算厦门站 2004 年电离层 TEC 观测数据, 对预报方法进行评估, 全年平均相对误差为 9.3744%, 预报结果与观测值相关性达到了 0.96678. 结果表明, 利用人工神经网络方法提前 1 h 预报电离层 TEC 有很好的应用前景.

关键词 电离层电子总含量, 电离层预报, 人工神经网络

中图法分类号 P 352

Forecasting of Ionospheric TEC One Hour in Advance by Artificial Neural Network

WENG Libin[1] FANG Hanxian[1] MIAO Ziqing[2] YANG Shenggao[1]

1(*Institute of Meteorology, PLA University of Science and Technology, Nanjing* 211101)

2(*Unit 96219 of PLA, Qingyuan* 511533)

Abstract A handy method of forecasting the ionospheric TEC one hour ahead by Artificial Neural Network (ANN) is presented in this paper. Considering of the practical application, the observations of TEC are used as inputs without any other data. The input parameters are the present observation of TEC, the first difference and relative difference of TEC, and the local time. The output is the TEC one hour ahead. Ionospheric TEC data evaluated from GPS measurements at Xiamen receiving station is used to checkout the forecasting method. The relative error is 9.3744%, and the cross correlation coefficient between the observed and forecast TEC values is 0.96678. The accuracy rate of relative error less than 15% is 79.59%, during the geomagnetic storms, but 98.81% for the quiet or moderate geomagnetic conditions. These conclusions suggest that the value of forecasting is very the geomagnetic level. It is shown that the Artificial Neural Network is promising in forecasting of ionospheric TEC one hour ahead.

Key words Ionospheric TEC, Ionospheric forecast, Artificial Neural Network (ANN)

---

* 解放军理工大学气象学院预研基金资助项目

2010-11-30 收到原稿, 2011-11-02 收到修定稿

E-mail: fanghx@gmail.com

0 引言

TEC 是电离层最重要的特征参量之一, 其时空变化对各种无线电系统会产生时延、测距或测角误差等影响, 对 TEC 进行定量预报非常重要. 目前电离层 TEC 预报途径有两类. 一类是使用经验模式, 例如, IRI, NeQuick 模式等 [1−2]; 另一类是借助于现有观测数据和数学工具, 对电离层 TEC 进行外推, 得到预报时刻的结果, 例如, Wu[3], Li[4] 等利用时间序列分析方法对电离层 TEC 进行了预报, Xenos[5], Habarulema[6], Maruyama[7] 等利用人工神经网络方法对 TEC 进行了预报研究. 预报的时间尺度可以为提前 1~3 天、数小时甚至更短. 在一些对实时性要求较高的工程应用中, 例如提前 0.5~1 h 的预报研究, 经验模式得到的结果一般为月均值, 往往不能够满足预报精度要求, 而第二类方法虽然可以提供较为准确的电离层 TEC 预报结果, 但计算过程大多较为繁琐, 预报使用的数据及参数较多, 不利于实际工程应用.

本文利用人工神经网络方法, 基于电离层 TEC 观测数据本身, 建立了一种简便的提前 1 h 的预报方法, 利用 2004 年厦门站 GPS/TEC 观测数据进行了预报研究, 并对预报精度进行了评估.

1 方法及数据

1.1 方法简介

人工神经网络方法具有很好的处理非线性问题的能力, 因此在电离层领域特别是预报方面得到了广泛的应用 [8−14]. 本文使用 BP 神经网络 (见图 1) 进行预报, 该方法对于输入/输出模式的构建, 首先利用神经网络对训练样本进行训练得到输入/输出参数之间的权重系数, 进而根据训练得到的权重系数和预报时刻的输入参数确定预测结果. 使用太阳黑子数、$F_{10.7}$ 或 Ap 指数等作为输入参数, 虽然也可以得到较好的预报结果, 但是由于上述参数并不能够实时获取, 因此电离层 TEC 预报的时效性不能够得到保证. 为此, 本文选择输入的 5 个参数分别为预报时刻之前的 TEC 观测值以及当地时间, 具体输入参数如下.

(1) $f_1 = D_{\mathrm{TEC}}(t)$, 当前电离层 TEC.

(2) $f_2 = D_{\mathrm{TEC}}(t) - D_{\mathrm{TEC}}(t-1)$, 一阶差分, $D_{\mathrm{TEC}}(t-1)$ 为预报时刻之前 1 h 电离层 TEC.

(3) $f_3 = f_2/f_1$, 相对差分.

(4) $f_4 = \cos(2\pi t/24)$.

(5) $f_5 = \sin(2\pi t/24)$.

由于电离层 TEC 随时间变化较大, 同时为了保证一天内输入时刻的唯一性, 后两项为需要输入的两个时间正交分量. 输出参数为需要预报时刻的电离层 TEC, 即 $D_{\mathrm{TEC}}(t+1)$.

在选定输入/输出参数之后, 预报效果主要取决于网络的选取, 这里先用包含输入层、隐含层和输出层三层的 BP 网络进行预报研究, 训练算法选择 Levenberg-Marquardt 方法, 隐含层神经元个数经测试后确定为 15 个.

1.2 GPS/TEC 解算方法

由于电离层为色散和各向异性的双折射介质, 使穿过电离层的无线电信号具有相对于真空的附加传输时延, 产生的延迟与电波频率的平方成反比, 因此利用不同频率的电磁波信号便可以有效消除电离层的影响. GPS 采用的是双频信号 ($f_1 = 1575.42\,\mathrm{MHz}$, $f_2 = 1227.60\,\mathrm{MHz}$) 以修正电离层延迟误差, 不同波段的信号传播必须经过硬件路径和内部电子环路, 使得 GPS 卫星和接收机电路存在延迟偏差, 这种硬件延迟可能会带来大约 7 ns 的误差, 必须引起特别注意, 所以完整的伪距和相位观测方程应该为

$$\begin{aligned} D_{\mathrm{TEC1}} =& \frac{1}{40.28} \times \frac{f_1^2 f_2^2}{f_1^2 - f_2^2}(\Delta L - \Delta B^{\mathrm{s}} + \Delta B^{\mathrm{r}}), \\ D_{\mathrm{TEC2}} =& \frac{1}{40.28} \times \frac{f_1^2 f_2^2}{f_1^2 - f_2^2}(\Delta\varphi - \Delta b^{\mathrm{s}} + \\ & \Delta b^{\mathrm{r}} + A_{\mathrm{mb}}). \end{aligned} \tag{1}$$

式中, D_{TEC1} 和 D_{TEC2} 为电离层绝对和相对 TEC, f_1 和 f_2 为 GPS 卫星的两个工作频率, ΔL 为 f_1 和 f_2 频率下两个伪距观测量之差, ΔB^{s} 和 ΔB^{r} 为两个频率伪距观测的卫星电路延迟之差及伪距观测的接收

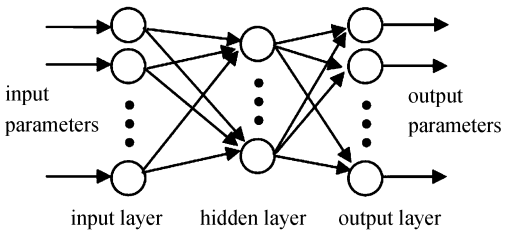

图 1 BP 人工神经网络结构

Fig. 1 Architecture of the back-propagation Artificial Neural Network (ANN) model

机电路延迟量之差, 在实际计算时, 常将 GPS 卫星硬件延迟和接收机硬件延迟作为一个整体, 即通常所说的硬件延迟 $B_{\rm s}^{\rm r}$; $\Delta\varphi$ 为 f_1 和 f_2 频率下两个相位观测量之差, $\Delta b^{\rm s}$ 和 $\Delta b^{\rm r}$ 为两个频率相位观测的卫星电路延迟之差和相位观测的接收机电路延迟量之差, $A_{\rm mb}$ 为整周期模糊度组合常数.

在利用 GPS 双频观测数据解算电离层 TEC 时, 通常用到电离层薄层假设模型 (Single Layer Model, SLM), 该模型如图 2 所示.

在电离层薄层模型假设中, GPS 卫星信号探测的结果是穿刺点 (Ionospheric Pierce Point, IPP) 处垂直方向的电离层 TEC, 因此必须知道 IPP 处具体位置信息. 定义 IPP 处纬度为 φ_i, 经度为 λ_i, 分别可以表示为

$$\varphi_i = \arcsin(\sin\varphi_0\cos\alpha + \cos\varphi\sin\alpha\cos A_z),$$

$$\lambda_i = \lambda_0 + \arcsin\Big(\frac{\sin\alpha\sin A_z}{\cos\lambda_i}\Big).$$

式中, φ_0 和 λ_0 分别为测站的纬度和经度, A_z 为测站处卫星方位角.

在 SLM 的假设下, 斜 TEC (电子密度沿卫星信号传播路径上的积分) 可以转化为穿刺点处的垂直 TEC (定义垂直 TEC 为 $D_{\rm VTEC}$)

$$D_{\rm TEC} = D_{\rm VTEC} M_{\rm f}. \tag{2}$$

其中, $M_{\rm f}$ 为投影函数, 其主要有三角函数型、Klobuchar 模型、Clynch Q 因子以及欧吉坤提出的分段取值等形式 [15]. 在卫星仰角大于 15° 时, 各类投影函数的计算效果没有显著差异, 因此, 在实际计算时应尽可能选取卫星仰角大于 15° 的数据, 本文的投影函数选用简单实用的三角函数, 即

$$M_{\rm f} = \frac{1}{\cos z'}.$$

式中, z' 为卫星的天顶角.

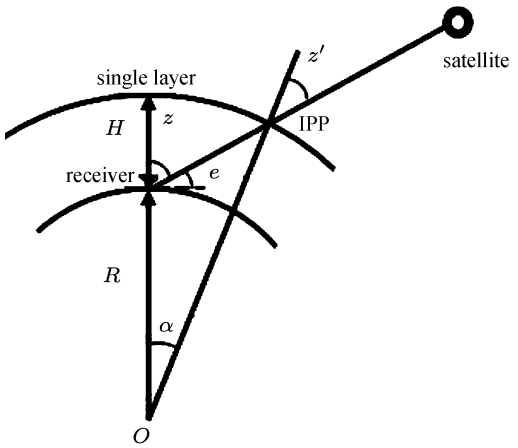

图 2 电离层单层模型

Fig. 2 Single layer model of the ionosphere

电离层单层多项式展开模型 [15] 是一个广泛用于模拟区域电离层 TEC 时空变化的模型. 其将一段时间内垂直总电子含量 VTEC 视为纬度差 $(\varphi-\varphi_0)$ 和太阳时角差 $(s-s_0)$ 的函数, 具体表达式为

$$D_{\rm VTEC}(\varphi, s) = \sum_{i=0}^{n}\sum_{j=0}^{m} a(i,j)(\varphi-\varphi_0)^i (s-s_0)^j. \tag{3}$$

式中, a 为多项式拟合系数; m, n 为多项式阶数; φ 为穿刺点地理纬度; s_0 为测站在 t_0 时刻的太阳时角, t_0 为该时段内的计算起始时间; s 为太阳时角, 可以表示为 $s-s_0=(\lambda-\lambda_0)+(t-t_0)$, λ 为穿刺点地理经度, t 为观测时刻. 由式 (1) 和式 (2) 可得

$$D_{\rm VTEC} = 9.52437(\Delta L - B_{\rm s}^{\rm r})\cos z'. \tag{4}$$

式中, $B_{\rm s}^{\rm r}$ 为接收机及卫星硬件的组合硬件延迟.

由式 (3) 和式 (4) 可以得到如下新的观测方程:

$$9.52437\Delta L\cos z' = \sum_{i=0}^{n}\sum_{j=0}^{m} a(i,j)(\varphi-\varphi_0)^i(s-s_0)^j + B_{\rm s}^{\rm r}\cos z'.$$

假设在该时段内可以跟踪到 k 颗卫星, 则观测方程中待估计的参数为 $mn+k$ 个, 采用最小二乘法可以同时解算该时间段内的电离层模型参数、接收机和卫星的组合硬件延迟.

本文使用厦门地区一个 GPS 台站解算的 2004 年电离层 TEC 观测数据进行预报试验, 为了保证数据的完整性, 采用 Matlab 软件中的立方插值方法对缺省数据插值, 该样本数据时间采样间隔为 30 min.

1.3 误差定义

文中使用绝对误差和相对误差来衡量预报结果的精度, 具体定义如下. 绝对误差

$$E_{\rm a} = D_{\rm TECo} - D_{\rm TECf}.$$

式中, $D_{\rm TECo}$ 为电离层 TEC 观测值, $D_{\rm TECf}$ 为提前 1 h 预报的 TEC. 相对误差

$$E_{\rm r} = \frac{|D_{\rm TECo} - D_{\rm TECf}|}{D_{\rm TECo}} \times 100\%.$$

2 结果与分析

利用预报时刻之前 30 天的观测数据作为训练样本, 提前 1 h 预报电离层 TEC. 图 3 给出的是 2004 年第 100 至 109 天提前 1 h 预报电离层 TEC 的结果. 从图 3 中可以看出, 无论是白天还是夜间, 预报结果与观测值具有很好的一致性.

为了更好地评估人工神经网络方法提前 1 h 预报电离层 TEC 的能力, 利用 2004 年全年的数据进行预报试验, 误差结果如图 4 所示.

从图 4 可以看出, 相对误差分布呈现春夏小、秋冬大的分布, 这可能是因为春夏期间除 7 月 25 和 27 日发生了特大磁暴 ($Ap > 100$) 外, 其余大部分时间地磁活动较为平静, 电离层 TEC 变化相对稳定; 相对误差与地磁活动 Ap 指数存在较好的相关性, 例如 7 月 27 日和 11 月 10 日发生特大磁暴期间, 最大相对误差分别达到了 25.35% 及 36.86%, 因为磁暴期间电离层参量形态变化复杂, 难以得到有效的预报.

经过计算, 全年预报平均相对误差为 9.3744%, 春季为 7.8%, 夏季为 7.9%, 秋季为 10.52%, 冬季为 11.22%; 全年相对误差小于 15% 的准确率为 94.49%, 磁暴 ($Ap > 20$) 期间相对误差小于 15% 的准确率为 79.59%, 非磁暴 ($Ap \leqslant 20$) 期间相对误差小于 15% 的准确率达到了 96.81%. 结果表明, 本文提出的方法具有较高的预报精度.

图 5 和图 6 可以更直观地显示预报效果. 平均误差偏差为 0.31803 TECU, 预报结果与观测值相关性达到了 0.96678; 绝对误差绝大部分分布在 $-5.5 \sim$

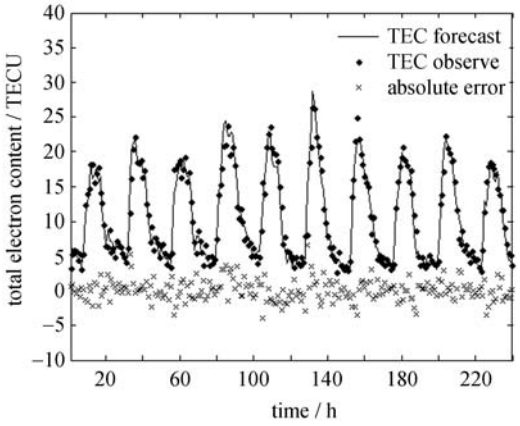

图 3 提前 1 预报电离层 TEC 样例结果

Fig. 3 One hour ahead forecast values of ionospheric TEC

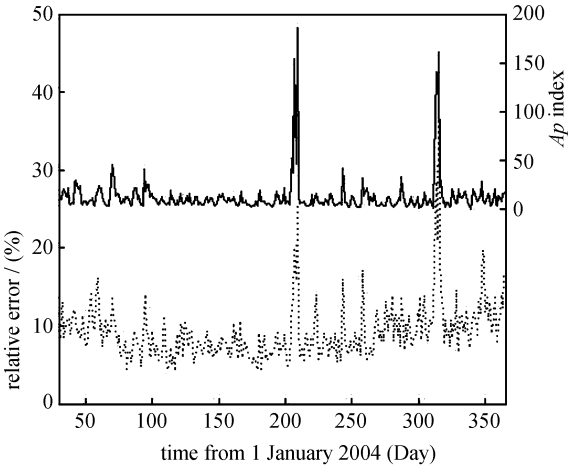

图 4 相对误差与地磁活动比较

Fig. 4 Comparison of relative errors between geomagnetic condition

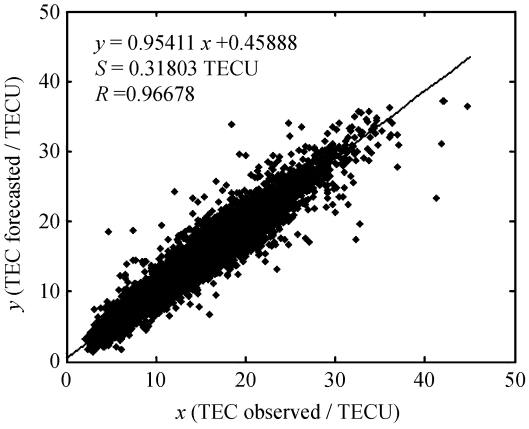

图 5 预报值与观测值统计结果

Fig. 5 One hour ahead forecast TEC values with observed results

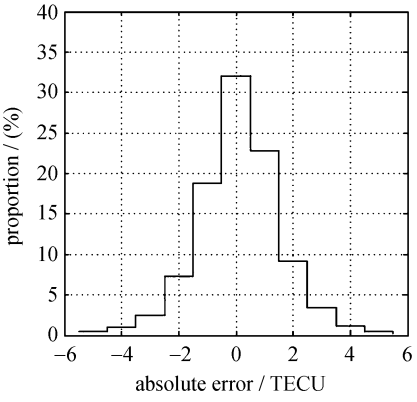

图 6 预报误差分布

Fig. 6 Distribution chart of forecast errors

5.5 TECU 之间, 误差在 −1.5∼1.5 TECU 的比例达到了 76.760%.

3 结束语

提出了一种基于人工神经网络提前 1 h 预报电离层 TEC 的简便方法, 考虑到工程实际应用要求, 没有使用其他空间天气参数, 而是选择预报时刻之前一段时间内部分电离层 TEC 观测数据作为输入参数. 利用文中介绍的 GPS/TEC 处理方法, 解算了 2004 年厦门站观测数据, 并对预报方法进行了评估. 全年平均相对误差为 9.3744%, 预报结果与观测值相关性达到了 0.96678, 磁暴期间相对误差小于 15% 的准确率为 79.59%, 非磁暴期间相对误差小于 15% 的准确率达到了 96.81%. 结果表明, 人工神经网络方法可以很好地用于提前 1 h 预报电离层 TEC. 文中的 GPS/TEC 测站位于地磁北驼峰附近, 并且 2004 年发生多次地磁强烈扰动事件, 这些都对预报结果产生了一定的影响.

致谢 中国极地研究中心刘瑞源和武业文先生给予了有益探讨.

参考文献

[1] Bilitza D, Reinisch B W. International reference ionosphere 2007: Improvements and new parameters [J]. *Adv. Space Res.*, 2008, **42**:599-609

[2] Coisson P, Radicella S M, Nava B. Comparisons of experimental topside electron concentration profiles with IRI and Nequick models [J]. *Ann. Geophys.*, 2002, **45**:111-116

[3] Wu Wenjun, Li Zhigang, Yang Xuhai, *et al*. Predicting ionospheric TEC with time series model [J]. *J. Time Freq.*, 2008, **31**(2):141-146. In Chinese (武文俊, 李志刚, 杨旭海, 等. 利用时间序列模型预报电离层 TEC [J]. 时间频率学报, 2008, **31**(2):141-146)

[4] Li Zhigang, Li Weichao, Cheng Zongyi, *et al*. Direct and indirect methods on predicting ionosphere and their compare [J]. *Acta Astron. Sci.*, 2008, **49**(1):29-44. In Chinese (李志刚, 李伟超, 程宗颐, 等. 电离层 TEC 预报的直接法和间接法及其比较 [J]. 天文学报, 2008, **49**(1):29-44)

[5] Xenos T D, Kouris S S, Casimiro A. Time-dependent prediction degradation assessment of neural-networks-based TEC forecasting models [J]. *Nonl. Proc. Geophys.*, 2003, **10**:585-587

[6] Habarulema J B, McKinnell L A, Cilliers P J, *et al*. Prediction of global positioning system total electron content using neural networks over South Africa [J]. *J. Atmos. Solar Terr. Phys.*, 2007, **69**(15):1842-1850

[7] Maruyama T. Regional reference total electron content model over Japan based on neural network mapping techniques [J]. *Ann. Geophys.*, 2007, **25**:2609-2614

[8] Liu Wen, Jiao Peinan. Prediction the monthly mean values of f_0F_2 by using the artificial neural network [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2000, **20**(4):310-317. In Chinese (柳文, 焦培南. 利用人工神经网络预测电离层 f_0F_2 月中值 [J]. 空间科学学报, 2000, **20**(4):310-317)

[9] Wang Shikai, Jiao Peinan, Liu Wen, *et al*. Reconstruction ionospheric critical frequency using Artificial Neural Network over limited region [J]. *Chin. J. Radio Sci.*, 2004, **19**(6):742-747. In Chinese (王世凯, 焦培南, 柳文, 等. 利用人工神经网络重构区域电离层临界频率分布 [J]. 电波科学学报, 2004, **19**(6):742-747)

[10] Kong Qingyan, Liu Wen, Jiao Peinan, *et al*. Twenty-four hour ahead prediction of f_0F_2 [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2009, **29**(4):377-382. In Chinese (孔庆颜, 柳文, 焦培南, 等. 电离层 f_0F_2 参数提前 24 小时预测 [J]. 空间科学学报, 2009, **29**(4):377-382)

[11] McKinnell L A. A Neural Network Based Ionospheric Model for the Bottomside Electron Density Profile Over Grahamstown South Africa [M]. Grahamstown, South Africa: Rhodes University, 2002

[12] McKinnell L A, Poole A W V. Predicting the ionospheric F layer using neural networks [J]. *J. Geophys. Res.*, 2004, **109**, A08308, doi:10.1029/2004JA010445

[13] Yue X, Wan W, Liu L, *et al*. Applying artificial neural network to derive long-term foF2 trends in the Asia/Pacific sector from ionosonde observations [J]. *J. Geophys. Res.*, 2006, **111**, A10303, doi:10.1029/2005JA011577

[14] Habarulema J B, McKinnell L A, Opperman B D L. A recurrent neural network approach to quantitatively studying solar wind effects on TEC derived from GPS, preliminary results [J]. *Ann. Geophys.*, 2009, **27**:2111-2125

[15] Mao Tian. Real-time Monitoring the Earth's Ionosphere Using the Global Positioning System Network [D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of science, 2006. In Chinese (毛田. 基于 GPS 台网的电离层实时监测系统研究 [D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2006)