

基于进化 ANFIS 的短波通信频率参数预测

宋 恒^① 左继章^① 周红建^②

^①(空军工程大学工程学院 西安 710038)

^②(空军装备软件测评中心 北京 100076)

摘 要 该文提出并设计了一种利用神经模糊推理系统建模的短波通信频率参数预测模型。该模型以模糊系统为平台,利用自学习算法训练建立推理规则,采用并行自适应遗传算法进化调整系统内部参数。通过 f_{HF2} 实测数据仿真试验,并与神经网络方法、混沌和神经网络相结合方法进行比较,结果证明该模型具有预测精度高、收敛速度快、全局收敛性好、内部参数调整智能化等突出优点。

关键词 短波通信,神经模糊推理系统,遗传算法,相空间重构,预测

中图分类号: TN926

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)07-1282-05

Prediction of Frequency Parameters of Short-Wave Communication Based on ANFIS Evolved

Song Heng^① Zuo Ji-zhang^① Zhou Hong-jiang^②

^①(The Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

^②(Air Force Equipment software Testing Center, Beijing 100076, China)

Abstract This paper presents a prediction model of frequency parameters of short-wave communication based on Adaptive Neural Fuzzy Inference System(ANFIS). The system parameters of the model are adjusted by delaminating-adaptation genetic algorithm. The model is simulated and compared with other nonlinear methods. The model shows some standout excellences, such as higher precision of prediction, faster speed of convergence, better across-the-board astringency and intelligence of adjusting system parameters.

Key words Short-wave communication, Adaptive Neural Fuzzy Inference System(ANFIS), Genetic algorithm, Phase-space reconstruction, Prediction

1 引言

无线电短波利用电离层折射,可以完成远距离通信,是非常重要的通信手段。为了保证短波通信链路有可靠的通信质量,要求能对电离层传播参数进行预测,用来作为通信时挑选频率的依据。这项工作对现代短波通信有着极其重要的意义。

电离层参数预测分为长期预测和短期预测两种。国际上通行的长期预测方法是基于经验公式的方法,如R-252方法、SUP-252方法和IWP6/12方法等。短期预测则是依据近期的观测值,利用内插或外推的方法,求出电路主控点的电离层参数值,经进一步计算得到通信可用频率值。由于电离层参数变化具有很强的非线性,近年来也有学者用神经网络预测电离层传播参数值^[1,2],取得了较好的效果。神经网络是一种高度非线性系统,具有很好的非线性逼近能力。但神经网络结构复杂,不易调整,适时性差,容易陷入局部极小问题,且工程难以实现。这使得基于神经网络的电离层参数预测方法

在通信选频中很难得到工程应用。基于此,本文提出基于神经模糊推理系统(ANFIS)的电离层参数预测模型,以模糊系统为平台,结合神经网络的自学习能力,并针对神经模糊推理系统内部参数不易调整的问题,提出用并行遗传算法自适应调整推理系统内部参数。通过仿真试验并与神经网络方法、混沌和神经网络相结合方法进行了比较,结果证明本文提出的预测模型预测精度高、收敛速度快、全局收敛性好、内部参数调整智能化。可以预见,该建模方法在短波通信频率参数预测中有更好的应用价值。

2 基于进化 ANFIS 的电离层参数预测模型构造

电离层参数变化具有很强的非线性,其演化过程呈现出一定的混沌特征。混沌理论提出的相空间重构^[3]、动力学建模^[4]等是处理和分析非线性系统的良好方法。本文运用混沌时间序列预测的思想,将测得的电离层参数进行相空间重构,再通过模糊系统拟合其时间序列动力学映射函数,构建出预测模型。

2.1 混沌相空间重构技术

Takens定理^[5,6]指出:在由一维观测序列及其适当延时值

所构成的维数合适的相空间中, 系统演化的动力学行为可由此空间中点的演化轨迹无歧义地表达出来。这个由观测值及其延时值所构成的空间称为重构相空间, 这种由一维数据构造系统等价相空间的方法就叫做相空间重构技术。例如, 利用延迟-嵌入定理^[5], 把一维时间序列嵌入到 m 维空间中:

$$x(t) = [x(t), x(t - \tau), x(t - 2\tau), \dots, x(t - (m - 1)\tau)]^T \quad (1)$$

$x(t)$ 表示 t 时刻系统的动力学状态, 其中 τ 为时滞, m 为嵌入空间中点集的维数。

Takens 定理指出系统原始状态变量构成的相空间和一维观测值重构相空间里的动力学行为等价, 两个相空间中的混沌吸引子微分同胚, 即一维观测值中包含有系统所有状态变量演化的全部信息。利用此演化规律可以得到系统下一时刻状态, 从而得到时间序列下一时刻预测值。文献[6]对 τ 和 m 的选取进行了深入细致的研究。时延值 τ 的选取可采用最小互信息量法确定, 以新加入的点能带来最多的新信息为准, 避免延时过小时相邻两点相关性太强导致重构相空间中吸引子压缩, 同时避免延时过大时相邻两点几乎不相关导致重构相空间中吸引子弥散; 嵌入维数 m 的选取可采用最小伪临近点法, 使得重构相空间吸引子能无二义性地反映系统动力学行为, 同时 m 要尽可能小。本文运用最小互信息量法和最小伪临近点法对电离层实测数据进行相空间重构, 选定 τ 为 3, m 为 4。

2.2 神经模糊推理系统(ANFIS)

模糊推理本质上就是将一个给定输入空间通过模糊逻辑的方法映射到一个特定的输出空间的计算过程, 具有万能逼近性^[7]。高木-关野(Takagi-Sugeno)型模糊逻辑系统是一种典型的模糊推理系统, 其优点是输出量可以用输入值的线性组合表示。神经网络系统的最大特点就是它的自学习功能, 将这种自学习的方法应用于对模型特征的分析 and 建模上, 形成了自适应的神经网络技术。将这种自适应的神经网络技术用于模糊系统的模型建立(模糊规则库的建立), 就形成了神经模糊推理系统(ANFIS)。

由于重构的相空间维数 m 已确定为 4, 所以本文用于训练电离层数据的 ANFIS 基本结构如图 1 所示。图 1 中 X_1, X_2, X_3 表示输入, Y 表示输出, $A_1, A_2, A_3, B_1, B_2, B_3, C_1, C_2, C_3$ 表示隶属度函数, Π 表示将输入相乘, N 表示正规化, Σ 表示线性叠加。

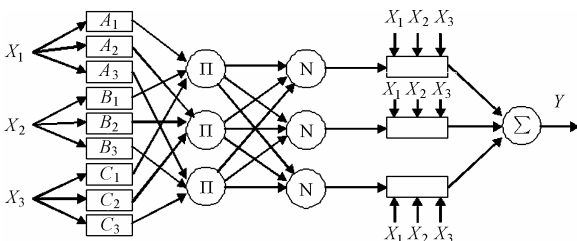


图 1 训练电离层数据的 ANFIS 结构图
Fig.1 ANFIS frame for training ionosphere data

2.3 遗传进化调整神经模糊推理系统

电离层参数变化具有很强的非线性, 其动力学系统行为复杂。神经模糊推理系统是高度非线性系统, 在对复杂系统建模的过程中, 其内部参数(如学习方法、训练次数、隶属度函数等)的设定是否合理会对系统性能产生很大影响。本质上, 对神经模糊推理系统内部参数的调整是一种优化组合问题。考虑到要尽可能地提高收敛速度和全局搜索能力, 本文设计了一种分层自适应遗传算法来解决这一问题。

分层自适应遗传算法充分结合了分层设计思想和自适应技术, 首先对问题随机地生成 $4 \times n$ 个样本($n \geq 2$), 然后将它们分成 4 个子种群, 每个子种群包含 n 个样本, 对每个子种群独立地运行各自的遗传算法, 记它们为 $GA_i (i=1, 2, 3, 4)$ 。在每个子种群的遗传算法运行到一定代数后, 将 4 个遗传算法的结果纪录到二维数组 $R[1, 2, 3, 4; 1, \dots, n]$ 中, 定义 $R[i, j]$ 表示 GA_i 的结果种群的第 j 个个体; 同时, 将 4 个结果种群的平均适应度值纪录到数组 $A[1, 2, 3, 4]$ 中, $A[i]$ 表示 GA_i 的结果种群平均适应度值。再设计一个高层的遗传算法 GA^* , 对数组 $R[1, 2, 3, 4; 1, \dots, n]$ 和 $A[1, 2, 3, 4]$ 进行遗传进化操作。对 $GA_1, GA_2, GA_3, GA_4, GA^*$, 其交叉概率和变异概率都根据 Srinivas 等提出的自适应遗传进化理论^[8]进行自适应调节。以上设计的分层自适应遗传算法, 在分层设计中, 我们设计的 4 个遗传算法(GA_1, GA_2, GA_3, GA_4)的特性差异较大, 它们能并行地为高层遗传算法(GA^*)产生较多种类的优良模式, 加快算法收敛速度; 自适应技术的引入, 使交叉概率和变异概率能随适应度自动改变, 这样既保持了群体的多样性又能保证算法收敛。所以, 该算法能在保持群体多样性的同时使算法迅速收敛, 适用于解决 ANFIS 内部参数的调整问题。

基于上述分层自适应遗传算法调整 ANFIS 内部参数而构建的短波通信频率参数预测模型的结构如图 2 所示。

用分层自适应遗传算法调整 ANFIS 的内部参数的具体过程为

- (1) 编码 我们将神经网络的训练次数、自学习方式, 模糊系统的隶属度函数类型、数量进行组合编码作为 GA_1, GA_2, GA_3, GA_4 的个体, 具体编码方式如表 1 所示。
 - (a) 训练次数的范围选定为 37~100, 共 64 个个体, 采用 6 位二进制编码。我们采用如下的编码方法, 将次数分别减去 37 得到新的范围 0~63, 然后将其转换成二进制码;
 - (b) 学习方式选用动量规则改进的 BP 算法, Levenberg-Marquardt 学习规则^[9]用 1 位二进制编码;
 - (c) 选取 8 种隶属度函数, 用 3 位二进制码表示;
 - (d) 隶属度函数数量选用 2 或 3, 用 1 位二进制码表示;
 - (e) 最后将以上编码按位数大小顺序进行串联组合得到 11 位二进制码作为种群。

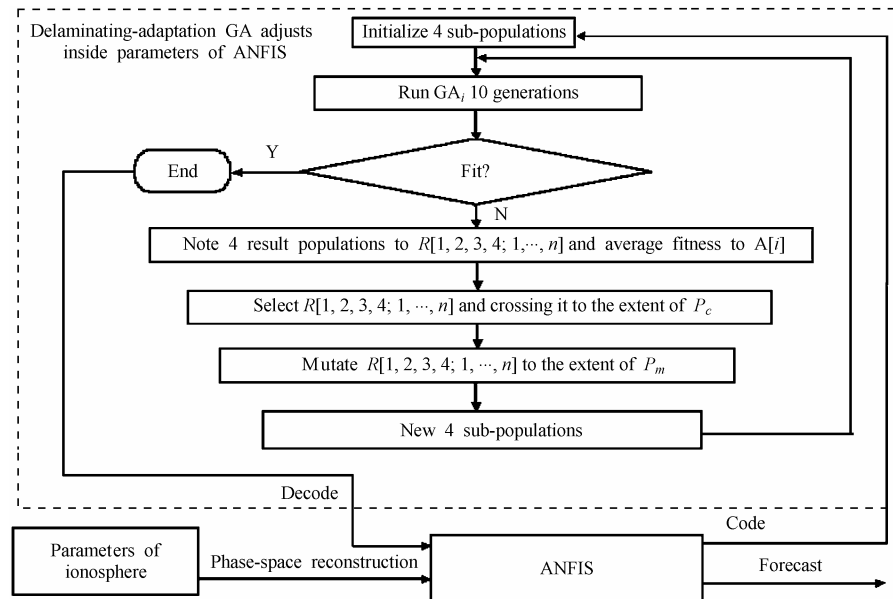


图 2 短波通信频率参数预测模型结构图

Fig.2 Prediction model of frequency parameters of short-wave communication

(2) 设置GA₁, GA₂, GA₃, GA₄的初始群体 随机生成 4×25 个样本(样本为 11 位二进制码),将其均分给GA₁,GA₂, GA₃, GA₄, 作为各自的初始群体。

(3) 设计GA₁, GA₂, GA₃, GA₄, GA*的适应度函数 将训练后模糊推理系统的输出与训练数据的平均均方误差 (E_{MMSE})处理后作为适应度函数, 定义如下:

$$F_f = 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{O_{i,inf} - O_{i,obs}}{\bar{O}_{obs}} \right]^2 \quad (2)$$

其中 O_{i,inf} 为模糊推理系统的输出, O_{i,obs} 为训练数据, \bar{O}_{obs} 为训练数据平均值, N 为数据序列长度。

(4) GA₁, GA₂, GA₃, GA₄, GA*按表 2 设计进行遗传操作 本文规定, GA₁, GA₂, GA₃, GA₄各进化 10 代, GA*进化 1 代。

本文规定进化结束的标准为: 适应度函数F_f达到阈值 θ =0.9 或GA*进化达到 100 代。至此, 基于进化ANFIS的短波通信频率参数预测模型设计完成, 下面进行实测数据仿真试

验。

3 仿真试验

由于决定短波通信可用频率值的关键参数是f_{10F2}和 M(3000)F2, 本文仿真试验中用基于进化ANFIS的短波通信频率参数预测模型来进行f_{10F2}参数的预测。选取的数据为某地区 1970 年 11 月 1 日零时起的连续 1020 个小时内的每小时f_{10F2}数据共 1020 点作为实验数据, 见图 3。其中N为数据序号, 取前 900 点作为训练数据, 后 120 点作为预测点。

为便于处理, 我们将数据线性归一化到[0,1]区间。根据数据序列与其延序列的互信息量对延时值的关系^[6], 选择重构延时 τ 为 3; 根据在 τ 为 3 时伪最小邻近点对嵌入维数的关系^[6], 选取嵌入维数m为 4, 此时伪最邻近点只占最邻近点数的约 3%。在三维重构相空间, 我们画出吸引子图形, 如图 4 所示, 其中f_x, f_y, f_z均为为延时坐标。由图 4 可见, 重构吸引子是一种奇怪吸引子, 说明f_{10F2}数据具有很强的非

表 1 ANFIS 的内部参数编码

Tab.1 Inside parameters of ANFIS coding

训练次数	编码	学习方式	编码	隶属度函数	编码	隶属度函数数量	编码
37	000000	动量规则改进的 BP 算法	0	Z 型隶属度函数	000	2	0
38	000001			梯形隶属度函数	001		
39	000010			高斯型隶属度函数	010		
⋮	⋮			双边高斯型隶属度函数	011		
98	111101	Levenberg-Marquardt 规则	1	钟型隶属度函数	100	3	1
99	111110			sigmoid 型隶属度函数	101		
100	111111			由两个 sigmoid 函数乘积构造的隶属度函数	110		
				由两个 sigmoid 函数之差的绝对值构造的隶属度函数	111		

表 2 GA₁, GA₂, GA₃, GA₄, GA* 的遗传操作设计
Tab.2 Genetic operation of GA₁, GA₂, GA₃, GA₄ and GA*

遗传操作设计	算法各层				
	GA ₁	GA ₂	GA ₃	GA ₄	GA*
选择	适应度比例方法 ^[11]	期望值方法 ^[11]	联赛选择方法 ^[10]	排序选择方法 ^[11]	截断选择方法 ^[10]
交叉	两点交叉 ^[10]	两点交叉 ^[10]	两点交叉 ^[10]	两点交叉 ^[10]	单点交叉 ^[10]
变异	逆转算子 ^[11]	基本变异算子 ^[11]	逆转算子 ^[11]	基本变异算子 ^[11]	基本变异算子 ^[11]

注: 其中交叉概率和变异概率根据 Srinivas 等提出的自适应遗传进化理论进行自适应调节, 具体参见文献[8]。

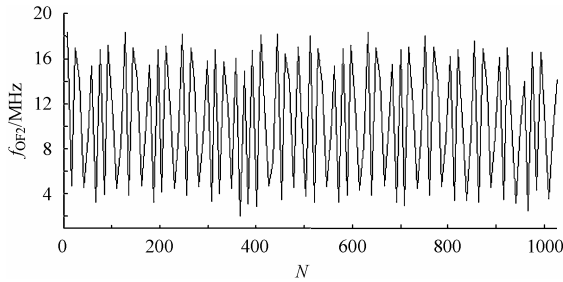


图 3 我国某地区 1970 年 11 月 1 日零时起 1020 小时内 f_{0F2} 每小时观察值
Fig. 3 1020 data of f_{0F2} per hour since 0:00, Nov.1, 1970 in somewhere

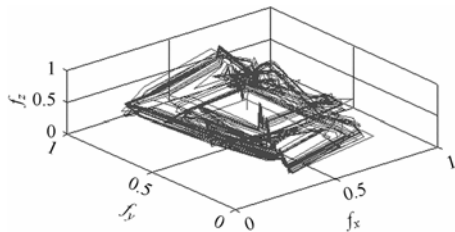


图 4 f_{0F2} 数据归一化后在三维重构相空间的吸引子图

Fig.4 The reconstruction attractor of the data f_{0F2} unitized to [0,1]

线性, 同时也具有一定的规律性, 表现出一定程度的混沌特性。我们可以说, 非线性建模预测方法比线性方法从本质上更符合系统(f_{0F2}时间序列数据)内在规律, 更适合于准确拟合其动力学映射函数。

将重构后的数据输入神经模糊推理系统, 经过分层自适应遗传算法 15 代进化(GA*进化 15 代), 确定神经模糊推理系统的内部参数定为: Levenberg-Marquardt 学习规则, 训练次数 92 次, 隶属度函数为双边高斯曲线函数, 隶属度函数个数为 3 个。此时, 模糊推理系统已高精度的映射出系统(f_{0F2}数据)动力学模型。用模糊推理系统对 f_{0F2} 数据后 120 点进行预测, 结果如图 5 所示。

取预测值与实测数据的平均均方误差(E_{MMSE})为误差函数, 即

$$E_{MMSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{O_{i,pre} - O_{i,obs}}{\overline{O}_{obs}} \right]^2 \quad (3)$$

其中 O_{i,pre} 为预测值, O_{i,obs} 为实测数据, \overline{O}_{obs} 为实测数据平均值, N 为数据序列长度。

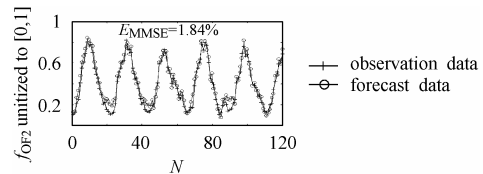


图 5 f_{0F2} 数据归一化后模糊推理预测结果

Fig. 5 The result of fuzzy inference system forecasting the data f_{0F2} unitized to [0,1]

采用神经网络方法、混沌和神经网络相结合的方法对本文数据进行预测, 结果及算法比较见表 3。

4 结束语

针对短波通信频率选择问题, 本文提出基于进化 ANFIS 的电离层参数预测模型。该模型以模糊推理系统为平台, 利用自学习算法训练建立推理规则, 采用并行自适应遗传算法进化调整系统内部参数, 具有内部参数调整智能化, 全局收敛性好等突出优点。对电离层 f_{0F2} 实测数据仿真试验, 首先绘制出重构相空间的奇怪吸引子图, 揭示了电离层参数变化具有一定程度的混沌特性, 说明了非线性建模预测方法比线性方法更能准确地拟合系统(f_{0F2}时间序列数据)的动力学映射函数; 然后用本文提出的方法建立模型进行了实测数据预测, 并与神经网络、混沌和神经网络相结合的方法进行了对比, 证明该模型预测精度高、实时性好。目前正在致力于该预测模型的进一步工程实现。

表 3 几种非线性电离层参数预测方法比较情况

Tab.3 Compare with some nonlinear prediction models of frequency parameters of short-wave communication

预测方法	预测误差 (E _{MMSE})	结构和参数设定	全局收敛性	实时性
神经网络	4.1%	凭经验人工调整	容易陷入局部极小	凭经验设计好网络后, 训练 2000 次
混沌和神经网络相结合	2.34%	凭经验人工调整	容易陷入局部极小	凭经验设计好网络后, 训练 2000 次
进化 ANFIS	1.84%	自动进化调整	全局收敛性好	进化 15 代确定内部参数后, 训练 92 次

参 考 文 献

- [1] 简相超, 郑君里. 混沌和神经网络相结合预测短波通信频率参数[J]. 清华大学学报, 2001, 41(1): 16-19.
- [2] 曾文, 张训械等. 利用神经网络建立我国南海地区电离层模式[J]. 地球物理学报, 1999, 45(5): 582-589.
- [3] Takens F. Detecting strange attractors in turbulence [A]. Dynamical Systems and Turbulence, Lecture Notes in Mathematics[C]. Berlin: Springer-Verlag, 1981, Vol.898: 366-381.
- [4] Casdagli M. Nonlinear prediction of chaotic time series [J]. Physica D, 1989, 35: 335-356.
- [5] Takens F. On the numerical determination of the dimension of an attractor [A]. Dynamical Systems and Turbulence, Lecture Notes in Mathematics[C]. Berlin: Springer-Verlag, 1981, Vol.898: 230-241.
- [6] Abarbanel D I. Analysis of Observed Chaotic Data [M]. New York: Springer-Verlag, 1996: 75-82.
- [7] Zadeh L A. Fuzzy Sets [J]. *Information and Control*, 1965, 8: 338-353.
- [8] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutations in gas [J]. *IEEE Trans. on SMC*, 1994, 24(4): 656-667.
- [9] 阎平凡等. 神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 301-302.
- [10] 王小平等. 遗传算法[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2000: 28-38.
- [11] 陈国良等. 遗传算法及应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996: 75-88.
- 宋 恒: 男, 1979年生, 博士生, 研究领域为智能信息处理、信息安全与抗干扰技术.
- 左继章: 男, 1937年生, 教授, 博士生导师, 空军首席专家, 研究领域为智能信息处理、信息安全与抗干扰技术.
- 周红建: 男, 1973年生, 博士, 高级工程师, 研究方向为智能信息处理、模式识别.