

基于深度残差神经网络的GNSS接收机干扰抑制方案

张国梅^{1,2}, 张欣¹, 尹佳文¹, 王华^{2,3}

(1. 西安交通大学信息与通信工程学院, 西安 710049; 2. 地理信息工程国家重点实验室, 西安 710054; 3. 西安测绘研究所, 西安 710054)

摘要: 在各种压制式和欺骗式干扰随机存在的全球卫星导航系统(Global navigation satellite system, GNSS)复杂应用环境下,传统先估计干扰信号参数再抵消的干扰抑制方法需要针对不同类型的干扰设计专门的参数估计和抵消算法,设计工作量大且缺乏通用性。为此本文提出了一种基于深度残差神经网络的干扰抑制方案。首先,针对典型的GNSS干扰类型搭建和训练了相应的残差神经网络,实现从受扰接收信号中直接提取有用卫星信号。然后,结合干扰分类识别结果,将对一维接收信号进行短时傅里叶变换(Short-time fourier transform, STFT)预处理后的时频谱二维信号送入与干扰类型相对应的残差网络,网络输出消除了干扰信号影响的有用卫星信号的时频二维谱。该方案无需对不同类型的干扰采用不同的参数估计和干扰抵消方法,对各类压制干扰和欺骗信号均采用相同的处理流程。实验结果表明相比于先估计干扰信号参数再进行抵消的干扰抑制方案,所提方案对各种GNSS干扰类型均具有较好的抑制效果,具备一定的通用性。

关键词: 全球卫星导航系统;压制式干扰;欺骗式干扰;干扰抑制;深度残差神经网络

中图分类号: TN967.1 **文献标志码:** A

An Interference Suppression Scheme Based on Deep Residual Neural Networks for GNSS Receivers

ZHANG Guomei^{1,2}, ZHANG Xin¹, YIN Jiawen¹, WANG Hua^{2,3}

(1. School of Information and Communications Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. State Key Laboratory of Geo-information Engineering, Xi'an 710054, China; 3. Xi'an Research Institute of Surveying and Mapping, Xi'an 710054, China)

Abstract: In the complex application environment of the global satellite navigation system (GNSS), where various kinds of suppressive interference and spoofing randomly exist, the traditional interference suppressing method that first estimates the interference parameters and then cancels interference signal, will be designed difficultly and has low generality, because the special parameter estimators and the interference reducing methods are needed for various types of interference. Therefore, an interference suppression scheme based on deep residual neural networks (DRNNs) is proposed in this paper. First, the corresponding DRNN is built and trained for each typical GNSS interference. It can directly extract the target satellite signal from the interfered signal. Second, according to the interference classification and recognition result, the corresponding DRNN is selected. The time-frequency two dimensional (2D) signals

obtained by short-time Fourier transform over the received one-dimensional signal are then entered into the chosen DRNN. The output is the 2D time-frequency spectrum of the useful signal, where the impact of the interference has been suppressed. In our scheme, the same procedure is applied for different kinds of suppressive interference and spoofing. It is not required to design the special designs about the parameter estimation and the interference reduction for various interferences. Experimental results show that the proposed scheme can effectively suppress various GNSS interference, compared with the traditional scheme. It demonstrates a certain of commonality.

Key words: global navigation satellite system (GNSS); suppressive interference; spoofing interference; interference suppression; deep residual neural network (DRNN)

引言

全球卫星导航系统(Global navigation satellite system, GNSS)是一种覆盖广、全天候、实时且高精度的导航系统。然而,由于发射卫星与地面相距遥远,GNSS接收信号功率极低,因此极易受到外界各种无意和恶意干扰的影响^[1]。压制式和欺骗式干扰是GNSS系统面临的两种最典型的人为恶意干扰。研究GNSS接收机的抗干扰技术,对提高其导航可靠性、改善其在复杂电磁环境下的工作性能具有重要意义。

干扰抑制是GNSS抗干扰处理的重要环节,属于GNSS抗干扰领域的研究热点。针对压制式干扰,文献[2]中提出了结合过采样和盲源分离技术的干扰抑制算法,先使用通信信号与窄带干扰中的结构特征,构造盲源分离模型,再用独立成分分析法来重构码元信息,但该方法仅适用于抑制窄带干扰。文献[3]中提出了空时自适应处理的干扰抑制方案,采用了最小均方误差波束成形算法,但多天线阵列硬件成本较高。文献[4]中提出了一种先利用神经网络估计干扰参数,再采用自适应无限长脉冲响应滤波器消除干扰的抑制方法,但文中只考虑了两种窄带干扰。针对欺骗式干扰,文献[5-7]中研究了基于信号认证序列的欺骗干扰抑制方法,但这些方法需要修改当前GNSS系统的信号格式,可行性较差。文献[8]中提出了基于子空间投影的欺骗干扰抑制方法,先根据捕获后的GNSS信号获取载波频率和伪码相位参数,再通过子空间投影构建欺骗干扰信号的零空间以消除干扰。但该方法仅适用于欺骗信号功率较大的情况,且需多次捕获导致时效性较差。前期还提出了一种基于长短时记忆神经网络(Long short-term memory, LSTM)的干扰检测、相关峰识别和干扰消除联合的抗欺骗干扰解决方案,对强弱欺骗信号均适用且避免了多次捕获操作^[9]。

综上所述,现有研究大多仅考虑某种特定的干扰类型,不适用于压制式和欺骗式干扰随机出现的复杂干扰场景。对此,本文将两类干扰随机出现放到同一个框架里考虑,提出了一种利用深度残差神经网络(Deep resnet neural network, DRNN)从接收信号中提取有用信号的通用干扰抑制框架。深度残差神经网络已被应用于雷达系统压制式干扰抑制^[10]和图像重建^[11]等领域,并取得了优异的性能。此外,深度残差网络将对目标信号的提取转化为对更易于优化的残差信号的学习,更适合于GNSS终端接收信号中干扰分量功率高于目标卫星信号功率的情况。以此为动机,本文将深度残差神经网络用于实现GNSS接收机对各种压制式干扰和欺骗式干扰的统一抑制。首先,引入了基于卷积神经网络并使用多个残差块跳级连接结构的DRNN网络。然后针对各类干扰分别生成训练数据集,完成相应DRNN的结构和参数训练。网络输入为接收信号的短时傅里叶变换(Short-time fourier transform, STFT)二维时频谱图,输出为不包含干扰的接收信号STFT结果,损失函数为抑制干扰后时频谱图与无干扰时频谱图之间的均方误差;其次,基于自动干扰分类识别^[12]的结果,选择对应的训练后网络从受干扰的接

收信号时频谱图中实时分离出目标卫星信号分量以消除干扰影响。所提出的干扰抑制方案对各种GNSS干扰采用统一的处理过程,若有新增的干扰类型,只需生成对应数据训练新的DRNN后将其并行添加到干扰抑制框架中即可。

1 GNSS接收系统干扰场景与模型

考虑如图1所示的单干扰源场景,干扰源可能发送压制式或欺骗式干扰信号,两种干扰随机出现。与文献[2,4,13-14]相同,假设同一时刻干扰机只发射一种干扰信号。此外,在实际对抗场景下,攻击方通常先发送大功率压制式干扰使目标接收机失锁,然后再发送欺骗信号逐步引导目标接收机捕获跟踪到欺骗信号上。因此,在单干扰源场景下可假设压制式干扰和欺骗式干扰、不同类别的压制式干扰信号不同时出现。假设单天线接收机可以接收到 N 颗可见卫星的导航信号,则接收到的卫星信号可以表示为

$$y(t) = \sum_{i=1}^N A_i C_i(t - \tau_i) D_i(t - \tau_i) \exp \{ j[2\pi(f_{i-c} + f_{i-d})t + \varphi_i] \} \quad (1)$$

式中:下标“ i ”为卫星的编号, A_i 为信号振幅, $C_i(t)$ 为扩频码, $D_i(t)$ 为导航电文, τ_i 为信号的伪码相位偏移, f_{i-c} 为载波频率, f_{i-d} 为多普勒频移, φ_i 为载波初相。

在图1所示场景中,接收信号中还包括可能存在的干扰和背景噪声信号。本文综合考虑了6种最具代表性的压制式干扰及静态欺骗式干扰(信号参数稳定)^[15-19],它们的信号模型如表1所示。表1中,干扰类型分为单音干扰(Single tone interference, STI)、多音干扰(Multiple tone interference, MTI)、线性调频干扰(Linear frequency modulation interference, LFMI)、脉冲干扰(Pulse interference, PI)、二进制相移键控窄带干扰(Binary phase shift keying_narrow-band interference, BPSK_NBI)、二进制相移键控宽带干扰(Binary phase shift keying_wide-band interference, BPSK_WBI)。表1中, P 为各类压制式干扰信号的功率, f 为干扰信号频率, φ 为服从 $[0, 2\pi)$ 上均匀分布的随机相位。在LFMI信号模型中, f_0 为

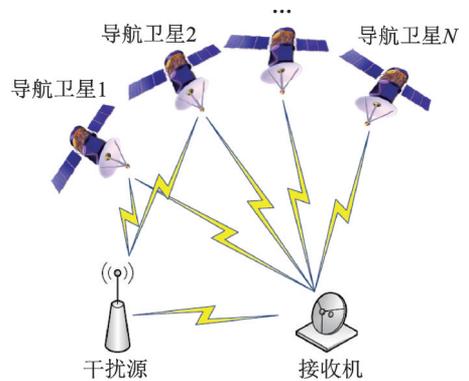


图1 GNSS接收系统干扰场景

Fig.1 Interference scenario for GNSS receiving system

表1 干扰类型及其数学模型

Table 1 Types of interference and their mathematical models

干扰类型	干扰名称	数学模型
压制式干扰	STI	$J_{STI}(t) = \sqrt{2P_{STI}} \cos(2\pi f_{STI}t + \varphi_{STI})$
	MTI	$J_{MTI}(t) = \sqrt{2P_{MTI}} \sum_{i=1}^N \cos(2\pi f_i t + \varphi_i)$
	LFMI	$J_{LFMI}(t) = \sqrt{2P_{LFMI}} \text{rect}(t/T) e^{j(2\pi f_0 t + \pi K t^2 + \varphi)}$
	PI	$J_{PI}(t) = \sum_{i=0}^{N-1} \sqrt{P_{PI}/\tau} [u(t - iT_{PI}) - u(t - iT_{PI} - \tau T)]$
	BPSK_NBI	$J_{NBI}(t) = \sqrt{2P_{NBI}} \sum_i a_i g(t - iT_b) \cos(2\pi f_j t + \varphi) \quad B_{BPSK} < B_{GNSS}$
	BPSK_WBI	$J_{WBI}(t) = \sqrt{2P_{NBI}} \sum_i a_i g(t - iT_b) \cos(2\pi f_j t + \varphi) \quad B_{BPSK} \geq B_{GNSS}$
欺骗式干扰		$J_S(t) = \sum_{i=1}^{N_s} A_{i-s} C_i(t - \tau_{i-s}) D_i(t - \tau_{i-s}) e^{j[2\pi(f_{i-s_c} + f_{i-s_d})t + \varphi_{i-s}]}$

扫频中心频率, K 为线性扫频率。在 PI 模型中, τ 为脉冲占空比, T_{PI} 为脉冲周期, N 为脉冲的个数。在 BPSK 窄带干扰和 BPSK 宽带干扰模型中, a_i 为随机二进制不归零比特流, $g(t)$ 为矩形窗, T_b 为二进制比特的码元宽度, B_{BPSK} 为 BPSK 调制信号带宽, B_{GNSS} 为 GNSS 信号带宽。在欺骗干扰模型中, 下角标 “S” 指示欺骗信号, 其他参数含义与式(1)相同。

2 基于深度残差神经网络的干扰抑制方案

2.1 研究思路

传统干扰抑制方法从干扰的角度出发, 先估计干扰信号参数, 再基于这些参数设计滤波器进行干扰抵消。由于不同类型的干扰关键参数不同, 在信号时域、频域或捕获后相关峰图上的影响形式不同等原因, 一般需要对不同类型的干扰设计不同的参数估计方法和抵消算法。例如, 对于多音干扰, 需要先估计多音数目、各个频点频率和幅度, 再设计多个陷波滤波器进行干扰信号抵消。对于线性调频干扰、脉冲干扰、BPSK 窄带干扰以及 BPSK 宽带干扰, 需先估计干扰信号的中心频率和带宽, 再采用带阻滤波器进行干扰信号抵消。对于欺骗干扰, 因为其与真实卫星信号扩频结构一致, 可以先基于捕获后数据估计欺骗信号相关峰的载波频率和码相位, 再采用子空间投影算法来抑制欺骗信号的影响^[9]。综上所述, 先估计干扰信号参数再抵消的干扰抑制方法, 对于不同类型的干扰需设计专门的处理算法, 缺乏较为通用的处理框架。针对该问题, 本文将设计一种适用于任意干扰类型的通用干扰抑制框架。干扰抵消的最终目的是要获得可靠的真实卫星信号, 以降低干扰在解码星历数据等信息时带来的不利影响, 所以本文直接从卫星信号的角度出发, 利用一种较为统一的处理框架实现从接收信号中直接提取有用卫星信号。

相关研究表明, DRNN 网络采用带有跳线连接的残差块, 将前一层的输出直接传到下一层, 从而将对目标输出的学习转化为了对更容易优化的残差函数的学习。这种结构能解决网络深度增加时的模型退化问题, 有效避免了因梯度消失带来的错误率增加。DRNN 的优异特性, 使其已被广泛用于图像分类、检测和图像重建等领域^[11], 近年来还被用于雷达系统的干扰抑制^[10], 均表现出良好性能。本文采用 DRNN 的原因有: (1) 从本文研究的目标问题出发, 要求所设计的深度学习网络应能从受扰接收信号中提取出目标卫星信号。但由于星地长距离传输会导致接收信号中卫星信号的功率远低于来自附近干扰源的干扰信号功率, 这将不利于直接对卫星信号特征进行提取。如果采用残差网络, 残差块中的卷积层可以实现对残差信号的学习。对应到本文系统中残差信号实际上就是功率占比较高的干扰信号的反信号, 要对功率较高的信号特征进行学习显然更加容易。最后通过 DRNN 特有的跳级连接结构对残差信号与输入信号求和便可获得目标卫星信号。(2) 与其他深度神经网络相比 DRNN 在解决本文的干扰抑制问题上具有优势。与未采用跳线连接的深度卷积神经网络相比, DRNN 网络因为解决了梯度消失问题, 可以通过增加网络深度获得更优的误差性能。被广泛用于预测系统的 LSTM 网络, 适合于解决输入序列中存在时序关联特性的分类、识别和预测问题。例如在文献[9]中, 本课题团队针对欺骗干扰攻击初始阶段具有显著的动态时序特性的情况, 采用 LSTM 实现了欺骗干扰信号的高精度检测和欺骗峰识别。但本文考虑的干扰场景是干扰信号已稳定的静态阶段, 没有显著的时序动态变化, 因此不适于采用 LSTM 网络。综上所述, 本文将采用 DRNN 进行 GNSS 接收机干扰抑制。

2.2 数据预处理及干扰抑制过程

使用了卷积层的深度残差网络, 其输入和输出通常为二维信号。为了匹配该信号形式, 本文参考文献[10]的做法, 对接收机收到的一维数字中频信号先做短时傅里叶变换, 转换成二维时频谱矩阵后送入网络进行训练和处理。假设 $z(t)$ 为源信号, 它的短时傅里叶变换可表示为

$$\text{STFT}_z(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} [z(u)g(u-t)]e^{-j2\pi fu} du \quad (2)$$

式中: $g(t)$ 为窗函数,本文选取矩形窗,窗长设为 Δt 。基于短时傅里叶变换得到二维时频谱图的过程如下:首先将输入的一维信号序列乘以窗函数,然后进行一维傅里叶变换。经过滑动窗函数就可以得到一组傅里叶变换结果。再将这些结果按列依次排开即获得二维时频谱图。在短时傅里叶变换过程中,窗长选取将直接决定时频谱图的时间分辨率和频率分辨率。在固定输入信号长度下,选取的窗越长,变换后的频率分辨率也越高,但其时间分辨率越低,应根据实际信号的时频域特点选择合适的窗长。本文仿真实验中,在综合考虑接收信号长度和FFT计算开销等因素后,选择了一个对各类干扰信号都较为适用的固定窗长。

时频谱矩阵被当做等效二维图像送入深度残差神经网络,用受干扰前后的谱矩阵作为网络的输出和输入进行训练。网络自动提取谱矩阵中的残差信号特征,通过跳线连接将目标卫星信号特征保留下来,最后再利用三维卷积核重构目标信号谱矩阵。然后使用训练后的网络对接收信号进行处理,得到的网络输出经逆短时傅里叶变换后可获得消除干扰后的时域卫星信号。该信号将被继续发送到GNSS接收机后续的捕获和跟踪等模块进行处理。

本文的干扰抑制处理过程需要跟在干扰类型识别模块之后,根据识别的干扰类型选择对应的训练后DRNN进行处理。干扰分类识别,可以采用作者前期提出的压制式和欺骗式组合干扰场景下基于两级反向传播(Back propagation, BP)神经网络的干扰分类识别方案实现^[12]。

2.3 深度残差神经网络的设计

针对GNSS的各类干扰,本节设计了基于DRNN的干扰抑制网络(Interference suppression network, ISN)。该网络对带有干扰的GNSS数字中频信号的时频谱图进行处理,通过学习残差信号特征并利用跳级连接实现对目标卫星信号的提取,从而达到去除干扰的目的,其结构如图2所示。

ISN输入为带干扰的GNSS中频接收信号的时频谱图,其构造过程如2.1节所述。经过ISN网络处理后,输出时频谱图中的主要成分是有用卫星信号,而干扰信号和噪声信号均得到了较大幅度的抑制。在训练时,输出标签应是不带干扰的GNSS中频接收信号的时频谱图。

参考文献[10]中采用的网络,本文选择了一个包含16个残差块的DRNN来构成ISN。利用干信比(Jamming to signal power ratio, JSR)在10~20 dB下7种干扰的训练数据分别训练各自对应的网络。当网络损失函数均方误差(Mean square error, MSE)收敛时停止训练,从而确定网络各层的参数。每个残差块都包括两个由卷积层以及紧随其后的批归一化层(Batch normalization, BN)构成的卷积层结构,两个卷积层结构之间插入一个修正线性单元,残差块最后一层是元素相加层(Elementwise sum, ES),ISN中卷积核大小均为 4×4 ,步长为1。此处选择的卷积核大小是在特征提取效果和计算复杂度之间做了折衷考虑后所选的常用取值^[11]。每个卷积层均包括16个卷积核,其对应的输出为16个特征图。卷积核的各权重值要通过样本训练学习得到。卷积层的目的是对时频谱图中干扰信号的特征进行提取,再利用跳线连接可抵消干扰而保留下目标卫星信号成分。卷积层参数通过训练后可让其提取的特征更逼近于干扰信号的特征。

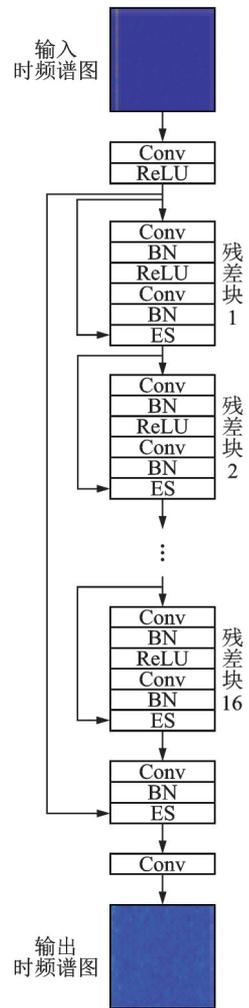


图2 ISN的网络结构示意图
Fig.2 Schematic diagram of ISN network structure

网络除输入和输出外共有19层:第1层由1个卷积层(Convolutional layer, Conv)和1个修正线性单元(Rectified linear unit, ReLU)组成,卷积层同样包含16个 4×4 的卷积核,步长(Stride)为1。第2~17层对应第1~16个残差块,其中每个残差块都由卷积层、BN层、修正线性单元、卷积层、BN层以及ES层组成。第2层的ES层将第1层的输出以及第2层残差块中前5个子层处理后的结果相加,结果作为第2层的输出。第3~17层的残差块也采用这样的跳级连接结构,如图2所示。第18层由卷积层、BN层和ES层共3层组成,其中的ES子层将第1层的输出和第18层的前两层处理后的结果相加。第19层是1个卷积层,利用1个 $4 \times 4 \times 16$ 的卷积核输出二维谱图像。该输出结果便是仅保留了目标卫星信号特征的时频谱图。最后对ISN的输出结果做短时傅里叶反变换,即可得到干扰抑制后的数字中频信号。

3 网络训练与测试结果分析

3.1 训练数据生成及网络配置

为了进行网络训练,通过仿真得到对应于数字中频的训练数据集。模拟GPS L1频点的中频数据,接收机能接收到6~8颗可见卫星的信号,接收信噪比为 -20 dB,采样频率为10.23 MHz。欺骗干扰源转发2~4颗卫星的信号。多径信号与直射信号的伪码相位差为 $0.1 \sim 1$ 码片、与直射信号的多普勒频移差在 ± 100 Hz范围。表2所列为其他有关仿真参数。

表2 GNSS数据生成的仿真参数
Table 2 Simulation parameters for GNSS data generation

项目	参数类型	参数名称	参数值
真实卫星信号	直射信号	多普勒频移/kHz	$-4 \sim 4$
	多径信号	功率衰减/dB	$-20 \sim -5$
压制式干扰	STI	干扰频点/MHz	0.5
	MTI	干扰频点/MHz	[0.4, 0.5, 0.6, 0.7]
		各频点功率	随机分配
	LFMI	扫频带宽/MHz	2.046
		扫频单元持续时间/s	$10e-5$
	PI	脉冲周期/ μ s	50
		占空比/%	10
	BPSK_NBI	码元速率/Baud	$1e-5, 2e-5$
		码元宽度/ms	0.01, 0.02
	BPSK_WBI	码元速率/Baud	1M, 2M
码元宽度/ms		0.001, 0.002	
欺骗式干扰	与真实信号的伪码相位差/码片	$1 \sim 1.5$	
	与真实信号的多普勒频移差/Hz	$0 \sim 500$	

每个JSR下,每种干扰的样本数为1 000,每个样本包括一对受扰后和受扰前的接收信号二维时频谱图,谱图大小为 95×95 。样本依照4:1的比例被划分为训练集和测试集。针对7种不同的干扰,相应地训练了7个不同的深度残差网络。网络训练的相关参数设置如下:用于训练的最大轮数为80,用于每次训练迭代的最小批次大小为64,梯度优化算法选择动量随机梯度下降(Stochastic gradient descent with momentum, SGDM),初始学习率为0.000 1,损失函数为MSE。

3.2 测试结果及分析

受限于篇幅,本节仅给出干信比为 20 dB 时扫频干扰、BPSK 宽带干扰和欺骗式干扰的实验结果。此时干扰与噪声功率比仅为 0 dB,是对干扰特征提取不利的设置,以便考察所提方案在较差条件下是否有效。对于前两种压制式干扰,将从时频谱图和捕获结果两个角度进行展示。对于欺骗式干扰,时频谱图的意义不显著,仅用捕获效果图进行说明。

(1) LFMI 的抑制效果

图 3 给出扫频干扰抑制前后接收信号的 STFT 谱图。其中图 3(a) 为不存在 LFMI 时的时频谱图,当不存在干扰时,因为噪声功率比卫星信号功率大,故可以看到明显的噪点。网络对这些随机白噪声无法提取特征,但是可以对其中包含的具有显著结构的卫星中频信号特征进行学习。图 3(b) 为存在 LFMI 时的时频谱图,明显出现了几道亮线,正是扫频干扰存在的表现。图 3(c) 为先估计干扰参数再通过频域带阻滤波抑制干扰后的时频谱图,可以看出不仅频率集中于低频部分的扫频干扰信号被滤除,与扫频干扰在同频段内的有用信号也被滤掉了。图 3(d) 为使用 DRNN 进行干扰抑制后的时频谱图,与图 3(c) 对比可以看出,低频区域没有大片的极低功率表现而只有扫频干扰从时频谱图上被抹掉,有用信号还存在。文中所设计的 ISN 就是要保留卫星导航信号在时频谱图中的成分,通过残差块处理最终让残差分量(这里的扫频干扰分量)逼近于 0,实验结果表明所提方案达到了设计目标。

为了更加直观,图 4 给出了 4 种情况下捕获后得到的“多普勒频率-伪码相位”二维数组的三维展示图。无干扰时,捕获结果中具有明显的真实卫星信号相关峰。通过相关峰在底平面的位置可以确定其对应的多普勒频率值以及伪码相位差(在图 4(a) 中,峰值点在多普勒频移轴坐标为 -3 500,在伪码相位轴对应坐标为 740)。存在干扰后,捕获结果中出现大量无规律的尖峰,但不再有明显的相关峰,真实卫星信号被频带较宽的扫频干扰所淹没,会导致接收机误认为未捕获到卫星信号。而采用滤波法滤除扫频干扰时,会把与干扰重叠频段的有用信号也进行大幅度削弱,因此在图 4(c) 中仍然未出现明显的相关峰。而经过深度残差神经网络处理后,捕获结果中再次出现了明显的相关峰,且相关峰位置仍然是为

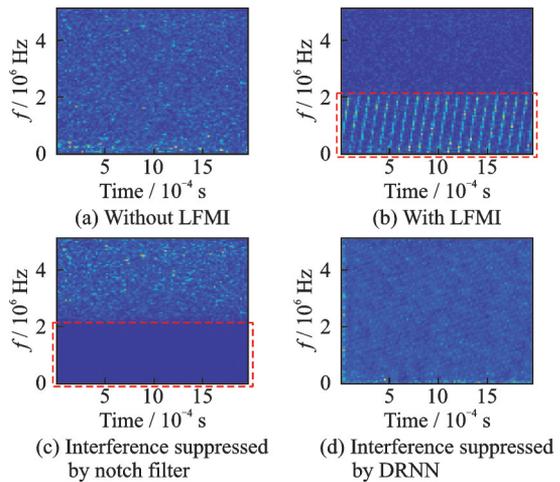


图 3 LFMI 抑制前后接收信号的时频谱图

Fig.3 Time-spectrum diagrams of the received signal before and after LFMI suppression

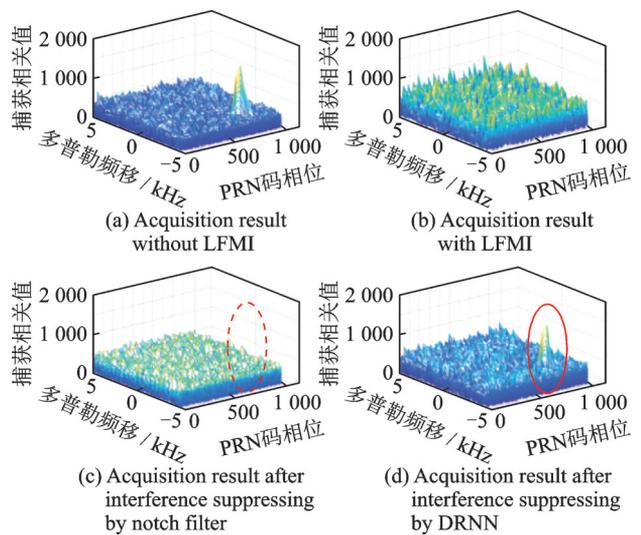


图 4 LFMI 抑制前后接收信号的捕获结果

Fig.4 Acquisition result of the received signal before and after LFMI suppression

(-3 500, 740), 与图 4(a) 中的相关峰位置一致, 从而仍可以得到正确的卫星信号多普勒频率值和伪码相位值, 说明所提出方案可以有效抑制干扰信号对导航接收机捕获操作的影响。

(2) BPSK_WBI 的抑制效果

图 5 和图 6 则给出了 BPSK_WBI 抑制前后的时频谱图和捕获结果图。与图 3 和图 4 展示的结果类似, 采用先估计参数再进行滤波消除干扰的方法, 因为在对宽带干扰进行抑制时会损失较大频段上的有用信号信息, 导致干扰抑制后不能有效地捕获到真实卫星信号的相关峰。而从图 6(d) 看出, 采用本文方法进行干扰抑制后, 捕获结果中仍然出现了相关峰。虽然相比 LFMI 的结果, 相关峰的相对高度不是那么明显, 但依然可以确定相关峰的位置, 图 6(a) 和图 6(d) 中的相关峰位置均为 (-3 500, 740), 也就是说可以得到真实卫星信号的对应多普勒频移信息和码相位信息, 仍然可以做后续跟踪处理。

图 7 展示了利用本文所提方法与传统滤波方法进行压制式干扰抑制的误差对比, 误差定义为干扰抑制后时频谱图与无干扰时的时频谱图之间的均方误差, 表达式如下

$$d = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\left[\frac{I_{\text{ori}}(i, j) - G(i, j)}{I_{\text{ori}}(i, j)} \right]^2} \quad (3)$$

式中: M 和 N 为时频谱图对应的二维矩阵的维度, $I_{\text{ori}}(i, j)$ 为无干扰时时频谱图在点 (i, j) 处的值, $G(i, j)$ 为干扰抑制后时频谱图在点 (i, j) 处的值。图 7 中给出的误差是 2 200 次实验的平均结果。

从图 7 中可以看到, 针对单音干扰两种方法的误差接近, 说明本文方案和对比方案对于危害较小的单音干扰, 均可以较好地去除干扰而尽可能多地保留有用信号。而对于 MTI、LFMI、PI 这 3 种干扰, 本文方法的误差相比传统方法显著减小。具体地, 对于 MTI 和 PI 两种干扰, 用本文方法进行干扰抑制后获得的信号时频谱图相比于无干扰的平均误差大约为传统滤波法的一半, 对于 LFMI 干扰则误差相比于传统滤波法下降了近 10 倍。对于 BPSK_NBI 和 BPSK_WBI 两种压制式干扰, 本文方法相比传统滤波法在误差上仍然有所下降, 尤其对于 BPSK 宽带干扰, 误差下降的幅度达到 50% 以上。由图 7 可以明显地看出, 传统的先估计参数再构造滤波器消除干扰的方法, 更适用于危害比较小的窄带干扰或时域上具有聚集性的脉冲干扰。而本文

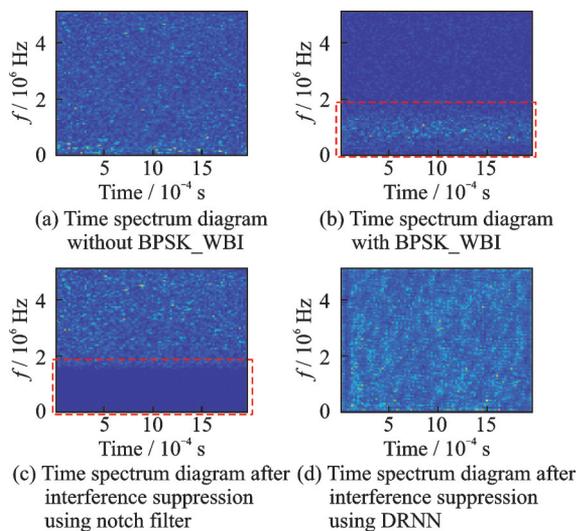


图 5 BPSK 宽带干扰抑制前后接收信号的时频谱图

Fig.5 Time-spectrum diagrams of the received signal before and after BPSK_WBI suppression

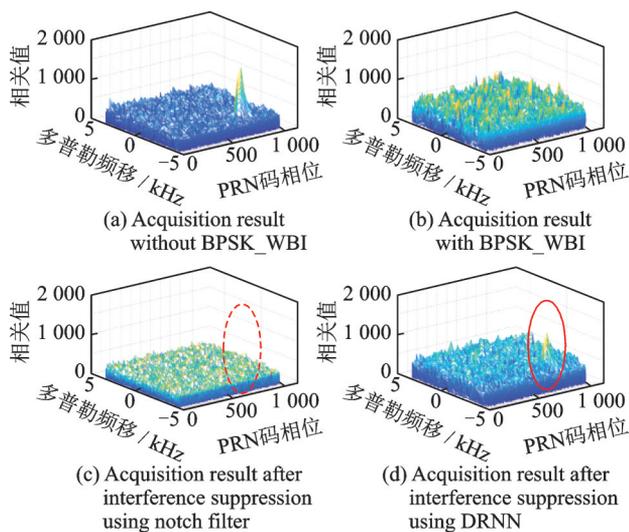


图 6 BPSK 宽带干扰抑制前后接收信号的捕获结果

Fig.6 Acquisition result of the received signal before and after BPSK_WBI suppression

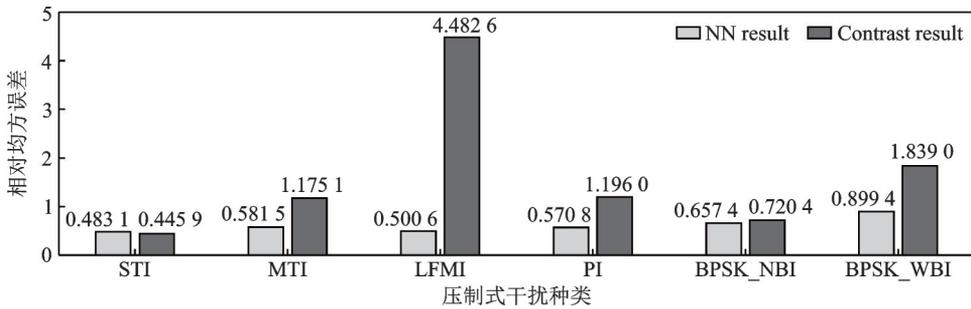


图7 本文方法和传统滤波法进行压制式干扰抑制的误差对比

Fig.7 Error comparison between the proposed scheme and the traditional filtering method for suppressive interference suppression

方法则对窄带和宽带干扰都具有明显的抑制效果,尤其对于宽带干扰,本文方法有着非常显著的性能增益。

(3) 欺骗式干扰的抑制效果

图8为欺骗式干扰抑制前后的捕获效果图,其中欺骗信号的码相位和真实信号码相位差为1.5码片,其功率设定低于卫星信号功率,以考察本文方案对不易实现的弱干扰抑制的效果。观察捕获结果中的相关峰可以看到,无欺骗时捕获结果中只有一个相关峰(-3 500,462),对应目标卫星信号,如图8(a)所示。加入欺骗式干扰后,捕获结果中出现了两个较为明显的相关峰,其中峰值较低的对应于欺骗信号,其二维坐标为(-3 000,447),如图8(b)所示。图8(c)为文献[9]中采用的基于子空间投影的欺骗消除法的干扰抑制结果,可以看出其很好地保留了真实卫星信号相关峰(-3 500,462),而欺骗峰完全消除了。但该方法需要提前确定欺骗峰的二维位置,本文团队在文献[9]中提出了利用欺骗攻击前期存在的时序特征以及LSTM网络的欺骗峰位置提取方法。但本文考虑的是欺骗干扰静态阶段,该方法不再适用。所以图8(c)仿真中假设欺骗峰位置理想已知,是未考虑位置识别误差影响的理想情况;图8(d)则为采用本文方法直接对受扰信号消除欺骗干扰后的捕获结果。可以看到,捕获结果中也仅保留下了真实卫星信号的相关峰,峰值点坐标仍然为(-3 500,462)。虽然相关峰高度比图8(c)略有降低,但其位置与图8(c)一致。而捕获的目的是要得到相关峰在多普勒频率和伪码相位二维平面上的位置,然后用于后续跟踪处理。只要相关峰位置捕获准确,就不会降低后续跟踪的性能。另一方面,本文方法采用训练好的ISN重构真实卫星信号,无需采用专门的欺骗峰参数估计模块,可避免参数估计带来的额外信息损失且实现难度更低。这些都说明,本文方案是适用于欺骗信号场景的。

文献[10]中在雷达实际采集的数据上对训练好的深度残差神经网络进行了干扰抑制实验,达到了预期的干扰抑制效果。在一定程度上说明训练后的深度残差神经网络,由

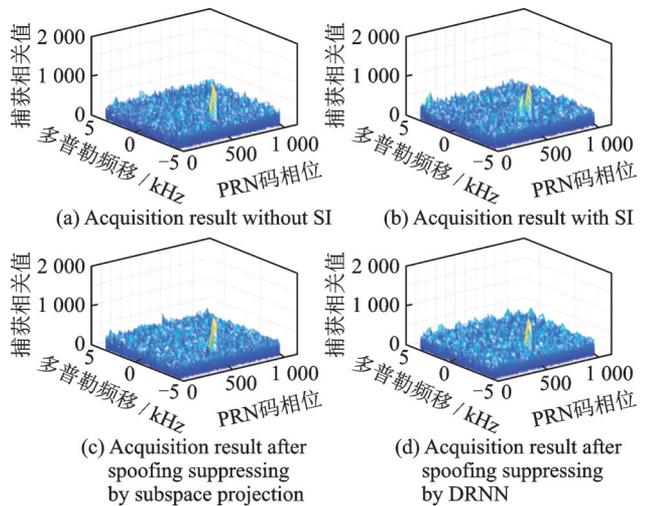


图8 欺骗干扰抑制前后的捕获结果图

Fig.8 Acquisition result before and after spoofing interference suppression

于其有限的计算开销使得网络具有对实时数据进行处理的能力。进一步在文献[20]中将深度残差网络与软件无线电平台结合,实现了对无线电信号的实时监测,说明DRNN可以实时应用。DRNN的计算复杂度主要受限于所采用的卷积层的运算量。本文所用的DRNN其包含的卷积层层数和卷积核大小与文献[10]中网络相当,由此可以侧面推断本文方案同样具有对在线采集数据进行实时处理的可能。

4 结束语

利用深度残差神经网络的快速收敛及自动特征提取的技术优势,本文提出了一种基于DRNN的通用GNSS干扰抑制处理框架。首先,选取短时傅里叶变换参数,对数字中频信号进行短时傅里叶变换处理得到时频域二维谱图;然后,基于干扰分类识别的结果,选取对应于某种干扰的训练后DRNN,先提取干扰信号的时频特征并通过跳级连接结构获得无干扰的目标信号时频谱图,从而实现干扰抑制。实验结果表明,相比传统的干扰参数估计辅助滤波的抑制方法,本文方法对于窄带和宽带压制式干扰以及欺骗式干扰均有较好的抑制效果,尤其在抑制LFMI和BPSK_WBI方面有着显著的性能优势,干扰消除后的时频谱图误差可以降低50%以上。

参考文献:

- [1] 贾琼琼,吴仁彪,王文益,等.基于WRELAX的小运算量GNSS多径干扰抑制算法[J].数据采集与处理,2018,33(3):469-476.
JIA Qiongqiong, WU Renbiao, WANG Wenyi, et al. GNSS multipath mitigation algorithm with low computation burden based on WRELAX[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2018, 33(3): 469-476.
- [2] 张江,陈剑斌,朱蕾,等.基于盲源分离的单通道窄带干扰抑制算法[J].太赫兹科学与电子信息学报,2018,16(2):239-243.
ZHANG Jiang, CHEN Jianbin, ZHU Lei, et al. Narrow-band interference suppression algorithm based on blind sources separation in single channel[J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2018, 16(2): 239-243.
- [3] AZUBOGU A C O, NWALOZIE G C, IDIGO V, et al. Simulation evaluation of least mean square adaptive beamforming algorithm for smart antennas[J]. *IUP Journal of Telecommunications*, 2012, 4(1): 27-39.
- [4] MOSAVI M R, SHAFIEE F. Narrowband interference suppression for GPS navigation using neural networks[J]. *GPS Solutions*, 2016, 20(3): 341-351.
- [5] POZZOBON O, CANZIAN L, DANIELETTO M, et al. Anti-spoofing and open GNSS signal authentication with signal authentication sequences[C]//Proceedings of Workshop on Satellite Navigation Technologies & European Workshop on GNSS Signals & Signal Processing. [S.l.]: IEEE, 2011.
- [6] HUMPHREYS T E. Detection strategy for cryptographic GNSS anti-spoofing[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2013, 49(2): 1073-1090.
- [7] CAPARRA G, STURARO S, LAURENTI N, et al. Evaluating the security of one-way key chains in TESLA-based GNSS navigation message authentication schemes[C]//Proceedings of 2016 International Conference on Localization and GNSS (ICL-GNSS). [S.l.]: IEEE, 2016.
- [8] HAN S, CHEN L, MENG W, et al. Improve the security of GNSS receivers through spoofing mitigation[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 21057-21069.
- [9] ZHANG Guomei, WEI Meng, MA Xiaohui, et al. LSTM network based spoofing detection and recognition in a GNSS receiver[C]//Proceedings of the 11th China Satellite Navigation Conference. Singapore: Springer, 2020: 613-622.
- [10] 荣鹏帅. SAR 射频干扰抑制方法[D].西安:西安电子科技大学,2019.
RONG Pengshuai. Radio frequency interference mitigation for SAR[D]. Xi'an: Xidian University, 2019.
- [11] 赵小强,宋昭漾.多级跳线连接的深度残差网络超分辨率重建[J].电子与信息学报,2019,41(10):2501-2508.
ZHAO Xiaoqiang, SONG Zhaoyang. Super-resolution reconstruction of deep residual network with multi-level skip connections [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(10): 2501-2508.
- [12] ZHANG Xin, ZHANG Guomei, WANG Hua, et al. Two-stage neural network based combined interference classification and

- recognition for a GNSS receiver[C]//Proceedings of the 11th China Satellite Navigation Conference. Singapore: Springer, 2020: 623-633.
- [13] 权友波. 卫星导航接收机时频抗干扰算法[D]. 成都: 电子科技大学, 2009.
QUAN Youbo. Time-frequency anti-jamming algorithm for satellite navigation receiver[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2009.
- [14] 王璐, 李素姣, 张耀天, 等. 利用周期重复 CLEAN 的 GNSS 欺骗式干扰抑制算法[J]. 信号处理, 2015, 31(12): 1636-1641.
WANG Lu, LI Sujiao, ZHANG Yaotian, et al. Spoofing interference suppression in GNSS using repeated CLEAN[J]. Journal of Signal Processing, 2015, 31(12): 1636-1641.
- [15] 张鑫. 卫星导航欺骗干扰信号仿真与检测关键技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.
ZHANG Xin. Research on key technologies of satellite navigation spoofing signal simulation and spoofing detection[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014.
- [16] 李林甫. 干扰识别技术研究与实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
LI Linfu. Research and implementation of interference recognition[D]. Xi'an: Xidian University, 2014.
- [17] 郭旭强. 北斗卫星导航干扰检测与识别技术研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
GUO Xuqiang. Study on interference detection and identification technology of beidou satellite navigation[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.
- [18] 朱鹏程. GNSS 干扰检测与识别技术研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
ZHU Pengcheng. Research on GNSS interference detection and identification technologies[D]. Chongqing: Chongqing University, 2018.
- [19] WU Z, ZHAO Y, YIN Z, et al. Jamming signals classification using convolutional neural network[C]//Proceedings of IEEE International Symposium on Signal Processing & Information Technology. [S.l.]: IEEE Computer Society, 2017.
- [20] 林冲, 张立民, 闫文君, 等. 基于深度残差网络的实时无线电信号监测研究[J]. 测控技术, 2020, 39(12): 74-79.
LIN Chong, ZHANG Limin, YAN Wenjun, et al. Real-time radio signal monitoring based on deep residual network[J]. Measurement & Control Technology, 2020, 39(12): 74-79.

作者简介:



张国梅(1978-), 通信作者, 女, 副教授, 博士, 研究方向: 智能无线通信、卫星导航、通导一体化等, E-mail: zhanggm@mail.xjtu.edu.cn。



张欣(1994-), 男, 工程师, 硕士, 研究方向: 卫星导航。



尹佳文(1998-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 卫星导航。



王华(1985-), 男, 工程师, 硕士, 研究方向: 卫星导航、试验评估。

(编辑: 陈珺)