

文章编号: 2095-4980(2024)03-0316-08

## 实测卫星频谱占用状态拟合与预测方法

王海荣<sup>1a</sup>, 唐胜华<sup>1b</sup>, 肖欣<sup>2</sup>, 戴佳<sup>3</sup>, 丁晓进<sup>1b</sup>, 张更新<sup>1b</sup>

(1.南京邮电大学 a.物联网学院; b.卫星通信研究所, 江苏 南京 210003;  
2.中国移动通信集团江苏有限公司, 江苏 南京 210029; 3.江苏正赫通信息科技有限公司, 江苏 南京 210018)

**摘要:** 由于在不同时间、不同空间卫星接收数据底噪是动态起伏的, 传统建模固定门限的方法存在缺陷。本文在时间维度上对卫星频谱感知数据的频谱占用模型进行分析, 利用自适应阈值法确定噪声门限, 对卫星频谱数据进行预处理, 得到卫星频谱占用长度序列。为对卫星频谱的态势进行有效的统计分析, 利用泊松分布和指数分布方法对频谱占用时间长度序列的概率密度曲线进行拟合, 得到了适用于卫星频谱占用时间序列的概率分布模型。基于所得的卫星频谱占用状态模型, 通过两状态马尔可夫链计算出卫星信道某一频点的状态转移矩阵, 从而预测出信道占用和空闲的概率。利用卫星频谱感知数据构建的数据集进行反向传播(BP)神经网络训练, 预测某一频点的占用长度。通过计算BP神经网络与传统的长短期记忆(LSTM)神经网络预测法的均方根误差(RMSE), 得到LSTM神经网络的RMSE为2.208 1, BP神经网络的RMSE为0.172 8。评估结果表明, BP神经网络准确度高。

**关键词:** 卫星频谱; 信道占用; 拟合; Markov模型; 神经网络

**中图分类号:** TN911.7

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11805/TKYDA2022004

## Fitting and forecasting method of spectrum occupancy state of measured satellite

WANG Hairong<sup>1a</sup>, TANG Shenghua<sup>1b</sup>, XIAO Xin<sup>2</sup>, DAI Jia<sup>3</sup>, DING Xiaojin<sup>1b</sup>, ZHANG Gengxin<sup>1b</sup>

(1a.School of the Internet of Things; 1b.Institute of Satellite Communication, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu 210003, China; 2.Jiangsu Co. Ltd., China Mobile Group, Nanjing Jiangsu 210029, China;  
3.Jiangsu Truecomm Information Technology Co. Ltd., Nanjing Jiangsu 210018, China)

**Abstract:** The spectral occupancy model of satellite spectrum sensing data in the temporal dimension is analyzed. Because the bottom noises in satellite receiving data are undulated in different time and space, the traditional modeling methods with fixed threshold are defective. Therefore, the adaptive threshold method is introduced to determine the noise threshold and preprocess the satellite spectrum data to obtain the satellite spectrum occupancy length sequence. In order to make an effective statistical analysis on the situation of the satellite spectrum, the probability density curve of the spectral occupation time length series is fitted by using the Poisson and exponential distribution methods, and a probability distribution model suitable for the satellite spectrum occupation time series is obtained. Based on the obtained satellite spectral occupancy state model, the state transfer matrix at a certain frequency point of the satellite channel is calculated by two-state Markov chains to predict the probability of outgoing channel occupancy and idle. In addition, the Back-Propagation(BP) neural network is trained through the data set constructed by satellite spectrum sensing data to predict the occupancy length of a certain frequency point. By calculating the Root Mean Square Error(RMSE) of the BP neural network and the conventional Long Short-Term Memory(LSTM) neural network prediction methods, 0.172 8 and 2.208 1 are obtained respectively. The evaluation results show that the BP neural network bears the advantage of high accuracy.

**Keywords:** satellite spectrum sensing; channel occupancy; fitting; Markov model; neural network

收稿日期: 2022-01-02; 修回日期: 2022-03-03

当前，卫星通信面临覆盖范围广、占用频段宽、用频设备种类多样等挑战。对卫星频谱占用状态进行拟合和预测，不仅可以在准确了解频谱实际使用情况的同时，为频谱分析与决策、频谱管理以及动态频谱接入等通信技术提供实测数据参考<sup>[1]</sup>，还可有效解决由于传输时延带来的问题。因此，结合卫星通信的特点研究分析卫星频谱，不仅可以准确了解该频谱的实际占用情况，还可为如何提高频谱利用率提供一定的依据。传统的最大噪声法确定噪声门限的方法也能直观分辨出信号和噪声，但要求背景噪声是比较平稳的理想环境，当噪声波动较大时，容易出现滤除微弱信号的情况。为克服这一方法存在的缺陷，本文利用自适应阈值法确定噪声门限，该方法即使在卫星底噪起伏较大的情况下，也能快速准确地分辨出噪声和信号。目前的卫星占用状态模型能够在时间维度上描述和重现基本的统计特征，如传统地面站的频谱占用/空闲序列可以用经典的指数分布拟合，但在复杂的卫星通信系统场景中，传统的指数分布无法表现出良好的拟合性能。

本文通过分析研究现状及参考文献[2-5]的方法，提出一种卫星频谱占用状态序列拟合与预测方法。在参考文献[6]的拟合方法的基础上，提出利用泊松分布方法进行概率密度分布的拟合。基于所建立的卫星频谱占用状态模型，通过两状态马尔可夫链计算出卫星信道某一频点的状态转移矩阵，从而预测出信道占用和空闲的概率。此外，本文提出了基于BP神经网络<sup>[7]</sup>的模型预测，通过仿真结果和误差的量化结果对比，BP神经网络的预测比LSTM模型预测更加准确。

## 1 数据预处理

### 1.1 系统模型

图1为本文的系统模型图，卫星物联网场景中包含多颗卫星构成的环绕地球的卫星星座、散布在地球表面的物联网终端及地面信关站等多种节点类型<sup>[8]</sup>。其中，物联网终端用于信息的感知和收集；卫星星座用于转发物联网收集到的信息，信息通过卫星星座从源终端传输到目的终端；地面信关站作为鉴权管理、处理中心和数据中心，为频谱分析与决策、频谱管理以及动态频谱接入等通信技术提供实测数据参考。

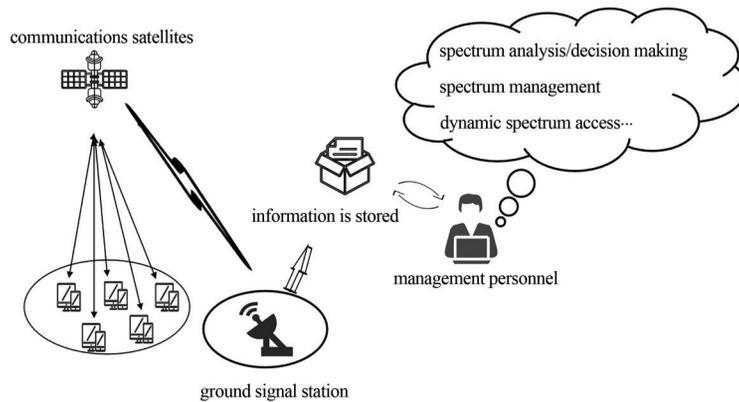


Fig.1 System model

图1 系统模型

### 1.2 数据预处理

从载波监视设备上可以实时采集到由卫星传来的信号功率强度数据，由此可得卫星频谱感知数据矩阵  $\mathbf{P}$ ：

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p(t_1, f_1) & p(t_1, f_2) & \cdots & p(t_1, f_N) \\ p(t_2, f_1) & p(t_2, f_2) & \cdots & p(t_2, f_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p(t_M, f_1) & p(t_M, f_2) & \cdots & p(t_M, f_N) \end{bmatrix}_{M \times N} \quad (1)$$

式中  $p(t_m, f_n)$  表示给定  $t_m$ 、 $f_n$  的接收信号强度， $t_m$  为第  $m$  个时刻， $1 \leq m \leq M$ ， $M$  表示频点采样时刻； $f_n$  为第  $n$  个频点， $1 \leq n \leq N$ ， $N$  表示采样的频点个数。

卫星接收数据底噪是动态起伏的，传统建模固定门限的方法存在缺陷。在现有的技术基础上，参考文献[9]的方法，具体确定阈值的原则可概括为：将卫星某一频点的信号强度数据从小到大依次排序，统计每一强度值对应的数目，并绘制出该组数据的二维曲线图，如图2所示，其中  $x$  轴为信号强度(Power Spectral Density, PSD)值， $y$  轴为每一强度值对应的概率密度函数(Probability Density Function, PDF)，即该强度值出现的概率。选取曲

线图中第 1 次出现的极小值点, 并将该点对应的信号强度值确定为该组数据的阈值; 利用自适应阈值法确定噪声门限, 选取其中一个频点的数据进行数据预处理, 获得卫星占用长度序列。

具体确定阈值的方法如下:

步骤 1: 选取卫星频谱中频点  $f_n$  的卫星信号强度数据  $p(t_m, f_n)$ , 并将该频点的信号强度数据从小到大依次排序, 统计每一强度值对应的概率密度值, 并选择第 2 小的强度值及其对应的概率值, 进入步骤 2;

步骤 2: 计算所选强度值对应的概率值与所选强度值的前一个强度值对应的概率值的差值, 如果差值  $\geq 0$ , 进入步骤 3; 否则, 进入步骤 4;

步骤 3: 选取当前强度值的后一个强度值及其概率值作为当前的强度值和概率值, 进入步骤 2;

步骤 4: 计算所选强度值对应的概率值与该强度值的后一个强度值对应的概率值间的差值, 如果差值  $\geq 0$ , 进入步骤 3; 否则, 将当前信号强度值设为门限值  $P_{\text{threshold}}$ , 并进入步骤 5;

步骤 5: 计算  $f_n$  频点的占用/空闲时间序列, 占用为 1, 空闲为 0, 并进入步骤 6;

$$\tilde{T} = \begin{bmatrix} T(t_1, f_n) \\ T(t_2, f_n) \\ \vdots \\ T(t_M, f_n) \end{bmatrix}_{M \times 1} \quad (2)$$

$$\text{式中 } T(t_m, f_n) = \begin{cases} 0, & p(t_m, f_n) \leq P_{\text{threshold}} \\ 1, & p(t_m, f_n) > P_{\text{threshold}} \end{cases}$$

步骤 6: 统计卫星频谱的占用长度序列, 遍历所述序列, 统计所述序列中连续为 1(信道连续占用状态)的长度, 得到频点  $f_n$  的信道占用长度序列  $F = (F_1, F_2, \dots, F_X)$ ; 其中,  $X$  为序列长度,  $F_X$  为占用长度值。

## 2 卫星频谱占用状态拟合

对获取的实测占用时间序列的概率密度曲线进行拟合, 获得概率密度分布结果。本文采用两种拟合方法, 分别为指数分布拟合和泊松分布拟合。

### 2.1 指数分布

指数分布<sup>[10]</sup>是一种常用来表示独立随机事件发生的时间间隔的概率分布, 其概率密度函数为:

$$y = f(t|\omega) = \frac{1}{\omega} e^{-\frac{t}{\omega}}, t \geq 0 \quad (3)$$

式中  $\omega > 0$ , 表示某事件发生的概率。

指数分布的特点是记忆特性。指数分布表示随机变量的概率只与时间间隔有关, 而与时间起点无关。因此指数分布可用于建模随时间随机发生的事件。

### 2.2 泊松分布

根据文献[11], 泊松分布是一种统计与概率学里常见的离散机率分布, 适合于描述单位时间(或空间)内随机事件发生的次数, 如式(3)所示, 用于对卫星实测占用时间序列的概率密度曲线进行拟合。

$$P(\tau) = \frac{\lambda^\tau e^{-\lambda}}{\tau!} \quad (4)$$

式中:  $\tau$  表示序列集  $F$  中某一个点在采样周期内出现的次数;  $\lambda$  表示序列集  $F$  中某一个点在采样周期内出现的平均次数。

## 3 卫星频谱占用状态预测

时间序列是指客观事物按时间排序产生的一类数据, 具有一定的合乎常理的规律性, 这也是进行时间序列

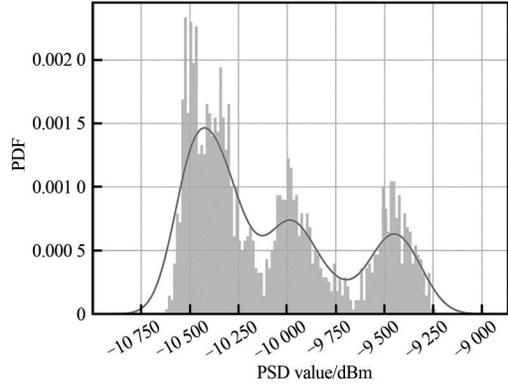


Fig.2 Determination of threshold value by adaptive threshold method  
图2 自适应阈值法确定门限值

分析的前提。本文对卫星频谱占用长度序列的预测采用两种方案：一种是经典的马尔可夫模型，用来预测卫星频谱占用状态；另一种是本文提出的基于BP和LSTM神经网络的预测方案，用来预测卫星频谱占用长度。

### 3.1 马尔可夫模型

卫星通信中，信道的拥有者为授权用户，也叫主用户。认知无线电用户则机会性占用信道，成为非授权用户，也叫次级用户。信道被占用则称信道为占用状态，信道不被占用则称为空闲状态。在给定的瞬间，授权用户的信道可能处于占用状态，也可能处于空闲状态。因此，从认知无线电系统的角度看，可以使用两状态马尔可夫模型对授权用户的信道状态的时间占用模式进行建模。本文参照文献[12]的方法，利用马尔可夫模型计算卫星频谱状态转移概率矩阵，从而提前预测出信道空闲/占用的概率矩阵。具体计算步骤如下：

1) 划分状态空间：将状态空间定义为  $S=(S_0, S_1)$ 。其中  $S_0$  表示信道空闲， $S_1$  表示信道占用；

2) 计算初始概率：通过分析卫星频谱占用序列的历史数据得到的状态概率即为初始概率，由状态  $S_i$  转移到  $S_j$  的概率，称为转移概率：

$$P_{ij}=P(S_i \rightarrow S_j), \text{其中 } i, j=0, 1。$$

3) 计算状态转移概率矩阵  $P$ ：

$$P=\begin{bmatrix} P_{00} & P_{01} \\ P_{10} & P_{11} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中： $P_{00}=\frac{S_{00}}{S_{00}+S_{01}}$ ； $P_{01}=\frac{S_{01}}{S_{00}+S_{01}}$ ； $P_{10}=\frac{S_{10}}{S_{10}+S_{11}}$ ； $P_{11}=\frac{S_{11}}{S_{10}+S_{11}}$ ， $S_{ij}$  表示在该序列中信道状态由  $i$  转向  $j$  的次数，如  $S_{01}$  表示信道状态由空闲转向占用的次数。

4) 根据初始状态及状态转移概率矩阵  $P$  对信道空闲/占用概率进行预测：预测得到未来第  $k$  个时刻的信道占用/空闲概率矩阵：

$$P(k)=A\begin{bmatrix} P_{00} & P_{01} \\ P_{10} & P_{11} \end{bmatrix}^k = [P_0(k) \quad P_1(k)] \quad (6)$$

式中： $P_0(k)$  表示第  $k$  个点信道状态为空闲的概率； $P_1(k)$  表示第  $k$  个点信道状态为占用的概率， $1 \leq k \leq K$  ( $K$  为样本长度)。  $A$  为初始状态矩阵，根据获取到的卫星频谱信道占用和空闲序列  $\tilde{T}$  中的最后一个点  $T(t_M, f_n)$  的值进行设定，若  $T(t_M, f_n)=0$ ， $A=[1, 0]$ ；否则  $A=[0, 1]$ 。

未来的信道占用/空闲概率矩阵为：

$$I=\begin{bmatrix} P_0(1) & P_1(1) \\ P_0(2) & P_1(2) \\ \vdots & \vdots \\ P_0(K) & P_1(K) \end{bmatrix} \quad (7)$$

通过式(6)~(7)实现了通过状态转移矩阵预测出未来若干个时间点信道空闲和占用的概率矩阵。

5) 将上述预测的概率矩阵  $I$  转化为信道的占用/空闲序列。假设由上述预测的概率矩阵转化得到的占用/空闲序列为： $D=(D_1, D_2, \dots, D_K)$ ，转化方法如下：

若  $P_0(k) < P_1(k)$ ，表明第  $k$  个点信道状态为占用的概率大于空闲的概率，判定为占用， $D_k=1$ ；若  $P_0(k) > P_1(k)$ ，表明第  $k$  个点信道状态为占用的概率小于空闲的概率，判定为空闲， $D_k=0$ 。

### 3.2 神经网络预测

#### 3.2.1 LSTM 神经网络

通过研读并分析文献[13-14]可知，LSTM神经网络的核心为单元状态，LSTM单元上方从左贯穿到右的水平线，将信息从上一个单元传递至下一个单元，这3个单元分别为遗忘门、输入门和输出门。遗忘门是以上一单元的输出  $h_{t-1}$  和本单元的输入  $x(t)$  为输入的 Sigmoid 函数，为每一项产生一个在 [0,1] 内的值，控制上一单元状态被遗忘的程度。输入门和一个  $\tan h$  函数配合控制新信息的加入， $\tan h$  函数产生一个新的候选向量，输入门为候选向量中的每一项产生一个在 [0,1] 内的值，控制新信息的加入。至此，遗忘门的输出  $f_t$  用来控制上一单元被遗忘的程度，输入门的输出  $i(t)$  用来控制新信息的加入，以此更新本记忆单元的单元状态。输出门用来控制当前的单元状

态被过滤掉的程度，先将单元状态激活，输出门为其中每一项产生一个在 $[0,1]$ 内的值，控制单元状态被过滤的程度。

### 3.2.2 BP 神经网络

神经网络是由许多神经元按照一定规则互联而成的模拟生物神经信息处理方法的新型自适应系统，目前已广泛用于信息处理、模式识别、智能控制以及系统建模等领域，尤其是基于误差反向传播(Back-Propagation, BP)算法的多层前馈网络，即BP神经网络。

参照文献[15]的方法，利用BP神经网络对样本长度为 $X$ 的信道占用长度序列集 $F$ 进行预测，具体步骤如下：

1) 首先，对数据集 $F$ 进行归一化：

$$F^*(x) = \frac{F(x) - c}{d - c} \quad (8)$$

式中： $F^*(x)$ 为归一化后的值； $F(x)$ 为训练集的占用长度值， $1 \leq x \leq X$ ； $d = \max_{1 < x < X} F(x)$ ； $c = \min_{1 < x < X} F(x)$ 。

将归一化后的 $F^*(x)$ 传入神经网络训练，输出网络模型。网络训练模型的性能评估准则为均方误差(MSE)，用以评估预测数据占用长度和原始数据占用长度对应点误差的平方和的均值：

$$E_{MS} = \frac{1}{X} \sum_{x=1}^X [F(x) - \hat{F}(x)]^2 \quad (9)$$

式中 $\hat{F}(x)$ 为训练模型预测的占用长度值。

2) 设置网络迭代次数为 $Q$ 、期望误差为 $E$ 、样本个数为 $R$ 、初始值 $r=0$ 、总误差 $E_{RME}=0$ ，所述神经网络模型训练过程为：

步骤1：输入第 $r$ 个样本，进入步骤2；

步骤2：计算总误差 $E_{RME} = E_{RME} + E_{MS}$ ，进入步骤3；

步骤3：当 $r < R$ 时， $r = r + 1$ ，返回步骤1；否则，网络迭代次数 $q = q + 1$ ，进入步骤4；

步骤4：当 $E_{RME} > E$ 时，若 $q < Q$ ，则 $E_{RME} = 0$ ， $r = 0$ ，返回步骤1；否则，结束训练，利用训练好的神经网络模型预测，选定频点未来的频谱占用长度。

训练模型的优化目标为：

$$\min_{w_j, 1 \leq j \leq J} MSE \quad (10)$$

式中： $j$ 表示隐层的索引； $J$ 表示隐层数量； $w_j$ 表示第 $j$ 层最佳的权值矩阵。

## 4 仿真结果

参照文献[16]的卫星频谱数据采集方法，从载波监视设备上可以实时采集到由中星10号卫星传来的信号功率强度数据，并在时间维度上对中星10号卫星的频谱感知数据频谱占用模型进行分析。图3为卫星频谱占用状态拟合结果图；图4为马尔可夫模型预测信道的占用和空闲概率结果图；图5为基于LSTM神经网络预测中星10号卫星频谱占用长度的预测结果图；图6为基于BP神经网络预测中星10号卫星频谱占用长度的预测结果图；图7为BP神经网络预测天通一号卫星频谱占用长度图；图8为LSTM神经网络预测天通一号卫星频谱占用长度图。

从图3可以直观地看出拟合结果的优劣，泊松分布拟合曲线良好，泊松分布下生成的时间序列比指数分布下生成的时间序列更逼近实测时间序列。相比较于泊松分布的拟合结果，可以发现指数分布对于部分数据拟合结果良好，不足之处是指数分布在高频数据部分的拟合效果较差。

从图4可以看出，通过马尔可夫预测模型，得到未来12个时间点的信道的占用和空闲概率，在样本序列大于8时，信道的占用和空闲概率分布趋于平稳。

LSTM神经网络对卫星频谱占用长度的预测结果如图5所示，设置最大收敛次数为epochs=2 000，学习速率为 $lr=0.01$ 。LSTM预测结果不尽人意，预测值与真实值误差较大。其原因是因为LSTM神经网络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，在预测过程中只是消除了数据的部分随机波动的影响，没有充分考虑数据的随机性和波动性。针对LSTM模型预测的局限性，使用BP神经网络进行频谱占用模型的预测。

同样设置最大收敛次数为epochs=2 000，学习速率为 $lr=0.01$ 。由图6可知，BP神经网络预测值与真实值误差较小，BP神经网络的预测更加适用于频谱占用时间长度序列的预测，预测精确度更高，预测效果也更好。为检验BP神经网络预测算法的有效性，采取标准误差(RMSE)进行检验，并与LSTM模型预测结果进行对比，如表1

所示。表 2 从时间复杂度  $T(n)$  和空间复杂度  $S(n)$  的角度对 BP 和 LSTM 两种网络预测模型的预测性能进行了分析，两者算法的空间复杂度相同，但 BP 神经网络的时间复杂度要低于 LSTM 神经网络。

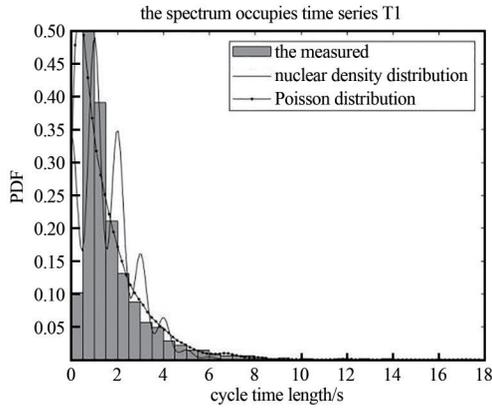


Fig.3 Fitting results of satellite spectrum occupancy state  
图 3 卫星频谱占用状态拟合结果图

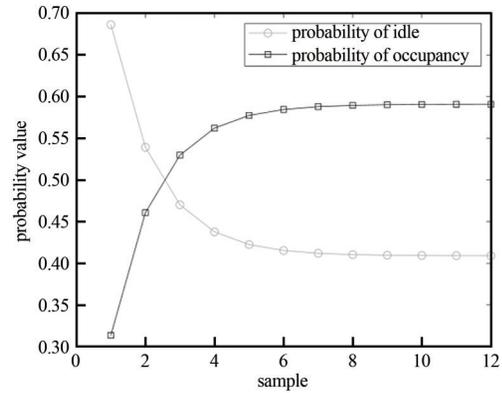


Fig.4 Prediction of channel occupancy and idle probabilities by Markov model  
图 4 马尔可夫模型预测信道的占用和空闲概率

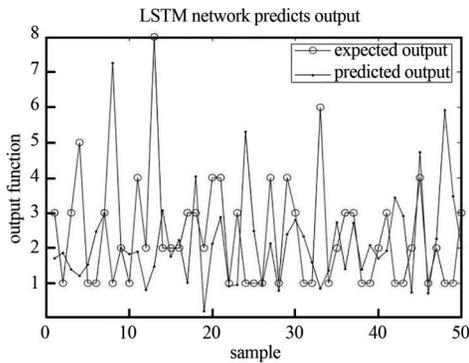


Fig.5 Prediction of spectrum occupancy length of Zhongxing-10 satellite by LSTM neural network  
图 5 LSTM 神经网络预测中星 10 号卫星频谱占用长度

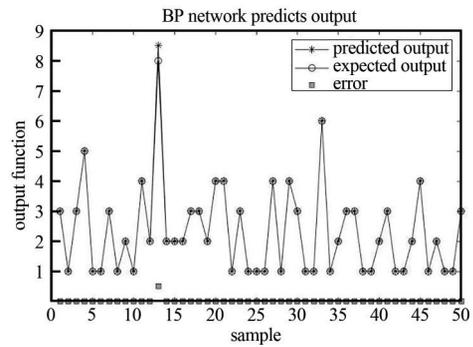


Fig.6 Prediction of spectrum occupancy length of ZHONGxing-10 satellite by BP neural network  
图 6 BP 神经网络预测中星 10 号卫星频谱占用长度

表 1 两种模型检验结果

Table1 Test results of two models

method	RMSE
LSTM	2.208 1
BP	0.172 8

表 2 两种模型复杂度分析

Table2 Complexity analysis of the two models

	BP	LSTM
$T(n)$	$O(1)$	$O(n)$
$S(n)$	$O(n)$	$O(n)$

为进一步验证 BP 网络模型相对 LSTM 网络模型优势，本文增加了一组针对不同数据集的预测对比实验。采集天通 1 号的卫星频谱感知数据，在相同的实验环境和仿真参数下，对其卫星频谱占用长度进行预测，得到预测结果如图 7~8 所示。

天通 1 号 S 频段转发器主要是窄带业务，中星 10 号实际承载相对是宽带、广播业务。这两者终端、业务特性差异非常大，相对的频谱占用特征也会有差异，但由实验结果可以直观地看出，BP 神经网络也能表现出良好的预测性能。

### 5 结论

本文在时间维度上对卫星频谱感知数据的频谱占用模型进行了分析。在现有的技术基础上，利用自适应阈值法确定噪声门限，对卫星频谱数据进行预处理，得到卫星频谱占用长度序列。为了对卫星频谱的态势进行有效的统计分析，利用泊松分布和指数分布方法对频谱占用时间长度序列的概率密度曲线进行拟合，提出了适用于卫星频谱占用时间序列的概率分布模型。基于所建立的卫星频谱占用状态模型，通过两状态马尔可夫链计算出卫星信道某一频点的状态转移矩阵，从而预测出信道占用和空闲的概率。此外，本文利用基于 BP 神经网络和

LSTM 神经网络的模型预测, 通过对比仿真结果和误差的量化结果, BP 神经网络的预测比 LSTM 神经网络预测更加准确; 本文还设置了一组针对不同数据集的预测对比实验, 进一步验证了 BP 神经网络模型相对 LSTM 神经网络模型的优势。

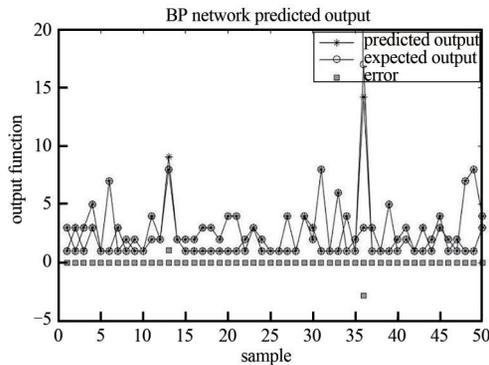


Fig.7 Prediction of spectrum occupancy length of Tiantong-1 satellite by BP neural network

图 7 BP 神经网络预测天通一号卫星频谱占用长度

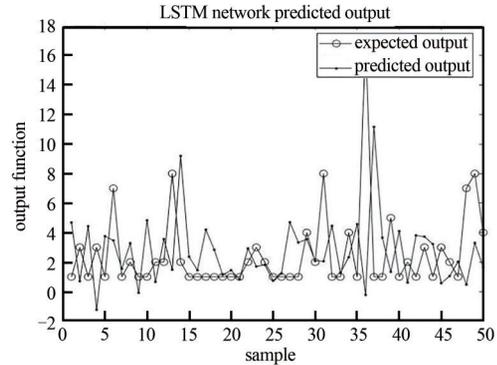


Fig.8 Prediction of spectrum occupancy length of Tiantong-1 satellite by LSTM neural network

图 8 LSTM 神经网络预测天通一号卫星频谱占用长度

#### 参考文献:

- [ 1 ] 吕国成,赵燕飞,李毅. GEO 卫星信道建模分析及实时模拟环境构建[J]. 实验室研究与探索, 2021,40(9):133-137. (LYU Guocheng,ZHAO Yanfei,LI Yi. Channel analysis and real-time channel simulator for GEO satellite communication[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2021,40(9):133-137.) doi:10.19927/j.cnki.syyt.2021.09.030.
- [ 2 ] 信雪梅,南作用. 基于大规模 MIMO 技术的 5G 无线信道建模及仿真[J]. 邮电设计技术, 2020(7):46-51. (XIN Xuemei,NAN Zuoyong. Modeling and simulation of 5G wireless channel based on massive MIMO technology[J]. Designing Techniques of Posts and Telecommunications, 2020(7):46-51.) doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2020.07.009.
- [ 3 ] 李彤,苗成林,吕军,等. 频谱用户行为特征建模与分析[J]. 装甲兵工程学院学报, 2019,33(1):87-92. (LI Tong,MIAO Chenglin, LYU Jun, et al. Research on modeling of spectrum behavior characteristics[J]. Journal of Academy of Armored Force Engineering, 2019,33(1):87-92.) doi:10.3969/j.issn.1672-1497.2019.01.014.
- [ 4 ] 王晓华. 面向认知无线通信的动态频谱接入技术[J]. 信息技术, 2020,44(11):137-141. (WANG Xiaohua. Dynamic spectrum access technology for cognitive wireless communication[J]. Information Technology, 2020,44(11):137-141.) doi:10.13274/j.cnki.hdzj.2020.11.027.
- [ 5 ] 梁振涛,潘卫清. 基于小波变换的自适应阈值去噪算法[J]. 计算机产品与流通, 2020(11):139-140. (LIANG Zhentao,PAN Weiqing. Adaptive threshold denoising algorithm based on wavelet transform[J]. Computer Products and Circulation, 2020(11):139-140.)
- [ 6 ] 贾媛媛,谈振辉,黄清,等. GSM 频段主用户频谱占用情况的测量和建模研究[J]. 电信科学, 2011,27(6):79-83. (JIA Yuanyuan, TAN Zhenhui,HUANG Qing, et al. Study on the measurement, analysis and modeling of primary user spectrum occupation in GSM band[J]. Telecommunications Science, 2011,27(6):79-83.) doi:10.3969/j.issn.1000-0801.2011.06.014.
- [ 7 ] CAO Yu,ZHANG Linghua. Data fusion of heterogeneous network based on BP neural network and improved SEP[C]// 2017 the 9th International Conference on Advanced Infocomm Technology(ICAIT). Chengdu, China: IEEE, 2017: 138-142. doi:10.1109/ICAIT.2017.8388903.
- [ 8 ] 朱天天,刘子威,张更新. 卫星物联网接入技术综述[C]// 第十六届卫星通信学术年会. 北京:中国通信学会卫星通信委员会, 2020:72-80. (ZHU Tiantian,LIU Ziwei,ZHANG Gengxin. A review of satellite IoT access technology[C]// Proceedings of the 16th Annual Satellite Communication Conference. Beijing:Satellite Communication Committee of China Institute of Communications, 2020:72-80.) doi:10.26914/c.cnkihy.2020.007255.
- [ 9 ] LI Haoyu,DING Xiaojin,YANG Yiguang,et al. Online spectrum prediction with adaptive threshold quantization[J]. IEEE Access, 2019(7):174325-174334. doi:10.1109/ACCESS.2019.2957335.
- [ 10 ] 唐乐锋. 基于指数分布的 AD 拟合优度检验频谱感知技术研究[D]. 烟台:烟台大学, 2016. (TANG Lefeng. Spectrum sensing technology for AD goodness of fit test based on exponential distribution[D]. Yantai,Shandong,China:Yantai University, 2016.) doi:10.7666/d.D01051181.
- [ 11 ] 刘市,王永超,杨国学. 基于 m 序列泊松分布统计模型仿真实现[J]. 河北省科学院学报, 2020,37(2):51-54. (LIU Shi,WANG

- Yongchao, YANG Guoxue. Simulation of Poisson distribution statistical model based on m series[J]. Journal of Hebei Academy of Sciences, 2020,37(2):51-54. doi:10.16191/j.cnki.hbks.2020.02.009.
- [12] 陈雯,吕王勇,李思奇,等. 两种马尔可夫链状态转移概率矩阵的估计与比较[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2021,35(8):217-223. (CHEN Wen,LYU Wangyong,LI Siqi,et al. Estimation and comparison of two Markov chain state transition probability matrices[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science Edition), 2021,35(8):217-223.) doi:10.3969/j.issn.1674-8425(z).2021.08.028.
- [13] HAN D H,UK K S,KIM S W,et al. Tensorflow-based long-short term memory network for SOH prediction of a lithium-ion cell[C]// 2019 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, Asia-Pacific(ITEC Asia-Pacific). Seogwipo, Korea(South): IEEE, 2019:1-5. doi:10.1109/ITEC-AP.2019.8903704.
- [14] 胡晓月,康凯,钱骅,等. 基于LSTM的LEO卫星链路自适应算法[J]. 系统工程与电子技术, 2021,43(1):237-243. (HU Xiaoyue, KANG Kai,QIAN Hua,et al. Link adaptation algorithm based on LSTM network for LEO satellite[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021,43(1):237-243.) doi:10.3969/j.issn.1001-506X.2021.01.29.
- [15] LIU Tianyang,MEI Haoyuan,SUN Qiang,et al. Application of neural network in fault location of optical transport network[J]. China Communications, 2019,16(10):214-225. doi:10.23919/JCC.2019.10.014.
- [16] 刘稳. 天通一号S频段下行链路中频谱占用时间序列的建模与预测[D]. 南京:南京邮电大学, 2020. (LIU Wen. Modeling and prediction of time series for S-band spectrum use in Tiantong-1 satellite downlink[D]. Nanjing, China:Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2020.) doi:10.27251/d.cnki.gnjdc.2020.001204.

#### 作者简介:

王海荣(1998-),女,在读硕士研究生,主要研究方向为卫星通信.email:13937683911@163.com.

唐胜华(1998-),男,在读硕士研究生,主要研究方向为卫星物联网.

丁晓进(1981-),男,博士,教授,主要研究方向为空间信息网络、卫星物联网、大数据智能分析及应用.

张更新(1967-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为空间信息网络、卫星通信等.