

蔡山, 肖芙苏, 张一嘉. 基于卷积神经网络的3“A”信号分类[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 151-155. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240723

基于卷积神经网络的3“A”信号分类

蔡山, 肖芙苏, 张一嘉

(浙江理工大学信息科学与工程学院, 杭州 310018)

摘要: 信号分类是一种重要的无线电技术, 相比传统的分类方法, 基于深度学习的方法具有更高的准确率和鲁棒性, 可以应用于更加复杂的信号环境中。为了更好的区分 ACARS、AIS、ADS-B 这3种海空通信信号, 本文提出了一种基于卷积神经网络的3“A”信号分类方法。将3种信号的I/Q数据加入噪声, 转变为二维信号输入卷积神经网络实现对信号的分类。实验结果表明, 在测试集上得到90%的准确率, 对比传统基于特征的分类方法, 该网络对信号的分类效果较好。

关键词: 卷积神经网络; 深度学习; 信号分类

中图分类号: TP183; TN911.3

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)07-0151-05

3A signal classification based on convolutional neural network

CAI Shan, XIAO Fusu, ZHANG Yijia

(School of Information Science and Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Signal classification is an important wireless technology. Compared to traditional classification methods, deep learning-based methods have higher accuracy and robustness, and can be applied to more complex signal environments. In order to better distinguish these three sea-air communication signals, namely ACARS, AIS, and ADS-B, this article proposes a 3 "A" signal classification method based on convolutional neural network (CNN). The I/Q data of the three signals are added with noise and transformed into two-dimensional signals for input to the CNN for signal classification. Experimental results show that the network achieved an accuracy of 90% on the test set, and compared with traditional feature-based classification methods, the network had better performance in signal classification.

Key words: convolutional neural network; deep learning; signal classification;

0 引言

信号分类在无线通信领域有非常广泛的应用, 通过识别信号类型, 可以采用相应的解调算法对接收信号进行解调, 有助于提高信号解析效率, 降低开销。3“A”信号包含飞机通信寻址与报告系统信号 (Aircraft Communications Addressing and Reporting System, ACARS)、船舶自动识别系统信号 (Automatic Identification System, AIS) 和广播式自动相关监视系统信号 (Automatic Dependent Surveillance - Broadcast, ADS-B), 都是用于航空和航海领域的无线通信系统中的信号^[1]。ACARS 信号用于飞机与地面通信的数字通信系统, 可以传输飞机的状态、位置、性能和故障等信息^[2]; AIS 信号用于船舶自动识

别和位置报告的系统, 可以帮助船舶在海上进行导航和避免碰撞^[3]; ADS-B 信号用于航空领域的自动依赖监视广播系统, 可以提供飞机的位置、速度、高度等信息, 并实现飞机和地面的双向通信^[4]。对3“A”信号进行快速分类, 有助于后续对信号解调解码, 提取有效信息。

传统方式区分3“A”信号, 首先需要对信号的调制类型进行分类, 再根据符号速率等特征参数进行区分。随着深度学习的兴起, 卷积神经网络因其强大的特征提取能力及分类能力成为计算机视觉领域的重要研究方向^[5]。通过将信号转变为图像, 信号的识别也开始从手工特征识别转向自动识别, 例如冯忠明等^[6]提出基于深度学习的 AlexNet 网络和复数神经网络的调制识别; 李留章^[7]基于深度学习

作者简介: 蔡山 (1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 通信信号处理方面的研究; 肖芙苏 (1998-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 深度学习。

通讯作者: 张一嘉 (1981-), 男, 博士, 教授级高级工程师, 硕士生导师, 主要研究方向: 通信信号处理。Email: waiting@zstu.edu.cn

收稿日期: 2023-04-20

哈尔滨工业大学主办 ◆ 专题设计与应用

对通信信号调制识别与参数估计研究;Chen等^[8]基于深度学习实现了实测 ACARS 和 ADSB 无线信号分类;陈凤等^[9]对卫星通信干扰信号识别技术进行研究,并对比了深度学习方法与其他方法的研究现状;陈韬^[10]使用深度学习实现了对广播信号的分类;王鹏程等^[11]基于深度学习实现了声信号的分类识别^[11];李姗姗^[12]基于深度学习对调制分类方法进行了研究。

本文提出基于卷积神经网络的3“A”信号分类方法。由于卷积神经网络能实现对图像的特征提取和分类,因此要先将信号进行处理,变成二维图像。首先,经过调制后得 I(In-phase 同相)路信号和 Q(quadrature 正交)路信号;其次,加入噪声模拟信号的受损,通过预处理转变为深度为1的二维矩阵;最后,输入到卷积神经网络中训练卷积神经网络的分类能力。训练完成后在不同信噪比的情况下与传统分类方法进行对比分析。

1 基本理论

1.1 信号概述

ACARS 信号用于民用航空通信,为飞机和地面人员提供短信式信息交流。ACARS 可以通过无线电波在飞机和地面站之间进行通信,传输有关飞机状态、位置、速度和目的地等各种信息,主要通过甚高频(Very High Frequency, VHF)、高频(High Frequency, HF)无线电波或卫星进行传输,频率范围为117.975~137 MHz,符号速率为2.4 kBd,信道间隔为25 kHz,信道总数为760个,副载波频率1 800 Hz,调制频偏1 200 Hz,在协议特征上表现为突发、无差分、非密。ACARS 采用调幅(Amplitude Modulation, AM)+最小频移键控(Minimum Shift Keying, MSK)的二次调制方式,基带信号采用 MSK 调制,频率分别为1 200 Hz 和 2 400 Hz^[13]。

AIS 信号使得船舶之间或与地面站之间交换各种信息,包括位置、速度和目的地等,有助于提高船舶行驶的安全性、效率和环境保护等。信号采用 VHF 频段进行无线电信号传输,工作频率范围为156.025~162.025 MHz,带宽为25 kHz。信号幅度随时间变化,每分钟2 250 帧,每个时间周期约为26 ms,符号速率9.6 kBd,信号采用高斯最小频移键控(Gaussian Filtered Minimum Shift Keying, GMSK)调制方式,调制频偏4.8 kHz,协议特征上表现为突发、差分、非密。AIS 有两个信道,分别是 AIS1:161.975 MHz 和 AIS2:162.025 MHz^[14]。

ADS-B 信号常用于航空电子设备,可从商用飞机中传输飞行数据,如位置、速度和高度等。信号基于全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)和空对地、空对空数据链通信,主要使用1090ES(Extended Squitter)、通用访问收发机(Universal Access Transceiver, UAT)及甚高频数据链模式4(Very High Frequency Data Link Mode 4, VDL-4)3种数据链。其中,1090ES 应用最为广泛,采用S模式快粘数据链,频率1 090 MHz,带宽4 MHz,按照脉冲位置进行编码。每0.5 s发送一次信息数据,包含高度、航向、速度、位置等信息^[15]。

本文提出对3“A”信号类型进行分类的方法,数据集由 Matlab 仿真生成,经过预处理之后再送往卷积神经网络中进行处理。

1.2 卷积神经网络

卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是一种深度学习算法,广泛应用于图像和视频等数据的处理和分析。其模拟了人类视觉系统的结构和功能,通过多层卷积和池化等操作,实现对图像的特征提取和分类。

卷积神经网络具有权值共享和稀疏连接的特点,一般由卷积层、池化层、全连接层构成^[16]。卷积层是整个神经网络的关键,其最核心的部分为卷积核,卷积层通过卷积核对输入图像进行卷积运算,从而提取局部特征。卷积核通常是一个小的矩阵,可以通过训练学习到最优的权重值,以达到最好的分类效果。卷积的结果是对于特定大小的区域提取一个特征值来代表该区域,遍历图片的所有区域便得到一个由特征值组成的特征图。卷积后一般会加入池化层,用于对卷积层的输出进行下采样,通过对局部特征进行池化操作,减少特征的维度和数量,从而降低模型的计算复杂度和内存消耗。全连接层用于将卷积层和池化层的输出特征映射到分类器的输入层,从而实现对输入图像的分类和识别,并通过 dropout 防止神经网络的过拟合。

本文对信号源产生的 I/Q 信号加入噪声进行预处理,变为二维信号输入到卷积神经网络中进行特征提取,训练卷积神经网络的信号分类能力,从而实现信号分类。

2 仿真实验

2.1 生成训练所用的信号数据集

为每种类型信号生成1 000 帧信号,其中70%用于训练,10%用于验证,20%用于测试,每帧的长

度为 1 024 个样本, 采样率为 2 MHz。实部和虚部分别是 I 通道和 Q 通道的输入数据, 将 I/Q 两个通道用作数据集的通道维度, 得到数据集中单个样本的大小为 $2 \times 1\,024$ 。将产生的信号通过信道加入噪

声模拟真实情况, 得到完整的数据集。网络训练阶段, 使用训练和验证帧进行训练, 并使用测试帧验证最终的效果。数据集生成的具体过程如图 1 所示。

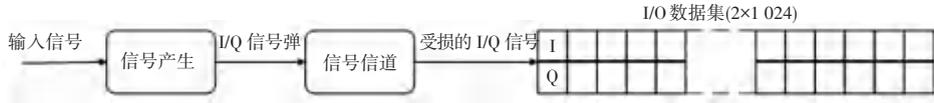


图 1 数据集生成的具体过程

Fig. 1 Specific process of generating a dataset

为了使数据集尽可能地反应真实信号, 对信道加入加性高斯白噪声 (AWGN) 模拟真实环境中的信道噪声, 加入莱斯多径衰落模拟从不同路径传播的

多个辐射波在接收器上的相对时延和相位差, 加入时钟偏移使信号产生中心频率偏移和采样时间偏移。信道的属性参数见表 1。

表 1 信道的属性表

Table 1 Channel properties table

信噪比	路径延迟	平均路径增益/dB	K 系数	最大多普勒频移/Hz	最大时钟偏移
$[-20; 2; 10]$	1.7×10^{-5}	-10	5	5	6×10^{-6}

表 1 中信噪比为加性高斯白噪声信噪比, 在数据集生成过程中, 为每个信噪比生成 1 000 个信号, 并生成同样大小的噪声信号, 组合成包含不同信噪比条件的完整数据集。路径延迟是指信号从发射端到接收端的传输过程中产生的延迟, 会直接影响到信号的传输质量和信号处理的复杂度; 平均路径增益是指无线信号在传输过程中平均获得的增益, 衡量信号在传输过程中受到的衰减和干扰的影响; K 系数用于评估多径衰落信道的性能; 最大多普勒频移是指在无线通信中信号频率发生的最大变化; 时钟偏移是指一个时钟信号在真实时间和理论时间之间存在的差异, 分为频率偏移和相位偏移两种。

为训练数据、验证数据和测试数据, 生成样本集并绘制均匀标签分布图, 避免训练数据中的不平衡, 让模型的训练更加稳定。由于卷积层的输入数据要求是 $A \times B \times C$ 的三维数据, $A \times B$ 表示输入数据的大小, C 表示输入通道数, 因此要将仿真生成的数据集中的 I/Q 两通道的数据分别储存在两个文件中, 再将其组合成 $2 \times A \times B$ 的格式, 2 表示通道数, 以满足网络输入需求。为了减小信号功率对模型的影响, 提高模型的收敛速度和泛化能力, 将数据输入 CNN 网络之前, 还需要对输入数据进行归一化处理, 来减小信号功率对模型的影响并提高模型的收敛速度和泛化能力。

创建并设置好信道后, 为每种信号类型生成对应信号帧, 并将这些帧及其对应标签存储在帧储存器中, 将这些帧送入信道使其更好地贴近真实信号。为了减少潜在的偏差和误差, 确保数据的准确性和可靠性, 从每帧的开头删除随机数量的样本; 将帧分

2.2 搭建卷积神经网络

完成数据集的准备工作后, 将信号送入 CNN 网络中进行特征提取, 不断训练, 得到训练好的模型, 最后将测试信号经过预处理送入网络验证分类结果。具体分类过程如图 2 所示。

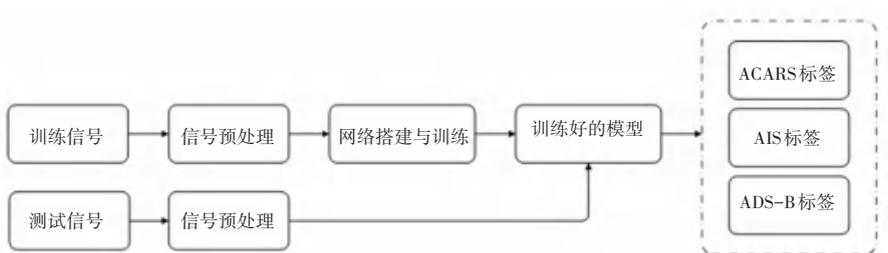


图 2 基于 CNN 的信号分类过程

Fig. 2 Signal classification process based on CNN

本文使用的 CNN 由 6 个卷积层、5 个最大池化层、一个平均池化层、一个全连接层和一个组成

Softmax 层构成, 除最后一个卷积层外, 每个卷积层后面都有一个批量归一化层、修正线性单元 (ReLU)

激活层和最大池化层,经过最后一个卷积层后,再经过平均池化层,得到输出输入到 Softmax 层,可以计算出信号分类的置信度,即估计结果。在训练过程

中,选用 Adam 算法作为最小化损失函数进行优化算法,整个模型结构图如图 3 所示。

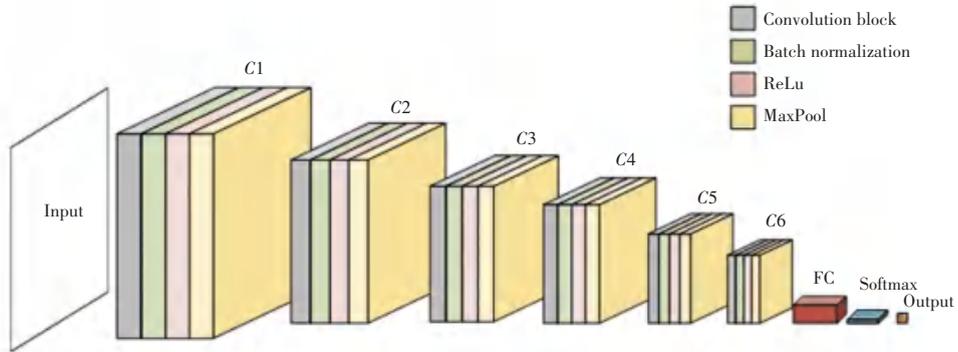


图 3 信号分类的 CNN 网络结构图

Fig. 3 CNN network structure diagram for signal classification

2.3 信号分类训练结果及测试结果

模型训练在 CPU 型号为 Intel(R) Core(TM) i7-10875H @ 2.30 GHz, GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX 2060 的电脑上完成,运行内存为 32 G。CNN 网络训练参数见表 2,优化算法选用 Adam 算法。

表 2 CNN 模型训练参数

Table 2 CNN model training parameters

参数	参数值
初始学习率	0.01
训练轮次	3 400
批量大小	256
学习效率下降周期	1 000
学习效率下降系数	0.10
Droupout Rate	0.33

设置批量大小为 256,最大轮数为 3 400,在 GPU 上训练网络。初始学习率设置为 1×10^{-2} ,每 9 轮后将学习率降低十分之一。经过 3 400 轮训练,网络的准确率(Accuracy)和损失值(Loss)的曲线图如图 4 所示。

由图 4 可知,网络在 3 400 轮后收敛于约 91% 的准确度;损失值也快速下降并逐渐收敛,表明该网络对这组数据分类的准确度达到 90% 左右。测试帧的混淆矩阵如图 5 所示。从图 5 可以看出,ACARS 信号与 AIS 信号产生了一定的混淆,这可能是由于其调制方式有一定的类似,在频域上有相同的特征;对 ADS-B 信号的识别则没有产生混淆,说明分类效果较好。

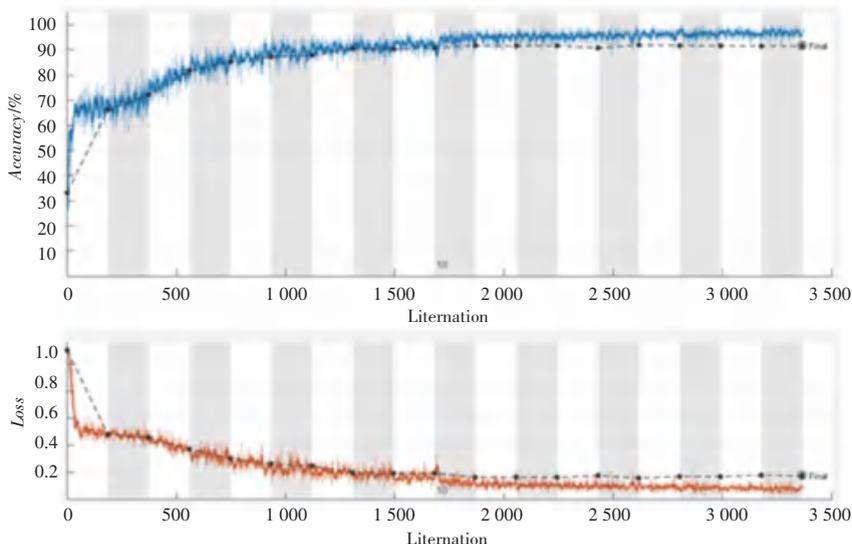


图 4 3 400 轮训练下的准确率和损失值曲线

Fig. 4 Accuracy and Loss curve under 3 400 rounds of training

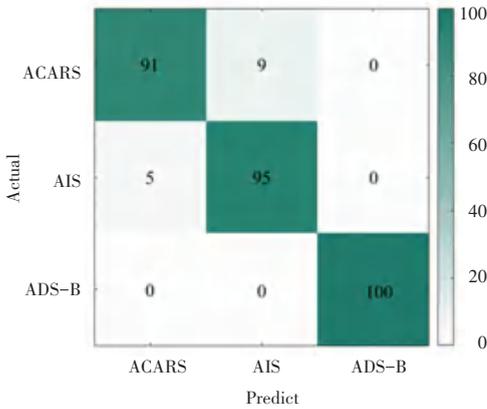


图 5 测试帧的混淆矩阵

Fig. 5 Confusion matrix of test frame

将同样的数据输入传统特征识别算法,选取特征量进行调制类型识别,然后根据符号速率等特征参数使用决策树进行分类,两者的对比结果如图 6 所示,其中横坐标为信噪比 (SNR),纵坐标为准确率。从图 6 可以看出,在 -14 dB 时,传统特征识别法效果较差,而本文方法在 -14 dB 时检测概率为 0.7,说明在低信噪比情况下本文方法的分类准确度远高于传统算法。本文提出的基于卷积神经网络的信号分类算法不仅可以避免繁琐的计算步骤,还具有更好的分类性能。

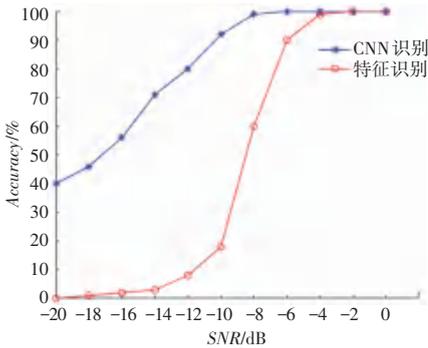


图 6 两种算法的分类准确率曲线

Fig. 6 Classification Accuracy curves of two algorithms

3 结束语

本文提出了一种基于卷积神经网络的 3“ A” 信号分类方法。将信号加入噪声后的 I/Q 信号预处理为二维信号输入到卷积神经网络中进行特征提取,训练卷积神经网络的调制信号分类能力。实验仿真

在测试集上得到了 90% 的准确率,通过混淆矩阵可以发现,分类效果较好。但本文中的信号均来自 Matlab 仿真生成,与现实生活中的信号仍有差距,投入实际使用还需要进行更加深入的研究。此外,将来可以考虑研究针对更多类型的信号,如 Link4A、Link11 等,为更多信号的分类提供更加成熟的技术支撑。

参考文献

- [1] 龚颖卿, 刘东青, 姜磊, 等. 基于 3“ A” 信号实现目标态势感知与识别[J]. 雷达与对抗, 2021, 41(2): 1-4, 9.
- [2] 任婷. 关于 VHF 地空数据链 ACARS 调制解调算法仿真浅析[J]. 甘肃科技纵横, 2017, 46(2): 17-19.
- [3] 陈家义, 李福武, 何小阳. AIS 系统在大型船舶锚泊半径及船间距的应用[J]. 舰船科学技术, 2017, 39(10): 67-69.
- [4] MANESH M R, KAABOUCH N. Analysis of vulnerabilities, attacks, countermeasures and overall risk of the Automatic Dependent Surveillance - Broadcast (ADS - B) system [J]. International Journal of Critical Infrastructure Protection, 2017, 19: 16-31.
- [5] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [6] 冯忠明, 王景岩, 李奎贤. 基于多模态深度学习的信号调制识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2022, 20(12): 1326-1334.
- [7] 李留章. 基于深度学习的通信信号调制识别与参数估计研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- [8] CHEN S, ZHENG S, YANG L, et al. Deep learning for large-scale real-world ACARS and ADS-B radio signal classification [J]. IEEE Access, 2019, 7: 89256-89264.
- [9] 陈凤, 李聪, 朱立东, 等. 卫星通信干扰信号识别技术研究现状及展望[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2024, 22(3): 227-239.
- [10] 陈韬. 基于深度学习的广播信号自动分类研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2024, 36(2): 136-138.
- [11] 王鹏程, 崔敏, 王彦博, 等. 基于深度学习的声信号分类识别方法[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2021, 21(1): 23-26.
- [12] 李姗姗. 基于深度学习调制分类方法的研究[D]. 焦作: 河南理工大学, 2022.
- [13] 李木. 基于软件无线电技术的 ACARS 信号接收技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015.
- [14] 侯聪. 基于实时解调的 AIS 信号侦察[J]. 电讯技术, 2012, 52(7): 1125-1128.
- [15] 倪久顺, 陈利虎, 余孙全, 等. 星载 ADS-B 相关研究进展及展望[J]. 中国空间科学技术, 2022, 42(1): 30.
- [16] 李旭冬, 叶茂, 李涛. 基于卷积神经网络的目标检测研究综述[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(10): 2881-2886, 2891.