

利用神经网络预报电离层 $f_0F_2^*$

陈艳红¹ 薛炳森¹ 李利斌²

¹(中国科学院空间科学与应用研究中心 北京 100080)

²(中国科学院武汉物理与数学研究所)

摘 要 由中国武汉电离层台站和澳大利亚 Hobart 台站的电离层 F_2 层临界频率 (f_0F_2) 的资料, 利用三层前向反馈神经网络 (BP 网络), 提出一种提前 24 h 预测 f_0F_2 的方法, 该方法以前 5 天观测的 f_0F_2 数据拟合的 5 个系数以及太阳活动参数作为输入, 以当天 24 h 的 f_0F_2 作为输出对网络进行训练, 训练好的网络可以实现对 f_0F_2 提前 24 h 的预报. 预测结果显示, 利用神经网络预测的 f_0F_2 与实际观测结果变化趋势较一致, 并且比 IRI 的计算结果更加准确. 误差分析表明, 在南半球 Hobart (-42.9° , 147.3°) 台站比中国武汉站 (30.4° , 114.3°) 的结果要好, 在低年比高年要好, 在冬夏季节比春秋季节稍好. 本文说明利用神经网络对电离层参量进行预报是一种切实可行的方法.

关键词 神经网络; 电离层预报; f_0F_2

中图法分类号 P 352

Forecasting of Ionospheric Critical Frequency Using Neural Networks

CHEN Yanhong¹ XUE Bingsen¹ LI Libin²

¹(Center for Space Science and Applied Research, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

²(Wuhan Institute of Physics and Mathematics, The Chinese Academy of Sciences)

Abstract The use of feed-forward back propagation neural networks to predict ionospheric F_2 layer critical frequency, f_0F_2 , 24 h ahead, have been examined. The data we used are from Wuhan ionospheric station, China, and Hobart ionospheric station, Australia. The data period is from 1970 to 1990 at Wuhan and from 1962 to 1990 at Hobart. The five day's measurements of f_0F_2 before the day that need forecast are reduced to five coefficients. The inputs used for the BP neural network are the coefficients, the solar 10.7 cm flux index, and the outputs are the day's 24 h observed f_0F_2 data. The trained net then can forecast f_0F_2 24 h advance. The result indicates the predicted f_0F_2 using NN has good agreement with observed data. Comparison with IRI model suggests that NN method is more accurate than IRI. In addition, the error analysis indicates that predicted f_0F_2 's Root-Mean-Square Error (RMSE) is smaller in Hobart than in Wuhan, smaller in low solar activity than in high solar activity, smaller in winter and summer than in spring and autumn. In conclusion, using neural network to predict ionospheric parameters is a feasible method.

Key words Neural network, Ionospheric forecast, f_0F_2

* 中国科学院知识创新工程项目资助 (242305AS)

2004-08-17 收到原稿, 2005-01-04 收到修定稿

1 引言

由于电离层介质的作用, 对传播无线电信号具有相对于真空的附加传输时延, 严重影响到卫星定位、导航、授时以及遥感、遥测等的测量精度. 对电离层参量的监测、现报和预报系统, 受到普遍重视.

电离层由于空间等离子体的产生、损失、输运而随空间、时间显示不同的变化. 宁静时期的电离层模拟, 国际上较好的经验模式是国际参考电离层模式 (IRI). 但是 IRI 计算的结果特别是月中值的结果在中国呈现出一定规律的偏离, 并且 IRI 给出的是电离层的平均行为, 不能满足通信和导航系统的需求. 在电离层中, 寻常波在 F 区 F_2 层的临界频率称为 f_0F_2 , 它能够提供电离层及其对电波通信影响的重要信息, 因此, 对 f_0F_2 的预报研究是非常有意义的工作. 本项工作中我们试图用一种新的方法即人工神经网络方法来预报电离层的 f_0F_2 .

神经网络在预测电离层方面的应用已经有很多重要的工作. 例如 Altinay^[1] 利用多层感知器神经网络对 f_0F_2 提前一小时进行了预报. Wintoft 和 Cander^[2] 利用前向网络提前 24 h 预测 Slough 台站的 f_0F_2 . 还有一些工作是研究预测 f_0F_2 中午值的. 如 Willisroft 和 Poole^[3] 利用 BP 网络预测中午的 f_0F_2 值. 另外, 国内张训械^[4] 和曾文^[5] 利用神经网络预测了电离层 f_0F_2 的月中值, 后来又对我国南海低纬度地区台站进行了建模.

2 BP 网络

BP 网络 (Back-Propagation NN) 是一种单向传播的多层前向网络, 网络除输入/输出节点外, 还有一层或多层的隐层节点, 同层节点中没有任何耦合. 图 1 显示的就是只有一个隐含层的 BP 网络结构. 网络学习过程由正向和反向传播过程两部分组成. 在正向传播过程中, 输入信号从输入层节点依次传过各隐层节点, 然后传到输出节点, 每一层节点的输出只影响下一层节点的输出. 如果实际输出值与期望输出值之间有误差, 那么转入反向传播过程, 将误差信号沿原来的连接通路返回, 通过修改各层神经元的权值, 逐次地向输入层传播去计算, 再经过正向传播过程, 这两个过程的反复运用, 使得误差信号最小. 直到误差达到人们所希望的要求

时, 网络的学习过程就结束. 网络的函数为

$$y_i^k = \sum_j v_{ij} g \left(\sum_m \omega_{jm} x_m^k \right). \quad (1)$$

其中, y_i^k 为样本 k 的第 i 个网络输出, x_m^k 为样本 k 的第 m 个网络输入, ω_{jm} 连接输入单元 m 与隐含层第 j 个神经元的权值, v_{ij} 为连接隐含层第 j 个神经元与输出单元 i 的权值, $g(a)$ 为隐含层的传递函数, BP 网络经常使用的是 S 型的对数或正切激活函数或线性函数. 如果样本总数为 K , 那么式 (1) 中样本数 k 就是从 1 到 K 进行计算.

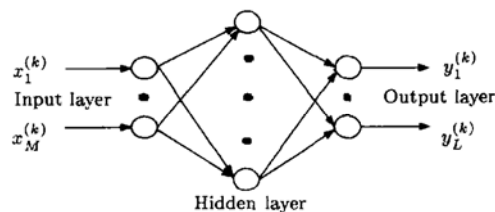


图 1 只有一个隐含层的 BP 网络结构
Fig.1 Back-propagation construction with only one hidden layer

3 实验数据和网络的构建

本文采用的数据来自于中国武汉站 1970—1990 年间和澳大利亚 Hobart 站 1962—1990 年间的电离层临界频率 f_0F_2 的观测数据, 取每小时一个数据点. 这两个台站的地理和地磁经纬度如表 1 所示.

表 1 台站的经纬度
Table 1 Station's latitude and longitude

台站	地理纬度	地理经度	地磁纬度	地磁经度
Hobart	-42.9	147.3	-51.5	225.2
武汉	30.4	114.3	19.0	183.7

我们所用的 BP 网络的层数为三层, 即输入层, 隐含层和输出层. 隐含层的神经元数为 3 个, 在隐含层中使用双曲正切传递函数, 输出层中使用一个线性传递函数. 正切传递函数的形式为

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (2)$$

为了预报某一天的 f_0F_2 的 24 h 的值, 考虑用这一天前 5 天的实际测量 f_0F_2 值作为网络的输入. 为了减少网络的输入, 我们将前 5 天的 24 h 的 f_0F_2 按照傅里叶级数展开, 即

$$f_0F_2(t) = A_0 + A_1 \cos \left[\frac{2\pi(t - \phi_1)}{T} \right] + A_2 \cos \left[\frac{4\pi(t - \phi_2)}{T} \right]$$

$$=C_0 + C_1 \cos \frac{2\pi t}{T} + C_2 \cos \frac{4\pi t}{T} + C_3 \sin \frac{2\pi t}{T} + C_4 \sin \frac{4\pi t}{T}. \quad (3)$$

这样前 5 天的 f_0F_2 就可以利用最小二乘法拟合 5 个系数 C_0, C_1, C_2, C_3, C_4 . 由于电离层的变化与太阳活动有非常紧密的关系, 因此, 网络的输入还要加上当月的太阳活动参数 $F_{10.7}$ 的月均值, 也就是输入为 6 个参量, 输出为当天的 24h 的 f_0F_2 值. 例如, 对于某一天的一个样本, 其输入应为

$$\mathbf{x}^k = (x_1^k, x_2^k, x_3^k, x_4^k, x_5^k)^T \\ = [C_0, C_1, C_2, C_3, C_4, F_{10.7}].$$

输出应为在这一天的 24h 的 f_0F_2 值,

$$\mathbf{y}^k = (y_1^k, y_2^k, \dots, y_{24}^k)^T \\ = [f_0F_2(1), f_0F_2(2), \dots, f_0F_2(24)]^T.$$

我们分别利用澳大利亚 Hobart 和中国武汉站的观测数据对网络进行了训练. 对于每天的数据点少于 16 个的样本都去掉. 对于 Hobart 站, 得到了 8111 个样本, 其中前 5000 个样本 (1962—1978 年间) 用于训练网络, 余下的样本用于检验网络. 对于武汉站, 我们得到了 3252 个样本, 其中的 2500 个样本 (1970—1985 年间) 用于训练网络, 余下的样本用于检验网络.

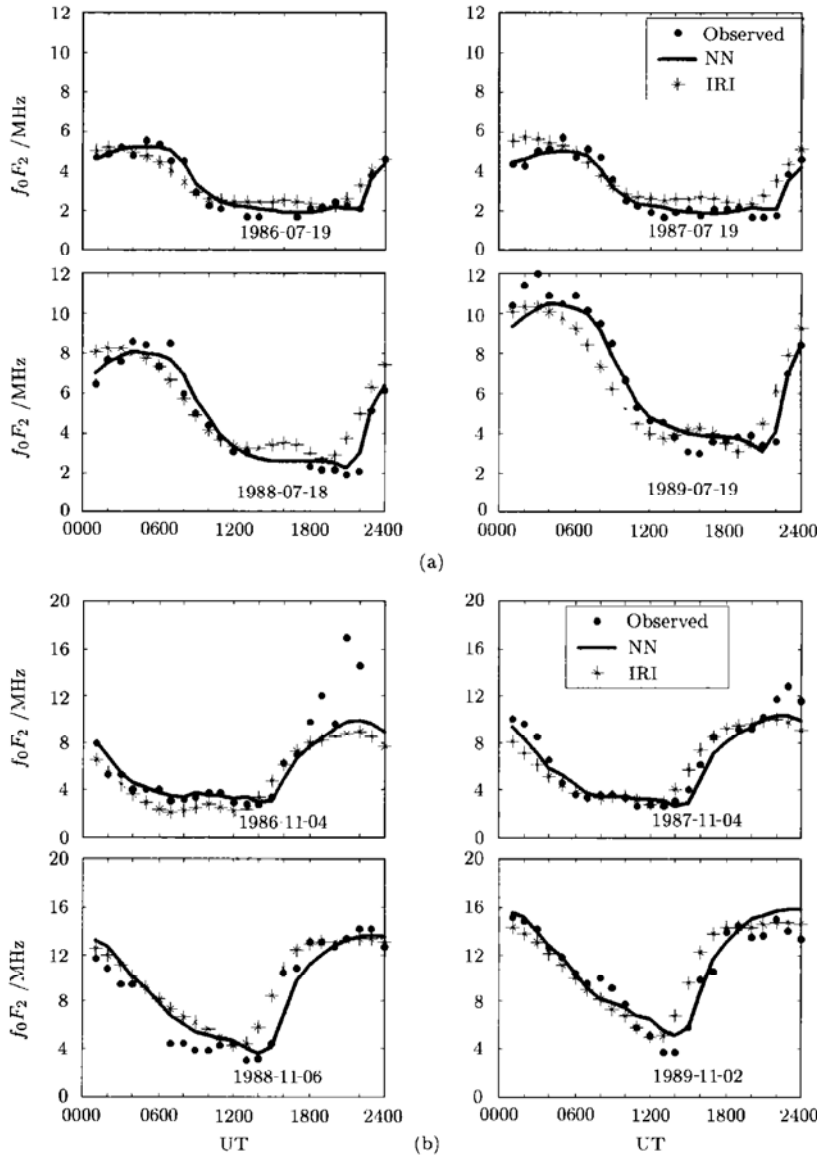


图 2 利用 BP 神经网络提前 24h 的预报与观测结果及 IRI 结果的比较

(a) Hobart 站, (b) 武汉站

Fig.2 Comparison of predicted f_0F_2 24h ahead by NN with observed and IRI's results

4 网络训练结果

按照第3节中的方法我们对网络进行了训练, 图2给出的就是在Hobart站和武汉站的一些结果, 从图2可以直观地看出, 利用神经网络预测每天的 f_0F_2 与观测结果有较好的一致性, 同时比IRI的结果要准确.

为了检验网络计算的精度, 进行了误差分析. 首先比较这两个台站在不同太阳活动水平下的结果. 选择1986年作为低年的代表, 选择1990年作为高年的代表, 而且这两年的数据都不在训练网络所需要的样本中, 因此, 有较好的代表意义. 我们分析绝对误差的分布并计算均方根误差RMSE, 表达式分别为

$$\text{绝对误差} = f_0F_{2\text{obs}} - f_0F_{2\text{pred}} \quad (4)$$

$$\text{均方根误差} = \sqrt{\frac{\sum (f_0F_{2\text{obs}} - f_0F_{2\text{pred}})^2}{n}} \quad (5)$$

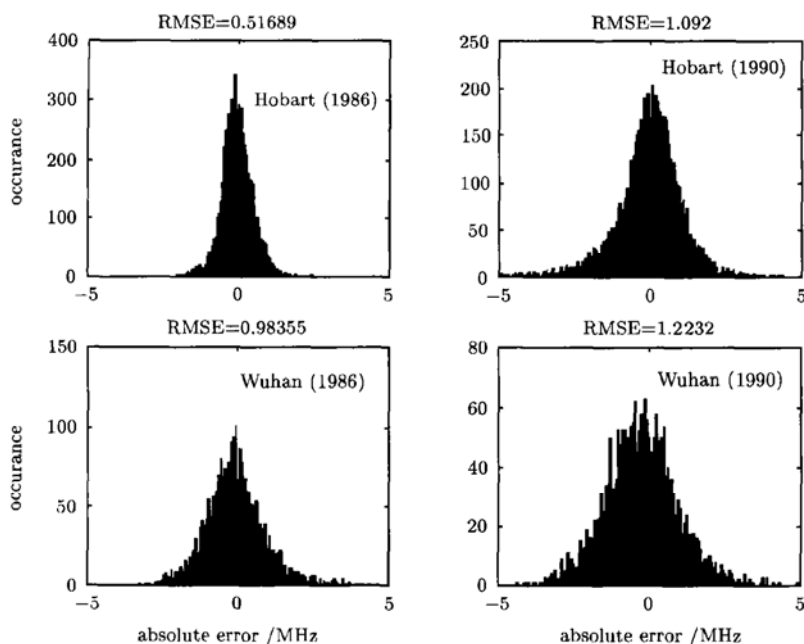


图3 在Hobart站和武汉站利用神经网络计算 f_0F_2 的误差在低年和高年的分布

Fig.3 Statistical analysis of errors using NN in low and high solar activity at Wuhan and Hobart

5 结论

本文利用三层前向反馈网络(BP网络)对电离层 F_2 层临界频率 f_0F_2 提前24h进行预测, 该神经网络利用前5天的实测 f_0F_2 数据按时间级数拟合的5个系数和太阳活动参数 $F_{10.7}$ 的月均值作为输

其中, $f_0F_{2\text{obs}}$ 为观测的电离层 F_2 层临界频率值, $f_0F_{2\text{pred}}$ 为神经网络的预测值. 图3给出了在1986年和1990年这两个台站的误差分布. 从图3中可看出, 在Hobart站, 均方根误差低年平均比高年小0.5左右; 在武汉站, 低年平均比高年小0.3左右, 这说明神经网络预测的结果在低年比高年更准确. 另外还可明显看出, 神经网络方法在Hobart站的结果更好. 在低年均方根误差平均比武汉站小0.4左右, 在高年小0.2左右. 这可能是由于Hobart训练网络的样本数据较多一些, 同时, 武汉正处在地磁异常区域附近, 因此, 预测的精度更差一些.

另外, 我们还分析了神经网络在不同季节的误差分布. 首先计算了从1986年至1990年间的误差, 并将每年的3, 4, 9, 10月份作为春秋季节, 5, 6, 7, 8月作为武汉站的夏季和Hobart站的冬季, 11, 12, 1, 2月作为武汉站的冬季而为Hobart站的夏季. 从图4中可以看出, BP网络计算结果的绝对误差在冬夏季节比春秋季节稍好.

入, 以当天的24h的 f_0F_2 作为输出, 训练后的网络能够较好地预测每天的 f_0F_2 .

将神经网络模拟的结果与IRI的结果进行比较和误差分析, 结果表明, 神经网络模拟的 f_0F_2 结果比IRI的结果更加准确. 误差分析显示, 预测结果在低年比高年的结果要好, 在冬夏季节比春秋季节

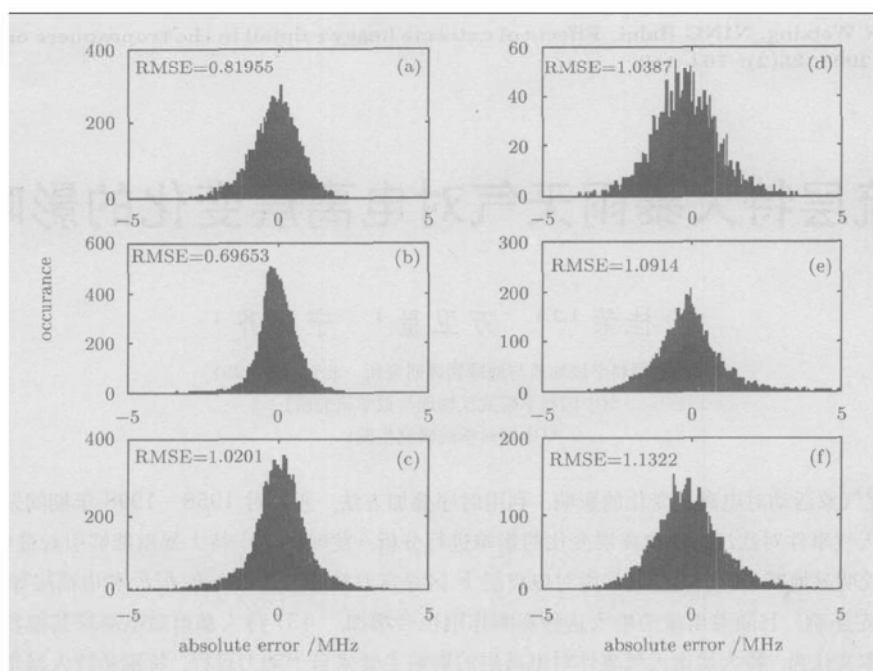


图4 BP网络计算误差在Hobart站(左)和武汉站(右)在夏季(a), (d), 冬季(b), (e), 春秋季节(c), (f)的统计分析
Fig.4 Statistical analysis of errors using NN at Hobart (left) and Wuhan (right) in summer (a), (d), winter (b), (e), spring and autumn (c), (f) respectively

稍好。同时, 在南半球 Hobart 台站的结果要比武汉站的结果好, 这可能是由于 Hobart 站的数据样本比较多, 并且武汉地处地磁北驼峰附近, 所以要准确预测更困难一些。

本文的结果表明, 利用神经网络对电离层参量进行预测, 也是一种较好的方法。但由于电离层每日的易变性, 以及电离层与太阳磁层整个空间天气都有密切的关系, 要准确预测也有一定的难度, 目前, 我们的模式精度还有待提高, 这一方面的研究还在进行当中。

参考文献

- [1] Altinay O, Tulunay E, Tulunay Y. Forecasting of ionospheric critical frequency using neural networks. *Geophys. Res. Lett.*, 1997, **24**(12):1467—1470
- [2] Wintoft P, Cander Li R. Twenty-four hour predictions of f_0F_2 using time delay neural networks. *Radio Sci.*, 2000, **35**(2):395—408
- [3] Willisicroft L A, Poole W V. Neural networks f_0F_2 sunspot number and magnetic activity. *Geophys. Res. Lett.*, 1996, **23**(24):3659—3662
- [4] Zhang Xunxie, Zeng Wen, Hu Xiong. A study of ionospheric parameters using the artificial neural net. *Chin. J. Radio Sci.*, 1996, **11**(3):14—21. in Chinese (张训械, 曾文, 胡雄. 利用人工神经网络研究电离层参量的变化. 电波科学学报, 1996, **11**(3):14—21)
- [5] Zen Wen, Zhang Xunxie, Hu Xiong *et al.* An ionospheric model in the south China sea region made by artificial neural network. *Chin. J. Geophys.*, 1999, **42**(5):581—589. in Chinese (曾文, 张训械, 胡雄等. 利用人工神经网络建立我国南海地区电离层模式. 地球物理学报, 1999, **42**(5):581—589)
- [6] Kumluca A, Tulunay E, Topalli I, Tulunay Y. Temporal and spatial forecasting of ionospheric critical frequency using neural networks. *Radio Sci.*, 1999, **34**(6):1497—1506