



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112016539 B

(45) 授权公告日 2021.03.26

(21) 申请号 202011176053.0

(22) 申请日 2020.10.29

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 112016539 A

(43) 申请公布日 2020.12.01

(73) 专利权人 上海特金信息科技有限公司

地址 201203 上海市浦东新区中国(上海)

自由贸易试验区郭守敬路498号14幢

22301-331座

(72) 发明人 黄超 姜维 姜化京

(74) 专利代理机构 上海慧晗知识产权代理事务

所(普通合伙) 31343

代理人 徐海晟

(51) Int. Cl.

G06K 9/00 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 106487730 A, 2017.03.08

CN 106452716 A, 2017.02.22

CN 109902805 A, 2019.06.18

KR 20200039652 A, 2020.04.16

审查员 李美华

权利要求书3页 说明书12页 附图5页

(54) 发明名称

信号识别方法、装置、电子设备与存储介质

(57) 摘要

本发明提供了一种信号识别方法、装置、电子设备与存储介质,其中的信号识别方法,包括:获取待识别信号,所述待识别信号包括N路接收信号,不同接收信号是利用不同通道接收到的;合并所述N路接收信号,并提取合并后信号的累积量特征作为所述待识别信号的累积量特征;计算每两路接收信号之间的互相关特征,得到L组互相关特征;根据所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征,识别所述待识别信号所属的目标信号类别。



1. 一种信号识别方法,其特征在于,包括:

获取待识别信号,所述待识别信号包括N路接收信号,不同接收信号是利用不同通道接收到的,其中的N大于或等于2;

合并所述N路接收信号,并提取合并后信号的累积量特征作为所述待识别信号的累积量特征;

计算每两路接收信号之间的互相关特征,得到L组互相关特征;其中的L大于或等于1;

根据所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征,识别所述待识别信号所属的目标信号类别,具体包括:

将所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征输入度量网络,获取当前度量特征;所述度量网络被训练为能够根据所输入的累积量特征与互相关特征映射出相应的度量特征;

根据所述当前度量特征与多个参考度量特征之间的相似度,确定所述目标信号类别,其中,不同参考度量特征对应于不同的信号类别。

2. 根据权利要求1所述的信号识别方法,其特征在于,所述参考度量特征是其对应的信号类别下多组已知信号的度量特征的平均值;每组已知信号中均包含多路子信号,且多路子信号是利用不同通道接收到的;每组已知信号的度量特征是将该组已知信号的累积量特征与互相关特征输入所述度量网络后获取到的。

3. 根据权利要求1所述的信号识别方法,其特征在于,根据所述当前度量特征与多个参考度量特征之间的相似度,确定所述目标信号类别,包括:

计算所述当前度量特征与每个参考度量特征之间的欧式距离,得到多个欧式距离;

若所述多个欧式距离中的最小欧式距离小于预设的距离门限,则确定计算出所述最小欧式距离的参考度量特征所对应的信号类别为所述目标信号类别。

4. 根据权利要求3所述的信号识别方法,其特征在于,根据所述当前度量特征与多个参考度量特征之间的相似度,确定所述目标信号类别,还包括:

若所述最小欧式距离大于所述距离门限,则确定所述待识别信号为未知类别的无人机信号。

5. 根据权利要求1至4任一项所述的信号识别方法,其特征在于,所述互相关特征包括以下至少之一:

对应的两路接收信号之间的互相关系数;

所述互相关系数的相位;

对应的两路接收信号的时变互相关函数的函数值的统计特征。

6. 根据权利要求5所述的信号识别方法,其特征在于,若所述互相关特征包括所述统计特征,则:计算每两路接收信号之间的互相关特征,得到L组互相关特征,包括:

针对于所述N路接收信号中任意的第一接收信号与第二接收信号,确定所述第一接收信号与所述第二接收信号的时变互相关函数;

计算所述时变互相关函数的函数值在多个函数值区间的分布概率,得到概率分布信息;所述概率分布信息包括每个函数值区间所对应的概率值;

在所述多个函数值区间中,确定对应概率值最大的至少一个函数值区间为目标区间;

确定所述目标区间内所述时变互相关函数的累积概率与抖动范围,以利用所述累积概

率与所述抖动范围作为所述统计特征。

7. 根据权利要求6所述的信号识别方法,其特征在于,确定所述第一接收信号与所述第二接收信号的时变互相关函数,包括:

将所述第一接收信号与所述第二接收信号共轭相乘,并基于固定长度执行滑动平均操作,得到所述时变互相关函数。

8. 根据权利要求1至4任一项所述的信号识别方法,其特征在于,所述累积量特征包括以下至少之一:

对应信号的二阶累积量;

对应信号的三阶累积量;

对应信号的四阶累积量;

对应信号的五阶累积量;

对应信号的六阶累积量;

对应信号的七阶累积量;

对应信号的八阶累积量。

9. 一种信号识别装置,其特征在于,包括:

获取模块,用于获取待识别信号,所述待识别信号包括N路接收信号,不同接收信号是利用不同通道接收到的,其中的N大于或等于2;

累积量特征提取模块,用于合并所述N路接收信号,并提取合并后信号的累积量特征作为所述待识别信号的累积量特征;

互相关特征计算模块,用于计算每两路接收信号之间的互相关特征,得到L组互相关特征;其中的L大于或等于1;

识别模块,用于根据所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征,识别所述待识别信号所属的目标信号类别,具体用于:

将所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征输入度量网络,获取当前度量特征;所述度量网络被训练为能够根据所输入的累积量特征与互相关特征映射出相应的度量特征;

根据所述当前度量特征与多个参考度量特征之间的相似度,确定所述目标信号类别,其中,不同参考度量特征对应于不同的信号类别。

10. 根据权利要求9所述的信号识别装置,其特征在于,所述参考度量特征是其所对应的信号类别下多组已知信号的度量特征的平均值;每组已知信号中均包含多路子信号,且多路子信号是利用不同通道接收到的;每组已知信号的度量特征是将该组已知信号的累积量特征与互相关特征输入所述度量网络后获取到的。

11. 根据权利要求9所述的信号识别装置,其特征在于,所述识别模块,具体用于:

计算所述当前度量特征与每个参考度量特征之间的欧式距离,得到多个欧式距离;

若所述多个欧式距离中的最小欧式距离小于预设的距离门限,则确定计算出所述最小欧式距离的参考度量特征所对应的信号类别为所述目标信号类别。

12. 根据权利要求11所述的信号识别装置,其特征在于,所述识别模块,具体用于:若所述最小欧式距离大于所述距离门限,则确定所述待识别信号为未知类别的无人机信号。

13. 根据权利要求9至12任一项所述的信号识别装置,其特征在于,所述互相关特征包

括以下至少之一：

对应的两路接收信号之间的互相关系数；

所述互相关系数的相位；

对应的两路接收信号的时变互相关函数的函数值的统计特征。

14. 根据权利要求13所述的信号识别装置，其特征在于，若所述互相关特征包括所述统计特征，则：所述互相关特征计算模块，具体用于：

针对于所述N路接收信号中任意的第一接收信号与第二接收信号，确定所述第一接收信号与所述第二接收信号的时变互相关函数；

计算所述时变互相关函数的函数值在多个函数值区间的分布概率，得到概率分布信息；所述概率分布信息包括每个函数值区间所对应的概率值；

在所述多个函数值区间中，确定对应概率值最大的至少一个函数值区间为目标区间；

确定所述目标区间内所述时变互相关函数的累积概率与抖动范围，以利用所述累积概率与所述抖动范围作为所述统计特征。

15. 根据权利要求14所述的信号识别装置，其特征在于，所述互相关特征计算模块，具体用于：

将所述第一接收信号与所述第二接收信号共轭相乘，并基于固定长度执行滑动平均操作，得到所述时变互相关函数。

16. 根据权利要求9至12任一项所述的信号识别装置，其特征在于，所述累积量特征包括以下至少之一：

对应信号的二阶累积量；

对应信号的三阶累积量；

对应信号的四阶累积量；

对应信号的五阶累积量；

对应信号的六阶累积量；

对应信号的七阶累积量；

对应信号的八阶累积量。

17. 一种电子设备，其特征在于，包括处理器与存储器，

所述存储器，用于存储代码和相关数据；

所述处理器，用于执行所述存储器中的代码用以实现权利要求1至8任一项所述的方法。

18. 一种存储介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时实现权利要求1至8任一项所述的方法。

信号识别方法、装置、电子设备与存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及无人机领域,尤其涉及一种信号识别方法、装置、电子设备与存储介质。

背景技术

[0002] 随着无人机技术的不断发展,越来越多的消费级无人机被应用在普通人的日常生活。与无人机技术的日渐成熟相比,无人机的监管技术则比较落后,尤其是飞机场等禁飞区域附近的监管,更为缺乏。为了保障低空区域的交通安全,防止无人机闯入禁飞区域附近,造成不必要的安全事故,对无人机进行检测预警变得极其重要。

[0003] 现有的检测方式中,极度依赖于信号的先验参数(例如需先确定标准协议的相关参数),在未确定先验参数的情况下,难以有效检测出信号的类别。

发明内容

[0004] 本发明提供一种信号识别方法、装置、电子设备与存储介质,以解决现有的检测方式中,极度依赖于信号的先验参数的问题。

[0005] 根据本发明的第一方面,提供了一种信号识别方法,包括:

[0006] 获取待识别信号,所述待识别信号包括N路接收信号,不同接收信号是利用不同通道接收到的,其中的N大于或等于2;

[0007] 合并所述N路接收信号,并提取合并后信号的累积量特征作为所述待识别信号的累积量特征;

[0008] 计算每两路接收信号之间的互相关特征,得到L组互相关特征;其中的L大于或等于1;

[0009] 根据所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征,识别所述待识别信号所属的目标信号类别。

[0010] 可选的,根据所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征,识别所述待识别信号所属的信号类别,包括:

[0011] 将所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征输入度量网络,获取当前度量特征;所述度量网络被训练为能够根据所输入的累积量特征与互相关特征映射出相应的度量特征;

[0012] 根据所述当前度量特征与多个参考度量特征之间的相似度,确定所述目标信号类别,其中,不同参考度量特征对应于不同的信号类别。

[0013] 可选的,所述参考度量特征是其对应的信号类别下多组已知信号的度量特征的平均值;每组已知信号中均包含多路子信号,且多路子信号是利用不同通道接收到的;每组已知信号的度量特征是将该组已知信号的累积量特征与互相关特征输入所述度量网络后获取到的。

[0014] 可选的,根据所述当前度量特征与多个参考度量特征之间的相似度,确定所述目

标信号类别,包括:

[0015] 计算所述当前度量特征与每个参考度量特征之间的欧式距离,得到多个欧式距离;

[0016] 若所述多个欧式距离中的最小欧式距离小于预设的距离门限,则确定计算出所述最小欧式距离的参考度量特征所对应的信号类别为所述目标信号类别。

[0017] 可选的,根据所述当前度量特征与多个参考度量特征之间的相似度,确定所述目标信号类别,还包括:

[0018] 若所述最小欧式距离大于所述距离门限,则确定所述待识别信号为未知类别的无人机信号。

[0019] 可选的,所述互相关特征包括以下至少之一:

[0020] 对应的两路接收信号之间的互相关系数;

[0021] 所述互相关系数的相位;

[0022] 对应的两路接收信号的时变互相关函数的函数值的统计特征。

[0023] 可选的,若所述互相关特征包括所述统计特征,则:计算每两路接收信号之间的互相关特征,得到L组互相关特征,包括:

[0024] 针对于所述N路接收信号中任意的第一接收信号与第二接收信号,确定所述第一接收信号与所述第二接收信号的时变互相关函数;

[0025] 计算所述时变互相关函数的函数值在多个函数值区间的分布概率,得到概率分布信息;所述概率分布信息包括每个函数值区间所对应的概率值;

[0026] 在所述多个函数值区间中,确定对应概率值最大的至少一个函数值区间为目标区间;

[0027] 确定所述目标区间内所述时变互相关函数的累积概率与抖动范围,以利用所述累积概率与所述抖动范围作为所述统计特征。

[0028] 可选的,确定所述第一接收信号与所述第二接收信号的时变互相关函数,包括:

[0029] 将所述第一接收信号与所述第二接收信号共轭相乘,并基于固定长度执行滑动平均操作,得到所述时变互相关函数。

[0030] 可选的,所述累积量特征包括以下至少之一:

[0031] 对应信号的二阶累积量;

[0032] 对应信号的三阶累积量;

[0033] 对应信号的四阶累积量;

[0034] 对应信号的五阶累积量;

[0035] 对应信号的六阶累积量;

[0036] 对应信号的七阶累积量;

[0037] 对应信号的八阶累积量。

[0038] 根据本发明的第二方面,提供了一种信号识别装置,包括:

[0039] 获取模块,用于获取待识别信号,所述待识别信号包括N路接收信号,不同接收信号是利用不同通道接收到的,其中的N大于或等于2;

[0040] 累积量特征提取模块,用于合并所述N路接收信号,并提取合并后信号的累积量特征作为所述待识别信号的累积量特征;

[0041] 互相关特征计算模块,用于计算每两路接收信号之间的互相关特征,得到L组互相关特征;其中的L大于或等于1;

[0042] 识别模块,用于根据所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征,识别所述待识别信号所属的目标信号类别。

[0043] 可选的,所述识别模块,用于:

[0044] 将所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征输入度量网络,获取当前度量特征;所述度量网络被训练为能够根据所输入的累积量特征与互相关特征映射出相应的度量特征;

[0045] 根据所述当前度量特征与多个参考度量特征之间的相似度,确定所述目标信号类别,其中,不同参考度量特征对应于不同的信号类别。

[0046] 可选的,所述参考度量特征是其所对应的信号类别下多组已知信号的度量特征的平均值;每组已知信号中均包含多路子信号,且多路子信号是利用不同通道接收到的;每组已知信号的度量特征是将该组已知信号的累积量特征与互相关特征输入所述度量网络后获取到的。

[0047] 可选的,所述识别模块,具体用于:

[0048] 计算所述当前度量特征与每个参考度量特征之间的欧式距离,得到多个欧式距离;

[0049] 若所述多个欧式距离中的最小欧式距离小于预设的距离门限,则确定计算出所述最小欧式距离的参考度量特征所对应的信号类别为所述目标信号类别。

[0050] 可选的,所述识别模块,具体用于:若所述最小欧式距离大于所述距离门限,则确定所述待识别信号为未知类别的无人机信号。

[0051] 可选的,所述互相关特征包括以下至少之一:

[0052] 对应的两路接收信号之间的互相关系数;

[0053] 所述互相关系数的相位;

[0054] 对应的两路接收信号的时变互相关函数的函数值的统计特征。

[0055] 可选的,若所述互相关特征包括所述统计特征,则:所述互相关特征计算模块,具体用于:

[0056] 针对于所述N路接收信号中任意的第一接收信号与第二接收信号,确定所述第一接收信号与所述第二接收信号的时变互相关函数;

[0057] 计算所述时变互相关函数的函数值在多个函数值区间的分布概率,得到概率分布信息;所述概率分布信息包括每个函数值区间所对应的概率值;

[0058] 在所述多个函数值区间中,确定对应概率值最大的至少一个函数值区间为目标区间;

[0059] 确定所述目标区间内所述时变互相关函数的累积概率与抖动范围,以利用所述累积概率与所述抖动范围作为所述统计特征。

[0060] 可选的,所述互相关特征计算模块,具体用于:

[0061] 将所述第一接收信号与所述第二接收信号共轭相乘,并基于固定长度执行滑动平均操作,得到所述时变互相关函数。

[0062] 可选的,所述累积量特征包括以下至少之一:

- [0063] 对应信号的二阶累积量；
- [0064] 对应信号的三阶累积量；
- [0065] 对应信号的四阶累积量；
- [0066] 对应信号的五阶累积量；
- [0067] 对应信号的六阶累积量；
- [0068] 对应信号的七阶累积量；
- [0069] 对应信号的八阶累积量。
- [0070] 根据本发明的第三方面，提供了一种电子设备，包括处理器与存储器，
- [0071] 所述存储器，用于存储代码和相关数据；
- [0072] 所述处理器，用于执行所述存储器中的代码用以实现第一方面及其可选方案涉及的方法。
- [0073] 根据本发明的第四方面，提供了一种存储介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时实现第一方面及其可选方案涉及的方法。
- [0074] 本发明提供的信号识别方法、装置、电子设备与存储介质中，通过多路接收信号的累积量特征与互相关特征，可以为信号识别提供准确的依据，进而，本发明识别依据的形成和使用可不依赖于先验经验；例如，即便未预先获悉无人机的协议及其对应的相关参数，本发明依旧可以准确识别出该归属于哪一类别。

附图说明

- [0075] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案，下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动性的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。
- [0076] 图1是本发明一实施例中信号检测方法的流程示意图；
- [0077] 图2是本发明一实施例中步骤S13的流程示意图；
- [0078] 图3a是本发明一实施例中第一接收信号的示意图；
- [0079] 图3b是本发明一实施例中第二接收信号的示意图；
- [0080] 图3c是本发明一实施例中时变互相关函数的示意图；
- [0081] 图4是本发明一实施例中步骤S14的流程示意图；
- [0082] 图5是本发明一实施例中基于三元组损失的深度度量网络的远离示意图；
- [0083] 图6是本发明一实施例中步骤S142的流程示意图；
- [0084] 图7是本发明一实施例中基于欧式距离识别信号类别的原理示意图；
- [0085] 图8是本发明一实施例中信号检测装置的程序模块示意图；
- [0086] 图9是本发明一实施例中电子设备的构造示意图。

具体实施方式

- [0087] 下面将结合本发明实施例中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他

实施例,都属于本发明保护的范围。

[0088] 本发明的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”、“第三”“第四”等(如果存在)是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便这里描述的本发明的实施例能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。此外,术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形,意图在于覆盖不排他的包含,例如,包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元,而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0089] 下面以具体地实施例对本发明的技术方案进行详细说明。下面这几个具体的实施例可以相互结合,对于相同或相似的概念或过程可能在某些实施例不再赘述。

[0090] 本发明实施例所涉及的信号检测方法、装置应用于任意能够获取到无人机信号的设备,例如可应用于对无人机进行监管的监管设备,也可应用于其他设备而不限于该监管设备。

[0091] 其中的无人机,可以理解为是不载人的受控飞行的设备,具体可以是应用于任意场景的无人机。

[0092] 请参考图1,信号识别方法,包括:

[0093] S11:获取待识别信号,所述待识别信号包括N路接收信号,不同接收信号是利用不同通道接收到的,其中的N大于或等于2;

[0094] S12:合并所述N路接收信号,并提取合并后信号的累积量特征作为所述待识别信号的累积量特征;

[0095] S13:计算每两路接收信号之间的互相关特征,得到L组互相关特征;其中的L大于或等于1;具体的,L可以等于 $N*(N-1)/2$;

[0096] S14:根据所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征,识别所述待识别信号所属的目标信号类别。

[0097] 其中的N路接收信号,可以通过多个通道同时接收到的信号,也可以是不完全相同的时段(但具有重合时段)通过多个通道所接收到的信号。其中,其中的多个通道可以指多通道接收机接收到的,也可以是不同接收机接收到的。

[0098] 通过步骤S12与步骤S13中所提取到的特征,可体现出信号之间的相关性以及整体的信号特点,进而,可较为准确地体现出不同类别信号之间的差异性,从而使得检测结果较为准确。

[0099] 以上方案中,通过多路接收信号的累积量特征与互相关特征,可以为信号识别提供准确的依据,进而,本发明识别依据的形成和使用可不依赖于先验经验;例如,即便未预先获悉无人机的协议及其对应的相关参数,本发明依旧可以准确识别出该归属于哪一类别。

[0100] 其中一种实施方式中,步骤S12中的合并可以是最大比合并。

[0101] 所提取的累积量特征可例如是高阶累积量特征,包括以下至少之一:

[0102] 对应信号的二阶累积量;对应信号的三阶累积量;对应信号的四阶累积量;对应信号的五阶累积量;对应信号的六阶累积量;对应信号的七阶累积量;对应信号的八阶累积量。

[0103] 假设最大比合并后的信号采样序列为,则:

[0104] 以上高阶累积量特征可例如通过以下公式计算的:

$$\hat{C}_{20} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^2(n)$$

$$\hat{C}_{21} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2$$

$$\hat{C}_{30} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^3(n)$$

$$\hat{C}_{31} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^2(n)y^*(n)$$

$$\hat{C}_{40} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^4(n) - 3\hat{C}_{20}^2$$

[0105]
$$\hat{C}_{41} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^3(n)y^*(n) - 3\hat{C}_{20}\hat{C}_{21}$$

$$\hat{C}_{42} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^4 - |\hat{C}_{20}|^2 - 2\hat{C}_{21}^2$$

$$\hat{C}_{50} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y(n)^5 - 10\hat{C}_{30}\hat{C}_{20}$$

$$\hat{C}_{60} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y(n)^6 - 15\hat{C}_{20}^3 - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^4(n) + 30\hat{C}_{20}^3$$

$$\hat{C}_{63} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^6 - 9\hat{C}_{21}^3 - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^4 + 12\hat{C}_{21}^3$$

$$\hat{C}_{84} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^8 - 16\hat{C}_{63}\hat{C}_{21} - |\hat{C}_{40}|^2 - 18\hat{C}_{42}^2 - 72\hat{C}_{42}\hat{C}_{21}^2 - 24\hat{C}_{21}^4$$

[0106] 其中:

[0107] $\hat{C}_{20}, \hat{C}_{21}, \hat{C}_{30}, \hat{C}_{31}, \hat{C}_{40}, \hat{C}_{41}, \hat{C}_{42}, \hat{C}_{50}, \hat{C}_{60}, \hat{C}_{63}, \hat{C}_{84}$

[0108] 分别为二阶累积量,三阶累积量,四阶累积量,五阶累积量,六阶累积量,以及八阶累积量。

[0109] 步骤S13中的互相关特征可以包括以下至少之一:

[0110] 对应的两路接收信号之间的互相关系数;

[0111] 所述互相关系数的相位;

[0112] 对应的两路接收信号的时变互相关函数的函数值的统计特征。

[0113] 其中一种实施方式中,若互相关特征包括对应的两路接收信号的时变互相关函数的函数值的统计特征,则:请参考图2,步骤S13可以包括:

[0114] S131:针对于所述N路接收信号中任意的第一接收信号与第二接收信号,确定所述第一接收信号与所述第二接收信号的时变互相关函数;

[0115] S132:计算所述时变互相关函数的函数值在多个函数值区间的分布概率,得到概率分布信息;

[0116] S133:在所述多个函数值区间中,确定对应概率值最大的至少一个函数值区间为目标区间;

[0117] S134:确定所述目标区间内所述时变互相关函数的累积概率与抖动范围,以利用所述累积概率与所述抖动范围作为所述统计特征。

[0118] 步骤S131中的时变互相关函数,可反映随时间变化的两路信号(即第一接收信号与第二接收信号)之间的相关性,从而为基于这种相关性而提取出函数值的统计特征提供依据。

[0119] 步骤S131中的具体实现过程可例如:

[0120] 将所述第一接收信号与所述第二接收信号共轭相乘,并基于固定长度执行滑动平均操作,得到所述时变互相关函数。

[0121] 以上所涉及的时变互相关函数、第一接收信号与第二接收信号可以参照图3a、图3b与图3c的举例理解,其中,横轴表示时间,竖轴表示信号幅值。

[0122] 步骤S132中的函数值区间可以指基于任意逻辑划定的区间。一种实施方式中,该区间可以是基于函数值的最大值与最小值划分的,进而,在步骤S132之前,还可包括:在所述时变互相关函数的函数值的最大值与最小值之间等间隔划分出所述多个函数值区间。

[0123] 其中的概率分布信息,可以是基于各函数值相对于函数值区间的分布概率而得到的任意信息,具体可以包括每个函数值区间所对应的概率值,其他举例中,每个函数值区间也可以是对应于概率值区间的。

[0124] 由于函数值在函数对应的图中可表达为线条的幅值,故而,其中的概率分布,也可描述为幅值概率分布。

[0125] 在具体举例中,步骤S132至步骤S134可例如:对时变互相关函数的模值(即函数值)大小进行统计,进而可得到时变互相关函数的幅度概率分布,幅度概率分布中概率最大的部分对应的就是所需的信号,进而,可计算该部分信号的累积概率和抖动范围作为幅度统计特征。

[0126] 其中一种实施方式中,若互相关特征包括对应的两路接收信号之间的互相关系数,则:步骤S13还可包括:

[0127] 计算每两个接收信号之间的互相关系数,对应的,所得到的互相关系数可形成互相关系数矩阵R。

[0128] 其中的互相关系数矩阵可例如:

$$[0129] \quad R = \begin{bmatrix} R_{1,1} & \cdots & R_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{M,1} & \cdots & R_{M,M} \end{bmatrix}$$

[0130] 其中:

[0131] $R_{i,j}$ 表示第i路接收信号与第j路接收信号的互相关系数。

[0132] 具体地,其中的互相关系数 $R_{i,j}$ 可例如通过以下公式计算:

$$[0133] \quad R_{i,j} = \frac{E[y_i^*(t) \cdot y_j(t)]}{\|y_i(t)\| \cdot \|y_j(t)\|}$$

[0134] 其中：

[0135] $y_i^*(t)$ 表示了第i路接收信号的共轭；

[0136] $y_j(t)$ 表示了第j路接收信号；

[0137] $E()$ 为求期望值函数。

[0138] 其中一种实施方式中，若互相关特征包括对应的两路接收信号之间的互相关系数的相位，则：步骤S13还可包括：

[0139] 计算互相关系数矩阵中每个系数的相位，对应的，所得到的相位可以形成相位矩阵P。

[0140] 其中的相位矩阵P可例如：

$$P = \begin{bmatrix} P_{1,1} & \cdots & P_{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{M,1} & \cdots & P_{M,M} \end{bmatrix}$$

[0142] 其中：

[0143] $P_{i,j}$ 为相位矩阵中第i路接收信号和第j路接收信号的互相关系数的相位。

[0144] 其中的相位 $P_{i,j}$ 可通过以下公式计算：

$$P_{i,j} = \tan^{-1} \frac{\text{imag}(R_{i,j})}{\text{real}(R_{i,j})}$$

[0146] 其中：

[0147] $\text{real}()$ 函数是求实部的函数；

[0148] $\text{imag}()$ 函数是求虚部的函数。

[0149] 其中一种实施方式中，请参考图4，步骤S14可以包括：

[0150] S141：将所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征输入度量网络，获取当前度量特征；所述度量网络被训练为能够根据所输入的累积量特征与互相关特征映射出相应的度量特征；

[0151] S142：根据所述当前度量特征与多个参考度量特征之间的相似度，确定所述目标信号类别，其中，不同参考度量特征对应于不同的信号类别。

[0152] 步骤S141中所使用的度量网络可例如为图5所示的基于三元组损失的深度度量网络。通过向该深度度量网络提供高阶累积量特征和互相关特征所组成的原始特征向量，可以使其学习如何原始特征向量映射到度量特征。提供至深度度量网络进行学习的特征向量也可以是类似于步骤S11至S13的方式采集到的。通过三元组损失的深度度量网络，可得到能够直接反映样本间相似度的度量特征。

[0153] 其中，以图5为例，基于三元组损失的深度度量网络可采用深度神经网络DNN（具体为：Deep Neural Networks），一个三元组包括标准样本 x_a 、正样本 x_p 与负样本 x_n ，其中的a表示Anchor，n表示Negative，p表示Positive，在训练时，其中标准样本 x_a 为训练数据集中随机选取的一个样本，正样本 x_p 为和标准样本 x_a 同一类的样本，而负样本 x_n 则为和标准样本 x_a 不同类的样本，通过学习后，使得同类样本的正样本 x_p 更靠近标准样本 x_a ，而不同类的负样本 x_n 则远离标准样本 x_a 。

[0154] 其中, f_a 、 f_p 与 f_n 为将标准样本 x_a 、正样本 x_p 与负样本 x_n 映射到同一空间的映射函数,基于映射的结果,将其应用于损失函数Loss(也可理解为三元组损失目标函数)进行处理,可得到相似度的度量特征。

[0155] 其中的样本(例如标准样本 x_a 、正样本 x_p 与负样本 x_n)可参照前文所涉及的累积量特征与互相关特征(例如以类似于步骤S12的方式而得到的累积量特征,以及以类似于步骤S13的方式而得到的互相关特征)理解。

[0156] 具体实施过程中,所述参考度量特征是其对应的信号类别下多组已知信号的度量特征的平均值;每组已知信号中均包含多路子信号,且多路子信号是利用不同通道接收到的;每组已知信号的度量特征是将该组已知信号的累积量特征与互相关特征输入所述度量网络后获取到的。

[0157] 其中的已知信号与多路子信号的关系可参照于前文所涉及的待识别信号与接收信号的关系理解,部分方案中,在待识别信号被识别后,其可作为以上所涉及的已知信号,对应的,该待接收信号的度量特征即可用于确认新的参考度量特征。同时,已知信号也可以并非是过去识别出来的,例如,也可以是认为标定过的专用于训练的信号。

[0158] 基于以上举例可见,在部分方案中,当待识别信号的类别被识别出之后(例如步骤S1422之后),还可根据该识别出的信号的度量特征,更新其所属目标信号类别的参考度量特征。此时,用于计算度量特征平均值的度量特征可新增该信号的度量特征,其可能会带来相应参考度量特征的变化。

[0159] 其中一种实施方式中,请参考图6,步骤S142可以包括:

[0160] S1421:计算所述当前度量特征与每个参考度量特征之间的欧式距离,得到多个欧式距离;

[0161] S1422:若所述多个欧式距离中的最小欧式距离小于预设的距离门限,则确定计算出所述最小欧式距离的参考度量特征所对应的信号类别为所述目标信号类别。

[0162] 部分举例中,步骤S142还可包括:

[0163] 若所述最小欧式距离大于所述距离门限,则确定所述待识别信号为未知类别的无人机信号。

[0164] 可见,以上步骤S14中,采用欧式距离作为信号识别的度量,利用深度度量网络计算不同种类信号度量特征,选择每个类别所有信号(即所有已知信号)的度量特征均值作为该类的中心(即作为参考度量特征),信号识别就可以通过待识别信号度量特征和各个信号类别中心欧氏距离中的最小欧式距离进行判断。若最小欧式距离小于距离门限T,则待识别信号的类别属于该中心所属的信号类别(即目标信号类别),若最小欧式距离欧式大于距离门限T,则该信号为新出现的完全未知的无人机信号。

[0165] 请参考图7,本发明实施例既可识别出无人机属于哪一个类别,也能识别出无人机是否为未知的无人机。

[0166] 现有的相关技术中,已有的基于先验信息的信号检测识别技术只能对部分信号样式完全已知的无人机进行检测识别。然而市场上的无人机种类繁多,有采用802.11、MAVlink等已知通信协议的无人机,有采用OcuSync,LightBridge等内部标准协议的无人机,还有很多非典型的,信号完全未知的无人机,基于先验信息的技术手段无法对未知无人机信号进行检测识别。

[0167] 针对这一不足,本发明的具体方案中,实际研究了基于多通道信号接收的特征提取与信号识别技术,多通道接收信号的融合具有很好的抗噪声和抗干扰效果,从而能够更加准确地识别目标信号的特征,基于深度度量学习的信号识别技术能够根据数据学习信号识别的依据,无需信号先验信息,因此,以上方案所提方法能够弥补基于先验信息的信号检测识别技术的不足,实现对任意类型的无人机信号的识别。

[0168] 其中,针对于多通道的信号,本发明具体方案采取了两种信号融合方式,两种合并方式分别提取不同的信号特征。对应于步骤S12,第一种是直接对多通道接收信号进行最大比合并,之后提取合并信号的高阶累积量特征;对应于步骤S13,第二种是直接计算所有接收通道中每两个接收通道之间的幅度统计特征,相位特征,和互相关系数,为后续的信号识别技术提供更多依据。

[0169] 在以上基础上,利用深度度量学习技术,通过特定的损失函数,学习原始特征到度量特征的映射,在该映射下,度量特征间的欧式距离便可以反映信号间的相似程度,之后根据待识别信号特征与各类别训练信号的特征均值的欧式距离,确定信号的类型。

[0170] 综上,本发明实施例提供的信号识别方法中,通过多路接收信号的累积量特征与互相关特征,可以为信号识别提供准确的依据,进而,本发明识别依据的形成和使用可不依赖于先验经验;例如,即便未预先获悉无人机的协议及其对应的相关参数,本发明实施例依旧可以准确识别出该归属于哪一类别。

[0171] 请参考图8,本发明实施例还提供了一种信号识别装置200,包括:

[0172] 获取模块201,用于获取待识别信号,所述待识别信号包括N路接收信号,不同接收信号是利用不同通道接收到的,其中的N大于或等于2;

[0173] 累积量特征提取模块202,用于合并所述N路接收信号,并提取合并后信号的累积量特征作为所述待识别信号的累积量特征;

[0174] 互相关特征计算模块203,用于计算每两路接收信号之间的互相关特征,得到L组互相关特征;其中的L大于或等于1;

[0175] 识别模块204,用于根据所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征,识别所述待识别信号所属的目标信号类别。

[0176] 可选的,所述识别模块204,用于:

[0177] 将所述待识别信号的累积量特征与所述L组互相关特征输入度量网络,获取当前度量特征;所述度量网络被训练为能够根据所输入的累积量特征与互相关特征映射出相应的度量特征;

[0178] 根据所述当前度量特征与多个参考度量特征之间的相似度,确定所述目标信号类别,其中,不同参考度量特征对应于不同的信号类别。

[0179] 可选的,所述参考度量特征是其所对应的信号类别下多组已知信号的度量特征的平均值;每组已知信号中均包含多路子信号,且多路子信号是利用不同通道接收到的;每组已知信号的度量特征是将该组已知信号的累积量特征与互相关特征输入所述度量网络后获取到的。

[0180] 可选的,所述识别模块204,具体用于:

[0181] 计算所述当前度量特征与每个参考度量特征之间的欧式距离,得到多个欧式距离;

[0182] 若所述多个欧式距离中的最小欧式距离小于预设的距离门限,则确定计算出所述最小欧式距离的参考度量特征所对应的信号类别为所述目标信号类别。

[0183] 可选的,所述识别模块204,具体用于:若所述最小欧式距离大于所述距离门限,则确定所述待识别信号为未知类别的无人机信号。

[0184] 可选的,所述互相关特征包括以下至少之一:

[0185] 对应的两路接收信号之间的互相关系数;

[0186] 所述互相关系数的相位;

[0187] 对应的两路接收信号的时变互相关函数的函数值的统计特征。

[0188] 可选的,若所述互相关特征包括所述统计特征,则:互相关特征计算模块203,具体用于:

[0189] 针对于所述N路接收信号中任意的第一接收信号与第二接收信号,确定所述第一接收信号与所述第二接收信号的时变互相关函数;

[0190] 计算所述时变互相关函数的函数值在多个函数值区间的分布概率,得到概率分布信息;所述概率分布信息包括每个函数值区间所对应的概率值;

[0191] 在所述多个函数值区间中,确定对应概率值最大的至少一个函数值区间为目标区间;

[0192] 确定所述目标区间内所述时变互相关函数的累积概率与抖动范围,以利用所述累积概率与所述抖动范围作为所述统计特征。

[0193] 可选的,所述互相关特征计算模块203,具体用于:

[0194] 将所述第一接收信号与所述第二接收信号共轭相乘,并基于固定长度执行滑动平均操作,得到所述时变互相关函数。

[0195] 可选的,所述累积量特征包括以下至少之一:

[0196] 对应信号的二阶累积量;

[0197] 对应信号的三阶累积量;

[0198] 对应信号的四阶累积量;

[0199] 对应信号的五阶累积量;

[0200] 对应信号的六阶累积量;

[0201] 对应信号的七阶累积量;

[0202] 对应信号的八阶累积量。

[0203] 综上,本发明实施例提供的信号识别装置中,通过多路接收信号的累积量特征与互相关特征,可以为信号识别提供准确的依据,进而,本发明识别依据的形成和使用可不依赖于先验经验;例如,即便未预先获悉无人机的协议及其对应的相关参数,本发明实施例依旧可以准确识别出该归属于哪一类别。

[0204] 请参考图9,提供了一种电子设备30,包括:

[0205] 处理器31;以及,

[0206] 存储器32,用于存储所述处理器的可执行指令;

[0207] 其中,所述处理器31配置为经由执行所述可执行指令来执行以上所涉及的方法。

[0208] 处理器31能够通过总线33与存储器32通讯。

[0209] 本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该程

序被处理器执行时实现以上所涉及的方法。

[0210] 本领域普通技术人员可以理解：实现上述各方法实施例的全部或部分步骤可以通过程序指令相关的硬件来完成。前述的程序可以存储于一计算机可读取存储介质中。该程序在执行时，执行包括上述各方法实施例的步骤；而前述的存储介质包括：ROM、RAM、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0211] 最后应说明的是：以上各实施例仅用以说明本发明的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述各实施例对本发明进行了详细的说明，本领域的普通技术人员应当理解：其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改，或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换；而这些修改或者替换，并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的范围。

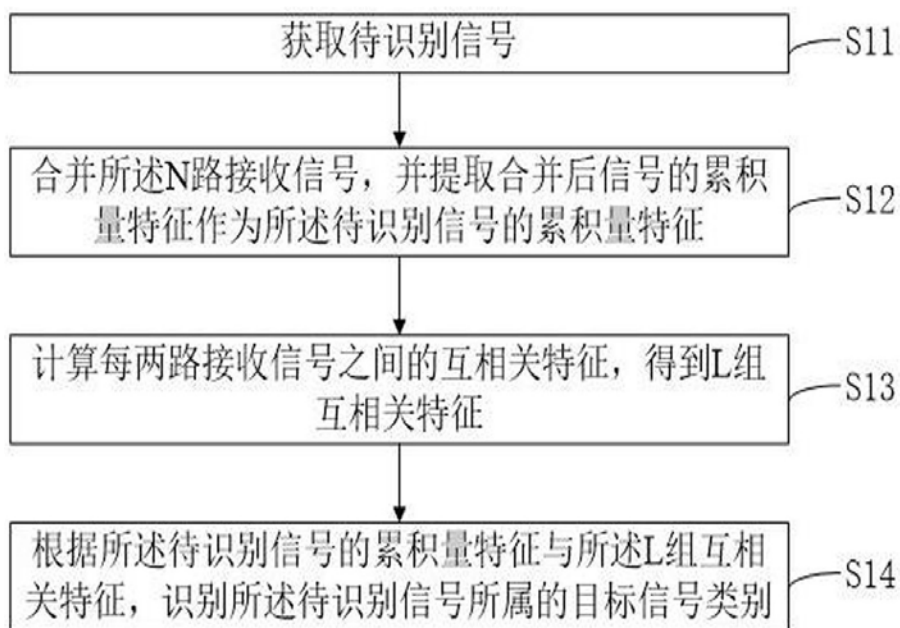


图1

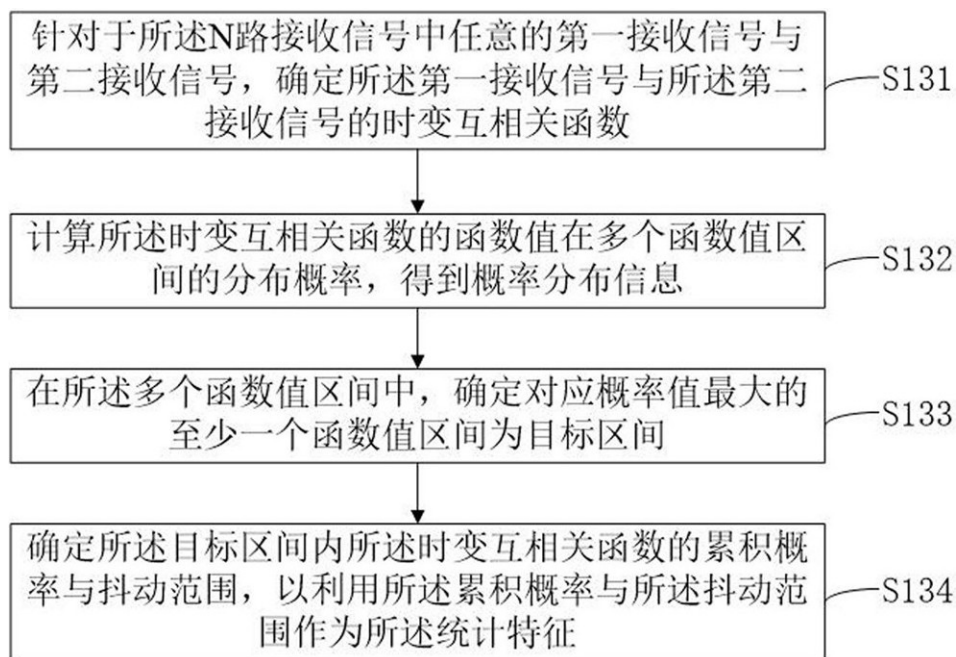


图2

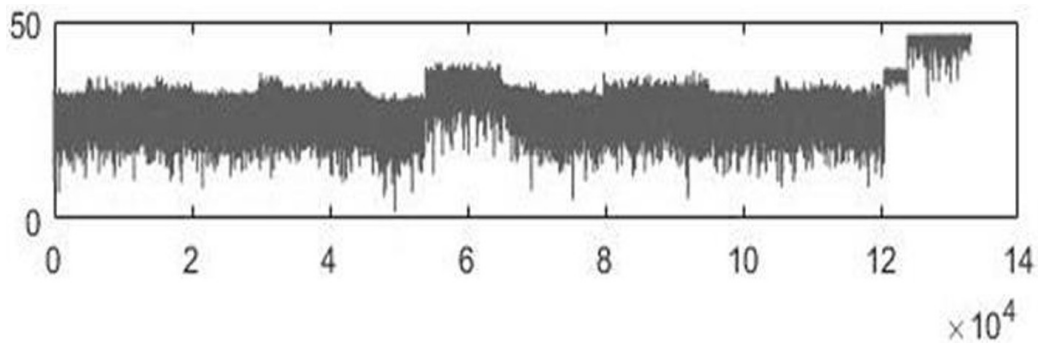


图3a

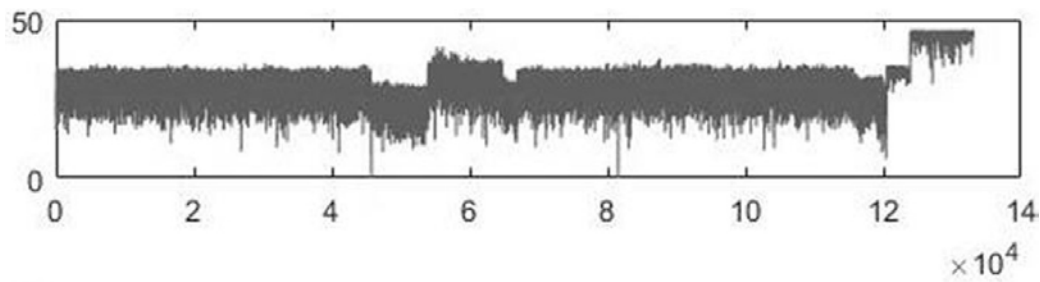


图3b

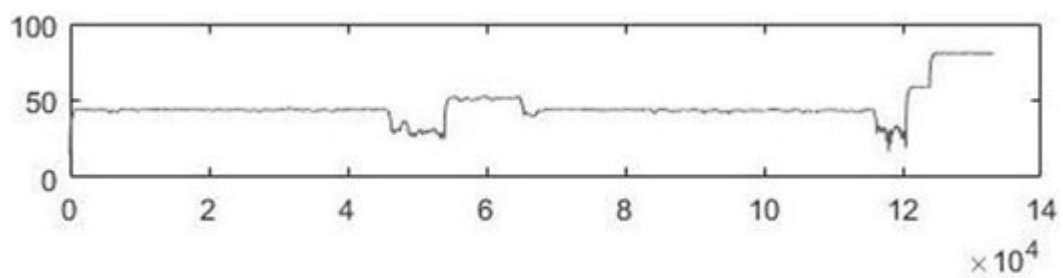


图3c

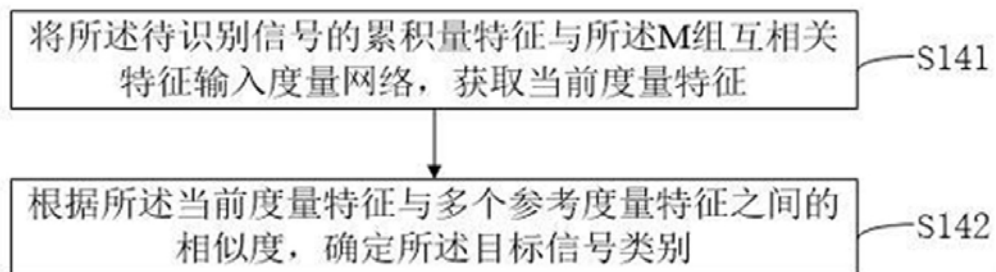


图4

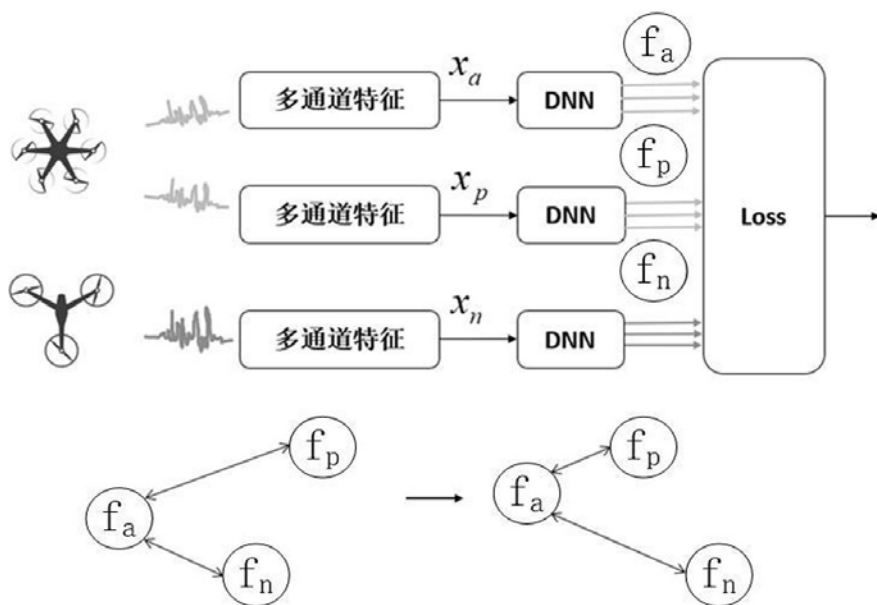


图5

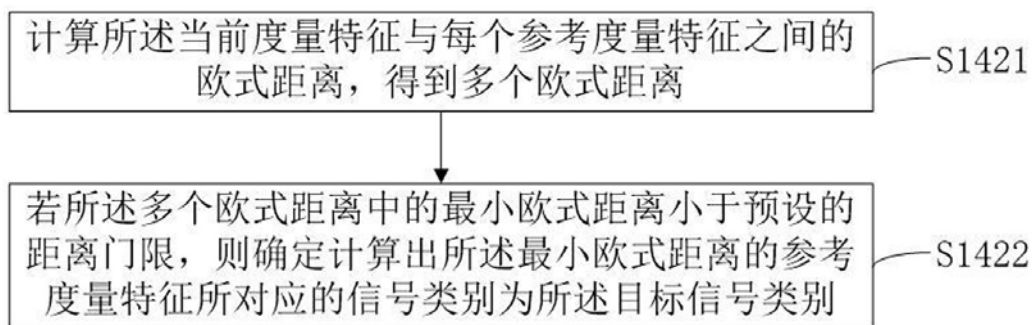


图6

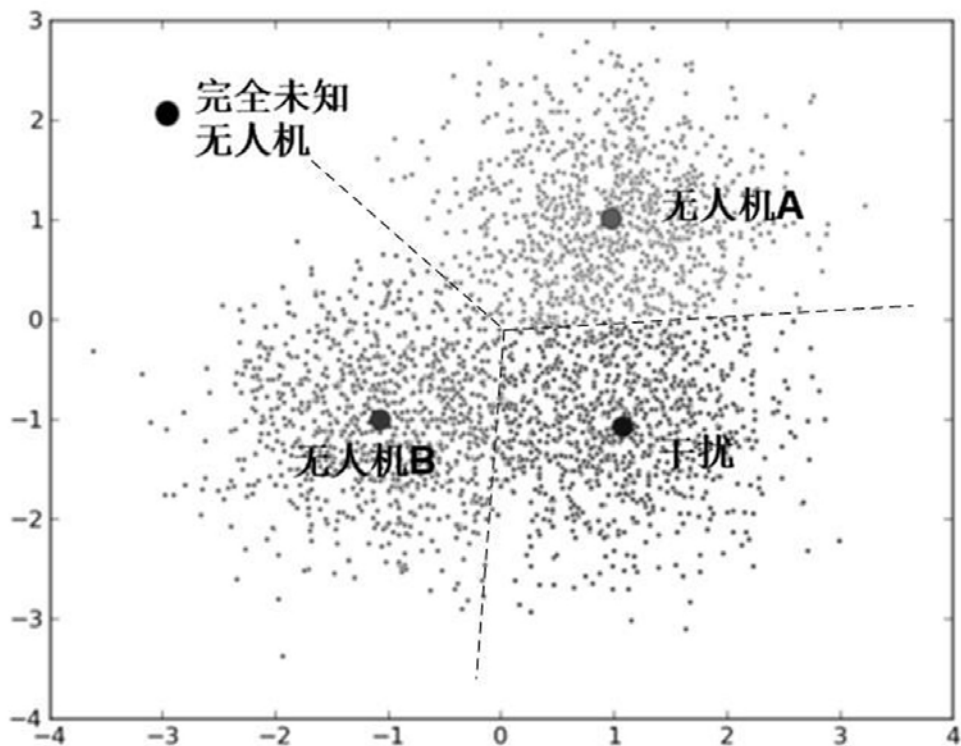


图7

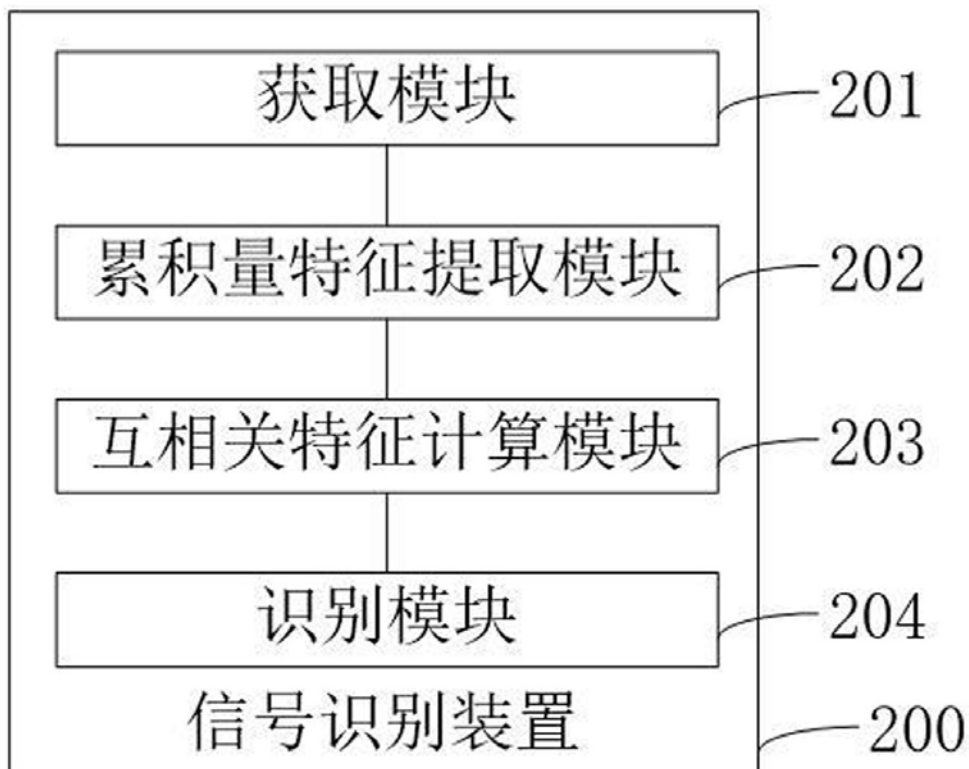


图8

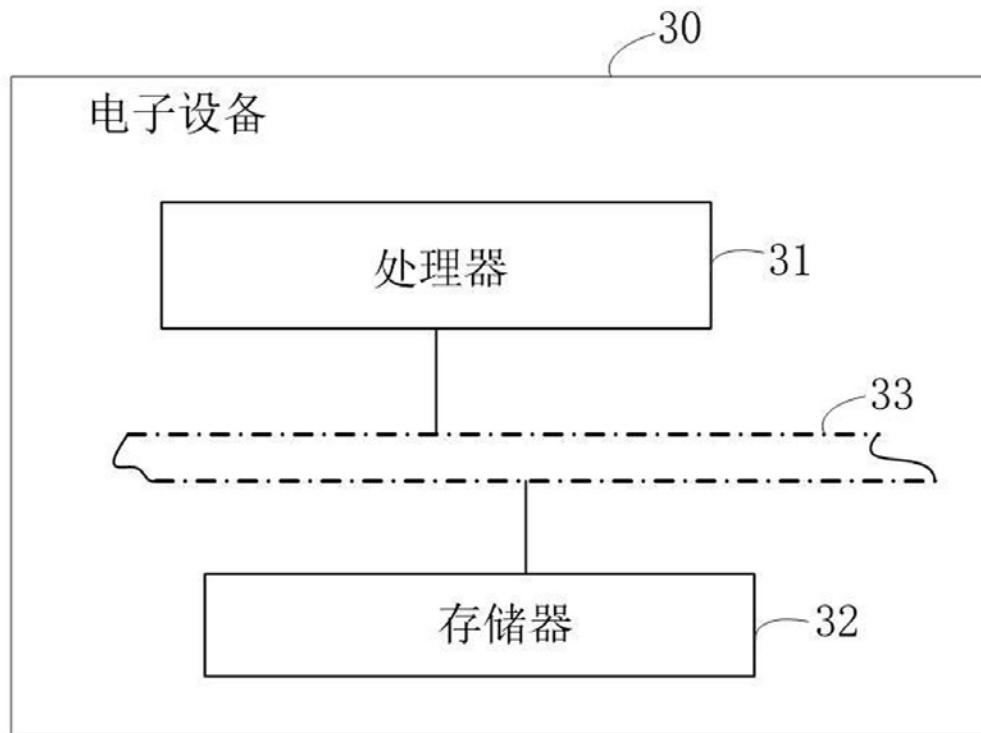


图9