第20卷 第4期 空 间 科 学 学 报 Vol.20, No.4
2000 年 10月 CHINESE JOURNAL OF SPACE SCIENCE Oct., 2000

利用人工神经网络预测电离层 f_0F_2 月中值*

柳 文 焦培南
(中国电波传播研究所 新乡 453003)

摘 要

提出了利用人工神经网络技术预测电离层临界频率月中值的方案. 在利用人工神经网络技术研究电离层月中值隔月变化规律的基础上, 考虑足够的周年和黑子周期变化的数据训练网络, 使 f_0F_2 月中值预测值与实测数据比较平均误差为 0.34 MHz, 预测精度有了较大改进. 最后采用分形学的基本理论得到电离层 f_0F_2 月中值的分数维为 3, 选用 3 个输入量, 分别预测高、低年 f_0F_2 月中值, 与实测数据比较平均误差为 0.3 MHz.

关键词 月中值—人工神经网络—分形

1 引 言

无线电短波利用电离层折射可以完成远距离通信, 由于电离层对电波的限制, 因此需要能够先期预测出电离层的情况, 用来作为通信时挑选频率的根据. 这项工作对于现代短波通信有极其重要的意义.

临界频率在相邻两天的同一个小时内通常是不重复的, 对于 F_2 区, 即使在宁静的无骚扰期间, 临界频率的逐日变化也是相当大的, 但是在它们相当长的一段时间内的平均值之间, 因为其它因素的影响有的被平滑掉了, 有可能存在一定的规律性, 电离层 F_2 层临界频率月中值 (f_0F_2) 本身存在着隔月变化的规律. 因此, 我们可以利用这一规律来预测临界频率月中值. 但这种隔月变化过程是一个强非线性过程. 我国的电离层研究学者提出的一种比较适合于我国地区的 "中国参考电离层模式"(CRI)[1,2] 引入了某些人为的假定, 限制了预测的精度. 人工神经网络可以很好地逼近一个非线性过程 [3−6], 当人工神经网络的结构确定以后, 它不要求对电离层的模式作任何人为的假定, 利用实际观测的数据训练网络, 网络获得的知识用一个权重矩阵表示. 然后依据这些知识, 网络进行实际的预测, 从理论上看, 它应该是研究电离层变化的一种比较好的手段. 因此, 我们试图利用人工神经网络来预测电离层临界频率月中值.

2 利用 f_0F_2 月中值相邻月变化规律预测电离层月中值

利用 BP 网络 [5,6] 来预测电离层临界频率月中值, BP 网络的连结函数是 Sigmoid 型函数, 神经元之间采用全部连结的方式. 网络的输入与输出神经元各为 24 个. 隐含层神

* 电子科学院军事电子预研基金资助项目 (DJ7.3.3.1)
1999-09-28 收到原稿, 2000-06-01 收到修定稿

经元个数通过实验确定为 16 个.

为了利用电离层临界频率月中值隔月变化规律来预测月中值，首先得利用已有的电离层数据来训练网络，寻求电离层月中值隔月变化的规律. 把某一月的 f_0F_2 月中值作为网络的输入，以该月的下一个月的 f_0F_2 月中值指导网络的学习，训练后的网络不仅能学习到一些具体的例子，而且能学会从这些例子中所概括来的一般的电离层 f_0F_2 月中值隔月变化的规律，这个规律反映在网络的连结权重矩阵中. 当人工神经网络训练好之后，人工神经网络不要求对电离层模式作任何假定，网络已经获得了电离层变化的知识，并用一个权重矩阵 W 表示，有了这组连结权重，我们就可以用某一个月的 f_0F_2 月中值来预测下一个月的月中值了.

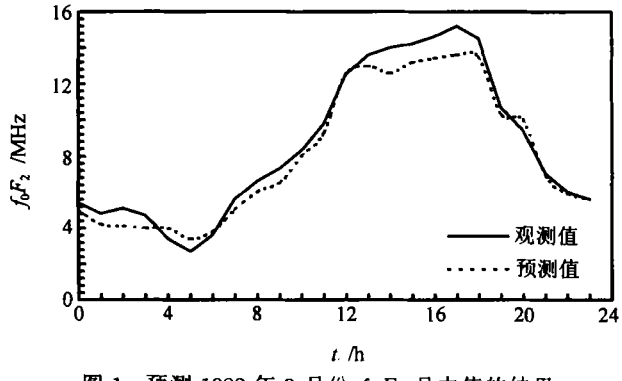


图 1　预测 1982 年 3 月份 f_0F_2 月中值的结果

Fig.1　The predicted result of monthly mean values of f_0F_2, Mar., 1982

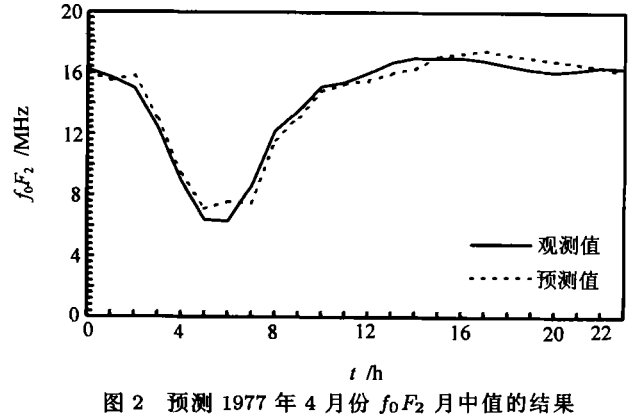


图 2　预测 1977 年 4 月份 f_0F_2 月中值的结果

Fig.2　The predicted result of monthly mean values of f_0F_2, Apr., 1977

利用 1982 年 1 月份的 f_0F_2 月中值作为网络的输入， 2 月份的 f_0F_2 月中值指导网络的学习，它经过 1245 次训练，收敛误差为 10^{-4}. 然后，利用该训练好的网络来进行预测，将 2 月份的 f_0F_2 月中值作为网络的输入，网络的输出则为预测的 3 月份的 f_0F_2 月中值，图 1 显示该预测结果.

随机地从 1962 年到 1992 年共 30 年的月中值中取出连续的两个月数据来训练网络，然后用训练好的网络进行预测，所得结果都较 好. 图 2 是以 1977 年 2 月份的月中值作

为网络的输入，以 3 月份的月中值指导网络的学习训练网络，然后将 3 月份的月中值输入，预测 4 月份的月中值得出的结果.

1962—1992 年共 30 年预测的统计结果表明，利用相邻月变化规律，用人工神经网络在预测电离层月中值方面是可行的，预测的平均误差一般小于 1.0 MHz.

但试验中，不难发现，随着预测时间的延长，预测误差的总趋势会趋向于越来越大，但是，当时间延长到一周年后，误差便会减小，以后随着预测时间延长，误差又慢慢变大，一周年以后，又慢慢地减小，如此循环. 下面的实验结果显示了这一规律.

当以 1962 年 1 月份的月中值输入网络， 2 月份的月中值指导网络学习训练好网络后，顺次地输入每一个月的月中值，用以预测下一个月的月中值，预测误差的变化如图 3 所示，其纵坐标表示月中值 24 小时值的平均误差，横坐标第一个“ 1 ”表示以 1962 年 1 月份的月中值预测 1962 年 2 月份的月中值，“ 2 ”表示以 2 月份的月中值预测 3 月份的月中值，第二个“ 2 ”则表示 1963 年 2 月份月中值预测 1963 年 3 月份的月中值，如此类推. 这里总共预测了 4 年.

利用 1962 年 5 月份的月中值作为网络的输入， 6 月份的月中值指导网络学习，训练好网络后，顺次预测从 1962 年 6 月到 1965 年 6 月共 4 年的各月份的临界频率月中值，得到的误差变化情况如图 4 所示. 横坐标第一个“ 5 ”表示以 1962 年 5 月份的月中值预测 1962 年 6 月份的月中值，“ 6 ”表示以 6 月份的月中值预测 7 月份的月中值，第二个“ 5 ”则表示 1963 年 5 月份月中值预测 1963 年 6 月份的月中值，如此类推. 这里也预测了 4 年.

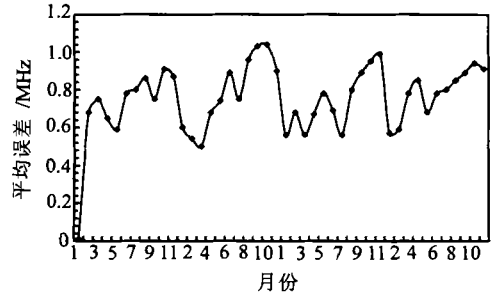


图 3 预测误差随周年的变化

Fig.3 The variation of predicted error

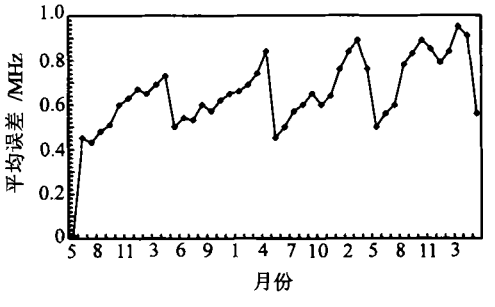


图 4 预测误差随周年的变化

Fig.4 The variation of predicted error

从图 3 、图 4 的误差变化情况似乎可以看出，电离层 f_0F_2 月中值除了有相邻月变化的规律外，还存在一个更大时间范围的变化规律，即周年变化规律. 在同一周年内，随着预测时间的延长，预测误差有增大的趋势；不同周年的误差变化曲线有着一定的相似性，但对应于训练数据月份的月份预测误差是最小的. 这说明不同周年的相同月份之间有着相似的电离层变化规律，这和电离层理论研究所得出的结果是相同的 [7,8]. 进一步考虑周年变化规律训练人工神经网络改善电离层 f_0F_2 月中值预测还有潜力.

3 f_0F_2 月中值年变化特性的应用

考虑到电离层 f_0F_2 月中值具有年变化规律，用某一年中的某连续两个月的月中值训

练好网络以后，只用该训练好的网络来预测不同年份但相同月份的电离层的月中值.

以 1963 年 5 月份的月中值输入网络，6 月份的月中值指导网络学习，训练好网络后，将 1964 年 5 月份的月中值输入网络，得到 1964 年 6 月月中值预测结果如图 5 所示. 以 1964 年 7 月份的月中值输入网络，8 月份的月中值指导网络学习，训练好网络后，将 1970 年 7 月份的月中值输入网络，预测的 1965 年 8 月份的月中值结果如图 6 所示.

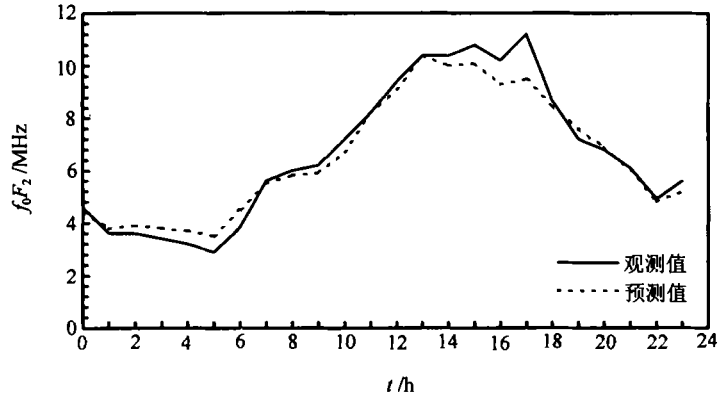


图 5　预测 1964 年 6 月份 f_0F_2 月中值的结果

Fig.5　The predicted result of monthly mean values of f_0F_2, June, 1964

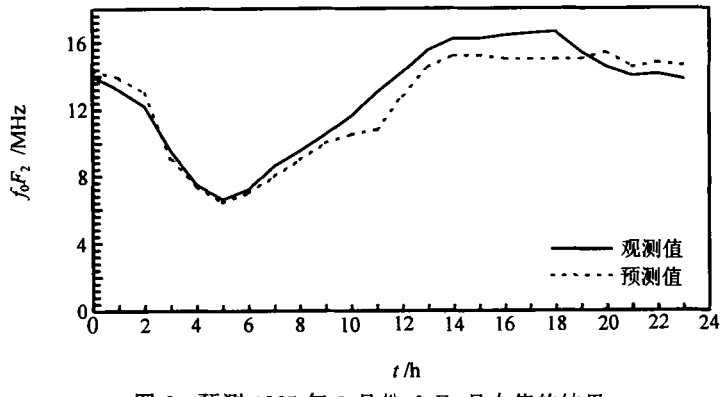


图 6　预测 1965 年 8 月份 f_0F_2 月中值的结果

Fig.6　The predicted result of monthly mean values of f_0F_2, Aug., 1965

注意到图 5 中，预测的效果较好，预测的平均误差为 0.55 MHz; 而图 6 中，预测结果却与观测结果有较大的偏差，平均误差达到 1.05 MHz. 电离层理论研究结果认为电离层表现出相应于 11 年太阳活动周年的规则性变化 [7,8]. 1964 年是太阳活动低年，而 1970 年是太阳活动高年，可能太阳活动高年和低年的电离层月中值相邻月变化规律有着较大的差别，采用 1964 年的数据训练好的网络，它只是粗略地记住了太阳活动低年电离层月中值相邻月变化的一些规律，它学到的所有知识中，没有或者很少包括太阳活动高年电离层月中值相邻月变化的规律，当用它来预测高年的月中值时，误差肯定就大了. 试验结果如图 7、图 8 所示. 图 7 是采用高年的数据训练网络预测的结果，图 8 是采用低年的数据训练网络预测的结果. 这里说明如果考虑不同太阳活动性规律训练人工神经网络还可以

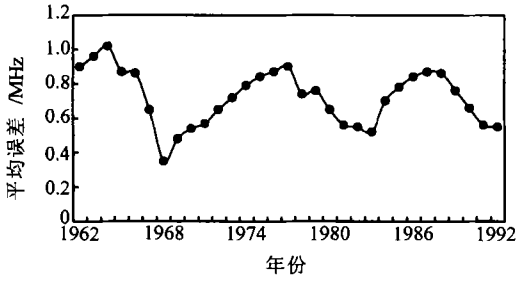


图 7 预测误差随太阳活动周期性的变化

Fig.7 The variation of predicted error

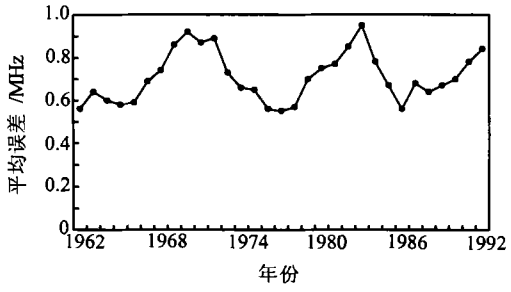


图 8 预测误差随太阳活动周期性的变化

Fig.8 The variation of predicted error

进一步改善 f_0F_2 月中值预测.

4 f_0F_2 月中值随太阳活动周期性变化特性的应用

为了考虑电离层临界频率月中值随 11 年左右的太阳活动周期有规则的变化，预测太

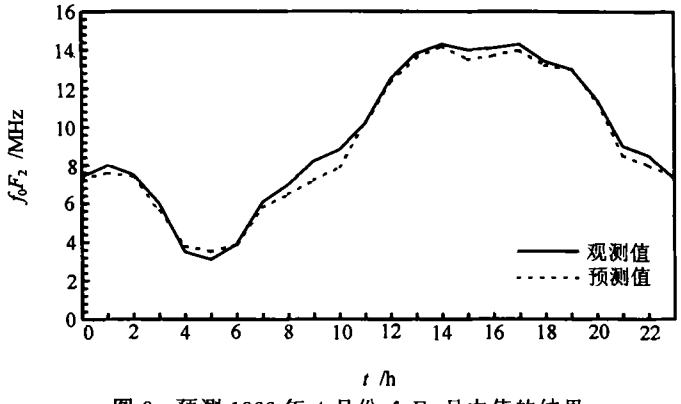


图 9 预测 1966 年 4 月份 f_0F_2 月中值的结果

Fig.9 The predicted result of monthly mean values of f_0F_2, Apr., 1966

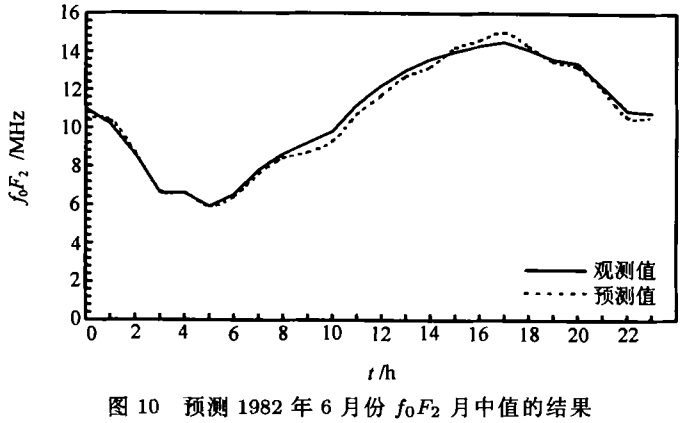


图 10 预测 1982 年 6 月份 f_0F_2 月中值的结果

Fig.10 The predicted result of monthly mean values of f_0F_2, Jun., 1982

阳活动高年的电离层 f_0F_2 月中值，则采用高年的数据训练网络；而预测太阳活动低年的电离层 f_0F_2 月中值，则采用低年的数据训练网络.

图 9 是用 1962 年 3 月份和 4 月份的月中值训练网络，预测 1966 年 4 月份的月中值所得的结果. 图 10 是用 1980 年 5 月份和 6 月份的月中值训练网络，预测 1982 年 6 月份的月中值所得的结果. 它们的平均误差为 0.34 MHz.

5　分形理论的应用

分形和混沌理论 [9−11] 将自然界和非线性系统中的有序和无序、随机和稳定、复杂和简单统一在同一个框架里. 自然界中存在着无数的非线性过程，它们处于无序的、不稳定的、非平稳的和随机的状态中，传统的随机模型不能有效地刻画这种由非线性动力学系统产生的看似“随机”的复杂行为，而分形正是刻画这种混沌运动的最直观的几何语言. 因此我们可以用分形理论来研究电离层变化过程这种强非线性行为.

分形理论指出，对于一个时间尺度变化的物理量，如果我们知道了它的分数维，那么描述这个时间尺度物理量变化的最少独立变量就可以确定.

分形的自相似结构往往表现在统计意义之下，一般考虑它的相关维数. 设已测得数据 $x_1, x_2, \cdots, x_i, \cdots$ 其中 x_i 是第 i 时刻的实测值 (可称之为时间序列), 记向量 $(x_1, x_2, \cdots, x_m)$ 为 y_1, $(x_2, x_3, \cdots, x_{m+1})$ 为 y_2, 于是得到向量 $y_1, y_2, \cdots, y_k, \cdots$, 为了研究 m 维空间任意两点 y_i 与 y_j 的关联，考虑它们的距离 $r_{ij} = |y_i - y_j|$, 如果 ε 为给定的正数，若 $r_{ij} < \varepsilon$, 则认为与有很强的相关性，记录满足 $r_{ij} < \varepsilon$ 的数目，它与总数目之比值记为 $c(\varepsilon)$, 定义相关维数：

$$D = \lim_{\varepsilon \to 0} \frac{\ln c(\varepsilon)}{\ln \varepsilon}.$$

如果式中 ε 很大，可使 $c(\varepsilon) = 1$; ε 很小，则使 $r_{ij} < \varepsilon$ 的数目为 0, 或相对于总数目来说，它可忽略不计，从而 $c(\varepsilon) = 0$. 为求 D 的值，我们可以作 $\ln c(\varepsilon)$ 与 $\ln \varepsilon$ 的关系图像，在适当的 ε 值范围内，图像将出现直线段部分，于是该直线段的斜率稳定于某个数值，它便是相关维数 D.

通过这种方法，我们可以求出广州站的电离层临界频率的分数维约为 2.9 左右，按照分形理论，用 3 个独立变量就可以基本描述电离层临界频率月中值的变化规律. 通过多次试验，我们确定网络的 3 个输入量为：相应低年 (或高年) 某一月的 $F_{10.7}$ 流量的月平均值，前一个月的 $F_{10.7}$ 流量月平均值，前一月的电离层临界频率月中值 (作为一个整体). 我们仍然分太阳活动高年和低年进行训练和预测.

以 1962—1966 年共 5 年 (太阳活动低年) 的 9 、 10 月份的数据训练网络，训练误差收敛到 0.01, 然后用该网络预测 1986 年 (太阳活动低年)10 月份的月中值，所得结果如图 11 所示，该预测结果与传统预测方法所得结果进行了比较. 以 1967—1972 年共 6 年 (太阳活动高年) 的 6 、 7 月份的数据训练网络，训练误差收敛到 0.01, 然后用该训练好的网络预测 1991 年 7 月份的月中值，结果如图 12 所示.

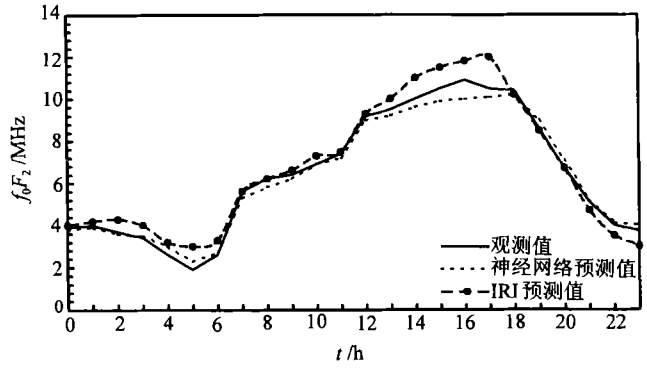


图 11 预测 1986 年 10 月份 f_0F_2 月中值的结果

Fig.11 The predicted result of monthly mean values of f_0F_2, Oct. 1986

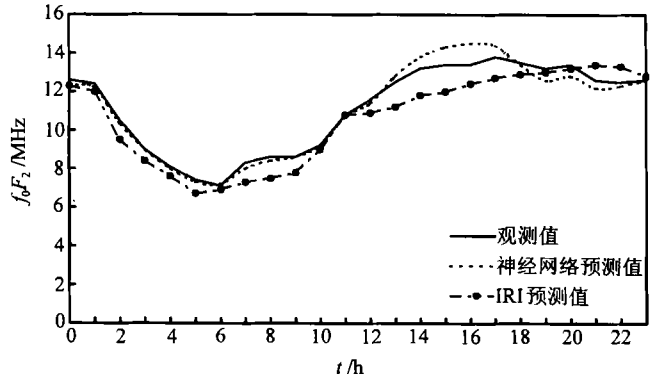


图 12 预测 1991 年 7 月份 f_0F_2 月中值的结果

Fig.12 The predicted result of monthly mean values of f_0F_2, Jul., 1991

从 1962—1992 年共 30 年的统计结果表明, 用这种方法预测电离层临界频率月中值, 平均误差小于 0.3 MHz, 它比用 IRI-90 模式预测临界频率月中值效果明显要好.

6 结 论

由于人工神经网络具有联想、自组织和很强的容错能力, 同时网络中的神经元之间的传输函数是一个非线性函数, 通过输入层、隐含层和输出层之间的非线性复合作用, 它可以很好地逼近一个复杂系统的非线性过程. 本文的工作在利用人工神经网络技术研究电离层 f_0F_2 月中值隔月变化规律的基础上, 考虑足够的周年和黑子周期数据训练网络, 对 f_0F_2 月中值预测精度有了较大改进. 采用分形学的基本理论得到电离层 f_0F_2 月中值的分数维为 3, 选用三个输入量, 分别预测高、低年 f_0F_2 月中值. 从用 30 多年数据检验的结果看, 用人工神经网络技术预测电离层 f_0F_2 月中值都达到 0.3 MHz 的水平.

致谢 本文使用的数据取自中国电波传播研究所中心数据库. 为此对各观测站及中心数据库的工作人员及在研究过程中给予有益帮助的张训械研究员一并表示感谢.

参　考　文　献

[1] 孙宪儒. 亚太地区 F_2 电离层预测方法. 通信学报, 1987, **8**(6):37—45
[2] 刘瑞源等. 国际参考电离层用于中国时的修正计算方法. 地球物理学报, 1994, **37**(4):422—431
[3] 冯天谨. 神经网络技术. 青岛: 青岛海洋大学出版社, 1994
[4] Werobs P J. Backpropagation through time: What it does and how to do it. *Proc. IEEE*, 1990, **78**(10):1 550—1 560
[5] 张训械, 曾文, 胡雄. 南海地区电离层月平均模式及其预报. 电波科学学报, 1998, **2**(13):213—218
[6] 张训械, 曾文, 胡雄. 利用人工神经网络研究电离层参量变化. 电波科学学报, 1996, **3**(11):14—20
[7] 阿尔别尔特. 无线电波传播和电离层. 北京: 人民邮电出版社, 1981
[8] 赵九章. 高空大气物理学. 北京: 科学出版社, 1965
[9] Devaney R L. An Introduction to Chaotic Dynamical Systems. Menlo Park: Benjamin-Cummings, 1986
[10] Guckenheimer J, Holmes P. Nonlinear Oscillations, Dynamical System, and Bifurcations of Vector Fields. New York: Springer, 1986
[11] Holden A V. Chaos. Manchester: Manchester Univ., Press, 1986

PREDICTING THE MONTHLY MEAN VALUES OF f_0F_2 BY USING THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

LIU Wen　JIAO Peinan

(*China Research Institute of Radiowave Propagation, Xinxiang* 453003)

Abstract

A method to predict the monthly mean values of f_0F_2 is presented in this paper. The analysis results of monthly values of f_0F_2 indicate that the characteristic of this ionospheric parameter change with different month and different year. Based on it, the f_0F_2 monthly mean value is predicted by taking sufficient data of many yeas into account and improved the predicting method. Compared with the conserved data, the average error is less than 0.34 MHz. Then, the fraction characteristic of ionosphere has been set forth by using the theory of fraction and the fraction dimension of the f_0F_2 monthly mean value has been acquired. Based on it, 3 parameters are selected to predict the f_0F_2 monthly mean value for different year, thus, the predicted technology is improved further. Compared with the conserved data, the average error is less than 0.3 MHz.

Key words　Monthly mean value, Artificial neural network, Fractal