

基于频率敏感注意力的短波宽带特定信号检测

耿频永¹, 曹叶文¹, 赵晓蕾², 李振星², 张新斌³

(1. 山东大学信息科学与工程学院, 青岛 266237; 2. 中国电波传播研究所, 青岛 266107; 3. 中国人民解放军 61680 部队, 青岛 266207)

摘要: 为提高短波复杂电磁环境下特定信号检测识别准确率, 提出了一种基于频率敏感注意力的短波宽带特定信号检测算法。依据短波特定信号在时频图中时间方向上的相关性和频率方向上的局部性, 设计了一种具有窄长形状感受野的频率敏感注意力机制, 通过将特征图沿时间轴方向进行条块分割并在条块内计算自注意力, 捕获时间轴方向的远距离依赖关系并限制频率轴方向感受范围, 并以此为基础构建了一种端到端的短波特定信号检测器频率敏感信号检测器(Frequency sensitive signal detector, FSSDet)。以短波宽带信号时频图为输入, FSSDet可直接输出多个特定信号的调制类型及起止时间、中心频率和带宽等重要参数信息。在包含 8 类 47 880 个样本的仿真数据集上进行实验, 所提方法在 0 dB 以上的平均精度均值(mean Average precision, mAP)高达 98.5, 在信噪比低至 -10 dB 时仍高于 72.5。结果表明, 所提方法具有较高的短波特定信号检测识别准确率, 在低信噪比下具备良好的鲁棒性。

关键词: 短波; 宽带; 信号检测; 时频图; 注意力机制

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A

Shortwave Wideband Specific Signal Detection Based on Frequency-Sensitive Attention

GENG Pinyong¹, CAO Yewen¹, ZHAO Xiaolei², LI Zhenxing², ZHANG Xinbin³

(1. School of Information Science and Engineering, Shandong University, Qingdao 266237, China; 2. China Research Institute of Radiowave Propagation, Qingdao 266107, China; 3. Unit 61680 of PLA, Qingdao 266207, China)

Abstract: A shortwave wideband specific signal detection algorithm based on frequency-sensitive attention is proposed to improve the accuracy of specific signal detection and recognition in a shortwave complex electromagnetic environment. A frequency-sensitive attention mechanism with a narrow and long shape receptive field is designed based on the correlation in the time direction and the locality in the frequency direction of shortwave specific signals in the spectrogram, and an end-to-end shortwave specific signal detector frequency sensitive signal detector (FSSDet) is constructed on this basis by segmenting the feature map into strip block along the time-axis direction and calculating the self-attention in the strip block, capturing the long-distance dependence in time-axis direction and limiting the sensing range in frequency-axis direction. FSSDet can directly output the modulation type of several specific signals, as well as

important parameter information such as start and end time, center frequency, and bandwidth when a spectrogram of a shortwave wideband signal is given as input. Experiments are carried out on a simulation dataset of 47 880 samples from eight classes, and the proposed method has mean average precision (mAP) as high as 98.5 above 0 dB and remains above 72.5 when the signal noise ratio (SNR) is as low as -10 dB. The results show that the proposed method detects and recognizes short wave specific signals with high accuracy and robustness under low SNR.

Key words: shortwave; wideband; signal detection; spectrogram; attention mechanism

引 言

为保证正常通信及后续处理方便,在短波通信信号正向设计过程中通常会对信号设置一系列特定规则,称这类包含特定规则的信号为短波特定信号^[1],如 Link-11、高频数据链(High frequency data link, HFDL)等。短波宽带特定信号检测是指在短波宽带场景下检测特定信号的起止时间、频率及带宽等参数,并准确识别其信号类型。在频谱态势感知^[2]、军事侦察和通信对抗等领域,及时发现并准确识别短波特定信号,是后续进行信号解调处理、开展电磁对抗的首要前提。然而,受短波信道多径、衰落和多普勒频移等特性的影响,在短波信道环境下开展特定信号检测具有较大难度,尤其是随着短波通信技术的飞速发展,各种新体制、新类型信号不断涌现,短波电磁频谱空间变得越来越复杂,传统短波特定信号检测方法^[3-9]面临严峻挑战。

随着深度学习技术的飞速发展,越来越多的研究人员^[1,10-13]将深度学习技术应用于特定信号检测识别领域。查雄等^[1]提出了基于深度残差分类网络的短波特定信号识别模型,通过对信号灰度时频图进行处理可实现对7类特定信号的分类识别,但该方法针对的是窄带情况,仅能输出信号类别,无法适用于宽带多信号场景。周鑫等^[10]将宽带信号通过时频变换转换为二维频谱图,进而利用改进的YOLOv2目标检测网络实现信号的识别,该方法可对宽带多信号场景进行处理,但针对的是电磁环境较好的移动通信频段,且信号为持续存在信号。Li等^[11]利用改进的YOLOv3目标检测网络对信号时频图进行处理,可以实现宽带多信号场景下信号的检测识别,但是需要预先设计锚框大小及宽高比,通用性不强,且受单阶段目标检测器本身性能影响,检测识别准确率不高。将信号检测识别问题建模为计算机视觉领域的目标检测问题,利用成熟的目标检测网络克服传统信号检测识别特征提取复杂、模型鲁棒性不强的难题,为宽带特定信号检测识别提供了一种新思路。然而,上述方法将信号时频图作为普通图像进行处理,忽视了信号时频图所特有的物理意义,在应用于短波频段复杂电磁频谱环境时存在检测成功率低、识别准确率不高的问题。

在目标检测任务中,文献[14]提出了一种分层结构的通用骨干网络,相较于基于卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)结构的网络有极为显著的性能提升。本文从信号在时频图中时间轴上的相关性和频率轴上的局部性出发,提出了一种频率敏感注意力机制(Frequency sensitive attention, FSA),通过对特征图沿时间轴方向进行条块分割,在条块内进行自注意力计算,一方面可以捕获时间轴方向上的相关性,另一方面由于限制了频率轴方向上的感受范围,可以减少临近信号及干扰的影响。以FSA为基础构建了FSA transformer block,并利用其替换Swin transformer中的Swin transformer block,设计了一种基于频率敏感注意力的特征提取网络(Frequency sensitive attention network, FSANet),通过显式加强时间轴方向注意力的方式引导目标检测网络关注信号在时间方向上的相关性。以FSANet作为Sparse R-CNN^[15]目标检测框架的特征提取骨干网络,构建了频率敏感信号检测器(Frequency sensitive signal detector, FSSDet)。实验结果表明,FSSDet可以显著提高短波特定信号检测识别准确率,尤其是低信噪比情况下的检测识别准确率。

本文主要贡献如下:

(1)针对短波宽带信号时频图中信号的分布特点,设计了一种频率敏感注意力机制,并以此为基础构建了一种基于频率敏感注意力的特征提取网络FSANet;以Sparse R-CNN为目标检测框架,搭建了一种适合于短波宽带场景的高准确率、强鲁棒性的端到端频率敏感信号检测器FSSDet。

(2)设计了一种模拟短波信号信道传输过程的数据集构建方法,充分考虑短波信道特点构建了包含8类调制类型的短波宽带信号数据集;设计了符合短波特定信号检测识别需求的评价指标,包括信号相对频率偏差、带宽误差和时间误差。

(3)在自建短波宽带特定信号数据集上进行了大量实验,并与现有先进方法进行了性能对比,充分验证了所提方法的有效性。

1 短波宽带信号时频图先验信息

信号时频图可以反映信号能量随时间和频率的变化情况,不同类型的信号在时频图中会呈现出不同的视觉特征,在适当的时频分辨率下经验丰富的信号领域专家可以从宽带信号时频图中识别出特定类型的信号。信号时频图作为一类特殊的图像,其横轴表示时间、纵轴表示频率,亮度表征信号能量,具有方向性的特点,这与普通图像存在显著区别。图1为真实信道环境下采集的持续时长2 s、频率范围为30 kHz的短波宽带信号的时频图,其中红色实线框内为Link-11信号,其频率约为4 545 kHz,而绿色实线框内为Morse信号,频率约为4 550 kHz。可见在一定时间范围内相同频率的信号通常情况下具有相同的信号类型,大多为同一通信网内目标发送,具有较强的相关性;而不同频率上的信号,信号类型大多数情况下则并不相同,相关性低,即在时频图中时间轴方向上的信号具有更强的相关性。此外,按照国际规定,每个短波电台可占用3.7 kHz的频带宽度^[16],体现在时频图中即在频率轴方向上信号仅占用较小的频率范围,具有较强的局部性。根据上述时间轴方向相关性和频率轴方向局部性,可以定义时频图中任意两个信号A、B的信号相关性 R_{AB} ,如式(1,2)所示。其中, h_{AB} 为时频图中两个信号A、B外接矩形的高度, y_A 、 h_A 、 y_B 、 h_B 分别为A、B中心点的纵坐标及信号包围框的高度。 h 为超参数,可通过其控制频率轴方向感受范围。在图1中,黄色虚线框为两组Link-11信号的外接矩形,其高度 h_1 为3 kHz,而蓝色虚线框为Link-11信号与Morse信号的外接矩形,其高度 h_2 为8 kHz,相关性较强的一组信号具有较小的外接矩形高度,外接矩形呈现窄长形。通过合理设置感受范围 h ,可使得外接矩形高度满足感受范围的两组信号之间的相关性得以保留,而超过感受范围的两组信号则不计算其相关性。

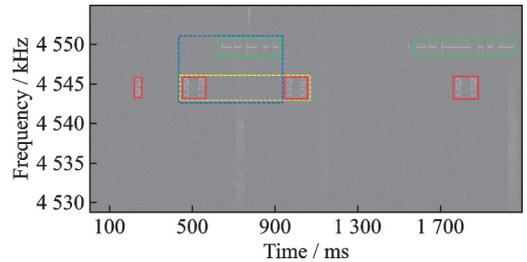


图1 实际采集的短波宽带信号时频图

Fig.1 Spectrogram of sampled high frequency wide-band signal

$$h_{AB} = |y_B - y_A + h_A/2 + h_B/2| \quad (1)$$

$$R_{AB} = \begin{cases} 1 & h_{AB} \leq h \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

受时频图中具有窄长形状外接矩形的一组信号具有较强的相关性启发,通过设计注意力机制,使其具有窄长形状感受野,可达到建模时间轴方向相关性及频率轴方向局部性的目的。由于该注意力机制具有捕获相近频率上信号之间的相关性并忽视较远频率间隔信号之间相关性的作用,因此称其为FSA。频率敏感注意力在较窄频率带宽内计算时间轴方向上的远程依赖关系,在加强时间轴方向相关性建模能力的同时限制频率轴方向感受范围,达到扩大时间轴方向感受野,减少频带外干扰及降低注意力计算量的目的。

2 系统模型

2.1 频率敏感注意力

本文从短波特定信号在宽带时频图中时间轴方向相关性及频率轴方向局部性的特点出发,设计了FSA。通过将特征图沿时间轴方向进行水平条块分割,在窄长的水平方向块内进行自注意力计算,FSA可以利用其可学习的相对位置编码矩阵获取特征图中的空间相关性信息,建模关注区域特征图中较大时间范围内的依赖关系,而减少频率范围上的搜索计算量,达到频率敏感的效果。如图2所示,输入的特征图 $X \in \mathbf{R}^{(H \times W) \times C}$ 被无重叠地切割为

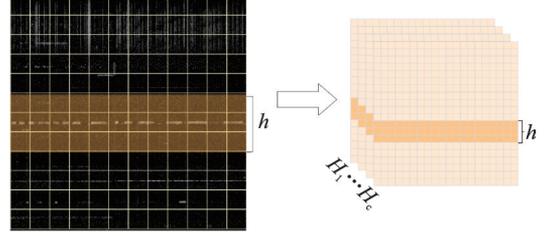


图2 FSA示意图

Fig.2 Diagram of FSA

多个高度为 h 的水平方向块 $[X_1, \dots, X_N]$, X_i 表示第 i 个水平方向块, $N = \frac{H}{h}$ 为水平方向块的个数, $i = 1, \dots, N$ 。通过在水平方向块内并行计算局部多头自注意力,将输入特征 X 线性映射到 M 个头。水平方向块在时间轴方向具有较大的宽度,可以建模范征图中时间轴方向上的相关性,而由于短波信号带宽较窄,可以将 h 设置为较小数值,限制频率轴方向上的自注意力计算,达到减少带外噪声及干扰影响,并降低模型计算量^[17]的作用。

频率敏感注意力FSA计算公式如下

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_N] \quad (3)$$

$$\text{Atten}(Q, K, V) = \text{SoftMax}(QK^T / \sqrt{d_k} + B) V \quad (4)$$

$$Y_{m,i} = \text{Atten}(X_i W_m^Q, X_i W_m^K, X_i W_m^V) \quad (5)$$

$$\text{Head}_m(X) = [Y_{m,1}, Y_{m,2}, \dots, Y_{m,N}] \quad (6)$$

$$\text{FSA}(X) = \text{Concat}(\text{Head}_1, \text{Head}_2, \dots, \text{Head}_M) W^\circ \quad (7)$$

式中: X 为沿频率轴无重叠等高切分的水平方向块的集合;Atten是自注意力计算函数, Q 、 K 、 V 分别为查询、键、值矩阵, B 表示相对位置编码矩阵,可通过学习获取水平方向块内嵌入编码的相对空间关系; $W_m^Q \in \mathbf{R}^{C \times d_k}$, $W_m^K \in \mathbf{R}^{C \times d_k}$, $W_m^V \in \mathbf{R}^{C \times d_k}$ 表示查询、键、值的映射矩阵, d_k 表示上述矩阵的维度, $Y_{m,i}$ 表示第 m 个头在第 i 个水平方向块上计算的注意力矩阵;Head $_m(X)$ 表示第 m 个头计算的结果, $W^\circ \in \mathbf{R}^{C \times C}$ 则代表映射矩阵,用于将自注意力结果映射到目标维度。最终频率敏感注意力计算结果如式(8)所示,由 M 个头拼接经线性映射后作为FSA的输出。通过将标准的Transformer block的多头自注意力(Multi-head self-attention, MSA)替换为本文提出的FSA可得到具有频率敏感注意力的FSA transformer block,其结构如图3所示。FSA transformer block主要由FSA、多层感知器(Multilayer perceptron, MLP)、层标准化(Layer norm, LN)组成,在每个FSA和MLP前有1个LN层,FSA模块和MLP模块采用残差结构相连接。FSA transformer block表示为

$$\hat{Z}_i = \text{FSA}(\text{LN}(Z_i)) + Z_i \quad (8)$$

$$Z_{i+1} = \text{MLP}(\text{LN}(\hat{Z}_i)) + \hat{Z}_i \quad (9)$$

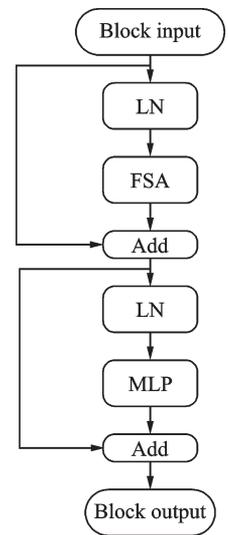


图3 FSA transformer block结构

Fig.3 Structure of FSA transformer block

式中 Z_i 和 Z_{i+1} 分别为第 i 个 FSA transformer block 模块的输入和输出。

2.2 短波宽带特定信号检测处理流程

Sparse R-CNN^[15] 具有检测准确率高、收敛速度快的优点,其通过一组固定数量的可学习的推荐框和推荐特征,代替密集的目标候选框和密集的特征交互计算,是一种纯稀疏的端到端的目标检测框架,而短波特定信号因其短时、突发特性,在宽带时频图中也具有稀疏分布特点。因此,本文设计的 FSS-Det 以 Sparse R-CNN 作为目标检测框架,保持其目标检测层部分不变,仅将其特征提取骨干网络替换为本文提出的基于 FSA 的特征提取网络 FSA Net。短波宽带特定信号检测处理流程如图 4 所示。

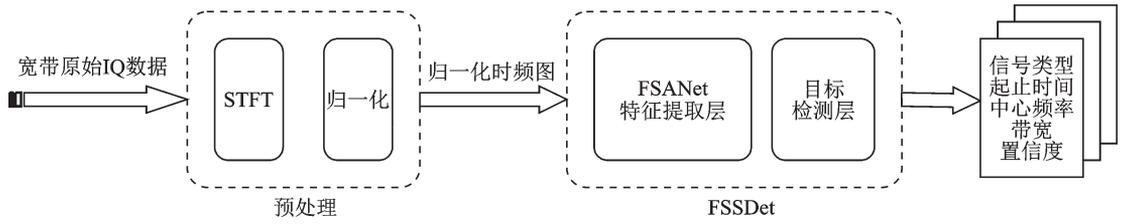


图4 短波宽带特定信号检测处理流程

Fig.4 An overview of wideband specific signal detection pipeline

本文提出的短波宽带特定信号检测处理流程主要包括预处理及特定信号检测两部分。短波宽带原始 IQ 数据经短时傅里叶变换 (Short time Fourier transform, STFT) 及归一化处理转换为归一化时频图, FSSDet 通过 FSA Net 特征提取层对时频图进行特征提取进而利用目标检测层实现短波特定信号检测, 输出宽带时频图内多个信号的信号类型、起止时间、中心频率、带宽及置信度等信息。

预处理主要通过时频分析方法将短波宽带原始 IQ 采样数据转换为特征更为丰富、更易于目标检测网络使用的时频图形式, 为后续信号检测识别模块进行特征提取与信号检测识别奠定基础。由于 ST-FT 算法简单易于实现, 计算速度快且无交叉项干扰, 本文采用 STFT 将短波宽带信号转换为时频图。预处理模块首先对短波宽带原始 IQ 信号进行去直流分量、归一化处理, 然后通过 STFT 得到二维时频矩阵, 经取模、取对数及归一化等处理后作为本文提出的 FSSDet 模型输入。考虑到计算量与计算效率, 宽带信号的带宽为 50 kHz, 持续时长为 2 s, 采样率 100 kHz, STFT 点数设置为 1 024, 采用汉明窗, 窗长 1 024, 窗重叠 75%, 这样可以得到高为 512 像素, 宽为 781 像素的宽带信号时频图。计算可得其频率分辨率约为 100 Hz, 时间分辨率为 2.56 ms, 可以满足后续 FSSDet 模型对时频分辨率的要求。

本文设计的基于频率敏感注意力的信号检测器 FSSDet 由基于频率敏感注意力的特征提取骨干网络 FSA Net 及目标检测层组成, 实现对输入归一化时频图的特征提取并检测输出宽带时频图内多个特定信号的起止时间、中心频率及带宽等参数。为方便地适用于不同的目标检测框架, 并获得多尺度的特征表示, FSA Net 采用了与 Swin transformer^[14] 一致的 4 个阶段的分层结构, 其整体结构如图 5 所示。

在输入端, 首先采用视觉 Transformer (Vision transformer, ViT) 中的块分割方法^[18], 通过一层卷积神经网络将归一化时频图无重叠地切分为 4×4 大小的图像块, 并通过块嵌入层线性映射为 $\frac{H}{4} \times \frac{W}{4} \times C$ 的矩阵, 其中 H 、 W 分别为输入时频图的高度和宽度, C 为每个图像块嵌入编码维度。各阶段之间通过块融合模块 (Merge block) 连接, 块融合模块将相邻的 2×2 图像块进行特征拼接, 特征维度由 C 变为 $4C$, 并通过线性变换层将特征维度压缩为 $2C$, 进而通过基于 FSA 的 Transformer block (FSA transformer block) 进行特征变换, 达到特征图分辨率降低, 特征维度加倍的目的。在第 i 个阶段包含的 FSA transformer block 数量为 D_i , $i = 1, \dots, 4$ 。FSA transformer block 模块内部采用本文设计的 FSA 在水平方向块内计算自注意力, 增强对同频信号相关性的捕获能力。

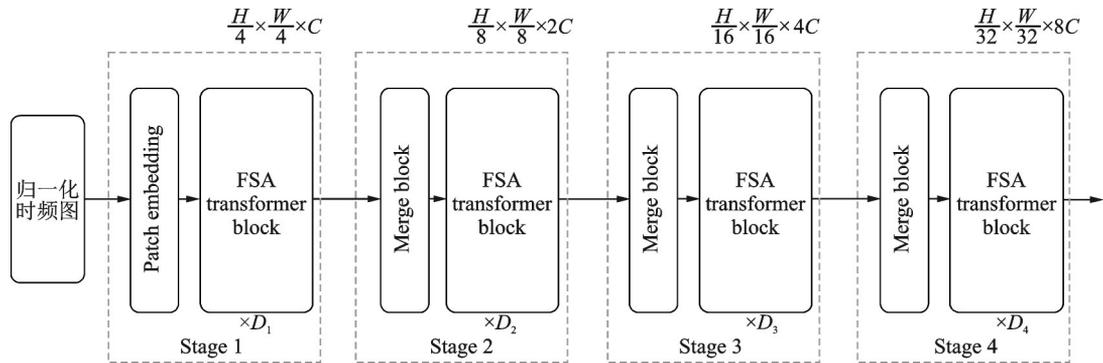


图5 FSANet结构

Fig.5 Architecture of FSANet

3 实验与结果分析

3.1 数据集构建

受短波特定信号短时、突发特点影响,在真实环境下采集短波特定类型信号难度较大,本文仿照短波信号信道传输过程设计了一种短波宽带特定信号数据集构建方法,用于验证所提方法的有效性。首先,分多个时段、多个地点采集了不同频段的短波宽带数据,将其作为背景噪声数据,然后仿真生成2FSK、BPSK等8类调制信号,数字信号符号速率在200~2400 Bd之间,信号采样率为100 kHz,仿真数据详情见表1。为更好地模拟短波信道影响,在仿真过程中进行了随机频偏、随机相偏、添加Chirp探测干扰和加性噪声等处理^[19],仿真信号信噪比控制在-10~20 dB,步进为2 dB。考虑到短波通信中重点关注信号大多为短时突发信号,本文采用信号随机发射机制,随机选择 $N(1 \leq N \leq 8)$ 种信号经过叠加、归一化处理后经上采样、频率搬移调制至背景噪声数据的特定时间和特定频率上,时长在1 s~2 min之间,不同调制信号中心频率随机分布在1 kHz~50 kHz之间,信号之间频差最小为1.5 kHz。将生成的短波宽带信号切分为时长为2 s的信号片段,构建了包含47880条数据的短波宽带信号数据集。

表1 仿真信号参数表

Table 1 Parameters of simulated signal

调制类型	带宽/kHz	调制速率/Bd	调制类型	带宽/kHz	调制速率/Bd
2FSK	2.1	200	BPSK	2	600
4FSK	3.3	500	QPSK	3	1200
8FSK	3	250	8PSK	3	2400
MSK	2	400	AM	6	—

3.2 评价指标

计算机视觉中的目标检测任务主要采用平均精度均值(mean Average precision, mAP)评价模型性能,但是mAP无法直观反映短波特定信号检测的时间、频率和带宽等指标的准确程度,而这些指标对于后续解调处理、电磁对抗等至关重要,因此本文根据短波特定信号检测需求设计了相对频率偏差、带宽误差及时差误差等评价指标。

相对频率偏差为

$$f_{\text{dev}} = \frac{|f_{\text{gt}} - f_{\text{est}}|}{B_{W_{\text{gt}}}} \quad (10)$$

式中: f_{gt} 为信号真实频率; f_{est} 为模型检测输出的信号频率; $B_{W_{\text{gt}}}$ 为信号真实带宽。信号相对频率偏差可以衡量模型输出中心频率的准确程度,其值越小中心频率估计越准确。

带宽误差为

$$B_{W_{\text{err}}} = 1 - \frac{B_{W_{\text{gt}}} \cap B_{W_{\text{est}}}}{B_{W_{\text{gt}}} \cup B_{W_{\text{est}}}} \quad (11)$$

式中: $B_{W_{\text{gt}}}$ 为信号真实带宽; $B_{W_{\text{est}}}$ 为模型检测输出的信号带宽。信号带宽误差表示真实信号频率范围与模型估计得到的频率范围之间的交并比,可以表征模型输出的带宽与真实信号带宽之间的误差,其值越小带宽误差越小。

时间误差为

$$T_{\text{err}} = 1 - \frac{T_{\text{gt}} \cap T_{\text{est}}}{T_{\text{gt}} \cup T_{\text{est}}} \quad (12)$$

式中: T_{gt} 为信号真实起止时间; T_{est} 为模型检测信号时差误差。信号时间误差通过计算真实信号起止时间与模型检测输出的起止时间的交并比,用于表征模型输出起止时间的准确程度,其值越小,起止时间估计越准确。

3.3 实验环境与参数设置

本文实验训练环境为Ubuntu 18.04 LTS, GPU为2块 NVIDIA Tesla V100 32 GB, CPU型号为 Intel(R) Gold 6252 N, 深度学习框架为 Torch 1.8.1。按照 7:2:1 将自主构建的短波宽带信号集划分为训练集、测试集和验证集, 批大小 (Batch size) 设为 16, 轮次 (Epoch) 设为 36, 基础学习率为 0.001, 采用多阶段 Warm-up 预热学习策略。

本文所提模型 FSANet 采用 4 个阶段, 每个阶段深度为 $D_i = [1, 2, 16, 2]$, $i = 1, \dots, 4$, 嵌入编码维度 C 为 64, 每个阶段设置频率敏感注意力水平方向块的高度 $h = [1, 2, 2, 4]$, 根据 STFT 点数及短波宽带信号的采样率, 可以计算出对应的频率带宽为 [390 Hz, 1 562 Hz, 6 250 Hz, 12 500 Hz], 可覆盖短波特定信号的频率范围。

3.4 实验结果分析

本文选择在目标检测任务中表现最好的基于 Transformer 的模型 SwinDet 及基于 CNN 的模型 ResDet-50, ResDet-101^[20] 及 YOLO3Det^[11] 作为对照模型, 为保证公平性, 各模型参数量及计算量保持大致相同。各模型在输入时频图尺寸为 512 像素 \times 781 像素下的参数量及浮点运算次数 (Floating point operations, FLOPs) 如表 2 所示。

表 2 模型参数量及 FLOPs 对比

Table 2 Comparison of parameter size and FLOPs

Model	FSSDet	SwinDet	ResDet-101	ResDet-50	YOLO3Det
参数量/ 10^3	103.7	109.6	125.1	106.1	61.6
FLOPs/ 10^6	66.4	69.7	95.8	65.5	154.9

3.4.1 不同信噪比下各模型的 mAP 情况

不同信噪比下各模型的信号检测识别情况如图 6 所示, 其中横轴为信噪比, 纵轴为 mAP。通过对比发现, FSSDet 在 $-10 \sim 20$ dB 范围内始终领先对比模型 2% 以上。在 -4 dB 以下, FSSDet 表现尤为

突出, mAP 优于 SwinDet 4%, 优于 ResDet-50 及 ResDet-101 10% 以上, 充分证明了 FSSDet 的有效性, 尤其是在低信噪比情况下具有更强的鲁棒性, 表明频率敏感注意力可以有效建模时频图先验信息, 捕获信号之间相关性。而与 YOLO3Det 相比, FSSDet 优势更为明显, SNR 在 $-10\sim 20$ dB 范围内领先 14% 以上。本文认为, YOLO3Det 作为一类单阶段的目标检测器, 虽然可以获得高的运算速度, 但却牺牲了准确性, 此外 YOLO3Det 基于 anchor 进行目标检测, 受 anchor 的尺寸及形状影响, 对窄长形的信号检测效果不佳。

3.4.2 不同信噪比下各模型的时间误差、相对频率偏差及带宽误差情况

为测试模型输出的起止时间、中心频率及带宽等检测识别结果的准确度, 根据设计的时间误差、相对频率偏差及带宽误差指标在 $-10\sim 10$ dB 信噪比下进行测试, 结果如表 3 所示。与参照模型相比, FSSDet 在各项指标上均有显著提升, 其中相对频率偏差及带宽误差均减少 0.016 以上, 时间误差降低 0.019 以上, 在低信噪比下提升尤为显著。而由于采用单阶段的 YOLO3Det^[11], 受目标检测器本身特性影响, 其与 FSSDet 相比在各项评价指标上差距悬殊。可见, FSSDet 可以有效提升信号检测结果的精度。

表 3 不同信噪比下各模型相对频率偏差、带宽误差、时间误差情况

Table 3 Relative frequency deviation, bandwidth error and time error under different SNRs

Index	Model	SNR/dB										
		-10	-8	-6	-4	-2	0	2	4	6	8	10
f_{dev}	ResDet-50	0.539	0.341	0.237	0.169	0.092	0.061	0.055	0.053	0.052	0.052	0.052
	ResDet-101	0.471	0.303	0.220	0.154	0.089	0.068	0.064	0.063	0.0621	0.062	0.062
	SwinDet	0.390	0.219	0.117	0.069	0.052	0.046	0.045	0.046	0.049	0.052	0.056
	YOLO3Det	0.397	0.361	0.178	0.177	0.177	0.175	0.173	0.169	0.166	0.162	0.158
	FSSDet	0.291	0.158	0.075	0.043	0.033	0.030	0.028	0.027	0.027	0.027	0.027
B_{werr}	ResDet-50	0.548	0.350	0.245	0.176	0.099	0.067	0.061	0.059	0.058	0.057	0.059
	ResDet-101	0.478	0.308	0.225	0.160	0.094	0.070	0.070	0.069	0.068	0.068	0.068
	SwinDet	0.396	0.226	0.122	0.073	0.055	0.049	0.049	0.051	0.055	0.058	0.063
	YOLO3Det	0.403	0.366	0.185	0.181	0.179	0.178	0.176	0.172	0.167	0.162	0.158
	FSSDet	0.298	0.163	0.079	0.046	0.036	0.033	0.031	0.031	0.031	0.031	0.031
T_{err}	ResDet-50	0.540	0.343	0.239	0.171	0.094	0.063	0.057	0.054	0.053	0.053	0.053
	ResDet-101	0.473	0.306	0.223	0.157	0.092	0.073	0.067	0.066	0.065	0.065	0.065
	SwinDet	0.403	0.230	0.124	0.073	0.054	0.047	0.046	0.048	0.051	0.054	0.058
	YOLO3Det	0.415	0.337	0.166	0.165	0.163	0.162	0.160	0.156	0.153	0.148	0.144
	FSSDet	0.297	0.161	0.077	0.042	0.032	0.028	0.026	0.024	0.024	0.024	0.024

3.4.3 低信噪比下 FSSDet 与 SwinDet 对比情况

为进一步测试 FSSDet 对不同调制类型信号的检测识别准确率, 特别是在低信噪比下的检测识别准确率, 本文在 SNR 为 -4 dB 情况下对 FSSDet 与对照模型中表现最好的 SwinDet 进行了对比测试, 测试结果如图 7 所示。

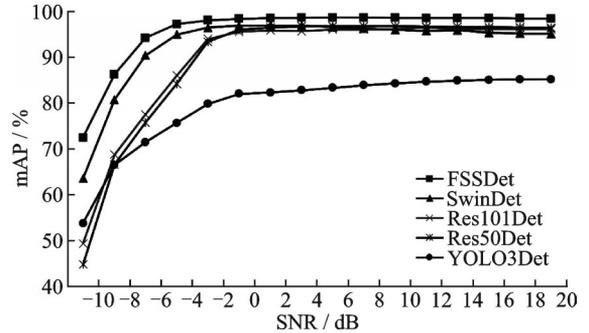


图 6 不同信噪比下 mAP 折线图

Fig.6 mAP under different SNRs

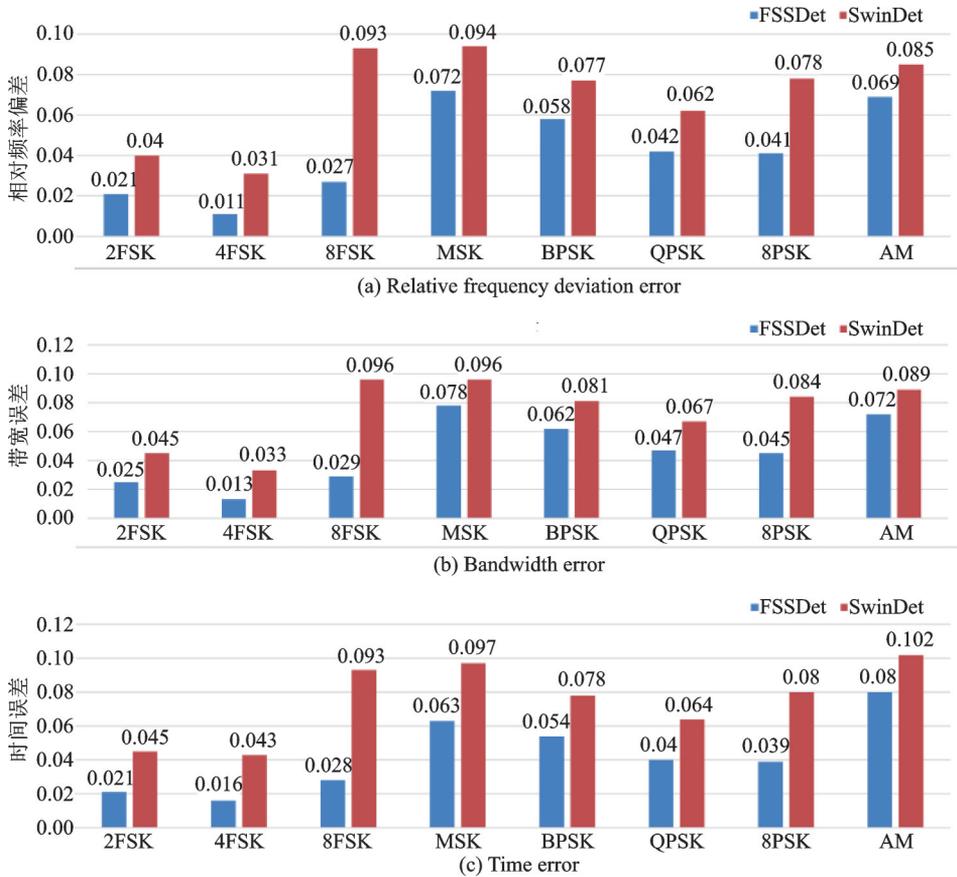


图7 相对频率偏差、带宽误差、时间误差统计图(SNR=-4 dB)

Fig.7 Relative frequency deviation, bandwidth error and time error chart(SNR=-4 dB)

实验结果表明,在低信噪比情况下,FSSDet在各类调制类型上均较SwinDet有较大提升,其中相对频率偏差降低0.016以上,带宽误差减少0.02以上,时间误差降低0.022以上,各项指标上均有显著提升,尤其是对8FSK提升更为明显。

3.4.4 真实信道环境下FSSDet性能分析

为验证FSSDet对真实信道环境下短波特定信号的检测识别效果,本文对实际采集的Link-11及HF DL两类特定信号进行了测试。图8为随机抽取的一个测试结果,其中共包含9个Link-11信号,2个HF DL信号。可见,FSSDet可检测出全部9个Link-11信号(绿色框)和2个HF DL信号(红色框),并且能够准确定位短波特定信号在宽带时频图中的位置,具有较高的检测识别准确率。特别是,对于左下角红框内的因短波信道影响而存在明显频率选择性衰落的HF DL信号也能准确检测其起止时间及频率范围,FSSDet在复杂电磁环境下仍具有良好的鲁棒性。



图8 FSSDet在短波宽带时频图中检测识别结果

Fig.8 Detection results of FSSDet in HF wideband spectrogram

在推理阶段,处理大小为512像素 \times 781像素的短波宽带信号时频图,FSSDet与SwinDet所需时间分别为82.3 ms和80.6 ms,远低于时频图2 s的持续时间,可满足实时处理需求。与SwinDet相比,FSSDet速度略有降低,在几乎不损失运行效率的情况下可获得较大的检测识别准确率提升。

4 结束语

本文首次将短波特定信号在宽带信号时频图中的分布特点作为先验信息引入目标检测网络,设计了频率敏感注意力机制并构建了频率敏感信号检测器FSSDet,模拟短波特定信号信道传输过程构建了信号类型多样、信号质量多变的短波特定信号数据集。通过实验对比,验证了本文算法无论是在目标检测任务常用的mAP指标上还是在根据信号检测需求设计的中心频率偏差、带宽误差及时间误差等指标上均有较大提升,尤其是在低信噪比下时具有很强的鲁棒性。本文方法为利用信号时频图开展信号检测识别提供了一种新思路,可方便地迁移应用于其他频段信号检测识别任务,具有较大的现实意义和推广借鉴价值。

参考文献:

- [1] 查雄,许漫坤,彭华,等.基于深度残差网络的特定协议信号识别[J].电子学报,2019,47(7): 1532-1537.
ZHA Xiong, XU Mankun, PENG Hua, et al. Specific protocol signal recognition based on a deep residual network[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(7): 1532-1537.
- [2] 陈露,伍小芹,白勇.基于信号采样自相关的步进宽带频谱感知方法[J].数据采集与处理,2017,32(5): 1034-1043.
CHEN Lu, WU Xiaoqin, BAI Yong. Step-by-step spectrum sensing method based on signal sample autocorrelation[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2017, 32(5): 1034-1043.
- [3] 吴启晖,任敬.电磁频谱空间认知新范式:频谱态势[J].南京航空航天大学学报,2016,48(5): 625-632.
WU Qihui, REN Jing. New cognitive paradigm of electromagnetic spectrum space: Spectrum situation [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2016, 48(5): 625-632.
- [4] 成顺利.基于宽带信号信道化的目标信号检测[D].桂林:桂林电子科技大学,2019.
CHENG Shunli. Target signal detection based on broadband signal channelization[D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2019.
- [5] 李波.基于形态学预处理的短波猝发信号检测算法[J].现代电子技术,2015,38(9): 32-34.
LI Bo. Shortwave burst signal detection algorithm based on morphology pre-processing[J]. *Modern Electronics Technique*, 2015, 38(9): 32-34.
- [6] 陈含欣,崔伟亮,江桦.短波信号检测中的形态学预处理算法[J].计算机工程,2010,36(24): 84-86.
CHEN Hanxin, CUI Weiliang, JIANG Hua. Morphology pre-processing algorithm in short wave signal detection[J]. *Computer Engineering*, 2010, 36(24): 84-86.
- [7] 王永明,张尔扬,赵津丽.应用形态学滤波的宽带侦察接收机信号检测新方法[J].应用科学学报,2009,27(4): 343-347.
WANG Yongming, ZHANG Eryang, ZHAO Jinli. Signal detection in broadband reconnaissance receiver based on morphological filter[J]. *Journal of Applied Sciences*, 2009, 27(4): 343-347.
- [8] 孙伟,彭华,李天响,等.基于时频图像处理的宽带特定信号检测方法[J].信息工程大学学报,2020,21(5): 545-551.
SUN Wei, PENG Hua, LI Tianyun, et al. Broadband specific signal detection method based on time-frequency image processing[J]. *Journal of Information Engineering University*, 2020, 21(5): 545-551.
- [9] 林肖辉,张润生.基于模板匹配的2G-ALE信号识别技术[J].无线电通信技术,2016,42(3): 46-48,69.
LIN Xiaohui, ZHANG Runsheng. The technology of 2GALE signal recognition based on spectrum template matching[J]. *Radio Communications Technology*, 2016, 42(3): 46-48,69.
- [10] 周鑫,何晓新,郑昌文.基于图像深度学习的无线电信号识别[J].通信学报,2019,40(7): 114-125.
ZHOU Xin, HE Xiaoxin, ZHENG Changwen. Radio signal recognition based on image deep learning[J]. *Journal on Communications*, 2019, 40(7): 114-125.

- [11] LI R, HU J, LI S, et al. Blind detection of communication signals based on improved YOLO3[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP). Xi'an: [s.n.], 2021: 424-429.
- [12] 杨司韩,彭华,许漫坤,等.基于卷积神经网络的超短波特定信号谱图识别[J].系统工程与电子技术,2019,41(4): 744-751.
YANG Sihan, PENG Hua, XU Mankun, et al. Ultra-short wave specific signal spectrogram recognition based on convolution neural network[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(4): 744-751.
- [13] 李润东.基于深度学习的通信信号智能盲检测与识别技术研究[D].成都:电子科技大学,2021.
LI Rundong. Research on intelligent blind detection and recognition of communication signals based on deep learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2021.
- [14] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. [S.l.]: IEEE, 2021: 10012-10022.
- [15] SUN P, ZHANG R, JIANG Y, et al. Sparse R-CNN: End-to-end object detection with learnable proposals[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2021: 14454-14463.
- [16] 胡中豫.现代短波通信[M].北京:国防工业出版社,2003.
HU Zhongyu. Modern high frequency communication[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2003.
- [17] VASWANI A, RAMACHANDRAN P, SRINIVAS A, et al. Scaling local self-attention for parameter efficient visual backbones[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2021: 12894-12904.
- [18] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16×16 words: Transformers for image recognition at scale[EB/OL]. (2020-10-22)[2022-09-12]. <https://arxiv.org/abs/2010.11929>.
- [19] O'SHEA T J, WEST N. Radio machine learning dataset generation with GNU radio[C]//Proceedings of the GNU Radio Conference. Boulder, USA: [s.n.], 2016: 11-16.
- [20] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 770-778.

作者简介:



耿频永(1988-),男,硕士研究生,研究方向:智能信号处理、电磁频谱感知等, E-mail: pygeng2020@163.com。



曹叶文(1965-),男,教授,博士生导师,研究方向:多载波/多码传输、移动IP组播协议、通信网络与信号处理等。



赵晓蕾(1992-),通信作者,男,硕士,工程师,研究方向:智能信号处理、模式识别、机器学习等, E-mail: zhaoxiaoleiqz@126.com。



李振星(1985-),男,硕士,高级工程师,研究方向:电磁环境大数据、电磁频谱管理等。



张新斌(1976-),男,硕士,高级工程师,研究方向:电磁频谱监测、信号处理、频谱装备管理等。

(编辑:陈琚)