2020年2月 Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology

文章编号: 2095-4980(2020)01-0129-07

基于时域 RF-DNA 的功率放大器射频指纹识别

陈 翔,郝晓军,许 雄,吴若无,韩 慧,曾勇虎,汪连栋

(电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室, 河南 洛阳 471000)

摘 要:射频(RF)功率放大器是辐射源射频指纹特征产生的关键器件之一,是射频指纹(RFF) 产生机理和个体识别的重要突破口。设计一种功率放大器射频指纹提取实验方法,利用时域射频 独特原生属性(RF-DNA)方法成功提取了功率放大器的射频指纹,并对 RF-DNA 指纹进行了可视化 处理。研究结果表明,功率放大器的射频指纹主要反映在幅度失真特性上,利用瞬时幅度生成的 时域 RF-DNA 指纹能够实现对放大器个体的分类,在信噪比大于 12 dB 时,分类正确率在 91%以 上。可视化后,能直观观察 RF-DNA 指纹及不同功率放大器之间统计特征的相似性和差异性。

RF fingerprinting extraction of power amplifier based on time-domain RF-DNA fingerprint

CHEN Xiang, HAO Xiaojun, XU Xiong, WU Ruowu, HAN Hui, ZENG Yonghu, WANG Liandong (State Key Laboratory of Complex Electromagnetic Environment Effects on Electronics and Information System, Luoyang Henan 471000, China)

Abstract: Radio Frequency(RF) power amplifier is one of the key components that generate the Radio Frequency Fingerprint(RFF) of transmitter. The research on RF amplifier is a key breakthrough for RFF generation mechanism and individual identification. For this reason, an experimental method for RFF extraction of power amplifier is designed, which is called time domain RF Distinct Native Attribute(RF-DNA). The method successfully extracts the RF fingerprint of the power amplifier and the time domain RF-DNA fingerprint is visualized. The research results show that the RF fingerprint of the power amplifier is mainly reflected in the amplitude distortion characteristics. The time domain RF-DNA fingerprint generated by the instantaneous amplitude can achieve the correct classification of the amplifier individually. When the SNR is higher than 12 dB, the classification correct rate is above 91%. The visualized RF-DNA fingerprint can be intuitively observed, as well as the similarity and difference of statistical features among different power amplifiers.

Keywords: Radio Frequency Fingerprint; RF-DNA; power amplifier; individual identification

无线设备发射信号时,由于硬件的差异会将各设备的细微特征附加在射频信号上,利用这些细微差异可实 现设备的个体识别,而功率放大器作为无线设备发射机的关键部件,具有显著的非线性特性,是射频指纹产生 的重要来源,是研究射频指纹产生机理的关键。2003年,Hall等通过提取蓝牙信号中设备的细微特征实现了对 蓝牙设备的个体识别,并将这种细微特征称为"射频指纹(RFF)"^[1]。2016年,俞佳宝等对射频指纹技术进行了 全面综述,指出射频指纹识别是一种通过分析无线设备的通信信号来提取设备的射频指纹进行设备识别的方 法,应具有通用性、唯一性、短时不变性、独立性和稳健性^[2]。实际上早在 1995年,Choe^[3]和 Toonstra^[4]等已 经开始利用通信信号进行设备的个体识别。射频指纹技术可应用于无线网络安全认证、室内无线定位、故障诊 断、通信对抗和雷达对抗中的辐射源个体识别,该技术已被美军列为当前重点发展的关键技术之一,在民用和 军用方面都有很高的应用价值。

收稿日期: 2018-11-08; 修回日期: 2018-12-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61771154)

作者简介: 陈 翔(1986--), 男, 博士, 助理研究员, 主要研究方向为复杂电磁环境特性与模拟, 以及电子对抗。email:cemee_xchen@163.com

射频指纹提取的流程可粗略分为信号预处理、特征提取和分类器设计。根据射频指纹提取所截取的待识别 信号,可分为瞬态信号射频指纹和稳态信号射频指纹。瞬态信号是设备开、关瞬间产生的信号,此信号不包含 任何信息,只体现发射机的硬件特征,满足独立性。稳态信号部分因为与发射的信息有关,不能保持不变,而 所有的通信信号都具有瞬态部分,早期的研究自然也就是围绕瞬态信号部分开展研究^[5]。但是利用瞬态信号也 存在一些弊端,如持续时间短,需要对精确的起始点检测和信号截取,需要高性能的信号采集设备,受信道变 化的影响,相对稳态信号,提取的射频指纹比较脆弱。随着数字通信系统的技术进步,几乎所有系统都在数字 段之前加入了前导序列(preamble),以简化接收机的设计^[6],并为射频指纹提取提供了可重复比较的信号段,研 究重心也逐渐转向利用稳态信号提取射频指纹, 2008 年 Kennedy 等首次利用稳态信号提取了射频指纹^[7]。选定 待识别信号后,可以应用各种特征提取方法,减小信道传播、调制方式、接收机特性等不利因素的影响,最大 化信号中的细微差异。可直接对待识别信号的时域波形提取特征,将信号波形的分形维数、瞬态信号持续时间 等作为指纹特征,也可以对待识别信号进行各种域变换处理,再提取特征,如傅里叶变换^[8-9]、小波变换^[10]、 HHT 变换^[11]、双谱变换^[12]等。此外,还可以利用星座图^[13]等反映信号误差矢量幅度、正交(In-Phase Quadrature, I/Q)偏移、I/Q 相位旋转的调制域特征作为射频指纹。美国空军研究院的 Klein R W 等于 2009 年提 出的一种射频指纹提取方法,称为 RF-DNA 指纹^[14],该方法首先采用 Hilbert 变换计算信号的瞬时幅度、瞬时 相位、瞬时频率作为基本特征,然后计算标准差、方差、峰度、偏度等统计特征作为指纹,同时又考虑了使用 双树小波变换替换 Hilbert 变换来实现时间平移不变性,随后又利用 Gabor 变换进一步提高了 RF-DNA 指纹的性 能^[15]。利用该方法目前已成功提取了 WIFI、蓝牙、Zigbee 等设备的 RF-DNA 指纹,并获得良好分类效果。

RF-DNA 作为一种强有力的射频指纹提取技术在无线设备个体识别中已进行大量尝试,在实验室条件成功 提取了多种无线设备的射频指纹。本文介绍利用时域 RF-DNA 指纹进行个体识别的原理后,设计了一个功率放 大器射频指纹提取的实验,并利用 RF-DNA 方法尝试提取功率放大器的射频指纹,并对 RF-DNA 指纹的可视化 展示进行了尝试;最后研究 RF-DNA 参数设置对分类正确率的影响,并讨论功率放大器的射频指纹产生机理。

1 采用时域 RF-DNA 的射频指纹识别方法

1.1 利用时域 RF-DNA 射频指纹进行个体识别的方法

1) RF-DNA 射频指纹的个体识别流程

图 1 为利用射频指纹进行个体识别的流程,无线设备发射射频信号的同时,会将自身的指纹特征附加在发 射信号上发射出去,信号经多径信道传输后,由采集设备接收,收到的射频信号既包含设备指纹特征又包含信 道指纹特征,本文主要研究如何提取射频信号所携带的设备指纹特征。紧接着对信号进行截取、归一化、丢弃 不合格信号等预处理,尽量少引入噪声,为后续步骤提供待识别信号。然后通过多种域变换方法对待识别信号 进行处理,如傅里叶变换、小波变换等,将信号变换到其他域以突出信号的个体差异,减小噪声等干扰的影 响,产生一组基本信号特征。再对基本信号特征进行统计分析,提取统计特征量,并进行排列生成 RF-DNA 指 纹。RF-DNA 指纹是一组信号统计特征的向量,可以直接送给分类器进行学习,也可以进行维数约简之后,再 进行分类器训练,得到分类模型,最终得到的分类器模型用于无线设备的个体识别。



2) 时域 RF-DNA 射频指纹提取流程

时域 RF-DNA 射频指纹的提取流程如图 2 所示,首先将一段待提取的信号进行分段,分成等长度的 N_R 个 区域,再加上整段信号,共计有 N_R+1 子区域的分段信号;然后,利用 Hilbert 变换,计算各个子区域的瞬时幅 度、瞬时相位和瞬时频率 3 种基本信号特征;对于其中的一种基本信号特征,计算其统计特征;最后将生成的 所有统计特征顺序连接,形成时域 RF-DNA 射频指纹。具体应用时,可以选择一种基本特征,也可以使用其中 任意两种或者全部。

1.2 基础信号特征的产生

对于时域 RF-DNA 射频指纹,其基本信号特征包括瞬时幅度、瞬时相位和瞬时频率。I/Q 正交采样是目前 信号采集设备惯用的一种手段,复时域信号 s_{TD}(n)可表示为如下形式:

$$s_{TD}(n) = I_{TD}(n) + jQ_{TD}(n)$$
 (1)
式中: $I_{TD}(n) 和 Q_{TD}(n) \ge s_{TD}(n)$ 的瞬时同相和正交
相位分量; j为虚数单位。

根据 Hilbert 变换,按照式(2)~(4)可以很方便 地计算信号的瞬时幅度 $a(n)、瞬时相位 <math>\varphi(n)$ 和瞬 时频率 f(n),本文将用这 3 个特征作为基本特征作 为示例。

$$a(n) = \sqrt{I_{\rm TD}^2(n) + Q_{\rm TD}^2(n)}$$
(2)

$$\varphi(n) = \arctan\left[\frac{Q_{\rm TD}(n)}{I_{\rm TD}(n)}\right]$$
(3)
$$f(n) = \frac{1}{2\pi} \frac{\varphi(n) - \varphi(n-1)}{\Delta n}$$
(4)



图 2 时域 RF-DNA 指纹提取流程

为了消除采集设备偏差对后续处理的影响,需要对 3 个特征进行中心化,瞬时幅度和瞬时频率按照式(5)和式(6)进行中心化。

$$a_{\rm c}(n) = a(n) - \mu_{\rm a} \tag{5}$$

$$f_{\rm c}(n) = f(n) - \mu_{\rm f} \tag{6}$$

式中: $n=1,2,\dots,N_M$, N_M 是采集信号样本的总数; μ_a 和 μ_f 分别为该段信号样本的瞬时幅度和瞬时频率的均值。

对于瞬时相位响应,在中心化之前,需要先去掉线性成分。这些线性成分可能是由采集设备引入或是由不 精确的精确频率估计造成的,去线性成分后的瞬时相位如下:

$$\varphi_{\rm nl} = \varphi(n) - 2\pi\mu_{\rm f}(n)\Delta_t \tag{7}$$

式中 Δt 是采样时间间隔。去中心化的瞬时相位响应为:

$$\varphi_{\rm cnl}(n) = \varphi_{\rm nl}(n) - \mu_{\varphi_{\rm nl}} \tag{8}$$

式中 $\mu_{\varphi_{nl}}$ 是式(7)中 $\varphi_{nl}(n)$ 的 N_M 个样本的均值。

1.3 统计特征生成

对于前面 3 种基本信号特征,如果直接用作信号的分类识别过程,由于复杂度较高可能会使信号在数据处 理当中受到限制。应用基本信号特征的固有统计特性作为分类特征,可以减少用于设备分类的特征空间维度, 减轻计算负担。在特征提取过程中常用的统计特征包括标准差(σ)、方差(σ ²)、偏度(γ)和峰度(κ)。

对于其中一种基本信号特征生成的特征序列,将其分成连续等长的 N_R 段子序列,并计算 N_R 个子区域的 4 个统计特征量和整段信号的 4 个统计特征量,将统计特征量排列成如下向量:

$$\boldsymbol{F}_{R_i} = [\boldsymbol{\sigma}_{R_i}, \boldsymbol{\sigma}_{R_i}^2, \boldsymbol{\gamma}_{R_i}, \boldsymbol{\kappa}_{R_i}]_{1 \times 4} \tag{9}$$

式中 *i*=1,2,…,*N*_k+1。式(9)中的向量顺序连接组成每一种基本信号特征的合成特征向量,如下式:

$$F^{C} = [F_{R_{1}} : F_{R_{2}} : F_{R_{3}} : \dots : F_{R_{N_{n+1}}}]_{1 \times 4(N_{R}+1)}$$
(10)

如果仅使用其中 1 个基本信号特征,式(10)就是最终的 RF-DNA 指纹,如果使用 3 个基本信号特征,则将 3 个基本信号特征的合成特征向量连接后,组合成最终的 RF-DNA 指纹,见式(11):

$$\boldsymbol{F} = [\boldsymbol{F}^{a} : \boldsymbol{F}^{\phi} : \boldsymbol{F}^{f}]_{1 \times 4(N_{p}+1) \times 3}$$
(11)

1.4 MDA/KNN 分类

1) MDA 特征选择

多判别分析(Multiple Discriminant Analysis, MDA)常用来进行特征的维数约简^[15]。MDA 是 Fisher 线性判别 分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)的扩展, MDA 映射能够最大化类间距离,最小化类内弥散。本文中统一将特征维数映射到 2 维,经试验这样处理在未明显降低分类性能的同时,还可以很好地进行可视化展示。

在 MDA 中, 类间散度矩阵 S_b 和类内散度矩阵 S_w 分别按照式(12)和式(13)进行计算。

$$\boldsymbol{S}_b = \sum_{i=1}^C P_i \sum_i \tag{12}$$

$$S_{w} = \sum_{i=1}^{C} P_{i} (\mu_{i} - \mu_{0}) (\mu_{i} - \mu_{0})^{\mathrm{T}}$$
(13)

式中: \sum_{i} 是类 c_i 的协方差矩阵; P_i 是类 c_i 的先验概率。

对于高维的 RF-DNA 指纹特征 F 使用下式映射到低维子空间:

$$\boldsymbol{F}_{i}^{w} = \boldsymbol{W}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{F}$$
(14)

式中 W 是根据 $S_{w}^{-1}S_{b}$ 的特征值计算的映射矩阵。

2) KNN 分类器

KNN 分类算法的原理是通过计算一个点 *A* 与其他所有点之间的距离,取出与该点最近的 *k* 个点,然后统计 这 *k* 个点里面所属分类比例最大的个数,从而判断点 *A* 属于该分类。优点是算法简单,易于理解和实现,且无 需估计参数和训练,适合于多分类问题。本文主要研究射频指纹提取,不对分类器优化深入研究,统一使用 medium KNN 分类器,近邻数取为 5,使用欧式距离进行度量。

2 实验配置和时域 RF-DNA 指纹提取

2.1 实验设置

选用 8 个同一型号、同一批次的 433 MHz 射频功率放大器作为研究对象,实验配置如图 3 所示,使用矢量 信号发生器重复发射一段编辑好的正交振幅调制(Quadrature Amplitude Modulation,QAM)信号 16QAM,信号的 载频设置为 433 MHz,采样率为 1 MHz,输出功率为 0 dB。16QAM 信号通过同轴线连接到功率放大器,功率 放大器由 5 V 直流电压供电,放大信号经过 30 dB 衰减器后,直接用同轴线连接到射频记录器。射频记录器使 用正交采样技术,中心频率和采样率设置为 433 MHz 和 4 MHz。

对于每一个功率放大器,分别使用射频记录器持续记录 5 s 时 长的数据,图 4 为截取的功率放大器 1 在 250 ms 时间内的时域波 形(I 路)。为了方便截取发射的 16QAM 信号的起始点和结束点位 置,对于编辑好的 QAM 信号,设置其占空比为 50%,单个 QAM 波形的持续时间约 43.2 ms。





2.2 数据预处理

由于信号源是不断重复发射一段 QAM 信号,在使用射频记录器记录一段长度约 5 s 的数据后,需要对信号进行分段截取处理,截取出每一段 QAM 信号,并从每一段 QAM 信号中再截取出待识别信号。具体步骤如下:

1) 瞬时幅度计算。计算 5 s 时长信号的瞬时幅度特征 a(n)。

2) 突变点检测。对 *a*(*n*)进行突变点检测,得到记录信号文件前 40 个突变点的索引值,即每个 QAM 信号 的起始时刻和结束时刻的索引值。(按照一个完整的 QAM 信号回放时长 90 ms 算,5 s 长的记录数据,大概有 55 个重复周期的 QAM 信号。)

3) QAM 信号截取。对于每一个功率放大器的记录信号,截取 20 个波形作为实验数据,8 个放大器共计有 160 个波形。

4) 待识别信号区域截取。对于160个波形,根据需要截取一定长度的采样点作为待识别信号。

2.3 RF-DNA 指纹生成

对于图 4 中一次测量的 QAM 波形,截取从起始点开始的 8 192 个点作为待识别信号,时长大约 2.048 ms, 将待识别信号分为 N_R=10 个等长度的子区域,分别计算瞬时幅度、瞬时相位和瞬时频率特征 3 个基本特征的 RF-DNA 指纹。实验使用线缆直接注入方法,信噪比较高,对原始信号加上信噪比为 20 dB 的高斯白噪声来模 拟信道噪声。对于 4 个基本特征(均值、方差、偏度与峰度),使用时域 RF-DNA 方法可以提取 44 个统计特征,每 1 个基本特征包含对 11 个区域(10 个等长子区域和整个待识别信号)的统计特征。图 5 为从 20 个 QAM 波形 待识别信号中提取的时域 RF-DNA 指纹特征。



Fig.5 Three RF-DNA fingerprint features of power amplifier PA01 with 20 dB signal-to-noise ratio 图 5 信噪比 20 dB 时,功率放大器 PA01 的 3 种 RF-DNA 指纹特征

由图 5 可知,瞬时幅度的 4 种统计特征,在 20 次测量中都保持了很好的稳定性,而瞬时频率的统计特征偏 度γ和峰度κ则有很大的波动,对于提取稳定的指纹特征不利。实验中使用同一个标准信号源 S1000 发射 QAM 信号,从图 5(c)可看出瞬时频率的标准差和方差的变化很小,表明信号源的频率稳定性很好,偏度γ和峰度κ 反映的是统计量偏离 4 正态分布的特性,这表明信号的频率特性不满足正态分布。

保持图 3 中除功率放大器外的其他配置不变,更换不同的功率放大器,功率放大器的射频指纹将会附加在 QAM 调制信号上,通过图 5 可猜测功率放大器的指纹特征主要反映在幅度和相位失真上,以信号的幅度或相位 为基础特征可能会获得比较好的分类效果。

3 实验结果分析

第1期

在提取信号的时域 RF-DNA 指纹后,得到一组高维特征向量,采用第 2 节中的 MDA 方法将其映射到二维 子空间后,再采用 5 近邻 KNN 分类器进行分类。下面分别研究待识别信号长度和子区域个数、信噪比对分类 正确率的影响。

3.1 待识别信号长度和子区域个数的影响

保持信噪比为 20 dB 不变,分别取待识别信号的长度为 1 024 点、2 048 点、4 096 点和 8 192 点,计算采用 瞬时幅度和瞬时相位作为基础信号特征时的分类正确率,结果如图 6 所示。可见采用瞬时幅度作为基础信号特 征时,待识别信号越长,分类正确率越高,子区域为 12 时,分类正确率最高;采用瞬时相位作为基础信号特征 时,待识别信号长度对分类正确率的影响不大。随着子区域增多,分类正确率逐渐提高,但是子区域增多将使 得特征向量维数增大,而且子区域划分过细,将失去对信号统计特征的表征。经折中考虑,本文选择待识别信 号长度为 8 192 点、子区域为 12 个较为合适。





3.2 信噪比的影响

待识别信号长度为 8 192 点,子区域为 12 点,保持上述参数设置不变,信噪比从-6 dB 到 27 dB 变化时,计算分类正确率,结果如图 7 所示。可见采用瞬时幅度作为基础信号特征时,随着信噪比的提高,分类正确率逐渐提高,当信噪比在 12 dB 以上时,分类正确率在 91%以上,而采用瞬时相位作为基础信号特征时,分类正确率基本保持不变。因此,功率放大器的指纹特征主要体现在幅度失真上,利用瞬时幅度作为基础信号特征能够很好地提取射频功率放大器的指纹特征。



Fig.7 Signal to noise ratio on classification accuracy 图 7 信噪比对分类正确率的影响

3.3 射频指纹可视化与分类效果可视化

为了对 RF-DNA 指纹有一个直观感受,对每一个功率放大器的 20 组待识别波形,分别提取 44 个瞬时幅度的 RF-DNA 指纹特征,然后对 20 组 44 个特征计算其下限值、平均值和上限值,将统计量归一化到[0,1],用色彩量化表征统计量的大小,各个放大器之间用一列 0 向量(黑色)隔离开,最终处理为图 8 所示的结果,8 个放大器彼此之间很相似,但仔细辨别又有细微差异。





当信噪比为 12 dB 和 28 dB 时,采用瞬时幅度作为基础信号特征提取的 RF-DNA 指纹映射到 2 维空间,并 以两个特征向量为坐标画出散点图(图 9),可见提取的时域 RF-DNA 指纹能够很好地将不同功率放大器进行区 分,随着信噪比的提高,类内聚集性和类间离散性得到提高,可分性也将改善。



Fig.9 Classification results of time domain RF-DNA fingerprints under different signal to noise ratios 图 9 不同信噪比下时域 RF-DNA 指纹的分类效果

陈

4 结论

本文设计了一个功率放大器的射频指纹提取实验,并利用时域 RF-DNA 方法提取射频指纹。研究表明,功 率放大器的射频指纹主要反映在幅度失真特性上,利用瞬时幅度生成的时域 RF-DNA 指纹能够实现对放大器个 体的分类,在信噪比大于 12 dB 时,分类正确率在 91%以上。利用提取的高维 RF-DNA 指纹,展示了一种射频 指纹可视化方法,能够直观地观察到不同功率放大器之间统计特征的相似性和差异性。

无线信道环境会将一些信道特性附加在射频指纹上,对射频指纹造成损害,在后续研究中,将进一步开展 无线信道对射频指纹提取的影响研究,使提取的射频指纹特征更具稳定性和鲁棒性,适应范围更广。

参考文献:

- HALL J,BARBEAU M,KRANAKIS E. Detection of transient in radio frequency fingerprinting using signal phase[C]// Proceedings of the IASTED International Conference on Wireless and Optical Communications. Banff,Alberta,Canada: ACTA Press, 2003:13-18.
- [2] 俞佳宝,胡爱群,朱长明,等. 无线通信设备的射频指纹提取与识别方法[J]. 密码学报, 2016,3(5):433-446. (YU Jiabao, HU Aiqun,ZHU Changming, et al. RF fingerprinting extraction and identification of wireless communication devices[J]. Journal of Cryptologic Research, 2016,3(5):433-446.)
- [3] TOONSTRA J,NSNER W. Transient analysis and genetic algorithms for classification[C]// IEEE WESCANEX 95: Communications, Power, and Computing. Winnipeg, Manitoba, Canada: IEEE, 1995:432-437.
- [4] CHOE H C,POOLE C E,ANDREA M Y,et al. Novel identification of intercepted signals from unknown radio transmitters[C]// SPIE's 1995 Symposium on OE/Aerospace Sensing and Dual Use Photonics. Orlando,FL,USA:International Society for Optics and Photonics, 1995:504-517.
- [5] URETEN O,SERINKEN N. Detection of radio transmitter turn-on transients[J]. Electronics Letters, 1999,35(23):1996-1997.
- [6] SCANLON P,KENNEDY I O,LIU Y. Feature extraction approaches to RF fingerprinting for device identification in femtocells[J]. Bell Labs Technical Journal, 2010,15(3):141-151.
- [7] KENNEDY I O,SCANLON P,MULLANY F J,et al. Radio transmitter fingerprinting: a steady state frequency domain approach[C]// IEEE 68th Vehicular Technology Conference. Calgary,Alberta,Canada:IEEE, 2008:1-5.
- [8] DANEV B,CAPKUN S. Transient-based identification of wireless sensor nodes[C]// Proceedings of the 2009 International Conference on Information Processing in Sensor Networks. San Francisco,CA,USA:IEEE, 2009:25-36.
- [9] 汪勇,段田东,刘瑞东,等. 短时频率稳定度特征分析的 FSK 信号个体识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013,11(6):880-885,890. (WANG Yong,DUAN Tiandong,LIU Ruidong,et al. Individual identification of FSK signals based on stability of transient carrier frequency[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013,11(6):880-885,890.)
- [10] BERTONCINI C,RUDD K,NOUSAIN B,et al. Wavelet fingerprinting of radio-frequency identification(RFID) tags[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012,59(12):4843-4850.
- [11] YUAN Yingjun, HUANG Zhihao, WU Hao, et al. Specific emitter identification based on Hilbert-Huang transform-based time-frequency time-frequency-energy distribution features [J]. IET Communications, 2014,8(13):2404-2412.
- [12] 王欢欢,张涛.结合时域分析和改进双谱的通信信号特征提取算法[J].信号处理, 2017,33(6):864-871. (WANG Huanhuan,ZHANG Tao. Extraction algorithm of communication signal characteristics based on improved bispectra and time-domain analysis[J]. Journal of Signal Processing, 2017,33(6):864-871.)
- [13] 彭林宁,胡爱群,朱长明,等. 基于星座轨迹图的射频指纹提取方法[J]. 信息安全学报, 2016,1(1):50-58. (PENG Linning,HU Aiqun,ZHU Changming,et al. Radio fingerprint extraction based on constellation trace figure[J]. Journal of Cyber Security, 2016,1(1):50-58.)
- [14] KLEIN R W,TEMPLE M A,MENDENHALL M J. Application of wavelet-based RF fingerprinting to enhance wireless network security[J]. Journal of Communications and Networks, 2009,11(6):544-555.
- [15] REISING D R,TEMPLE M A,OXLEY M E. Gabor-based RF-DNA fingerprinting for classifying 802.16e WiMAX mobile subscribers[C]// 2012 International Conference on Computing, Networking and Communications. Maui,HI,USA:IEEE, 2014: 7-13.