



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2020

06

VOL.25

ISSN1006-8961

CN11-3758/TB



三维点云分割 P1201



第25卷第6期 (总第290期)

2020年6月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿, 均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版, 所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用, 所有内容, 未经许可, 不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 顾行发

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

通信地址 北京市海淀区北四环西路19号

邮 编 100190

电子信箱 jig@radi.ac.cn

电 话 010-58887035

网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Gu Xingfa

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics

Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District, Beijing, P. R. China

Zip code 100190

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-58887035

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

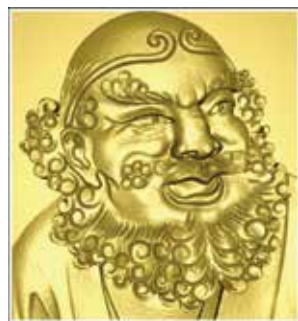
国内定价 60.00元



深度卷积神经网络图像语义分割研究进展(第1069页)



变分调整约束下的反向低秩稀疏学习目标跟踪(第1142页)



二次联合稀疏表示和低秩近似的浅浮雕优化(第1245页)

综述

深度卷积神经网络图像语义分割研究进展

青晨, 禹晶, 肖创柏, 段娟 1069

图像处理和编码

稳健局部特征非下采样小波域数字水印

牛盼盼, 杨思宇, 沈鑫, 杨红颖, 石齐良, 王向阳 1091

图像分析和识别

融合背景块再选取过程的显著性检测

陈星宇, 叶锋, 黄添强, 翁彬, 林文忠 1104

多尺度卷积神经网络显著物体检测

张晴, 左保川, 石艳娇, 戴蒙 1116

结合空间注意力多层特征融合显著性检测

陈凯, 王永雄 1130

变分调整约束下的反向低秩稀疏学习目标跟踪

田丹, 张国山, 张娟瑾 1142

自适应尺度突变目标跟踪

任俊丽, 郭浩, 董亚飞, 刘茹, 安居白, 王妍 1150

自适应多特征融合相关滤波目标跟踪

张艳琳, 钱小燕, 张淼, 葛红娟 1160

新型雷达辐射源识别

高欣宇, 张文博, 姬红兵, 欧阳成 1171

特征点聚类高精度视差图像拼接

谢从华, 张冰, 高蕴梅 1180

动态生成掩膜弱监督语义分割

陈辰, 唐胜, 李锦涛 1190

融合图卷积和差异性池化函数的点云数据分类分割模型

张新良, 付鹏飞, 赵运基, 谢恒, 王琬如 1201

图像理解和计算机视觉

外观表征分析下动态更新相关滤波跟踪

强壮, 石繁槐 1209

结合混合域注意力与空洞卷积的3维目标检测

严娟, 方志军, 高永彬 1221

计算机图形学

字典神经网络方法快速湍流烟雾合成

柏凯, 李伟, 刘晓培 1235

二次联合稀疏表示和低秩近似的浅浮雕优化

张倩倩, 计忠平, 付晓峰 1245

医学图像处理

双层水平集描述眼底图像视杯视盘分割

王莹, 于晓升, 迟剑宁, 雷晓亮, 吴成东 1260

遥感图像处理

结合深度学习和超像元的高分遥感影像变化检测

王艳恒, 高连如, 陈正超, 张兵 1271

CONTENTS

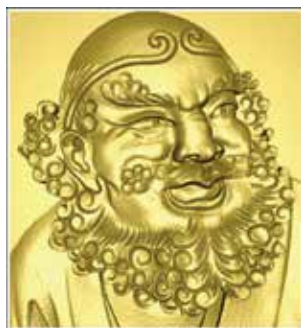
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Deep convolutional neural network for semantic image segmentation (P1069)



Object tracking via reverse low-rank sparse learning with variation regularization(P1142)



Bas-relief optimization based on twice-joint sparse representation and low-rank approximation (P1245)

Review

- Deep convolutional neural network for semantic image segmentation
Qing Chen, Yu Jing, Xiao Chuangbai, Duan Juan 1069

Image Processing and Coding

- Digital watermarking algorithm in the UDWT domain based on robust local features
Niu Panpan, Yang Siyu, Shen Xin, Yang Hongying, Shi Qiliang, Wang Xiangyang 1091

Image Analysis and Recognition

- Saliency detection based on the background block reselection method
Chen Xingyu, Ye Feng, Huang Tianqiang, Weng Bin, Lin Wenzhong 1104
- A multi-scale convolutional neural network for salient object detection
Zhang Qing, Zuo Baochuan, Shi Yanjiao, Dai Meng 1116
- Saliency detection based on multi-level features and spatial attention
Chen Kai, Wang Yongxiong 1130
- Object tracking via reverse low-rank sparse learning with variation regularization
Tian Dan, Zhang Guoshan, Zhang Juanjin 1142
- Adaptive scale sudden change object tracking
Ren Junli, Guo Hao, Dong Yafei, Liu Ru, An Jubai, Wang Yan 1150
- Correlation filter target tracking algorithm based on adaptive multifeature fusion
Zhang Yanlin, Qian Xiaoyan, Zhang Miao, Ge Hongjuan 1160
- New radar emitter identification method
Gao Xinyu, Zhang Wenbo, Ji Hongbing, Ouyang Cheng 1171
- High-precision parallax image stitching method using feature points clustering
Xie Conghua, Zhang Bing, Gao Yunmei 1180
- Weakly supervised semantic segmentation based on dynamic mask generation
Chen Chen, Tang Sheng, Li Jintao 1190
- Point cloud data classification and segmentation model using graph CNN and different pooling functions
Zhang Xinliang, Fu Pengfei, Zhao Yunji, Xie Heng, Wang Wanru 1201

Image Understanding and Computer Vision

- Dynamic update correlation filter tracking based on appearance representation analysis
Qiang Zhuang, Shi Fanhuai 1209
- 3D object detection based on domain attention and dilated convolution
Yan Juan, Fang Zhijun, Gao Yongbin 1221

Computer Graphics

- Fast turbulent smoke synthesis via a dictionary-based neural network
Bai Kai, Li Wei, Liu Xiaopei 1235
- Bas-relief optimization based on twice-joint sparse representation and low-rank approximation
Zhang Qiankan, Ji Zhongping, Fu Xiaofeng 1245

Medical Image Processing

- Segmentation of optic cup and disc based on two-layer level set describer in retinal fundus images
Wang Ying , Yu Xiaosheng, Chi Jianning, Lei Xiaoliang, Wu Chengdong 1260

Remote Sensing Image Processing

- Deep learning and superpixel-based method for high-resolution remote sensing image change detection
Wang Yanheng, Gao Lianru, Chen Zhengchao, Zhang Bing 1271

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2020)06-1171-09

论文引用格式: Gao X Y, Zhang W B, Ji H B and Ouyang C. 2020. New radar emitter identification method. Journal of Image and Graphics, 25(06): 1171-1179 (高欣宇, 张文博, 姬红兵, 欧阳成. 2020. 新型雷达辐射源识别. 中国图象图形学报, 25(06): 1171-1179) [DOI:10.11834/jig.190375]

新型雷达辐射源识别

高欣宇¹, 张文博¹, 姬红兵¹, 欧阳成²

1. 西安电子科技大学电子工程学院, 西安 710071; 2. 电子信息控制重点实验室, 成都 610036

摘要: **目的** 雷达辐射源识别是指先提取雷达辐射源信号特征, 再将特征输入分类器进行识别。随着电子科技水平的提高, 各种干扰技术应用于雷达辐射源信号中, 使得信号个体特征差异越来越不明显, 仅靠传统的模板匹配、分类器设计、决策匹配等辐射源识别技术难以提取信号可辨性特征。针对这一问题, 利用深度学习良好的数据解析能力, 提出了一种基于卷积神经网络的辐射源识别方法。**方法** 根据雷达辐射源信号的特点, 对未知辐射源信号提取频域、功率谱、信号包络、模糊函数代表性切片等传统域特征, 从中获得有效的训练样本特征集合, 利用卷积神经网络自动获取训练样本深层个体特征得到辐射源识别模型, 将其用于所有测试样本中, 获得辐射源识别结果。**结果** 在不同域特征下对卷积神经网络的识别性能进行测试实验, 并将本文方法与基于机器学习和基于深度强化学习的深度 Q 网络模型 (depth Q network, DQN) 识别算法进行对比, 结果表明, 当卷积神经网络的输入为频域特征时, 本文方法的识别准确率达 100%, 相比支持向量机 (support vector machine, SVM) 提高了 0.9%, 当输入为模糊函数切片特征和频域时, 本文方法的平均识别准确率与 SVM 模型、极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 分类器和 DQN 算法相比, 分别提高了 16.13%、1.87% 和 0.15%。**结论** 实验结果表明本文方法能有效提高雷达辐射源信号的识别准确率。

关键词: 深度学习; 雷达辐射源识别; 卷积神经网络 (CNN); 识别准确率; 频域特征; 模糊函数切片

New radar emitter identification method

Gao Xinyu¹, Zhang Wenbo¹, Ji Hongbing¹, Ouyang Cheng²

1. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Science and Technology on Electronic Information Control Laboratory, Chengdu 610036, China

Abstract: Objective In complex electronic warfare, radar emitter identification is an essential component of electronic intelligence and support systems; its related technology remains a critical factor in measuring the level of electronic counter-measure equipment technology. Radar emitter identification refers to extracting signal characteristics and then inputting the features into the classifier for identification. With the improvement of electronic technology, various jamming techniques have been applied to radar, making the identification of individual signal differences difficult. In addition, There are many types of radar signals, various modulation methods, and wide frequency coverage. Small individual feature differences between radar signals. There are a lot of noise, clutter and multipath interference in signals. Researchers mainly conduct the following two aspects, one is to extract the effective individual characteristics of the signal; the other is to optimize the classifier. Extracting signal discriminability characteristics using traditional radiation source identification techniques, such as template matching, classifier design, and decision matching, is challenging. Radar source identification technology is

收稿日期: 2019-07-29; 修回日期: 2019-10-28; 预印本日期: 2019-11-04

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61871301)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61871301)

developing in the field of artificial intelligence. In cognitive ability, radiation source identification technology has a lot of room for development in the intelligent field. In the face of complex and diverse radar radiation source signals, existing radar radiation source identification algorithms are no longer able to cope with dense radar radiation source identification tasks. Given the robust data analysis capabilities of deep learning, convolutional neural network (CNN) are among the earliest and most widely used deep learning models. CNN has been used in radar source identification. In general, a CNN consists of the convolutional, pooling, activation, and fully connected layers. The convolutional layer and the layer stack structure extract powerful features and different features of data, respectively. The activation layer is used to enhance the feature expression ability of a network. The pooling layer can reduce dimensions and sparse feature layers. Feature combination and classification are performed at the full connection layer. In accordance with the characteristics of the radar radiation source signal, we propose a new radar source identification method based on CNN. **Method** Firstly, the data pre-processing unit is used to reduce the interference of noise on the signal. Secondly, the obtained signals are first extracted from their different domain features, and then the training set test set is divided. The third step is to design a convolutional neural network to extract and classify the extracted signals. At last, evaluate the performance of the method using test samples. The proposed method realizes the accurate identification of radar radiation source, which can fully mine the deep individual information of the radiation source signal. To extract the individual implicit features of the radiation source signal, our CNN has five layers; the first three are convolutional and the remaining two are fully connected layers. The kernel of the third convolutional layer and the pooling layer is set to 1D. Rectified linear unit (ReLU) nonlinearity is applied to the output of every convolutional and fully connected layer. ReLU improves network non-linearity. We use dropout, which can prevent overfitting, in the first two fully connected layers. The role of dropout is to randomly inactivate some neurons. The first convolutional layer filters with 36 kernels of size 3 with a stride of 1. The second convolution layer is consistent with the parameters of the first convolutional layer. The third convolutional layer has 64 kernels of size 5 with a stride of 1. The specific steps of the algorithm are as follows. First, the original radar data are preprocessed, i. e., signal noise reduction and normalization. Second, we extract different characteristics of the signal. Lastly, the CNN is trained using different features.

Result The training set ratios are 20%, 40%, 60%, and 80% of the total number of samples. This study compares the recognition accuracy of CNN when the input is a different feature and compares the recognition accuracy of the support vector machine (SVM), extreme learning machine (ELM), and depth Q network (DQN) models in deep reinforcement learning. Experiments show that the input of the network is different domain characteristics when the training set ratio is 80%; a high recognition rate can be obtained. Recognition accuracy rate reaches 100% and 99% for the spectral and fuzzy function slice features, respectively. When the input is the frequency domain feature with 80% of the training set, we compare the performance of SVM. Our method outperforms SVM. In particular, it improves accuracy by 0.9%. When the input is the fuzzy function slice feature, the accuracy rate of our method is improved by 16.13% and 1.87% compared with the SVM and ELM classifiers, respectively. Compared with the current popular recognition algorithm DQN, the improvement is 0.15%. In the experiment, when the input is a fuzzy function slice feature and the frequency offset values are 3 and 5, the four classifiers all obtain good recognition results. In particular, the method proposed in this paper has the highest recognition accuracy. It shows that choosing the optimal “near-zero” slice is helpful for the identification of radar radiation source.

Conclusion The CNN designed in this study exhibits a strong feature expression ability. The experiment results show that our proposed method extracts the implicit features of signal discrimination and obtains a stable recognition rate. This method simplifies the network structure and requires less experience and hyperparameters in the same situation. It can improve the recognition accuracy of radar emitters.

Key words: deep learning; radar emitter identification; convolutional neural network (CNN); recognition accuracy; frequency domain feature; fuzzy function slice

0 引言

随着电子技术的飞速发展,通过电子对抗搜索并识别敌方的雷达信号是提高电子侦察系统智能化水平的关键。而雷达技术的不断提高,使复杂多变的雷达体制(李合生等,2005)为雷达辐射源的识别带来了巨大挑战。主要体现在:1)雷达信号种类繁多,调制方式多样,频率覆盖范围广;2)雷达信号个体特征差异小;3)雷达信号中存在大量噪声、杂波和多径干扰。对此,研究人员提出了两类解决方案,一是提取信号有效个体特征;二是优化分类器。

在通过提取信号有效个体特征来解决雷达辐射源的识别方案中,Kawalec 和 Owczarek (2004)提出先提取信号脉内参数即上升时间、爬行时间、下降时间、上升角度、下降角度和回归线,再将参数组合成特征向量,最后应用线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)和 K-L 变换(Karhunen-Loeve transform, KLT)进行特征选择。该方案提取的特征向量存在 90% 的可识别信息,相较于三参数(载频(radio frequency, RF)、重频(pulse repetition interval, PRI)和脉宽(pulse width, PW))法取得了更好的识别效果。张葛祥(2005)提出了提取辐射源信号的分形维数作为分类特征,再使用径向基概率神经网络(radial basis probabilistic neural network, RBPNN)进行识别。该方法中的分形维数特征对噪声不敏感,进而有效抑制了噪声的干扰。陈昌孝等人(2008)提出使用 Walsh 变化优化后的双谱特征作为信号可识别特征,再用 K 最近邻(K-nearest neighbor, KNN)分类器进行辐射源识别。其中双谱属于高阶谱的一种,高阶谱可有效衡量信号偏离正态程度,表现出信号非线性和非高斯性,有效保留了信号的相位信息,进而表现出雷达特有的个体特征。李林和姬红兵(2009)提出利用局部模糊函数切片特征表征辐射源信号的细微差异,方法中应用的局部模糊函数有效保留了信号的包络特征,并对信号做了对齐处理,但局部模糊函数对调制形式复杂的信号依旧有很大的局限性。王磊等人(2011)为区分参数和型号相同的不同辐射源,提出基于模糊函数特征优化的辐射源识别技术,采用模糊函数近零切片作为特征集,对近端、远端、偶数串和奇数串的特征切片进行融合,有效保留了信号个体特征并降低

了特征维数。余志斌等人(2010)提出用主成分分析(principal component analysis, PCA)融合小波包系数特征作为辐射源可识别特征。刘歌等人(2016)提出将信号形状特征和纹理特征构成融合特征,再利用随机森林分类器进行分类识别。该方法识别准确率高,但在低信噪比下识别效果欠佳。

在通过优化分类器来解决雷达辐射源的识别方案中,Gregoire 和 Singletary (1989)提出的特征匹配分类法是早期辐射源分类识别的主体,主要是建立提取的特征向量与已有数据库特征的匹配规则。关欣等人(2004)提出在辐射源识别中应用灰度关联分析及基于 D-S (Dempster-Shafer) 推理的灰关联(关欣等,2005)。刘凯等人(2013)提出根据同种雷达信号脉冲之间的匹配相关性,利用加权欧氏距离实现脉冲相似度测量。上述方案均属于特征匹配分类法,实现方式简单,适用于小规模雷达辐射源识别任务,但不能应对密集度高、体制复杂的雷达辐射源识别任务。针对特征匹配分类法的不足,伍波和谭营(2001)将深度学习中的反向传播(back propagation, BP)算法应用在辐射源识别中,将均方差作为损失函数,识别效果优于雷达威胁识别专家系统(expert system threat radar recognition, ESTRR),但 BP 算法泛化能力有限,有时会出现多个局部最小值使得算法难以收敛。王其红(2007)提出使用模糊径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络对信号进行识别分类。王希勤等人(2011)采用模糊自适应网络作为分类器,先提取信号的时频原子特征,再将原子与信号内积的绝对值作为分类器的输入特征进行分类识别,减少了特征提取中的计算量,可进行实时分类,但在低信噪比下识别准确率有所下降。吴振强等人(2015)提出使用概率神经网络对信号进行识别分类。以上算法均属于传统人工神经网络在辐射源识别中的应用。传统人工神经网络具有良好的自组织和自适应能力,具有鲁棒性和容错性。但由于人工神经网络本身是对生物网络的简化,所以从结构上来讲,挖掘数据能力有限,需要大量训练样本来优化网络性能。但在实际需求中,需要用最少的训练样本获得更好的识别效果。对此,张葛祥(2005)提出使用复合支持向量机(compound support vector machine, CSVN)技术,对线性不可分特征使用 SVM 分类器进行分类识别。任明秋等人(2010)提出使用模糊支持向量机(fussy support vec-

tor machine, FSVM) 分类器。吴振强等人(2015)将混合核函数支持向量机应用在辐射源识别中。相比人工神经网络分类器, SVM 分类器有较强的分类性能, 使用有限样本获得了较高的识别准确率, 但方法过度依赖核函数的选择, 对多分类问题的处理有局限性。

雷达辐射源识别技术正向着人工智能领域发展, 智能领域辐射源识别技术在认知能力方面有很大发展空间。面对复杂多样的雷达辐射源信号, 现有的雷达辐射源识别算法已不能应对密集的雷达辐射源识别任务。瞬息万变的电子战环境对雷达辐射源识别任务提出了更高的要求。因此, 本文提出一种基于卷积神经网络的雷达辐射源识别方法, 通过数据预处理单元减轻噪声对信号的干扰, 利用不同域特征变化对预处理后的信号进行特征初提取并划分为训练样本与测试样本, 同时设计卷积神经网络对初提取的信号进行特征提取和分类, 最后使用测试样本评估方法性能。所提方法能充分挖掘辐射源信号深层个体信息, 实现了雷达辐射源的准确识别。

1 相关工作

1.1 卷积神经网络

LeCun 等人(1998)提出的 LeNet 奠定了卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的基本结构。如图1所示, CNN 中卷积层和池化层交替级联提取数据高层语义信息, 其中卷积层采用卷积核对图像进行卷积计算, 具体为

$$Y_j^l = f\left(\sum_{i=1}^k Y_i^{l-1} * \omega_{ij}^{l-1} + b_j^l\right) \quad (1)$$

式中, f 表示激活函数, b_j 表示偏置值, ω_{ij} 表示卷积核, Y_j 表示第 j 个神经元输入, l 表示层数。池化层中采用池化核对特征数据进行处理, 具体为

$$Y_j^l = \beta_j^l d(Y_j^l) + b_j^l \quad (2)$$

式中, β_j 表示乘性偏置, b_j 表示加性偏置, d 表示池化函数。卷积神经网络中的全连接层用于局部特征组合和特征分类。

CNN 作为一种前馈人工神经网络, 训练时通过前向传播计算输出值, 利用反向传播更新梯度, 可自动提取数据特征。除此之外, CNN 采用局部区域感知、权值共享和池化技术, 减少了训练参数数目, 降

低了网络规模, 提高了训练效率, 但当训练数据量过大时容易造成过拟合。

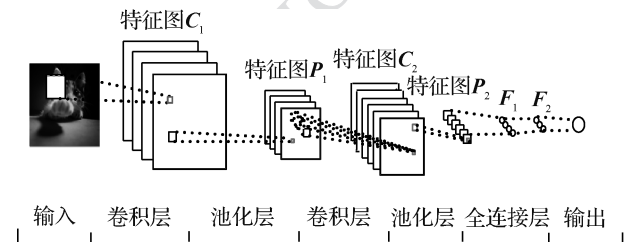


图1 卷积神经网络的经典结构

Fig. 1 Classical structure of convolutional neural networks

1.2 数据预处理

1.2.1 信号降噪

接收机接收到雷达辐射源信号后, 需要对信号进行降噪处理。因为在接收过程中可能受到外界干扰, 将外界噪声引入了雷达辐射源信号, 同时雷达个体特征本身也包含噪声。为了在保留信号个体特征的同时尽可能去除外界干扰噪声, 采取小波阈值降噪(Donoho, 1995)算法进行降噪处理, 算法流程如图2所示。具体步骤如下:

- 1) 根据原始雷达信号选取适当的小波基和变化次数对信号进行小波变化, 获得信号的小波系数;
- 2) 选取适当去噪阈值对信号的小波系数进行阈值滤波;
- 3) 将经过阈值滤波的小波系数进行小波反变化, 获得重构信号(降噪后的信号)。

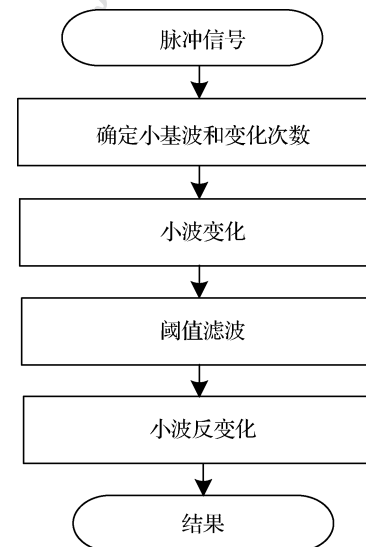


图2 小波阈值降噪算法流程图

Fig. 2 Flow chart of wavelet threshold noise reduction algorithm

1.2.2 归一化处理

接收机从雷达天线接收信号时,受噪声以及接收角度的影响,信号频率、时间延迟和信号幅度等雷达个体参数都会有较大变化。为防止参数变化对特征提取的影响,对信号频率、时间以及幅度进行归一化处理。具体操作如下:1)频率归一化。将不同信号的载频正交变化到相同中频频率下,消除由于载频不同对特征信号的影响。2)时间归一化。利用信号在时域中的特性,采用相关处理进行对齐(Howard,2003)。3)幅度归一化。通过一系列线性和非线性变化,将信号幅度映射到区间 $[-1,1]$ 内,保证接收信号的脉冲幅度不受噪声和能量变化影响。

1.3 特征提取

1.3.1 模糊函数切片特征

模糊函数(丁鹭飞和张平,1984)定义为

$$A(\tau, \eta) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)x^*(t+\tau)e^{i2\pi\eta t} dt \quad (3)$$

式中, i 为虚数单位, τ 表示两个回波信号的时延差, η 为频移差, $x(t)$ 为正弦单频实信号。模糊函数有效保留了信号的包络特征。为了提取雷达个体细微特征的分布位置,引入局部模糊函数(O'Neill 和 Flandrin,2000),定义为

$$Q(t, f, \tau, \eta) = W_x\left(t + \frac{\tau}{2}, f + \frac{\eta}{2}\right) W_x\left(t - \frac{\tau}{2}, f - \frac{\eta}{2}\right) \quad (4)$$

式中, $W_x(t, f)$ 表示信号的维格纳-威尔分布(Wigner-Ville distribution, WVD),定义为信号瞬时相关函数的傅里叶变化。由式(4)可知,局部模糊函数是时间 t 、频率 f 、时延 τ 和频移差 η 的函数。将模糊函数变换到频域中计算,此时模糊函数在任一频偏 η 处的切片为

$$A_x(\eta, \tau) = \int X^*(f) X^*(f - \eta) e^{-i2\pi\eta\tau} df \quad (5)$$

式中, $X^*(f)$ 为信号的傅里叶变化。雷达辐射源信号的模糊函数“近零”频偏切片特征保留了运动雷达辐射源信号的稳定个性特征。

1.3.2 循环谱特征

循环谱(马国宁,2006)中包含了与调制信号参数相关的频率和相位信息,为提取雷达辐射源信号特征提供了丰富有力的信号分析域。此外,循环谱抑制了平稳的噪声和干扰,提高了雷达个体特征的稳定性,有助于雷达辐射源信号的识别。

2 构建新型雷达辐射源识别模型

2.1 设计网络结构

网络结构设计通常分为两步。首先,提取雷达辐射源信号的频域特征、功率谱特征、循环谱特征、模糊函数切片特征以及信号包络特征等特征空间。然后,为提取辐射源信号有效的内隐特征,设计卷积神经网络进行雷达辐射源识别。

实际应用中的辐射源信号数据量相对较小,为降低网络结构的复杂度,提高模型的泛化能力,应避免使用大型网络模型(VGG(visual geometry group)、GoogLeNet等)。为此,设计一个由3个卷积层和2个全连接层构成的卷积神经网络,如图3所示。

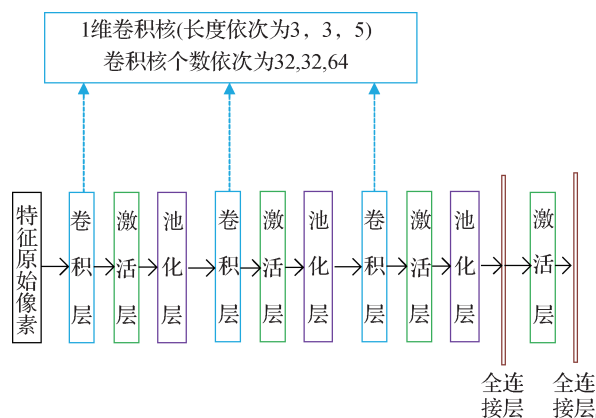


图3 卷积神经网络架构图

Fig.3 Convolutional neural networks architecture

图3中,针对1维的辐射源信号,为减少在2维空间中因信号特征值位置关联造成的误差,在卷积层中采用1维卷积核,尺寸设置为3、3、5,3个卷积层中卷积核的数目依次为32、32、64,其中多个小卷积核堆叠结构降低了参数个数和计算复杂度。非线性映射使用ReLU函数,用来增加卷积层之间的非线性关系。池化层采用长度为2的1维池化核,作用是保留信号有效特征。最后,使用全连接层进行特征组合以及特征分类。

将卷积神经网络应用于雷达辐射源识别中,算法流程如图4所示,具体步骤如下:

- 1)数据预处理。对原始雷达信号进行降噪以及归一化处理;
- 2)对经过预处理的信号进行特征提取,得到信

号的时域特征、循环谱特征、信号包络特征、Welch 功率谱特征以及模糊函数切片特征;

- 3) 基于提取的特征数据划分测试集及训练集;
- 4) 用提取的不同域特征训练卷积神经网络;
- 5) 用测试集进行模型评估, 计算卷积神经网络识别的准确率。

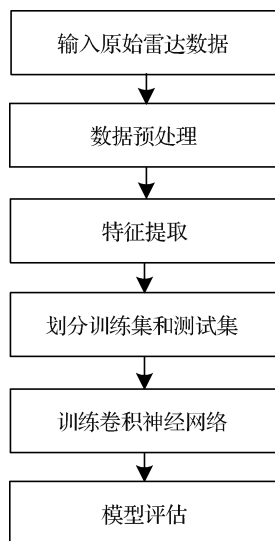


图4 算法流程图

Fig. 4 Algorithm flowchart

2.2 引入防止过拟合技术

在训练网络模型的过程中, 雷达辐射源信号本身的噪声点以及数据样本点不足等均会造成模型过拟合, 进而丧失对新数据的泛化能力。为了避免模型产生过拟合, 本文在卷积神经网络的全连接层后加入 dropout 正则项, 如图 5 所示。dropout 正则项是指在训练过程中随机使一些神经元失活, 进而滤除部分噪声点, 以此有效解决模型的过拟合。

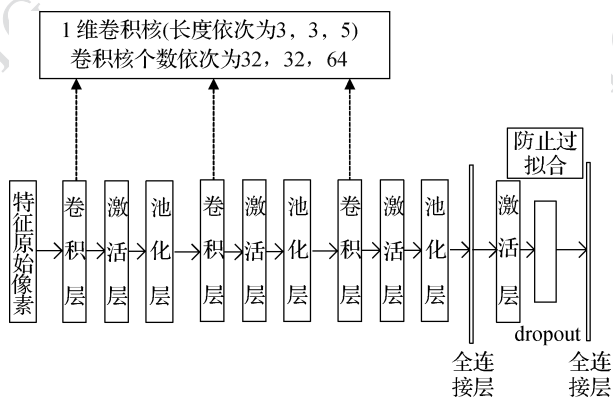


图5 加入 dropout 后的卷积神经网络架构

Fig. 5 Convolutional neural networks after adding dropout

3 实验与结果分析

实验平台为 Windows10, 深度学习模型架构为 Tensorflow, 其中环境为 Python3.6, 图形处理器为 NVIDIA GeForce GTX 1060 6 GB。

卷积神经网络分别输入雷达辐射源信号的频域特征、信号包络特征、循环谱特征、模糊函数切片特征和 Welch 功率谱特征。每个特征有 665 个样本, 其中 80% 作为训练集训练模型, 学习率为 0.0001, 随机失活的概率为 0.8。对比在不同迭代次数下卷积神经网络的识别准确率, 结果如图 6 所示。

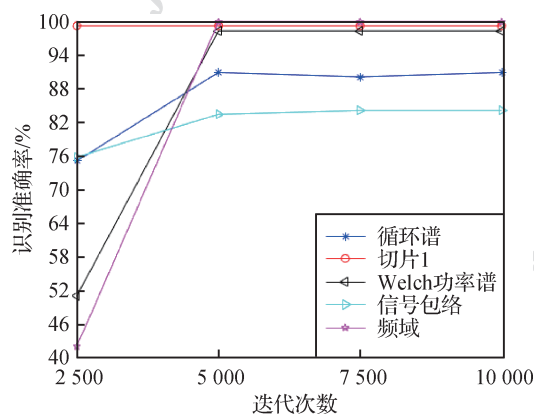


图6 不同迭代次数下的雷达辐射源信号特征识别结果

Fig. 6 Feature recognition results of radar emitter signals under different iterations

针对上述 5 种特征, 分别取样本的 20%、40%、60% 以及 80% 作为训练样本训练模型, 得到不同特征的识别结果, 如表 1 所示。

同时, 将本文方案与 SVM 分类模型(张葛祥等, 2006)、极限学习机(extreme learning machine, ELM)和深度 Q 网络(depth Q network, DQN)分类模型(冷鹏飞和徐朝阳, 2018)的准确率进行对比。其中 SVM 分类器的核函数是线性函数。分类模型训练方法如下: 为分析对比, 对以上模型确保不同分类器的输入特征以及参数设置基本相同。每种特征均选取样本总数的 80% 作为训练样本进行模型训练, 将训练样本以外的数据作为测试样本, 样本输入为频域特征和模糊函数切片特征。最后, 用测试样本对已训练好的模型进行评估, 取 9 种特征识别准确率的算术平均值作为评估结果, 如表 2 所示。图 7 是当输入为模糊函数不同切片特征时, 4 种分类方

表1 CNN对雷达辐射源信号不同特征的识别准确率
Table 1 Recognition accuracy rate of different features of radar radiation source signals by CNN

雷达辐射源信号特征	训练集占样本比例/%			
	20	40	60	80
信号包络	66.9	76.2	79.9	84.2
循环谱	92.19	92.2	92.5	91
Welch 功率谱	91.2	96.3	97.1	98.4
切片0	90.2	99.8	99.6	100
切片1	98.7	99.5	99.6	99.3
切片2	99.6	100	99.3	100
切片3	99.4	99.8	99.4	99.2
切片4	98.9	99.8	99.6	99.3
切片5	98.9	100	100	100
切片6	96.8	98.8	98.1	99.2
切片7	96.2	99.3	99.3	100
频域	95.7	100	100	100

表2 不同分类方法下雷达辐射源信号特征识别结果
Table 2 Feature recognition results of different classification methods for the radar radiation source signal

分类方式	平均识别准确率/%
SVM	83.44
ELM	97.64
DQN	99.51
CNN	99.66

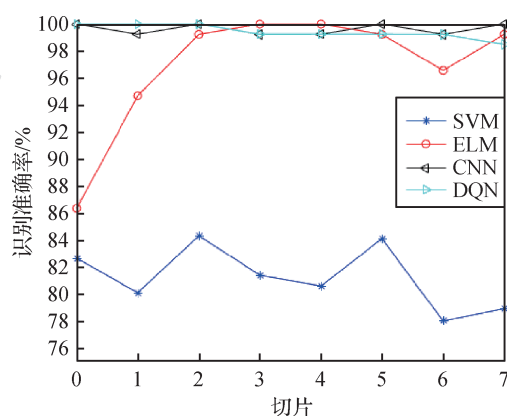


图7 不同分类方式下模糊函数切片识别准确率对比图
Fig. 7 Comparison chart of fuzzy function slice recognition accuracy under different classification methods

式的识别准确率。

分析图6可得,当迭代次数为7 500次时,模型基本收敛,随着迭代次数的增加,识别准确率将不再有明显波动;分析表1可得,本文方案设计的卷积神经网络在输入为频域特征和模糊函数切片特征时识别效果最佳。在输入为Welch功率谱特征时,随着训练集占比从20%提高到80%,CNN识别准确率从91.2%提高到98.4%。当输入为信号包络特征时,识别准确率提升最大,从66.9%提高到84.2%,提高了17.3%。当输入为循环谱特征时,随着训练集占比的增加,识别准确率变化不明显,稳定在92%。由此可得:1)雷达信号的频谱特征以及模糊函数切片特征能较好表征出雷达辐射源信号。再将频谱特征和模糊函数切片特征输入卷积网络中,提取到丰富的判别特征,说明卷积神经网络与频域特征和模糊函数切片特征有更好的契合度,挖掘出信号深层特征,进而提高了雷达辐射源信号识别的准确率。2)随着训练样本占比的增加,识别准确率提升不大,在训练样本占比较小时就表现出高的识别准确率,说明本文算法特征学习能力强。

分析图7和表2可得:1)当输入为模糊函数切片特征时,随着频偏数值的增加,ELM分类模型识别准确率呈上升趋势,SVM模型识别准确率趋于平稳,本文方法识别准确率高过这两种分类器且性能稳定。2)在实验中,4种分类器在输入为模糊函数切片特征时,当频偏数值 $\eta = 2$ 和 $\eta = 5$ 时识别效果较佳,本文方法识别准确率最高。说明选择最优的“近零”切片有助于雷达辐射源的识别。3)将本文方法和基于深度强化学习模型中的深度Q网络模型进行对比,从表2可知两种方法在数据集中均获得较好的识别性能,但是本文的识别准确率略高于DQN分类模型,说明了辐射源的识别向智能化发展的必要性。

4 结 论

针对传统雷达辐射源信号提取特征鲁棒性不足的问题,为提取辐射源信号可分辨的个性特征,本文提出了一种新型的雷达辐射源识别网络,同时引入dropout策略防止网络过拟合。实验结果表明,当卷积神经网络的输入为不同特征时,本文方法对频域特征和模糊函数切片特征识别准确率最高。相较于

SVM 和 ELM 分类模型,当输入为模糊函数切片特征时,本文方法能获得高且稳定的识别率。与 DQN 分类模型相比,本文方法简化了网络结构,在相同情况下需要较少的经验量以及超参数。实验结果表明,本文方法获得了与 DQN 分类器相似的识别准确率,且平均准确率略高于 DQN 模型。由此可见,本文设计的卷积神经网络的特征表达能力强且性能稳定,能有效提高雷达辐射源信号识别准确率。下一步工作重点是对卷积网络模型进一步优化,探究模型在不同信噪比情况下的识别性能,寻求在特征融合方面的新途径。

参考文献 (References)

- Chen C X, He M H, Zhu Y Q and Wang G X. 2008. Specific emitter features extraction based on Bispectrum and Walsh transform. *Systems Engineering and Electronics*, 30(6): 1046-1049 (陈昌孝, 何明浩, 朱元清, 王广学. 2008. 基于双谱分析的雷达辐射源个体特征提取. *系统工程与电子技术*, 30(6): 1046-1049)
- Ding L F and Zhang P. 1984. *Radar System*. Xi'an: Northwest Institute of Telecommunication Engineering Press (丁鹭飞, 张平. 1984. 雷达系统. 西安:西安电子科技大学出版社)
- Donoho D L. 1995. De-noising by soft-thresholding. *IEEE Transactions on Information Theory*, 41(3): 613-627 [DOI: 10.1109/18.382009]
- Gregoire D G and Singletary G B. 1989. Advanced ESM AOA and location techniques//Proceedings of 1989 IEEE National Aerospace and Electronics Conference. Dayton, US: IEEE: 917-924 [DOI: 10.1109/NAECON.1989.40322]
- Guan X, He Y and Yi X. 2004. A novel radar emitter recognition approach based on gray correlation analysis. *Journal of System Simulation*, 16(11): 2601-2603, 2607 (关欣, 何友, 衣晓. 2004. 基于灰关联分析的雷达辐射源识别方法研究. *系统仿真学报*, 16(11): 2601-2603, 2607) [DOI: 10.3969/j.issn.1004-731X.2004.11.063]
- Guan X, He Y and Yi X. 2005. Radar emitter recognition of gray correlation based on D-S reasoning. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 30(3): 274-277 (关欣, 何友, 衣晓. 2005. 基于 D-S 推理的灰关联雷达辐射源识别方法研究. *武汉大学学报(信息科学版)*, 30(3): 274-277) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-8860.2005.03.020]
- Howard S D. 2003. Estimation and correlation of radar pulse modulations for electronic support//Proceedings of 2003 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, MT, USA: IEEE: 2065-2072 [DOI: 10.1109/AERO.2003.1235132]
- Kawalec A and Owczarek R. 2004. Radar emitter recognition using intra-pulse data//Proceedings of the 15th International Conference on Microwaves, Radar and Wireless Communications. Warsaw, Poland: IEEE: 435-438 [DOI: 10.1109/MIKON.2004.1357059]
- LeCun Y, Bottou L, Bengio Y and Haffner P. 1998. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11): 2278-2324 [DOI: 10.1109/5.726791]
- Leng P F and Xu C Y. 2018. Specific emitter identification based on deep reinforcement learning. *Acta Armamentarii*, 39(12): 2420-2426 (冷鹏飞, 徐朝阳. 2018. 一种深度强化学习的雷达辐射源个体识别方法. *兵工学报*, 39(12): 2420-2426) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-1093.2018.12.016]
- Li H S, Han Y, Cai Y W and Tao R H. 2005. Overview of the crucial technology research for radar signal sorting. *Systems Engineering and Electronics*, 27(12): 2035-2040 (李合生, 韩宇, 蔡英武, 陶荣辉. 2005. 雷达信号分选关键技术研究综述. *系统工程与电子技术*, 27(12): 2035-2040) [DOI: 10.3321/j.issn.1001-506X.2005.12.018]
- Li L and Ji H B. 2009. Specific emitter identification based on ambiguity function. *Journal of Electronics and Information Technology*, 31(11): 2546-2551 (李林, 姬红兵. 2009. 基于模糊函数的雷达辐射源个体识别. *电子与信息学报*, 31(11): 2546-2551) [DOI: 10.3724/SP.J.1146.2008.01406]
- Liu G, Zhang G Y and Yu Y. 2016. Intra-pulse modulation recognition of radar signal based on random forest. *Telecommunications Science*, 32(5): 69-76 (刘歌, 张国毅, 于岩. 2016. 基于随机森林的雷达信号脉内调制识别. *电信科学*, 32(5): 69-76) [DOI: 10.11959/j.issn.1000-0801.2016151]
- Liu K, Wang J G and Meng X H. 2013. A new method for identifying radar emitter based on self-distilled pulse sequence pattern. *Electronics Optics and Control*, 20(12): 73-76, 87 (刘凯, 王杰贵, 孟祥豪. 2013. 基于自提取样本图的雷达辐射源识别新方法. *电光与控制*, 20(12): 73-76, 87) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-637X.2013.12.017]
- Ma G N. 2006. Research and Application of Efficient Cyclic Spectrum Estimation Algorithm. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China (马国宁. 2006. 高效循环谱估计算法的研究及其应用. 成都: 电子科技大学)
- O'Neill J C and Flandrin P. 2000. Virtues and vices of quartic time-frequency distributions. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 48(9): 2641-2650 [DOI: 10.1109/78.863070]
- Ren M Q, Cai J Y, Zhu Y Q and Han J. 2010. Radar emitter recognition based on wavelet ridge and FSVM. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 31(6): 1424-1428 (任明秋, 蔡金燕, 朱元清, 韩俊. 2010. 基于小波脊和 FSVM 的雷达辐射源识别. *仪器仪表学报*, 31(6): 1424-1428)
- Wang L, Ji H B and Shi Y. 2011. Feature optimization of ambiguity function for radar emitter recognition. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 30(1): 74-79 (王磊, 姬红兵, 史亚. 2011. 基于模糊函数特征优化的雷达辐射源个体识别. *红外与毫米波学报*, 30(1): 74-79)

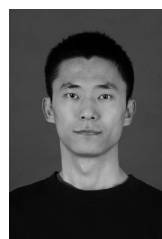
- Wang Q H. 2007. Emitter identification based on fuzzy RBF neural network. *Marine Electric and Electronic Engineering*, 27(5): 310-313 (王其红. 2007. 基于模糊 RBF 神经网络的辐射源识别. *船电技术*, 27(5): 310-313) [DOI: 10.3969/j.issn.1003-4862.2007.05.014]
- Wang X Q, Liu J Y, Meng H D and Liu Y M. 2011. A method for radar emitter signal recognition based on time-frequency atom features. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 30(6): 566-570 (王希勤, 刘婧瑶, 孟华东, 刘一民. 2011. 一种基于时频原子特征的雷达辐射源信号识别方法. *红外与毫米波学报*, 30(6): 566-570)
- Wu B and Tan Y. 2001. Research on application of neural network in radar radiation source identification. *Aerospace Electronic Warfare*, (5): 12-14, 44 (伍波, 谭莹. 2001. 神经网络在雷达辐射源识别中的应用研究. *航天电子对抗*, (5): 12-14, 44) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-2421.2001.05.003]
- Wu Z Q, Chang S and Zhang G Y. 2015. Radar emitter recognition based on signal feature integrated processing. *Science Technology and Engineering*, 15(25): 156-160 (吴振强, 常硕, 张国毅. 2015. 基于信号特征综合处理的雷达辐射源识别. *科学技术与工程*, 15(25): 156-160) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-1815.2015.25.030]
- Yu Z B, Chen C X and Jin W D. 2010. Radar emitter signal recognition based on fusion entropy features. *Modern Radar*, 32(1): 34-38 (余志斌, 陈春霞, 金伟东. 2010. 基于融合熵特征的辐射源信号识别. *现代雷达*, 32(1): 34-38) [DOI: 10.3969/j.issn.1004-7859.2010.01.010]
- Zhang G X. 2005. *Intelligent Recognition Methods for Radar Emitter Signals*. Chengdu: Southwest Jiaotong University (张葛祥. 2005. 雷达辐射源信号智能识别方法研究. 成都: 西南交通大学)

- Zhang G X, Rong H N and Jin W D. 2006. Application of support vector machine to radar emitter signal recognition. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 41(1): 25-30 (张葛祥, 荣海娜, 金伟东. 2006. 支持向量机在雷达辐射源信号识别中的应用. *西南交通大学学报*, 41(1): 25-30) [DOI: 10.3969/j.issn.0258-2724.2006.01.006]

作者简介



高欣宇, 1994 年生, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别、深度学习、计算机视觉。
E-mail: gaxsun@163.com



张文博, 通信作者, 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为雷达辐射源识别、机器学习、计算机视觉。
E-mail: wbzhang@xidian.edu.cn

姬红兵, 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为微弱信号检测与参数估计、智能信息处理与模式识别。
E-mail: hbji@xidian.edu.cn

欧阳成, 男, 博士研究生, 主要研究方向为目标跟踪、数据融合。E-mail: ouoyc@yahoo.com.cn