



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112859012 A

(43) 申请公布日 2021.05.28

(21) 申请号 202110076078.1

(22) 申请日 2021.01.20

(71) 申请人 北京理工大学

地址 100081 北京市海淀区中关村南大街5号

(72) 发明人 刘国满 聂旭娜

(74) 专利代理机构 北京理工大学专利中心 11120

代理人 刘西云 李微微

(51) Int. Cl.

G01S 7/36 (2006.01)

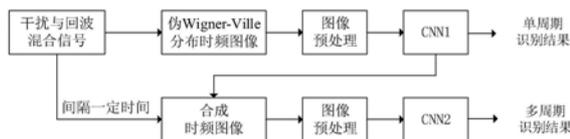
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法

(57) 摘要

本发明提供一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法,直接采用信号的伪Wigner-Ville分布得到高分辨率的时频图像,利用卷积神经网络训练识别,不仅不需要繁琐的人工特征提取过程,而且卷积神经网络强大的分类能力有利于提高识别正确率;同时,本发明采用两个卷积神经网络级联的方式,能够分别利用单帧时频图像和多帧时频图像完成不同欺骗干扰的识别,有效利用了干扰之间的时序关系,克服现有欺骗干扰识别方法中参数特征提取困难的缺陷。



1. 一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1: 在单个脉冲重复间隔内,获取雷达回波的伪Wigner-Ville分布时频图以及雷达回波在不同干扰信号下的伪Wigner-Ville分布时频图,其中,所述干扰信号包括距离拖引干扰信号、速度拖引干扰信号、距离速度联合拖引干扰信号、间歇采样转发干扰信号、单假目标干扰信号以及多假目标干扰信号;同时,在间隔设定时间的两个脉冲重复间隔内,获取雷达回波的合成时频图以及雷达回波在距离拖引干扰信号、速度拖引干扰信号、距离速度联合拖引干扰信号以及单假目标干扰信号下的合成时频图;

S2: 分别对无干扰信号下以及不同干扰信号下的伪Wigner-Ville分布时频图进行预处理,得到各干扰情况下的第一类灰度时频图;同时,分别对无干扰信号下以及不同干扰信号下的合成时频图进行预处理,得到各干扰情况下的第二类灰度时频图;

S3: 将各干扰情况下的第一类灰度时频图作为输入,各第一类灰度时频图对应的干扰情况作为输出,对第一级卷积神经网络进行训练,得到第一级干扰信号识别模型;

S4: 将各干扰情况下的第二类灰度时频图作为输入,各第二类灰度时频图对应的干扰情况作为输出,对第二级卷积神经网络进行训练,得到第二级干扰信号识别模型;

S5: 采集混合回波信号,并按照步骤S1~S2获取混合回波信号的第一类灰度时频图,再将混合回波信号的第一类灰度时频图输入所述第一级干扰信号识别模型,其中,若第一级干扰信号识别模型的识别结果不为间歇采样转发干扰信号或多假目标干扰信号,则按照步骤S1~S2再获取混合回波信号的第二类灰度时频图,将混合回波信号的第二类灰度时频图输入所述第二级干扰信号识别模型,实现混合回波信号中存在的干扰信号的识别。

2. 如权利要求1所述的一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法,其特征在于,所述伪Wigner-Ville分布时频图的获取方法为:

$$PWVD_s(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau) s(t + \frac{\tau}{2}) s^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j\omega\tau} d\tau$$

其中, $PWVD_s(t, \omega)$ 为混合回波信号的伪Wigner-Ville分布时频图,且混合回波信号为雷达回波或者混杂有干扰信号的雷达回波, $h(\tau)$ 为设定的窗函数, $s(t)$ 为混合回波信号, $s(t + \frac{\tau}{2})$ 表示混合回波信号延迟 $\frac{\tau}{2}$, $s(t - \frac{\tau}{2})$ 表示混合回波信号超前 $\frac{\tau}{2}$, $e^{-j\omega\tau}$ 表示傅里叶变换中的旋转因子, * 为共轭, j 表示虚部, t 表示时域变量, ω 表示频域变量, τ 表示积分变量。

3. 如权利要求2所述的一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法,其特征在于,所述窗函数为汉宁窗。

4. 如权利要求1所述的一种基于PWVD与卷积神经网络的雷达干扰信号识别方法,所述合成时频图的获取方法为:

在间隔设定时间的两个脉冲重复间隔内,分别获取雷达回波的伪Wigner-Ville分布时频图以及雷达回波在距离拖引干扰信号、速度拖引干扰信号、距离速度联合拖引干扰信号以及单假目标干扰信号下的伪Wigner-Ville分布时频图;

依次对比属于同一种干扰情况下两个脉冲重复间隔内的伪Wigner-Ville分布时频图上相同位置的PWVD分布值,将二者中的较大值作为合成时频图对应位置上的合成值。

5. 如权利要求1所述的一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法,其特征在于,步骤S2中对伪Wigner-Ville分布时频图和合成时频图进行预处理具体为:分别将伪

Wigner-Ville分布时频图和合成时频图作为当前时频图执行以下步骤:

S21:对当前时频图取对数,将得到的对数值最大值的5%作为噪声剔除门限,并将小于噪声剔除门限的对数值统一设置为噪声剔除门限,得到去噪后的时频图;

S22:对去噪后的时频图进行信号剔除操作,得到有效时频图,其中,信号剔除操作为:分别统计去噪后的时频图的每一行以及每一列中对数值大于噪声剔除门限的有效像素点数,剔除有效像素点数小于设定阈值的行和列;

S23:将有效时频图进行灰度化并缩放至设定尺寸,得到灰度时频图。

6.如权利要求1所述的一种基于PWVD与卷积神经网络的雷达干扰信号识别方法,其特征在于,所述卷积神经网络包括两层卷积层、两层池化层以及两个全连接层。

一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法

技术领域

[0001] 本发明属于雷达干扰识别技术领域,尤其涉及一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法。

背景技术

[0002] 在雷达对抗中,欺骗干扰以其干扰方式灵活、干扰效率高等特点,对雷达的正常工作造成了极大危害,相应的抗干扰技术也受到更加广泛的关注,而干扰类型的正确识别是有效抗干扰的关键。目前的主流干扰识别方法常基于信号的特征参数提取,然后设计决策树、支持向量机及神经网络等不同的分类器进行识别。但是参数特征的提取只能发生在信号的某一时刻,对于一些具有时序关系干扰信号,则需要分析信号长时间的变化情况,尤其是拖引干扰,如果不在多个时刻观察,则与单个的假目标干扰无异,所以这类干扰应从多个时刻分析识别,仅依靠某一时刻的参数很难获得正确的判断结果。

发明内容

[0003] 为解决上述问题,本发明提供一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法,能够识别具有时序关系的不同的欺骗干扰信号,克服现有欺骗干扰识别方法中参数特征提取困难的缺陷。

[0004] 一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法,包括以下步骤:

[0005] S1:在单个脉冲重复间隔内,获取雷达回波的伪Wigner-Ville分布时频图以及雷达回波在不同干扰信号下的伪Wigner-Ville分布时频图,其中,所述干扰信号包括距离拖引干扰信号、速度拖引干扰信号、距离速度联合拖引干扰信号、间歇采样转发干扰信号、单假目标干扰信号以及多假目标干扰信号;同时,在间隔设定时间的两个脉冲重复间隔内,获取雷达回波的合成时频图以及雷达回波在距离拖引干扰信号、速度拖引干扰信号、距离速度联合拖引干扰信号下以及单假目标干扰信号的合成时频图;

[0006] S2:分别对无干扰信号下以及不同干扰信号下的伪Wigner-Ville分布时频图进行预处理,得到各干扰情况下的第一类灰度时频图;同时,分别对无干扰信号下以及不同干扰信号下的合成时频图进行预处理,得到各干扰情况下的第二类灰度时频图;

[0007] S3:将各干扰情况下的第一类灰度时频图作为输入,各第一类灰度时频图对应的干扰情况作为输出,对第一级卷积神经网络进行训练,得到第一级干扰信号识别模型;

[0008] S4:将各干扰情况下的第二类灰度时频图作为输入,各第二类灰度时频图对应的干扰情况作为输出,对第二级卷积神经网络进行训练,得到第二级干扰信号识别模型;

[0009] S5:采集混合回波信号,并按照步骤S1~S2获取混合回波信号的第一类灰度时频图,再将混合回波信号的第一类灰度时频图输入所述第一级干扰信号识别模型,其中,若第一级干扰信号识别模型的识别结果不为间歇采样转发干扰信号或多假目标干扰信号,则按照步骤S1~S2再获取混合回波信号的第二类灰度时频图,将混合回波信号的第二类灰度时频图输入所述第二级干扰信号识别模型,实现混合回波信号中存在的干扰信号的识别。

[0010] 进一步地,所述伪Wigner-Ville分布时频图的获取方法为:

$$[0011] \quad PWVD_s(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau) s(t + \frac{\tau}{2}) s^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j\omega\tau} d\tau$$

[0012] 其中, $PWVD_s(t, \omega)$ 为混合回波信号的伪Wigner-Ville分布时频图,且混合回波信号为雷达回波或者混杂有干扰信号的雷达回波, $h(\tau)$ 为设定的窗函数, $s(t)$ 为混合回波信号, $s(t + \frac{\tau}{2})$ 表示混合回波信号延迟 $\frac{\tau}{2}$, $s(t - \frac{\tau}{2})$ 表示混合回波信号超前 $\frac{\tau}{2}$, $e^{-j\omega\tau}$ 表示傅里叶变换中的旋转因子, * 为共轭, j 表示虚部, t 表示时域变量, ω 表示频域变量, τ 表示积分变量。

[0013] 进一步地,所述窗函数为汉宁窗。

[0014] 进一步地,所述合成时频图的获取方法为:

[0015] 在间隔设定时间的两个脉冲重复间隔内,分别获取雷达回波的伪Wigner-Ville分布时频图以及雷达回波在距离拖引干扰信号、速度拖引干扰信号、距离速度联合拖引干扰信号以及单假目标干扰信号下的伪Wigner-Ville分布时频图;

[0016] 依次对比属于同一种干扰情况下两个脉冲重复间隔内的伪Wigner-Ville分布时频图上相同位置的PWVD分布值,将二者中的较大值作为合成时频图对应位置上的合成值。

[0017] 进一步地,步骤S2中对伪Wigner-Ville分布时频图和合成时频图进行预处理具体为:分别将伪Wigner-Ville分布时频图和合成时频图作为当前时频图执行以下步骤:

[0018] S21:对当前时频图取对数,将得到的对数值最大值的5%作为噪声剔除门限,并将小于噪声剔除门限的对数值统一设置为噪声剔除门限,得到去噪后的时频图;

[0019] S22:对去噪后的时频图进行信号剔除操作,得到有效时频图,其中,信号剔除操作为:分别统计去噪后的时频图的每一行以及每一列中对数值大于噪声剔除门限的有效像素点数,剔除有效像素点数小于设定阈值的行和列;

[0020] S23:将有效时频图进行灰度化并缩放至设定尺寸,得到灰度时频图。

[0021] 进一步地,所述卷积神经网络包括两层卷积层、两层池化层以及两个全连接层。

[0022] 有益效果:

[0023] 本发明提供一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法,直接采用信号的伪Wigner-Ville分布得到高分辨率的时频图像,利用卷积神经网络训练识别,不仅不需要繁琐的人工特征提取过程,而且卷积神经网络强大的分类能力有利于提高识别正确率;同时,本发明采用两个卷积神经网络级联的方式,能够分别利用单周期的单帧时频图像完成干扰类型粗识别,多周期的合成时频图像完成干扰类型细识别,有效利用了干扰之间的时序关系,克服现有欺骗干扰识别方法中参数特征提取困难的缺陷;本发明对于雷达欺骗干扰,尤其是拖引干扰的识别有着良好的效果,为后续的抗干扰过程提供了便利。

附图说明

[0024] 图1为本发明提供的基于卷积神经网络的雷达干扰识别方法流程图;

[0025] 图2(a)为本发明提供的目标在无干扰信号情况下的PWVD时频图像;

[0026] 图2(b)为本发明提供的目标与间歇采样转发干扰信号混合后的PWVD时频图像;

[0027] 图2(c)为本发明提供的目标与多假目标干扰信号混合后的PWVD时频图像;

- [0028] 图2(d)为本发明提供的目标与距离拖引干扰信号混合后的PWVD时频图像；
- [0029] 图2(e)为本发明提供的目标与速度拖引干扰信号混合后的PWVD时频图像；
- [0030] 图2(f)为本发明提供的目标与距离速度联合拖引干扰信号混合后的PWVD时频图像；
- [0031] 图3(a)为本发明提供的目标与距离拖引干扰信号混合后的合成时频图像；
- [0032] 图3(b)为本发明提供的目标与速度拖引干扰信号混合后的合成时频图像；
- [0033] 图3(c)为本发明提供的目标与距离速度联合拖引干扰信号混合后的合成时频图像；
- [0034] 图4为本发明提供的卷积神经网络结构示意图；
- [0035] 图5为本发明提供的各种干扰在不同干信比下的识别正确率示意图。

具体实施方式

[0036] 为了使本技术领域的人员更好地理解本申请方案，下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述。

[0037] 图1是本发明实施例提供的一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法流程图，它由两个卷积神经网络CNN1和CNN2构成，CNN1用于识别单周期可区分干扰，CNN2用于识别需要多周期联合处理的干扰。通过对这两个模型的训练可以达到准确识别欺骗干扰的目的。

[0038] 具体的，一种基于级联卷积神经网络的雷达欺骗干扰识别方法，包括以下步骤：

[0039] S1：在单个脉冲重复间隔PRI内，获取雷达回波的伪Wigner-Ville分布时频图以及雷达回波在不同干扰信号下的伪Wigner-Ville分布时频图，其中，所述干扰信号包括距离拖引干扰信号、速度拖引干扰信号、距离速度联合拖引干扰信号、间歇采样转发干扰信号、单假目标干扰信号以及多假目标干扰信号（假目标个数 ≥ 2 ）；同时，在间隔设定时间的两个脉冲重复间隔PRI内，获取雷达回波的综合时频图以及雷达回波在距离拖引干扰信号、速度拖引干扰信号、距离速度联合拖引干扰信号以及单假目标干扰信号下的综合时频图。

[0040] 需要说明的是，在步骤S1中对接收到的雷达回波及干扰混合信号，下变频至中频，然后求其伪Wigner-Ville分布，对于信号 $s(t)$ ，它的PWVD分布就是对瞬时自相关函数加窗后进行傅里叶变换，也即所述伪Wigner-Ville分布时频图的计算公式如下：

$$[0041] \quad PWVD_s(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau) s(t + \frac{\tau}{2}) s^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j\omega\tau} d\tau$$

[0042] 其中， $PWVD_s(t, \omega)$ 为混合回波信号的伪Wigner-Ville分布时频图，下标s表示混合回波信号，且混合回波信号为雷达回波或者混杂有干扰信号的雷达回波， $h(\tau)$ 为设定的窗函数， $s(t)$ 为混合回波信号， $s(t + \frac{\tau}{2})$ 表示混合回波信号延迟 $\frac{\tau}{2}$ ， $s(t - \frac{\tau}{2})$ 表示混合回波信号超前 $\frac{\tau}{2}$ ， $e^{-j\omega\tau}$ 表示傅里叶变换中的旋转因子，*为共轭，j表示虚部，t表示时域变量， ω 表示频域变量， τ 表示积分变量。

[0043] 需要说明的是，伪Wigner-Ville分布的计算公式中的加窗处理相当于PWVD分布在频域平滑，减小了计算量的同时，还大大衰减了相干项的震荡。

[0044] 进一步地,所述合成时频图的获取方法为:

[0045] 在间隔设定时间的两个脉冲重复间隔内,分别获取雷达回波的伪Wigner-Ville分布时频图以及雷达回波在距离拖引干扰信号、速度拖引干扰信号、距离速度联合拖引干扰信号下的伪Wigner-Ville分布时频图;依次对比属于同一种干扰情况下两个脉冲重复间隔内的伪Wigner-Ville分布时频图上相同位置的PWVD分布值,将二者中的较大值作为合成时频图对应位置上的合成值。

[0046] 在本实施例中,主要识别的欺骗干扰类型包括距离拖引、速度拖引、距离速度联合拖引、间歇采样转发及多假目标干扰五种,设置的雷达发射信号带宽3MHz、脉宽100 μ s、采样频率30MHz,相应的干扰参数范围如表1所示。时频数据集就依靠表1中的参数生成,即在此范围中选取12组参数,分别在干信比0~10dB情况下每间隔1dB仿真获取5个干扰样本,这样每种干扰信号可以得到660个干扰样本,然后对时频图像进行预处理后得到最终数据集。

[0047] 表1干扰参数设置

	干扰样式	主要参数设置
	间歇采样转发	采样脉冲周期 10~35 μ s, 采样脉冲占空比 0.3~0.5
[0048]	多假目标	假目标个数 1~10, 延迟时间 1~10 μ s
	距离拖引	拖引速度 300~800m/s, 拖引期 5s
	速度拖引	拖引速度 300~800m/s, 拖引期 5s
	距离速度拖引	拖引速度 300~800m/s, 拖引期 5s

[0049] 为了更清楚的描述干扰信号特征,本发明给出了在干信比5dB情况下,选取表1中的一组干扰参数,经过信号检测后得到的时频图像,具体如图2(a)~(f)所示。由此可见,间歇采样转发干扰由于对信号进行了间断采样和转发,因而具有明显的脉内特征,利用单周期的时频分布图即可识别。距离拖引、速度拖引、距离速度联合拖引由于模仿了目标信息,因此,在单个脉冲重复周期内只是出现了两个目标,甚至在拖引初期只能检测到一个目标,与真实目标信息完全相同,如果仅仅依靠单个PRI信息,在拖引初期会判为无干扰,拖引中期会与单个的假目标干扰相同,从而造成误分类。所以,要想正确识别拖引干扰必须依靠多个PRI间的时序信息。

[0050] S2:分别对无干扰信号下以及不同干扰信号下的伪Wigner-Ville分布时频图进行预处理,得到各干扰情况下的第一类灰度时频图;同时,分别对无干扰信号下以及不同干扰信号下的合成时频图进行预处理,得到各干扰情况下的第二类灰度时频图。

[0051] 进一步地,对伪Wigner-Ville分布时频图和合成时频图进行预处理具体为:分别将伪Wigner-Ville分布时频图和合成时频图作为当前时频图执行以下步骤:

[0052] S21:对当前时频图取对数,将得到的对数值最大值的5%作为噪声剔除门限,并将小于噪声剔除门限的对数值统一设置为噪声剔除门限,得到去噪后的时频图;

[0053] S22:对去噪后的时频图进行信号剔除操作,得到有效时频图,其中,信号剔除操作为:分别统计去噪后的时频图的每一行以及每一列中对数值大于噪声剔除门限的有效像素点数,剔除有效像素点数小于设定阈值的行和列;

[0054] S23:将有效时频图进行灰度化并缩放至设定尺寸,得到灰度时频图。

[0055] 也就是说,在步骤S2中需要对得到的伪Wigner-Ville分布时频图与合成时频图进行预处理,在预处理过程中,首先要去除信号中的噪声,得到一张分辨率较高的时频图像,但是由于去噪后的时频图像中还包含了整个脉冲重复周期内的信息,真正的目标信号仅占一小部分,因此还需要进行信号检测,完成有效信息提取。之后为了减小计算量及匹配当前网络,还需要对获得图像有用信息后将彩色的时频图像进行灰度化并将大小缩放至 100×100 ,形成两类灰度时频图数据集。

[0056] S3:将各干扰情况下的第一类灰度时频图作为输入,各第一类灰度时频图对应的干扰情况作为输出,对第一级卷积神经网络进行训练,得到第一级干扰信号识别模型。

[0057] 也就是说,生成了单周期时频图像和多周期合成时频图像就可以开始训练卷积神经网络,首先介绍第一级干扰信号识别模型CNN1的训练方法:

[0058] 将生成的单周期时频图像数据集按一定比例随机划分为训练集和测试集,例如随机划分为训练集500张,测试集160张,然后将其输入第一级卷积神经网络,依据不同的训练次数设置不同的学习率进行训练,并根据训练结果不断调整学习参数。其中,第一级卷积神经网络的结构如图4所示,包括两个卷积层和两个池化层。第一个卷积层采用6个大小为 5×5 的卷积核,后续是 2×2 的均值池化,第二个卷积层采用16个大小为 $5 \times 5 \times 6$ 的卷积核,后续是 4×4 的均值池化,然后是节点数分别为120个、84个的全连接层,输出层选择Softmax函数。当训练结果达到所要求时,保存模型参数。

[0059] S4:将各干扰情况下的第二类灰度时频图作为输入,各第二类灰度时频图对应的干扰情况作为输出,对第二级卷积神经网络进行训练,得到第二级干扰信号识别模型。

[0060] 需要说明的是,第二级干扰信号识别模型CNN2的训练过程与第一级干扰信号识别模型CNN1的训练过程类似,同样需要将合成的时频域数据集按一定比例随机划分为训练集和测试集,只是输入的训练样本为两个PRI内的PWVD时频分布图像按照相应位置合成的合成时频图像,使得第二级干扰信号识别模型CNN2能够利用干扰之间的时序关系完成干扰类型细识别,本发明不再赘述。

[0061] 至此,整个级联的卷积神经网络训练完毕,保存训练好的两个模型参数,若有干扰信号需要识别时,只需将时域信号转换为PWVD时频分布图像,经过预处理后送入第一级干扰信号识别模型CNN1进行识别,根据识别结果决定是否需要合成时频图像并送入第二级干扰信号识别模型CNN2进行识别,最终得到识别结果,具体参见如下步骤S5。

[0062] S5:采集混合回波信号,并按照步骤S1~S2获取混合回波信号的第一类灰度时频图,再将混合回波信号的第一类灰度时频图输入所述第一级干扰信号识别模型,其中,若第一级干扰信号识别模型的识别结果不为间歇采样转发干扰信号或多假目标干扰信号,则按照步骤S1~S2再获取混合回波信号的第二类灰度时频图,将混合回波信号的第二类灰度时频图输入所述第二级干扰信号识别模型,实现混合回波信号中存在的干扰信号的识别。

[0063] 也就是说,若第一级干扰信号识别模型CNN1判决结果不为间歇采样转发干扰或多假目标干扰,也即为无干扰、或者距离拖引干扰、速度拖引干扰、距离速度联合拖引干扰以及单假目标干扰,则启动时频图像合成过程,在间隔一段时间的两个脉冲重复周期内,比较对应位置的PWVD分布值,选择二者中的最大值作为该时刻此位置的输出,得到合成的时频分布图像,然后对图像进行预处理,就能进行后续的训练识别。同样的,这里给出距离拖引、

速度拖引以及距离速度联合拖引三者的合成PWVD时频图像,如图3(a)~(c)所示。对于无干扰及单个的假目标干扰,由于目标与干扰参数固定,其合成时频图像与单周期时频图像相比几乎没有变化,这里不再给出。

[0064] 进一步的,为了说明模型的泛化能力及干信比对识别正确率的影响,在本发明实例中选择了新的雷达参数与干扰参数进行测试,此时,雷达带宽4MHz,脉宽80 μ s,重频2.5kHz,干信比范围为-2~10dB,分析图5可以得到,距离拖引、间歇采样转发与多假目标干扰识别效果非常好,在干信比大于-1dB时,在本发明所生成的数据集上,各种干扰的识别正确率均达到了100%,至于速度拖引与距离速度联合拖引干扰,由于与其他干扰的相似性较高,在干信比大于4dB时,才能获得90%以上的识别正确率。

[0065] 当然,本发明还可有其他多种实施例,在不背离本发明精神及其实质的情况下,熟悉本领域的技术人员当然可根据本发明作出各种相应的改变和变形,但这些相应的改变和变形都应属于本发明所附的权利要求的保护范围。

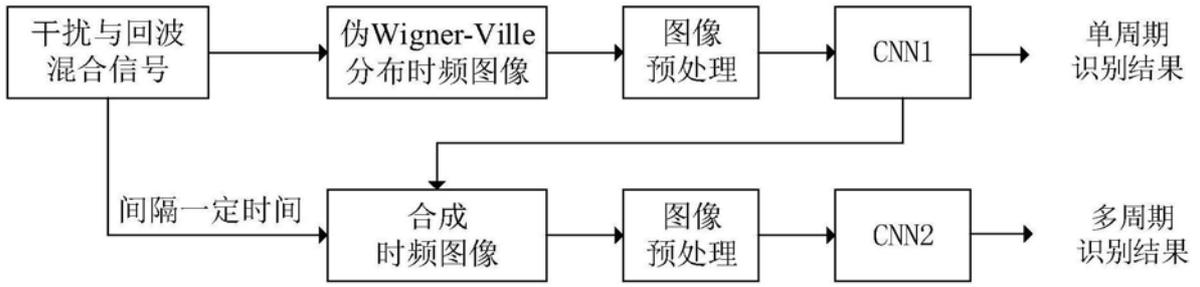


图1

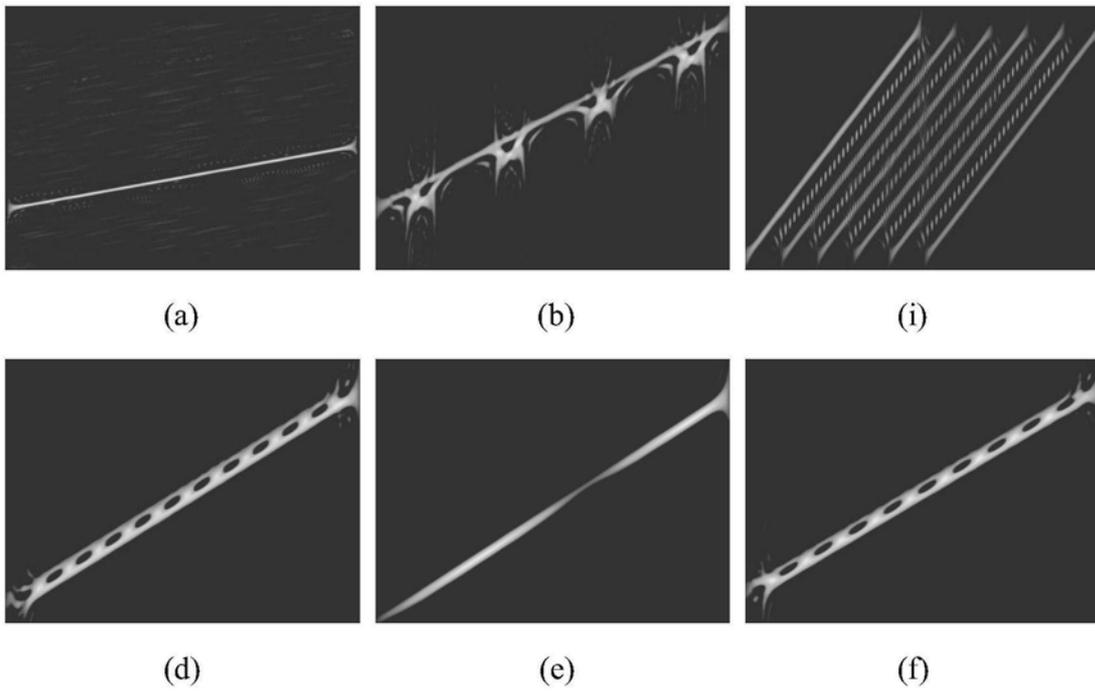


图2

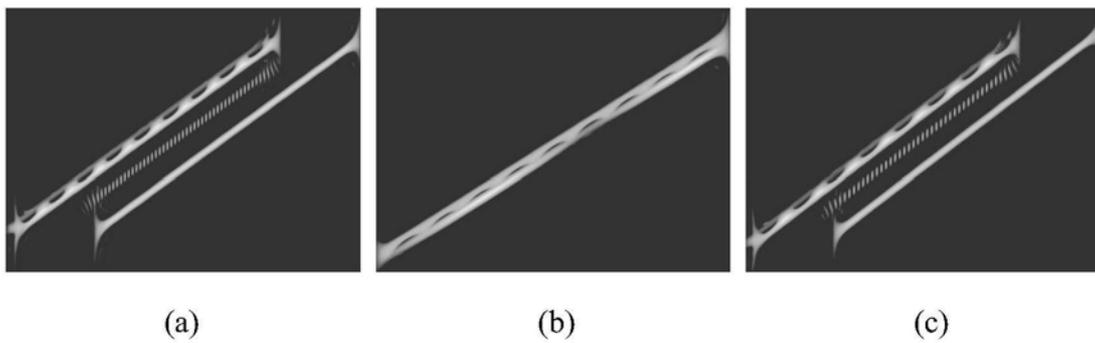


图3

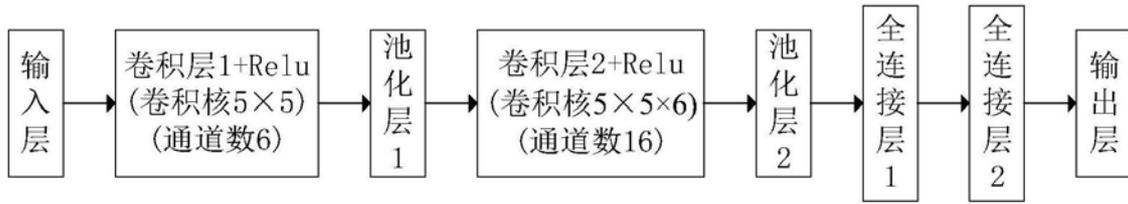


图4

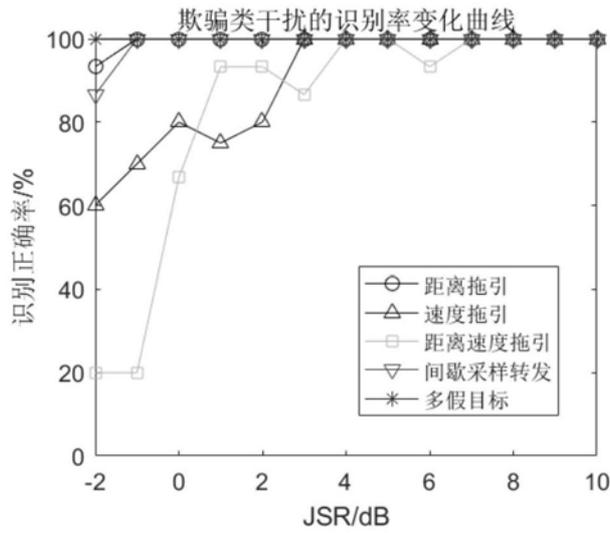


图5