

基于深度学习与支持向量机的低截获概率雷达信号识别

张穆清, 王华力*, 倪雪

陆军工程大学通信工程学院, 南京 210007

摘要 提出了一种基于栈式自编码器与支持向量机的低截获概率(LPI)雷达信号识别方法。首先,通过 Choi-Williams 分布,将信号变换到时频域,获取信号的时频图像;其次,使用图像预处理方法对时频图像进行处理,得到便于自编码器处理的图像;再次,使用栈式自编码器从预处理后的时频图像中自动地提取出信号特征;最后,基于提取的信号特征使用支持向量机(SVM)对信号进行分类。本方法使用任意波形发生器(AWG)模拟产生了8类LPI雷达信号,采用栈式自编码器与支持向量机相结合的方法识别信号。仿真实验结果表明,该方法能够在低信噪比和小样本情形下有效识别LPI雷达信号。

关键词 低截获概率雷达信号;自编码器;支持向量机;小样本

近年来,由于难以被非合作接收机截获,低截获概率(low probability of intercept, LPI)雷达在战场上受到越来越多的重视。与传统雷达信号不同,LPI雷达信号具有大带宽、低功率和波形复杂等特点^[1],使其在难以被截获的同时也难以被识别。目前,如何识别LPI雷达信号已经成为了雷达对抗领域的一个重要课题。

LPI雷达信号的识别面临着诸多难题,信号特征的提取和样本标签的获取是其中的两个重要问题。由于复杂的调制方式,例如脉冲描述字(personal defense weapon, PDW)等传统的雷达信号特征难以满足LPI雷达信号识别的需求,使得研究者们开始寻找更有效的识别特征。Raghu等^[2]使用高阶统计量来识别LPI雷达信号,但最终识别结果难以令人满意。Vanhoy等^[3]将谱

相关系数作为信号特征,并结合支持向量机(support vector machine, SVM)进行分类识别,在对12类LPI雷达信号进行识别时,其识别准确率可以达到50%以上。相比时域和频域特征,时频域特征在LPI雷达信号识别中发挥着更重要的作用^[4]。Zhang^[5]通过Wigner-Ville分布(Wigner-Ville Distribution, WVD)将信号变换到时频域,获取信号的时频图像,再截取图像的调制能量作为信号识别特征。Zhang^[6]通过Choi-Williams分布(Choi-Williams Distribution, CWD)获取信号的时频图像,从图像中提取伪Zernike矩作为信号特征。此外,时频图像的局部二值模式(local binary pattern, LBP)、径向积分和三维熵等特征也被作为LPI雷达信号的识别特征使用^[7-9]。

收稿日期:2018-10-29;修回日期:2018-11-19

基金项目:国家自然科学基金项目(61271354)

作者简介:张穆清,硕士研究生,研究方向为信号处理与机器学习,电子信箱:zmqxj@163.com;王华力(通信作者),教授,研究方向为信号感知、处理与对抗,电子信箱:huali.wang@ieee.org

引用格式: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; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2019.04.012

然而,上述特征均属于人工提取特征,对研究者的先验知识有着较高要求。同时,单一的人工特征往往难以充分表达复杂信号的特点,研究者需要不断改进现有特征或使用复合特征来满足信号识别的要求,这对LPI雷达信号的识别造成了巨大困扰。自编码器的出现能够解决LPI雷达信号特征提取这一难题。自编码器是一种无监督的特征提取方法^[10],一方面,它在提取特征时不需要任何先验知识且提取的特征往往优于人工特征,因此,其在图像识别和语音识别等诸多领域得到了广泛应用;另一方面,复杂的战场形势和信号调制方式大大增加了LPI雷达信号样本的标签的获取难度,能够利用少量有标签样本完成信号的有效识别,对雷达信号分析而言具有重要意义。SVM是适合解决小样本问题的分类器。

基于自编码器与SVM的优势,提出了一种新型的LPI雷达信号识别方法。通过AWG生成8类LPI雷达信号,使用MATLAB对提出的方法进行仿真实验,实验结果表明:该方法能够在低信噪比、小样本的情形下实现对LPI雷达信号的有效识别。

1 CWD变换与图像预处理

将LPI雷达信号变换到时频域是最常用的信号分析方法之一,它能在获得信号的时域和频域信息的同时增强信号的处理增益^[11]。所有的Cohen类时频分布

中,CWD受交叉干扰项影响最小且可以对识别准确率和图像分辨率进行平衡,因此,使用CWD对信号进行时频变换,CWD定义为

$$CWD_s(t, \omega) = \iint \sqrt{\frac{\sigma}{4\pi\tau^2}} f(\xi, \tau) \cdot s\left(u + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j\omega\tau} d\xi d\tau \quad (1)$$

式中, $s(\mu)$ 为信号的时域表达式, $s^*(\mu)$ 为 $s(\mu)$ 的共轭表达, t 和 ω 分别是时间和频率坐标, τ 为时间延迟。 $f(\xi, \tau)$ 为核函数且其表达式为

$$f(\xi, \tau) = e^{-\frac{\sigma(\mu - t)^2}{4\tau^2}} \quad (2)$$

式中, σ 是调整因子,是CWD平衡交叉干扰项和图像分辨率的关键。经过大量仿真实验,本文取 σ 等于0.3。在0 dB信噪比环境下,用AWG(arbitrary waveform generator)仿真生成的8类LPI雷达信号的CWD时频图(图1)。

从8类LPI雷达信号的CWD时频图中可以发现,噪声对信号的时频图像有很大影响,且信号只占据图像的小部分,其余图像部分对于信号的识别没有意义。为了提升整体的算法效率,图像预处理方法被用来抑制图像噪声和截取图像中的信号部分。

时频图像的预处理过程主要分为3个步骤:图像截取、图像重置和图像二值化。图像截取是从时频图像中截取出有用的信号部分,图像重置是将时频图像进行缩小,图像二值化是将重置后图像转换成二值图。

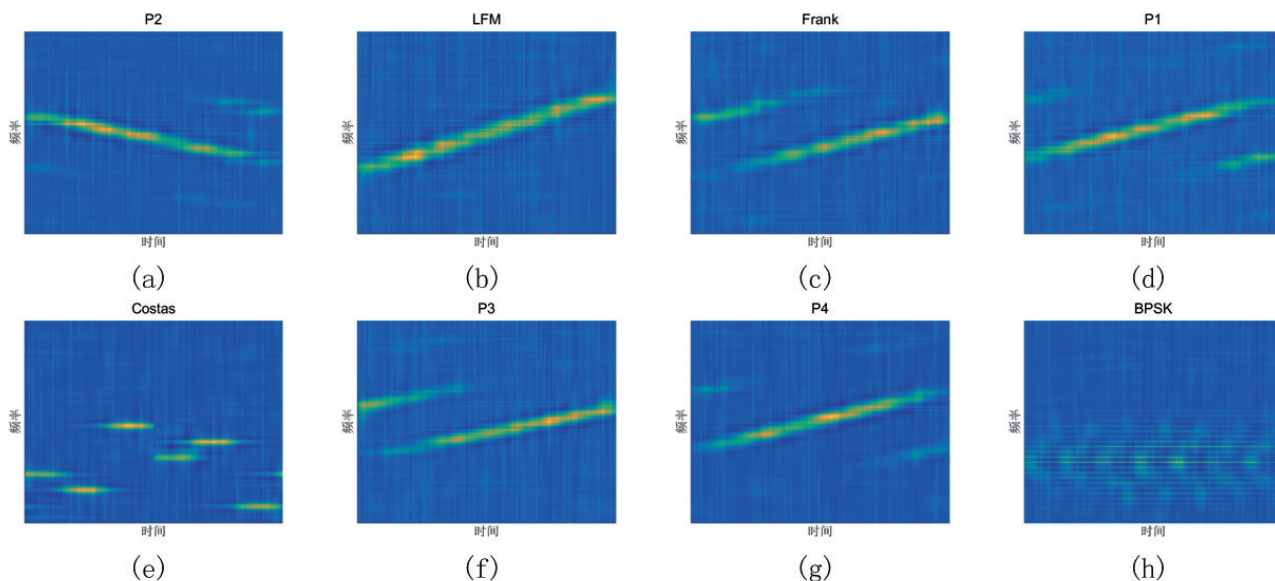


图1 0 dB信噪比下8类信号的CWD时频图

Fig. 1 The CWD T-F images of eight types of signals at SNR of 0 dB

图像预处理可以抑制时频图像的噪声并使得信号的整体识别效率获得提升。本研究分别使用边际频率分布截取图像的信号部分^[12],使用双三次插值法重置图像和全局阈值算法实现图像二值化操作^[6]。0 dB 信噪比下线性调频 (linear frequency modulation, LFM) 信号的时频图像的预处理流程为: 首先使用边际频率分布法确定信号的起始和终止频率, 将图像中的信号部分截取出来, 去除不存在信号的图像部分并抑制部分噪声; 其次, 使用双三次插值法对图像的大小进行重置, 进一步降低图像维数, 使其便于自编码器处理; 最后, 使用全局阈值法对图像进行二值化处理, 将图像转化成二值图, 进一步减少噪声影响并使图像便于后续操作 (图 2)。

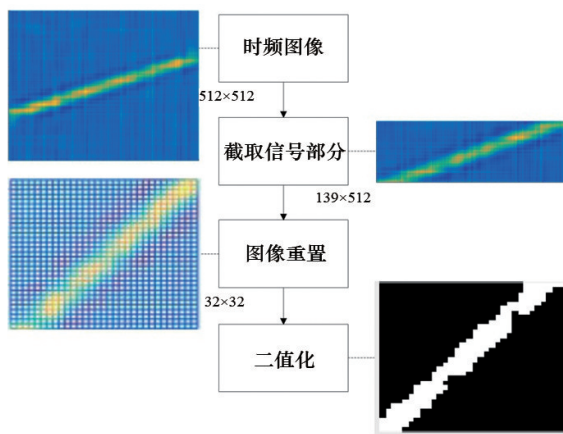


图2 时频图像预处理流程

Fig. 2 The flow chart of the T-F image preprocessing

2 基于栈式自编码器和SVM的LPI雷达信号识别

2.1 栈式自编码器

自编码器是一种通过最小化结构风险来学习数据特征的对称神经网络^[10]。不同于其他神经网络, 自编码器输出层的目标输出值为其输入层的输入值, 因而不需要数据的标签信息, 属于无监督学习方法。

单一自编码器是一个三层神经网络, 包括输入层、隐藏层和输出层 (图 3)。

其中输入层到隐藏层为编码过程, 将输入数据压缩为低维数据, 隐藏层到输出层则为解码过程, 将数据还原。编码和解码过程分别为

$$\alpha = f(W_1^T x + b_1) \quad (3)$$

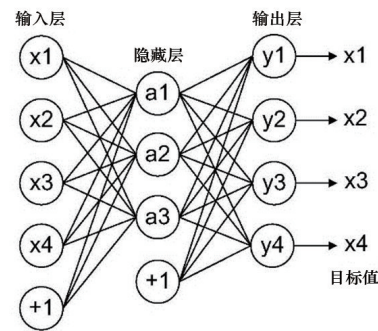


图3 自编码器结构

Fig. 3 The structure of an autoencoder

$$y = f^{-1}(W_2^T \alpha + b_2) \quad (4)$$

式中, α 为隐藏层数据, x 为输入层数据, y 为输出层数据, T 表示矩阵的转置, W 为权值系数, b 为偏置项, $f(\cdot)$ 为激活函数, $f^{-1}(\cdot)$ 为 $f(\cdot)$ 的逆函数, 自编码器的整体损失函数 $J(W, b)$ 定义为

$$J(W, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{1}{2} \|x_i - y_i\|^2 + \frac{\lambda}{2} \sum W^2 \quad (5)$$

式中, $\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{1}{2} \|x_i - y_i\|^2$ 为均方误差项, $\sum W^2$ 为权重衰减项, 其目的是减小权重幅度, 防止出现过拟合现象。 λ 为控制两误差项相对重要性的权重衰减参数, 为输入层和输出层层数。

自编码器试图得到一个输出值与输入值相等的神经网络, 其意义在于隐藏层数据包含输入数据的重要结构信息。若自编码器具有稀疏性, 则隐藏层数据维度将远低于输入数据维度, 可以直接将隐藏层数据作为数据特征使用。然而, 数据向低维转换时会产生失真, 且维度变化越大、失真越严重, 因而一个单一的三层自编码器网络往往难以获得令人满意的数据特征。栈式自编码器则可以解决这一问题。栈式自编码器是包含多个单一自编码器的深度神经网络, 使用逐层贪婪训练法对整个网络进行训练, 训练方式为依次训练每一个自编码器, 并将前一个自编码器的隐藏层数据作为下一个自编码器的输入层数据, 当训练完所有自编码器后, 最后一个自编码器的隐藏层数据即为原始数据的数据特征。

2.2 ReLU激活函数

激活函数能够模拟神经元的激活与抑制状态, 是神经网络中的一个重要部分。一个激活函数必须具有非线性、可微和单调等特点, 例如当前自编码器中最常

用的sigmoid函数。然而,为了获取更好的数据特征,研究者在自编码器网络中引入了稀疏性概念,在稀疏限制条件下,sigmoid函数容易出现梯度下降消失的问题,对网络的训练造成重大影响。为了解决这个问题,本文使用修正线性单元(rectified linear unit, ReLU)函数作为自编码器的激活函数。ReLU函数定义为

$$f(x) = \max(0, x) \quad (6)$$

研究表明,ReLU函数是深度网络取得成功的关键之一^[13],它能够加快网络训练过程的收敛速度并且能取得比sigmoid类函数更好的效果。更重要的是,如(6)式所示,ReLU函数把所有的负值变为0,所有正值保持不变,起到了单侧抑制的作用,使得神经网络中的神经元具有稀疏性。当使用ReLU函数作为自编码器的激活函数时,隐藏层单元中只有一小部分处于激活状态,其余单元均处于抑制状态,这便是稀疏自编码器所要达到的目标。因而,使用ReLU函数可在不增加稀疏限制项的情况下实现自编码器的稀疏性,从而提高算法效率。

2.3 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是信号识别常用的方法之一,它具有成熟而坚实的理论基础——统计学习理论。相比其他分类算法,支持向量机在解决离散、高维和小样本数据分类问题中更具优势。

假设,训练数据为 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$, 其中, x_i 为样本数据, y_i 为对应的类别,则SVM解决的是最优化问题,为

$$\begin{aligned} \min_{w, b} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{s.t.} \quad & y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, N \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (7)$$

式中, ξ_i 是松弛变量, C 是平衡最大分类间隔与误分类样本数量的惩罚因子, N 为样本数目。通常情况下,上述最优化问题会转换为解决对偶问题,为

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $K(x_i, x_j)$ 是核函数,是SVM解决高维问题的关键,最终的分类决策函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (9)$$

2.4 LPI雷达信号识别

本研究基于CWD变换、图像预处理方法、栈式自编码器、SVM完成LPI雷达信号的识别,其整体识别流程和具体过程为以下3个方面(图4)。

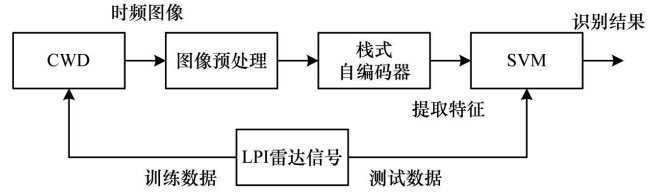


图4 LPI雷达信号识别流程

Fig. 4 The flow chart of the LPI radar signal recognition

1) 通过CWD变换将LPI雷达信号变换到时频域,获得信号的时频图像;使用图像截取和图像重置等图像预处理方法处理信号的时频图像,抑制图像中的噪声并将其送入自编码器。

2) 设置栈式自编码器的网络层数,本研究设置了5层。这需要依次训练3个自编码器,第3个自编码器的隐藏层数据即为研究需要提取的信号特征数据。

3) 使用提取的信号特征及其对应的样本类别标签训练SVM,然后利用训练完成的SVM对LPI雷达信号进行分类。

3 仿真分析

通过大量的仿真实验,本研究提出的LPI雷达信号识别方法的性能。

3.1 LPI雷达信号生成

本研究使用8类LPI雷达信号,包括Costas频率编码信号、二进制相移键控信号(binary phase shift keying, BPSK),线性调频信号(linear frequency modulation, LFM)和多相编码信号(Frank、P1、P2、P3和P4)验证提出的LPI雷达信号识别方法。为了使仿真使用的雷达信号更符合现实情形,本实验使用AWG等仪器模拟获取信号数据(图5)。首先,使用AWG生成对应的LPI雷达信号;其次,将信号数据接入R&S®FSV信号及频谱分析仪进行去中频采样;最后,通过R&S IQwiz-ard62软件将采样数据转化为dat数据输出。表1为仿真信号参数,其中,“[]”表示在范围内取值,“()”表示取值。

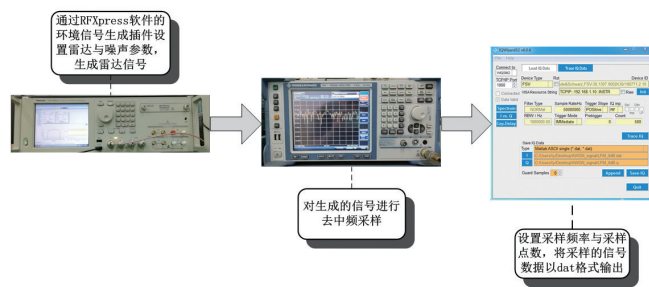


图5 信号仿真生成流程

Fig. 5 The flow chart of signal genation

表1 8类LPI雷达信号参数

Table 1 The parameters of eight types of LPI radar signal

信号	参数	取值
Costas	基频(MHz)	3
	脉宽(us)	[5,10]
	采样频率(MHz)	[50,100]
	频率序列长度	(6,10)
BPSK	脉宽(us)	[5,10]
	采样频率(MHz)	[50,100]
	子码长度	(11,13)
	每个相位的周期数	1
LFM	脉宽(us)	[5,10]
	带宽(MHz)	[10,20]
	采样频率(MHz)	[50,100]
多相编码信号	脉宽(us)	[5,10]
	采样频率(MHz)	[50,100]
	子码长度	(36,64)
	每个相位的周期数	1

3.2 不同信噪比下的识别性能分析

不同信噪比下的识别性能分析将验证提出方法的识别准确率与不同信噪比之间的关系。实验选取的信噪比范围为 $-6\sim 4$ dB,步长为2 dB。在每个信噪比值下,每类信号包含400组数据,其中300组为训练数据,100组为测试数据。Pace^[1]与Zhang^[6]提出的识别方法对同样的8类信号也进行了识别,两种方法均先使用CWD将信号变换到时频域,得到信号的时频图像,然后从时频图像中提取出特征进行识别。因此实验选择这两种方法作为对照组(图6)。其中,Pace采用滤波和主成分分析相结合的方法提取信号特征,使用多层感知器作为信号分类器,Zhang分别从时域、频域和时频域中提取伪Zernike矩等人工特征,然后对各类特征进行选择,选择出适合信号识别的特征组合,最后使用埃尔曼神经网络作为分类器。

从仿真结果中可以得到,在0 dB以下的低信噪比情形下,本文提出的方法的识别性能要优于另外两种方法,且随着信噪比的不断降低,本研究提出方法的平均识别性能能够始终保持在高水平上。这是因为相比人工提取的特征,自编码器提取出的特征能更充分地表达出图像中的重要结构信息,对于信号识别也更加有效。然而,从实验结果中同样可以发现P4信号与Frank信号的识别性能明显低于其余信号,这是因为P4、P1信号与Frank、P3信号的时频图像极其相似,因而从时频图像中提取特征进行分类时误分类率会较其余信号更高。

3.3 鲁棒性分析

本研究将使用不同数量的训练样本验证本文提出的方法的鲁棒性。每类信号的训练样本数量将从100组增加到600组,步长为100组,测试样本数量均为100组。为了使实验结果更具一般性,仿真将分别在0 dB、-3 dB和-6 dB信噪比环境下进行(图7)。

从8类信号的平均识别率可以得到,信号的整体识别率随着训练样本数的增加而提升,且所处的信噪比环境越低,准确率提升得越明显;信号识别准确率的提升随着训练样本数的增加而渐趋平缓,当样本数目超过400组时,3种信噪比情形下的信号识别准确率提升都极其微小,这说明此时分类器的性能已经趋于稳定;在-6 dB信噪比环境下,当训练样本数从100组增加到600组时,其识别准确率的差距不到10%,说明本文提出的方法具有良好的鲁棒性。

3.4 小样本情形下的性能分析

当前,LPI雷达信号标签的获取代价越来越大,仅仅依靠小样本数据就能实现信号的有效识别在雷达信号分析中具有重要意义。本研究将通过仿真实验探讨分析本文提出的方法在小样本情形下的识别性能。

为了满足小样本的条件,实验组中每类信号包含125组数据,其中25组为训练数据,100组为测试数据。根据鲁棒性分析,当信号样本数超过400组时,分类器性能已经趋于稳定。因此,实验对照组中每类信号包含500组数据,其中400组为训练数据,100组为测试数据。实验将比较实验组与对照组在不同信噪比环境下的性能表现,信噪比范围将为 $-6\sim 4$ dB,步长为2 dB(图8)。

实验结果得出,对照组的识别性能要优于实验组,但是,两组之间的性能差距并不大,且随着信噪比的提

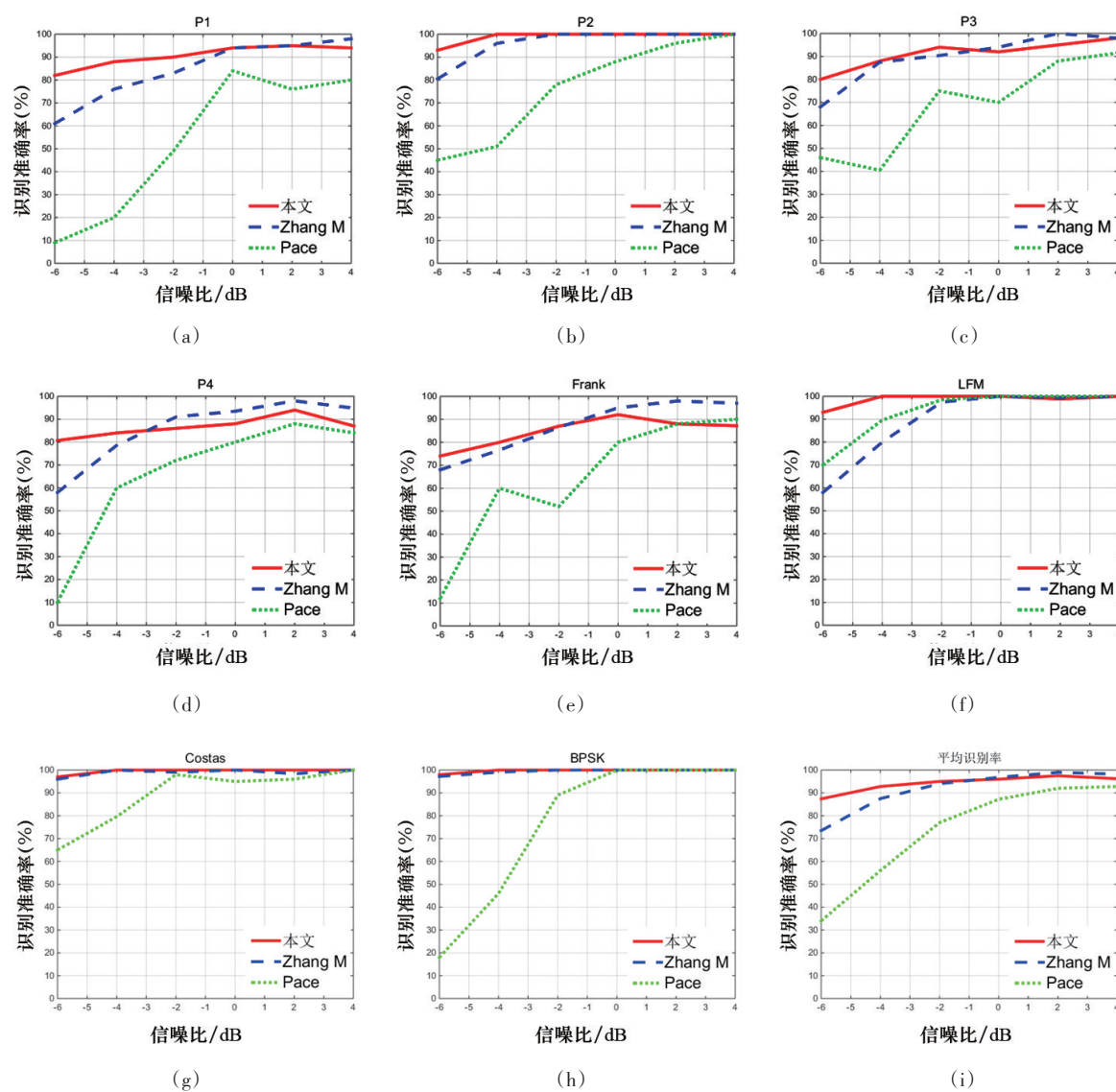


图6 3类方法的识别准确率

Fig. 6 Recognition accuracy of three methods

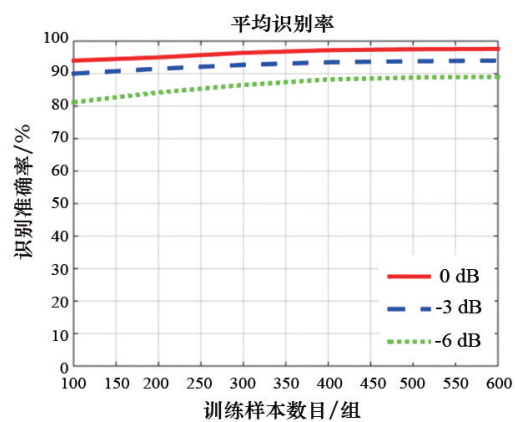


图7 不同训练样本数目下的平均识别率

Fig. 7 Average recognition rate under different training samples

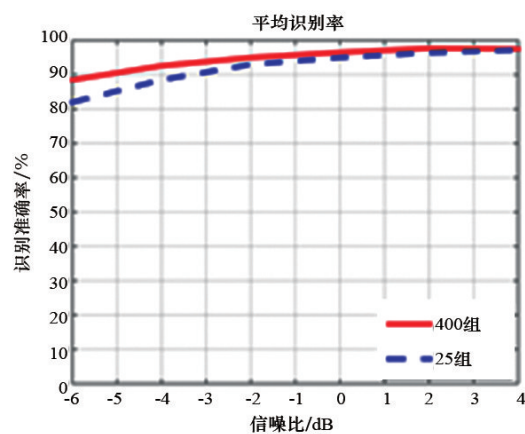


图8 两组不同训练样本数目下的平均识别率

Fig. 8 Average recognition rate of two sets of different training samples

升差距逐渐减小;另外,即使在-6 dB信噪比环境下,实验组的信号整体识别率仍能达到82%,这表明本文提出的方法能够在小样本情形下完成对信号的有效识别。

4 结论

提出了一种新型的LPI雷达信号识别方法。该方法包括时频变换、图像预处理、栈式自编码器和SVM。使用栈式自编码器代替人工指定以提取更充分更有效的LPI雷达信号特征;使用ReLU函数实现自编码器的稀疏性并提高自编码器的算法效率;使用SVM完成信号识别以实现算法在小样本情形下的应用。大量的仿真实验表明,本文提出的方法可以在低信噪比、小样本的情形下完成对LPI雷达信号的有效识别。下一步将对SVM进行改进,进一步提升算法的识别性能。使用深度学习方法,而不是依靠SVM实现对小样本数据的分类是学者们近期提出的新的构想,本课题将会朝着这一方向开展研究。

参考文献(References)

- [1] Pace P E. Detecting and classifying low probability of intercept radar[M]. St Albans: Artech House, 2004: 385-404.
- [2] Raghu A S, Srikanth T, Kumar C S. Modulation classification of LPI radar using higher order statistics(HOS)[J]. Proc Spie, 2004, doi: 10.1117/12.511179.
- [3] Vanhoy G, Schucker T, Bose T. Classification of LPI radar signals using spectral correlation and support vector machines[J]. Analog integrated circuits and signal processing, 2017, doi: 10.1007/s10470-017-0944-0.
- [4] Gulum T O. Autonomous non-Linear classification of LPI radar signal modulations[D]. State of California: Monterey California Naval Postgraduate School, 2007.
- [5] Zhang G, Dong Y, Liu P. Classification of low probability of interception communication signal modulations based on time-frequency analysis and artificial neural network[C]// Ningbo: International Conference on Electronics, Communications and Control, 2011: 1936-1939.
- [6] Zhang M, Liu L, Diao M. LPI radar waveform recognition based on Time-Frequency distribution[J]. Sensors, 2016, doi: 10.3390/s16101682.
- [7] Bai H, Zhao Y J, Hu D X. Radar signal recognition based on the local binary pattern feature of time-frequency image[J]. Journal of Astronautics, 2013, 34(1): 139-146.
- [8] Liu Y, Xiao P, Wu H, et al. LPI radar signal detection based on radial integration of Choi-Williams time-frequency image [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26 (5): 973-981.
- [9] Liu G, Zhang G Y, Tian Z R. Radar signal recognition based on three dimensional entropy features of time-frequency image [J]. Fire Control & Command Control, 2016(12): 173-177.
- [10] Sun W, Shao S, Zhao R, et al. A sparse auto-encoder-based deep neural network approach for induction motor faults classification[J]. Measurement, 2016, 89: 171-178.
- [11] Cohen L. Time-frequency distributions: A review[J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(7): 941-981.
- [12] Zilberman E R. Autonomous time-frequency cropping and feature-extraction algorithms for classification of LPI radar modulations[D]. Monterey: Navel Postgraduate school, 2006.
- [13] He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Delving deep into rectifiers: Surpassing Human-Level performance on image net classification[C]//Santiago: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1026-1034.

The LPI radar signal recognition based on deep learning and support vector machine

ZHANG Muqing, WANG Huali*, NI Xue

College of Communication Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China

Abstract A radar signal recognition method of low probability of intercept (LPI) based on the stacked autoencoder and the support vector machine is proposed. First, the signal is transformed to the time-frequency (T-F) domain to obtain the T-F images through the Choi-Williams Distribution. Second, image processing methods are used to process the T-F images. Then, the stacked autoencoder is used to extract features from the preprocessed images. Finally, the support vector machine (SVM) is used to recognize the signal. The method uses the arbitrary waveform generator (AWG) to generate eight kinds of LPI radar signals and uses the stacked autoencoder combined with the SVM to recognize the signal. Simulation results show that the method can effectively classify the LPI radar signal in low SNR and small sample situations.

Keywords low probability of intercept radar signal; autoencoder; support vector machine; small sample ●



(责任编辑 卫夏雯)