0254-6124/2013/33(4)-418–09 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

Guo Ce, Xue Bingsen, Lin Zhaoxiang. Approach for predicting the energetic electron flux in Geosynchronous Earth Orbit. *Chin. J. Space Sci.*, 2013, **33**(4): 418-426

地球同步轨道高能电子通量预报方法研究

郭 策[1] 薛炳森[2] 林兆祥[1]

1(中南民族大学电子信息工程学院 武汉 430074)

2(国家卫星气象中心 北京 100081)

摘 要 统计分析了 GOES 卫星测量得到的 $E > 2\,\mathrm{MeV}$ 能道电子通量与地磁 *Ap* 指数以及太阳风数据的关系, 构建了基于径向基函数 RBF 的神经网络模型框架, 对 GOES-12 卫星所处的地球同步轨道高能电子通量进行提前 1 天的预报, 其对 2008—2010 年数据预测的效果较好. 另外, 发现在 GOES-12 卫星观测的 $E > 2\,\mathrm{MeV}$ 能道高能电子达到 $10^8\ \mathrm{cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}}$ 以上时, FY-2D 卫星的测量数据同时达到 $10^8\ \mathrm{cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}}$ 以上的比例达到 90% 左右. 通过对 FY-2D 卫星 $E > 2\,\mathrm{MeV}$ 能道电子通量与 GOES 卫星 $E > 2\,\mathrm{MeV}$ 电子通量的相关性分析, 建立了 FY-2D 卫星高能电子预报模型, 预报结果与实测通量符合较好.

关键词 地球同步轨道, 高能电子通量, 神经网络, *Ap* 指数, 太阳风速度

中图分类号 P 352

Approach for Predicting the Energetic Electron Flux in Geosynchronous Earth Orbit

GUO Ce[1] XUE Bingsen[2] LIN Zhaoxiang[1]

1(*Electronic and Information Engineering Institute, South-Center University for Nationalities, Wuhan* 430074)

2(*National Satellite Meteorology Center, Beijing* 100081)

Abstract Geosynchronous Earth Orbit (GEO) is in the earth's outer radiation belts, where energetic electrons are enriched. The flux of energetic electron will surge after the geomagnetic disturbance, which is one of the causes for the failure of satellites. So, it is important to predict the electron flux on the geosynchronous orbit in order to prevent the satellite from harming. As the enhancement of electron flux is controlled by many conditions and its temporal and spatial evolution is complex, it needs to analyze various data to make the prediction model. In this work, energetic flux data from GOES-12 was statistically analyzed together with geomagnetic *Ap* index and solar wind velocity and combination of input parameters was determined. An artificial neural network based model was built and trained with the data mentioned above. The prediction of electron flux of $E > 2\,\mathrm{MeV}$ one day ahead has been made and the result was good that the prediction efficiencies were 0.766, 0.808 and 0.882 for the year of 2008, 2009 and 2010, which is a little better than other models. The prediction

2012-06-01 收到原稿, 2013-02-18 收到修定稿

E-mail: guoce888@163.com

for electron flux of FY-2D satellite was made by applying the GOES-12 prediction result to analyze the flux related characteristics. The statistics showed that the $E > 2\,\mathrm{MeV}$ electron flux measurement of the two satellites become similar when the flux was above $10^8\ \mathrm{cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}}$. Because the deep charge effect become significant when $E > 2\,\mathrm{MeV}$ electron flux exceed $10^8\ \mathrm{cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}}$, the energetic electron alert for FY-2D satellite was made with the result by GOES prediction and got good result.

Key words Geosynchronous orbit, Energetic electron, Neural network, *Ap* index, Solar wind velocity

0 引言

地球同步轨道位于地球赤道上方 $3.6 \times 10^4\,\mathrm{km}$ (距地心 $6.6\,R_\mathrm{e}$) 处, 这里运行着数百颗应用卫星. 地球同步轨道在外辐射带, 是高能电子环境相对恶劣的区域. 高能电子具有很高的能量, 足以穿透卫星的防护层, 进入卫星内部. 这些高能电子能够沉积在卫星的绝缘器件上, 通过逐渐积累形成局部强电场, 即所谓深层充电效应, 其破坏性很强. 当深层充电形成的电场足够强时, 会产生内部放电现象, 轻则形成伪信号, 干扰卫星的正常工作, 严重的会击穿绝缘体, 对设备造成永久损伤 [1−3]. 中国 FY-2C 卫星的多次状态跳变异常, 经事后分析, 其发生时间全部在高能电子通量很高的时段内 [4]; 2004 年中国的 TC-1 卫星姿态控制系统失效, 故障的最终定位也是高通量高能电子引发的深层充电效应 [5].

通过对发生在 FY-2C 卫星上跳变异常现象的进一步统计可以发现, 尽管不是所有高能电子通量较高的时段都会发生此类异常, 但所有的状态跳变异常事件均发生在高能电子通量较高的时段, 其他卫星的故障也有类似规律 [4]. 因此, 如果能够对地球同步轨道高能电子通量进行预报, 则可以使相关卫星提前采取措施, 降低高能电子对卫星的危害程度.

高能电子的加速是导致外辐射带高能电子通量增加的主要原因. 目前, 高能电子加速机制主要有两种观点: 一是通过波粒相互作用产生的局部加速机制 [6]; 二是径向扩散加速机制 [7]. 在径向扩散加速机制的基础上, Li 基于太阳风速度与同步轨道区高能电子之间较好的相关性, 将太阳风速度作为输入量来预报地球同步轨道区的高能电子通量, 对于若干次事件的预报准确性较好, 由于其中的物理假设通用性还不完善, 对于太阳活动高年段的预报效果不理想, 例如, 在太阳活动高年, CME 事件后太阳风速度、行星际南向磁场分量都会有大幅度增长, 但高能电子通量并未显著加强, 这说明该模式主要关注外部条件的作用, 而对磁层内部的响应, 如种子电子生成、电子加速等过程考虑较少, 这两个过程是高能电子增强的必要条件.

目前, 空间天气业务中使用的高能电子预报模式仍以统计模型为主. Turner 等 [9] 通过分析 LANL 地球同步卫星的电子通量发现, 中低能段电子通量与高能段电子通量有很好的相关性, 而且前者相对于后者有一定的时间提前量, 在此基础上, Turner[9] 等建立了依靠中能电子来预报高能电子的预报模型, 该模型利用 37 h 前 50∼75 keV 的电子通量作为预报模型的输入量, 来预报 1.1∼1.5 MeV 高能电子通量. 经计算, 其对 1995−2006 年数据进行预测得到的平均预报效率为 0.73. 但 LANL 卫星的实时数据对外不公开, 其预报方法无法实现业务化. REFM 模式是一个目前已经在互联网上运行的, 提供 $E > 2\,\mathrm{MeV}$ 能道高能电子通量日积分值的预报模式. 该模式基于线性预测滤波器技术, 采用最近 30 天的太阳风速度作为输入参数, 得到初步预报值后, 再根据初步预报值与历史电子通量数据, 对初步预报值进行修正. REFM 模式的平均预报效率在 0.7 左右 [10].

文献 [11] 依靠线性预测滤波器技术, 构造了一个多参量非线性函数, 使用 Pi1 地磁脉动与 Pc5 地磁脉动参数作为输入参数, 并采用 LM 多参量非线性最小二乘拟合法, 对高能电子通量的对数值进行拟合, 得到初步的预报结果. 进而使用卡尔曼滤波技术对初步预报结果进行修正, 得到了一个最终的 GEO 轨道高能电子通量预报模式. 应用这种方法对 2004 年数据进行检验, 得到的预报效率为 0.73, 2005−2006 年的预报效率为 0.69.

上述预报方法虽然能够实现地球同步轨道提前 1 天左右的预报, 但是由于采用的输入参数较少或数学模式过于简单, 其适用性不能满足业务预报的需求. 另外, 各种模式无一例外预报的是 GOES 卫星轨道上的高能电子通量, 为能够向中国的卫星提供服务支持, 需要预报中国上空的高能电子情况. 因此, 本项工作的目标, 一是要建立一种输入数据源可靠及运行稳定的高能电子预报模型, 二是要使预报模型能够为中国的地球同步轨道卫星提供高能电子预报服务.

1 数据和方法

1.1 输入参量的选择

在以往高能电子预报模型中, 通常采用单一的物理参量作为输入源, 例如, 以高能电子通量自身作为输入参量, 能够建立基于各种统计预报技术的时间序列模型. 但随着理论研究和监测技术的发展, 发现引起高能电子增长的因素很多, 在不同事件中发挥的作用不尽相同. 因此, 在预报模式建立过程中, 不仅要尽可能多地纳入与高能电子通量显著相关的参量, 同时也要选择合适的建模方法.

这里以太阳风速度、Ap 指数以及高能电子通量作为输入数据. 采用太阳风速度作为输入数据是因为太阳风高速流与高能电子通量具有一定的相关性. 太阳风的高速流与出现在太阳日盘上的日冕洞有关, 而外辐射带的高能电子通量变化一般具有与日冕洞同步的 27.3 天周期性 [12], 这表明引起高能电子通量增长的源头在于太阳.

另外, 高能电子通量的增加通常是在地磁扰动之后发生的, Li[9] 总结出高能电子通量与行星际磁场南向分量的相关特征明显, 而行星际磁场南向分量的出现通常会导致地磁活动水平的增强, 所以这里考虑将地磁活动参数作为预报模型的输入参量. 由于高能电子通量的增加是一个相对缓慢的过程, 与其相对应的每天的地磁 Ap 指数适合作为预报的输入参量.

通过对地磁 Ap 指数和太阳风速度与高能电子通量增长的相关性进行大量分析发现, 地磁 Ap 指数和太阳风速度的增长均领先于高能电子通量的增长. 统计显示, 太阳风速度增长的提前量约为 1 天, 而 Ap 指数的增加则提前于高能电子通量增长前 2 天出现. 图 1 所示为 2010 年 1 月一次事件中三个值的相关特征. 从图 1 可以看出高能电子通量的增长具有明显的延迟性.

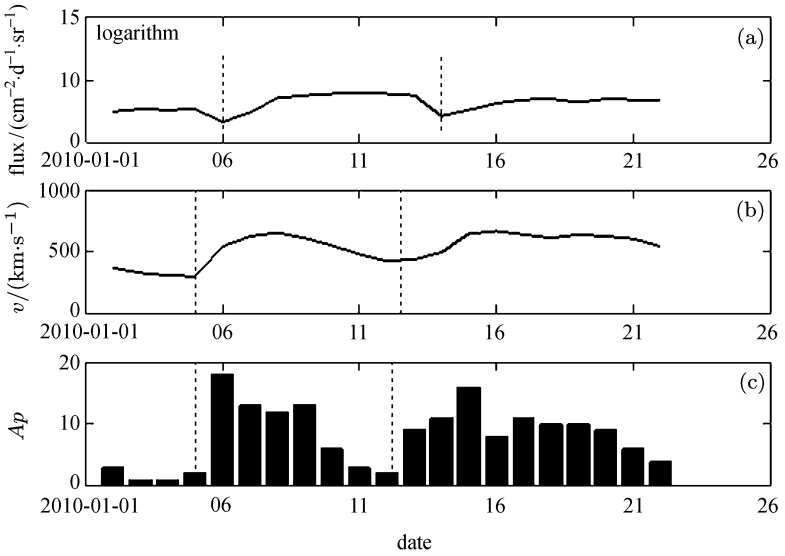


图 1 2010 年 1 月 1 日至 2010 年 1 月 26 日三种输入量的对比. (a) 地球同步轨道区 $E > 2$ MeV 能道电子通量, (b) 太阳风速度, (c) Ap 指数

Fig. 1 Contrast images of 3 kinds input variables from Jan. 01 to 26 in 2010. (a) electron flux in GEO ($E > 2$ MeV), (b) speed of solar wind, (c) Ap index

由于高能电子通量的变化具有一定的连续性, 因此本文还选用最新的高能电子通量监测值作为输入参量. 因为通常在分析特定的高能电子通量增加事件时, 在事件的后期, 虽然地磁活动已经平息, 太阳风速度也已下降, 但是高能电子通量仍然保持在高水平, 这是由于外辐射带的特点, 当地磁场相对稳定时, 高能电子也会维持相对稳定的空间分布, 这样, 地球同步轨道上的高能电子通量会在地磁场稳定下来后仍维持在被抬升后的水平, 并持续较长时间, 在空间天气预报业务实践中, 这样的案例是比较多的.

1.2 GOES 卫星数据的预报方法

在方法研究阶段, 所使用的数据包括高能电子通量 ($E > 2\,\mathrm{MeV}$)、Ap 指数以及太阳风速度日均值. 其中, 高能电子通量采用的是数据质量较好的 GOES-12 的监测数据 *, Ap 指数则选取美国 SWPC 网站所提供的标准数据 **, 太阳风速度数据来源于 ACE 卫星 ***.

1.3 神经网络模型在高能电子通量预测中的应用

在实际预报中, 太阳风、行星际磁场数据与高能电子通量之间的关系是很难确定的. 这是因为, 几乎每次高能电子通量增长的形成条件都各不相同, 尽管初步的结论是, 高能电子通量的增加与地磁 Ap 指数、太阳风速度正相关, 但却无法以函数的形式进行描述, 即它们的关系是非线性的. 而解决这种非线性关联问题的最好方法是神经网络方法.

计算机技术的发展使得一些繁杂运算及推理过程比较容易实现. 需要处理的工作是建立一种合适的计算方法, 通过大量的实例对计算机进行训练, 使多种输入参量与高能电子通量之间的联系通过权值矩阵记录下来, 即可对新输入的太阳风和 Ap 指数进行判断和运算, 最终给出对高能电子通量的预报.

应用神经网络对高能电子通量进行预测的模式主要有 Fukata 等 [13] 的 Elman 神经网络模型以及 Ling 等 [14] 的多层反馈型神经网络模型. 其中, Fukata 的神经网络模型用 AL, Dst 和 UT (世界时) 作为输入参数, 这种方法的预测提前量为 12 h, 结果的平均预测效率 (Predictive Efficiency, PE) 为 0.6. 目前较为成熟的是 Ling 的多层反馈型神经网络模型, 它是以 10 天连续的电子通量和 7 天连续的 Kp 指数作为输入数据, 这里的 Kp 指数是将一天中的 8 个 Kp 指数相加, 对未来 1~3 天的高能电子通量进行预测的, 1998−2008 年提前一天预报结果的预测效率为 0.67, 2009 年和 2010 年两年的平均预测效率为 0.71.

需要指出的是, Ling 和 Fukata 的神经网络模型都是以地磁参数作为输入参量, 忽视了与高能粒子具有很高相关性的太阳风速度, 因此, 本文模型在输入参量中加入了太阳风速度这一参量以提高预测结果的精度.

1.4 径向基函数 RBF 神经网络简介

为了适应输入参量的增加以及由于太阳风速度参量的加入所带来的神经网络连接复杂程度的增加, 这里选择了径向基函数 RBF 神经网络 (简称径向基网络) 作为建立预报模式的基础方法. 径向基网络是一种单隐层的三层前馈网络, 其神经元模型结构如图 2 所示 [15]. 由图 2 可以看出, 径向基网络传递函数 radbas 是以权值矢量和阈值矢量之间的距离 ||dist|| 作为自变量的, 其中, ||dist|| 是通过输入矢量与加权矩阵的行矢量乘积得到的.

径向基网络传递函数的原型函数为

$$\mathrm{radbas}(n) = \mathrm{e}^{-n^2}. \tag{1}$$

当输入自变量为 0 时, 传递函数取得的最大值为 1. 随着权值与输入矢量之间距离的减小, 网络输出是递增的. 所以径向基神经元可以作为一个探测器, 当输入向量和加权矢量一致时, 神经元输出 1. 图 1 中的 b 为阈值, 用于调整神经元的灵敏度.

径向基网络是由输入层、隐含层和输出层构成的三层前向网络, 隐含层采用径向基函数作为激励函数, 该径向基函数一般为高斯函数. 隐含层每个神经元与输入层相连的权值矢量 $\boldsymbol{W}_{1i}$ 和输入矢量 $\boldsymbol{X}^q$ (表示第 q 个输入矢量) 之间的距离乘以阈值 b_{1i} 作为本身的输入, 由此可得隐含层第 i 个神经元的输入为

$$k_i^q = \sqrt{\sum_j (w_{1ji} - x_j^q)^2} \times b_{1i}. \tag{2}$$

输出为

* http://goes.ngdc.noaa.gov/data/

**http://www.swpc.noaa.gov/ftpmenu/indices/old_indices.html

*** http://www.srl.caltech.edu

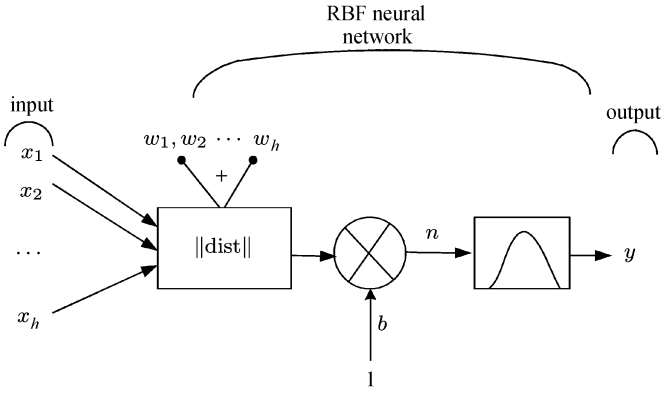


图 2 径向基神经元模型结构

Fig. 2 Radial basis function neuron's model structure

$$r_i^q = \exp[-(k_i^q)^2] = \exp\left[\sqrt{\sum\nolimits_j (w_{1ji} - x_j^q)}\ b_{1i}\right] = \exp\left[-(||w_{1i} - X^q||\ b_{1i})^2\right]. \tag{3}$$

径向基函数的阈值 b_1 可以调节函数的灵敏度, 但实际更常用的是另一参数, 被称为扩展常数 C. b_1 与 C 的关系有多种确定方法, 在 MATLAB 神经网络工具箱中, b_1 与 C 的关系为 $b_{1i} = 0.8326/C_i$, 此时隐含层神经元的输出变为

$$g_i^q = \exp\left[\frac{\sqrt{\sum_j (w_{1_{ji}} - x_j^q)^2} \times 0.8326}{C_i}\right] = \exp\left[-0.8326^2 \times \left(\frac{||w_{1i} - x^q||}{C_i}\right)^2\right]. \tag{4}$$

由此可见, C 值的大小实际反映了输出对输入的响应宽度. C 值越大, 隐含层神经元对输入矢量的响应范围则越大, 且神经元间的平滑度也越好.

输出层的输入为各隐含层神经元输出的加权求和. 由于激励函数为纯线性函数, 因此输出为

$$y^q = \sum_{i=1}^{n} r_i w_{2i}. \tag{5}$$

RBF 网络的训练过程分为两步: 第一步为无教师式学习, 确定训练输入层与隐含层间的权值 w_1; 第二步为有教师式学习, 确定训练隐含层与输出层间的权值 w_2. 在训练以前, 需要提供输入矢量 $\boldsymbol{X}$ 及对应的目标矢量 $\boldsymbol{T}$ 与径向基函数的扩展常数 C. 训练的目的是求取两层的最终权值 w_1, w_2 和阈值 b_1, b_2(当隐含层单元数等于输入矢量数时, 取 $b_2 = 0$).

1.5 预报模型的构建

应用 RBF 神经网络进行建模, 经过多次的组合试验, 得出了最佳输入参量的组合形式. 以每次训练中输入高能电子通量的第 1 天作为整个过程的第 1 天, 则可以这样概括整个过程: 以第 1~3 天的高能电子通量、第 2~3 天的太阳风速度和第 2 天的 Ap 指数 6 个数值作为输入量, 以第 4 天的高能电子通量作为输出量, 将输入量和输出量带入神经网络中进行训练, 依靠所训练出的神经网络即可进行预测, 这种模式可以简称为 $6+1$ 模式, 即由 6 个输入量得出 1 个输出量.

应用 RBF 神经网络进行模拟, 训练所用的数据时间跨度为 2 年, 而应用训练出的网络进行检验的数据的跨度为 1 年. 经过试验发现, 如果加大检验数据的时间跨度也可以得到预测结果, 但是预测结果的精度以及稳定性都会大幅下降, 因此, 为了确保预测结果的可用性, 这里将检测数据的跨度确定为 1 年.

2 GOES 数据预测结果分析

图 3 给出的是以 2006 年和 2007 年的数据作为训练数据训练出的网络模型验证 2008 年数据后所得的预测结果. 图 4 是以 2007 年和 2008 年数据得出的 2009 年的预测结果. 图 5 是以 2008 年和 2009 年的数据得出的 2010 年的预测结果.

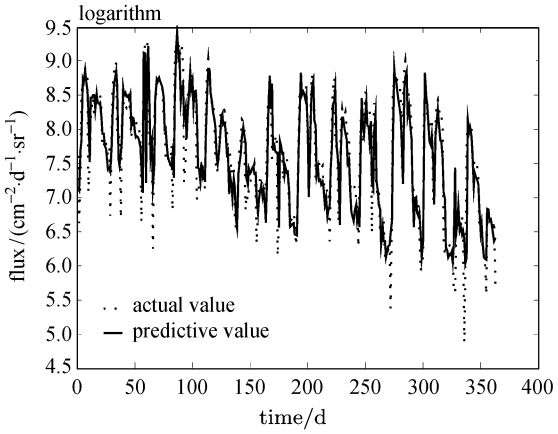


图 3　GOES-12 卫星数据的预测情况
(开始时间 2008 年 1 月 1 日)

Fig. 3　Prediction results of GOES-12 satellite's data
(started from 1 January 2008)

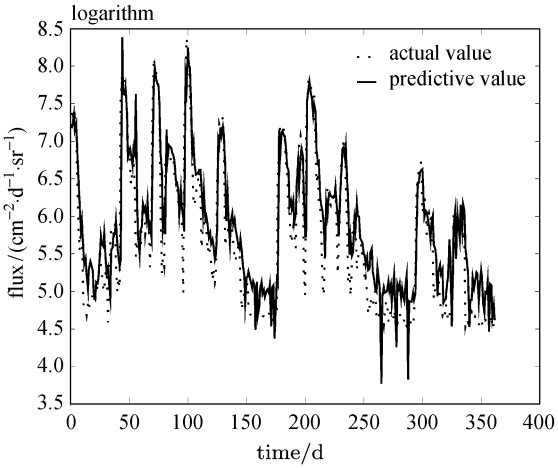


图 4　2009 年 GOES-12 卫星数据的预测情况
(开始时间 2009 年 1 月 1 日)

Fig. 4　Prediction results of GOES-12 satellite's data
(started from 1 January 2008)

为了更好地表达预测精度, 这里采用了预测效率 (定义符号 $P_{\rm e}$) 和平均误差 ($E_{\rm error}$) 的概念, 预测效率是一个能很好表示预测精度的数学量, 其表达式如下:

$$P_{\rm e}=1-\frac{\sum\limits_{i=1}^{N}(m_i-p_i)^2}{\sum\limits_{i=1}^{N}(m_i-\langle m_i\rangle)^2}. \tag{6}$$

其中, N 为样本的个数, p_i 为预测结果, m_i 为测量得到的结果, $\langle m_i\rangle$ 为测量结果的平均值. $P_{\rm e}$ 的值在 $(-\infty,1)$ 范围内, 其值越接近 1, 表示预测的效果越好.

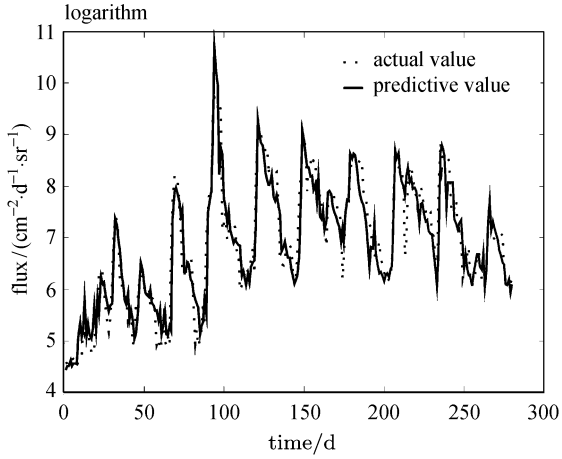


图 5　2010 年 GOES-12 卫星数据的预测情况
(开始时间 2010 年 1 月 1 日)

Fig. 5　Prediction results of GOES-12 satellite's data
(started from 1 January 2008)

平均误差的表达式如下:

$$E_{\rm error}=\frac{\sum\limits_{i=1}^{N}(|m_i-p_i|/m_i)}{N}. \tag{7}$$

其中, m_i 为测量得到的结果, p_i 为预测结果, N 为样本的格式. $E_{\rm error}$ 的值在 (0, 1) 范围内, 其值越接近 0, 表示预测的效果越好. 经计算, 2008−2010 年三年的预测结果列于表 1.

根据 Ling[12] 一文对不同 GEO 轨道高能电子通量预报模式的比较, 可以粗略看出 REFM 模式 2008 年平均预报效率大约为 0.69, 而其他大部分预测模型的预测效率也都在 0.7 左右, 而我们应用神经网络模型得出的三年平均预报效率均在 0.75 以上, 可以看出在预报精度上有较大的提高.

表 1　GOES-12 卫星高能电子预测情况

Table 1　Electron flux forcasting results of GOES-12

	2008 年	2009 年	2010 年
预测效率 ($P_{\rm e}$)	0.766	0.808	0.882
平均误差 ($E_{\rm error}$)	3.82%	5.74%	4.50%

3 FY-2D 卫星数据的预报方法及结果分析

GOES 系列卫星位于西时区, FY-2D 卫星位于东时区, Wang[1] 等对风云二号高能电子的初步分析结果显示, 二者的变化形式是基本一致的, 只是有一定相位差而已. 这里尝试将基于 GOES 卫星数据的预报方法应用到 FY-2D 卫星. 但是, 由于 FY-2D 卫星上的高能电子探测器是搭载设备, 因此有相当一部分监测数据是缺失的, 而且, 由于探测原理和探测器几何因子的巨大差异, 在高能电子通量较小的时段, 二者探测结果的差异非常明显. 由于国际上目前均以 GOES 的高能电子探测数据作为标准, 因此, 本文首先要做的是对 FY-2D 卫星的数据进行处理, 剔出与 GOES 卫星差异过大的数据.

FY-2D 卫星提供的 $E > 2\,\mathrm{MeV}$ 能道高能电子通量数据是以 16 s 或 17 s 为间隔的, 这里将一天内所有的数据进行积分, 得到所需的一天内的高能电子通量. 通过实践发现, 由于背景通量的存在, 虽然用这种方法计算出的 FY-2D 卫星通量与 GOES-12 卫星提供的高能电子通量之间存在很好的对应关系, 但是统计发现, FY-2D 卫星数据绝大多数都在 10^7 $\mathrm{cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}}$ 以上. 而且发现当 GOES-12 卫星的测量数据在 10^8 $\mathrm{cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}}$ 以上时, FY-2D 卫星的数据基本也在 10^8 $\mathrm{cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}}$ 以上.

大量统计结果可以看出, 卫星深层充电基本都是在高能电子通量达到 10^8 $\mathrm{cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}}$ 以上的情况下发生的. 这里对 2008 年 1 月 1 日至 4 月 30 日, 2010 年 1 月 5 日至 8 月 31 日, 2011 年 6 月 1 日至 12 月 31 日, 2012 年 3 月 1 日至 5 月 15 日的数据

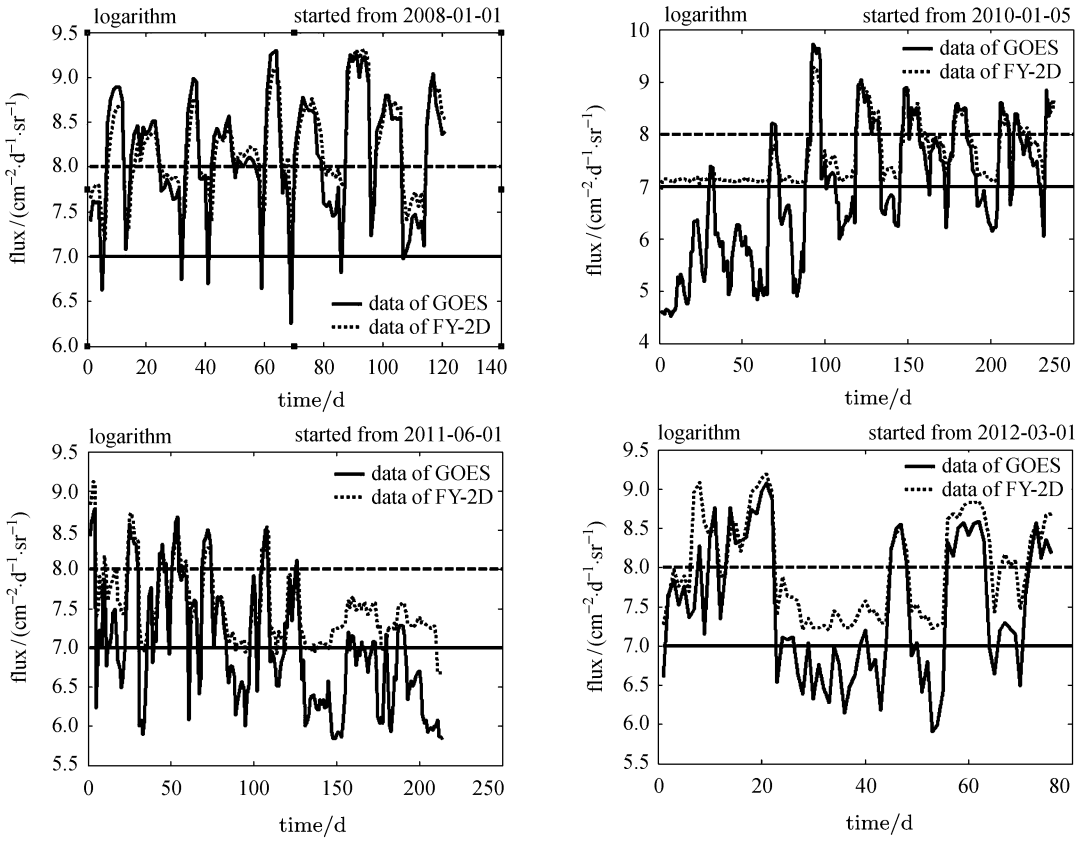


图 6 FY-2D 卫星数据与 GOES-12 卫星数据的比较结果 (黑色实直线为 FY-2D 卫星数据的最低阈值 10^7, 虚直线为预警线的值 10^8)

Fig. 6 Comparison results of GOES-12 satellite's data and FY-2D satellite's data (the black solid line is the minimum of FY-2D's data, the dotted line is the precautious line)

进行分析, 发现这 4 年中 GOES-12 卫星和 FY-2D 卫星数据同时达到 10^8 $cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}$ 以上天数的占 GOES-12 卫星达到 10^8 $cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}$ 以上天数的比例分别为 93.15%, 90.91%, 85.71%, 100%. 没有选用 2009 年数据是因为 2009 年同步轨道区高能电子达到 10^8 $cm^{-2}\cdot$ $d^{-1}\cdot sr^{-1}$ 以上的情况比较少, 没有统计意义. 图 6 给出的是在上述 4 个时间段 GOES-12 卫星与 FY-2D 卫星 $E > 2\,\mathrm{MeV}$ 能道电子通量数据得到的比较结果.

从图 6 中可以看出, FY-2D 卫星和 GOES-12 卫星电子通量在 10^8 $cm^{-2}\cdot$ $d^{-1}\cdot sr^{-1}$ 以上时吻合程度较好, 而 FY-2D 卫星的高能电子通量基本没有小于 10^7 $cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}$ 的情况. 因此, 认为可以采用 GOES-12 卫星数据大于 10^8 $cm^{-2}\cdot$ $d^{-1}\cdot sr^{-1}$ 的部分作为 FY-2D 卫星的预警数据, 即如果通过前面介绍的神经网络模型预报得到的 GOES-12 卫星的高能电子通量超过 10^8 $cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}$, 那么对 GOES-12 卫星的预报结果就可以作为 FY-2D 的预报值.

以 2010 年为例, 利用 GOES-12 卫星高能电子通量的预测值对 FY-2D 卫星大于 10^8 $cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}$ 的情况进行预测, 其预测结果列于表 2, 确定预测是否成功的标准是预测值与实际值是否同时达到 10^8 $cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}$.

从表 2 可以看出, 对 2010 年 GOES-12 卫星电子通量数据的预测中, 有 34 天的高能电子通量达到了 10^8 $cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}$ 以上, 而相对应的 FY-2D 卫星高能电子通量的监测数据有 33 天达到了 10^8 $cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}$ 以上, 其预报成功率达到了 97.1%, 由此可以看出, 这种对 FY-2D 卫星高能电子通量达到 10^8 $cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}$ 以上情况进行预测的方法可靠性是很高的, 可以满足预警业务的精度要求.

表 2　FY-2D 卫星电子通量预测情况

(单位 $cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}$)

Table 2　Electron flux for casting results of FY-2D (Unit $cm^{-2}\cdot d^{-1}\cdot sr^{-1}$)

日期 2010 年	预测值 (对数值)	实际值 (对数值)	预测 是否成功
4 月 6 日	9.03	8.61	是
4 月 7 日	10.64	9.28	是
4 月 8 日	10.29	9.23	是
4 月 9 日	10.03	9.24	是
4 月 10 日	8.36	9.07	是
4 月 11 日	8.77	8.92	是
4 月 12 日	8.63	7.57	否
5 月 4 日	8.82	8.76	是
5 月 5 日	9.03	8.93	是
5 月 6 日	8.84	8.92	是
5 月 7 日	8.77	8.83	是
5 月 8 日	8.60	8.89	是
5 月 9 日	8.29	8.82	是
5 月 10 日	8.15	8.77	是
5 月 11 日	8.11	8.71	是
5 月 12 日	8.07	8.43	是
5 月 13 日	8.23	8.30	是
6 月 1 日	9.09	8.80	是
6 月 2 日	8.85	8.86	是
6 月 3 日	8.61	8.87	是
6 月 4 日	8.39	8.03	是
6 月 5 日	8.43	8.72	是
6 月 6 日	8.20	8.30	是
6 月 7 日	8.20	8.31	是
7 月 1 日	8.62	8.04	是
7 月 2 日	8.49	8.36	是
7 月 3 日	8.60	8.43	是
7 月 4 日	8.57	8.40	是
7 月 5 日	8.34	8.41	是
7 月 6 日	8.05	8.36	是
8 月 26 日	8.76	8.34	是
8 月 27 日	8.81	8.46	是
8 月 28 日	8.69	8.41	是
8 月 29 日	8.57	8.52	是

4　结论

通过对引起地球同步轨道高能电子通量增长原因的分析, 确定太阳风速度和地磁 *Ap* 指数作为预报输入参量, 基于 RBF 神经网络, 采用 6+1 模式进行训练和建模. 对 2008−2010 年三年的数据进行预测, 预测效率分别达到 0.766, 0.808 和 0.882. 通过分析得出 GOES-12 卫星与 FY-2D 卫星高能电子日通量变化一致性很好的结论, 进而提出以 GOES-12 卫星

的预报结果为基础对 FY-2D 卫星进行警报的方法, 取得较好结果.

基于 FY-2D 卫星高能电子监测数据, 建立神经网络预报模型, 对中国上空的地球同步轨道高能电子通量进行预报是未来研究的重点. 同时, 可将预报的项目扩大到其他能道, 例如 FY-2D 卫星提供的 $> 350\,\mathrm{keV}$ 能道和 GOES 卫星提供的 $> 0.6\,\mathrm{MeV}$ 能道, 实现对高能电子能谱的预报, 为深层充电事件的预警提供更详尽的参数预报.

致谢 高能电子通量数据及 *Ap* 指数由美国空间天气预报中心 (SWPC) 提供.

参考文献

[1] Wang Xinyue, Wang Chunqin. Comparison first results of space particle detector of FY-2D with GOES [J]. *Chin. J. Geophys.*, 2008, **51**(3):611-617. In Chinese (王馨悦, 王春琴. FY-2D 卫星与 GOES 卫星空间粒子观测结果的对比分析 [J]. 地球物理学报, 2008, **51**(3):611-617)

[2] Nagai T. Space weather forecast: Prediction of energetic electron intensity at synchronous orbit [J]. *Geophys. Res. Lett.*, 1988, **15**(5):425-428

[3] Sun Peng, Zhang Yang, Dong Haiping. Study on assessment method of reliability spaceflight electronic device [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2012, **32**(2):265-269. In Chinese (孙鹏, 赵阳, 董海平. 航天电子设备可靠性评估方法研究 [J]. 空间科学学报, 2012, **32**(2):265-269)

[4] Yan Xiaojuan, XueBingsen. The analysis of probability of the upset events [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2012, **32**(3):430-434. In Chinese (阎小娟, 薛炳森. 由高能电子引发的风云二号 C 星跳变事件概率分析 [J]. 空间科学学报, 2012, **32**(3):430-434)

[5] Huang Jianguo, Han Jianwei. Analysis of a typical internal charging induced spacecraft anomaly [J]. *Acta Phys. Sinica*, 2010, **59**(4):2907-2913. In Chinese (黄建国, 韩建伟. 航天器内部充电效应及典型事例分析 [J]. 物理学报, 2010, **59**(4):2907-2913)

[6] Li Liuyuan, Cao Jinbin, Zhou Guocheng. Acceleration of "seed electrons" by whistler turbulence near the geosynchronous orbit [J]. *Chin. J. Geophys.*, 2004, **47**(5):756-761. In Chinese (李柳元, 曹晋滨, 周国成. 地球同步轨道附近哨声湍流对 "种子电子" 的加速 [J]. 地球物理学报, 2004, **47**(5):756-761)

[7] Li X L, Temerin M A. The electron radiation belt [J]. *Space Sci.*, 2001, **95**(1/2):569-580

[8] Zheng Jinlei, Zhong Qiuzhen, Chen Liangxu, Liu Siqing, Ding Zhu. Analysis on relativistic electron flux enhancement event at GEO in April 2010 [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2012, **32**(4):488-500. In Chinese (郑金磊, 钟秋珍, 陈良旭, 刘四清, 丁铸. 2010 年 4 月地球同步轨道相对论电子增强事件 [J]. 空间科学学报, 2012, **32**(4):488-500)

[9] Turner D L, Li X L. Quantitative forecast of energetic electron flux at geosynchronous orbit based on low-energy electron flux [J]. *Space Weather*, **6**, S05005. doi:10.1029/2007SW000354, 2008

[10] Rigler E J, Baker D N, Weigel R S, *et al*. Adaptive linear prediction of radiation electrons using the Kalman filter [J]. *Space Weather*, **2**, S03003, doi:10.1029/2003SW000036

[11] He Tian, Liu Siqing, Xue Bingsen. Study on a forecasting method of the relativistic electron flux at geost ationary orbit using geomagnetic pulsation data [J]. *Chin. J. Geophys.*, 2009, **52**(10):2419-2427. In Chinese (何甜, 刘四清, 薛炳森, 等. 利用地磁脉动预报地球同步轨道高能电子通量方法的研究 [J]. 地球物理学报, 2009, **52**(10):2419-2427)

[12] Xue Binsen, Ye Zonghai. Forcast of the enhancement of relativistic electron at the geosynchronous orbit [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2004, **24**(4):283-288. In Chinese (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**(24):283-288)

[13] Fukata 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**:947-951

[14] LingA G, Ginet G P. A neural network-based geosynchronous energetic electron flux forecasting model [J]. *Space Weather*, 2010, **8**, S09003, doi:10.1029/2010SW000576

[15] Guo Jing. Neural Network Theory and Matlab Application [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005. 116-118. In Chinese (郭晶. 神经网络理论与 MATLAB 7 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005. 116-118)