

文章编号: 2095-4980(2022)01-0029-06

## 基于深度学习的大规模电磁信号识别

张 振, 李一兵, 查浩然\*

(哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘 要:** 近年来, 很多高质量的数据集支撑了深度学习在计算机视觉、语音和自然语言处理领域的快速发展。但在电磁信号识别领域仍缺乏高质量的数据集, 为促进深度学习在电磁信号识别中的应用, 本文基于广播式自动相关监视(ADS-B)建立了一个大规模的真实电磁信号数据集。首先设计了一个自动数据收集和标注系统, 在开放和真实的场景中自动捕获ADS-B电磁信号。通过对ADS-B信号进行数据清理和排序, 建立高质量的ADS-B信号数据集; 其次, 对使用数据集的深度学习模型的性能进行深入研究, 在不同信噪比、采样率、样本数目下对模型进行综合评估。该数据集给相关研究者提供了有价值的研究基准。

**关键词:** 信号识别; 电磁信号数据集; 广播式自动相关监视; 深度学习

中图分类号: TN91

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA2021217

## Large-scale electromagnetic signal recognition based on deep learning

ZHANG Zhen, LI Yibing, ZHA Haoran\*

(School of Information and Communication, Harbin Engineering University, Harbin Heilongjiang 150001, China)

**Abstract:** In recent years, many high-quality datasets have supported the rapid development of deep learning in the field of computer vision, speech and natural language processing. Nevertheless, there is still a lack of high-quality datasets in the field of electromagnetic signal recognition. In order to promote in-depth learning in the application of electromagnetic signal recognition, a large-scale real electromagnetic signal dataset is established based on Automatic Dependent Surveillance-Broadcast (ADS-B). An automatic data collection and labeling system is designed to automatically capture ADS-B electromagnetic signals in open and real scenes. A high quality ADS-B signal dataset is established by data cleaning and sorting of ADS-B signals. The performance of in-depth learning models using datasets is studied, and the models are evaluated comprehensively under different signal-to-noise ratios, sampling rates and number of samples. The data set provides a valuable benchmark for relevant researchers.

**Keywords:** signal recognition; radio signal dataset; Automatic Dependent Surveillance-Broadcast (ADS-B); deep learning

随着无线通信和物联网技术的不断发展, 频谱中无线设备的数量迅速增加。在日趋复杂的电磁环境中, 通过分析观测信号从而准确识别出信号辐射源的个体信息在安防领域具有非常重要的意义<sup>[1-3]</sup>。广播式自动相关监视(ADS-B)成为中国国际民航组织在建设新一代航行系统中推荐发展的系统, 为高效、安全的空中交通管理做出了卓越贡献。但该系统缺乏加密和身份验证等基本安全防护措施, 在实际应用中存在较大安全隐患。攻击者可在目标发送端或地面站接收端修改消息内的设备标识地址位以欺骗识别系统, 将特定的空中目标伪装成可信目标或其他身份目标, 给空管系统造成极大混乱。辐射源个体识别技术可通过分析发射机信号的细微差异<sup>[4-7]</sup>, 提取辐射源的“指纹”特征, 达到区分不同辐射源个体的目的。信号发射机中的元器件会对信号的产生造成细微的扰动, 使发射的信号波形与理想信号间存在微小差异, 信号的细微差异特征因此会与信号发射机一一对应, 这是辐射源“指纹”特征的物理意义来源<sup>[8]</sup>。辐射源个体识别算法可部署在地面站, 通过分析采集的信号, 准确判定空中目标身份并标记可疑目标, 提升系统的抗干扰性。辐射源个体识别算法主要分为暂态过程识别和稳态过程识别。暂

收稿日期: 2021-05-25; 修回日期: 2021-06-29

\*通信作者: 查浩然 email: zhahaoran@hrbeu.edu.cn

态过程主要包括开关机和工作模式切换等短暂持续状态,此状态持续过程很短,会给提取工作造成困难,但此过程中发射的信号可以较好地体现辐射源元器件的线性特性,可分性强。稳态过程指辐射源发射机在稳定工作时的状态,该状态持续时间长,数据的获取相对简单,但此时发射机内部进入稳定工作状态,各器件合力作用,难以对信号复杂的细微差异进行建模,提取“指纹”特征难度大。传统的辐射源个体识别算法<sup>[9]</sup>主要基于人工提取的特征,包括瞬时频率和振幅、信号的双谱、分形维数、功率谱密度系数以及接收端的信道状态信息等特征。传统算法中,手工提取的专家特征存在耗时且低效的问题,识别系统的性能依赖于专家对信号参数先验知识的理解。此外,传统算法缺乏足够的可移植性来适应特定研究场景之外的情况,这也成为应用辐射源个体识别技术的一个巨大挑战。

综合之前对于深度学习的研究,各种基于深度学习的自动调制分类方法<sup>[10-15]</sup>被提出,以提高信号识别性能。但仍存在一些问题。首先,数据集通常来自仿真系统,如 Matlab,GNURadio,Python;其次,信号类别的数量有限;最后,没有考虑到真实的电磁信号环境。实际上,这些缺陷都是由于现实世界中缺乏大规模、高质量的电磁信号数据集。然而,生成一个好的数据集需要大量的时间、金钱和人力。由于电磁信号的独特特性,用手工操作来标记一个大规模、高质量的数据集是不可能的,因此,本文设计了一种自动采集与标注系统,用于没有人类参与的情况下捕获真实世界中的电磁信号。

## 1 ADS-B 信号接收模型

### 1.1 1090ES 模式 ADS-B 信号格式

近年来,世界航空运输市场发展迅猛,不管是飞机总数量、总飞行周转量、总运输人次都在快速发展。在当前形势下,加快通信、导航、监控和空中交通管理等新型导航系统的建设已成为当务之急。

ADS-B 系统具有出色的监测性能,与传统雷达系统不同,该系统允许飞机自动广播其位置和意图,以提高其态势感知能力。ADS-B 包含以下含义:自动(Automatic):无需人工干预的自动数据传输;相关(Dependent):机载的设备决定了数据的可用性,数据传输依赖于机载系统;监视(Surveillance):提供监控任务所需的状态数据;广播(Broadcast):通过广播方式传输数据,所有用户都可在适当的传输范围内接收该数据。但当传输范围内空中目标数量显著增加时,ADS-B 服务的稳定性将显著降低。随着信道环境趋于复杂,安全需求更加迫切,飞行范围逐渐扩大,如何能够简便、准确地辨认不同的空中辐射源,进而为相关人员研判不明目标的属性、分析定位目标、还原空情态势提供有价值的判定依据,成为科研工作者必须攻克的一道难题。

ADS-B 系统主要分为机载部分和地面部分。机载装置通过全球导航卫星系统获得飞机的实时位置信息与三维速度信息,并从大气数据系统获取有关该飞机的高度信息,通过机载收发机将上述信息及其他附加信息广播至空中和地面,以便由其他飞机和地面用户接收和显示。地面管控单位将收到的信息输入空中交通管制系统,向空管员提供空域范围内的类雷达管制监视信息;空中的飞机从其他飞机的机载发射机接收信息并进行处理,将处理结果及态势信息显示在座舱显示器上。

ADS-B 技术主要基于 Mode S 1090ES 与 UAT 数据链传输方式实现,采用脉冲位置调制(Pulse Position Modulation, PPM)编码。由于 UAT 需要安装新设备,且使用范围有限,因此大部分商用飞机采用了 S 模式与 ADS-B 的组合改进型:1090ES。1090ES 更易于安装且使用范围更广泛,将其 ADS-B 功能集成到 S 模式应答器中运行,本文数据基于 1090ES 数据链的 ADS-B 信号。

### 1.2 ADS-B 信号

工作在 1 090 MHz 的 ADS-B 信号由两部分组成,如图 1 所示,分别为报头、数据位。其中数据位采用 PPM 方式。8  $\mu\text{s}$  的报头共计有 4 个脉冲,脉冲的宽度为 0.5  $\mu\text{s}$ ,在实际接收过程中,正负不超过 0.05  $\mu\text{s}$ ,4 个脉冲的位置固定,分别间隔 1.0  $\mu\text{s}$ , 3.0  $\mu\text{s}$ ,4.5  $\mu\text{s}$ 。数据位的长度为 112  $\mu\text{s}$ ,其中 1~5  $\mu\text{s}$  为下行链路格式(Downlink Format, DF), 6~8  $\mu\text{s}$  为容量(Capacity, CA), 9~32  $\mu\text{s}$  为唯一标识符(International Civil Aviation Organization, ICAO), 33~88  $\mu\text{s}$  为消息位(Message, ME), 89~112  $\mu\text{s}$  为奇偶校验码位。

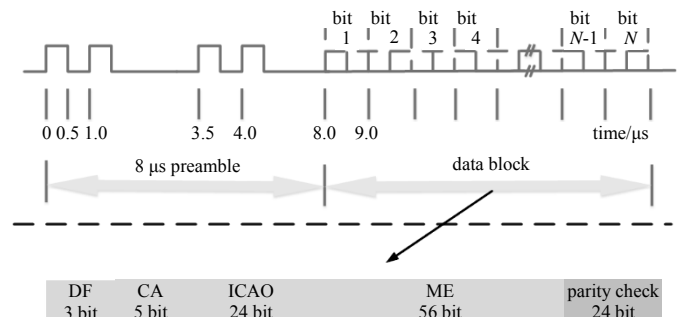


Fig.1 Format of ADS-B signal

图 1 ADS-B 信号格式

## 2 数据采集

### 2.1 采集系统的整体框架

所提出的信号采集系统总体架构如图 2 所示。软件定义无线电(Software Defined Radio, SDR)装置用于检测和捕获 ADS-B 电磁信号的基带 I/Q 数据,并使用自动解码算法获取飞机的 ICAO。然后,采用自动标记算法对基带 I/Q 数据进行相应飞机的 ID 标记。这样,经过一段时间的 ADS-B 信号连续采集,可以得到一个数据集。整个系统在不需人工参与的情况下运行,大大节省了构建数据集的成本、时间和人力。

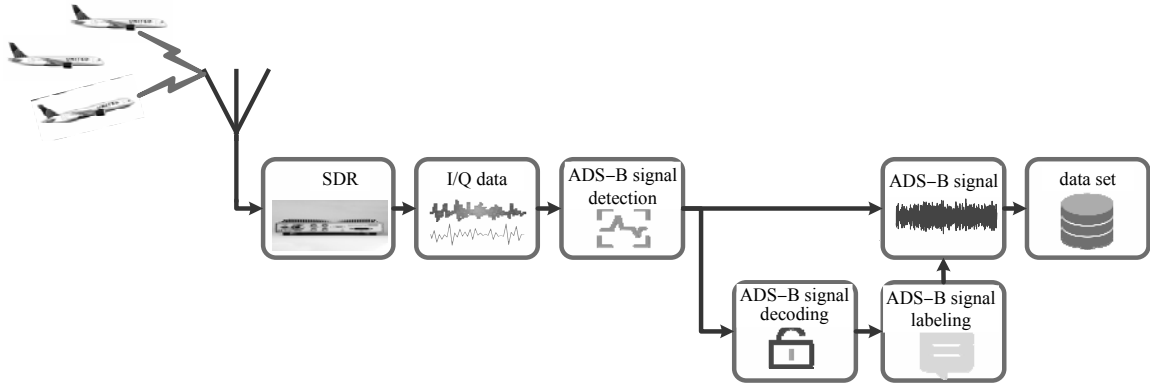


Fig.2 Overall architecture of capture system  
图 2 采集系统总体框架

### 2.2 采集系统的硬件设置

信号采集系统的硬件配置如下:

- 1) 信号采集设备: SM200B 为 Signal Hound 公司生产的软件无线电平台。收集参数如下: 采样频率为 50 MHz, 中频为 0 Hz, 中心频率为 1 090 MHz, 带宽为 10 MHz, 增益为 30 dB。
- 2) 信号处理装置: 采用 HP 笔记本电脑作为信号处理平台, 对信号进行解码、标记和存储。笔记本电脑的配置为 Intel(R) Core(TM) i7-10750H CPU@2.60 GHz、32 GB RAM 和 256 GB SSD 硬盘。
- 3) 天线装置: 1 090 MHz 全向天线用于接收空中 ADS-B 信号。

### 2.3 采集系统的软件算法

软件算法包括重采样、报头搜索、信号解码、CRC 校验和定位标注五部分。

- 1) 重采样: 用于减少数据量, 提高数据处理速度, 并且可以适应不同采样率的采集设备。
- 2) 报头搜索: 检测 ADS-B 信号的开始位置, 在一定时间间隔内找到互相关输出的峰值来同步信号。
- 3) 信息解码: 根据 DO260B 标准, 对接收到的 ADS-B 信号进行解码, 获得具体信息, 包括飞机的 ID、状态、位置等, 这些信息将用于标记电磁信号。
- 4) CRC 校验: 奇偶校验用来确保每一个标记的电磁信号都是有效和准确的。
- 5) 定位标注: 重采样因子  $D_{\text{factor}}$  和位置指数  $L_D$  用于确定电磁信号的起始位置, 即  $L_{\text{start}} = D_{\text{factor}} \times L_D$ 。根据信号长度, 可以很容易地计算出电磁信号的结束位置。最后, 采用聚类方法对 ADS-B 信号进行相应的飞机识别。该方法无需人工操作即可获得高质量的电磁信号数据集。

## 3 数据预处理

### 3.1 归一化处理

采用通用 SM200B 采集的 ADS-B 基带信号。由于设备中的自动增益控制部件, 基带信号幅度并不能真实反映信号真实幅度, 且接收目标的远近也会对信号的幅度产生影响, 因此在对数据进行分析和使用之前, 需对接收到的原始数据进行归一化预处理, 对接收到的同向  $I(k)$ 、正交  $Q(k)$  两路信号进行归一化处理得

$$\tilde{I}(k) = \frac{I(k)}{\max(\sqrt{I^2(k) + Q^2(k)})} \quad (1)$$

$$\tilde{Q}(k) = \frac{Q(k)}{\max\left(\sqrt{I^2(k) + Q^2(k)}\right)} \quad (2)$$

式中  $\tilde{I}(k)$ ,  $\tilde{Q}(k)$  为归一化之后的 IQ 信号。

### 3.2 去除 ID

将信号归一化后, 依据信号的帧结构去除设备 ID 码对应的信号片段, 保留截取后的信号, 不仅可以排除地址模式对识别结果的影响, 还可以保护数据隐私。

### 3.3 数据呈现形式

数据采集持续近一个月时间, 获取数以万计的信号, 为确保信号样本的丰富性和均衡性, 选择 100 个目标, 每个目标取 400 个数据样本。数据详细信息如表 1 所示。其中数据矩阵  $\mathbf{X}$  有 3 个维度, 40 000 (100×400) 为样本数目, 4 800 为去除 ID 信号片段后的样本长度, 2 表示 IQ 两个维度。标签矩阵  $\mathbf{Y}$  与数据矩阵一一对应, 40 000 表示样本数目, 标签用 0~99 表示。

表 1 数据详细信息

Table1 Details of data	
item	specification
data name	data.mat
data size	2.75 GB
data matrix $\mathbf{X}$	40 000×4 800×2
data matrix $\mathbf{Y}$	40 000×1

## 4 识别性能分析

### 4.1 不同信噪比

选取 100 个类别, 每个类别样本数目 400 个, 对每个样本添加不同等级的噪声, 再采用卷积神经网络 (Convolution Neural Network, CNN) 对目标进行识别, 识别过程为端到端的方式。将归一化后的 IQ 信号输入到神经网络进行训练识别, CNN 的结构如表 2 所示, 训练集、验证集、测试集的比例为 8:1:1, 损失函数采用交叉熵损失函数, 优化器采用 Adam。设置初始学习率为 0.001, 最大训练轮数为 40 轮, 网络训练过程中引入学习率动态调整机制和早停机制, 使用随机拆分的测试集进行测试, 得到结果如图 3 所示。从图中可发现, 识别率随信噪比的增大而逐渐增大, 最终趋于平稳。当信噪比大于 5 dB 时, 识别率稳定在 95%; 当信噪比低于 -5 dB 时, 识别率急剧下降; 当信噪比为 -20 dB 时, 虽然识别率仅有 10%, 但仍高于随机识别率 1%, 表明 CNN 仍能从数据中学习到有用信息。

### 4.2 不同采样率

实际应用中, 希望降低采样率, 这样会降低存储和计算要求。在某些情况下, 需要更高的采样率, 因为它保留了保真度。降低采样率的过程称为抽取, 这是通过忽略除了每  $D$  个样本之外的所有样本来实现的。为了避免抽取序列的混叠, 原始序列的频谱应满足在一定范围内。降低采样率分两步过程, 由低通抗混叠滤波器和下采样器组成: 选取 100 个类别, 每个类别样本数目 400 个, 对每个样本进行抽取降采样以及抗混叠低通滤波, 得到不同采样率的数据, 再采用 CNN 对目标进行识别, CNN 的结构如表 2 所示。CNN 针对不同的数据长度有所微调, 但卷积核参数保持不变, 实验信号没有添加额外噪声, 其他参数设置与 4.1 节一样, 得到的结果如表 3 所示。从表 3 可以看出, 随着采样率的降低, 识别结果并没有发生明显变化。本次实验结果说明, 识别率对采样率变化是不敏感的, 识别结果维持在 95% 左右, CNN 发现的特征和采样率联系不是很紧密。

表 2 CNN 的结构与参数

Table2 Structure and parameters of the CNN		
layer	dimension	activation
input	1×4 800×2	-
convolution	1×4 800×50	ReLU
batch normalization	1×4 800×50	-
max pooling	1×2 400×50	-
convolution	1×2 400×75	ReLU
batch normalization	1×2 400×75	-
max pooling	1×1 200×75	-
convolution	1×1 200×100	ReLU
batch normalization	1×1 200×100	-
max pooling	1×600×100	-
convolution	1×600×150	ReLU
batch normalization	1×600×150	-
max pooling	1×300×150	-
convolution	1×300×200	ReLU
batch normalization	1×300×200	-
max pooling	1×150×200	-
convolution	1×150×300	ReLU
batch normalization	1×150×300	-
average pooling	1×148×300	-
output	1×1×100	Softmax

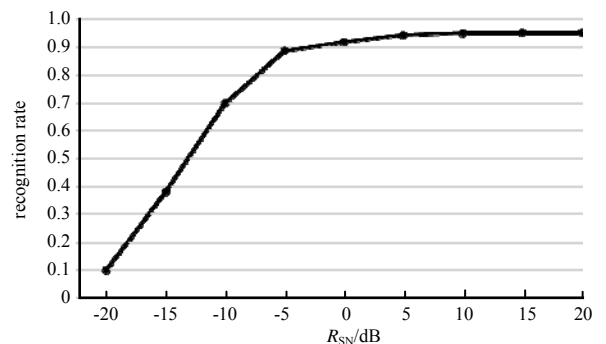


Fig.3 Recognition rate under different signal-to-noise ratios

图 3 不同信噪比下的识别率

### 4.3 不同样本数目

数据是机器学习领域的重要资源，在数据缺少的情况下如何训练模型？毋庸置疑，样本数目对识别效果有重要影响。对 100 个类别，每个类别选取不同的样本数目，实验信号没有添加额外噪声，再采用 CNN 对目标进行识别，测试参数设置与 4.1 节一样，得到的结果如表 4 所示。可以看出，随着样本数目的减少，识别率也在急剧下降，当样本数目减少到 40 个时，识别率只有 60%，样本量对深度学习至关重要。

## 5 结论

本文提出了一个大规模的真实数据集，旨在推进深度学习在电磁信号识别中的应用。介绍了如何在没有人工参与的情况下，自动采集与标注电磁信号数据集的关键部分。在不同的电磁信号识别场景下，如不同的信噪比、不同的目标类别数、不同的采样率下给出了使用该数据集的基准测试结果。该数据集将公开给研究社区，促进新算法、模型和评估研究的发展。

### 参考文献：

- [ 1 ] 李廉林,崔铁军. 智能电磁感知的若干进展[J]. 雷达学报, 2021,10(2):183–190. (LI Lianlin,CUI Tiejun. Recent progress in intelligent electromagnetic sensing[J]. Journal of Radars, 2021,10(2):183–190.)
- [ 2 ] 梁应敞,谭俊杰,NIYATO Dusit. 智能无线通信技术研究概况[J]. 通信学报, 2020,41(7):1–17. (LIANG Yingchang,TAN Junjie,NIYATO Dusit. Overview on intelligent wireless communication technology[J]. Journal on Communications, 2020, 41(7):1–17.)
- [ 3 ] HALL T A,CAROMI R,SOURYAL M,et al. Reference datasets for training and evaluating RF signal detection and classification models[C]// 2019 IEEE Globecom Workshops(GC Wkshps). Hawaii,USA:IEEE, 2019:1–5.
- [ 4 ] 李康,丁国如,李京华,等. 无源定位技术发展动态及其应用分析[J]. 航空兵器, 2021,28(2):104–112. (LI Kang,DING Guoru,LI Jinghua,et al. Development and applications analysis of passive localization[J]. Aero Weaponry, 2021,28(2): 104–112.)
- [ 5 ] 何遵文,侯帅,张万成,等. 通信特定辐射源识别的多特征融合分类方法[J]. 通信学报, 2021,42(2):103–112. (HE Zunwen, HOU Shuai,ZHANG Wancheng,et al. Multi-feature fusion classification method for communication specific emitter identification[J]. Journal on Communications, 2021,42(2):103–112.)
- [ 6 ] ZHA H,TIAN Q,LIN Y. Real-world ADS-B signal recognition based on Radio Frequency fingerprinting[C]// 2020 IEEE 28th International Conference on Network Protocols(ICNP). Madrid,Spain:IEEE, 2020:1–6.
- [ 7 ] 张思成,林云,涂涯,等. 基于轻量级深度神经网络的电磁信号调制识别技术[J]. 通信学报, 2020,41(11):12–21. (ZHANG Sicheng,LIN Yun,TU Ya,et al. Electromagnetic signal modulation recognition technology based on lightweight deep neural network[J]. Journal on Communications, 2020,41(11):12–21.)
- [ 8 ] 张靖志,郑娜娥,田英华. 基于软件无线电的无线设备指纹识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2020,18(1):72–76. (ZHANG Jingzhi,ZHENG Na'e,TIAN Yinghua. Fingerprint recognition of wireless devices based on software radio[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2020,18(1):72–76.)
- [ 9 ] VO-HUU T D,VO-HUU T D,NOUBIR G,et al. Fingerprinting WiFi devices using software defined radios[C]// Proceedings of the 9th ACM Conference on Security & Privacy in Wireless and Mobile Networks. Darmstadt,Germany:ACM, 2016:3–14.
- [ 10 ] GUI G,LIU M,KATO N,et al. 6G:opening new horizons for integration of comfort,security,and intelligence[J]. IEEE Wireless Communications, 2020,27(5):126–132.
- [ 11 ] DONG P,ZHANG H,LI G Y,et al. Deep CNN-based channel estimation for mm wave massive MIMO systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2019,13(5):989–1000.
- [ 12 ] LIANG F,SHEN C,YU W,et al. Towards optimal power control via ensembling deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019,68(3):1760–1776.
- [ 13 ] SHE C,DONG R,GU Z,et al. Deep learning for ultra-reliable and low-latency communications in 6G networks[J]. IEEE Network, 2020,34(5):219–225.

表 3 不同采样率下的识别率

Table3 Recognition rate under different sampling rates		
sampling rate/MHz	signal length	recognition rate/%
4	384	95.01
8	768	95.06
16	1 536	94.31
32	3 072	95.03

表 4 不同样本数目下的识别率

Table4 Recognition rate under different sample sizes	
sample size	recognition rate/%
40	60.03
80	73.21
160	83.93
240	90.61
320	93.15