

卫星频谱信号智能挖掘技术

吕秋霖^{1,3}, 丁晓进^{1,3}, 张更新^{2,3}

- (1. 南京邮电大学物联网学院, 江苏 南京 210003 ;
2. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003 ;
3. 南京邮电大学卫星通信研究所, 江苏 南京 210003)

摘要: 随着空间信息网络的建设, 可用频谱资源日益紧缺, 面临的电磁环境越来越复杂, 实现对全球电磁频谱态势的安全掌控所面临的挑战更加突出。针对以上问题, 研究电磁频谱占用状态感知方法, 通过构建时间卷积神经网络来感知频谱占用状态; 探索频谱参数提取方法, 结合底噪拟合和聚类分析, 实现对中心频率、带宽、峰值功率等参数的提取; 为挖掘异常频谱数据, 研究利用神经网络自动检测起伏底噪、频谱草和大带宽等异常频谱; 考虑星地间的大传播时延, 进一步通过构建神经网络来实现对频谱占用状态的预测; 将卫星频谱信号的感知、异常、参数和预测结果进行可视化呈现。初步评估结果表明, 所设计的一套频谱感知、异常检测、参数认知和态势预测等卫星频谱智能挖掘技术, 在提升频谱态势安全掌控能力的同时, 还能有效提升频谱资源利用率。

关键词: 频谱感知; 参数认知; 异常检测; 频谱态势

中图分类号: V19

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2022029

Intelligent Excavation Technologies for Satellite Spectrum Signals

LYU Qiulin^{1,3}, DING Xiaojin^{1,3}, ZHANG Gengxin^{2,3}

1. College of Internet of Things, Nanjing University of Post and Telecommunications, Nanjing 210003, China
2. College of Telecommunications & Information Engineering, Nanjing University of Post and Telecommunications, Nanjing 210003, China
3. Satellite Communication Research Institute, Nanjing University of Post and Telecommunications, Nanjing 210003, China

Abstract: With the construction of spatial information network, the available spectrum resources are increasingly scarce, and the electromagnetic environment is becoming more and more complex, resulting in a more prominent challenge of realizing the safe control of the global electromagnetic. Therefore, the sensing method of electromagnetic spectrum occupation state was studied, a time convolution neural network to sense the spectrum occupation state was constructed. To mine abnormal spectrum data, neural network was used to automatically detect abnormal spectrum, such as fluctuation noise floor, spectrum grass and large bandwidth. The spectrum parameter extraction method was explored. Considering the large propagation delay between the spectrum-sensing satellite and its gateway, a neural network was constructed to predicted the spectrum occupation state. The perception, anomaly, parameters and prediction results of satellite spectrum signal were visualized. The preliminary evaluation results showed that the designed satellite-spectrum intelligent mining technologies could not only improved the sensing ability of spectrum situation, but also effectively improved the utilization of spectrum resources.

Keywords: spectrum sensing, parameters recognition, abnormal detection, spectrum situation

收稿日期: 2022-01-28; **修回日期:** 2022-07-06

通信作者: 丁晓进, dxj@njupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62171234, No. U21A20450, No. 61971440); 江苏省前沿引领技术基础研究专项 (No. BK20192002)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 62171234, No. U21A20450, No. 61971440), Jiangsu Province Basic Research Project (No. BK20192002)

0 引言

随着空间信息网络的建设,可申请使用的频率资源越来越紧张,对电磁环境的安全要求不断提高。全球电磁频谱感知是掌控电磁空间安全的基础,是建设空间信息网络的先行部署。作为国家重要基础设施,空间信息网络是以同步卫星或中低轨道卫星、平流层气球和有人或无人驾驶飞机等空间平台为载体,实时获取、传输和处理空间信息的网络系统。系统中节点种类多、支持业务类型多、用频设备多且环境复杂。随着空中节点的数量越来越多,可申请使用的频率资源越来越紧张,对电磁安全的要求也不断提高。因此,电磁频谱感知是掌控电磁空间安全和实现频谱资源高效利用的基础,为空间信息网络等全球应用的频率使用提供支持。

由多颗低轨(Low Earth Orbit, LEO)卫星构成的星座可实现全球(包含两极)无缝覆盖,具有覆盖范围大、星地距离近、传播损耗小等优势,对于实现全球频谱感知具有极大的吸引力。在全球广域监测中,监视范围广、监测对象多,受限于低成本和轻小型化要求,单颗低轨卫星的感知能力、处理能力和传输能力均有限,但是为了精准感知目标信号的属性和挖掘频谱空洞,需要尽可能高的监测精度。此外,在全球频谱监测中,低轨星座中的卫星传感器不断进行频谱感知,将会产生海量的监测数据,但这些信息中存在大量的冗余信息和不准确信息,不能适应频谱态势高效掌控需求。

在频谱感知方面,目前国内外的频谱感知算法主要有能量检测法^[1]、匹配滤波法^[2]、循环平稳特征检测法^[3]等。能量检测法由于计算复杂度低,在不同频谱感知场景下具有广泛的应用,但能量检测法在低信噪比、背景噪声非平稳条件下性能急剧下降。匹配滤波法需要用频设备的先验信息,是性能最佳的感知方法,但在实际的应用场景下,大多电磁信号都是非合作的用频设备,先验信息很难获得。循环平稳特征检测法不需要用频设备的先验知识,但计算复杂度高,低信噪比条件下性能较差,不适合计算能力受限的LEO卫星感知平台。此外,传统的载波频率估计方法主要包括频率居中法、Welch功率谱估计法、基于Welch功率谱的载频估计法^[4]等。进一步利用基于功率谱分布函数几何学分析的信号带宽估计法可以获得信号带宽参数。近年来,机器学习技术被广泛应用到图像识别领域^[5],但在频谱信号特征辨识方面还不太深入,如何结合机器学习技术进行卫星频谱信号特征的智能辨识具有重要的研究意义。

1 频谱信号挖掘框架

人工智能已经在卫星频谱应用中展现了巨大潜力,

为此,本文结合机器学习技术设计一套卫星频谱信号挖掘技术,所设计的卫星频谱信号智能挖掘框架如图1所示。卫星不断接收频谱信号,感知卫星如果具有较强的计算能力,可由其进行频谱信号挖掘;否则,感知卫星将所接收的信号转发给信关站,由信关站进行频谱信号挖掘。如图1所示,频谱信号智能挖掘框架中包括频谱感知、参数识别、异常检测、态势预测等模块。

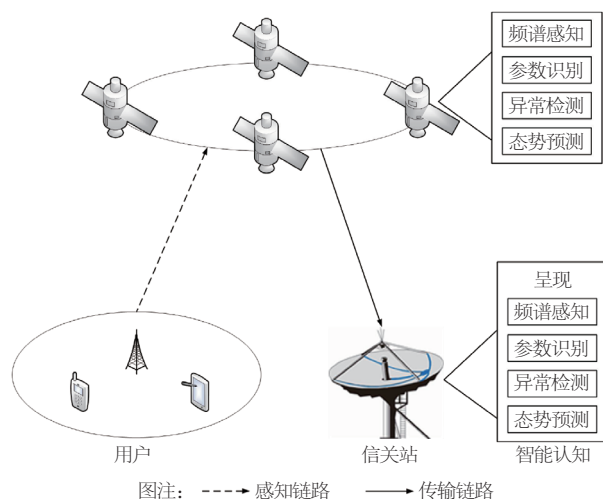


图1 卫星频谱信号智能挖掘框架

1.1 频谱感知

如今,快速增长的大规模连接需求需要越来越多的频谱资源。为了解决频谱短缺问题,认知无线电被认为是一种潜在的方法,它能够允许未经许可的设备机会主义地利用许可的频谱,未经许可的设备不应借助频谱感知对主要用户施加过度干扰^[6-8]。然而,可靠地检测主信号的存在可能具有挑战性,尤其是接收到的主信号的强度较弱。由于检测的简单性,能量检测器通常用于卫星频谱感知场景。然而,当信噪比(Signal-Noise Ratio, SNR)下降到某一阈值时,能量检测(Energy Detection, ED)的性能会变差甚至失效。与传统方法相比,深度学习是一种通过深度神经网络提取不同对象隐藏特征的有效方法,已被证明在许多复杂任务中是有效的,如计算机视觉和自然语言处理。为了进一步提高传统检测器的性能,可利用深度学习技术辅助频谱感知。

本文研究一种将卫星作为感知节点的频谱占用状态感知方法。考虑到传统的能量检测方法对噪声不确定性非常敏感,前期设计了一种基于时间卷积网络(Temporal Convolutional Networks, TCN)的频谱感知方法^[9],通过离线训练和在线检测阶段,消除噪声不确定性的影响,提高频谱感知的性能。TCN模型如图2所示。

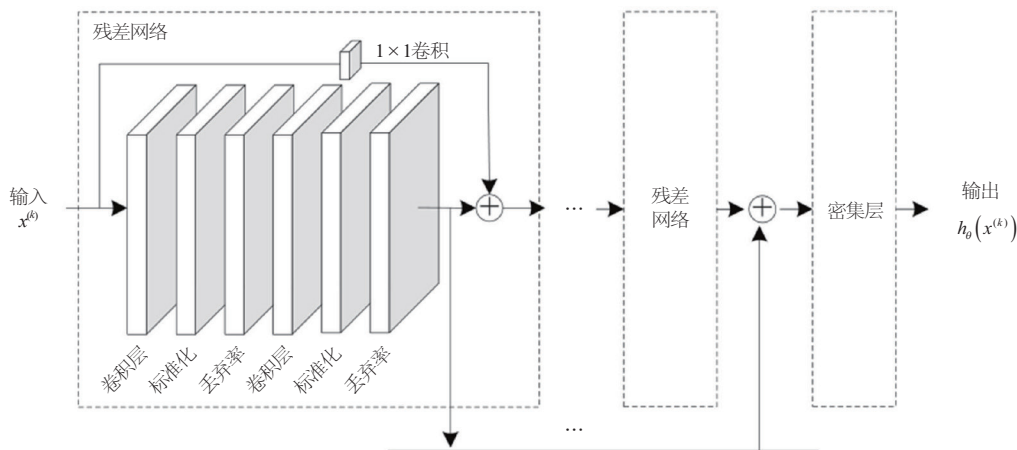


图2 TCN模型

在离线训练阶段，卫星捕获的频谱数据被发送到部署在网关上的TCN用于训练。此外，在在线检测阶段，利用训练好的TCN模型进行实时频谱感知，根据数据的时间特征提高频谱感知性能。

将频谱数据发送给TCN进行训练，从而获得训练好的TCN模型。然后，将在线测试样本输入TCN模型获得测试统计数据。通过将测试统计量与从虚警概率导出的检测阈值进行比较，可以获得主要用户的频谱占用状态。图3显示了几种方法的检测概率和信噪比的关系。结果表明，所提出的基于TCN的检测方法的性能仍然是最突出的，尤其是当信噪比低于-5 dB时，传统能量检测方法的性能开始恶化，而基于神经网络的检测器仍能正常工作，该方法具有能提高检测概率和降低计算复杂度的优点。

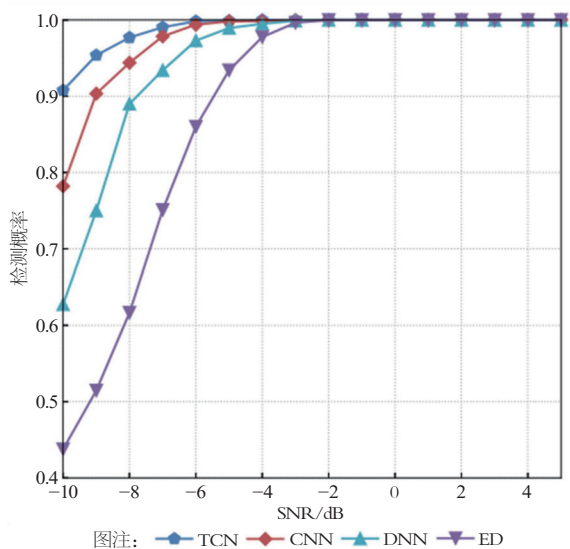


图3 几种方法检测概率和信噪比的关系

1.2 参数识别

在全球频谱感知系统中，星上及地面宽带频谱感知数据具有动态性、多维性、海量性、关联性等特点，而由于低成本、轻小型化的要求，卫星在观测资源、处理资源和通信资源上都具有局限性，系统将根据其频谱感知优化策略，在数据融合挖掘技术的保障下尽可能降低海量感知数据的采样分辨率及采样精度。此外，系统中节点种类多、支持业务类型多、用频设备多且环境复杂，由于观测资源、处理资源和通信资源上的局限性，系统将获得海量不完整、不可靠、质量不齐的数据，且信号中噪声动态起伏。

利用参数识别技术可实现对频谱参数的动态提取^[10-12]，为频谱态势安全掌控奠定基础。为此，前期研究了对频谱数据进行信号参数识别^[13]。为消除起伏噪声的影响，探索了底噪拟合与消除技术，为参数识别奠定基础，并进一步结合深度学习的图像处理和聚类分析技术，识别辐射源信号中心频率、信号的带宽、峰值功率等参数。

首先，多项式底噪拟合技术使用基于自适应阈值的方法确定信号与噪声的门限，然后对底噪进行多项式拟合补全，最后用原信号对拟合出的底噪求差修正原信号。这种方法可以降低起伏的噪声对于频谱信号的干扰，从而提高信号检测的精度，并降低检测的虚警概率。

其次，对频谱图像进行聚类分析，针对频谱聚类识别得出的信号进行参数估计，可以得到的参数有信号的最小频率、最大频率、最大功率和最小功率。相对于原始信号，聚类识别得出的信号元素点更为集中，能够更好地代表信号的典型值而减少频率上的不规律白噪声对于信号估计的影响。需要说明的是，聚类的参数是根据频谱图上的信号波峰特征确定的，所以确定下来的聚

类参数必须与确定聚类参数的频谱图有着相同格式的频谱图上使用。如果改变生成频谱图的参数,就要重新设计滤波和聚类参数。对于信号带宽的估计,根据底噪消除后的功率谱,使用去噪估计方法(改进的能量检测法)计算带宽。对于信号中心频率的估计,信号的中心应该代表信号的波峰位置,但是波峰在整体信号中并不一定在中心频率,所以需要考虑波峰相对于信号整体频率中心的偏离程度,于是使用信号中心频率加偏度的方法来说明中心频率。图4为频谱数据的聚类分析结果。

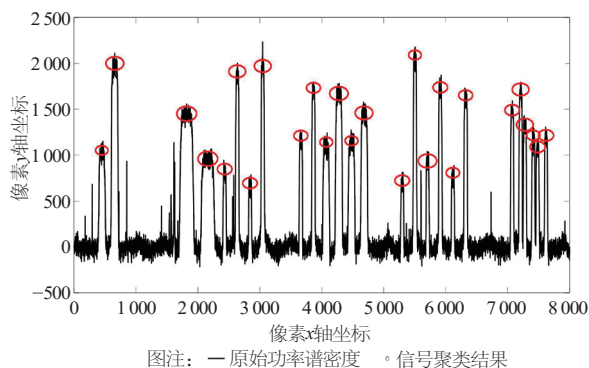


图4 频谱数据的聚类分析结果

1.3 异常检测

随着无线电技术的迅猛发展,动态频谱共享越来越重要,这可能会带来各种风险,干扰或异常是频谱监测系统中非常常见的现象,因此针对频谱的异常检测技术受到越来越多的关注,将计算机视觉技术应用到异常检测取得了一定的效果。

计算机视觉技术泛指使用计算机模拟人类的视觉处理能力所包含的技术,其中包含图像处理、图像分类、图像识别、图像分割等各个子领域。近年来随着深度学习的发展,计算机视觉能够实现越来越多的功能,针对图像的目标识别也得到了广泛的应用。目标识别是指识别图像中物体类别并标注其位置区域的技术,是计算机视觉领域近年来的研究热点,其中的两个子任务是目标定位和图像分类。目前最为成熟的目标检测框架是YOLO (You Only Look Once), 其具有一贯的快速识别的优点,在识别精度相同的情况下识别时间只有其他框架的一半^[14]。事实上其中的YOLOv3框架已经是当前运用最为广泛的目标识别框架,被集成到百度云等云平台。YOLO网络结构如图5所示。

针对频谱数据异常的检测,使用计算机视觉的方法将卫星频谱图作为背景图,将异常作为目标进行目标检测。在实现过程中,引入当下最为成熟的目标检测框架

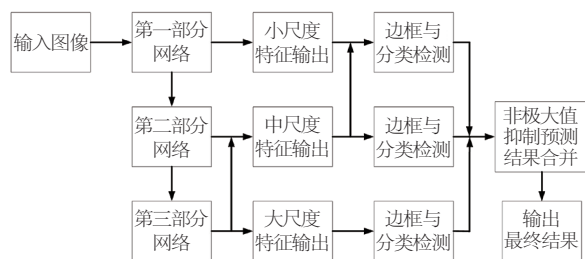


图5 YOLO网络结构

YOLOv3。通过神经网络选取、数据集制作和网络训练3个步骤训练出频谱异常检测的神经网络。数据集制作包含数据采集、图像生成和图像标注3个部分。在图像数据集的制作过程中,数据采集是指寻找符合要求的图片,利用卫星频谱监测系统采集的天通一号频谱数据生成相对应的频谱图像,这样的图片符合异常检测的应用场景,这样的数据集训练出的模型自然能够在使用的场景下发挥出好的效果。数据标注是指使用标注工具对频谱图像数据加上标签,这样数据集和标签结合就变成了能够被用于训练的训练集。在目标识别的应用场景下,数据标注使用侦查标注,在一幅图片中使用坐标标注出目标的位置;使用分类的标签标注出目标的类别。将标签数据集输入YOLO模型训练可以生成对应的目标检测模型,频谱图像输出模型可以输出有标注检测结果的频谱图像。频谱图像异常检测结果如图6所示。

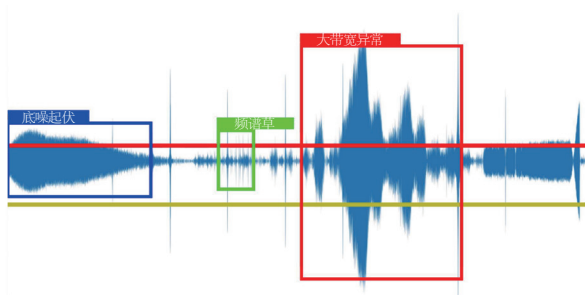


图6 频谱图像异常检测结果

1.4 态势预测

尽管高低卫星间频谱共享可提升频谱资源利用率,然而,频谱感知卫星和信关站间的传播时延较大,频谱感知结果可能过时,低轨卫星可能会通过访问高轨(Geosynchronous Earth Orbit, GEO)卫星正在使用的许可频谱来执行无线传输,从而影响GEO卫星的正常数据传输。

目前,基于深度学习的频谱预测由于能够推断频谱占用的内在规律而受到越来越多的研究关注^[15]。在此背



图7 CNN-BiLSTM预测模型网络结构

景下，前期研究利用一种卷积神经网络和双向长短时记忆（Convolutional Neural Network and Bidirectional Long Short Term Memory, CNN-BiLSTM）组合模型来实现频谱态势预测^[16]。模型网络结构如图7所示，主要包括3个阶段，在第一阶段，将对历史频谱数据进行预处理，以适合训练和测试；在第二阶段，可借助所设计的算法对提出的频谱预测模型进行训练以获得最优参数；在第三阶段，激活所提出的频谱预测模型，对未来频谱占用状态和未来频谱占用水平进行预测。

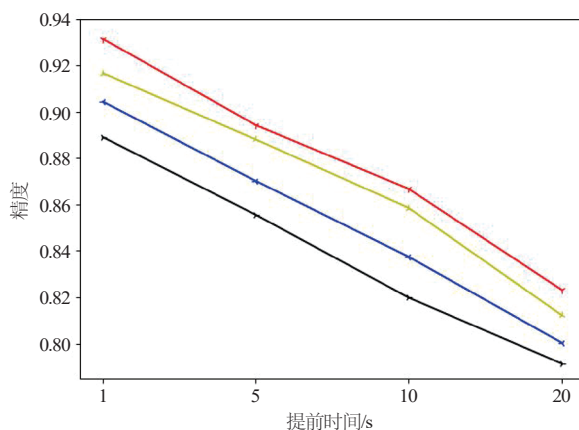
使用基于自适应门限量化的频谱数据预处理方案得到的频谱占用状态数据，通过对不同历史数据窗口长度下的模型进行比较，选取合适的输入神经网络中历史数据序列的长度，确保数据间的相关性，并减少数据冗余，节约计算成本。通过网格搜索和交叉验证的方法评估神经网络模型超参数。通过将实时频谱数据输入优化完毕的神经网络模型实现实时频谱预测，提前获知未来频谱占用状态，协助从用户调节发射参数，从而提高频谱资源利用率。

如图8和图9所示，所设计的CNN-BiLSTM模型不仅可实现对未来频谱占用状态进行预测，还可以对频谱占用

程度进行感知。相比于传统的预测方法，所设计的方法可取得更好的预测性能。因此，基于预测的结果进行频谱共享，可在一定程度上降低共享卫星间的同频干扰。

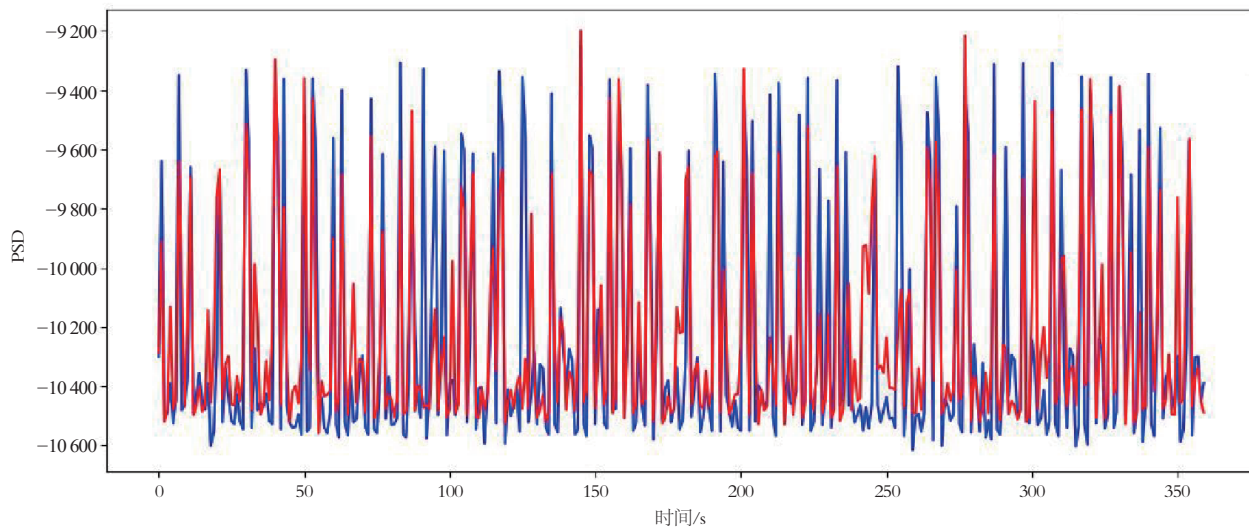
2 频谱信号智能挖掘软件设计

实现卫星频谱信号智能识别和全面展示离不开电磁



图注：— CNN-BiLSTM — CNN-LSTM — BiLSTM — LSTM

图8 不同提前时间的占用/空闲预测性能



图注：— 实际结果 — 预测结果

图9 占用程度的预测结果

态势可视化技术的支持。电磁态势可视化技术是对当前电磁环境进行分析及评估后,采用二维、三维或多维的可视化方法将各种电磁信号的类型、属性和分布等情况的分析结果用统计图表、频谱图、瀑布图、电磁地图等形式表现出来。为实现频谱感知、参数认知、异常检测、态势预测等结果的呈现,本文设计了一套呈现软件。整体架构是B/S结构,由前端、服务、数据3部分组成。前端部分为功能展现的方式,目前主要以Web网页作为各项功能的展示界面,主界面包含各种服务按钮,每种按钮绑定对应的服务请求,执行相关操作,读写数据库。服务部分包含各种API和中间件,为用户提供各项功能。数据部分为各种表单,用于存储采集的IQ数据、服务结果等。目前软件数据使用数据采集设备采集于天通一号卫星并保存为IQ数据。此外,实验所采用的平台是Intel(R) Core(TM)i5-10300H CPU@2.50GHz, GPU为GTX1650Ti,内存为16 GB,神经网络建立在TensorFlow框架上。

其中,软件的主要功能如下。

参数识别: 将时域IQ数据进行傅里叶变换至频域,对频域信号波形进行中心频率、带宽和峰值功率等参数的识别。

调制样式识别: 将时域IQ数据转化为星座图,利用深度学习技术对其进行识别。

异常检测: 干扰信号类型之外的干扰将被识别为异常,以大带宽异常信号、底噪起伏为主要表现形式。

频谱态势生成: 针对给定的频段,学习该频段占用规律,呈现频谱占用状态的态势。

参考文献:

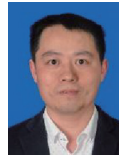
- [1] OH H, NAM H. Energy detection scheme in the presence of burst signals[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019, 26(4): 582-586.
- [2] ZHANG X Z, GAO F F, CHAI R, et al. Matched filter based spectrum sensing when primary user has multiple power levels[J]. China Communications, 2015, 12(2): 21-31.
- [3] 刘顺兰, 王静, 包建荣. 高检测概率协方差矩阵机会协作频谱感知[J]. 电信科学, 2019, 35(1): 67-73.
- LIU S L, WANG J, BAO J R. Covariance matrix opportunistic cooperative spectrum sensing of high detection probability[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(1): 67-73.
- [4] 燕展, 康凯, 王红军. 一种改进的卫星MPSK通信信号盲载频估计算法[J]. 电讯技术, 2013, 53(9): 1186-1190.
- YAN Z, KANG K, WANG H J. An improved blind carrier frequency estimation algorithm for satellite MPSK signals[J]. Telecommunication Engineering, 2013, 53(9): 1186-1190.
- [5] TANG H, LIU H, XIAO W, et al. When dictionary learning meets deep learning: deep dictionary learning and coding network for image recognition with limited data[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(5): 2129-2141.
- [6] ZHANG L, ZHAO M, TAN C, et al. Research on spectrum sensing system based on composite neural network[C]//Proceedings of 2020 2nd International Conference on Advances in Computer Technology, Information Science and Communications (CTISC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 22-26.
- [7] 徐达, 徐湘莹, 王世祺. 频谱感知技术在无线电中运用的探讨[J]. 中国信息化, 2021(11): 56-57.
- XU D, XU X Y, WANG S Q. Discussion on application of spectrum sensing technology in radio[J]. Informatization in China, 2021(11): 56-57.
- [8] SARIKHANI R, KEYNIA F. Cooperative spectrum sensing meets machine learning: deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(7): 1459-1462.
- [9] NI T, DING X J, WANG Y F, et al. Spectrum sensing via temporal convolutional network[J]. China Communications, 2021, 18(9): 37-47.
- [10] WANG Q C, WANG L J. An improved subband peak energy detection method[C]//Proceedings of 2016 IEEE/OES China Ocean Acoustics (COA). Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-5.
- [11] NI X, WANG H L, YANG Y, et al. Polyphase-modulated radar signal recognition based on time-frequency amplitude and phase features[C]//Proceedings of 2020 13th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). Piscataway: IEEE Press, 2020: 552-556.
- [12] GAO L, QIN P, LI H, et al. Transfer learning in polytime codes signal recognition[C]//Proceedings of 2019 IEEE 4th International Conference on Signal and Image Processing. Piscataway: IEEE Press, 2019: 91-95.
- [13] 朱文登. 基于计算机视觉的卫星频谱信号识别研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2020.
- ZHU W D. Research on satellite spectrum signal recognition based on computer vision[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2020.
- [14] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2017: 6517-6525.
- [15] WANG X Y, PENG T, ZUO P L, et al. Spectrum prediction method for ISM bands based on LSTM[C]//Proceedings of 2020 5th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS). Piscataway: IEEE Press, 2020: 580-584.

- [16] DING X J, FENG L J, ZOU Y L, et al. Deep learning aided spectrum prediction for satellite communication systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 16314-16319.

[作者简介]



吕秋霖（1996-），男，南京邮电大学物联网学院硕士生，主要研究方向为卫星频谱智能认知。



丁晓进（1981-），男，南京邮电大学物联网学院副教授，主要研究方向为空间信息网络、卫星物联网、频谱智能认知等。



张更新（1967-），男，南京邮电大学通信与信息工程学院教授，主要研究方向为空间信息网络、卫星通信等。