0254-6124/2011/31(2)-182–05 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

Chen Chun, Sun Shuji, Xu Zhengwen, Zhao Zhenwei, Wu Zhensen. Short-term *Dst* index forecasting method based on neural network techniques. *Chin. J. Space Sci.*, 2011, **31**(2): 182-186

利用神经网络技术提前一小时预报 *Dst* 指数*

陈 春[1,2] 孙树计[2] 许正文[2] 赵振维[2] 吴振森[1]

1(西安电子科技大学理学院 西安 710071)

2(中国电波传播研究所 电波环境特性及模化技术国家重点实验室 青岛 266107)

摘 要 利用神经网络技术并考虑地磁活动的周期性, 提出了一种提前一小时预报 *Dst* 指数的方法. 网络的输入包括时间、季节、当前时刻及其一阶增量、二阶增量、前 27 天 *Dst* 指数的平均值. 以下一时刻 *Dst* 指数作为输出对网络进行训练, 训练好的网络可以提前一小时预报 *Dst* 指数. 分别用 1985 年、1986 年、1990 年和 1991 年 *Dst* 指数数据进行检验. 结果表明, 预报结果与观测数据符合较好, *Dst* 指数预报误差的均方根分别为 4.00 nT, 3.72 nT, 5.35 nT, 6.82 nT. 误差分析表明, *Dst* 指数的预报结果太阳活动低年比高年好.

关键词 *Dst* 指数, 神经网, 短期预报

中图法分类号 P 352

Short-term *Dst* Index Forecasting Method Based on Neural Network Techniques

CHEN Chun[1,2] SUN Shuji[2] XU Zhengwen[2]

ZHAO Zhenwei[2] WU Zhensen[1]

1(*School of Science, Xidian University, Xi'an* 710071)

2(*National Key Laboratory of Electromagnetic Environment, China Research Institute of Radiowave Propagation, Qingdao* 266107)

Abstract Magnetic storm has always been one of the key issues of solar-terrestrial space physics for the past half century. The *Dst* index is the longitudinally averaged magnetic field depression at low latitudes. It is the primary measure of the magnitude of magnetic storms, and provides a convenient way to monitor the magnetospheric ring current. By using artificial neural network and considering the effects of the period of the geomagnetic activity, this paper brought out a method of forecasting *Dst* index, an hour in advance. The inputs of the network include time, season, *Dst* index and the first difference and the second difference of *Dst* index, the mean value of 27 days ago at t time, and the output is the observed *Dst* index data at next time. The trained net then can forecast *Dst* index 1 h ahead. Some examples are presented by using the *Dst* index data in 1985, 1986, 1990, 1991, respectively. The results indicate that the predicted *Dst* index has good agreement with observed

* 国家自然科学基金项目资助 (40974092, 40904040)

2009-08-24 收到原稿, 2010-05-26 收到修定稿

E-mail: chenchun_qaz@yahoo.com.cn

data and the corresponding root mean errors of the model comparing with the measurement were 4.00 nT, 3.72 nT, 5.35 nT and 6.82 nT, respectively. In addition, the error analysis indicates that the predicted root-mean-square error of *Dst* index is smaller in low solar activities than in high solar activities.

Key words *Dst* index, Neural network, Short-term forecast

1 引言

地球最基本的特性之一是其具有磁场, 地磁场起源于地球外核的磁流体过程和日地系统的电流体系, 此地磁场携带着有关地球内部和外部空间丰富的信息. 虽然地磁场起源于地球内部, 但起源于地球以外的电流体系及其在地球内部的感应电流的变化磁场是地磁学研究中十分重要的部分变化磁场的特性. 地磁场与电离层及磁层系统中的电磁结构和电磁过程有关, 也与地球内部电磁性质有关 [1]. 地磁场的变化类型很多, 例如 27 天周期, 重复出现的地磁扰动特性不仅为地磁扰动与太阳、行星际扰动的紧密关系提供了有力的证据, 且为分析这类地磁扰动规律并对其进行预报创造了前提条件. 另外, 在大地磁暴期间, 电离层、高层大气和高能粒子环境都会有强烈的响应, 形成非常恶劣的空间环境, 近地轨道上高层大气阻力迅速增加, 高能粒子沉降到近地轨道引起充电效应及电离层扰动, 造成通信中断, 对航天器的安全运行构成极大威胁. 地磁场本身的剧烈波动甚至会对高纬地区的输电线路和输油管线造成危害. 因此地磁预报受到高度重视, 其是空间环境预报领域的重要参数.

Dst 指数是使用最广泛的描述磁暴活动强度的指数, 它是由 4 个低纬度观测站所测量的地磁场水平分量扣除平静期平均变化并根据台站纬度做调整而得到的, 时间分辨率为 1 h, 其大小是环电流强度的度量. 目前采用神经网络进行地磁指数的预报研究已取得一定进展. 例如, 文献 [2] 采用神经网络分析方法, 对太阳风和行星际磁场与磁层相互作用及磁层的响应和扰动过程进行了详细计算和研究. 文献 [3] 利用地磁扰动在一定条件下具有 27 天重现的特性和现代时序分析法中的自适应滤波方法, 研究了北京地磁台 K 指数的预报方法. 文献 [4] 将全连接神经网络方法应用于地磁指数 *Dst* 的预报中, 建立了利用 ACE 行星际数据提前 2 h 预报 *Dst* 指数的模型. 文献 [5] 对太阳耀斑爆发活动特征与可能引起的地磁活动进行统计分析, 建立了基于人工神经网络的预报模式, 对太阳耀斑爆发活动所引起的地磁扰动及 Ap 指数进行了预报. 文献 [6] 对太阳风动压变化及注入环电流的响应特性和衰落进行了分析, 发现在行星际磁场南向翻转期间, 注入环电流率与太阳风动压成正比, 将其应用于 *Dst* 指数预报, 改进了 *Dst* 指数的预报精度. 文献 [7] 发展了一种具有输出时延反馈的非线性自回归神经网络预测模式, 由太阳风和 IMF 参数预测暴时 SYM-H 指数的变化, 与有输入时延的 BP 神经网络和 Elman 递归网络相比, 预测效果显著改善.

从以上分析可以看出, 人工神经网络的方法表现出了很强的非线性映射能力, 在 *Dst* 指数的预测研究中取得了很好的结果.

通过对 *Dst* 指数性能的分析, 本文提出了一种利用神经网络技术提前一小时预报 *Dst* 指数的方法.

2 神经网络的构建

利用神经网络建立提前一小时预报 *Dst* 指数的方法. 神经网络 (Neural Network, NN) 选用 BP 算法 (Back-Propagation), 其是一种单向传播的多层前向网络, 包含有输入层、隐层 (可以是一层或多层) 和输出层, 同层节点之间无耦合. 给定输入信号, 先传播到隐节点, 经过作用函数变换后, 再将隐节点的输出信息传播到输出节点, 进而给出输出结果 [8].

影响地磁活动的太阳黑子等具有 27 天循环性, 而地磁活动的变化也具有 27 天的周期性. 这种特性不仅为地磁扰动与太阳、行星际扰动的紧密关系提供了有力的证据, 而且为地磁扰动的预报创造了前提条件, 因此, 这里将预报时刻前 27 天 *Dst* 指数的均值作为预报网络的输入参数之一, 采用 BP 网络对 *Dst* 指数进行预报. 输入参数如下.

①当前时刻值 $Dst(t)$.

②当前时刻值 *Dst* 的一阶增量 $\mathrm{d}f$ 和二阶增

量 $\mathrm{d}\mathrm{d}f$ 定义为

一阶增量 $\mathrm{d}f(t) = Dst(t) - Dst(t-1)$,

二阶增量 $\mathrm{d}\mathrm{d}f(t) = \mathrm{d}f(t) - \mathrm{d}f(t-1)$.

③ MD27 (Dst) 为预报时刻前 27 天 Dst 指数的均值.

④季节因子

$$D_{\mathrm{ns}} = \sin(2\pi \times D_{\mathrm{n}}/365),$$

$$D_{\mathrm{nc}} = \cos(2\pi \times D_{\mathrm{n}}/365).$$

选择天数 D_{n} 为季节变化因子 $(1 \leqslant D_{\mathrm{n}} \leqslant 365)$.

⑤时间因子

$$s_{\mathrm{t}} = \sin 2\pi h/24,$$

$$c_{\mathrm{t}} = \cos 2\pi h/24.$$

其中 h 为时间.

选取预报时刻的临界值 $Dst(t+1)$ 作为神经网络的输出参数.

网络优化以后确定为单隐层的三层 BP 网络, 输入层为 8 个神经元, 输出层为 1 个神经元, 隐层神经元为 15 个.

3 数据选择和误差分析方法

3.1 数据选择

选用 1958—1968 年的数据作为 Dst 指数学习样本, 其包括了一个太阳活动周期 Dst 指数的演化特征; 选用 1985—1990 年的数据作为测试样本, 测试样本包括了不同太阳活动年份的观测资料, 且不含学习样本的信息, 从而使检验更具有代表性. 作为实例, 图 1 给出了 1985 年和 1990 年 Dst 指数的变化. 从图 1 可以看出, 太阳活动高年 Dst 指数 (绝对值) 要比低年高出很多.

3.2 误差分析方法

利用预报的绝对误差和均方根误差表征网络性能的好坏, 具体定义为

$$\Delta Dst = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} |Dst_{\mathrm{o},i} - Dst_{\mathrm{p},i}|, \tag{1}$$

$$\mathrm{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Dst_{\mathrm{o},i} - Dst_{\mathrm{p},i})^2}. \tag{2}$$

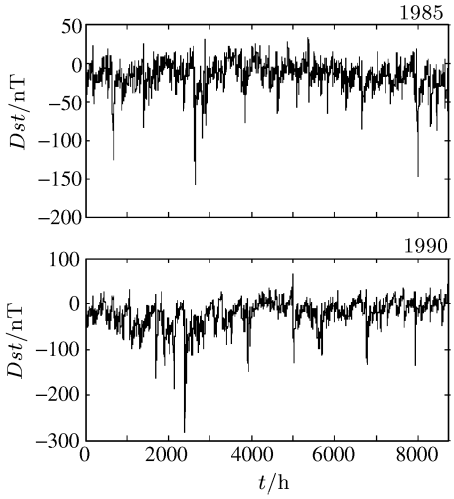


图 1 1985 年和 1990 年 Dst 指数的变化

Fig. 1 Variation of Dst in 1985 and 1990

其中, Dst_{o} 为某个时刻观测值, Dst_{p} 为某个时刻预报值, N 为样本总数.

3.3 参考模式

好的预报模型必须比参考模型在性能上有大的改进. 通常一个固有的参考模型是指将当前时刻的观测值作为未来某个时刻的预报值, 它在地磁活动平静时期预报的精度较好, 然而却不能反映剧烈的地磁活动 [9]. 这里选用的参考模型是将当前时刻的 Dst 指数直接作为下一小时 Dst 指数的预报值.

4 预报结果分析

按照本文第 2 节中的方法对网络进行训练, 作为实例, 图 2 和图 3 分别给出了 1985 年和 1990 年 120 h Dst 指数预报结果和观测数据的比较. 水平轴代表小时数, 实线和虚线分别对应观测和预报数据. 从图 2 可以看出, 在 Dst 指数宁静时, Dst 指数的预报结果能较好地反映观测数据的变化趋势, 特别是能够预测出一些扰动细节. Dst 指数上升和下降段, 两者吻合得比较好. 从图 3 可以看出, 磁暴期间 Dst 指数预报结果与观测数据符合得较好, 基本反映了 Dst 指数暴时变化趋势. 作为实例, 对 1990 年 4 月 10 日强磁暴事件进行了分析, 其预报结果和参考模型的均方根误差分别为 20.45 nT 和 21.07 nT, 两者相差 0.28 nT, 这也反映了神经网络的预报精度比参考模型提高了 2.9%.

为说明太阳活动强度对预报结果的影响, 分别以 1985—1986 年和 1990—1991 年作为太阳活动低年和高年的代表, 计算其预报误差, 结果示于表 1.

从表 1 可以看出, 神经网络的预报误差小于参考模型的预报误差. 例如, 1985 年期间神经网络和参考模型的预报均方根误差分别为 4.00 nT 和 4.25 nT, 这意味着与参考模型相比, 神经网络的预报精度提高了 5.9%. 同样, 对 1990 年而言, 神经网络和参考模型的预报均方根误差分别为 5.35 nT 和 5.54 nT, 这也反映了神经网络的预报精度比参考模型的预报精度提高了 3.4%.

另外, 太阳活动高年绝对误差和均方根误差比低年大, 一个重要原因可能是与低年 *Dst* 数据相比, 高年 *Dst* 数值大, 发生地磁暴数量多和强度强, 导致了高年 *Dst* 指数短期预报的绝对误差和均方根误差亦比低年大.

在不同季节 *Dst* 指数的变化规律并不相同, 相应的预报误差也有差别. 表 2 分别给出 1985 年和 1990 年间不同季节预报的绝对误差和均方根误差. 其中将每年的 3, 4, 9, 10 月作为分季, 5—8 月作为夏季, 11—2 月作为冬季.

从表 2 可以看出, 在太阳活动低年, 冬季时 *Dst* 指数预报误差最小, 而夏季和冬季的预报误差基本相同. 但是在太阳活动高年, 分季预报误差最大, 冬季次之, 夏季最小.

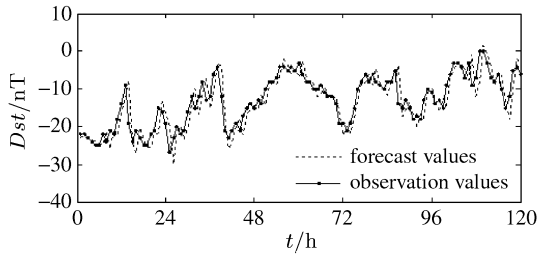


图 2　*Dst* 指数预报结果与观测值的比较
(1985 年 4 月 9—13 日)

Fig. 2　Comparison forecast values of NN and observed valued in quiet time (in 1985)

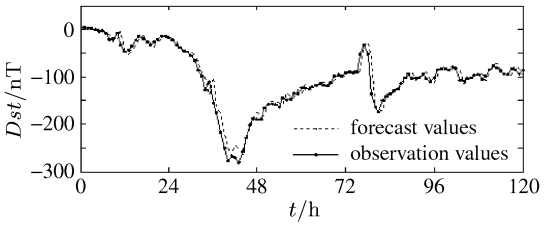


图 3　*Dst* 指数预报结果与观测值比较
(1990 年 4 月 9 日 —13 日)

Fig. 3　Comparison forecast values of NN and observed valued in storm time (in 1990)

表 1　神经网络与参考模型预报 *Dst* 结果的比较

Table 1　Comparison the Neural Network's and reference model's forecast results of *Dst* index forecast results

模型	Δ*Dst* /nT	RMS /nT	年份
神经网络	2.75	4.00	1985
参考模型	2.85	4.25	
神经网络	2.71	3.72	1986
参考模型	2.85	4.25	
神经网络	3.46	5.35	1990
参考模型	3.53	5.54	
神经网络	4.21	6.82	1991
参考模型	4.32	6.97	

表 2　不同季节预报误差

Table 2　Error analysis of *Dst* index forecast results at different seasons

年份	季节	Δ*Dst* /nT	RMS /nT
1985	分季	2.85	4.14
	夏季	2.86	4.17
	冬季	2.58	3.73
1990	分季	3.85	6.13
	夏季	3.19	4.56
	冬季	3.33	5.14

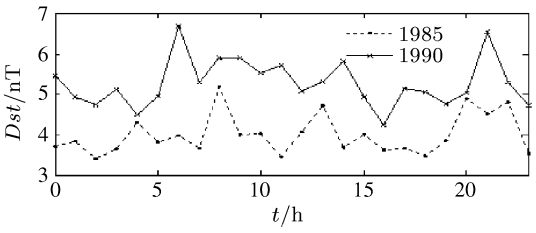


图 4　*Dst* 指数均方根误差随时间的变化

Fig. 4　RMS variation of *Dst* index with time

进一步分析表明, 预报均方根误差随时间而变化. 图 4 给出了 1985 年和 1990 年 Dst 指数预报均方根误差随时间的变化情况. 从图 4 可以看出, 低年的预报误差明显小于高年的预报误差.

5 结论

考虑了太阳对地磁活动的影响后, 利用三层前向反馈网络对 Dst 指数提前一小时进行预报, 训练后的网络能够较好地预报每天的 Dst 指数. 对 1985—1990 年期间预报数据和观测数据进行分析, 结果发现, 太阳活动低年的预报效果比高年要好. 另外, 在太阳活动低年, 冬季时 Dst 指数预报误差最小, 而夏季和冬季的预报误差基本相同; 但是在太阳活动高年, 分季预报误差最大, 冬季次之, 夏季最小.

分析表明, 利用神经网络对 Dst 参数进行短期预报是可行的, 但在数值上仍有偏差, 这一问题可以通过增加太阳风速度、行星际磁场南向分量等参数作为神经网络的输入量, 以及对神经网络结构进行优化加以解决.

致谢 所用 Dst 数据由世界数据中心 Kyoto 中心 (WDC-C2) 提供.

参考文献

[1] Xu Wenyao. Advances on geomagnetic observations and studies in China [J]. *Acta Geophys. Sinica*, 1997, **40**(Supp.):217-230. In Chinese (徐文耀. 我国地磁观测研究的进展 [J]. 地球物理学报, 1997, **40**(增刊):217-230)

[2] Wu J G, Henrik L. Neural network modeling of solar wind-magnetosphere interaction [J]. *J. Geophys. Res.*, 1997, **102** (A7):14 457-14 462

[3] Zhou Xiaoyan, Tschu K K. Numerical prediction of geomagnetic activities [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 1994, **14**(3):237-243. In Chinese (周晓燕, 朱岗齐. 重现性地磁活动的数值预报 [J]. 空间科学学报, 1994, **14**(3):237-243)

[4] Jankovicova D, Dolinsky P, Valach F, *et al.* Neural network-based nonlinear prediction of magnetic storms [J]. *J. Atmos. Solar-terr. Phys.*, 2002, **64**:651-656

[5] Xue Bingsen, Gong Jiancun [J]. Forecasting Dst index with artificial berual network [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2007, **27**(6):453-456. In Chinese (薛炳森, 龚建村. 由太阳爆发事件特征预报地磁暴方法研究 [J]. 空间科学学报, 2007, **27**(6):453-456)

[6] Lundstedt H, Gleisner H, Wintoft P. Operational forecasts of the geomagnetics Dst index [J]. *Geophys. Res. Lett.*, 2002, **29**(24), doi:10.1029/2002GL016151

[7] Cai Lei, Ma Shuying, Cai Hongtao, *et al.* Prediction of SYM-H index by neural network from IMF and solar wind data [J]. *Sci. China Ser.: E*, 2009, **52**:2877-2885. In Chinese (蔡磊, 马淑英, 蔡红涛, 等. 利用 NARX 神经网络由 IMF 与太阳风预测暴时 SYM-H 指数 [J]. 中国科学:E, 2010, **40**:77-84)

[8] Chen Chun, Wu Zhensen, Zhao Zhensen, *et al.* A short-term f_0F_2 forecasting method based on neural network technique [J]. *Chin. J. Radio Sci.*, 2008, **23**(4):708-712. In Chinese (陈春, 吴振森, 赵振维, 等. 基于神经网络技术的 f_0F_2 短期预报方法 [J]. 电波科学学报, 2007, **27**(6)453-456)

[9] Francis N M, Cannon P S, Brown A G, *et al.* Nonlinear prediction of the ionospheric parameter on hourly, daily, and monthly timescales [J]. *J. Geophys. Res.*, 2000, **105**(A6):12 839-12 849