

数字信道化精确重构的智能电磁频谱识别方法

陈浩川¹, 楚雪梅¹, 李凉海², 张振华³, 李东霞¹

(1 北京遥测技术研究所 北京 100076;

2 中国航天电子技术研究院 北京 100094;

3 北京航空航天大学 北京 100191)

摘要: 数字信道化技术常用于宽带电磁信号接收, 当其分析滤波器组和综合滤波器组具有精确重构特性时, 就可实现接收信号的精确重构。针对复杂电磁环境感知领域的电磁频谱识别问题, 需要对接收机接收到的电磁信号精确还原, 并基于精确还原的信号进行频谱识别。提出一种基于数字信道化精确重构的智能电磁频谱识别技术, 首先搭建可实现信号精确重构的数字信道化接收机结构; 然后采用小波分析的方法构建信号的时频瀑布图, 并基于时频瀑布图采用人工智能技术处理实现电磁频谱识别; 最后给出仿真结果。仿真结果表明了基于数字信道化精确重构的智能电磁频谱识别方法的正确性和有效性。

关键词: 数字信道化; 精确重构; 智能电磁频谱识别

中图分类号: TN781; TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 2095-1000(2024)05-0100-09

DOI: 10.12347/j.ycyk.20240313001

引用格式: 陈浩川, 楚雪梅, 李凉海, 等. 数字信道化精确重构的智能电磁频谱识别方法[J]. 遥测遥控, 2024, 45(5): 100-108.

Research on Intelligent Electromagnetic Spectrum Recognition Method Based on Digital Channelization and Accurate Reconstruction

CHEN Haochuan¹, CHU Xuemei¹, LI Lianghai², ZHANG Zhenhua³, LI Dongxia¹

(1. Beijing Research Institute of Telemetry, Beijing 100076, China;

2. China Aerospace Electronics Technology Research Institute, Beijing 100094, China;

3. Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: Digital channelization technology is often used for broadband electromagnetic signal reception. When its analysis filter banks and comprehensive filter banks have precise reconstruction characteristics, accurate reconstruction of the received signal can be achieved. For the electromagnetic spectrum recognition problem in the field of complex electromagnetic environment perception, it is necessary to accurately restore the electromagnetic signal received by the receiver and perform spectrum recognition based on the accurately restored signal. The article proposes an intelligent electromagnetic spectrum recognition technology based on precise reconstruction of digital channelization. Firstly, a digital channelized receiver structure that can achieve precise signal reconstruction is constructed. Then, wavelet analysis is used to construct a time-frequency waterfall diagram of the signal, and artificial intelligence processing is performed based on this graph to achieve electromagnetic spectrum recognition. Finally, simulation results are provided. The simulation results in the article demonstrate the correctness and effectiveness of the method.

Keywords: Digital channelization; Accurate Reconstruction; Intelligent Electromagnetic Recognition

Citation: CHEN Haochuan, CHU Xuemei, LI Lianghai, et al. Research on Intelligent Electromagnetic Spectrum Recognition Method Based on Digital Channelization and Accurate Reconstruction[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2024, 45(5): 100-108.

0 引言

面对复杂的电磁环境，电磁空间态势因其整体性、动态性、海量性、多维性等特点^[1]，为电磁频谱识别带来了巨大的挑战。在现代战争中，强对抗性问题日益凸显，电磁频谱的智能识别愈加成为可靠探测、有效对抗的基础。而电磁频谱识别的前提是精确接收电磁环境中的信号。数字信道化技术由于其结构简单、处理复杂度低、频谱分割性好等突出优势广泛应用于数字接收机中，当数字信道化的分析滤波器组和综合滤波器组具有精确重构特性时，就可实现接收信号的精确重构，这为电磁频谱识别打下了良好基础。相关学者分别就基于数字信道化技术的频谱感知和精确重构方法、基于深度学习的信号识别等问题进行了深入研究，但将它们结合在一起的研究还有待进一步深入。

文献[2]基于提高通信领域频谱利用率等需求，提出一种基于数字信道化技术的频谱感知和精确重构算法，深入研究了信道化子带信号近似完全恢复的原型滤波器设计等相关问题，实现了信号的精确重构，但该文献采用的是传统的非智能频谱感知方法，性能受限。文献[3]研究了数字信道化器中高阶精确重构滤波器组设计方法与量化分析问题，同样实现了信号的精确重构，但未研究频谱识别问题。文献[4]研究了基于支持向量机的

高效频谱感知算法，提高了卫星通信系统的频谱检测性能，但是该文献只研究了通信中频谱竞争时的未占用频带检测问题，并不对频谱进行识别。

本文针对复杂电磁环境感知领域的电磁频谱识别问题，提出一种基于数字信道化精确重构的智能电磁频谱识别方法，实现信号精确重构和智能电磁频谱识别的结合。首先搭建可实现信号精确重构的数字信道化接收机结构；然后采用小波分析的方法构建信号的时频瀑布图，并基于时频瀑布图进行人工智能处理实现电磁频谱识别；最后给出仿真结果。

1 基于数字信道化精确重构的智能电磁频谱识别总体方案

基于数字信道化精确重构的智能电磁频谱识别总体方案如图1所示。图中电磁环境中的信号经模拟接收机的变频、放大、滤波等处理后进行中频带通采样，进入FPGA器件进行数字信道化分析和综合，要求该数字信道化具备可精确重构特性，对精确重构后的数字信号进行实时时-频分析，获得信号的时-频瀑布图，送人工智能电磁频谱识别模块处理，获得最终的识别结果。

图1中的深度学习神经网络可以采用多种不同的方式实现，并选择适合于应用场景的优化网络模型，训练数据集可以通过仿真、实测数据采集

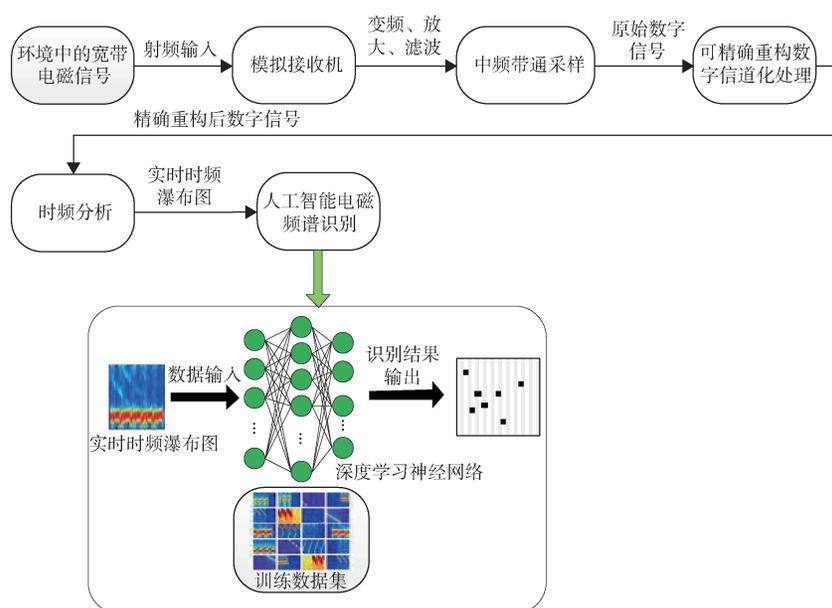


图1 基于数字信道化精确重构的智能电磁频谱识别总体方案

Fig. 1 An overall scheme for intelligent electromagnetic spectrum recognition based on precise reconstruction of digital channelization

等多种方式获得, 其中为了提高仿真数据相对于实测数据的置信度, 可以对仿真数据进行加扰、适度畸变恶化等处理。

2 精确重构的数字信道化结构及小波时频分析

文献[5]给出了一种无频谱盲区的复指数调制数字信道化结构, 如图2所示。

图2中 $X(z)$ 、 $Y(z)$ 分别为原始信号和重构后信号, $2M$ 为信道化的通道数, $\downarrow M$ 表按 M 倍进行信号降采样, $\uparrow M$ 表示按 M 倍升采样。 $H_i(z)$, $i=0, 1, \dots, 2M-1$ 表示分析多相滤波器组, $F_i(z)$, $i=0, 1, \dots, 2M-1$, 表示综合多相滤波器组。

为了使图2实现信号的精确重构, 需要精心设计和综合多相滤波器组。针对相关的滤波器设计方法、时频分析方法, 相关文献进行了深入的研究^[6-13], 本文不对设计方法进行赘述, 只给出一种基于正交镜像滤波器组(Quadrature Mirror Filter, QMF)的数字信道化精确重构结果, 并对重构后的信号进行基于小波的时-频分析。相关参数见表1。

分析多相滤波器组和综合多相滤波器组的设

计结果及幅度响应误差如图3所示。从图3可以看出, 滤波器组幅度响应误差较小, 可满足信号近似精确重构条件。

信号精确重构和时-频分析结果如图4、图5所示。

从图4和图5可以看出, 信号的精确重构成功实现, 且信号精确重构后进行时-频分析的结果正确, 可用于后续电磁频谱智能识别。

需要指出的是, 输入信号并不总是充满图2中数字接收机的整个瞬时带宽, 因此可对图2的信道化结构进行改进, 并且利用信道化分析结果根据信号实际的子带占用情况, 将认为无信号的子带置0, 只对有信号的子带进行重构。原理框图如图6所示。图6中“子带检波, 子带选择”模块之前为典型的数字信道化分析结构, 利用它可进行各子带的信号分析。在不需要进行频谱识别的应用场景下, 则通常不需要后续的综合部分。综合部分可选取所需要的子带, 进行任意的子带信号再生, 可以提高信号处理的灵活性。

保持表1中的原始输入信号参数不变, 各子带的输出信号波形及检波结果(取波形各采样点模值的和)如图7、图8所示。

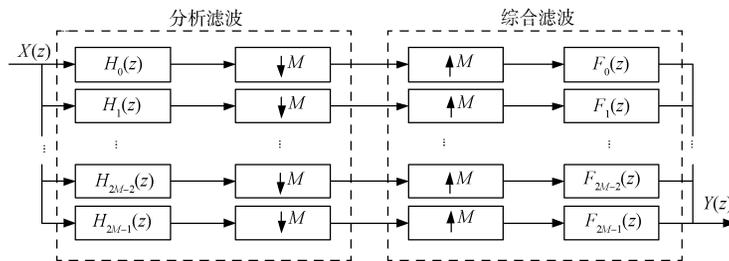


图2 一种无频谱盲区的复指数调制数字信道化结构

Fig.2 A complex exponential modulation digital channelization structure without spectrum blind zone

表1 数字信道化、时-频分析参数

Table 1 Digital channelization and time-frequency analysis parameters

参数名称	参数取值	备注
信道化通道数	32	$M=16$
信道化结构	无频谱盲区的多项滤波结构	
原型滤波器总阶数	256	
分析和综合原型滤波器样式	QMF	
采样率	1 000 Hz	
原始输入信号	180 Hz的单频信号+10 Hz的单频信号+从30 Hz扫描到75 Hz的线性调频信号(Linear Frequency Modulated, LMF)	三个信号同时
时-频分析方式	同步挤压小波变换	

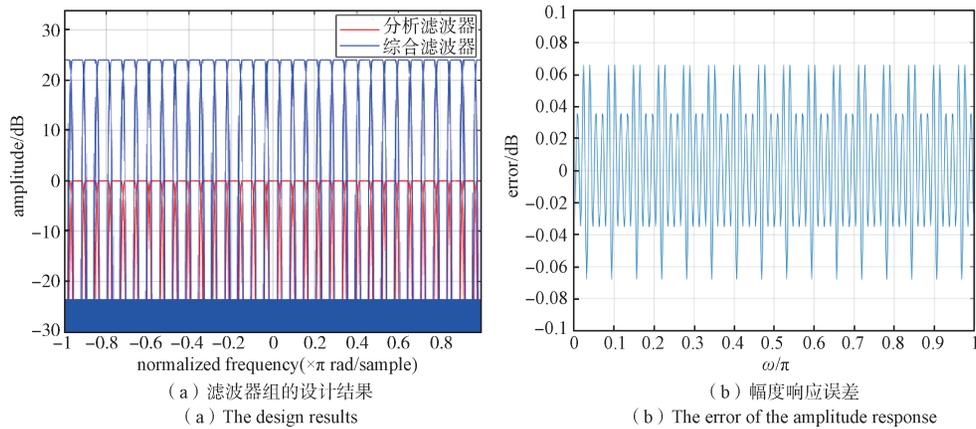


图3 分析多相滤波器组和综合多相滤波器组的设计结果(左)及幅度响应误差(右)

Fig. 3 The design results of the multiphase filter banks (left) and the error of the amplitude response (right)

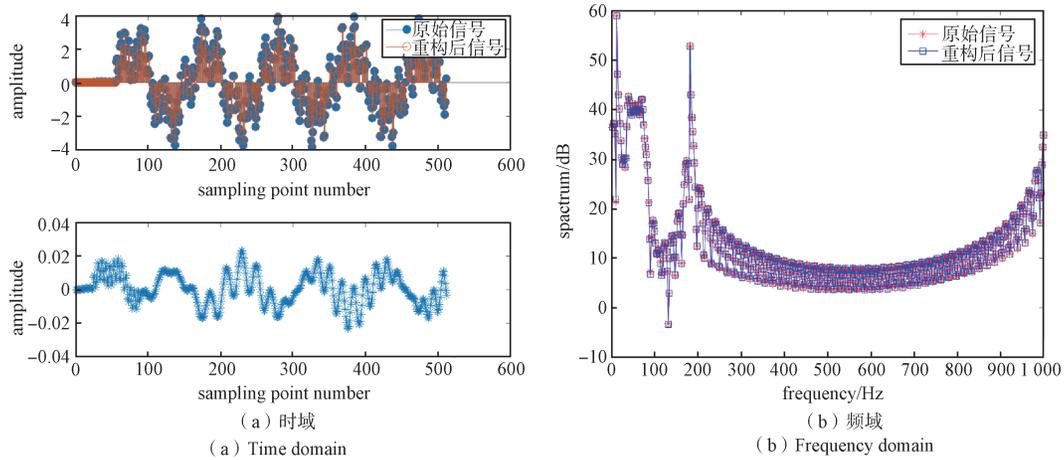


图4 基于数字信道化的信号精确重构结果

Fig.4 Accurate signal reconstruction results based on digital channelization

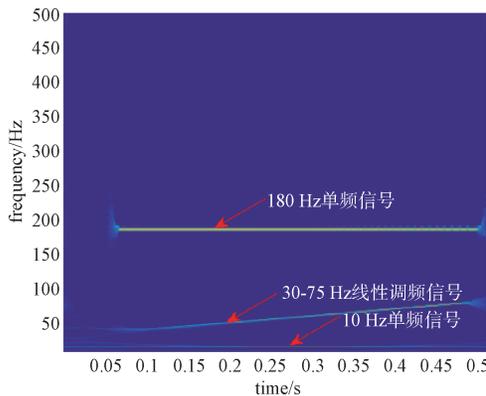


图5 信号精确重构后时-频分析结果

Fig.5 Time frequency analysis result after precise signal reconstruction

从图7可以看出,原始信号经过信道化之后按照频谱占用关系被分割到多个子带内,无论单独从哪个子带进行频谱识别都无法反映全貌,需要进行精确重构。从图8可以看出,原始信号能量主

要集中在子带#1、#2、#3、#6、#7,因此不需要对32个子带进行重构,只需要对#1、#2、#3、#6、#7号子带进行重构即可。

3 电磁频谱智能识别及验证

以雷达有源干扰作为主要研究对象,采用人工智能的方法进行了电磁频谱智能识别的研究^[14]。首先,分析噪声调频干扰、扫频干扰、梳状谱干扰、噪声乘积干扰、间歇采样转发干扰、多假目标干扰、全脉冲转发干扰、多普勒调制干扰和多普勒假目标干扰九种干扰信号(干扰信号类型编号分别为1~9)的调制机理和信号模型,通过仿真的形式得到了用于深度学习网络训练的数据集;然后研究了残差神经网络的理论知识及模型构建,根据干扰信号的特点设计了基于残差神经网络的ResNet雷达干扰信号智能识别模型,并为了进一

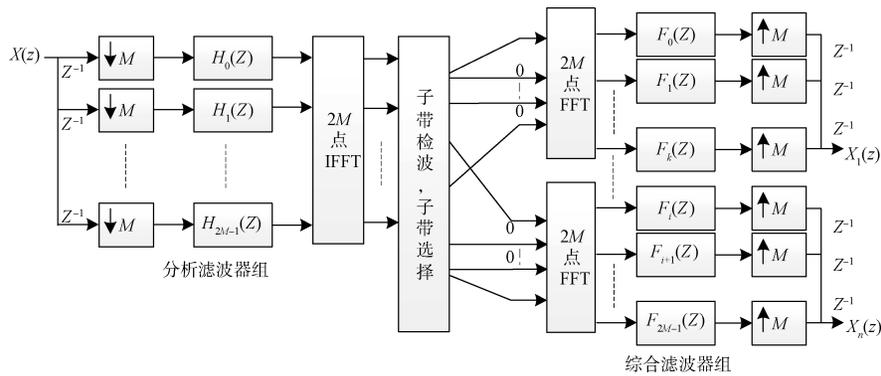


图 6 利用信道化分析结果进行子带再生

Fig.6 Using channelization analysis results for subband signal regeneration

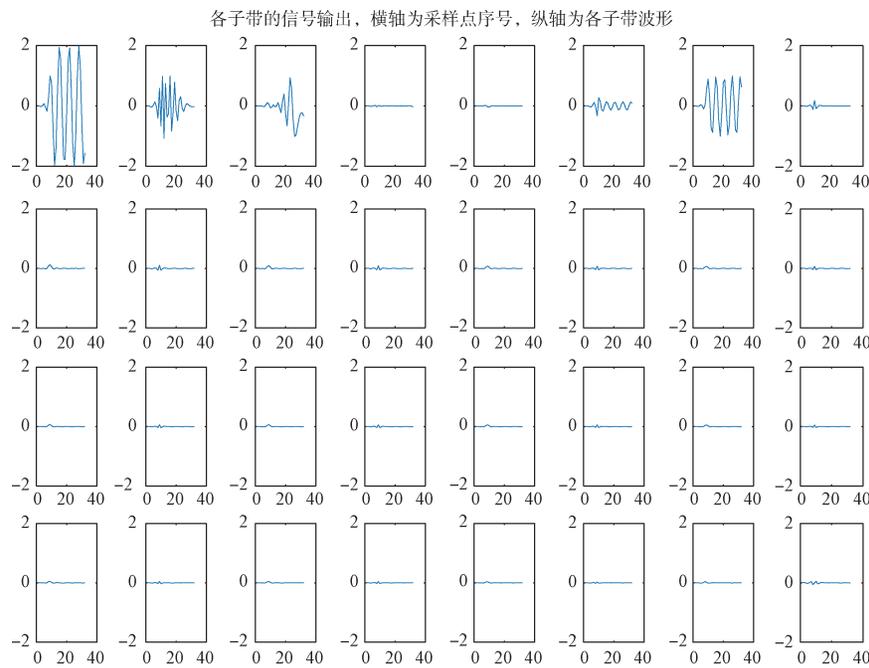


图 7 各个子带的信号输出波形

Fig.7 The signal output waveform of each sub-band

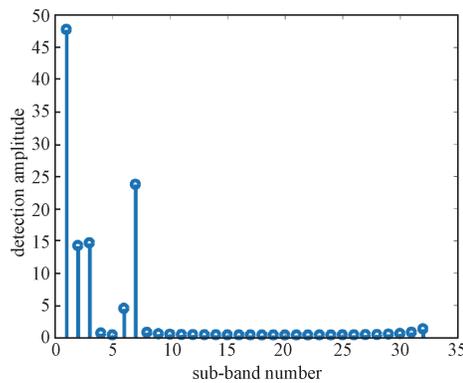


图 8 各个子带的检波结果

Fig.8 Detection results of each sub-band

步提升模型对不同干扰信号的特征提取能力，引入了注意力机制进行优化。在 ResNet 中，通道级

别的注意力机制通常使用 Squeeze-and-Excitation (SE) 模块来实现。SE 模块包括一个全局池化层，用于将每个通道的特征图降维成一个标量，并通过一些全连接层计算每个通道的重要性。每个通道的重要性可以被视为每个通道的权重，用于调整通道的相对重要性。通过使用 SE 模块，通道级别的注意力机制可以帮助网络更好地关注和捕捉输入特征中重要的通道，从而提高网络的表现和准确性。优化后采用 SE-ResNet 网络，获得了良好的识别结果。

3.1 数据集构建

利用数学仿真的方法产生噪声调频干扰、扫频干扰、梳状谱干扰、噪声乘积干扰、间歇采样

转发干扰、多假目标干扰、全脉冲转发干扰、多普勒调制干扰和多普勒假目标干扰九种干扰信号的数据集，干扰信号的附加噪声为高斯白噪声，将信噪比范围设定为-10 dB、-5 dB、0 dB、5 dB、10 dB、20 dB六种情况，每种信噪比情况随机产生300个样本，共 $9 \times 6 \times 300 = 16\ 200$ 个样本，

这些样本按相同的图像像素大小编排，将它们分为训练集和测试集两组，其中测试集在16 200个样本中每种干扰随机选取500个，共 $9 \times 500 = 4\ 500$ 个，其他为训练集。图9为某一帧多假目标干扰和某一帧间歇采样转发干扰的时频图样式。

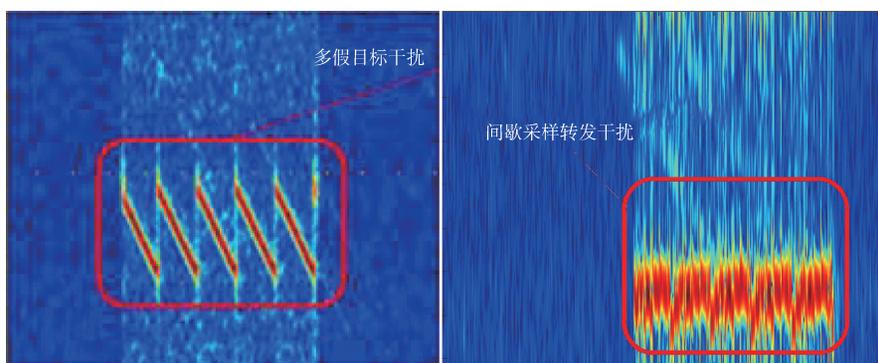


图9 某一帧多假目标干扰和某一帧间歇采样转发干扰的时频图

Fig.9 Time frequency diagram of multiple false targets interference in a certain frame and intermittent sampling and forwarding interference in a certain frame

3.2 深度学习网络构建

ResNet在图像识别领域具有良好表现，因此，以ResNet为基础网络，ResNet的核心思想是引入了残差块，每个残差块包括两个或多个卷积层以及跨层的残差连接。在训练过程中，残差块通过反向传播更新权重和偏置，并且通过残差连接传递梯度，实现了前向和反向传播的高效计算^[14]。在深度学习网络中，随着层数的增加，虽然可以学习到更多的特征，但是如果层数过多，容易发生网络退化问题。ResNet就是针对此类问题提出的解决方法，ResNet增加了从输入到输出的直连，其卷积拟合了输入与输出的差，因此相对常规网络具有一定优势，如图10所示，虚线部分为ResNet相对于常规网络增加的部分。

为了进一步改善网络性能，引入SE通道级注意力机制对图10进行改进，形成SE-ResNet网络，

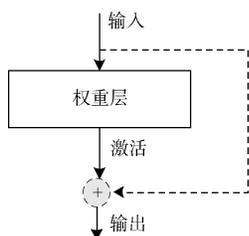


图10 ResNet神经网络

Fig.10 ResNet neural network

可以提高网络的鲁棒性和泛化能力。其原理图如图11所示。

考虑到将本文的SE-ResNet网络用于实际工程，而实测的干扰信号样本是小样本，采用迁移学习的方式对上述网络参数进行调整，即先利用仿真数据预训练SE-ResNet网络，然后加入实测数据集进行网络微调。微调的过程中，可进行学习率的调整、实测数据测增广(如对实测数据进行旋转、缩放、翻转、加噪等，以获得更多样本)等操作。

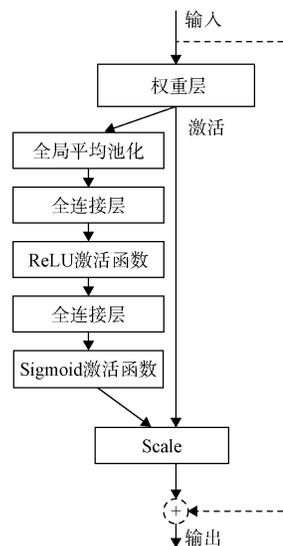


图11 SE-ResNet神经网络

Fig.11 SE-ResNet neural network

3.3 仿真分析

本仿真构建了 71 层(含输入和输出层)的基础 ResNet 网络,在此基础上引入了注意力机制,最后利用实测数据对网络进行调整,并对实测数据进行了学习。限于篇幅省略网络的各层细节,基于仿真数据测试集 的识别准确率如图 12 所示。

训练过程中,识别准确率曲线如图 13 所示。

同时,基于某项目实测数据集进行 SE-ResNet 深度学习网络调整,用于实测干扰识别,在 9 类 989 组实测数据中同样获得了良好的识别结果。识别率混淆矩阵如图 14 所示。

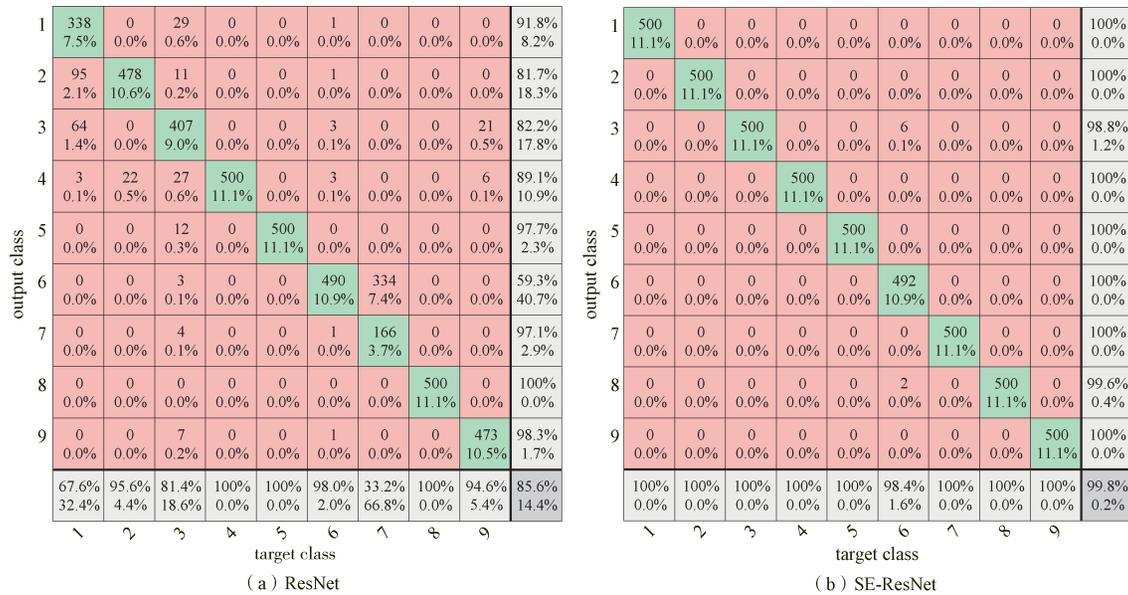


图 12 ResNet 网络、SE-ResNet 网络九类雷达有源干扰识别率混淆矩阵

Fig.12 ResNet、SE-ResNet confusion matrices of active jamming recognition rate for nine types of radar

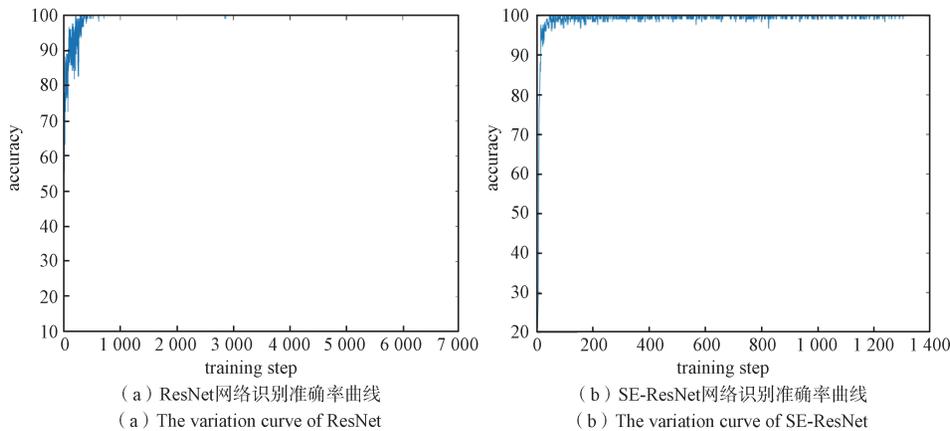


图 13 ResNet 网络、SE-ResNet 网络识别准确率随迭代次数的变化

Fig.13 The recognition rate of ResNet and SE-ResNet varies with the number of iterations

图 14 中, Class 1 为无干扰, Class 2 为部分时间压制干扰, Class 3 为部分频带覆盖压制干扰, Class 4 为假目标干扰, Class 5 为全频带覆盖密集假目标干扰, Class 6 为部分频带覆盖密集假目标干扰, Class 7 为窄带瞄频干扰, Class 8 为全频带覆盖重复转发干扰, Class 9 为部分频带覆盖重复转发干扰。

为了对比不同网络的性能,还利用数据集进行了基于多层 CNN 的识别结果测试,并进行平均识别率的对比(不同种类干扰识别准确率的平均值),结果见表 2。

从表 2 的结果可以看出, ResNet 网络相对于 CNN 网络有更好的性能,九层 CNN 网络相对于七层 CNN 网络有过拟合现象,性能下降,引入

	Class1	Class2	Class3	Class4	Class5	Class6	Class7	Class8	Class9
Class1	229	0	0	0	0	0	0	0	0
Class2	0	144	0	0	0	0	0	0	0
Class3	0	0	71	0	0	0	1	0	0
Class4	0	0	0	68	0	0	3	3	0
Class5	0	0	0	0	90	0	0	0	0
Class6	1	0	0	0	0	15	0	0	0
Class7	0	0	0	0	0	0	110	0	0
Class8	0	0	0	0	0	0	0	200	0
Class9	0	0	0	0	0	0	0	0	54

图14 实测干扰识别率混淆矩阵

Fig.14 Confusion matrix of real measured interference

表2 不同网络平均识别率的对比

Table 2 Comparison of average recognition rates of different networks

网络名	平均准确率%	数据
五层 CNN	76.3	
七层 CNN	80.6	
九层 CNN	78.4	仿真数据
本文 ResNet	85.6	
本文 SE-ResNet	99.8	
调整后 SE-ResNet	96.1	实测数据

ResNet网络后则性能得到很大改善。SE-ResNet网络相对于ResNet网络识别准确率提升了约14个百分点，表现更佳。利用实测数据对SE-ResNet网络进行调整后同样表现出优异的识别性能。

4 结束语

复杂电磁环境感知领域的电磁频谱识别问题是重要的研究课题。本文的创新性在于：一是将数字信道化精确重构、时频分析和智能电磁频谱识别相结合，提出一种基于数字信道化精确重构的智能电磁频谱识别方法，经仿真数据和实测数据验证，得到了良好的识别效果；二是立足于ResNet网络，引入SE注意力机制进行改进，大幅度提高了识别准确率，并根据迁移学习原理，利用实测数据对网络进行了调整，同样获得了优秀的识别结果，表现出良好的泛化性。由于本文只用到了信号的时-频特征，后续还可以引入更多的信号特征(如极化特征等)，可采用张量^[15,16]的形式将不同特征进行综合表示，并构建更为复杂的深度学习网络，进一步提高识别性能。

参考文献

- [1] 李泓余, 韩路, 李婕, 等. 电磁空间态势研究现状综述[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2021, 19(4): 549-555, 595. LI Hongyu, HAN Lu, LI Jie, et al. A summary of the present situation of electromagnetic space situation research [J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2021, 19(4): 549-555, 595.
- [2] 凡浩宇. 基于数字信道化技术的频谱感知和精确重构算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2019. FAN Haoyu. Spectrum sensing and accurate reconstruction algorithms based on digital channelization technology [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2019.
- [3] 凌伟程, 晏坚, 陆建华. 数字信道化器中高阶精确重构滤波器组设计与量化分析[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(24): 100-105. LING Weicheng, YAN Jian, LU Jianhua. Design method and quantization analysis of high order perfect reconstruction filterbank on digital channelizer[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(24): 100-105.
- [4] 李久超, 王薇, 刘枫, 等. 基于支持向量机的高能效频谱感知算法研究[J]. 数据采集与处理学报, 2021, 36(2): 232-239. LI Jiuchao, WANG Wei, LIU Feng, et al. Energy-efficient spectrum sensing algorithm based on support vector machines[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2021, 36(2): 232-239.
- [5] 折飞飞. 基于复指数完全重构滤波器组的信道化研究及FPGA实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013. SHE Feifei. Channelization based on CEM-PR filter banks and its FPGA implementation[D]. Xi'an: Xidian University, 2013.
- [6] 牛菀露. 基于精确重构的数字信道化技术与子带再生处理研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.

- NIU Wanlu. Researches of perfect reconstruction based digital channelization with sub-band regeneration[D]. Xi'an: Xidian University, 2014.
- [7] RUORAN F. Compound jamming signal recognition based on neural networks[C]// 2016 6th International Conference on Instrumentation & Measurement, Computer, Communication and Control, 2016: 737-740.
- [8] 田晓, 唐斌. 基于归一化小波分解能量比的雷达有源欺骗干扰识别[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(4): 416-420.
TIAN Xiao, TANG Bin. Active deception jamming recognition of radar based on normalized wavelet decomposition power ratio[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(4): 416-420.
- [9] 杨杰豹, 于少娟, 马瑞, 等. 基于改进型同步挤压小波变换的次同步振荡分析[J]. 水利水电技术, 2021, 52(4): 153-161.
YANG Jiebao, YU Shaojuan, MA Rui, et al. Analysis of sub-synchronous based on improved synchrosqueezing wavelet transform[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2021, 52(4): 153-161.
- [10] 张纯. 基于同步挤压小波变换地震时频属性与应用[D]. 北京: 中国地质大学, 2020.
- [11] ABU-AL-SAUD W A, STUBER G L. Efficient wide-band channelizer for software radio systems using modulated PR filter-banks[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2004, 52(10): 2807-2820.
- [12] 吴惟诚, 姜秋喜, 潘继飞, 等. 基于正交镜像滤波分析的雷达信号分选方法[J]. 探测与控制学报, 2017, 39(4): 83-89.
WU Weicheng, JIANG Qiuxi, PAN Jifei, et al. LPI radar signal method based on QMF analysis[J]. Journal of Detection & Control, 2017, 39(4): 83-89.
- [13] 王芳, 黄振, 陆建华. 高效非均匀数字信道化及信号重建技术[J]. 电讯技术, 2011, 51(5): 46-50.
WANG Fang, HUANG Zhen and LU Jianhua. Efficient non-uniform digital channelizer and signal reconstruction technology[J]. International Business Research, 2011, 51(5): 46-50.
- [14] 李东霞. 雷达干扰信号的智能识别技术[D]. 北京: 中国运载火箭技术研究院, 2023.
- [15] NVIDIA DEVELOPE. NVIDIA 研究:张量是深度学习的未来[EB/OL]. [2021-8-31]. <https://developer.nvidia.com/zh-cn/blog/nvidia-research-tensors-are-the-future-of-deep-learning/>.
- [16] 知乎. 深度学习基础数据结构之张量: 从一维到多维.[EB/OL]. [2024-01-12]. <https://zhuanlan.zhihu.com/p/677433442>.
ZHIHU. Tensors of fundamental data structures in deep learning: From one-dimensional to multi-dimensional [EB/OL]. [2024-01-12]. <https://zhuanlan.zhihu.com/p/677433442>.

[作者简介]

- 陈浩川 1979年生, 硕士, 研究员。
楚雪梅 1991年生, 硕士, 工程师。
李凉海 1965年生, 硕士, 研究员。
张振华 1977年生, 教授, 博士生导师。
李东霞 1996年生, 硕士, 工程师。

(本文编辑: 杨秀丽)

(英文编辑: 赵尹默)