

基于深度残差网络的特定协议信号识别

查 雄,许漫坤,彭 华,秦 鑫,李天昀
(中国人民解放军战略支援部队信息工程大学,河南郑州 450001)

摘 要: 针对短波信道下信号截获质量差,信道环境复杂以及单一特征识别率低等问题,提出了基于深度残差网络的信号特征自动提取算法,设计了一种具有自适应学习能力的短波特定通信协议识别模型.通过对具有特殊结构的协议信号的时频视觉差异进行理论推导,将信号的时频能量转换成灰度图像,并用于对所构建的深度残差网络进行训练.该方法克服了传统方法对信号质量要求高、先验信息需求多等缺陷,可直接对中频接收信号进行处理,适合实际工程应用.实验表明,当深度残差网络达到稳态时,识别准确率高,在低信噪比、多径衰落、多普勒频偏以及信号被强干扰所遮挡的情况下,依旧能准确识别协议类别.

关键词: 时频分析;深度残差网络;低信噪比;多径时延;多普勒频偏;强干扰

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)07-1532-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.07.018

Specific Protocol Signal Recognition Based on Deep Residual Network

ZHA Xiong, XU Man-kun, PENG Hua, QIN Xin, LI Tian-yun
(PLA Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: To correctly classify the specific protocol signal, a signal recognition model with adaptive learning and automatic feature extraction ability is proposed. This model is based on the deep residual network, which can solve the drawbacks, such as, the poor quality of the intercepted communication signal, the complex condition of the short wave channel, and the low recognition rate of the single feature. After analyzing the visual characteristic of communication protocol signal with special structure in time frequency domain, the time frequency gray-images are obtained and utilized to train the deep residual network. This method does not need much prior knowledge and is insensitive to signal quality. Moreover, it can process the intermediate-frequency signal directly. Due to these advantages, the algorithm is suitable for engineering application. Simulation results show that, when the deep residual network reaches its steady status, the proposed model can accurately identify the protocol. And it is also proved effective even at complex circumstance where the multipath fading and the Doppler shift exist, the signal-to-noise ratio is low, and the interference is strong.

Key words: time-frequency analysis; deep residual network; low signal-to-noise ratio; multipath fading; Doppler shift; strong interference

1 引言

短波通信协议识别是短波通信对抗以及认知无线电领域的一个重要研究课题,在通信干扰以及目标识别中发挥着极其重要的作用,如何对协议精准识别一直成为非合作接收方领域研究的热点.现代先进的通信协议自动识别技术主要涉及到软件无线电、调制识别^[1]、以及编码识别等众多技术领域.其方法大体可分为两类:一是基于信号调制特征的协议识别,二是基于

比特流的协议识别.基于调制特征提取的识别方法中,基于特征模板匹配^[2,3]算法在先验信息充足时可取得较好的效果,但对信噪比较为敏感,低信噪比下易造成虚警.而对于分类算法,基于支持向量机^[4]的方法已经运用于信号识别领域,能够呈现出较好的识别效果,但支持向量对误差边界敏感,不适合大数据实验,且缺乏必要的概率信息.文献[5]通过人工神经网络来解决信号识别问题,具有很强的适应性.本文结合文献[2]和文献[3]的思想,将时域模板匹配和频谱模板匹配拓展

为时频谱模板匹配,并运用神经网络从时频数据中学习并挖掘最佳时频谱图模板,最终完成协议识别.

深度残差神经网络^[6] (Deep Residual Network, ResNet) 属于卷积神经网络^[7] (Convolutional Neural Network, CNN) 的范畴. 在图像处理领域有着出色的表现. 使用 CNN 时,可从训练数据中进行自学习,择优选取分类性能良好的特征. 本文将卷积神经网络运用到通信信号识别领域,提出一种基于深度残差网络的信号分类新方法. 文章首先对部分特定协议下的信号时频谱图呈现进行理论分析,总结出利用卷积神经网络的可行性,并给出了基于深度残差网络信号识别的全流程设计,最后通过客观实验测试,对本文方法性能进行评估.

2 基于深度残差网络的信号识别

2.1 信号的时频视觉特性

在短波通信信号正向设计过程中,为保证通信质量以及后续处理方便,通常会对信号设置一系列特定规则,这种特殊规则的建立导致信号呈现出不同的时频视觉特性. 文献[8]指出,信号的时频分布具有良好的分类特性以及对低信噪比、混叠和强干扰的不敏感性. 因此,本文采用短时傅里叶变换作为时频分析手段,并首先通过对部分已知协议规格的信号的时频视觉特性进行理论探究,得出基于时频分析的协议识别方案的可行性,为后续基于卷积神经网络的特征提取与分类奠定基础.

对于信号 $S(t)$, 信号短时傅里叶变换可定义为:

$$\text{STFT}(t, w) = \int_{-\infty}^{+\infty} [S(\tau) \gamma^*(\tau - t)] e^{-jw\tau} d\tau \quad (1)$$

其中, $\gamma(\cdot)$ 表示窗函数. STFT 变换实际上就是用—个中心对称的滑动窗来截取观测信号,对窗内信号进行傅里叶变换处理,最后得到各段信号构成的时频谱. 如果用 Δt 、 Δf 分别表示 STFT 变换的时间分辨率和频率分辨率,则满足以下关系式:

$$\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (2)$$

称测不准原理^[9] (Uncertainty principle). 通过测不准原理可知,时间分辨率和频率分辨率是一对矛盾,在运用过程中需折中选取. 由于短波通信体制复杂,对于不同的调制方法在时频谱图上具有不同的视觉特性,而相同的调制方式由于所处的协议不同,帧结构及信息的组合方式不同,同样影响着信号的时频谱图. 例如特定协议下的 QPSK-25K,信息头部以四进制 300300... 进行信息传递, φ_k 以 $7\pi/4, \pi/4, \pi/4$ 为周期变换时. 信号可以写成:

$$S_{\text{PSK}}(t) = A\gamma(t) \left\{ \begin{array}{l} \sum_{k=\dots,0,3,6,\dots} g(t - kT_b) \exp(j(w_c t + \phi_c + \frac{7\pi}{4})) + \\ \sum_{k=\dots,1,2,4,5,\dots} g(t - kT_b) \exp(j(w_c t + \phi_c + \frac{\pi}{4})) \end{array} \right\}$$

$$= A\gamma(t) \exp(j(w_c t + \phi_c + \frac{\pi}{4})) (RZG(t)) \quad (3)$$

其中, A 为信号幅度, $g(t)$ 表示成型波形, T_b 表示基带脉冲持续时间, w_c 为角频率, ϕ_c 为载波初相, $\phi_k \in \left\{ \frac{2\pi i}{M} \right\}$, $i = 0, 1, \dots, M-1$, 在一个码元持续时间内, ϕ_k 为常数. 对于短时傅里叶变换的窗函数 $\gamma(t)$, 假设为时宽为 T 的矩形窗. $RZG(\cdot)$ 表示周期为 $3T_b$ 的脉冲波形, 一个周期内的表达式以及傅里叶变换为:

$$\begin{aligned} RZG_{3T_b}(t) &= -jg(t) + g(t - T_b) + g(t - 2T_b), t \in [0, 3T_b] \\ RZG(w) &= \frac{w_b}{3} \cdot RZG_{3T_b}(w) \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(w - n \frac{w_b}{3}) \\ &= \frac{w_b}{3} \cdot e^{j\frac{t}{3}} (e^{-jwT_b} + e^{-jw2T_b} - j) g(w) \\ &\quad \cdot \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(w - n \frac{w_b}{3}) \end{aligned} \quad (4)$$

由于 $(e^{-jwT_b} + e^{-jw2T_b} - j)$ 对于任意的 w 不为零, 因此 $RZG(t)$ 在谱图上的呈现为 $g(w)$ (成型波形的频谱) 为包络, 间隔 $w_b/3$ 的冲击串. $e^{jw_c t + \phi_c}$ 相当于将信号从基带搬移到 w_c 的位置, 而 $\gamma(t)$ 的截断效应, 使得冲激函数能量泄露, 变成峰值函数. 又如, 特定协议下的 2ASK-16K 信号, 信息头部以四进制 202020... 进行信息传递时, 式(4)中 $(e^{-jwT_b} + e^{-jw2T_b} - j)$ 变为 $(e^{-jwT_b} - 1)$, 最终在谱图上的呈现为 $g(w)$ 为包络, 间隔 $w_b/2$ 的冲击串, 且当 w 为 0 时, 等式为零, 也即中间谱线消失.

同理, 当协议为 LINK4A^[10], 信息头部以二进制 010101... 传递信息时, 信号可以写成:

$$\begin{aligned} S_{2\text{FSK}}(t) &= A\gamma(t) \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g(t - kT_b) e^{j(w_c t + \phi_c)} \\ &= A\gamma(t) \left[\begin{array}{l} e^{j(w_c t + \phi_c)} (\delta_{2T_b}(t) * g_0(t)) \\ + e^{j(w_c t + \phi_c)} (\delta_{2T_b}(t) * g_1(t)) \end{array} \right] \end{aligned} \quad (5)$$

$g_0(t), g_1(t)$ 表示两种归零型脉冲波形:

$$\begin{aligned} g_0(t) &= \begin{cases} 1, & t \in [0, T_b] \\ 0, & t \in [T_b, 2T_b] \end{cases} \\ g_1(t) &= \begin{cases} 0, & t \in [0, T_b] \\ 1, & t \in [T_b, 2T_b] \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

对于式(5), 由于 2FSK 之间的频率间隔较大, 在考虑 w_0 时, 忽略 w_1 的影响. 由傅里叶变换的卷积特性可知, $\delta_{2T_b}(t) * g_0(t)$ 的显示为以 $g_0(t)$ 的傅里叶变换为包络, 以 $w = \pm n \frac{2\pi}{2T_b} = \pm n \frac{w_b}{2}$, $n = 1, 2, 3, \dots$ 为间隔的冲击串信号. $g_0(t)$ 的傅里叶变换幅度谱为:

$$g_0(w) = \left| AT_b \text{Sa}\left(\frac{wT_b}{2}\right) \right| \quad (7)$$

由 $\text{Sa}(\cdot)$ 的性质可得, 零点位置位于 $\pm n w_b$, 峰值位于

$0, \pm (\frac{1}{2} + n)w_b$, 因此 $\delta_{2T_s}(t) * g_0(t)$ 的具体形状为在 $0, \pm (1/2 + n)w_b$ 存在冲击, $\pm nw_b$ 处为 $Sa(\cdot)$ 的零点位置而没有冲击. $e^{jw_0 t + \phi_0}$ 相当于将信号从基带搬移到 w_0 的位置, 而 $\gamma(t)$ 的截断效应, 使得冲激函数能量泄露, 因此最终的呈现为, 距离 w_0 两端 $w_b/2$ 的位置显示出谱线, 而后都是间隔 w_b 出现谱线.

通过理论探究部分特定协议下信号的时频呈现,

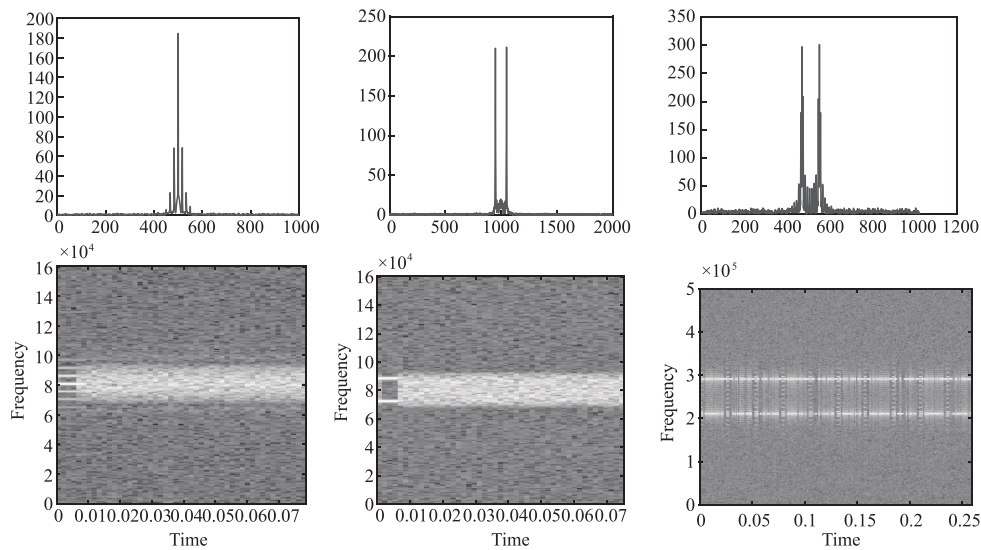


图1 特定协议下(从左至右依次为QPSK-16K, 2ASK-16K, LINK4A)的信号频谱(上)与时频谱图(下)

2.2 深度残差网络的构造

深层卷积神经网络在图像处理领域取得了突破性成果. 它可以随着学习自动整合低维/中维/高维的特征. 从理论上讲随着深度的增加, 提取的特征就会变得越加丰富, 分类性能越好. 但是文献[11]指出, 实际过程中, 过深的网络并不会提升系统分类性能, 反之会产生性能下降的趋势, 该问题称之为退化. 文献[6]指出, 可以通过增加身份映射来解决上述问题, 这也就奠定了深度残差网络的基础. 图2为一个残差单元的基本框架. 该模型的思想为: 不直接通过每个堆叠的卷积网络来学习一个理想的潜在映射, 而是通过网络去学习理想的残差映射. 将 $H(x)$ 标记为潜在映射, 堆叠的

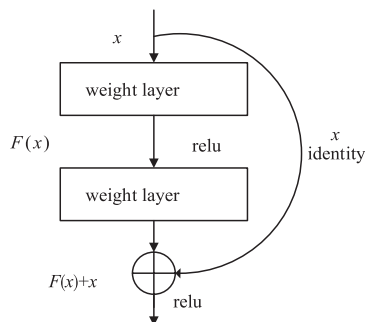


图2 残差单元基本框架

可以推理总结出以下结论: (1) 协议正向设计过程中, 信号的调制方式以及参数设置、帧结构设置以及传输模式等情况的不同, 在一定程度上影响着该协议信号的时频结构. (2) 若能寻找到一种鲁棒性强的信号时频图特性提取算法, 可以大大降低对有经验的专业人员的依赖性, 具有很好的应用前景. 这些结论都为后续利用卷积神经网络对通信信号进行协议识别提供理论支撑以及应用背景.

网络拟合的为残差映射 $F(x) = H(x) - x$. 文献[6]指出相对于原始的潜在映射, 残差映射更容易优化. 通过对残差的学习, 解决了在网络层数加深网络退化的问题, 进一步提升了网络的性能. 本文设计了两种卷积神经网络: 非深度残差神经网络和深度残差网络, 通过从训练耗时以及模型最终准确率两个方面进行对比, 得出深度残差神经网络性能的确优于非深度残差网络, 最终本文采用性能更优的深度残差神经网络.

2.3 信号识别模型的建立

通信信号识别与大多数分类问题相似, 都是通过监督学习的算法对模型进行训练, 进而测试未知数据. 本文将数据转换成时频谱图的形式, 时频能量分布模拟成像素点, 利用卷积神经网络良好的特征学习能力自主训练时频谱图特征. 图3为本文设计的深度残差网络模型的基本示意图, 由于网络内部结构以及实际训练需求, 训练时时频谱图大小需一致, 结合实际短波信号搜索需求, 训练过程中, 将时频图的尺寸统一设置为 320×320 . 本文主要对7类特定通信协议信号进行识别, 为使网络更稳健, 考虑类外信号干扰时, 额外追加一类噪声类.

图中虚线表示当输入特征图和经过残差单元后的输出特征图维度不匹配时, 采用尺寸 1×1 的卷积核对

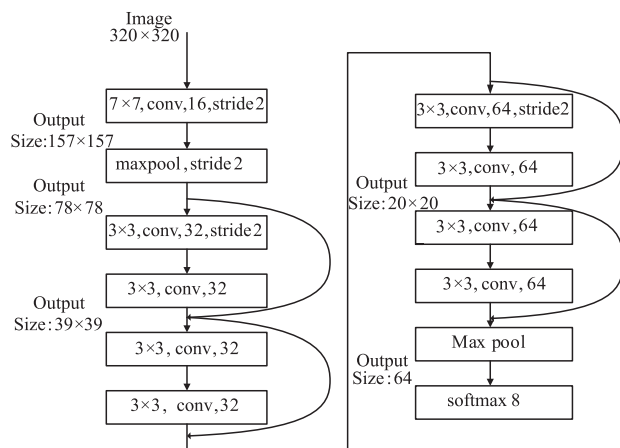


图3 深度残差网络示意图

输入特征图进行升维操作^[6]。当每一层数据经过卷积后得到了特征图,并未直接进行激活函数处理,而是先对数据进行批标准化^[12](Batch Normalization),文献[12]指出,由于训练过程中各层的输入会随着前一层参数的变化而变化,也即各层的输入数据动态范围不一,出现量纲上的影响,网络参数的调节将会变得困难,该现象称之为内部协变量位移(Internal Covariate Shift)。因此,需保证每层网络输入矢量的量纲处于同一水平。该问题的解决可以通过批标准化来实现,且批标准化可以使用更高的学习率,最终使得网络能够快速收敛。对于本文通信协议识别模型,同样通过对比实验,设计了一种不使用批量标准化的深度残差网络模型与本文模型进行对比,实验结果证明,批量标准化确实可以大大优化了对网络的训练。

3 性能测试与分析

实验 1 信号环境对网络识别率的影响

实验信号采用 QPSK-25K, 2ASK-16K, LINK11^[10], LINK4A, MIL-STD CPM^[14], CLOVER2000^[13], 2GALE^[14] 体制下的仿真信号,信号的生成具体参数按照协议指定的条件实现,信号的载频 f_c 在一定范围内 $\left[\frac{f_s}{32}, \frac{15f_s}{32}\right]$ 随机产生,信号时频图的频率分辨率为 f_s/N ($N=2^m$, $m=6,7,8,9,10$)。信噪比的范围为 $-10\text{dB} \sim 10\text{dB}$ 。

由图 4 可以看出所设计的网络对不同协议下的信号噪声敏感度不同。在信噪比为 0dB 时,除 LINK4A 外,识别准确率都能达到 90% ,在信噪比为 5dB 时, LINK4A 识别率达到 90% 。因此在低信噪比和环境下,本文方法能够有效地对该 7 类协议进行识别。

基于时域特征波形匹配^[2]算法需准确获知目标信号的标准模板。目标信号和标准模板进行时域相关运算得到相关系数,通过相关系数的对比得到协议类别,如图 5 所示该算法性能和本文性能相当,但所需先验

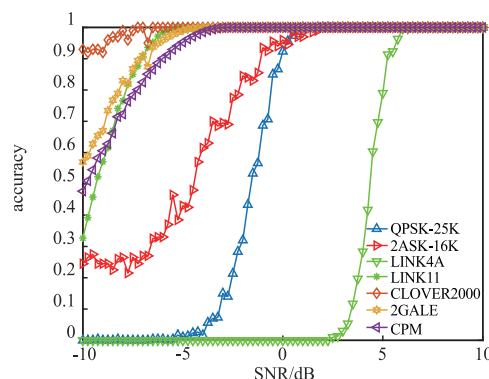


图4 各协议在不同信噪比下的识别率

信息知识远高于本文算法,且对频偏较为敏感。当信号存在微小频偏时,相关系数值急剧下降,严重影响算法性能,而本文算法不存此类问题。

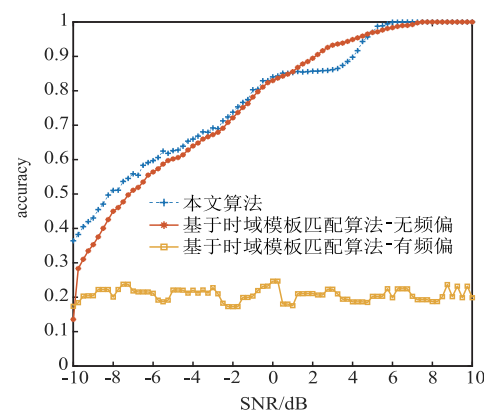


图5 算法性能对比

为检验无线信道对算法性能的影响,考虑多普勒频偏以及多径时延的存在,本文利用 ITU-R 中的 F. 1487 标准中的建议 Watterson 信道模型^[15]作为短波测试信道,测试本文短波信道下信号协议识别方法,下表为 F. 1487 标准建议的 Watterson 参数,识别效果如图 6 所示,可以看出本文算法在 Watterson 信道模型下仍具有稳健性。

表 1 Watterson 信道模型参数

建议	模型适应条件	时延扩展	多普勒扩展
F. 1487	低纬度静态环境	0.5ms	0.5Hz
	低纬度中等环境	2ms	1.5Hz
	低纬度恶劣环境	6ms	10Hz
	中纬度静态环境	0.5ms	0.1Hz
	中纬度中等环境	1ms	0.5Hz
	中纬度恶劣环境	2ms	1Hz
	高纬度静态环境	1ms	0.5Hz
	高纬度中等环境	3ms	10Hz

为了测试时频图上特定帧结构信息被部分遮挡对网络识别性能影响。本文采用不含帧结构的 PSK 信号对目标信号进行时频混叠,由于对于时频混叠程度没

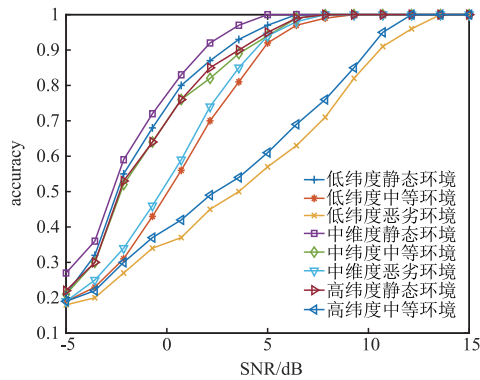


图6 信号在不同信道环境下的识别率

有一个严格定义,本文按照如下方法对时频混叠进行定义,混叠信号中只有两个分量信号,在时间上信号完全重叠,频域上混叠度定义为:

$$D = \frac{\Delta f_{12}}{\Delta f_1 + \Delta f_2 - \Delta f_{12}} \quad (8)$$

其中 $\Delta f_1, \Delta f_2$ 为各信号带宽, Δf_{12} 为重叠带宽,信噪比为两者功率之比,如图 7 所示,三种混叠情况在信噪比为 10dB 时,都达到了 95%. 可以看出本文所设计的系统能够很好的克服信号混叠的情况.

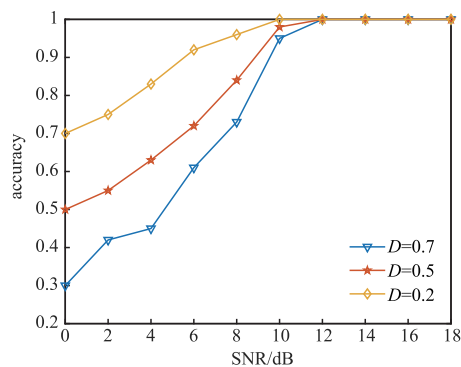


图7 频率混叠度对信号识别的影响

对于算法的稳健性,考虑当信号非上述指定协议类型信号时,网络产生的虚警率. 本文采取不同信噪比下的常规 QPSK、16QAM、32MTone、4FSK 信号进行识别. 每一类在各信噪比下的样本数为 1000,最终识别结果如图 8 所示,可以看出,在各信噪比下虚警率总和不超过 3%,符合现实需求.

实验 2 网络参数对识别性能的影响

本实验探讨不同网络参数的选取对网络性能的影响,主要从训练迭代过程中对测试样本的识别率来判断. 网络在每进行 10 次迭代训练后,对测试样本进行测试,每一次测试随机从 7 类协议的样本数据中随机抽取 600 个信号样本,且信号的信噪比以及混叠情况均随机. 最终得到图 9 识别曲线. 从图中可以看出,当网络未使用批量标准化时,网络的准确率随着训练次数的

增加并没有按照预期上升,反之一直处于并收敛状态. 使用批标准化时,深层的残差网络得以训练. 当网络为简单的层层堆砌卷积神经网络而不采用残差神经网络时,网络的收敛速度明显较残差网络慢,并且从图中可以看出当网络达到稳定时,识别结果较残差网络差大约 2%.

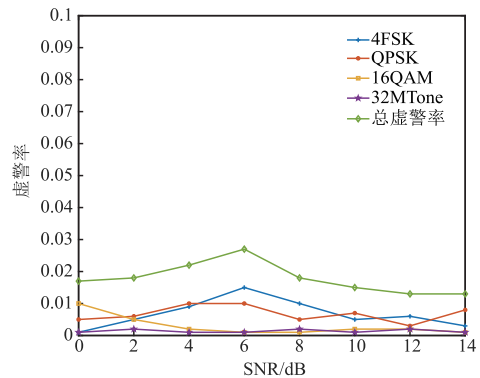


图8 网络对非目标信号的虚警率

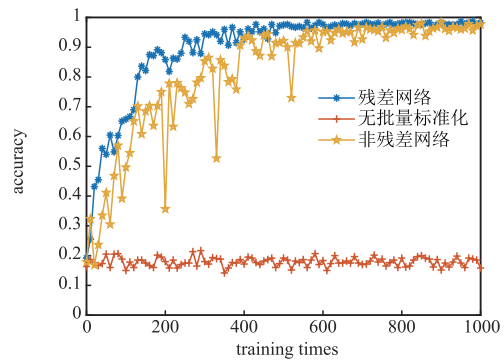


图9 三种不同类型的网络随着训练迭代轮数收敛情况

4 总结

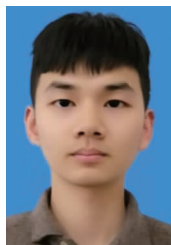
深度学习技术作为人工智能的前沿技术,在图像、语音以及文本处理领域广泛使用,然而在通信信号识别领域研究较少. 本文通过对深度神经网络特性的研究与阐述,结合通信信号识别领域的技术瓶颈,将两门学科交叉融合,更好的解决了低噪声,多径时延,多普勒频偏,强干扰以及强混叠条件下特定协议的识别问题. 本文通过使用深度残差网络,在卷积层通过对信号特征像素化,最终完成信号特征的逐层提取与高度抽象. 实验证明,深度残差网络可以很好的用于通信信号协议识别问题,分类性能良好,具有很强的推广价值.

参考文献

- [1] 张俊林,王彬,汪洋,刘明骞. 一种 α 稳定分布噪声下 OFDM 信号调制识别与参数估计算法[J]. 电子学报, 2018,46(6):1390-1396.

- ZHANG Jun-lin, WANG Bin, WANG Yang, LIU Ming-qian. An algorithm for recognition and parameters estimation of OFDM in Alpha stable distribution noise[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(6): 1390 – 1396. (in Chinese)
- [2] 林伟, 彭华, 赵振华. 基于小波降噪的短波通信信号协议识别特征提取算法[J]. 信息工程大学学报, 2012, 13(4): 438 – 442.
- LIN Yi, PENG Hua, ZHAO Zhen-hua. Protocol recognition feature extraction algorithm of high frequency communication signals based on wavelet de-noising[J]. Journal of Information Engineering University, 2012, 13(4): 438 – 442. (in Chinese)
- [3] 林肖辉, 张润生. 基于模板匹配的 2G-ALG 信号识别技术[J]. 无线电通信技术, 2016, 42(3): 46 – 48, 69.
- LIN Xiao-hui, ZHANG Run-sheng. Technology of 2G-ALG signal recognition based on spectrum template matching[J]. Radio Communications Technology, 2016, 42(3): 46 – 48, 69. (in Chinese)
- [4] 聂东举, 叶进, 闫坤, 车俐. 基于 SVM 算法的短波通信协议识别技术[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(6): 1307 – 1311.
- NIE Dong-ju, YE Jin, YAN Kun, CHE Li. Recognition technology for high frequency communication protocol based on SVM algorithm[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(6): 1307 – 1311. (in Chinese)
- [5] KIM N, KEHTARNAVAZ N, YEARY M B, et al. Dsp-based hierarchical neural network modulation signal classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(9): 1065 – 1071.
- [6] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deepresidual learning for image recognition[A]. Computer Vision and Pattern Recognition[C]. US: IEEE, 2016. 770 – 778.
- [7] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[A]. International Conference on Neural Information Processing Systems[C]. Curran Associates Inc, 2012. 1097 – 1105.
- [8] Ketterer H, Jondral F, Costa A H. Classification of modulation modes using time-frequency methods[A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing 1999[C]. US: IEEE Computer Society, 1999. 2471 – 2474.
- [9] Folland G B, Sitaram A. The uncertainty principle: A mathematical survey[J]. Journal of Fourier Analysis & Applications, 1997, 3(3): 207 – 238.
- [10] MIL-STD-118-203-1A. Interoperability and Performance Standards for Tactical Digital Information Link (TADIL) A[S]. USA: [s. n.], 1988.
- [11] He K, Sun J. Convolutional neural networks at constrained time cost[A]. Computer Vision and Pattern Recognition[C]. US: IEEE, 2014. 5353 – 5360.
- [12] Ioffe S, Szegedy C. Batchnormalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[A]. International Conference on Machine Learning[C]. JMLR.org, 2015. 448 – 456.
- [13] CLOVER2000 Waveform & Protocol[S]. Urbana: HAL Communications Corp, 1999.
- [14] MIL-STD-188-141A. Interoperability and Performance Standards for Medium and High Frequency Radio Systems[S]. USA: [s. n.], 1988.
- [15] Watterson C, Juroshek J, Bensema W. Experimental confirmation of an HF channel model[J]. IEEE Transactions on Communication Technology, 1970, 18(6): 792 – 803.

作者简介



查 雄 男, 1995 年出生, 江西九江人. 现为战略支援部队信息工程大学研究生, 主要研究方向为智能信号处理.
E-mail: mic0928@163.com



许漫坤 女, 1977 年出生, 河南内黄人. 现为战略支援部队信息工程大学副教授, 主要研究方向为智能信号处理、图像处理与模式识别.