



系统工程与电子技术  
Systems Engineering and Electronics  
ISSN 1001-506X, CN 11-2422/TN

## 《系统工程与电子技术》网络首发论文

题目：基于 GAN 的通信干扰波形生成技术  
作者：赵凡，金虎  
收稿日期：2020-04-12  
网络首发日期：2020-09-25  
引用格式：赵凡，金虎. 基于 GAN 的通信干扰波形生成技术[J/OL]. 系统工程与电子技术. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20200924.0852.008.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于 GAN 的通信干扰波形生成技术

赵 凡, 金 虎

(国防科技大学电子对抗学院, 安徽 合肥 230037)

**摘 要:** 现有通信干扰方法, 通常基于通信侦察中获取的目标信号特征进行干扰决策, 选取合适的干扰波形实施干扰, 难以应对目标信号特征未知或参数动态变化的情况。为此, 提出一种基于生成对抗网络 (generative adversarial networks, GAN) 的通信干扰波形生成技术, 运用 GAN 直接提取目标信号的潜在特征, 并生成与目标信号特征相似的干扰波形。在介绍 GAN 原理的基础上, 本文首先设计网络模型, 并对学习率进行优化, 使 GAN 更适用于时间序列通信干扰波形的生成。然后通过对不同类型和参数的通信信号进行干扰波形生成实验, 验证了该技术的泛化性。最后进行干扰效果对比试验, 结果表明, GAN 生成的干扰波形干扰效果能够逼近最佳干扰效果。

**关键词:** 通信干扰波形生成; 机器学习; 生成对抗网络

**中图分类号:** TN 975 **文献标识码:** A

## Communication jamming waveform generation technology based on GAN

ZHAO Fan, JIN Hu

(College of Electronic Countermeasure, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

**Abstract:** The traditional communication jamming methods usually use fixed jamming wave forms and make jamming decisions based on target signals features obtained during the communication reconnaissance. When the target signal is unknown or its parameters change dynamically, the traditional jamming methods don't work well. An communication jamming waveform generation technology based on generative adversarial networks (GAN) was proposed to solve these problems. GAN was used to extract the potential features of target signal and generate the jamming waveform with the same features as the target signal to carry out the interference. Firstly, learning rate optimization experiment was carried out to make GAN more suitable for the time series communication signal. Then, the generalization experiment was carried out on communication signals with different types and parameters, and results showed that this technology works well on other communication signals. Finally, this paper compared the jamming effect of generated wave, noise jamming and optimal jamming, and results showed that the effect of generated jamming waveform can approximate optimal interference when the jamming to signal ratio increases gradually.

**Keywords:** communication jamming waveform generation; machine learning; generative adversarial network (GAN)

## 0 引 言

通信干扰是通信对抗领域的一个重要研究方向, 在通过通信侦察手段获取目标信号的工作频率、调制方式、调制参数等信息的基础上, 通

信干扰系统通过产生与目标信号相关联的干扰信号, 对目标信号的通信过程进行压制和破坏, 最终达到削弱甚至阻断对方通信能力的目的。

在实际的对抗过程中, 干扰方在获取目标信号特征的先验知识后, 目前主要依靠从固定

的干扰策略库中或凭借用户经验制定干扰策略,并从平时所积累的大数据样本中选取干扰波形。当没有关于目标信号的先验知识,或目标信号参数动态变化时,干扰方无法自适应的调整干扰策略。与之相对的是,近年来人工智能领域蓬勃发展,越来越多的智能技术被用到通信系统中<sup>[1-3]</sup>,通信系统的智能化水平不断提高,能够自主感知到电磁环境的变化并快速做出应变,抗干扰能力显著提升。因此,为了应对智能化水平越来越高的通信系统,干扰方也在不断尝试提高自身的智能化水平<sup>[4-6]</sup>。利用遗传算法<sup>[7]</sup>、博弈论<sup>[8-10]</sup>、强化学习<sup>[11-12]</sup>等方法代替人工搜寻最优干扰策略<sup>[13]</sup>,但上述方法实现的前提是知道关于目标信号的先验知识或者能获得干扰反馈信息,并且多数方法只能针对固定干扰任务,当目标信号参数动态变化时,上述方法仍然难以发挥作用。生成对抗网络的兴起为解决这个问题提供了新的思路。

受博弈论的影响,生成对抗网络<sup>[14]</sup>由两个互相博弈的网络组成,生成网络试图生成逼近真实样本分布的数据去骗过判别网络,而判别网络则试图正确判断输入的来源,在相互博弈中,两者逐渐提升各自的生成能力和判别能力。博弈的最终结果是两者达到纳什均衡,生成网络学到了训练集中真实样本的分布,能生成逼真的样本骗过判别网络。而在通信干扰中,干扰方所用的干扰信号与目标信号的关联性越大,干扰效果越好。这与生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)中生成网络的目标相似,生成网络生成的样本越逼真就越能骗过判别网络,通信干扰中所用的干扰波形与目标信号的关联性越大,就越有可能落入目标信号的信道中,进入目标通信系统的接收机,对目标通信系统造成干扰。

因此,本文将 GAN 运用到通信对抗领域中,提出一种基于 GAN 的通信干扰波形生成技术,运用 GAN 自主对采集到的目标信号时域波形进行学习,获取目标信号的潜在分布,并生成逼近目标信号分布的干扰波形,对目标通信系统施加干扰。本文在分析 GAN 基本原理的基础上,首先,针对通信信号的特点,设计网络模型,并优化学习率,使得训练数据为通信信号时域波形时,网络能够快速收敛,生成与目标信号高度关联的干扰波形;其次,通

过对不同类型和参数的通信信号进行干扰波形生成实验,来验证该技术的泛化性;最后,与最佳干扰和噪声干扰效果进行性能对比试验。

## 1 基于 GAN 的通信干扰波形生成

对数字通信系统进行干扰主要有 3 个可行途径,对信道的干扰,对同步系统的干扰和对传输信息的干扰。其中,对信道的干扰是针对解调器的特点所施加的干扰,要求干扰信号与目标信号在信号层面是相似的,也就是要求干扰信号与目标信号具有相近的时域、频域、调制域特性,这样干扰信号就能够与通信信号一起进入解调器的输入端,扰乱解调器的门限判决过程,使判决出错,误码率(bit error rate, BER)增加。本文基于 GAN 所生成干扰波形就是用于针对信道进行干扰。

### 1.1 GAN

GAN 由两个相互对抗的网络——生成网络  $G$  和判别网络  $D$  组成,其基本结构如图 1 所示。 $G$  的输入是随机噪声矢量  $z$ ,其目标是生成分布尽可能逼近真实样本分布的伪数据  $G(z)$  去骗过  $D$ ;  $D$  的输入是训练集中的真实样本  $x$  或者  $G$  生成的伪数据  $G(z)$ ,其目标是尽可能正确的判断输入的来源。 $D$  的输出是一个标量,用来表示判定输入是真实样本的概率,当  $D$  认为输入是真实样本时,输出 1,当  $D$  认为输入是  $G$  生成的伪数据  $G(z)$  时,输出 0。

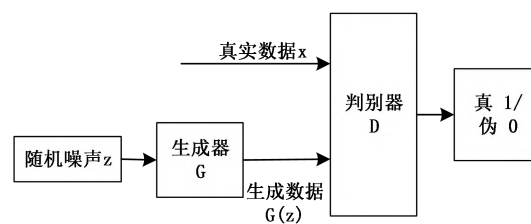


图 1 GAN 基本结构

Fig. 1 Basic structure of GAN

$D$  和  $G$  可以是任意可微函数,在实际的训练过程中,我们通常采用随机梯度下降法交替对  $D$  和  $G$  进行优化。对  $D$  进行优化时,要固定  $G$  的参数,由于  $D$  的目标是实现输入数据的二分类,也即输入为真实数据  $x$  时,输出 1,输入是伪数据  $G(z)$  时,输出 0,其损失函数可以用交叉熵函数描述为

$$J(D) = \frac{1}{2} E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] - \frac{1}{2} E_{z \sim p_z(z)} [\log (1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

式中,第1项中的 $D(x)$ 表示输入是真实样本 $x$ 时, $D$ 判决输入是真实样本的概率;第2项中的 $D(G(z))$ 表示输入是 $G$ 生成的伪数据时, $D$ 判决输入是真实样本的概率。优化 $D$ 的过程就是运用随机梯度下降法调整 $D$ 的网络参数使得 $J(D)$ 最小化的过程。

同理,优化 $G$ 时,需要固定 $D$ 的参数。 $G$ 的目标是用生成的 $G(z)$ 来骗过 $D$ ,也即希望 $D(G(z))$ 趋近于1, $J(D)$ 的第二项越小越好,因此 $G$ 的损失函数可以描述为

$$J(G) = \frac{1}{2} E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (2)$$

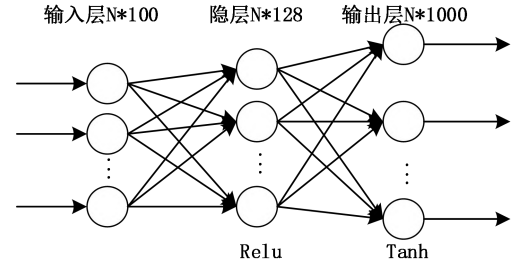
因此,优化 $G$ 的过程就是运用随机梯度下降法调整 $G$ 的网络参数使得 $J(G)$ 最小化的过程。并且,由于优化 $G$ 时,不需要用到真实样本,总体上GAN的目标函数可以描述为

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (3)$$

因此,由式(3)可以看出,GAN的优化过程就是 $G$ 和 $D$ 进行极大极小博弈的过程。训练时,先固定 $G$ 的参数,以真实样本 $x$ 和 $G$ 生成的伪数据 $G(z)$ 为训练集对 $D$ 进行训练,使目标函数 $V(D, G)$ 最大化,也即使 $D$ 具有一定的判别能力;再固定 $D$ 的参数,优化 $G$ ,使目标函数 $V(D, G)$ 最小化,也即提高 $G$ 的生成能力。上述过程交替进行,最终当 $G$ 的生成能力优化到能够生成以假乱真的伪数据去骗过 $D$ ,而 $D$ 无法判断出输入的来源,输出逼近某个固定值时,便认为 $G$ 已经掌握了训练集中真实样本的分布,能够生成“逼真”的样本了。

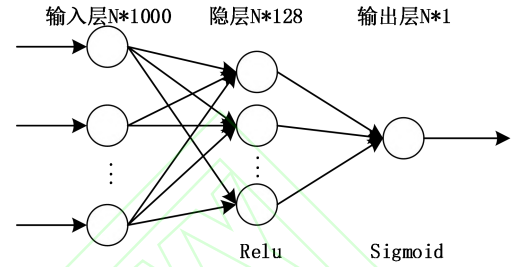
## 1.2 网络模型设计

本文实验中,直接对目标信号时域波形进行采样,1000个点为一个样本,得到长度为1000的一维时间序列数据作为真实数据 $x$ 输入到判别网络中去。由于本文所处理数据为一维时间序列数据,结构简单,并且与二维图像相比,通信信号所蕴含特征更少,更易理解,因此在搭建网络时没有采用卷积层和反卷积层来提取特征和拟合数据的分布,而是直接用全连接层加激活函数来实现<sup>[15]</sup>,本文所搭建的生成对抗网络的基本结构如图2所示。生成网络与判别网络都只含有一个隐藏层,并且隐藏层和输出层都用全连接层加激活函数实现。



(a) 生成网络结构

(a) Structure of Generator



(b) 判别网络结构

(a) Structure of Discriminator

图2 本文所用 GAN 结构

Fig. 2 GAN structure of this paper

如图2(a)为生成网络的结构示意图,输入是长度为100的一维的随机噪声,经过两层全连接层转换成长度为1000的干扰波形输出,其中隐藏层的激活函数为Relu,输出层的激活函数为Tanh。如图2(b)为判别网络的结构示意图,判别网络的结构与生成网络相反,输入是长度为1000的目标信号时域采样数据或者生成网络输出的干扰波形,经过两次全连接层的变换,输出一个标量,表示判定输入是目标信号的概率,其中隐藏层的激活函数为Relu,输出层的激活函数为Sigmoid。

## 1.3 通信干扰波形生成

搭建GAN网络和调制方式为二进制相移键控(binary phase shift keying, BPSK)、正交相移键控(quadrature phase shift keying, QPSK)、正交幅度调制(16 quadrature amplitude modulation, 16QAM)、二进制频移键控(frequency shift keying, 2FSK)的通信系统,采集通信信号制作训练集,对GAN进行训练。在训练过程中,考虑到损失函数只能够反映出网络生成能力和判别能力的变化,并不能直观、准确的衡量所生成干扰波形与训练集中目标信号时域波形的关联性,本文对生成波形做傅里叶变换,观察分析其频域特性,并与时域特性、损失函数一起作为衡量所生成波形优劣的标



准。接下来对学习率进行优化,使网络能够迅速收敛,生成与目标信号高度关联的干扰波形。最后运用生成的干扰波形对目标通信系统施加干扰,并与最佳干扰、噪声干扰的干扰效果相比较,来验证本文通信干扰波形生成技术的有效性。本文主要算法架构如图3所示。

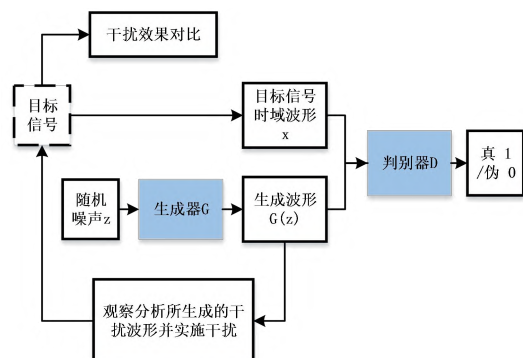


图3 基于 GAN 的通信干扰波形生成技术框图

Fig.3 Framework of communication jamming waveform generation technology based on GAN

本文算法主要步骤如下。

**步骤1** 采集BPSK、QPSK、16QAM、2FSK信号时域波形,以10个码元,1000个采样点为一个样本,每种信号产生128000个样本,制作多个训练集。

**步骤2** 分别用几种信号的训练集对GAN进行训练,当损失函数变化趋势趋于稳定,生成波形具有与训练集中信号相似的时域、频域特性时,停止训练,并输出生成波形。

**步骤3** 更改学习率,多次进行训练,选取最优的学习率实现通信干扰波形的生成。

**步骤4** 运用所生成的干扰波形对目标通信系统施加干扰,并与最佳干扰、噪声干扰的干扰效果进行对比。

## 2 实验结果与分析

为了验证本文干扰波形生成技术的可行性,进行了学习率的优化实验、网络的应用泛化性实验和干扰效果对比实验。

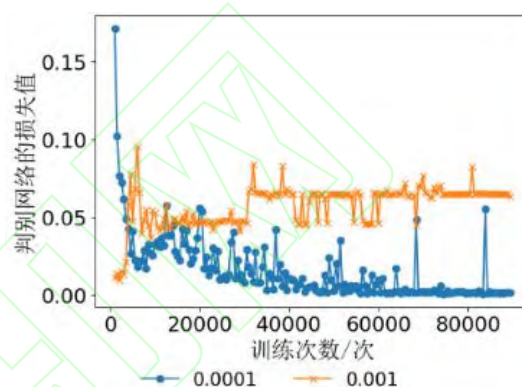
硬件设备环境: Window 10 系统, NVIDIA GeForce GTX 1660Ti 显卡和 TensorFlow1.14.0 框架。

### 2.1 实验1 学习率优化实验

目前 GAN 多运用在计算机视觉领域<sup>[16-20]</sup>,用于处理特征复杂的二维图片数据,而本文需要用 GAN 来处理特征相对二维图片更简单的一维时间序列数据。数据维度和特征的变化,

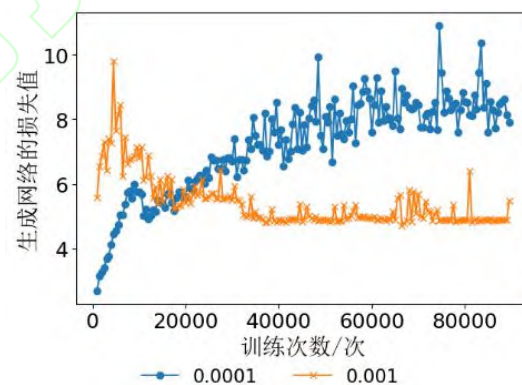
使得所需要的学习率也不同。因此首先以 BPSK 信号为例,进行了学习率的优化实验,选取合适的学习率用于实现通信信号的生成。仿真时,参数设置: BPSK 信号载波频率为 4000Hz,采样频率为 80000Hz,码元速率为 800Hz,发送“1”时,初始相位为 $\frac{\pi}{4}$ ,发送“0”时,初始相位为 $-\frac{3\pi}{4}$ ,以10个码元,1000个采样点为一个样本,共128000个样本为一个训练集,批次处理大小为256。

将学习率分别设置为0.0001,0.001进行实验,训练次数从1000次到90000次,损失函数变化曲线如图4所示。



(a) 判别网络的损失函数

(a) Loss function of Discriminator



(b) 生成网络的损失函数

(b) Loss function of Generator

图4 学习率为0.0001和0.001时损失函数

Fig.4 Loss function of learning rate 0.0001 and 0.001

从图4中可以看到,由于两个网络在相互对抗,因此无论总体变化趋势如何,两个网络的损失函数都处于剧烈震荡中。当学习率为0.0001时,从总体趋势上看,训练初期判别网络的损失函数呈下降趋势,而生成网络的损失函数呈上升趋势,表明判别网络的判别能力在提升,而生成网络的生成能力较弱,无法生成逼近真实分布的波形来骗过判别网络。随着训

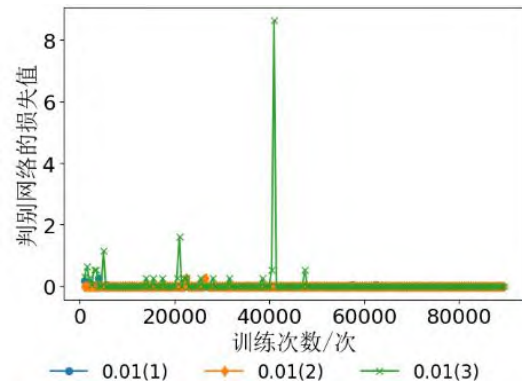
练次数的增多, 判别网络的损失函数在短暂的上升之后持续下降并趋于稳定, 而生成网络的损失函数在短暂的下降之后持续上升并趋于稳定, 表明随着训练次数的增多, 判别网络判别能力迅速提升, 而生成网络的生成能力提升速度较慢, 生成的样本无法骗过判别网络。

而在学习率为 0.001 时, 初期判别网络与生成网络的损失函数波动都比较大, 在短暂的上升之后迅速下降并趋于稳定, 这表明训练初期, 两者能力相当, 在相互对抗中各自的判别能力和生成能力都在提升。后期判别网络的损失函数呈上升趋势并趋于稳定, 生成网络的损失函数呈下降趋势并趋于稳定, 表明随着训练次数的增加, 生成网络的生成能力逐渐提升, 并且提升速度较快, 逐渐能够生成逼真的样本去骗过判别网络, 判别网络无法正确判断出输入数据的来源, 输出趋于某个固定值。

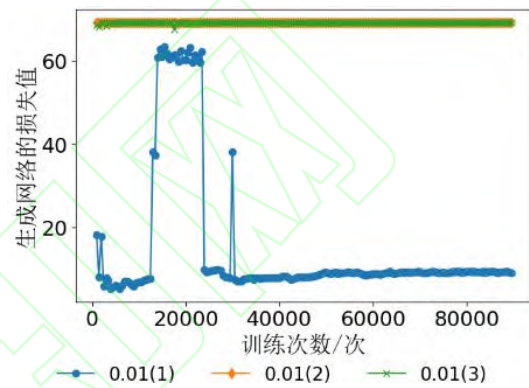
从损失函数的变化趋势来看, 学习率为 0.001 时生成网络生成能力的提升速度比学习率为 0.000 1 时更快更好, 因此, 尝试将学习率取的更大, 观察损失函数的变化趋势。学习率为 0.01 时, 训练次数从 1000 次到 90 000 次, 损失函数变化曲线如图 5 所示。

考虑到学习率为 0.01 时, 损失函数变化趋势差别较大, 因此多次对网络进行训练, 取较典型的 3 次作图 5。从图 5(a)中可以看到, 判别网络的损失函数在短暂波动之后, 迅速趋于 0, 无法提供梯度供生成网络更新, 生成网络的梯度消失了, 生成能力无法再提高。这表明学习率取值过大, 以至于参数在最优解附近来回震荡, 无法收敛。

总的来说, 从两个网络的损失函数变化趋势来看, 学习率为 0.001 时网络的生成能力提升较快, 经过训练后网络能够迅速收敛。接下来, 进一步通过分析不同学习率时网络所生成样本的时域波形图、频谱图来更加直观的衡量网络所生成干扰波形的优劣。图 6 为不同学习率时 GAN 所生成样本的时域波形图和频谱图。

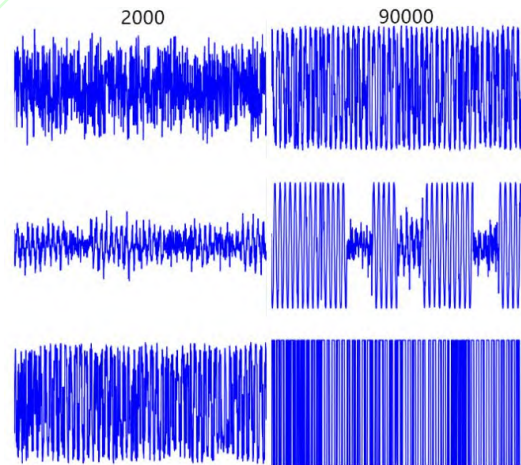


(a) 判别网络的损失函数  
(a) Loss function of Discriminator

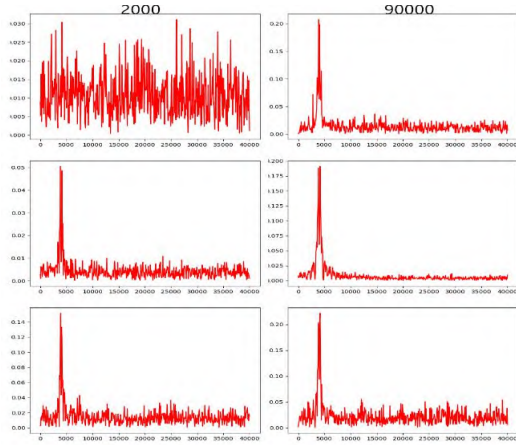


(b) 生成网络的损失函数  
(b) Loss function of Generator

图 5 学习率为 0.01 时损失函数变化图  
Fig.5 Loss function of learning rate 0.01



(a) 不同学习率时生成样本的时域波形  
(a) Waveforms of samples generated by different learning rates



(b) 不同学习率时生成样本的频谱图  
(b) Spectrums of samples generated by different learning rates

图 6 不同学习率时生成样本的时域波形图和频谱图  
Fig.6 Waveforms and spectrums of samples generated by different learning rates

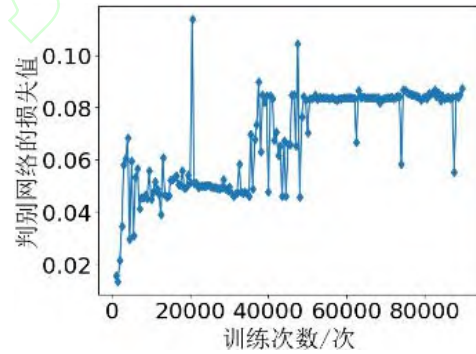
图 6(a)中从上到下依次为学习率为 0.000 1, 0.001, 0.01 时 GAN 所生成样本的时域波形图,左侧为该学习率下训练 2000 次之后所生成的样本,右侧为训练 90 000 次之后所生成的样本,图 6(b)中对应位置为其频谱图。从图 6 中可以看出,学习率为 0.001 时, GAN 网络训练速度最快,生成能力最强,在训练 2000 次后生成网络所生成样本已经有较为明显的与目标信号相似的频域特性,并且在训练 90000 次后生成样本与目标信号时域特性、频域特性相似度更高。而学习率为 0.01 时,虽然训练 2000 次后生成的样本与目标信号有较为相似的频域特性,但之后生成网络的生成能力没有明显提高,训练 90000 次后所生成样本与目标信号的相似度仍与训练 2000 次后相当。学习率为 0.000 1 时,生成网络的生成能力提高的速度明显比学习率为 0.001 和 0.01 时更慢,在训练 2000 次后,所生成样本仍没有明显的特征,但随着训练次数的增加,生成能力在不断提升,训练 90 000 次后所生成样本已经与目标信号具有较为相似的时域特性和频域特性,但相似度与学习为 0.001 时差别较大,说明学习率为 0.0001 时,生成网络的生成能力虽然能随着训练次数的增加而不断提升,但提升速度较慢。总的来说,学习率取 0.001 时,网络生成能力提升较快,能够较快的生成与目标信号具有相似时域特性和频域特性的干扰波形。

## 2.2 实验 2 网络的应用泛化性实验

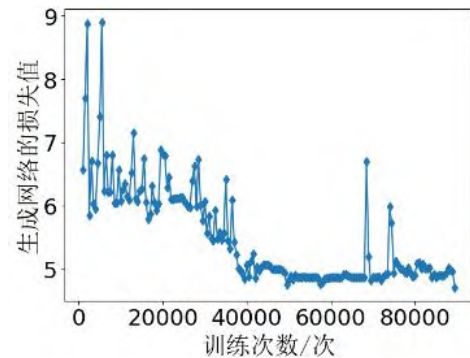
传统干扰方法是基于已经侦察到的目标信号特征,来选择合适的干扰波形实施干扰,而本文提出的基于 GAN 的通信干扰波形生成技术,直接运用 GAN 对采集到的目标信号时域波形进行学习,获取其潜在特征,并生成与之具有相似特征的波形作为干扰波形,不需要关于目标特征的先验知识,与传统干扰方法相比泛化性更强。下面对 GAN 在不同目标通信信号上的应用效果做实验探究,验证其泛化性。

实验 1 中对 BPSK 信号时域波形进行采样制作数据集,对网络进行训练。为说明 GAN 对其他类型通信信号也有较好的生成效果,分别取 QPSK, 16QAM, 2FSK 信号时域波形制作数据集,对网络进行训练。

实验所用 QPSK 信号载波频率为 2400Hz,发送“11”时,初始相位为 $\frac{\pi}{4}$ ,发送“01”时,初始相位为 $\frac{3\pi}{4}$ ,发送“00”时,初始相位为 $\frac{5\pi}{4}$ ,发送“10”时,初始相位为 $\frac{7\pi}{4}$ 。在网络结构不变的情况下,学习率设置为 0.001,批处理大小为 256,以 QPSK 信号数据集对网络进行训练,训练次数从 1000 次到 90000 次,损失函数变化曲线如图 7 所示。



(a) 判别网络的损失变化  
(a) Distinguishing loss change of network



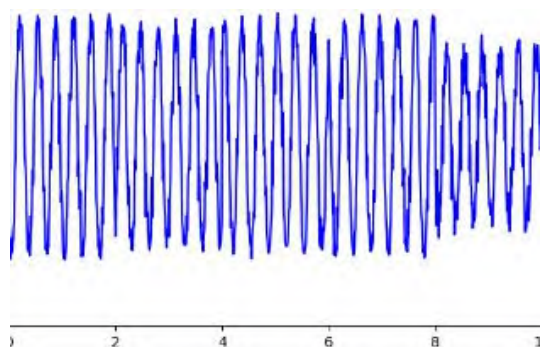
(b) 生成网络的损失变化  
(b) Loss variation of the generated network

图 7 QPSK 信号损失函数变化图

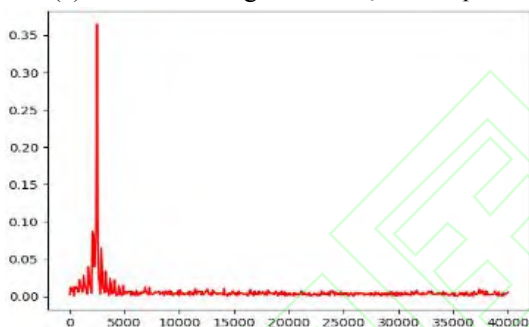


Fig.7 Loss function of QPSK

从图 7 中可以看到, 在训练初期, 生成网络和判别网络的损失函数变化均较大, 在训练 40 000 次之后, 生成网络和判别网络的损失函数均趋于稳定, 网络能够迅速收敛。以 10 个码元为例, 训练 90 000 次后所生成样本时域波形图和频谱图如图 8 所示。



(a) 生成 QPSK 样本时域波形图  
(a) Waveform of generated QPSK sample



(b) 生成 QPSK 样本频谱图  
(b) Spectrum of generated QPSK sample

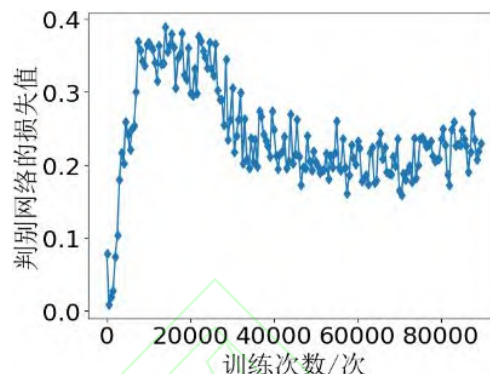
图 8 生成 QPSK 样本时域波形图和频谱图

Fig.8 Waveform and spectrum of generated QPSK sample

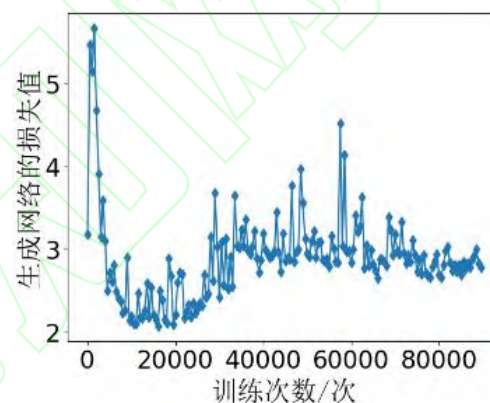
图 8(a)为生成 QPSK 样本的时域波形图, 可以看到, 网络学习到了 QPSK 信号相位翻转的特征, 在图 8(a)中 2, 4, 6, 8 码元交界处出现了相位翻转。图 8(b)为生成 QPSK 样本的频谱图, 与训练所用 QPSK 信号载波频率一致, 表明网络学习到了 QPSK 信号的频谱特征。

BPSK、QPSK 均通过载波信号的相位变化来携带信息, 而正交振幅调制同时运用载波信号的幅度和相位来携带信息, 是目前通信系统中较为常用的调制方式。与 BPSK、QPSK 信号时域波形相比, QAM 信号时域波形同时具有相位和幅度的变化。实验中, 运用正交调幅法, 将两路独立的正交 4ASK 信号叠加起来得

到 16QAM 信号。两路 4ASK 信号的 4 个振幅均设置为 -1, -0.34, 0.34, 1, 载波频率均为 2400Hz。以 16QAM 信号数据集对网络进行训练, 训练次数从 1000 次到 90000 次, 损失函数变化曲线如图 9 所示。



(a) 判别网络的损失变化  
(a) Distinguishing loss change of network



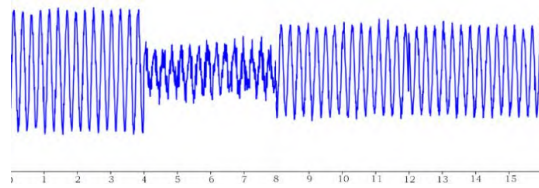
(b) 生成网络的损失变化  
(b) Loss variation of the generated network

图 9 16QAM 信号损失函数变化图

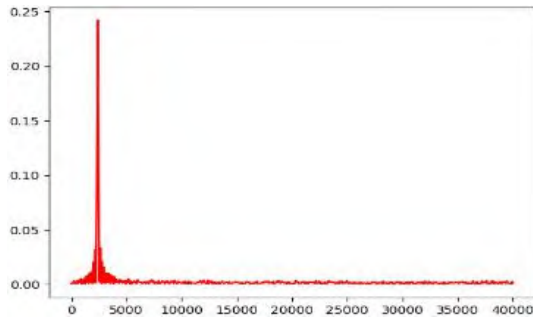
Fig.9 Loss function of 16QAM

从图 9 中可以看到, 训练初期, 生成网络损失函数迅速下降, 而判别网络损失函数迅速上升, 表明初期生成网络的生成能力提升较快, 逐渐学习到真实样本特征并生成样本骗过判别器。但判别器也在逐渐提升判别能力, 两者进行对抗, 在短暂的平稳状态之后, 判别器的损失函数呈下降趋势, 表明了判别器判别能力的提升。在对抗中, 生成网络和判别网络都逐渐学习到了真实样本的特征, 提升了各自的生成能力和判别能力, 最终在训练 40000 次后, 两者损失函数趋于平稳, 网络收敛。以 16 个码元为例, 训练 90000 次后所生成 16QAM 样本时域波形图和频谱图如图 10 所示。





(a)生成 16QAM 样本时域波形图  
(a) Waveform of generated 16QAM sample

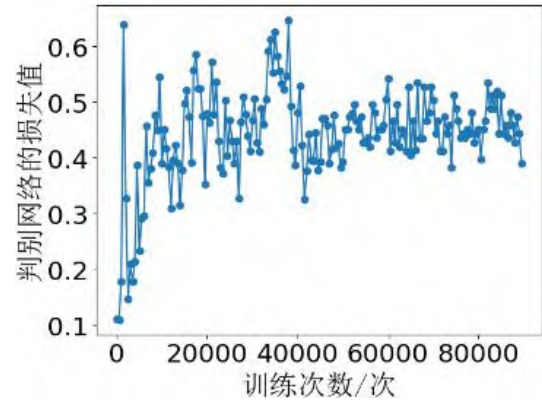


(b) 生成 16QAM 样本频谱图  
(b) Spectrum of generated 16QAM sample  
图 10 生成 16QAM 样本时域波形图和频谱图

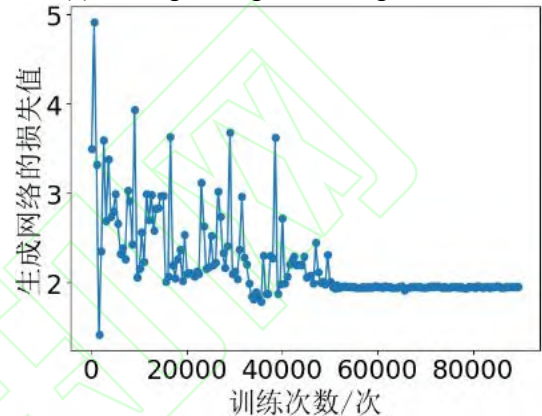
Fig.10 Waveform and spectrum of generated 16QAM sample

图 10(a)为生成 16QAM 样本的时域波形图,可以看到,每隔 4 个码元,波形的相位或者幅度产生一次变化,网络学习到了 16QAM 相位翻转和幅度变化的特征。图 10(b)为生成 16QAM 样本的频谱图,与训练所用 16QAM 信号载波频率一致。

BPSK、QPSK 和 16QAM 均只含有一个频率分量,而 2FSK 含有两个频率分量,运用载波信号的频率变化来携带信息,在时域上,两个频率分量的波形按码元信息的变化交替出现。实验所用 2FSK 信号采样频率为 160000Hz,发送“1”时,载波频率为 3200Hz,发送“0”时,载波频率为 8000Hz,初始相位均为 0。以 2FSK 信号数据集对网络进行训练时,损失函数变化曲线如图 11 所示,在训练 40000 次之后,损失函数的变化趋势逐渐趋于平稳,网络迅速的收敛。



(a) 判别网络的损失变化  
(a) Distinguishing loss change of network

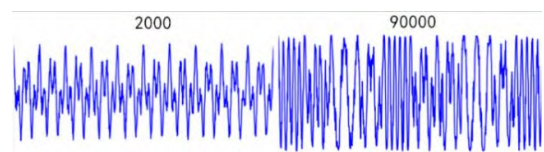


(b) 生成网络的损失变化  
(b) Loss variation of the generated network

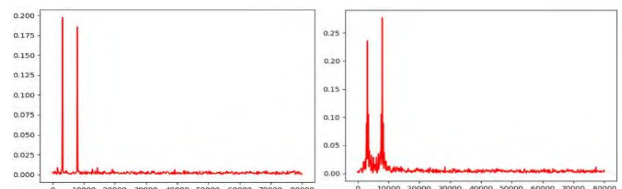
图 11 2FSK 信号损失函数变化图

Fig.11 Loss function of 2FSK

以 10 个码元为例,训练 2000 次和 90000 次后所生成样本时域波形图和频谱图如图 12 所示。



(a)生成 2FSK 样本时域波形图  
(a) Waveforms of generated 2FSK samples



(b) 生成 2FSK 样本频谱图  
(b) Spectrum of generated 2FSK samples

图 12 生成 2FSK 样本时域波形图和频谱图

Fig.12 Waveforms and spectrums of generated 2FSK samples

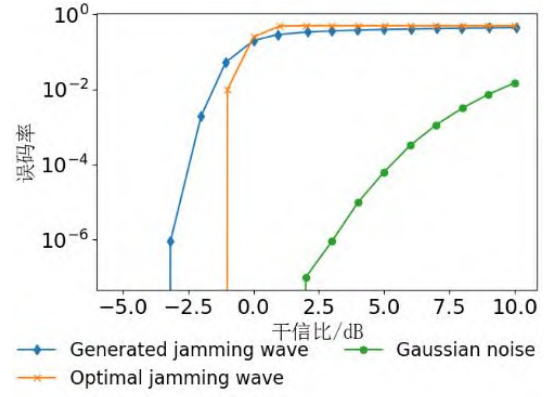
从图 12 中可以看到,在训练 2000 次之后,生成网络已经能生成含有两个频率分量的干扰波形,生成样本频谱特征与训练所用 2FSK 信号的频谱特征一致,但此时在时域上两个频率的波形是均匀混在一起的,网络对 2FSK 信号的时域特征学习不够充分。在训练 90 000 次之后,网络逐渐学到了 2FSK 信号的时域特征,生成了两个频率波形不在同一时间出现的干扰波形。

综上,可以看出本文 GAN 对其他类型和参数的目标信号也有较好的生成效果,能够生成与目标信号具有相似时域特性和频域特性的样本作为干扰波形,具有较好的应用泛化性。

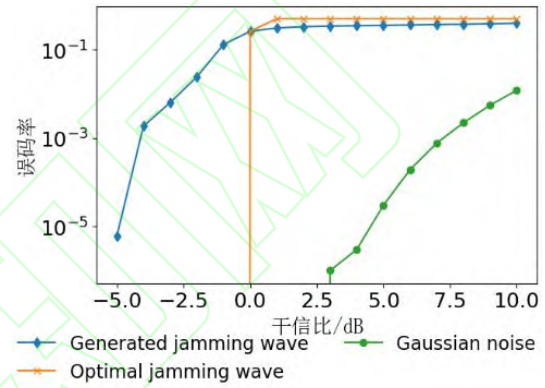
### 2.3 实验 3 干扰效果对比实验

通信干扰波形生成的最终目的是实现有效干扰,为说明本文干扰波形生成方法的有效性和较传统方法的优越性,将本文方法与最佳干扰、高斯噪声干扰进行了干扰效果对比试验。

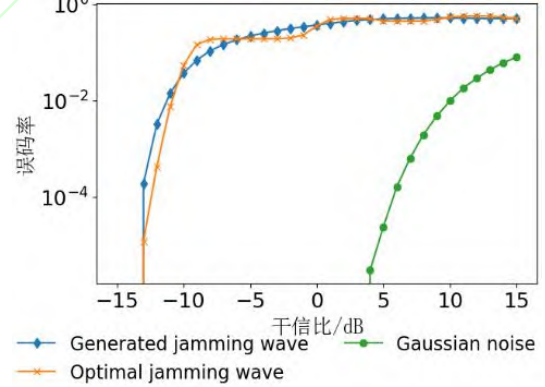
在实验中,为充分观察干扰效果,以 10000 个码元长度为例,分别以训练 80000 次后所生成的干扰波形、最佳干扰波形和高斯噪声对目标通信系统进行干扰,在不同的干信比下各重复 100 次,取 BER 平均值,画干扰效果对比图。对 BPSK、QPSK 和 2FSK 通信系统来说,最佳干扰是与其具有相同调制方式、载波频率和码元速率的通信信号,因此,在实验中,对随机生成的基带信号做不同的调制后作为 BPSK、QPSK 和 2FSK 通信系统最佳干扰波形。对 16QAM 通信系统来说,理论上最佳干扰是与其具有相同载波频率和码元速率的 QPSK 信号<sup>[21]</sup>,但仿真中与目标信号具有相同载波频率和码元速率的 16QAM 信号进行干扰的效果与最佳干扰效果相差较小,并且低于干信比时,以 16QAM 信号进行干扰的效果略优于 QPSK 信号,因此在本文实验中仍以与目标信号具有相同载波频率和码元速率的 16QAM 信号对 16QAM 通信系统的干扰效果作为最佳干扰。3 种干扰对 BPSK、QPSK、16QAM 和 2FSK 通信系统的干扰效果对比如图 13 所示。



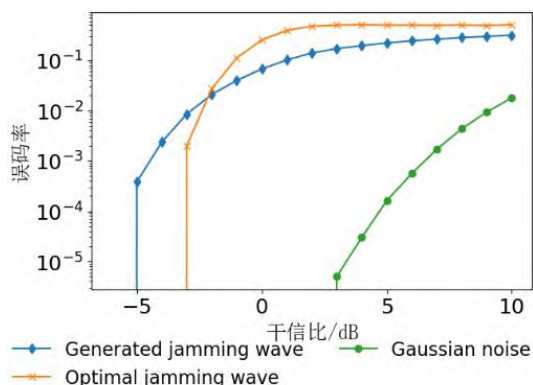
(a) 3 种干扰下 BPSK 通信系统的 BER  
(a) BER of BPSK jammed by three kinds of jamming



(b) 3 种干扰下 QPSK 通信系统的 BER  
(b) BER of QPSK jammed by three kinds of jamming



(c) 3 种干扰下 16QAM 通信系统的 BER  
(c) BER of 16QAM jammed by three kinds of jamming



(d) 3 种干扰下 2FSK 通信系统的 BER  
(d) BER of 2FSK jammed by three kinds of jamming  
图 13 3 种干扰下 BPSK、QPSK、16QAM 和 2FSK 通信系统的 BER  
**Fig.13 BER of BPSK、QPSK、16QAM and 2FSK jammed by three kinds of jamming**

图 13(a)为 3 种干扰下 BPSK 通信系统的 BER, 图 13(b)为 3 种干扰下 QPSK 通信系统的 BER, 图 13(c)为 3 种干扰下 16QAM 通信系统的 BER, 图 13(a)为 3 种干扰下 2FSK 通信系统的 BER。从图 13 中可以看出, 干信比相同时, 生成干扰波形的 BER 比高斯噪声高很多, 也即干扰效果比高斯噪声干扰明显得多。干信比较小时, 与最佳干扰相比, 生成干扰波形的干扰效果比最佳的干扰还要好, 这也从一个侧面验证了所谓的最佳干扰波形也是在某一定的干信比范围内而言的; 干信比较大时, 生成干扰波形的 BER 低于最佳干扰的 BER, 但随着干信比的增加, 生成波形 BER 曲线能够逐渐逼近最佳干扰的 BER 曲线。结合第 2.2 节中 4 种信号损失函数变化趋势和生成样本的仿真结果来看, 在学习率取 0.001 时, 运用 4 种信号的训练集训练网络, 训练次数 40 000 次之后, 网络的损失函数变化趋势都能逐渐变小, 损失值趋于稳定, 生成网络能够生成逼近真实样本分布的样本骗过判别网络, 并对目标通信系统产生较好的干扰效果。

### 3 结 论

本文提出一种基于 GAN 的通信干扰波形生成技术, 利用 GAN 能够自主学习训练集中数据的潜在分布并生成具有相同分布的样本的能力, 将采集到的目标信号时域波形直接作为训练集对 GAN 进行训练, 并将生成的与目标信号具有相似时域特性和频域特性的样本作为

干扰波形, 针对目标通信系统的信道实施干扰。与传统干扰方法相比, 本文所提出的方法不需要关于目标信号特征的先验知识, 能够自主提取目标信号的特征并生成干扰波形实施干扰, 减少了人工决策的过程, 解决了实际干扰过程中未知信号和参数动态变化的信号干扰的问题, 在取得较好干扰效果的同时, 也具有较好的应用泛化性。

### 参考文献

- [1] YOU X, ZHANG C, TAN X, et al. AI for 5G: research directions and paradigms[M]. Scientia Sinica: Informationis, 2018, 48(12): 1589-1602.
- [2] LI H, ZHAO X. Joint resource allocation for OFDM-based cognitive two-way multiple AF relays networks with imperfect spectrum sensing[J]. IEEE Trans. on Vehicular Technology, 2018, 67(1): 6286-6300.
- [3] YE H, LI G Y, JUANG B H. Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(1): 114-117.
- [4] AHMED I K, FAPOJUWO A O. Stackelberg equilibria of an anti-jamming game in cooperative cognitive radio networks[J]. IEEE Trans. on Cognitive Communications and Networking, 2018, 4(1): 121-134.
- [5] HUANG J F, CHANG G Y, HUANG J X. Anti-jamming rendezvous scheme for cognitive radio networks[J]. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2017, 16(3): 648-661.
- [6] SALAMEH H B, OTOUM S, ALOQAILY M, et al. Intelligent jamming-aware routing in multi-hop IoT-based opportunistic cognitive radio networks[J]. Ad Hoc Networks, 2020, 98: 102035.
- [7] JIN H, SONG X Q, WANG M, et al. A fast anti-jamming decision method based on the rule-reduced genetic algorithm[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems (TIIS), 2016, 10(9): 4549-4567.



- [8] YU L, WU Q, XU Y, et al. Power control games for multi-user anti-jamming communications[J]. *Wireless Networks*, 2019, 25(5): 2365-2374.
- [9] XU Y F, REN G C, CHEN J, et al. A one-leader multi-follower Bayesian-Stackelberg game for anti-jamming transmission in UVA communication networks[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 21697-21709.
- [10] JIA L L, YAO F Q, SUN Y M, et al. A hierarchical learning solution for anti-jamming Stackelberg game with discrete power strategies[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2017, 6(6): 818-821.
- [11] 颢孙少帅, 杨俊安, 刘辉, 等. 基于正强化学习和正交分解的干扰策略选择算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, 40(3): 518-525.
- ZHUANSUN S S, YANG J A, LIU H, et al. Jamming strategy learning based on positive reinforcement learning and orthogonal decomposition[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(3): 518-525.
- [12] NASIR Y S, GUO D. Multi-agent deep reinforcement learning for dynamic power allocation in wireless networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(10): 2239-2250.
- [13] AMURU S, BUEHRER R M. Optimal jamming against digital modulation[J]. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2015, 10(10): 2212-2224.
- [14] GOODFELLOW I, POUGET A J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]// *Proc. of the 27th International Conference on Advances in Neural Information Processing Systems*, 2014: 2672-2680.
- [15] 朱克凡, 王杰贵. 小样本条件下 SCGAN+CNN 低分辨率雷达目标一步识别算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2020, 42(1): 67-75.
- ZHU K F, WANG J G. Low-resolution radar target one-step recognition algorithm based on SCGAN+CNN with a limited training data[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2020, 42(1): 67-75.
- [16] MEHTA K, KOBTI Z. Data augmentation using CA evolved GANs[C]// *Proc. of the Symposium on Computers and Communications*, 2019: 1087-1092.
- [17] WANG Y, YU B T, WANG L, et al. 3D conditional generative adversarial networks for high-quality PET image estimation at low dose[J]. *NeuroImage*, 2018, 174: 550-562.
- [18] YI Z L, ZHANG H, TAN P, et al. DualGAN: unsupervised dual learning for image-to-image translation[C]// *Proc. of the International Conference on Computer Vision*, 2017: 2868-2876.
- [19] CHOI Y, CHOI M, KIM M, et al. Stargan: unified generative adversarial networks for multi-domain image-to-image translation[C]// *Proc. of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018: 8789-8797.
- [20] ABRAMIAN D, EKLUND A. Refacing: reconstructing anonymized facial features using GANS[C]// *Proc. of the 16th International Symposium on Biomedical Imaging*, 2019: 1104-1108.
- [21] 孙志国, 徐天宇, 邓昌青, 等. 16-QAM 信号的最佳干扰分析[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2018, 39(7): 1245-1250.
- SUN Z G, XU T Y, DENG C Q, et al. Analysis on optimal jamming against 16-QAM signal[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2018, 39(7): 1245-1250.

## 作者简介

赵凡 (1994-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为通信干扰、机器学习。

E-mail: 1721693086@qq.com

金虎 (1974-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为通信对抗、机器学习。

E-mail: jinhu\_tiger@sina.cn