

文章编号: 2095-4980(2020)06-0984-08

## 卫星 S 频段下行链路频谱占用建模与预测

刘 稳<sup>1</sup>, 洪 涛<sup>1</sup>, 王 忠<sup>2</sup>, 张更新<sup>1</sup>

(1.南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003; 2.中国人民解放军 31006 部队, 北京 100840)

**摘 要:** 目前提出的频谱占用模型能够在时域上描述和重现基本的统计特征, 如传统的地面移动通信的频谱占用/空闲周期长度可以用经典的广义帕累托(GP)分布、指数分布等分布来拟合。然而在某些复杂的如卫星链路频谱占用场景中, 传统的参数估计分布无法给出良好的拟合。为此提出了用核密度估计(KDE)的方法来进行概率密度分布的拟合, 在此基础上, 分别采用差分整合移动平均自回归模型(ARIMA)和模糊神经网络对频谱占用模型的时间序列进行预测并进行对比。结论表明, 核密度估计的使用可以更加准确地描述并再现卫星下行链路所使用S频段的占用时间序列的统计特征, 而模糊神经网络的预测比ARIMA模型预测更加精确。

**关键词:** 频谱占用模型; 概率密度分布; 核密度估计; 差分整合移动平均自回归模型预测; 模糊神经网络预测

中图分类号: TN129

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2019270

## Modeling and prediction of time series for S-band spectrum use in satellite downlink

LIU Wen<sup>1</sup>, HONG Tao<sup>1</sup>, WANG Zhong<sup>2</sup>, ZHANG Gengxin<sup>1</sup>

(1.Institute of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu 210003, China; 2.Unit 31006 of PLA, Beijing 100840, China)

**Abstract:** The development of the Cognitive Radio(CR) technology has benefited from the availability of realistic and accurate spectrum occupancy models. The spectrum occupancy models proposed in the literatures so far are able to capture and reproduce the statistical characteristics of occupied time series. For example, the busy/idle-period lengths of terrestrial wireless network can be fitted by Generalized Pareto(GP) distribution, exponential distribution, etc. However, the traditional parameter estimation distribution cannot give a good fit in satellite link spectrum occupancy. In this context, a method of Kernel Density Estimation(KDE) is proposed to fit the probability density distribution. On this basis, the Auto Regressive Integrated Moving Average Model(ARIMA) and fuzzy neural network are adopted to predict and compare the time series of the spectrum occupancy models. The conclusion shows that the proposed method can describe and reproduce the statistical characteristics of the occupied time series of the S-band used in the satellite downlink more accurately; while the prediction of the fuzzy neural network is more accurate than that of the ARIMA model.

**Keywords:** spectrum occupancy model; probability density distribution; kernel density estimation; Auto Regressive Integrated Moving Average Model(ARIMA) forecast; fuzzy neural network prediction

近年来, 随着移动通信技术的高速发展, 第 5 代移动通信系统也将进入商用阶段。相比于第 4 代系统, 一个显著的技术指标差异是第 5 代系统提出了全球覆盖的要求。地球上由于地理环境等因素的制约, 采用地面基站蜂窝小区制的方式很难实现无线通信网络的全球覆盖。卫星通信在全球无缝覆盖方面具有显著优势, 卫星通信技术成为 5G 的关键技术之一。认知无线电(CR)的动态频谱感知技术(Dynamic Spectrum Access, DSA)可以通过检测空闲频谱, 在不影响主用户系统的前提下, 智能选择利用这些空闲频谱, 从而提高频谱利用率<sup>[1]</sup>。认知无线电是极富潜力的技术, 可以很好地解决次用户系统接入空闲频谱的问题, 从而提高频谱利用率, 是缓解频谱供需矛盾

收稿日期: 2019-07-26; 修回日期: 2019-09-12

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(91738201; 61801445)

作者简介: 刘 稳(1994-), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为卫星通信。email:1017010106@njupt.edu.cn

的优良方案,特别是解决第5代移动通信系统(5G)的用频需求。认知无线电技术实施的前提是发现空闲频谱,所以尽可能准确地获得频谱感知结果至关重要。频谱感知的准确性取决于若干因素,但最终取决于频谱的占用状态,因为无线电频谱就是一个由频谱占用来决定的动态环境。因此,设计CR技术并改善CR性能,对频谱占用模型理论知识研究必不可少。对地面无线网络的频谱占用模型已经有大量的研究,最广泛且被接受的是 Miguel López-Benítez 和 Fernando Casadevall 的一系列研究成果,在时间维度<sup>[2]</sup>、频率维度<sup>[3]</sup>以及空间维度<sup>[4]</sup>对认知无线电系统的频谱占用模型进行了全面细致的研究,提出的模型可以准确捕获和再现实际系统频谱占用模型的统计特征。之后 Miguel López-Benítez 对频谱占用模型在认知无线网络中的应用进行了重点研究,提出2种频谱数据的测量方法:联合低时间分辨率和高时间分辨率的测量<sup>[5]</sup>,在时间维度上建立真实准确的频谱占用模型。Sina Maleki 等研究了在广播卫星业务(Broadcast Satellite Service, BSS)使用频段上的频谱占用模型<sup>[6]</sup>,使固定卫星业务终端能够利用该频段上的频谱空穴进行通信。除此之外,对于卫星移动通信的频谱占用研究少之又少,随着下一代无线网络的市场需求以及卫星通信网络的迅速发展,对于卫星通信频谱占用模型的研究至关重要。

本文基于地面无线网络频谱占用模型的研究成果,在时间维度上对天通卫星通信使用的S波段的下行链路频谱占用模型进行了分析。通过针对卫星链路的实测频谱占用时间序列研究发现,典型的分布函数不能很好地拟合实测的S频段下行链路的数据,因此本文提出了使用非参数的核方法<sup>[7]</sup>,它能够更精确地描述占用/空闲时间序列的统计分布,并生成占用/空闲序列。与传统参数估计分布生成的序列相比较,以验证模型的准确性。最后,基于所建立的频谱占用模型,先进行基于数学方法的ARIMA模型预测,再进行基于模糊神经网络的fuzzy network预测,并作对比,以验证预测模型的正确性。

## 1 频谱数据的测量

天通卫星移动通信系统是一个军民两用的卫星通信系统<sup>[8]</sup>,天通一号通信卫星位于东经101.4°的地球同步轨道,其用户波束工作在S频段,上/下行各30MHz。

### 1.1 频谱数据测量方案

频谱占用度测量前,需要针对测量目的制定合理的测量方案,主要环节有确定测量位置与时间段、选择硬件仪器以及编制相应的数据采集处理软件、确定关键测量参数等工作;完备的测量方案能提高测量结果的全面准确性,还可以有利于测量工作的快速开展。

1) 测量设备选择及环境搭建:测量过程中使用0.9m S频段天线一副(已对准天通一号)、数据采集设备一套、频谱监测服务器一台,测量地点选择在南京邮电大学无线楼五楼的楼顶(118°45'52",32°5'1")。

2) 关键参数设置:在监视设置界面中,为使输出底噪平稳(以便于后期数据处理),依次合理地配置监视中心频率(2185 MHz)、监视带宽(20 MHz)、射频增益(20 dB)、输出平滑(开)以及中频增益(1 dB)等参数。

3) 测量时长:ITU-R提供的频谱占用建模建议,特别考虑到数字系统的猝发情况,最短传输时间如果太短,无法观测到所有的相关通信传输;但如果监测时间长到足以提供足够抽样时,则占用度结果是正确的,因为捕获传输或错过传输的统计概率与传输的周期相同。因此观测时间应足够长,以观测到所有相关传输。如没有已知的分布图,最初的评估应考虑至少24h或多个24h。参考文献[9],本文采用监测24h为一个周期。

4) 数据采集:采集到的频谱数据在频谱监测服务器中进行处理和存储,服务器软件为运行在Windows操作系统上的应用软件。使用Mysql数据库的硬件系统配合,共同完成频谱信号的监测分析和处理。遵从软件开发的可靠性、通用性、可扩展性,考虑实际的应用场合,软件系统使用客户机、数据库和天通一号数据采集设备的3层体系构架。整个系统采用3层体系结构。

三层结构是将数据处理过程分为3部分:第一层是客户端(用户界面),提供用户与系统的友好访问;第二层是设备代理软件及数据库服务,负责跨网段链接设备与软件客户端,数据库部分负责数据信息的存储、访问及其优化;第三层是天通一号设备板卡,负责数据信息采集及预处理。

对天通一号下行链路频段2175~2195 MHz进行测量,得到的数据结果见图1,表示一天24h内不同时段上的占用情况,颜色越深代表信号功率越大。

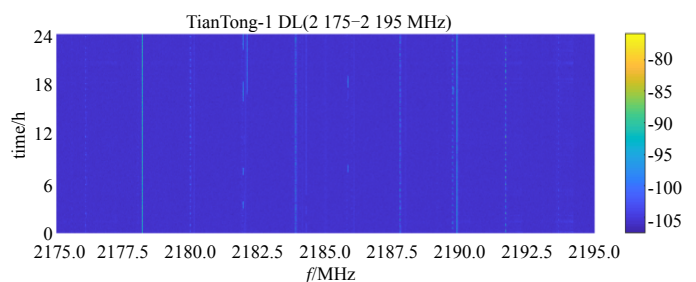


Fig.1 Measurement results of spectrum data  
图1 频谱数据测量结果

## 1.2 频谱占用度的计算

频谱占用度(Duty Cycle, DC)是指使用频谱监测接收机或频谱分析仪测量选定的频道,当接收信号大于某一门限电平值时,判定为占用,最后将占用的时间与总测量时间的百分比作为频谱占用度。为了计算DC,需要设定噪声门限值,实际工作中,由于难以测量噪声功率,门限电平往往是估计的。为简化操作,确定门限电平的方法是设定频段背景噪声为比较平稳的理想环境,在噪声峰值的基础上增加3~5 dB<sup>[10]</sup>。本文所选的目标频段为S波段中的2 175~2 195 MHz(20 MHz),该频段的底噪几乎恒定,满足确定门限电平方法的预设。本文的门限电平是在噪声峰值的基础上增加3~5 dB。

确定门限后,得到一个二进制的矩阵  $\Omega = \Omega(t_i, f_j)$ :

$$\Omega(t_i, f_j) = \begin{cases} 0, & \text{if } p(t_i, f_j) < \text{threshold} \\ 1, & \text{if } p(t_i, f_j) > \text{threshold} \end{cases} \quad (1)$$

式中  $p(t_i, f_j)$  为时刻  $t_i$  频率  $f_j$  的功率值。

这样,每个频点 DC 值  $DC_{f_j}$  根据  $M$  个采样时刻的数据平均计算获得。

$$DC_{f_j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \Omega(t_i, f_j) \quad (2)$$

为更加直观地理解频谱占用度的概念,先给出DC的计算结果图,再依此进行分析。对测量数据进行按周期合并、设定门限、计算占用度等处理后,可得到如图2所示的各频点的占用度。

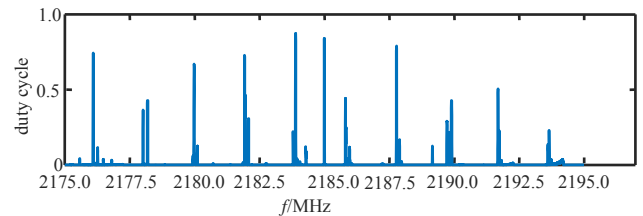


Fig.2 Bandwidth(2 175~2 195 MHz) spectrum occupancy (threshold level -103 dBm)

图2 频段(2 175~2 195 MHz)频谱占用度(门限电平-103 dBm)

## 1.3 频谱占用时间序列的获取

在确定判决门限之后,就可以依此计算得出各个频点的频谱占用时间序列。根据式(1),当测量得到的频谱功率强度大于设定的判决门限时,判定为占用,依此计算得出占用时间序列;当测量得到的频谱功率强度小于设定的判决门限时,判定为空闲,依此计算得出空闲时间序列。

## 2 频谱占用模型的拟合及分析

### 2.1 核密度估计

基于二值量化(1表示占用,0表示空闲)频谱占用模型计算每个信道的占用/空闲时间的长度,其统计特性可以用指数分布<sup>[11]</sup>来描述,此外,已经证明广义帕累托(GP)分布<sup>[12]</sup>有更好的拟合。这些都属于传统的参数估计法,它假定数据服从特定分布,然后采用最大似然估计(Maximum Likelihood Estimation, MLE)或其他估计来确定指定分布的最佳拟合参数,从而确定最终的拟合分布。传统的参数估计回归分析方法需要假定随机取值的、作为判别依据的数据样本都服从特定的分布<sup>[13]</sup>。但无论是经验还是理论都说明,参数估计模型的这种基本假定往往与实际的物理模型之间存在一定的差异,与实测结果无法达到良好的拟合效果。而非参数估计可以很好地避免这一缺陷,因此本文使用非参数估计法——核密度估计法(KDE)<sup>[14]</sup>来估计统计分布。由于核密度估计对数据的分布不做任何假定,也不利用有关数据分布的先验知识,是一种完全从数据样本本身出发来研究其分布特征的方法。

核密度估计属于非参数检验方法,它在概率论中用来估计未知的密度函数,其定义如下:

$$\hat{f}_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - x_i) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (3)$$

式中:  $f(x)$  为总体的密度函数,  $\hat{f}_n(x)$  为  $f(x)$  的核估计;  $K(x)$  为核平滑函数,简称核函数;常数  $h$  为带宽,  $h > 0$ , 控制拟合分布的平滑程度;  $n$  为数据样本数。实际应用中,常用的核函数包括均匀核、高斯核、三角核等。

本文选用高斯核作为核平滑函数,其表达式为:

$$K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (4)$$

根据核密度估计理论,相比于核函数,带宽  $h$  的选择对拟合结果的影响更大。在不同的带宽  $h$  下,核密度估计结果差别较大。当  $h$  较小时,核密度估计曲线  $\hat{f}$  较为曲折,光滑性很差,呈现出实际概率密度函数所没有的多峰

特性；当 $h$ 较大时，核密度估计曲线 $\hat{f}$ 较为平滑，但会掩盖较多细节。因此，选择合适的 $h$ 是非常重要的。

### 2.2 仿真与分析

核密度估计中核平滑函数定义了用于生成概率密度曲线的形状。类似于直方图，核函数通过使用样本数据建立一个函数来表示概率分布，但与直方图不同的是，核函数将每个数据值的分量平滑函数求和，从而产生一个平滑的、连续的概率曲线。其具体仿真步骤如下：

Step 1: 载入实测占用/空闲时间序列的数据；

Step 2: 对载入数据进行核密度分布拟合。采用fitdist函数将核函数概率分布对象拟合到实测数据，并返回该概率密度分布对象(核密度估计并不是给出具体的分布函数)。核函数选择为高斯核函数，默认情况下，fitdist会为高斯核选择最佳带宽 $h$ 来估算概率密度。

Step 3: 计算所得核密度估计函数分布对象的统计特性。统计特性包括它的均值、中值和偏差，因为没有该核密度估计函数的具体分布，因此需要这些统计特征来进行PDF值的计算。

Step 4: 计算核密度估计分布的PDF值。计算所得的PDF值是一个变化平缓的值。

Step 5: 根据拟合的核密度分布对象生成时间序列。该步骤是在没得到具体概率密度分布的情况下生成服从核密度估计的PDF拟合效果的时间序列随机变量，这也是核密度估计相对于参数估计法的优势。

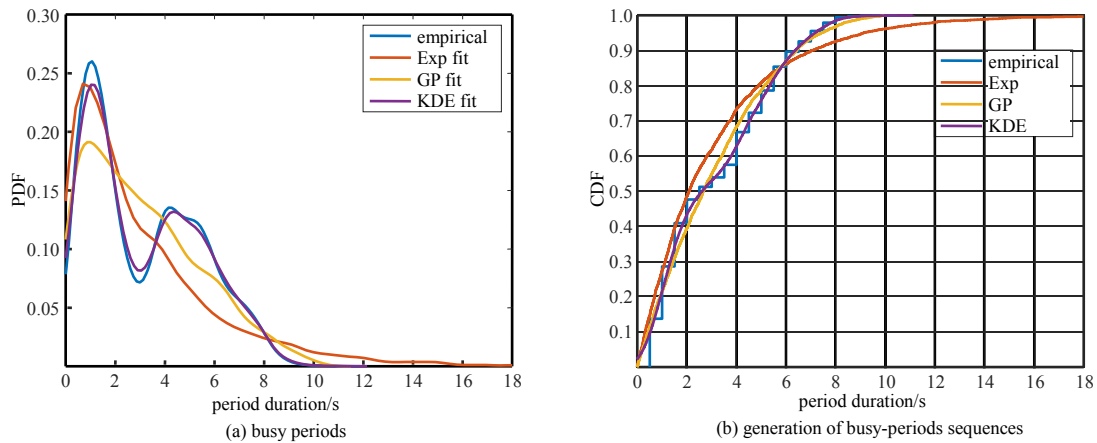


Fig.3 Simulation fitting

图3 仿真拟合图

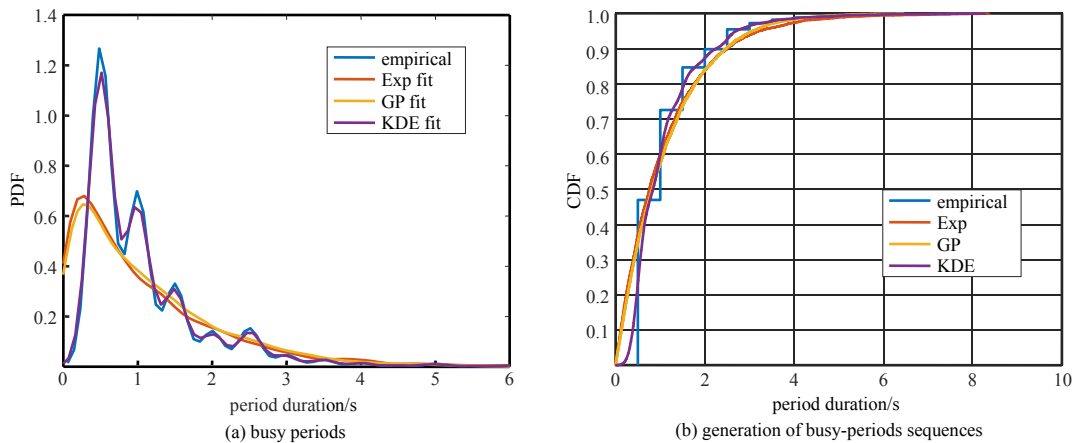


Fig.4 Simulation fitting

图4 仿真拟合图

核估计概率密度分布拟合结果见图3(a)，可以看出，对于复杂的频谱占用模型(概率密度分布有2个峰)，传统的参数估计(本文选用指数分布、GP分布作为对比)无法给出良好的拟合效果，而核密度估计可以通过从数据样本本身出发来研究其分布特征，能够对样本数据进行最大程度的近似。在采用上述方法生成待验证的时间序列后，画出它们的累积分布函数(CDF)以作对比，见图3(b)，可以看出，核密度估计下生成的时间序列(紫色线)比参数估计下生成的时间序列(橘红色线与黄色线)要更逼近实测时间序列(蓝色线)。



为更加充分地证明核密度估计方法的准确性,给出更加复杂场景的仿真结果,见图4。可以看出,即使是对于具有5个波峰的概率密度分布,核密度估计也能给出很好的拟合结果。

### 3 频谱占用模型的预测及分析

采用模糊神经网络模型对频谱占用/空闲时间序列进行预测,并以经典的差分整合移动平均自回归(ARIMA)预测模型对比。

#### 3.1 ARIMA 模型预测

ARIMA模型预测是一种经典的时间序列预测方法,利用历史数据时间序列的信息,根据数据统计特征中存在的相关关系找到序列值之间存在的规律,从而拟合出可以描述这种关系的模型,并认为序列的未来走势规律也服从历史模型,进而可以利用该模型对序列的未来走势进行预测<sup>[15]</sup>。

差分整合移动平均自回归模型,通常记为ARIMA( $p,d,q$ ),它由3部分组成:AR表示自回归, $p$ 为自回归项;MA为滑动平均, $q$ 为滑动平均项数;I表示差分, $d$ 为差分次数。它的基本原理:将非平稳的时间序列通过 $d$ 次差分后转化为平稳时间序列,然后将因变量( $y_t$ )仅对它的滞后值( $y_{t-i}$ )以及随机误差项的现值( $\varepsilon_t$ )和滞后值( $\varepsilon_{t-i}$ )进行回归所建立的模型。ARIMA计算公式如下:

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \gamma_i y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (5)$$

式中: $y_t$ 为当前值; $\mu$ 为常数项; $p,q$ 为阶数; $\gamma_i$ 为自相关系数; $\varepsilon_t$ 为误差。

ARIMA预测步骤:

Step 1: 数据平稳化处理,根据数据的自相关图和偏相关图判定数据是否平稳,若不平稳,则进行差分处理,即确定 $d$ ;

Step 2: 模型识别,根据自相关图和偏相关图来判定模型属于AR模型、MA模型还是ARMA模型。

Step 3: 定阶,确定模型阶数。以最小信息准则(Akaike Information Criterion, AIC)确定 $p,q$ ;

Step 4: 参数估计,利用Yule-Walker方程计算模型的参数;

Step 5: 预测,利用确定好阶数和参数的模型对时间序列做出预测,预测结果见图5。ARIMA预测结果不理想,究其原因有2点:a) ARIMA模型认为未来的数据变化趋势与现在及以往的数据变化趋势一致,没有充分考虑数据的随机性和波动性;b) ARIMA模型一旦定阶之后,就不会利用已获得的预测数据来减小误差,所以会出现所预测的时间越长,预测误差越大。

#### 3.2 模糊神经网络预测

Zadeh以集合论为基础研究了模糊数学处理方法,提出了模糊集、隶属函数以及模糊推理等概念<sup>[16]</sup>,为模糊性的定量描述与处理提供了一种新途径。

1) 模糊逻辑系统:模糊逻辑系统<sup>[17]</sup>是指与模糊概念和模糊逻辑有直接关系的系统,由模糊产生器、模糊规则库、模糊推理和模糊化器构成。模糊逻辑系统结构见图6:a)模糊产生器:将输入值与模糊子集上的点进行一一映射。b)模糊规则库:它是一个集合,由若干模糊推理规则组成,称为模糊规则库。c)模糊推理:模糊推理根据模糊子集和模糊推理规则,运用推理方法推理出相应的输出。d)反模糊化器:模糊推理得到的输出值为模糊值,因此需要做反模糊化处理,即将系统输出的模糊量转换为系统的数值输出。

2) 神经网络:神经网络可以通过模拟大脑的信息处理机制模仿生物神经系统的结构和功能,由许多简单的并行工作处理单元组成,能够进行复杂的逻辑操作和计算能力。神经网络具备高度的并行结构和运算能力以及较好的纠错能力和快速处理效率。此外,神经网络具备自学能力,当外界环境发生变化时,一个训练好的神经网络能够自动调整参数,解决数学模型难以处理的问题。目前神经网络已经大量用于医疗、信息、工程等领域。

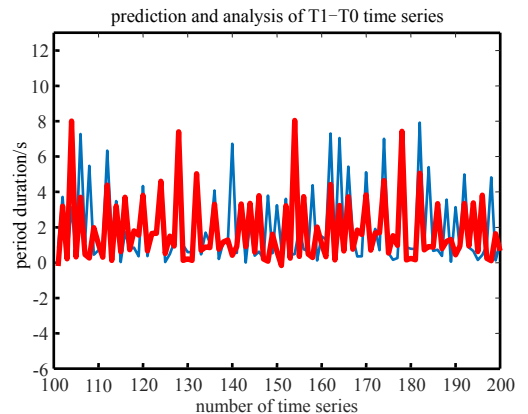


Fig.5 ARIMA predictive simulation  
图5 ARIMA 预测仿真

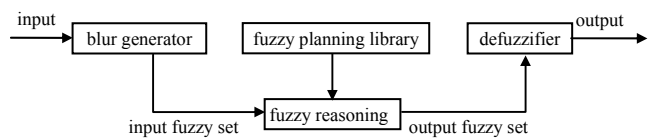


Fig.6 Fuzzy logic system structure  
图6 模糊逻辑系统结构

3) 模糊神经网络：模糊神经网络由模糊系统和神经网络这两部分组成。模糊系统和神经网络在处理对象、数据的确定性方面都存在差异，它们的性能比较见表1<sup>[18]</sup>。

通过神经网络与模糊逻辑系统性能比较，可以发现：神经网络虽具有自学习的能力，并行处理能力强，但不能处理模糊的知识；模糊系统虽然善于处理不确定的信息，但在数据处理时，推理速度慢，精确度较低，很难实现自适应学习。因此，将两者结合起来，便可以发挥各自的优势，达到取长补短的效果。模糊神经网络则可以将模糊化的数据输入到神经网络中，通过神经网络的学习能力提取模糊规则，使模糊系统具备泛化能力。这样的模型不仅能够处理精确化的信息，同时也能处理模糊信息，丰富了神经网络与模糊系统的运用。

模糊神经网络是一个具有很强自适应能力的模糊系统，不仅能自动更新，且能不断地修正模糊子集的隶属度函数，使输出模糊系统的预测输出更加合理<sup>[19]</sup>。这也是模糊神经网络相对于ARIMA模型的一个最大的优势：ARIMA模型一旦定阶之后，它的函数模型就不会改变，而模糊神经网络预测却可以通过不断的更新修正隶属度函数，从而使预测输出更加接近实际。

模糊神经网络的结构见图7，分为4层：

1) 输入层：即模糊网络输入， $x_n$ 表示网络 $n$ 组输入数据。

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (6)$$

2) 模糊化层：采用隶属度函数计算各输入对模糊子集的隶属度  $\mu_{ij}$ ：

$$\mu_{ij} = \exp \frac{-(x_i - c_{ij})^2}{b_{ij}^2} \quad (7)$$

式中： $c_{ij}$ 和 $b_{ij}$ 分别为隶属度函数的中心和宽度。

3) 模糊规则计算层：将各隶属度函数进行模糊计算，求规则层各结点的输出  $w_j$ 。

$$w_j = \prod_{i=1}^n \mu_{ij} \quad (8)$$

4) 输出层：计算得出整个网络的输出 $y$ ，即输入层和模糊规则计算层的连接权值：

$$y = \sum_{i=1}^m \left[ \left( p_{0j} + \sum_{i=1}^n p_{ij} x_i \right) \frac{w_j}{\sum_{j=1}^m w_j} \right] \quad (9)$$

式中： $p_{ij}$ 为模糊系统的参数， $i=1,2,3,\dots,n$ ； $j=1,2,3,\dots,m$ 。

分布式神经网络是实现模糊系统自组织、自学习的重要途径，利用神经网络的并行处理能力可以使得模糊系统的推理能力大大提高<sup>[20]</sup>。

基于模糊神经网络进行预测的算法流程主要分为3部分，见图8：模糊神经网络构建中，通过系统建模，给出合适的模糊神经网络；然后进行模糊神经网络的训练，给出数据训练集，用于学习其中的规律；训练结束后，进行模糊神经网络的预测，并与测试的实际数据进行误差对比。

表1 神经网络与模糊逻辑系统性能比较

Table1 Comparison of performance between neural network and fuzzy logic system

items	involved content	neural networks	fuzzy logic system
processed object	processed object	determined value	vague language information
knowledge acquisition	input measure	sample set algorithm	expert experience or knowledge interactive mode
uncertainty	information	quantitative	quantitative or qualitative
inference	cognition	learning function perception	logical decision
	mechanism	parallel computing	heuristic search
adaptability	speed	high	low
	fault tolerance	strong	weak
natural language	learn	adjust the weight	induction
	implement	implied	specifically
structure	flexible	low	high
	structure	opaque	transparent

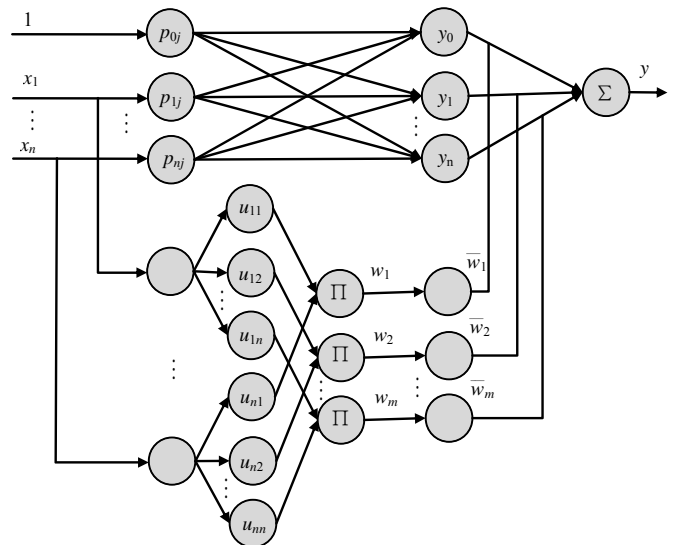


Fig.7 Hierarchy of fuzzy neural network  
图7 模糊神经网络分层结构

模糊神经网络进行预测的仿真结果见图 9, 图 9(a)为训练结果, 图 9(b)为预测结果。可以看出该预测误差很小, 说明采用该模糊神经网络进行预测是有效的。

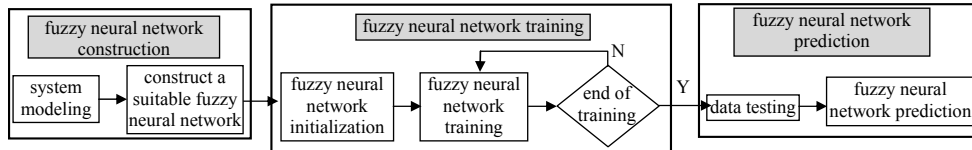


Fig.8 Flow of fuzzy neural network algorithm

图 8 模糊神经网络算法流程

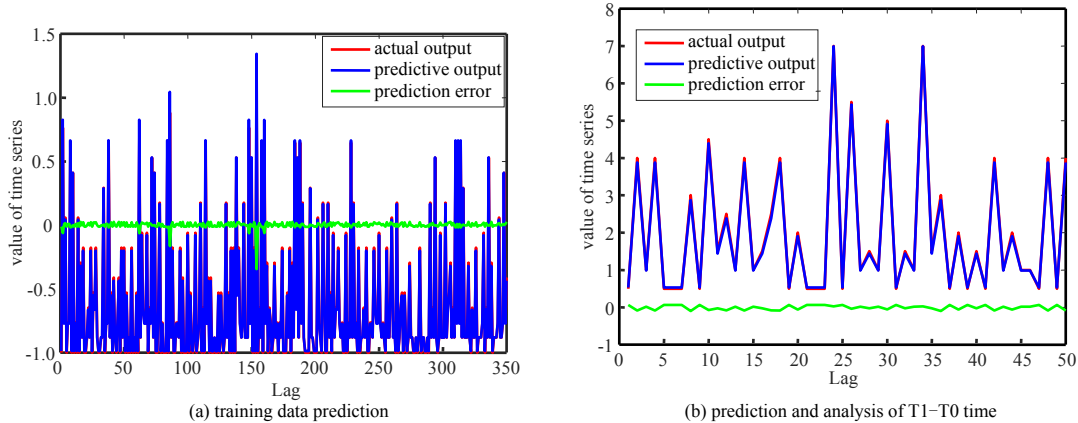


Fig.9 Simulation of fuzzy neural network prediction

图 9 模糊神经网络预测仿真

#### 4 结论

本文基于天通一号卫星下行链路频谱占用模型的实际测量, 提出了适用于卫星链路占用时间序列的核参数估计概率分布模型。基于该模型生成的频谱占用/空闲时间序列, 采用 2 种方法在时间维度上对频谱状态进行预测。结果表明, 所提出模型可以准确地捕获和再现实测占用时间序列的统计特征, 基于该模型下的模糊神经网络预测也能给出非常准确的预测结果。

#### 参考文献:

- [ 1 ] 魏急波,王杉,赵海涛. 认知无线网络: 关键技术与研究现状[J]. 通信学报, 2011,32(11):147-158. (WEI Jibo,WANG Shan,ZHAO Haitao. Cognitive wireless network:key technologies and research status[J]. Transactions of Communications, 2011,32(11):147-158.)
- [ 2 ] LÓPEZ-BENÍTEZ M,CASADEVALL F. Time-dimension models of spectrum usage for the analysis,design,and simulation of cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013,62(5):2091-2104.
- [ 3 ] LÓPEZ-BENÍTEZ M,CASADEVALL F. Modeling and simulation of joint time-frequency properties of spectrum usage in cognitive radio[C]// Proceedings of the 4th International Conference on Cognitive Radio and Advanced Spectrum Management. Barcelona,Spain:[s.n.], 2011:1-5.
- [ 4 ] LÓPEZ-BENÍTEZ M,CASADEVALL F. Space-dimension models of spectrum usage for cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017,66(1):306-320.
- [ 5 ] AL-TAHMEESSCHI A,LÓPEZ-BENÍTEZ M. Analytical study on the estimation of primary activity distribution based on spectrum sensing[C]// 2017 IEEE 28th Annual International Symposium on Personal,Indoor,and Mobile Radio Communications(PIMRC). Montreal,QC,Canada:IEEE, 2017:1-5.
- [ 6 ] 朱云怡,蔡晓梅,李熠星,等. 广播卫星频率/轨道资源申报与应用研究[J]. 广播与电视技术, 2011,38(S1):197-208. (ZHU Yunyi,CAI Xiaomei,LI Yixing,et al. Research on declaration and application of broadcast satellite frequency/orbital resources[J]. Radio and Television Technology, 2011,38(S1):197-208.)
- [ 7 ] 王文恺. 基于倒谱与频谱分析的模糊核估计算法[J]. 电子科技, 2019,32(2):4-8. (WANG Wenkai. Fuzzy kernel estimation algorithm based on cepstrum and spectrum analysis[J]. Electronic Science and Technology, 2019,32(2):4-8.)

- [8] 纪明星. 天通一号卫星移动通信系统市场及应用分析[J]. 卫星与网络, 2018(4):42-43. (JI Mingxing. Market and application analysis of Tiantong No.1 satellite mobile communication system[J]. Satellite and Network, 2018(4):42-43.)
- [9] 段洪涛. 频谱占用度测量及相关参数确定[J]. 中国无线电, 2007(3):48-52. (DUAN Hongtao. Spectrum occupancy measurement and determination of related parameters[J]. China Radio, 2007(3):48-52.)
- [10] 田源. 频谱占用度门限电平计算方法研究[J]. 中国无线电, 2016(1):65-66. (TIAN Yuan. Research on calculation method of spectrum occupancy threshold level[J]. China Radio, 2016(1):65-66.)
- [11] GEIRHOFER S, TONG L, SADLER B M. Cognitive medium access: constraining interference based on experimental models[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2008, 26(1):95-105.
- [12] ZHAO Y, POTTIE G J. Optimal spectrum management in multiuser interference channels[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2013, 59(8):4961-4976.
- [13] 张守一, 葛新权, 王斌. 非参数回归及其应用[J]. 数量经济技术经济研究, 1997(10):60-65. (ZHANG Shouyi, GE Xinquan, WANG Bin. Nonparametric regression and its application[J]. Journal of Quantitative and Technical Economics, 1997(10):60-65.)
- [14] LU D, BAO Z. Load sampling for seuc based on principal component analysis and kernel density estimation[C]// 2016 IEEE (PESGM). Boston, USA: IEEE, 2016:1-5.
- [15] 豆金昌, 陈则王, 揭由翔. 基于 ARIMA 和 PF 的锂电池剩余使用寿命预测方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013, 11(5):822-826. (DOU Jinchang, CHEN Zewang, JIE Youxiang. A method for predicting the remaining service life of lithium batteries based on ARIMA and PF[J]. Journal of Terahertz Science and Electronics Information Technology, 2013, 11(5): 822-826.)
- [16] 汪培庄. 模糊数学简介 (I)[J]. 数学的实践与认识, 1980(2):45-59. (WANG Peizhuang. Introduction to fuzzy mathematics (I)[J]. Practice and Cognition of Mathematics, 1980(2):45-59.)
- [17] 何清. 模糊聚类分析理论与应用研究进展[J]. 模糊系统与数学, 1998(2):89-94. (HE Qing. Research progress in theory and application of fuzzy clustering analysis[J]. Fuzzy Systems and Mathematics, 1998(2):89-94.)
- [18] ZHU Guangliang, WANG Yuanbao. Research on risk assessment of information system based on fuzzy neural network[C]// Proceedings of the International Academic Conference on Frontiers in Social Sciences and Management Innovation (IAFSM 2018). Chongqing, China: Atlantis Press, 2019:50-55.
- [19] 张禹. 模糊神经网络在移动通信网故障诊断中的应用[D]. 天津:天津理工大学, 2010. (ZHANG Yu. Application of Fuzzy Neural Network in fault diagnosis of mobile communication Network[D]. Tianjin, China: Tianjin University of Technology, 2010.)
- [20] MANSOORI Amin, ESHAGHNEZHAD Mohammad, EFFATI Sohrab. Recurrent neural network model: a new strategy to solve fuzzy matrix games[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(8):3045-3057.