

基于STFT-SST和深度卷积网络的多相码雷达信号识别

倪雪, 王华力, 徐志军, 荣传振

(陆军工程大学通信工程学院, 南京, 210007)

摘要: 多相码雷达信号特征相似, 类间差距小, 在低信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)下极易混淆。Choi-Williams等时频分布由于受时频分辨率的约束, 难以刻画多相码信号的细节特征。为此, 本文提出了一种基于同步挤压短时傅里叶变换(Short-time Fourier transform-based synchrosqueezing transform, STFT-SST)和深度卷积网络的自动分类识别算法。在特征选取上, 采用STFT-SST对多相码雷达信号进行时频分析, 并提出一种频谱增强算法, 用于提升低SNR下的时频特征表示, 以获得高分辨率的时频特征图像; 在分类网络上, 设计了一个9层深度卷积网络, 并引入Inception模块, 提升网络对细节特征的捕获能力。仿真结果表明, 当SNR为 -8 dB时, 该系统对5种特定多相码的平均识别率达91.8%, 在低SNR下具有更好的识别性能。

关键词: 多相码; 同步挤压短时傅里叶变换(STFT-SST); 深度卷积网络; 频谱增强

中图分类号: TN953 **文献标志码:** A

Polyphase Codes Radar Signal Recognition Based on STFT-SST and Deep Convolutional Network

NI Xue, WANG Huali, XU Zhijun, RONG Chuangzheng

(College of Communications Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing, 210007, China)

Abstract: The radar signals of polyphase codes are similar, which is easy to be confused under low signal-to-noise ratio (SNR). The classic Choi-Williams and other time-frequency distribution methods constrained by the time-frequency resolution are difficult to characterize the details of polyphase codes. Here, we propose an automatic recognition method based on the short-time Fourier transform-based synchrosqueezing transform (STFT-SST) and deep convolutional network. On the feature selection, the STFT-SST is used to radar signals for time-frequency analysis, and a spectrum enhancement algorithm is proposed to enhance the time-frequency features under low signal-to-noise ratio, then the high-resolution feature images are obtained. On the classification network, a nine-layer deep convolution network is designed, and the inception module is introduced to capture the signal's detailed features. The simulation results show that when the SNR is -8 dB, the average recognition rate for five polyphase codes reaches 91.8%. The recognition performance of the proposed method is better at the low SNR.

Key words: poly-phase codes; STFT-SST; deep convolutional network; spectrum enhancement

引言

多相码信号由于具有较低的自相关函数旁瓣电平、较大的多普勒容限和较好的低截获性,在低截获(Low probability of intercept, LPI)雷达中得到了广泛应用^[1]。多相码是对连续载波进行相位调制,不同的相位序列产生不同类型的多相码,其中Frank、P1和P2码由步进线性调频信号近似而来,P3和P4码由线性调频信号近似而来。可见,多相码信号属于线性调频类信号,不同类型的多相码信号之间具有高度的相似性,类间差距小,使得多相码在识别时极易相互混淆,尤其在低信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)下,多相码信号往往识别率很低,这给当前电子侦察设备的识别工作带来了巨大的挑战。因此,研究多相码雷达信号的分类识别问题成为了当前电子侦察领域的研究重点。

选取有效的特征参数,表征出信号之间的差异,是多相码LPI雷达信号正确识别的重要因素。不少学者提出将高阶谱特征、时频特征等应用到LPI雷达信号的检测识别中,取得了一定的成效^[2-4]。文献[2,4]选取信号的双谱对角切片作为调制识别的特征参数,保留了信号的幅度与相位信息。文献[5-7]选取Choi-Williams时频分析(Choi-Williams distribution, CWD),并结合裁剪、缩放及二值化等图像处理等方法获取信号的时频特征用于识别。CWD分析作为一种有效的时频分析方法,具有较高的时频聚集性,又尽可能地克服了交叉项干扰,被广泛用于LPI雷达信号识别。但是CWD时频分辨率有限,细节信息描述欠佳,不能有效体现出信号之间的细微差别,且CWD算法复杂,实际中不易实现。同时,图像二值化使得细节特征丢失,在低SNR下对多相码的识别效果并不理想。为了降低信号的噪声,文献[8]提出采用样本平均技术(Sample averaging technique, SAT)对信号进行去噪预处理,对CWD时频分析后的图像进行裁剪和缩放,以灰度图像作为信号的特征描述。在低SNR条件下,取得了较佳的识别效果。但是该方法需要提高信号采样率,对硬件设备的要求较高。若不考虑去噪预处理,对Frank、P1~P4五种多相码的识别精度为90.2%。在识别算法中,文献[2]选用深度置信网络用作信号识别;文献[4,6-8]选用深度卷积神经网络用作信号的分类识别;文献[5]采用栈式自编码网络和支持向量机方法用于解决识别问题;文献[9]选用SSD和辅助分类器用于解决不同类型的LPI雷达信号识别问题。综上,深度学习网络用于LPI雷达信号的分类识别取得了不错的成效。

2014年,Thomas等提出了同步挤压短时傅里叶变换(Short-time Fourier transform-based synchrosqueezing transform, STFT-SST)方法^[10]。作为一种新的时频分析方法,STFT-SST利用同步挤压变换方法^[11],在短时傅里叶变换的基础上,将信号时频谱上的能量进行重新排列,使之聚集到信号的真实瞬时频率附近,以达到“挤压”的目的,从而获得具有更高分辨率的时频图。文献[12]将STFT-SST用于非平稳信号分离,取得了较好的效果。相比CWD等时频分析,STFT-SST具有更优的时频聚集性,为LPI雷达信号的时频分析提供了一种有效的方法。然而,挤压后的时频谱在低SNR下特征微弱,不利于识别。针对特征相似的多相码信号,如何设计网络结构,提升网络对信号细节的表征能力,提高识别精度还值得进一步研究。

因此,本文采用同步挤压短时傅里叶变换对多相码信号进行时频分析,并提出了一种频谱增强算法,提高信号在低SNR下的时频特征表征能力,获得高分辨率的时频特征图像。在识别网络设计中,在卷积神经网络中引入Inception模块,使得网络能够捕获不同尺度下信号的细节特征,从而增强网络的特征提取能力,实现多相码LPI雷达信号的自动分类,从而解决多相码LPI雷达信号提取特征困难、识别率低的问题。

1 STFT-SST时频分析及处理

1.1 STFT-SST时频分析

多相码LPI雷达信号可表示为

$$s(t) = x(t) + n(t) = Ae^{j(2\pi f_0 t + \phi(t))} + n(t) \quad 0 \leq t \leq T \quad (1)$$

式中: A 为信号幅度, f_0 为信号载频, T 为编码周期, $n(t)$ 为高斯白噪声, $\phi(t)$ 为相位调制函数, 不同的相位调制函数表示不同的多相码 LPI 雷达信号。

根据短时傅里叶变换定义, 信号 $s(t)$ 的短时傅里叶变换如下

$$S(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau) g(\tau - t) e^{-j2\pi f(\tau - t)} d\tau \quad (2)$$

式中: $S(t, f)$ 为信号 $s(t)$ 的时频谱, t 为时间, f 为频率, $g(t)$ 为窗函数。由于受窗口大小的限制, 短时傅里叶变换的频率分辨率不能达到最优, 其真实瞬时频率附近存在一定宽度的伪频率成分。通过对 $S(t, f)$ 求导, 可计算其瞬时频率 $\hat{\omega}(t, f)$, 其表达式如下

$$\hat{\omega}(t, f) = \operatorname{Re} \left(\frac{1}{2\pi i} \frac{\partial_t (S(t, f))}{S(t, f)} \right) \quad (3)$$

式中: i 为虚数单位。根据同步挤压原理, 将变换系数 $S(t, f)$ 按照 $(t, f) \rightarrow (t, \hat{\omega}(t, f))$ 建立映射关系, 对某一频率区间内的频谱进行叠加, 使能量集中到实际瞬时频率上, 以提高频率分辨率。因此, 信号 $s(t)$ 同步挤压短时傅里叶变换的定义为

$$T(t, \omega) = \frac{1}{g(0)} \int_{-\infty}^{+\infty} S(t, f) \delta(\omega - \hat{\omega}(t, f)) df \quad (4)$$

式中: δ 为狄拉克函数, $g(0)$ 表示 $t=0$ 时窗函数的值。这里, $g(t)$ 选取的是长度为 256, 参数为 10 的 Kaiser 窗函数。设信号的长度为 L , 则经过 STFT-SST 时频分析后, 可得到大小为 $256 \times L$ 的时频图像。

多相码的时频图呈近似线性调频信号的线段特点。挤压之前, 线段较宽、较模糊; 经过挤压后, 线段更为精细, 细节信息更清晰。同时, 噪声在挤压过程中出现了一定程度的弱化。可见, 采用 STFT-SST 时频分析不仅提高了时频图像的分辨率, 而且还抑制了部分噪声, 有利于后续信号的正确识别。

1.2 频谱增强及处理

考虑到挤压后的时频特征信息精而少, 在较低 SNR 条件下, 这些信息极易受严重的噪声干扰而变弱。为了在低 SNR 下尽可能地增强时频特征, 进一步提升识别性能, 本文提出了一种频谱增强技术, 将信号的时频谱 $T(t, \omega)$ 沿着小频率范围内 $[-\Delta\omega, \Delta\omega]$ 进行频移再叠加, 其表达式为

$$\hat{T}(t, \omega) = \sum_{\omega' = -\Delta\omega}^{\Delta\omega} T(t, \omega - \omega') \quad (5)$$

式中: $\hat{T}(t, \omega)$ 为增强后的时频图像。相比 CWD 而言, 同步挤压短时傅里叶变换算法计算量小, 易于实现。

信号经过 STFT-SST 后的时频特征全部集中到时频图像的上半部分, 采用图像裁剪技术, 保留一半大小包含特征信息的时频图像; 再采用最近邻插值技术实现时频特征降维, 使得降维后的时频特征图像大小为 128 像素 \times 128 像素。最后, 将降维后的时频图进行归一化处理, 得到标准化的时频图像, 作为识别网络的输入。信号整个时频特征分析及处理过程如图 1 所示。图 2 为增强的 STFT-SST 时频图和 CWD 时频图的对比。可以看出, 增强后的 STFT-SST 时频图像特征更为丰富、显著。

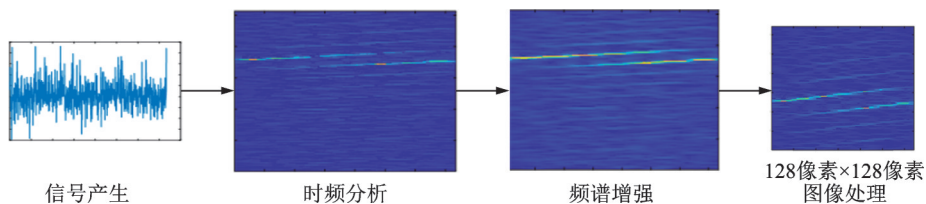


图1 雷达信号时频分析及处理

Fig.1 Radar signal time-frequency analysis and processing

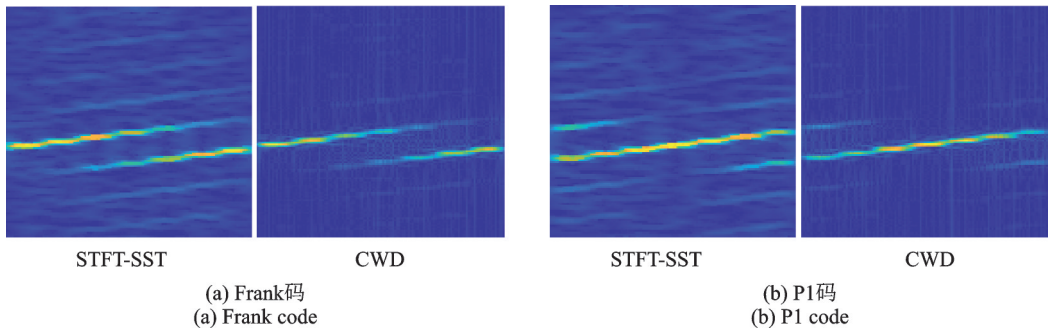


图2 增强STFT-SST和CWD时频图像对比(SNR=10 dB)

Fig.2 Enhanced STFT-SST and CWD time-frequency image comparison (SNR=10 dB)

2 基于深度卷积网络的多相码LPI雷达信号识别

2.1 深度卷积网络构建

卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)的基本结构是由输入层、卷积层、池化层、全连接层、分类层和输出层等相互连接组合而成,通过多个不同尺度的卷积和池化操作,逐层对输入信息进行特征变换,并利用反向传播算法对网络进行训练,实现参数的自动更新,自动地学习提取各个层次的特征,最后通过分类算法实现目标的有效识别。近年来,CNN网络在网络深度、结构和轻量化实现等方面都取得了不错的进展^[13-14]。

针对多相码雷达信号时频图像的特点,本文设计了一个9层深度卷积网络,如图3所示。其网络架构由输入层、3个卷积层、2个池化层、1个Inception模块、1个全连接层和分类输出层组成。输入层为128像素×128像素大小的时频图像;卷积层中,1,2,3层卷积核大小分别为7×7,5×5和3×3,数量分别为64,64和96, stride大小为1。每一个卷积层后都连接着批归一化(Batch normalization, BN)层,并采用修正线性单元(Rectified linear unit, ReLU)作为激活函数。池化层中,采用的Maxpool,池化窗口大小为2×2, stride为2。为了提升网络对细节特征的捕获能力,网络设计中加入了Inception模块。通过不同尺度的卷积核并列堆叠在一起,拓宽了网络的宽度,增强了网络的特征提取能力。Inception模块包含大小为1×1,3×3,5×5的卷积核和3×3的池化, stride取值设为1,并采用2个1×5和5×1的卷积核替代传统5×5的卷积核,以降低参数数量,提高网络的速度。需要注意的是,Inception模块中的卷积层后面没有连接BN层。最后将各通道输出进行Concat,实现多个特征的串联,并将串联后的特征送入全连接层。输出采用softmax函数实现信号的分类判别。

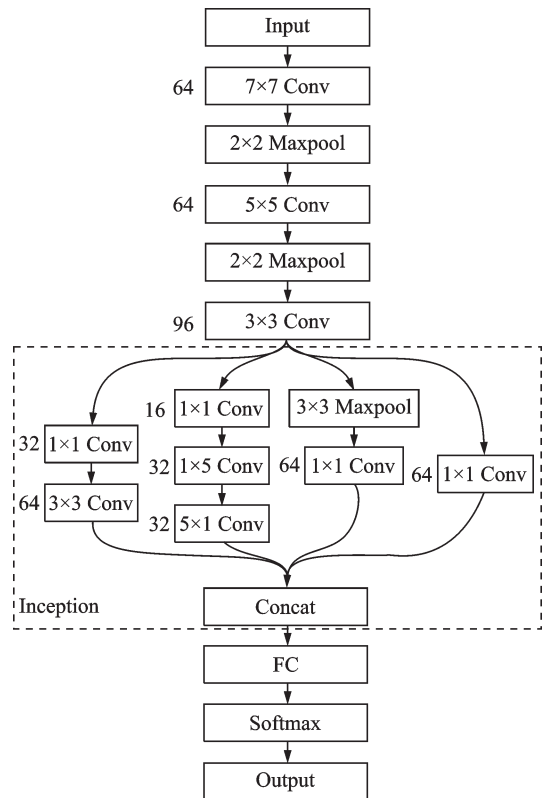


图3 深度卷积网络结构

Fig.3 Deep convolutional network structure

2.2 多相码雷达信号识别算法

结合同步挤压短时傅里叶变换和深度卷积网络,本文提出的多相码雷达信号识别算法主要分为3阶段。

阶段1 利用同步挤压短时傅里叶变换对含噪的多相码雷达信号进行时频分析,并进行频谱增强处理,获取信号的高分辨增强时频图像;采用剪切、插值和归一化预处理方法实现特征图的数据降维。

阶段2 将预处理后的时频图像分成训练数据和测试数据两部分,将训练数据送入构建好的深度卷积网络模型进行训练。

阶段3 将测试数据送入训练好的网络模型中,通过入softmax分类器进行分类输出,从而实现信号的自动分类识别。

算法流程图如图4所示。

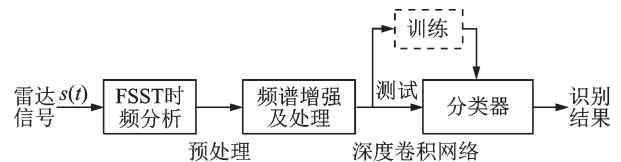


图4 多相码雷达信号识别算法流程图

Fig.4 Recognition algorithm flowchart of polyphase codes radar signal

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

仿真实验使用5种多相码LPI雷达信号,分别是: Frank、 P_1 、 P_2 、 P_3 和 P_4 。每种信号参数设置如表1所示。设采样频率 $f_s = 20$ MHz,信号的载频 f_0 取值范围为 $[f_s/5, f_s/4]$, M 为步进频率(整数), N_c 为子码数,cpp为子码周期数。设信号的SNR取值范围为 $-10 \sim 10$ dB,步长2 dB。每种信号共产生2 200个总样本,其中1 540个(70%)作为训练集,660个(30%)作为测试集。

实验在PC机上完成,配置如下:CPU为i7-7820HK(2.9 GB),内存为6 GB、GPU为Nvidia GeForce GTX1080。网络训练时选用交叉熵损失函数,SGDM优化算法,初始学习率为0.01,epoch取值为10,迭代次数为600次。为了保证实验结果的可靠性,取20次实验的平均值作为最终的识别结果。

3.2 不同SNR下识别性能分析

为了验证本文算法在低SNR条件下识别的有效性,将STFT-SST算法、增强的STFT-SST算法与经典的CWD算法进行了识别性能的对比。从运行时间看,单个信号执行一次CWD算法耗时需要15 s以上,而执行一下STFT-SST算法以及增强的STFT-SST算法仅需0.2 s左右。可见,STFT-SST算法的运算速度更快。3种时频分析方法均采用设计的深度卷积网络进行识别,各种算法在 $-10 \sim 0$ dB下的识别率如图5所示。

由图5(a)可以看出,随着SNR的减小,5种多相码识别准确率逐步降低。当SNR大于 -6 dB时,3种算法的整体识别率均超过93.5%,识别效果较好。其中,STFT-SST算法的整体识别率与CWD算法基本接近,而增强的STFT-SST算法识别率略高于CWD算法。当SNR小于 -6 dB时,整体识别率下降较为明显。STFT-SST算法和增强后的STFT-SST算法的整体识别率均明显高于CWD算法。在SNR为 -8 dB时,3种算法的整体识别率分别为90.2%,91.8%,88.0%。这说明采用STFT-SST时频

表1 多相码LPI雷达信号参数

Table 1 Parameters of polyphase codes radar signal

类型	参数	取值
Frank, P_1	f_0	$[f_s/5, f_s/4]$
	M	$[6, 10]$
	cpp	$[2, 5]$
P_2	f_0	$[f_s/5, f_s/4]$
	M	$\{6, 8, 10\}$
	cpp	$[2, 5]$
P_3, P_4	f_0	$[f_s/5, f_s/4]$
	N_c	$\{25, 36, 49, 64, 81, 100\}$
	cpp	$[2, 5]$

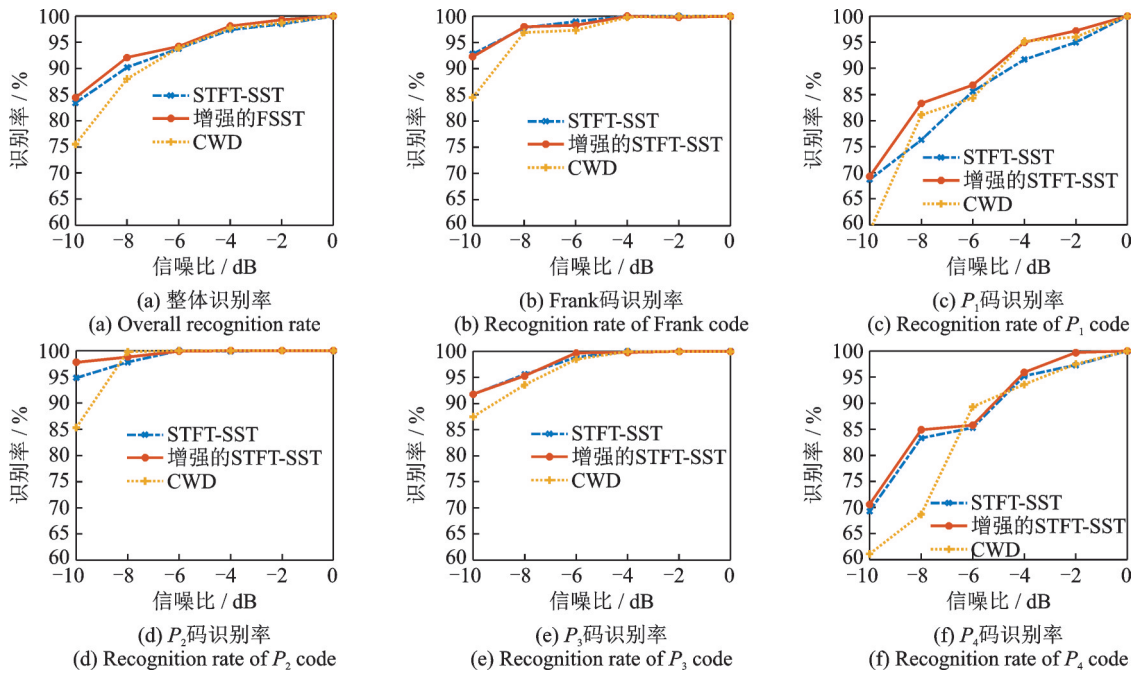


图5 不同SNR下多相码识别率

Fig.5 Recognition rates of polyphase codes under different SNRs

分析在低SNR条件下的识别性能更具优势,并且使用频谱增强后的STFT-SST可以进一步提升识别准确率。由图5(b—f)单个信号的识别结果来看, P_2 码的识别效果最佳,其特征明显区别于其他信号,在低SNR下也易于识别。Frank和 P_3 码的识别性能次之。当SNR=-10 dB时,STFT-SST算法对以上3种信号的识别率可达90%以上,相比文献[6, 8]中的方法,性能有着明显的提升。 P_1 和 P_4 的识别精度最低,两者的时频特征都为多条相似的直线,差别仅在于直线有无细微的阶梯状特点。在SNR为-10 dB条件下,相比CWD算法,增强的STFT-SST算法的识别精度可提高8~10 dB。这表明本文提出的算法在低SNR条件下可获得更好的识别性能。表2给出了-8 dB下采用增强的STFT-SST算法对5种多相码的识别结果,其中, P_3 码容易被误识别为Frank码,而 P_1 码和 P_4 码容易相互混淆。

表2 -8 dB下5种多相码的识别结果(增强的STFT-SST算法)

Table 2 Recognition results of five kinds of polyphase codes at SNR of -8 dB (enhanced STFT-SST algorithm)

	Frank	P_1	P_2	P_3	P_4
Frank	98.00	0.08	0	1.92	0
P_1	1.08	83.34	0	0	15.58
P_2	0.08	1.00	98.75	0.17	0
P_3	2.33	0.67	0.58	95.34	1.08
P_4	0	14.83	0.08	0.17	84.92

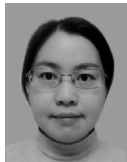
4 结束语

本文提出一种基于同步挤压傅里叶变换和深度卷积网络的多相码LPI雷达信号识别算法。采用同步挤压傅里叶变换对信号进行时频分析,并通过频谱增强技术,提升了低SNR下时频特征的表征能力。在识别网络中,引入Inception模块,使网络能够捕获不同尺度下信号的细节特征,增强网络的特征提取能力。实验仿真表明,在低SNR条件下,该方法可以有效地提高多相码的识别准确率,识别性能优于传统的基于CWD的分类算法,且算法速度快,易于实现,为实际LPI雷达信号的识别提供了一种解决方案。

参考文献:

- [1] PACE P E. Detecting and classifying low probability of intercept radar[M]. 2nd ed. Nonwood, USA: Artech House, 2008.
- [2] 王星, 周一鹏, 周东青, 等. 基于深度置信网络和双谱对角切片的低截获概率雷达信号识别[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(11): 2972-2976.
WANG Xing, ZHOU Yipeng, ZHOU Dongqing, et al. Research on low probability of intercept radar signal recognition using deep belief network and bispectra diagonal slice[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(11): 2972-2976.
- [3] GULUM T O, ERDOGAN A Y, DURAK ATA L, et al. Enhanced LPI waveform representation by ambiguity-domain elliptical gaussian filtering[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(2): 762-777.
- [4] 刘赢, 田润澜, 王晓峰. 基于深层卷积神经网络和双谱特征的雷达信号识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(9): 1998-2005.
LIU Ying, TIAN Runlan, WANG Xiaofeng. Radar signal recognition method based on deep convolutional neural network and bispectrum feature[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(9): 1998-2005.
- [5] 张穆清, 王华力, 倪雪. 基于深度学习与支持向量机的低截获概率雷达信号识别[J]. 科技导报, 2019, 37(4): 69-75.
ZHANG Muqing, WANG Huali, NI Xue. The LPI radar signal recognition based on deep learning and support vector machine [J]. Science & Technology Review, 2019, 37(4): 69-75.
- [6] WAN J, YU X, GUO Q. LPI radar waveform recognition based on CNN and TPOT[J]. Symmetry, 2019, 11(725): 1-15.
- [7] ZHANG Ming, DIAO Ming, GAO Lipeng, et al. Neural networks for radar waveform recognition[J]. Symmetry, 2017, 9(75): 1-20.
- [8] KONG S-H, KIM M, HOANG L M, et al. Automatic LPI radar waveform recognition using CNN[J]. IEEE Access, 2018, 6: 4207-4219.
- [9] HOANG L M, KIM M, KONG S-H. Automatic recognition of general LPI radar waveform using SSD and supplementary classifier[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(13): 3516-3530.
- [10] OBERLIN T, MEIGNEN S, PERRIER V. The fourier-based synchrosqueezing transform[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. [S.l.]: IEEE, 2014: 315-319.
- [11] DAUBECHIES I, MAES S. A nonlinear squeezing of the continuous wavelet transform based on auditory models[J]. Wavelet in Medicine and Biology, 1996(4): 527-546.
- [12] LI Lin, CAI Haiyan, HAN Hongxia, et al. Adaptive short-time Fourier transform and synchrosqueezing transform for non-stationary signal separation[J]. Signal Processing, 2020, 166: 107-231.
- [13] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2015: 1-9.
- [14] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2015(3): 1-12.

作者简介:



倪雪(1984-),女,博士研究生,研究方向:信号处理、深度学习, E-mail: nix-ue1213@126.com。



王华力(1967-),男,教授,研究方向:信号感知与信号处理, E-mail: huali.wang@ieee.org。



徐志军(1963-),男,教授,研究方向:微电子技术与集成电路设计, E-mail: 1587056650@qq.com。



荣传振(1985-),男,硕士,讲师,研究方向:信息融合、图像融合、视觉导航等, E-mail: rcz@foxmail.com。