

# 基于 YOLOv6 框架实现典型通信信号调制快速识别方法

李育恒, 张 敏, 蔡敏康, 张鹏宇, 原 昊  
(北京遥测技术研究所 北京 100076)

**摘要:** 随着战场通信侦察对抗系统的快速发展, 通信信号体制变得非常复杂, 给非合作接收条件下的通信信号检测、调制识别及信号辐射源个体识别带来困难。为了全面掌握信号先验信息, 对复杂多样的通信信号体制进行盲检与识别, 本文提出基于时频图分析和深度神经网络的多种通信信号自动调制识别方法。首先, 利用时频分析将不同典型通信信号转换为时频图像, 再将标注后的时频图输入基于深度学习的 YOLOv6(目标检测模型)网络中进行特征学习; 然后, 通过设计 YOLOv6 更高效的网络结构, 使其能够对信号的时频图进行快速识别; 最后, 将训练后的网络权重对典型通信交叠信号进行测试, 对提取的特征向量进行分类识别, 完成 6 种调制方式识别与位置的快速确定, 实现在非合作接收条件下的多个典型通信信号调制方式的检测和识别。

**关键词:** 战场通信; 非合作接收; 时频图分析; YOLOv6 网络; 调制识别

**中图分类号:** TN76; TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-1000(2023)04-0063-10

**DOI:** 10.12347/j.ycyk.20230208001

**引用格式:** 李育恒, 张敏, 蔡敏康, 等. 基于 YOLOv6 框架实现典型通信信号调制快速识别方法[J]. 遥测遥控, 2023, 44(4): 63-72.

## A fast recognition method of typical communication signal modulation based on YOLOv6 framework

LI Yuheng, ZHANG Min, CAI Minkang, ZHANG Pengyu, YUAN Hao  
(Beijing Research Institute of Telemetry, Beijing 100076, China)

**Abstract:** With the rapid development of battlefield communication reconnaissance countermeasure system, communication signal system becomes more complex, which brings difficulties to communication signal detection, modulation recognition and signal emitter individual recognition under non cooperative reception conditions. In order to fully grasp the prior information of the signal, blindly detect and identify the complex communication signal system, this paper proposes an automatic modulation recognition method for multiple communication signals based on time-frequency diagram analysis and deep neural network. Through time-frequency analysis, different typical communication signals are firstly converted into time-frequency images. Then the marked time-frequency diagram is input into YOLOv6 network based on deep learning for feature learning. By designing a more efficient network structure, YOLOv6 can quickly identify the time-frequency diagram of signals. Based on the generated network weight, the typical communication overlapping signal is tested, the extracted feature vectors are classified and recognized, the identification of six modulation modes and the rapid determination of the position is completed. Finally, the detection and recognition of multiple typical communication signal modulation modes under the condition of non-cooperative reception are realized.

**Keywords:** Battlefield communication; Non-cooperative reception; Time frequency diagram analysis; YOLOv6 network; Modulation recognition

**Citation:** LI Yuheng, ZHANG Min, CAI Minkang, et al. A fast recognition method of typical communication signal modulation based on YOLOv6 framework[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2023, 44(4): 63-72.

### 引 言

随着无线电频谱监测及战场通信侦察对抗等

领域新技术的快速发展, 信号调制的自识别技术成为认知无线电领域研究的热点之一。在实际通信场景中, 电磁环境恶劣且复杂, 接收信号的信

噪比范围变化较大<sup>[1]</sup>, 一些基于信号传统调制识别的方法如似然函数法和特征识别法, 均存在噪声鲁棒性弱和特征提取难的问题, 这使其算法性能大幅下降<sup>[2]</sup>。因此, 在非合作接收条件下, 复杂多样的通信信号体制的盲检测及识别成为一项极具挑战性的研究难点。其中, 在同信道下多个待识别信号的调制方式出现混叠时, 传统的信号分离算法失效<sup>[3]</sup>。针对强干扰和快变化的电磁环境背景下, 进行通信信号特征提取与自动调制识别问题<sup>[4]</sup>, 本文提出一种基于深度学习的复杂背景下典型通信信号的自动调制识别算法。

通信信号调制方式识别是目前人工智能研究主要方向之一, 对信号调制方式进行识别时, 传统的信号调制识别基本分为基于贝叶斯决策理论与基于统计机器学习理论两种方法。贝叶斯决策理论算法的通用性较差, 无法根据特定场景下的信号特征进行识别, 且该算法实现的复杂度较高, 实用性较差<sup>[5]</sup>。而基于统计机器学习理论方法通用性较高, 但网络结构复杂, 需要的硬件成本较高, 无法满足军用设备轻量化小型化要求。

随着近几年深度学习的快速发展, 卷积神经网络成为图像特征提取技术之一, 针对典型特征进行目标检测时, 利用深度学习可从原始信号数据提取特征<sup>[6]</sup>。目前, 目标检测技术主要基于YOLO (You Only Look Once, 你只需看一次)、SSD (Single Shot Detection, 单次检测)、Fast-RCNN (快速基于区域的卷积神经网络) 等网络的开源框架进行开发。其中, YOLO是一种基于深度神经网络的对象识别和定位算法, 创造性地将候选区和对象识别两个过程合二为一, 加速了网络识别速率<sup>[7]</sup>。目前YOLO框架已经过数次迭代改进, 更新至YOLOv6版本, 其网络特征提取能力及检测速度大幅提高, 达到1 424 fps的处理速度。除此之外, YOLOv6可支持GPU (图形处理器)、CPU (中央处理器) 及ARM (高级精简指令集架构处理器) 不同部署, 针对TensorRT (GPU推理引擎)、OpenVINO (开放式视觉推理神经网络优化)、MNN (移动神经网络)、TNN (深度学习推理框架)、NCNN (神经网络前向计算框架) 等平台均可简化工程部署的时间, 适配性较高<sup>[8]</sup>。因此, 本文选用基于深度学习框架YOLOv6进行目标检测, 实现基于时域图的典型通信信号调制方式识别。

## 1 典型通信信号自动调制识别设计

本文将通信信号先进行时域图转换, 利用LabelImg软件对时域图进行手工标注, 通过大量有标签的时域图对YOLOv6网络进行权重训练, 训练完成的YOLOv6网络对交叠通信信号的个数、调制类别等进行信号的检测、识别与提取。算法实现流程图如图1所示。

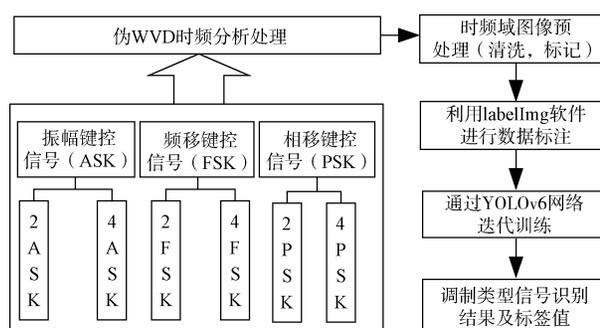


图1 基于YOLOv6框架的典型通信信号调制类型识别流程的示意图

Fig. 1 Schematic diagram of typical communication signal modulation type identification flow based on YOLOv6 framework

### 1.1 典型通信信号调制类型

在信号进行通信时, 为了使信号能在带通道中顺利传输, 需用数字基带信号对载波进行调制工作, 使其信号与信道的特性匹配, 这个称为调制过程。为实现数字调制, 可通过数字信号的离散取值特点进行开关键控控制载波, 如对载波振幅、频率以及相位进行键控, 获得振幅键控 (ASK)、频移键控 (FSK) 和相移键控 (PSK)<sup>[9]</sup>。由于信号本身有二进制与多进制, 数字调制则可分为二进制调制方式与多进制调制方式, 当信号参量  $M$  取值大于2, 则为多进制取值。本文研究了二进制、四进制及八进制调制方式的识别。

#### 1.1.1 二进制数字调制信号

在二进制数字调制方式中, 载波频率、幅度及相位含有两种变化状态。

##### ① 二进制振幅键控信号 (2ASK)

在2ASK中, 载波幅度变化为“0”、“1”, 其表达式为

$$e_{2\text{ASK}}(t) = s(t) \cos \omega_c t \quad (1)$$

其中,

$$s(t) = \sum_n a_n g(t - nT_B) \quad (2)$$

$T_B$ 为码元持续时间,  $g(t)$ 为持续时间 $T_B$ 的基带脉冲波形。

### ② 二进制频移键控信号(2FSK)

利用频率的变化传递信息, 信号频率在 $f_1$ 、 $f_2$ 之间变化, 其时域表达式可写为

$$e_{2FSK}(t) = s_1(t) \cos(\omega_1 t + \varphi_n) + s_2(t) \cos(\omega_2 t + \theta_n) \quad (3)$$

$s_1(t)$ 与 $s_2(t)$ 为单极性脉冲序列, 在移频键控中,  $\varphi_n$ 与 $\theta_n$ 不携带任何信息, 可赋值为0, 则表达式可简化为:

$$e_{2FSK}(t) = s_1(t) \cos \omega_1 t + s_2(t) \cos \omega_2 t \quad (4)$$

### ③ 二进制相移键控信号(2PSK)

利用载波相位变化传递数字信息, 初始相位0与 $\pi$ 表示二进制中的“1”与“0”, 其时域表达式为:

$$e_{2PSK}(t) = A \cos(\omega_c t + \varphi_n) \quad (5)$$

#### 1.1.2 多进制数字调制信号

由于在二进制键控调制方式中, 码元只传输

1 bit的信息, 频率利用率较低, 为提高频带利用率, 一个码元传输多个比特信息<sup>[10]</sup>, 提出多进制键控方法:

#### ① 四进制振幅键控信号(4ASK)

当单极性多电平信号键控载波, 则为MASK信号, 当 $M=4$ 时, 则为4ASK信号, 每个码元有2 bit信息。

#### ② 四进制频移键控信号(4FSK)

在4FSK信号中采用4个不相同的频率表示四进制码元, 其中每个码元有2 bit信息, 由于有4个不同频率, 占用带宽较大。

#### ③ 四进制相移键控信号(4PSK)

四进制相移键控信号可表示为:

$$e_k(t) = A \cos(\omega_c t + \theta_k) \quad k=1, 2, 3, 4 \quad (6)$$

4PSK常称为正交相移键控(QPSK), 每个码元有2 bit的信息, 排列的相位关系以格雷码(Gray)排列。图2为典型通信调制信号时域波形。

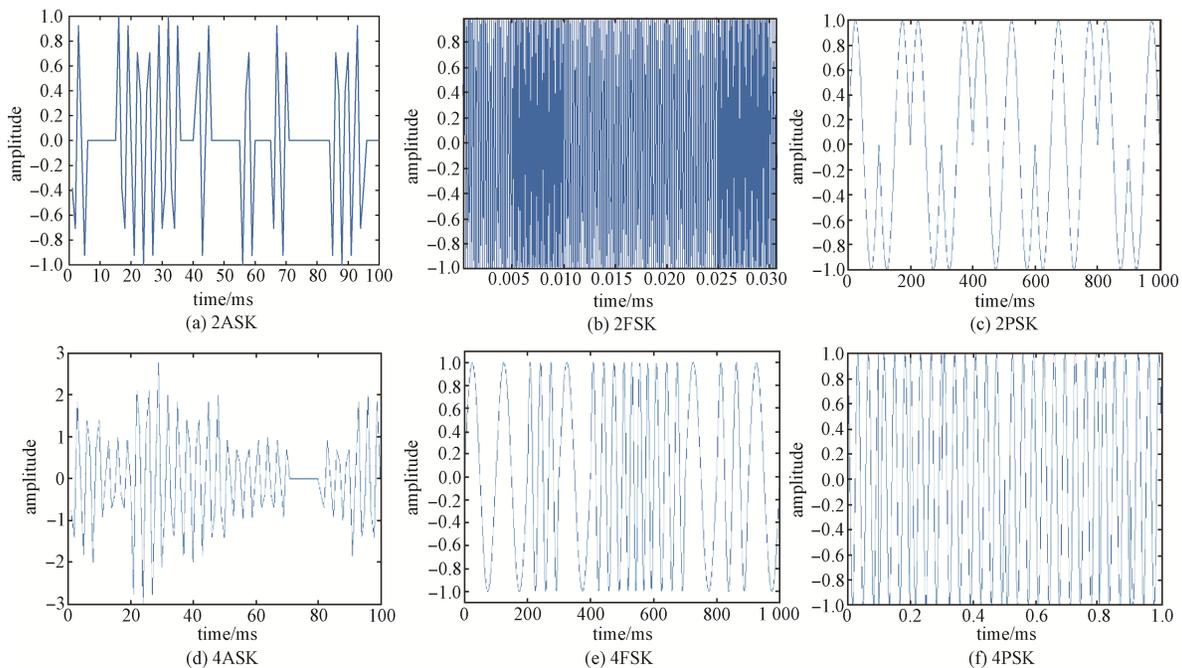


图2 典型通信调制信号时域波形

Fig. 2 Time domain waveform of typical communication modulation signal

## 2 基于PWVD的时频分析处理

由于不同调制方式的通信信号之间存在差异性, 常规傅里叶变换方法不能描述任时刻的频率特性, 无法对信号的调制类型进行全面分析。为了识别信号特征进而区分不同的通信信号调制

类型, 首先利用时频分析方法将一维时域信号变换至二维的时频平面中, 显示信号的能量分布, 再对二维时频平面的信息进行特征检测及识别<sup>[11]</sup>。在时频分析方法中, 由于魏格纳分布(Wigner)不加窗, 时间与频率没有相互关联, 其分辨率很高, 对信号具有较高的分辨能力, 在典型通信信号调

制类型识别中有着重要的应用。设窗函数为  $h(t)$ , 对信号  $s(t)$  的截断信号为:

$$s_t(\tau) = s(\tau)h(\tau - t) \tag{7}$$

Wigner 分布的加窗运算后:

$$W_{st}(\tau, \omega) = \int W_s(\tau, \xi)W_h(\tau - t, \omega - \xi)d\xi \tag{8}$$

本文选用伪魏格纳分布(PWVD)进行时频分析处理, 由于Wigner-Vile(魏格纳-维利分布, WVD)本质为非线性, 即两信号WVD相加之和不等于每个信号WVD相加之和, 因此当叠合时将会产生“交叉项”, “交叉项”的产生极大干扰了信号的时频分析。为了解决此问题, 设计出PWVD方法, 在零时刻WVD分布时, PWVD分布是其WVD分布在频域受窗函数平滑的结果。针对多分量信号, PWVD分布的平滑方法可以降低交叉项的影响, 改善信噪比。因此, 本文采用PWVD时频分析方法对典型通信信号调制类型进行时频转换, 其表达式为:

$$W_{st}(\tau, \omega) = \int W_s(\tau, \xi)W_h(0, \omega - \xi)d\xi \tag{9}$$

其时频域分布图如图3所示。

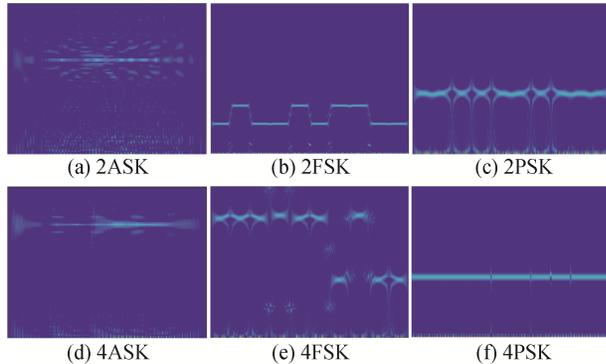


图3 典型通信调制信号经过PWVD方法产生的时频域分布图

Fig. 3 Time frequency domain distribution diagram of typical communication modulated signals generated by PWVD method

### 3 YOLOv6 网络设计

目标检测是计算机视觉领域中的基础性技术, 其中YOLO系列目标检测算法综合性能已成为项目工程化中的首选框架。YOLO主要核心将一张图片输入至网络当中, 通过卷积神经网络直接在输出层得到检测结果和边界框的偏移量<sup>[12]</sup>。随着国内外各团队的更新研发, YOLO版本已衍生出多种检

测框架, 如YOLOv6、YOLOX(超越YOLO)及PP-YOLOE(新一代YOLO)框架。目前, 最新的版本由美团视觉职能部研发, YOLOv6框架在速度与精度上大幅提升, 能够支持模型训练、推理及多平台部署等应用需求, 其框架在网络结构、训练策略等方面进行了多项改进与优化。

目前, YOLOv6-nano框架在COCO(语境中的常见对象)数据集上精度可达35.0% AP(平均精度), 在T4的推理速度可达1 242 FPS(每秒传输帧数)。YOLOv6-s在COCO数据集上精度可达43.1% AP, 在T4的推理速度可达520 FPS。YOLOv6的网络结构在Backbone(骨干网络)、Neck(网络层)、Head(检测头)以及训练策略等方面进行改进。

#### 3.1 EfficientRep Backbone 网络层

在Backbone网络层中, YOLOv6基于Rep算子设计了Backbone网络层, 能够高效利用GPU算力, 同时具有很强的表征能力。图4为此网络层的具体结构图, 将Backbone中步长为2的普通卷积层替换为步长为2的ReoConv层, 再将CSP-Block重新设计为RepBlock(RepBlock第一个RepConv将通道维度进行变换对齐), 将SPPF(快速空间金字塔池化)优化为SimSPPF(简化的快速空间金字塔池化)。

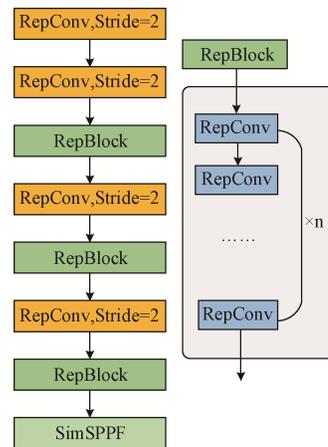


图4 EfficientRep backbone 结构层

Fig. 4 EfficientRep backbone structure layer

#### 3.2 Neck 网络层

在Neck结构中, 为了在提高算法的精度与速度的同时达到平衡, Rep-PAN中利用RepBlock替换YOLOv6的CSP-Block, 对Neck结构算子进行调整, 使其保持较高的多尺度特征融合能力, 其结构如图5所示。

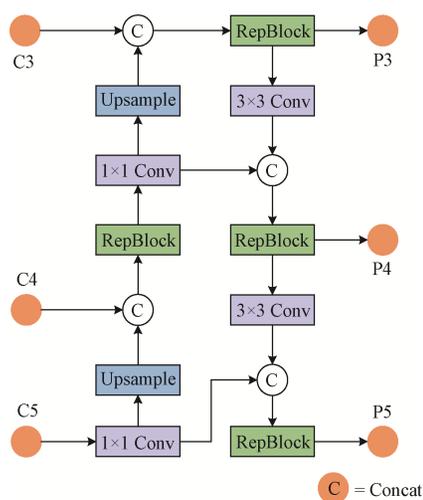


图5 Rep-PAN 结构图

Fig. 5 Rep-PAN structure diagram

### 3.3 Decoupled Head 网络层

Yolov6采用Decoupled Head(解耦检测头)进行

检测, 由于前YOLOX框架通过将分类与回归分支进行解耦操作, 新增的 $3\times 3$ 卷积层导致网络延时, 因此YOLOv6采用Hybrid Channels策略设计解耦结构, 缓解 $3\times 3$ 卷积层带来的延时, 增加网络的检测速度。

### 3.4 输出网络层

在进行网络训练时, 常用的边界框为IoU(交并比)、GIoU(广义交并比)、CIoU(完全交并比)、DIoU(距离交并比)及loss(损失)等, 但常用方法并未考虑预测框与目标框之间的方向匹配性<sup>[13]</sup>。为了提高网络回归精度, YOLOv6采用SIoU(损失函数)边界框回归函数监督网络学习, 通过加入回归间向量角度, 降低回归及自由度, 从而加快网络的收敛速度, 最终提高回归精度。表1为YOLOv6与其他主流YOLO算法识别速率与识别正确率比较的实验结果。

表1 YOLOv6与其他主流YOLO算法比较实验结果

Table 1 Comparison of experimental results between YOLOv6 and other mainstream YOLO algorithms

Method	Size	COCOmAPval 0.5:0.95	Speed(v100)		Speed(T4)		Params (M)	Flops (G)
			Bs32(ms)		TRT fp16(fps)			
			fp16	fp32	bs1	bs2		
YOLOv5-nano	640	28.0	0.6	1.0	584	672	1.9	4.5
YOLOv5-s	640	37.4	0.9	1.5	403	465	7.2	16.5
YOLOX-nano	416	25.8	0.5	0.6	737	1 664	0.9	1.1
YOLOX-tiny	416	32.8	0.7	1.0	618	1 120	5.1	6.5
YOLOX-s	640	40.5	1.8	2.7	312	375	9.0	26.8
PP-YOLOE-s	640	42.7	n/a	2.2	218	n/a	7.9	17.4
YOLOv6-nano	416	30.8	0.3	0.4	1 100	2 716	4.3	4.7
	640	35.0	0.5	0.7	788	1 242	4.3	11.1
YOLOv6-tiny	640	41.3	0.9	1.5	425	602	15.0	36.7
YOLOv6-s	640	43.1	1.0	1.7	373	520	17.2	44.2

### 3.5 YOLOv6网络训练

基于第2节典型通信信号自动调制识别设计流程图, 下面给出不同信噪比下通信信号调制方式自动识别方法的实现步骤。

步骤1, 首先根据第3节提出的PWVD方法, 产生6种典型通信调制信号的时频图, 在生成训练数据与测试数据时, 每一类信号均在信噪比为0 dB~6 dB之间, 每隔1 dB产生训练样本和测试样本。同时, 为了对比YOLOv6网络的收敛速度, 将无噪声下的训练样本与测试样本按照同等数量生成, 进行对比测试。

步骤2, 使用labelImg对训练集时频域图像进行标注, 标注信息包括各信号类别以及中心坐标和宽、高, 生成训练集和测试集。

步骤3, 将标注后的Label与Image分别输入YOLOv6网络中进行网络训练, 输出best.pt权重文件, 再将best.pt读入YOLOv6测试程序中, 输入信号测试集进行测试。

步骤4, 引入SimOTA<sup>[14]</sup>(简化的最优运输分配)标签分配策略动态分配正样本, 提高检测精度。

步骤5, 为了提升网络回归精度, YOLOv6模

型采用SIOU边界框回归损失函数监督网络学习, 通过引入所需回归之间的向量角度以重新定义损失距离, 降低回归自由度, 加快网络收敛速度, 迭代batch大小为300。

## 4 算法验证

### 4.1 通信信号数据集

根据对载波振幅、频率以及相位进行键控, 获得振幅键控(ASK)、频移键控(FSK)和相移键控(PSK), 产生2ASK、4ASK、2PSK、4PSK、2FSK及4FSK的6种调制信号。首先对特征提取网络进行训练, 信号的采样点数为9 000, 采样频率

为1 000 Hz, 进行伪WVD分析得到600×600的时频图。其中训练样本的时频域图像每个信噪比为50张图片, 每种信号在不同信噪比下(0、1、2、3、4、5、6 dB)为50×7=350张图片, 无噪声背景下的通信信号为50张图片, 因此每类信号训练集分别为400张数据, 6种通信调制信号类别总共2 400张训练数据。每个信噪比下的测试样本的时频域图像为10张图片, 每个信噪比下的信号为10×6=60张图片, 无噪声下的信号为10张图片, 共70张测试图片, 6种通信调制信号类别总共420张图片。通信调制信号数据样本数量分布情况如表2所示。

表2 信号样本集  
Table 2 Signal sample set

训练集 通信信号调制方式	信噪比(dB)							
	无噪声	0	1	2	3	4	5	6
2ASK	50	50	50	50	50	50	50	50
4ASK	50	50	50	50	50	50	50	50
2FSK	50	50	50	50	50	50	50	50
4FSK	50	50	50	50	50	50	50	50
2PSK	50	50	50	50	50	50	50	50
4PSK	50	50	50	50	50	50	50	50
测试集 通信信号调制方式	信噪比(dB)							
	无噪声	0	1	2	3	4	5	6
2ASK	10	10	10	10	10	10	10	10
4ASK	10	10	10	10	10	10	10	10
2FSK	10	10	10	10	10	10	10	10
4FSK	10	10	10	10	10	10	10	10
2PSK	10	10	10	10	10	10	10	10
4PSK	10	10	10	10	10	10	10	10

### 4.2 算法实验验证

#### 4.2.1 测试结果分析

在进行网络算法验证之前, 首先按照信噪比SNR由无噪声、0、1、2、3、4、5、6 dB生成网络所需的训练集与测试集, 将生成后的数据集输入至YOLOv6网络中进行测试, 输出测试结果如图6所示。

不同信噪比下的典型通信信号识别正确率如表3所示。

表3与图7均表示在不同信噪比下典型通信信号通过YOLOv6网络的信号识别正确率。由图7可知, 6种典型信号中, 2FSK信号的识别正确率最

高, 在信噪比为6 dB时可达99.9%, 而4FSK信号识别正确率较低, 最高识别正确率为99.6%; 在训练与测试时, 2ASK呈现出良好的识别正确率。

在信噪比较低的情况下, 由于干扰情况严重, 因此, 6种典型通信信号识别正确率较低, 均在99.5%上下浮动; 在信噪比逐渐升高的情况下, 干扰情况逐渐减弱, YOLOv6又呈现了优秀的泛化能力, 6种通信信号的识别正确率为99.6%~99.9%; 在网络迭代训练300次后, 信号的识别正确率均在99%以上, 表现出了YOLOv6超高标准的网络优异性。

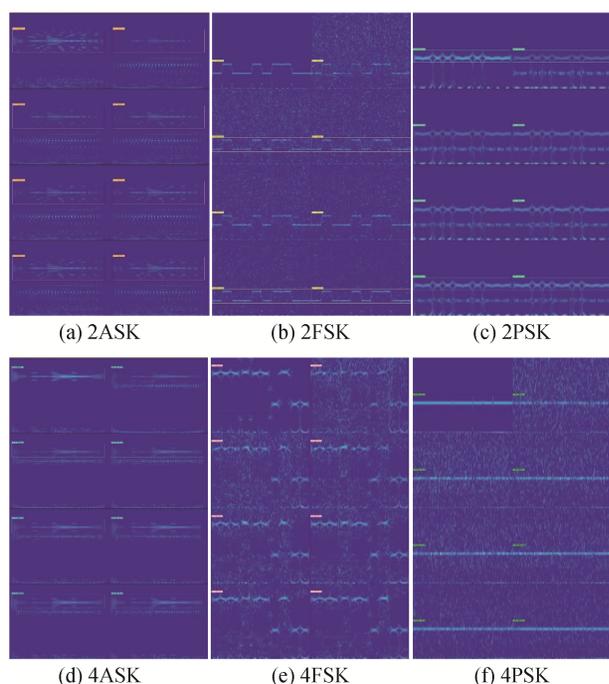


图 6 基于 YOLOv6 网络典型通信信号在不同信噪比的测试结果

Fig. 6 Test Results of Typical Communication Signals Based on YOLOv6 Network at Different SNR

表 3 不同信噪比下不同交叠雷达信号的识别正确率

Table 3 Recognition accuracy of different overlapped radar signals under different signal-to-noise ratios

类别信噪比	2ASK	2FSK	2PSK	4ASK	4FSK	4PSK
无噪声	99.81%	99.93%	99.84%	99.73%	99.65%	99.75%
0	99.52%	99.48%	99.45%	99.42%	99.44%	99.48%
1	99.58%	99.57%	99.50%	99.41%	99.48%	99.55%
2	99.60%	99.62%	99.58%	99.53%	99.50%	99.58%
3	99.65%	99.68%	99.69%	99.55%	99.48%	99.60%
4	99.69%	99.79%	99.76%	99.58%	99.50%	99.65%
5	99.71%	99.82%	99.79%	99.60%	99.59%	99.68%
6	99.80%	99.91%	99.81%	99.67%	99.62%	99.70%

#### 4.2.2 训练网络迭代分析

由于 6 种不同典型通信信号的识别正确率基本均在 99% 以上，因此，本文针对网络的训练过程进行了深入研究。经过对数据迭代训练分析，在进行网络迭代训练时，设置迭代次数为 300 次，训

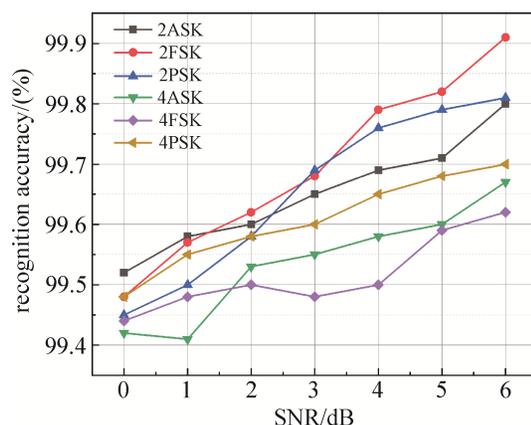


图 7 不同信噪比下典型通信信号的识别正确率

Fig. 7 Recognition accuracy of typical communication signals under different signal-to-noise ratios

练集为 50 张。为了对比相同迭代次数对信号识别正确率的影响程度，将信号的信噪比设置为 0 dB 进行对比，测试 2ASK、2FSK 及 2PSK 信号在迭代训练次数下数据结果分析。

图 8 分别为 300 次迭代训练以及 150 次迭代训练的识别正确率。在 0 至 150 次迭代训练中，随着信号迭代次数增加，通过 YOLOv6 网络的训练，最终结果均接近于 99.5% 以上。在 150 次至 300 次之间，识别正确率均在 99% 以上，达到了相对高稳定状态。

#### 4.2.3 传统调制识别算法与 YOLOv6 性能对比

在非协作通信场景下，典型信号调制方式识别在通信领域均为一项关键技术。传统的信号调制识别算法研究包括：基于小波变换的数模调制识别算法<sup>[15]</sup>、基于信号高阶循环累积量的调制识别算法<sup>[16]</sup>、基于小样本的支持向量机调制信号识别算法<sup>[17]</sup>、基于最大似然调制识别算法<sup>[18]</sup>、基于深度自编码器的数字调制信号识别算法<sup>[19]</sup>以及稀疏自编码器的调制样式识别算法<sup>[20]</sup>等。图 9 为在 2PSK 信号的信噪比为 0、1、2、3、4、5 dB 的情况下，传统调制识别算法与 YOLOv6 性能对比测试结果。

通过单信号 2PSK 的传统信号调制识别算法与 YOLOv6 网络算法的性能进行对比，可知在不同信噪比下，基于 YOLOv6 网络算法的识别正确率均高于 99%，均高于传统信号调制识别算法。基于小波变换算法在信号信噪比为 0 dB 时识别效果最差，随着信噪比的增加，其算法在 2 dB 后识别正确率得到了快速提高；基于高阶循环累积量算法

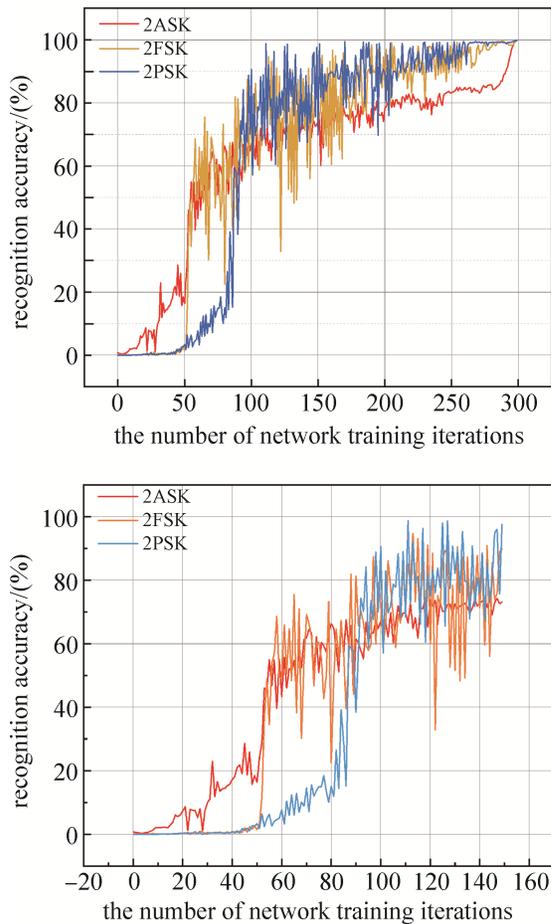


图 8 不同迭代训练次数下典型信号的正确率趋势图

Fig. 8 Trend chart of accuracy of typical signals under different iterative training times

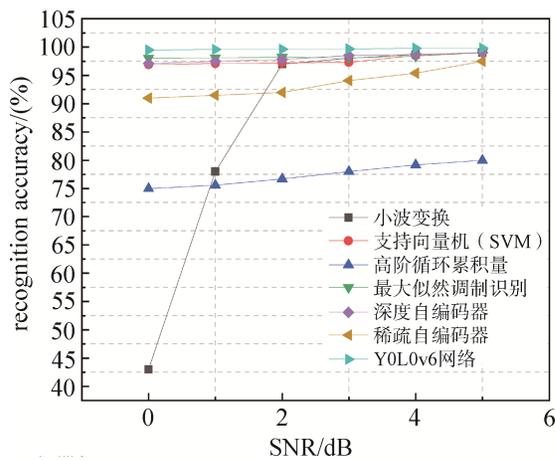


图 9 不同信噪比下传统调制算法与YOLOv6性能对比

Fig. 9 Performance comparison between traditional modulation algorithm and YOLOv6 under different SNR

的信号识别正确率则一直在 76% 上下浮动, 识别正确率较低且较为稳定。基于深度自编码器以及支持向量机的机器学习算法则体现了优秀的识别能力, 但对比 YOLOv6 网络依然较低, 且算法识别速度远低于 YOLOv6 网络识别速率。因此, 在信号识别正确率以及识别速率上, 较于传统信号调制算法, YOLOv6 网络具备优秀的信号识别正确率。

#### 4.2.4 其他主流深度学习算法与YOLOv6性能对比

在机器学习与深度学习领域快速发展下, 针对典型通信信号调制样式识别, 将决策树、反向传播网络(Back Propagation, BP)算法及卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)均应用于信号识别领域中, 包含: 基于VGG-16网络的信号调制方式识别算法<sup>[21]</sup>、基于BP分层结构网络的信号分类算法<sup>[22]</sup>、基于Inception-V4模型算法的信号调制识别算法<sup>[23]</sup>、基于ResNet(残差网络)模型算法以及SCRNN(半字符级循环神经网络)的信号调制识别算法<sup>[24]</sup>等。因此, 针对以上网络算法, 将常见深度学习网络算法与YOLOv6网络进行性能对比, 图10为在4ASK信号的信噪比为0、1、2、3、4、5 dB的情况下, 其他主流深度学习算法与YOLOv6性能对比测试结果。

通过单信号4FSK的其他主流深度学习网络与YOLOv6网络算法的性能进行对比可知, 在不同信噪比下, 基于YOLOv6网络算法的识别正确率均

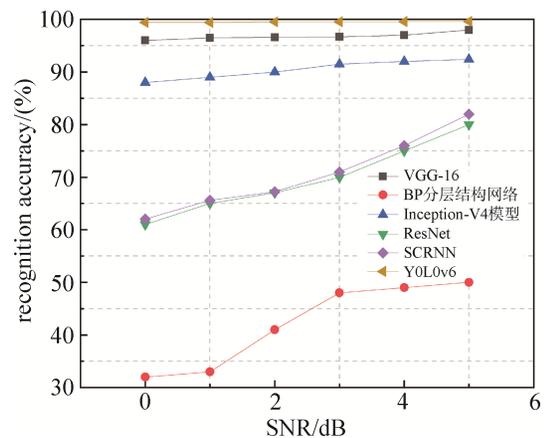


图 10 不同信噪比下其他主流深度学习算法与YOLOv6性能对比

Fig. 10 Performance comparison between other mainstream deep learning algorithms and YOLOv6 under different signal-to-noise ratios

高于99%，均优于其他主流深度学习网络调制识别算法。其中，基于BP分层结构网络模型较为复杂、模型参数较大，造成网络运算能力下降，其网络识别正确率最低；但随着信噪比的增加，基于ResNet网络与SCRNN网络的识别正确率接近，稳定在80%左右；信噪比为1 dB以上时，基于Inception-V4模型、VGG-16模型及YOLOv6网络的识别正确率均在90%以上，其中YOLOv6网络依然展现了其超高的信号识别正确率，因此，YOLOv6网络在典型信号调制方式识别中依然具备高识别正确率的优势。

## 5 结束语

针对典型通信信号自动调制快速识别问题，解决复杂环境下不同通信信号的自识别问题，本文提出了基于时频图分析和深度神经网络的多种通信信号自动调制识别方法，将信号转换为时频图像，再通过YOLOv6对时频图像的特征进行快速迭代学习，实现了6种典型通信信号调制方式快速识别。实验结果表明：该算法识别正确率极高，迭代次数为150次可达到99%的识别正确率。通过分别将传统信号调制样式识别算法，以及其他主流深度学习网络算法与YOLOv6网络的信号识别正确率进行对比，YOLOv6网络在不同信噪比下识别正确率均在99%以上，保持了极高的识别正确率；另一方面，由于YOLOv6网络的升级，其算力需求降低，此网络可搭载至便携式终端上，在快速提高识别正确率的前提下方便部署，实现项目工程化，其测试结果在不同信噪比下识别正确率均呈现高稳定状态。

## 参考文献

- [1] 薛德鑫, 单涛, 董士军, 等. 一种非协作通信信号调制方式识别方法[J]. 现代防御技术, 2022, 50(5): 152-159.  
XUE Dexin, SHAN Tao, DONG Shijun, et al. Recognition method of modulation mode of non-cooperative communication Signal[J]. Modern Defense Technology, 2022, 50(5): 152-159.
- [2] 王满喜, 史明佳, 陆科宇, 等. 电磁信号调制识别中的对抗性攻击技术研究[J]. 无线电通信技术, 2022, 48(6): 1098-1104.  
WANG Manxi, SHI Mingjia, LU Keyu, et al. Research on adversarial attacks technology in modulation recognition[J]. Radio Communications Technology, 2022, 48(6): 1098-1104.
- [3] 杜天宇. 机器学习在信号调制参数盲估计中的应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [4] 杨司韩, 金山, 彭华, 等. 基于谱图和深度卷积网络的超短波特定信号检测和识别方法[J]. 信息工程大学学报, 2019, 20(2): 129-135.  
YANG Sihan, JIN Shan, PENG Hua, et al. Ultra-short wave specific signal detection and recognition based on spectrogram and deep convolution neural network[J]. Journal of Information Engineering University, 2019, 20(2): 129-135.
- [5] 郭琪. 基于机器学习的电磁信号识别技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2020.
- [6] 任进, 姬丽彬, 党柳. 基于深度学习的卫星信号调制识别算法[J]. 无线电工程, 2022, 52(4): 529-535.  
REN Jin, JI Libin, DANG Liu. Satellite signal modulation recognition algorithm based on deep learning[J]. Radio Engineering, 2022, 52(4): 529-535.
- [7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [8] LI C, LI L, JIANG H, et al. YOLOv6: A single-stage object detection framework for industrial applications[J]. arXiv preprint: 2209.02976, 2022.
- [9] 邢科, 吕泽均. 基于Inception-V4模型的通信信号调制方式识别新方法[J]. 现代计算机, 2021(12): 48-54.  
XIN Ke, LYU Zejun. A new method of communication signal modulation recognition based on inception-V4[J]. Modern Computer, 2021(12): 48-54.
- [10] 潘俊. 通信信号调制方式识别方法探析[J]. 数字通信世界, 2019(1): 88.
- [11] 周文涛. 基于时频分析的信号检测与识别方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2012.
- [12] 周秋艳, 肖满生, 范双南. 基于注意力机制和多层次特征融合的目标检测算法[J]. 湖南工业大学学报, 2023, 37(1): 61-68.  
ZHOU Qiuyan, XIAO Mansheng, FAN Shuangnan. Target detection algorithm based on attention mechanism and multi-level feature fusion[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2023, 37(1): 61-68.
- [13] XUE Qilin, LIN Haifeng, WANG Fang. FCDM: An improved forest fire classification and detection model based on YOLOv5[J]. Forests, 2022, 13(12): 2129.

- [14] MIERCZAK M, KARCEWSKI J. Location of agate geodes in Permian deposits of SimOTA gully using the GPR[J]. *Acta Geophysica*, 2021(69): 655-664.
- [15] 王晓娜. 典型通信信号调制识别技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2011.
- [16] 李艳玲. 非合作通信中单载波调制信号识别算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [17] 陈明孔. 电磁环境中通信信号的识别和生成[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [18] 高忻. 复杂电磁环境下的信号分选与识别关键技术研究[实现][D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [19] 宋也. 基于时频分析的数字信号调制识别方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2019.
- [20] 杨安锋, 赵知劲, 陈颖. 利用稀疏自编码器的调制样式识别算法[J]. *信号处理*, 2018, 34(7): 833-842.  
YANG Anfeng, ZHAO Zhijin, CHEN Ying. Modulation recognition algorithm based on sparse auto-encoder[J]. *Journal of Signal Processing*, 34(7): 833-842
- [21] 陈场. 基于机器学习的通信信号调制识别技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2020.
- [22] 任淑萍. 通信信号参数提取与分层结构BP网络识别研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2006.
- [23] 邢科. 深度学习在通信信号调制识别中的应用研究[D]. 成都: 四川大学, 2021.
- [24] 吴婉婷. 基于深度学习的通信信号调制识别研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.

#### [作者简介]

李育恒 1993年生, 硕士, 工程师, 主要研究方向为人工智能和信号处理。

张敏 1973年生, 本科, 高级工程师, 主要研究方向为图像与信息处理。

蔡敏康 1993年生, 硕士, 工程师, 主要研究方向为信号处理。

张鹏宇 1996年生, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向为人工智能和目标检测。

原昊 1998年生, 硕士, 主要研究方向为人工智能和遥感影像处理。

(本文编辑: 傅杰)