

文章编号: 2095-4980(2019)06-0959-05

基于谱图和神经网络的通信干扰模式识别方法

张智博, 樊雅玄, 孟 骁

(北京理工大学 信息与电子学院, 北京 100081)

摘 要: 对通信系统受干扰的模式进行分析和模式识别, 可以指导通信系统进行相应的自适应参数调整, 以具有更强、更有针对性的抗干扰能力。研究宽带通信系统, 利用多隐藏层的神经网络可以解决任意形式分类问题的特性, 构建一种基于功率谱谱图和双隐藏层神经网络的通信干扰模式识别方法, 可以对 5 种常见的通信干扰进行快速的模式识别。仿真结果表明, 该通信干扰模式识别方法对于干扰模式在不同的干噪比情况下能获得 99.6% 以上的平均识别概率, 对除梳状谱干扰外的各种干扰模式识别准确率均达到 99.7% 以上, 梳状谱干扰识别准确率达到 98.4% 以上。该方法具备较稳定的识别能力, 可应用于干扰感知的流程中。

关键词: 信息处理技术; 宽带通信系统; 干扰模式识别; 神经网络

中图分类号: TN91

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201906.0959

Pattern recognition method of communication interference based on power spectrum density and neural network

ZHANG Zhibo, FAN Yaxuan, MENG Xiao

(School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Analysis and pattern recognition of the interference undergoing in the communication system can assist the self-adaptive adjustment of the communication system parameters, thereby the anti-jamming capability can be stronger and targeted. A wide-bandwidth communication system is researched. Previous research shows that multi-hidden-layer neural network can resolve any form of classification problems. In order to classify the five common interference patterns, a classification method which uses power spectrum density and two-hidden-layer neural networks is proposed. Simulation results show that, under different interference patterns and different Interference-Noise-Ratios(INR), the average recognition accuracy is above 99.6%. In all the other four interference patterns without comb-spectrum interference, the recognition accuracy is above 99.7%, while 98.4% in the comb-spectrum interference. The proposed method has relatively stable recognition ability, and can be applied to the detection of communication interference.

Keywords: information processing technology; wide-bandwidth communication system; interference pattern recognition; neural network

电子干扰信号是我方通信数据链系统的主要电磁威胁之一, 复杂电磁环境中来自敌方干扰信号的功率、带宽和频段等对通信系统的性能有很大影响^[1]。在常见的数据链通信系统中, 扩频和跳频体制是常见的抗干扰手段, 形成了较宽的数据链通信带宽^[2]。针对上述通信模式, 干扰机由于发射功率有限, 往往进行能量频域集中或时域集中等形式干扰, 通信方为保证通信质量, 对干扰方所采用的干扰策略进行分析则尤为重要, 从而能够指导发射机自适应地调整通信功率、通信速率、跳频图案等相关参数, 以保证在干扰机干扰情况下的通信误码率。

针对通信干扰模式识别问题, 国内外学者已经做了大量研究, 但结果并不尽如人意: 文献[3]基于信号的统计特性进行相关的参数提取, 而后基于统计参数进行模式识别, 需要提取的参数较为复杂, 且分类模型难以具备学习的能力; 文献[4]需要进行各阶分数阶傅里叶变换, 运算量大, 难以满足实时性检测的要求; 文献[5]基于循环平稳理论对干扰信号进行认知和估计, 主要分析的是人为干扰即存在循环平稳特性的干扰信号, 难于对不同模

收稿日期: 2018-08-16; 修回日期: 2018-10-10

型的噪声干扰进行分析；文献[6]采用卷积神经网络进行非特征提取的干扰模式识别，虽然得到了很好的分类结果，但神经网络训练计算量较大；文献[7]涉及的干扰类型少，且不能实时检测；文献[8]只针对跳频干扰和线性调频干扰。

干扰信号的时间分布范围和频率分布范围不同，从而具备不同的时频域特性，其特征可以通过对采样后的干扰信号进行时频分析得到的功率谱图典型地体现出来。短时傅里叶分析是一种时频分析方法，通过该方法可以得到干扰信号的时频功率分布，基于此可以进行干扰信号的模式识别。本文提出一种基于功率谱图和神经网络的通信干扰模式识别方法，基于采样干扰信号的功率谱图，利用神经网络对干扰模式进行分类。

1 干扰模式分析与神经网络识别模型

1.1 干扰模型分析

针对机载数据链，常用的通信干扰模式大致有 3 类 5 种，分别为窄带干扰、宽带干扰中的频域阻塞干扰、梳状谱干扰、线性扫频噪声干扰和简单通信电子干扰^[9-10]。

在窄带干扰中可以对跳频体制通信系统产生影响的一般为窄带时域阻塞干扰，该种干扰模式在某一频带内调制一个随机信号或者噪声，通过长时间的发射来彻底阻塞某一频带内的通信。

在宽带干扰中，通常采用的有宽带频域阻塞干扰、梳状谱干扰、线性扫频噪声干扰。宽带频域阻塞干扰通过在整个干扰带宽内的高功率发射来达到阻塞全频带通信的目的，但因为干扰发射机的功率受限，通常的频域阻塞干扰持续时间都不长，只能间断性发射。梳状谱干扰可视是在宽带干扰中预留了一定的梳齿空白，减小了干扰的相对带宽，但增加了发射时间，可视是在全时间段干扰。线性调频干扰为向外界发射一个线性调频的瞬时窄带噪声信号，该信号在一定带宽范围内连续扫动，达到对一定频带范围内的压制性干扰。

简单通信电子干扰是通过在宽频带内简单的提升接收机接受到的噪声功率来降低接收机的通信能力。因此该模型可以视为是一个功率取决于干扰发射功率和干扰机与接收机相对位置的白噪声。

在干扰源存在时，采样后的接收信号是干扰信号和噪声的叠加，记为 $r(t)$ ：

$$r(t) = i(t) + n(t) \quad (1)$$

式中： $i(t)$ 为信道中存在的干扰信号； $n(t)$ 为接收机底噪，考虑为高斯白噪声模型。定义在接收机总可用通信带宽内，干扰信号总能量 E_i 和噪底能量 E_n 的比值为干噪比(INR)：

$$INR = E_i / E_n \quad (2)$$

在接入方式为时分多址的通信数据链的网络中，为了将不同通信端机的消息分隔开，时间轴被均匀地划分成时隙，每个端机按照预先分得的时隙进行数据的发射和接收^[11]。考虑在一个时隙中，通信接收机接收空域中的信号，经模数转换器采样后形成采样数据帧，并对其进行时频分析得到其功率谱图，由于 5 种不同干扰模式的时域和频域特性不同，在谱图上会体现出有差异的能量分布。以采样数据帧谱图作为数据样本经 BP 神经网络训练，得到相应的神经网络的权值，建立相应的识别模型以实现对于干扰样式的识别。

1.2 采样数据帧的谱图

短时傅里叶变换是一种常见的时频分析方法，可以分析信号时频区间上的能量分布^[12]。短时傅里叶变换是在时域用窗函数与信号相乘以截取时间区间，然后对截取的信号作傅里叶变换，不断地移动窗函数的中心位置，即可得到信号在不同时间区间的频谱分布情况，将这些傅里叶变换组合起来，就得到了信号的短时傅立叶变换。对接收信号进行短时傅里叶变换：

$$STFT_r(t, \omega) = \int r(\tau) W(\tau - t) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (3)$$

式中 $W(\tau)$ 为分析窗函数。

接收信号的功率谱图 $SP(t, \omega)$ 定义为 STFT 模的平方，描述了信号在时频平面上的能量分布：

$$SP(t, \omega) = |STFT_r(t, \omega)|^2 \quad (4)$$

将每个样本计算得到的 SP 矩阵，转换为谱图向量 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_s]$ ， s 为 SP 矩阵的元素数。分别计算合理样本数的功率谱图，则可以得到训练集 $\{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N\}$ ， N 为训练集总样本数。

1.3 BP 神经网络模型构建

本文采用的机器学习方法为 BP 神经网络。BP 神经网络是以生物神经为原型发展得来的，通过内部不同层

级经元的层层传输，不断调整节点之间的权重值等连接关系，并且经过神经元激活函数的映射，可以逼近非线性函数，能够解决任意形式的分类问题^[13]，与本场景的需求吻合。

选用典型的“M-P 神经元模型”，如图 1 所示，神经元接收到来自 n 个其他神经元传递过来的输入信号，这些输入信号通过带权重的连接进行传递，接收到的总输入经激活函数处理，产生神经元的输出^[14]。本文采用 Sigmoid 激活函数 $f(x)$ ，将可能在较大范围内变化的输入值压缩到(0,1)的范围中，并使得在基于梯度下降的迭代学习算法中梯度易于求得，有：

$$\begin{cases} f(x) = \text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \\ f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \end{cases} \quad (5)$$

采用 2 层隐藏层结构的神经网络进行模式识别，使用误差逆传播算法进行神经网络的学习和训练，所建模的神经网络结构如图 2 所示。

神经网络输入层为谱图向量 $\mathbf{X}$ ，即输入层节点数为 $\mathbf{X}$ 的维度 s 。输出层节点数为 k ， k 为待分类的模式数目，第 r 类模式的输出层值为 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_l, \dots, y_k]$ ， $y_{l=r} = 1, y_{l \neq r} = 0$ 。隐藏层 1 和隐藏层 2 的节点数根据 s 和 k 的取值恰当选择。

即使在单隐层神经网络中，只要有足够多数目的神经元节点，多层前馈神经网络就能够以任意精确度逼近任意复杂度的连续函数 $H^{[15]}$ 。对训练例 $(\mathbf{X}_i, \mathbf{Y}_i)$ ，可将上述双隐层神经网络的输出综合表示为：

$$y_{i,k} = H(\mathbf{X}_{i,k}) \quad (6)$$

则网络在该训练例上的均方误差为：

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k (y_{j,k} - Y_{j,k})^2 \quad (7)$$

所以本问题的优化目标是通过调整神经元的阈值和各层神经元间的权值，以最小化训练集 $\mathbf{X}$ 上的代价函数：

$$E = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^N E_i \quad (8)$$

BP 神经网络的优化问题为一个非凸问题，需要对其采用迭代算法进行优化，此处采用的算法为拟牛顿算法中的 BFGS(由 Broyden,Fletcher,Goldfarb,Shanno 四人分别提出)算法^[16]，该算法具有良好的全局收敛性，对于非凸问题的优化求解效果良好。

2 模型训练与测试

将通信系统进行建模:通信总可用带宽范围为 256 MHz,分析时隙时间为 7.812 5 ms,系统采样率为 512 MHz。用于训练上述神经网络的训练样本集为 5 种不同类型的干扰样式，在-5 dB/0 dB/5 dB/10 dB/15 dB 干扰比下的样本各 500 个，共计 12 500 个训练样本。其中，每一个样本是将干扰生成模块生成的信号叠加到一个用以模拟接收机底噪的白噪声上，即得到所需的干扰—噪声模型，而后进行时域 131 072 点哈明窗、时域窗重叠率 50%、频域 512 点 FFT 的短时傅里叶变换，形成了 257 乘 60 的矩阵 $\mathbf{SP}$ ，转换成 15 420 维的谱图向量 $\mathbf{X}$ 。干扰生成模块的参数如表 1 所示。

表 1 干扰源参数
Table1 Parameters of interference

interference pattern	types of interference	INR/dB	parameters of interference
pattern 1	simple interference		white noise of whole band and whole time
pattern 2	wide-band interference		bandwidth ratio between 20% and 70%; time width ratio between 20% and 70%
pattern 3	narrow-band interference		bandwidth ratio between 20% and 50%
pattern 4	comb-spectrum interference	-5-20	comb number between 6 and 12; center frequency random;
			comb bandwidth ratio between 1% and 2%
pattern 5	linear-sweep-noise interference		sweep range over 30%; sweep speed random; noise bandwidth between 4% and 8%

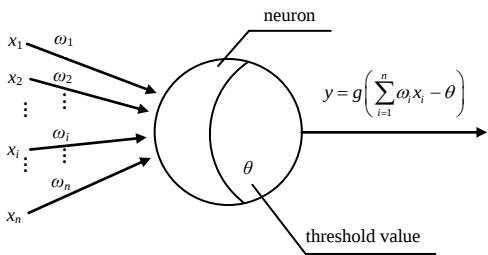


Fig.1 M-P neuron model
图 1 M-P 神经元模型

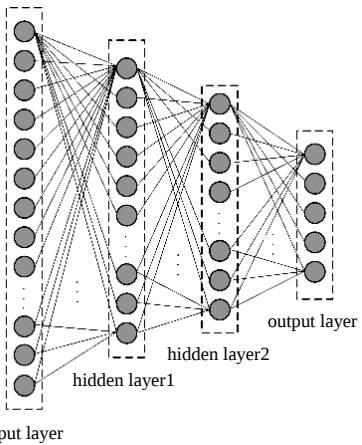


Fig.2 Neural network with two hidden layers
图 2 两层隐藏层结构的神经网络

将标准化处理后的训练集样本送入 BP 神经网络进行训练, 所使用神经网络结构输入层包括 15 420 个节点, 隐藏层 1 包括 256 个节点, 隐藏层 2 包括 25 个节点, 输出层包括 5 个节点, 选择学习率为 0.03, 对 BP 神经网络系统参数进行迭代更新, 使其代价函数最小。为防止双隐藏层网络的过拟合问题, 采取正则化方法对其进行优化, 选择网络的正则化参数 λ 为 0.01。经过 500 次的迭代, 代价函数的归一化收敛曲线如图 3 所示。经计算, 针对训练集的认识准确率如表 2 所示。

测试集由 INR 为-5~20 dB、每 1 dB 等间隔取样得到, 在不同 INR 情况下的预测能力如图 4 所示。

从仿真结果可以看出, 对于不同干扰样式的随机干噪比情况下, 平均识别概率达到了 99.6%以上, 识别性能良好, 除梳状谱干扰外的各种干扰模式识别准确率均达到 99.7%以上, 梳状谱干扰识别准确率达到 98.4%以上。当 INR 处于一个较大范围时, 识别准确率都有良好的表现, 证明该算法具有较为良好的稳定性和鲁棒性, 所建模的神经网络干扰源模式识别模型具备较强的泛化性能。

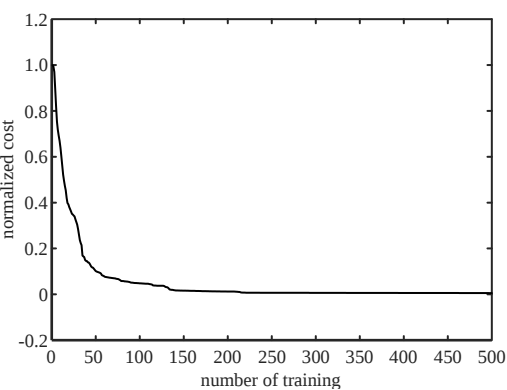


Fig.3 Normalized convergence curve of the cost function
图 3 训练代价函数的归一化收敛曲线

表 2 针对训练集的认识准确率(单位: %)

Table2 Recognition accuracy of training set(unit:%)					
INR/dB	simple interference/%	wide-band interference	narrow-band interference	comb-spectrum interference	linear-sweep-noise interference
-5	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
5	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
10	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
15	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

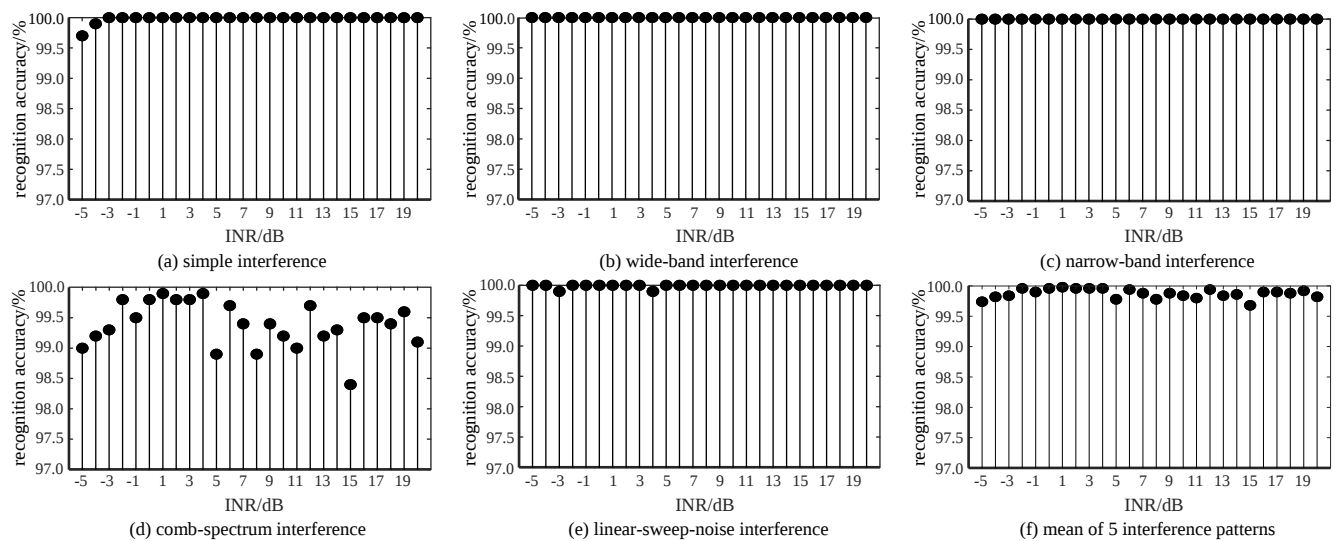


Fig.4 Recognition accuracy of different INRs
图 4 不同 INR 下各模式的识别概率

3 结论

对于通信系统, 鲁棒性极为重要, 因此对通信干扰的模式进行识别对提高系统整体性能具有重要意义。针对此类问题, 本文提出一种基于功率谱谱图和神经网络的通信干扰模式识别方法, 一方面利用功率谱谱图对干扰源进行时频的联合分析, 可以更多地提取当前干扰模式的特征, 另一方面利用具有 2 个隐藏层的 BP 神经网络对非线性可分问题的优秀处理能力, 对干扰的频域信息进行分类。仿真表明, 该方法对于较大范围 INR 内的识别问题都有令人满意的准确度, 具备较强的稳定性和适用性。

在认知抗干扰通信电子系统中, 对干扰机干扰类型的判断可以辅助对干扰源的参数估计, 即可以针对性地选择干扰源参数估计的算法, 更加准确地估计干扰源的相关参数。本文所提干扰源模式识别方法, 基于神经网络构建, 具备一定的自主学习能力和泛用性, 在实际应用中, 不仅仅局限于本文中所仿真情况下的参数, 对其他特征参数的干扰模式也有学习的能力。另外, 基于机器学习的方法进行干扰源的模式识别, 避免了人工观察和阈值选取等问题, 能够自动地进行模式识别, 对尽可能利用完整信息提升干扰识别概率有积极的意义。

参考文献：

- [1] 陶欢,周小平,孙永全,等. 一种基于干信比的电子干扰信号环境度量方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017, 15(1):59–64. (TAO Huan,ZHOU Xiaoping,SUN Yongquan,et al. An evaluation method of electronic jamming signal environment based on SJR[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017,15(1):59–64.)
- [2] SKLAR B. Digital communications: fundamentals and applications[M]. Beijing:Publishing House of Electronics Industry, 2006.
- [3] 杨小明,陶然. 直接序列扩频通信系统中干扰样式的自动识别[J]. 兵工学报, 2008,29(9):1078–1082. (YANG Xiaoming, TAO Ran. Automatic identification of interferences in direct sequence spread spectrum communication system[J]. Acta Armamentarii, 2008,29(9):1078–1082.)
- [4] 李敏,李时东,黄欣. 基于改进 SVM 的通信干扰识别[J]. 现代电子技术, 2016,39(24):26–29. (LI Min,LI Shidong, HUANG Xin. Communication jamming recognition based on improved SVM[J]. Modern Electronics Technique, 2016, 39(24):26–29.)
- [5] 杨茗学. 干扰认知与抑制技术的研究——信干噪比估计算法的研究与实现[D]. 成都:电子科技大学, 2016. (YANG Mingxue. Research on interference cognition and suppression technology: research and implementation on SJNR estimation algorithm[D]. Chengdu,China:University of Electronic Science and Technology of China, 2016.)
- [6] WU Z,ZHAO Y,YIN Z,et al. Jamming signals classification using convolutional neural network[C]// IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Bilbao,Spain:IEEE, 2017:50–55.
- [7] DEMIRKIRAN I,SAMARASOORIYA V N S,VARSHNEY P K,et al. A knowledge-based interference rejection scheme for direct sequence spread-spectrum systems[C]// IEEE International Conference on Personal Wireless Communications. Mumbai,India:IEEE, 1997:120–124.
- [8] SHEN H,PAPANDREOU-SUPPAPOLA A. Wideband time-varying interference suppression using matched signal transforms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005,53(7):2607–2612.
- [9] 吴利民,王满喜,陈功. 认知无线电与通信电子战概论[M]. 北京:电子工业出版社, 2015. (WU Limin,WANG Manxi, CHEN Gong. Introduction to cognitive radio and communication electronic warfare[M]. Beijing:Publishing House of Electronics Industry, 2015.)
- [10] 朱晓芳,郑坤,王洪,等. 有源噪声干扰对脉压的干扰效应分析[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017,15(3):417–424. (ZHU Xiaofang,ZHENG Kun,WANG Hong,et al. Analyzing jamming effect on pulse compression of active noise interference[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017,15(3):417–424.)
- [11] 姚超. Link16 数据链抗干扰技术研究及中频信号源的实现[D]. 重庆:重庆大学, 2015. (YAO Chao. Study on anti-jamming technology and realization of intermediate frequency signal source for Link16[D]. Chongqing,China:Chongqing University, 2015.)
- [12] DURAK L,ARIKAN O. Short-time Fourier transform: two fundamental properties and an optimal implementation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003,51(5):1231–1242.
- [13] LIPPMANN R. An introduction to computing with neural nets[J]. Acm Sigarch Computer Architecture News, 1988,16(1): 7–25.
- [14] 周志华. 机器学习[M]. 北京:清华大学出版社, 2016. (ZHOU Zhihua. Machine learning[M]. Beijing,China:Tsinghua University Press, 2016.)
- [15] HORNIK K,STINCHCOMBE M,WHITE H. Multilayer feedforward networks are universal approximators[J]. Neural Networks, 1989,2(5):359–366.
- [16] KELLEY C T,SACHS E W. Quasi-Newton methods and unconstrained optimal control problems[C]// 25th Conference on Decision and Control. Athens,Greece:IEEE, 1986:1829–1831.

作者简介：



张智博(1994–), 男, 河北省唐山市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为通信数据链、抗干扰通信.email:zhangzhibo94@qq.com.

樊雅玄(1995–), 女, 安徽省滁州市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为信号处理、机器学习.

孟 晓(1994–), 男, 郑州市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为通信数据链、数值仿真计算.