



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111669248 A

(43)申请公布日 2020.09.15

(21)申请号 202010501326.8

(22)申请日 2020.06.04

(71)申请人 上海特金无线技术有限公司

地址 201114 上海市闵行区新骏环路245号
第6层E612室

(72)发明人 刘鑫 姜化京 姜维 李瀚

(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.

H04K 3/00(2006.01)

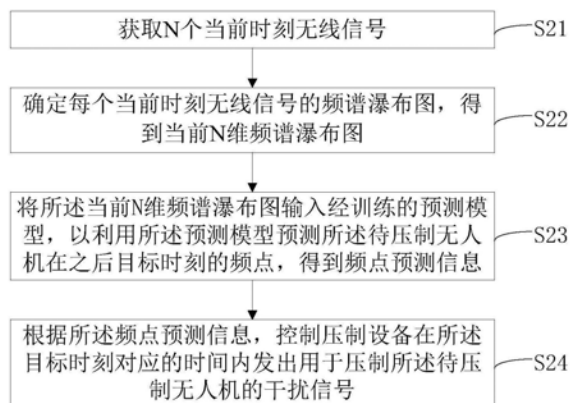
权利要求书3页 说明书11页 附图5页

(54)发明名称

无人机信号压制方法、装置、电子设备与存储介质

(57)摘要

本发明提供了一种无人机信号压制方法、装置、电子设备与存储介质,应用于中心处理设备或压制设备,该方法,包括:获取N个当前时刻无线信号,不同当前时刻无线信号是不同感知设备在当前时刻所感知到的目标空域内的无线信号,所述目标空域为待压制无人机所处空域;确定每个当前时刻无线信号的频谱瀑布图,得到当前N维频谱瀑布图;将所述当前N维频谱瀑布图输入经训练的预测模型,以利用所述预测模型预测所述待压制无人机在之后目标时刻的频点,得到频点预测信息;根据所述频点预测信息,控制压制设备在所述目标时刻对应的时间内发出用于压制所述待压制无人机的干扰信号。



1. 一种无人机信号压制方法,应用于中心处理设备或压制设备,其特征在于,包括:
获取N个当前时刻无线信号,不同当前时刻无线信号是不同感知设备在当前时刻所感知到的目标空域内的无线信号,所述目标空域为待压制无人机所处空域;
确定每个当前时刻无线信号的频谱瀑布图,得到当前N维频谱瀑布图;
将所述当前N维频谱瀑布图输入经训练的预测模型,以利用所述预测模型预测所述待压制无人机在之后目标时刻的频点,得到频点预测信息;
根据所述频点预测信息,控制压制设备在所述目标时刻对应的时间内发出用于压制所述待压制无人机的干扰信号。
2. 根据权利要求1所述的无人机信号压制方法,其特征在于,确定每个当前时刻无线信号的频谱瀑布图,得到N维频谱瀑布图,包括:
对所述当前时刻无线信号进行频谱变换,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱向量;
对所述当前时刻无线信号的频谱向量进行二维扩展,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱瀑布图。
3. 根据权利要求1所述的无人机信号压制方法,其特征在于,根据所述频点预测信息,控制压制设备在所述目标时刻对应的时间内发出用于压制所述待压制无人机的干扰信号之后,还包括:
获取所述待压制无人机在所述目标时刻的实际频点信息;
若所述实际频点信息与所述频点预测信息不匹配,则利用所述当前N维频谱瀑布图与所述实际频点信息形成所述预测模型的一组新的训练素材。
4. 根据权利要求1所述的无人机信号压制方法,其特征在于,所述预测模型是所述中心处理设备或专用于训练所述预测模型的训练处理设备通过以下过程训练过的:
在训练用无人机在训练空域内飞行并对外交互信号时,获取N个感知设备感知到的训练时无线信号;
针对于每个训练时刻所感知到的N个训练时无线信号,均确定对应的训练时N维频谱瀑布图,并获取之后一个时刻的训练时频点信息,其中,所确定的训练时N维频谱瀑布图与所获取到的训练时频点信息能够形成一组训练素材;
在所述训练时无人机停止飞行后,依次将所产生的各组训练素材输入所述预测模型,以训练所述预测模型。
5. 根据权利要求4所述的无人机信号压制方法,其特征在于,依次将各组训练素材输入所述预测模型,以对所述预测模型进行训练之前,还包括:
打乱各组训练素材的次序。
6. 根据权利要求1至5任一项所述的无人机信号压制方法,其特征在于,所述预测模型为卷积神经网络,所述卷积神经网络包括依次连接的第一卷积层、第一池化层、第二卷积层、第二池化层、第三卷积层、第三池化层、第一全连接层、第二全连接层与最终预测层;
所述第一全连接层、所述第二全连接层与所述最终预测层的输出节点个数依次递减,所述第一卷积层、所述第二卷积层与所述第三卷积层均含激活函数。
7. 根据权利要求1至5任一项所述的无人机信号压制方法,其特征在于,不同感知设备的位置是不同的。

8. 一种无人机信号压制装置,应用于中心处理设备,其特征在于,包括:

当前时刻获取模块,用于获取N个当前时刻无线信号,不同当前时刻无线信号是不同感知设备在当前时刻所感知到的目标空域内的无线信号,所述目标空域为待压制无人机所处空域;

瀑布图确定模块,用于确定每个当前时刻无线信号的频谱瀑布图,得到当前N维频谱瀑布图;

预测模块,用于将所述当前N维频谱瀑布图输入经训练的预测模型,以利用所述预测模型预测所述待压制无人机在之后目标时刻的频点,得到频点预测信息;

压制模块,用于根据所述频点预测信息,控制压制设备在所述目标时刻对应的时间内发出用于压制所述待压制无人机的干扰信号。

9. 根据权利要求8所述的无人机信号压制装置,其特征在于,所述瀑布图确定模块,具体用于:

对所述当前时刻无线信号进行频谱变换,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱向量;

对所述当前时刻无线信号的频谱向量进行二维扩展,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱瀑布图。

10. 根据权利要求8所述的无人机信号压制装置,其特征在于,还包括:

实际频点获取模块,用于获取所述待压制无人机在所述目标时刻的实际频点信息;

反馈训练模块,用于若所述实际频点信息与所述频点预测信息不匹配,则利用所述当前N维频谱瀑布图与所述实际频点信息形成所述预测模型的一组新的训练素材。

11. 根据权利要求8所述的无人机信号压制装置,其特征在于,还包括:

训练时刻获取模块,用于在训练用无人机在训练空域内飞行并对外交互信号时,获取N个感知设备感知到的训练时无线信号;

素材确定模块,用于针对于每个训练时刻所感知到的N个训练时无线信号,均确定对应的训练时N维频谱瀑布图,并获取之后一个时刻的训练时频点信息,其中,所确定的训练时N维频谱瀑布图与所获取到的训练时频点信息能够形成一组训练素材;

训练模块,用于在所述训练时无人机停止飞行后,依次将所产生的各组训练素材输入所述预测模型,以训练所述预测模型。

12. 根据权利要求11所述的无人机信号压制装置,其特征在于,依次将各组训练素材输入所述预测模型,以对所述预测模型进行训练之前,还包括:

打乱模块,用于打乱各组训练素材的次序。

13. 根据权利要求8至12任一项所述的无人机信号压制装置,其特征在于,所述预测模型为卷积神经网络,所述卷积神经网络包括依次连接的第一卷积层、第一池化层、第二卷积层、第二池化层、第三卷积层、第三池化层、第一全连接层、第二全连接层与最终预测层;

所述第一全连接层、所述第二全连接层与所述最终预测层的输出节点个数依次递减,所述第一卷积层、所述第二卷积层与所述第三卷积层均含激活函数。

14. 根据权利要求8至12任一项所述的无人机信号压制方法,其特征在于,不同感知设备的位置是不同的。

15. 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7任一项所述的无人机信号压制方法。

16.一种存储介质,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7任一项所述的无人机信号压制方法。

无人机信号压制方法、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,尤其涉及一种无人机信号压制方法、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,无人机的管控技术则比较落后,尤其是机场、飞机飞行区域、公共场所及私人住宅等区域附近的监管,更为缺乏。为了防止无人机的闯入而导致信息泄露,需加强对无人机的管理和控制。

[0003] 现有的相关技术中,限制无人机在特定区域内通信的手段大都采用反制设备,然而,反制设备都是全频段干扰,这样会对电磁环境造成污染,影响周边电磁环境。

发明内容

[0004] 本发明提供一种无人机信号压制方法、装置、电子设备与存储介质,以解决对电磁环境造成污染,影响周边电磁环境的问题。

[0005] 根据本发明的第一方面,提供了一种无人机信号压制方法,应用于中心处理设备或压制设备,包括:

[0006] 获取N个当前时刻无线信号,不同当前时刻无线信号是不同感知设备在当前时刻所感知到的目标空域内的无线信号,所述目标空域为待压制无人机所处空域;

[0007] 确定每个当前时刻无线信号的频谱瀑布图,得到N维频谱瀑布图;

[0008] 将所述当前N维频谱瀑布图输入经训练的预测模型,以利用所述预测模型预测所述待压制无人机在之后目标时刻的频点,得到频点预测信息;

[0009] 根据所述频点预测信息,控制压制设备在所述目标时刻对应的时间内发出用于压制所述待压制无人机的干扰信号。

[0010] 可选的,确定每个当前时刻无线信号的频谱瀑布图,得到N维频谱瀑布图,包括:

[0011] 对所述当前时刻无线信号进行频谱变换,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱向量;

[0012] 对所述当前时刻无线信号的频谱向量进行二维扩展,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱瀑布图。

[0013] 可选的,根据所述频点预测信息,控制压制设备在所述目标时刻对应的时间内发出用于压制所述待压制无人机的干扰信号之后,还包括:

[0014] 获取所述待压制无人机在所述目标时刻的实际频点信息;

[0015] 若所述实际频点信息与所述频点预测信息不匹配,则利用所述当前N维频谱瀑布图与所述实际频点信息形成所述预测模型的一组新的训练素材。

[0016] 可选的,所述预测模型是所述中心处理设备或专用于训练所述预测模型的训练处理设备通过以下过程训练过的:

[0017] 在训练用无人机在训练空域内飞行并对外交互信号时,获取N个感知设备感知到的训练时无线信号;

[0018] 针对于每个训练时刻所感知到的N个训练时无线信号,均确定对应的训练时N维频谱瀑布图,并获取之后一个时刻的训练时频点信息,其中,所确定的训练时N维频谱瀑布图与所获取到的训练时频点信息能够形成一组训练素材;

[0019] 在所述训练时无人机停止飞行后,依次将所产生的各组训练素材输入所述预测模型,以训练所述预测模型。

[0020] 可选的,依次将各组训练素材输入所述预测模型,以对所述预测模型进行训练之前,还包括:

[0021] 打乱各组训练素材的次序。

[0022] 可选的,所述预测模型为卷积神经网络,所述卷积神经网络包括依次连接的第一卷积层、第一池化层、第二卷积层、第二池化层、第三卷积层、第三池化层第一全连接层、第二全连接层与最终预测层;

[0023] 所述第一全连接层、所述第二全连接层与所述最终预测层的输出节点个数依次递减,所述第一卷积层、所述第二卷积层与所述第三卷积层均含激活函数。

[0024] 可选的,不同感知设备的位置是不同的。

[0025] 根据本发明的第二方面,提供了一种无人机信号压制装置,包括:

[0026] 当前时刻获取模块,用于获取N个当前时刻无线信号,不同当前时刻无线信号是不同感知设备在当前时刻所感知到的目标空域内的无线信号,所述目标空域为待压制无人机所处空域;

[0027] 瀑布图确定模块,用于确定每个当前时刻无线信号的频谱瀑布图,得到当前N维频谱瀑布图;

[0028] 预测模块,用于将所述当前N维频谱瀑布图输入经训练的预测模型,以利用所述预测模型预测所述待压制无人机在之后目标时刻的频点,得到频点预测信息;

[0029] 压制模块,用于根据所述频点预测信息,控制压制设备在所述目标时刻对应的时间内发出用于压制所述待压制无人机的干扰信号。

[0030] 可选的,所述瀑布图确定模块,具体用于:

[0031] 对所述当前时刻无线信号进行频谱变换,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱向量;

[0032] 对所述当前时刻无线信号的频谱向量进行二维扩展,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱瀑布图。

[0033] 可选的,所述的无人机信号压制装置,还包括:

[0034] 实际频点获取模块,用于获取所述待压制无人机在所述目标时刻的实际频点信息;

[0035] 反馈训练模块,用于若所述实际频点信息与所述频点预测信息不匹配,则利用所述当前N维频谱瀑布图与所述实际频点信息形成所述预测模型的一组新的训练素材。

[0036] 可选的,所述的无人机信号压制装置,还包括:

[0037] 训练时刻获取模块,用于在训练用无人机在训练空域内飞行并对外交互信号时,获取N个感知设备感知到的训练时无线信号;

[0038] 素材确定模块,用于针对于每个训练时刻所感知到的N个训练时无线信号,均确定对应的训练时N维频谱瀑布图,并获取之后一个时刻的训练时频点信息,其中,所确定的训练时N维频谱瀑布图与所获取到的训练时频点信息能够形成一组训练素材;

[0039] 训练模块,用于在所述训练时无人机停止飞行后,依次将所产生的各组训练素材输入所述预测模型,以训练所述预测模型。

[0040] 可选的,所述的无人机信号压制装置,还包括:

[0041] 打乱模块,用于打乱各组训练素材的次序。

[0042] 可选的,所述预测模型为卷积神经网络,所述卷积神经网络包括依次连接的第一卷积层、第一池化层、第二卷积层、第二池化层、第三卷积层、第三池化层第一全连接层、第二全连接层与最终预测层;

[0043] 所述第一全连接层、所述第二全连接层与所述最终预测层的输出节点个数依次递减,所述第一卷积层、所述第二卷积层与所述第三卷积层均含激活函数。

[0044] 可选的,不同感知设备的位置是不同的。

[0045] 根据本发明的第二方面,提供了一种电子设备,包括处理器与存储器,

[0046] 所述存储器,用于存储代码和相关数据;

[0047] 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无人机信号压制方法。

[0048] 根据本发明的第三方面,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无人机信号压制方法。

[0049] 本发明提供的无人机信号压制方法、装置、电子设备与存储介质中,基于当前时刻的N维频谱瀑布图,可利用预测模型预测之后目标时刻的频点,进而,可以有针对性地基于频点预测信息进行待压制无人机的信号压制,从而更精准地对待压制无人机的信号进行压制,避免了全频段压制所造成的电磁环境污染。同时,本发明以N维频谱瀑布图以及预测模型为依据进行预测,还可使得预测的结果更准确。

附图说明

[0050] 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。

[0051] 图1a是本发明一实施例中无人机信号压制方法与装置的应用场景示意图一;

[0052] 图1b是本发明一实施例中无人机信号压制方法与装置的应用场景示意图二;

[0053] 图2是本发明一实施例中无人机信号压制方法的流程示意图一;

[0054] 图3是本发明一实施例中步骤S22的流程示意图;

[0055] 图4是本发明一实施例中预测模型的构造示意图;

[0056] 图5是本发明一实施例中训练预测模型的流程示意图;

[0057] 图6是本发明一实施例中无人机信号压制方法的流程示意图二;

[0058] 图7是本发明一实施例中无人机信号压制装置的程序模块示意图一;

[0059] 图8是本发明一实施例中无人机信号压制装置的程序模块示意图二;

[0060] 图9是本发明一实施例中无人机信号压制装置的程序模块示意图三；

[0061] 图10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

[0062] 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。

[0063] 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。

[0064] 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。

[0065] 图1a是本发明一实施例中无人机信号压制方法与装置的应用场景示意图一；图1b是本发明一实施例中无人机信号压制方法与装置的应用场景示意图二。

[0066] 请参考图1a与图1b，本发明实施例所应用的场景中，具有无人机101、反制设备102、中心处理设备103与感知设备104。

[0067] 其中的无人机101，可理解为能够直接或间接受控的不载人飞行器。

[0068] 其中的压制设备102，可理解为能够对飞行器的信号接收和/或发送进行干扰的任意设备。具体举例中，可以是实现压制式干扰的设备，也可以是实现蒙骗式干扰的设备。在压制过程中，通过选择特定频率、制式、方向的无人机信号，可实现压制设备102相对于无人机101的精确压制。不论基于何种原理实现压制(可以是已有的，也可以是改进的)，只要采用了本发明各实施例所涉及的方法进行压制，均落在本发明的范围内。

[0069] 其中的感知设备104，可理解为能够接收一定空域内无线信号的任意设备，进而，基于其感知到的信号，可实现进一步的分析处理。若感知设备104的数量为多个，则不同感知设备104可设于不同位置，从而自不同位置与角度感知空域内的信号。进一步的，多个不同的感知设备104的感知结果可以更全面多方位的表征出信号特性，从而使得预测结果更为准确。

[0070] 其中一种实施方式中，本发明各实施例所涉及的方法可应用于图1所示的中心处理设备103，该中心处理设备103可与压制设备102直接或间接连接，其他实施方式中，本发明各实施例所涉及的方法也可应用于某台压制设备或其他未与压制设备102连接的控制设备。

[0071] 图2是本发明一实施例中无人机信号压制方法的流程示意图一；图3是本发明一实施例中步骤S22的流程示意图；图4是本发明一实施例中预测模型的构造示意图。

[0072] 请参考图2，无人机信号压制方法，包括：

[0073] S21:获取N个当前时刻无线信号;

[0074] S22:确定每个当前时刻无线信号的频谱瀑布图,得到N维频谱瀑布图;

[0075] S23:将所述当前N维频谱瀑布图输入经训练的预测模型,以利用所述预测模型预测所述待压制无人机在之后目标时刻的频点,得到频点预测信息;

[0076] S24:根据所述频点预测信息,控制压制设备在所述目标时刻对应的时间内发出用于压制所述待压制无人机的干扰信号。

[0077] 其中,不同当前时刻无线信号是不同感知设备在当前时刻所感知到的目标空域内的无线信号,即K个无线信号是同时被获取到的。所述目标空域为待压制无人机所处空域。

[0078] 在具体举例中,步骤S21中通过感知设备实时接收到的无线信号可记为 $r^n(t)$,其中n表示第n台感知设备,t表示t时刻。

[0079] 其中一种实施方式中,步骤S22可以包括:

[0080] S221:对所述当前时刻无线信号进行频谱变换,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱向量;

[0081] S222:对所述当前时刻无线信号的频谱向量进行二维扩展,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱瀑布图。

[0082] 具体举例中,在步骤S221中,针对于以上的无线信号 $r^n(t)$,对应的瞬时频谱可表征为 $r_t^n(f)$,将t时刻的瞬时频谱 $r_t^n(f)$ 进行离散化处理,可得到离散化之后的频谱信息 $s_{k,t}^n$:

$$[0083] \quad s_{k,t}^n = 10 \log \left[\int_{f_L + (k-1)\Delta f}^{k\Delta f} r_t^n(f) df \right]$$

[0084] 进一步的,其频谱向量可表征为: $\vec{s}_t^n = \{s_{1,t}^n, s_{2,t}^n, \dots, s_{K,t}^n\}$ 。

[0085] 其中:

[0086] k表示频谱采样点对应的位置;

[0087] K表示采样点数;

[0088] f_L 和 f_U 分别表示感知频段的最低频率和最高频率;

[0089] B表示感知频段带宽;

[0090] $\Delta f = \frac{B}{K}$ 表示频率间隔。

[0091] 具体举例中,在步骤S222中,针对于所得到的频谱向量 \vec{s}_t^n ,在时间维度上对其进行扩展,可得到频谱瀑布图,其表征为:

$$[0092] \quad \mathbf{S}_t^n = \begin{bmatrix} \vec{s}_t^n \\ \vec{s}_{t-1}^n \\ \vdots \\ \vec{s}_{t-T+1}^n \end{bmatrix};$$

[0093] 其中:

[0094] T表示频谱采集次数。

[0095] 可见,针对于每一个感知设备所感知到的无线信号,均可基于以上过程得到频谱瀑布图。进而,以上过程可应用于对当前时刻无线信号进行处理,得到对应的频谱瀑布图,也可应用于对训练时刻无线信号进行处理,得到对应的频谱瀑布图。

[0096] 在步骤S23的预测过程中,可整合N台感知设备接收信号的频谱瀑布图,作为卷积神经网络输入,在后续训练过程中,也可整合N台感知设备接收信号的频谱瀑布图,作为卷积神经网络的训练素材。

[0097] 以上所涉及的目标时刻,可理解为是当前时刻之后的一个时刻,其可以是紧接于当前时刻的一个时刻,也可以是与之有一定间隔的时刻。进一步的,当前时刻无线信号,可以是瞬时的信号,也可以指该时刻所对应的一个时间段内所接收到的无线信号。

[0098] 其中的频点预测信息,可以指任意对频点进行描述的信息,例如可以指某个频点的数值,也可以指某频点的取值范围。对应的,该预测模型,可以指能够对以上所涉及的频点预测信息进行预测的任意模型。

[0099] 具体实施过程中,预测模型预测出无人机通信频点后,步骤S24中,中心处理设备可将其传递给反制设备,反制设备按照指定频点释放干扰,对无人机信号进行压制。

[0100] 其中一种实施方式中,请参考图4,预测模型可以采用卷积神经网络。

[0101] 所述卷积神经网络包括依次连接的第一卷积层C1、第一池化层P2、第二卷积层C3、第二池化层P4、第三卷积层C5、第三池化层P6、第一全连接层F7、第二全连接层F8与最终预测层F9。

[0102] 所述第一卷积层C1、所述第二卷积层C3与所述第三卷积层C5均含激活函数,所述第一全连接层F7、所述第二全连接层F8与所述最终预测层F9的输出节点个数依次递减。

[0103] 具体举例中:

[0104] 第1层为第一卷积层C1,其卷积核大小为 3×3 ,通道个数为64,使用全0补充,步长为1,第一卷积层C1的输入可以是3维的频谱瀑布图(例如当前N维当前频谱瀑布图与N维训练时频谱瀑布图),即输入大小为 $1000 \times 1000 \times 3$;

[0105] 第2层为第一池化层P2,其滤波器大小为 3×3 ,步长为2,该层的输入矩阵是上一层的输出矩阵,即输入大小 $1000 \times 1000 \times 64$;

[0106] 第3层为第二卷积层C2,其卷积核大小为 3×3 ,通道个数为64,使用全0补充,步长为1,改层的输入矩阵是上一层的输出矩阵,即输入大小为 $500 \times 500 \times 64$;

[0107] 第4层为第二池化层P4,其滤波器大小为 3×3 ,步长为2,该层的输入矩阵是上一层的输出矩阵,即输入大小 $500 \times 500 \times 64$;

[0108] 第5层为第三卷积层C5,其卷积核大小为 3×3 ,通道个数为64,使用全0补充,步长为1,该层的输入矩阵是上一层的输出矩阵,即输入大小 $250 \times 250 \times 64$;

[0109] 第6层为第三池化层P6,其滤波器大小为 3×3 ,步长为2,该层的输入矩阵是上一层的输出矩阵,即输入大小 $250 \times 250 \times 64$;

[0110] 第7层为第一全连接层F7,其输入节点个数为 $125 \times 125 \times 64$ 个,输出节点为1000个;

[0111] 第8层为第二全连接层F8,其输入节点个数为1000个,输出节点为192个;

[0112] 第9层为最终预测层,其输入节点个数为192个,输出节点为20个。

[0113] 针对于以上卷积神经网络为例的预测模型,可预先对其进行训练,使其具备较佳的预测能力,也可基于当前的预测结果对预测模型进行进一步的训练。

[0114] 图5是本发明一实施例中训练预测模型的流程示意图;图6是本发明一实施例中无人机信号压制方法的流程示意图二。

[0115] 一种实施方式中,请参考图5,所述预测模型是所述中心处理设备或专用于训练所述预测模型的训练处理设备通过以下过程训练过的:

[0116] S31:在训练用无人机在训练空域内飞行并对外交互信号时,获取N个感知设备感知到的训练时无线信号;

[0117] S32:针对于每个训练时刻所感知到的N个训练时无线信号,均确定对应的训练时N维频谱瀑布图,并获取之后一个时刻的训练时频点信息;

[0118] 其中,所确定的训练时N维频谱瀑布图与所获取到的训练时频点信息能够形成一组训练素材;

[0119] S34:在所述训练时无人机停止飞行后,依次将所产生的各组训练素材输入所述预测模型,以训练所述预测模型。

[0120] 步骤S31中获取无线信号的手段可参照于前文步骤S21的相关描述理解。其中的训练用无人机与待压制无人机可以是同一无人机,也可以不是同一无人机,可以是相同型号、品牌的无人机,也可以是不同型号和/或不同品牌的无人机。进一步的,一种举例中,通过选择合适的训练用无人机(例如特定品牌、型号的无人机),可训练出对相应待压制无人机(例如相同品牌、型号的无人机)的频点预测能力,通过选择多样的训练用无人机,也可使得训练出的预测模型的频点预测能力可普遍适用于多样的待压制无人机。可见,不论如何选择无人机,均不脱离以上描述的范围。

[0121] 此外,以上及后文所提及的能够形成训练素材的频点信息均也可表征为标签

[0122] 步骤S32中确定训练时N维频谱瀑布图的过程,可参照于步骤S22中的相关描述理解,以下着重于对确定N维频谱瀑布图之后的处理过程进行描述:

[0123] 将无人机通信带宽划分为M段,分别进行编号1,2,...,M,t时刻频点位置(即频点信息)可记为 m_t ,以t时刻之前T次频谱采集对应的频谱瀑布图为一个窗口,即前文所提及的:

$$[0124] \quad \mathbf{S}_t^n = \begin{bmatrix} \overrightarrow{\mathbf{s}_t^n} \\ \overrightarrow{\mathbf{s}_{t-1}^n} \\ \vdots \\ \overrightarrow{\mathbf{s}_{t-T+1}^n} \end{bmatrix}。$$

[0125] 整合N台感知设备的频谱瀑布图可得到N维训练时频谱瀑布图:

$$[0126] \quad \mathbf{S}_t = \{\mathbf{S}_t^1, \mathbf{S}_t^2, \dots, \mathbf{S}_t^n\};$$

[0127] t+1时刻的频点位置 m_{t+1} 可作为标签,频点位置 m_{t+1} 与t时刻的N维训练时频谱瀑布图可形成一组训练素材,其可记为 (\mathbf{S}_t, m_{t+1}) 。

[0128] 滑动窗口, $t+1$ 时刻之前 T 次频谱采集对应的频谱瀑布图, 即 $\mathbf{S}_{t+1}^n = \begin{bmatrix} \overrightarrow{\mathbf{S}_{t+1}^n} \\ \overrightarrow{\mathbf{S}_t^n} \\ \vdots \\ \overrightarrow{\mathbf{S}_{t-T+2}^n} \end{bmatrix}$, 整

合 N 台感知设备的频谱瀑布图 $\mathbf{S}_{t+1} = \{\mathbf{S}_{t+1}^1, \mathbf{S}_{t+1}^2, \dots, \mathbf{S}_{t+1}^n\}$, 以 $t+2$ 时刻的频点位置 m_{t+2} 为标签, 频点位置 m_{t+2} 与 t 时刻的 N 维训练时频谱瀑布图可形成一组训练素材, 其可记为 $(\mathbf{S}_{t+1}, m_{t+2})$ 。以此类推, 窗口滑动步进为1, 向前滑动将每种类型的无人机信号频谱图附加标签, 形成各个训练素材, 各训练素材可组合在一起建立为无人机通信频点数据集。

[0129] 具体实施过程中, 步骤S32与步骤S34之间, 还包括:

[0130] S33: 打乱各组训练素材的次序。

[0131] 由于各组训练素材可组合在一起建立为无人机通信频点数据集, 故而, 步骤S33也可理解为将建立的数据集随机打乱, 以卷积神经网络为例, 随机打乱的数据集可作为卷积神经网络样本训练集, 用来训练卷积神经网络, 提高模型的泛化能力, 防止卷积神经网络在训练时过拟合。继而, 基于卷积神经网络样本训练集, 可对构建的卷积神经网络进行监督训练, 得到卷积神经网络的参数模型。

[0132] 以上方案中, 主要阐述了预先对预测模型进行训练的过程, 同时, 各训练素材(即所确定的卷积神经网络样本训练集)可被保存下来, 进而, 可将新的素材补充进来, 从而对预测模型进行进一步训练。

[0133] 其中一种实施方式中, 步骤S24之后, 还可包括:

[0134] S25: 获取所述待压制无人机在所述目标时刻的实际频点信息;

[0135] S26: 所述实际频点信息是否与所述频点预测信息匹配;

[0136] 若步骤S26的判断结果为是, 则可不对预测模型进行其他处理;

[0137] 若步骤S26的判断结果为否, 则可实施步骤S27: 利用所述当前 N 维频谱瀑布图与所述实际频点信息形成所述预测模型的一组新的训练素材。

[0138] 任意将 N 维频谱瀑布图与所述实际频点信息作为新训练素材进行处理的手段, 均可理解为对步骤S27的实施, 例如可以将该些频谱瀑布图与实际频点信息作为训练素材进行存储(例如存入前文所提及的卷积神经网络样本训练集), 再例如可直接将该些频谱瀑布图与实际频点信息输入预测模型进行训练。

[0139] 可见, 以上方案将最终预测的实际频点信息与感知得到的预测频点信息进行对比纠正, 并以此附加标签, 反馈到通信频点数据集中进行调整, 提高模型的准确度。

[0140] 进一步举例中, 通信频段可以选择2.44GHz为中心, 频谱带宽 B 可以为80MHz, 进而, 可划分为 $M=20$ 段, 同时, N 可以为3, 即采用3台无人机通信全频段的感知设备, 则: 用3台感知设备接收空域中的无线信号, 再由中心处理设备或专用于训练的设备将其转换为卷积神经网络的输入图, 即三维的频谱瀑布图, 并根据下一时刻无人机通信频点位置 $m \in [1, 20]$ 对卷积神经网络输入图附加标签, 作为无人机通信频点数据集。

[0141] 具体信号处理流程如下:

[0142] t 时刻3台感知设备接收信号分别为 $r^1(t)$, $r^2(t)$, $r^3(t)$ 。其中 $r^1(t)$, $r^2(t)$, $r^3(t)$ 分别包括无人机信号以及噪音。

[0143] $r^1(t), r^2(t), r^3(t)$ 对应的瞬时频谱为 $r_t^1(f), r_t^2(f), r_t^3(f)$ 。将 t 时刻的瞬时频谱 $r_t^1(f), r_t^2(f), r_t^3(f)$ 进行离散化处理, 取 $K=1000$, 前文所提及的公式所示, 可得到各自的频谱向量:

$$[0144] \quad \vec{s}_t^1 = \{s_{1,t}^1, s_{2,t}^1, \dots, s_{K,t}^1\};$$

$$[0145] \quad \vec{s}_t^2 = \{s_{1,t}^2, s_{2,t}^2, \dots, s_{K,t}^2\};$$

$$[0146] \quad \vec{s}_t^3 = \{s_{1,t}^3, s_{2,t}^3, \dots, s_{K,t}^3\}。$$

[0147] 将得到的频谱向量 $\vec{s}_t^1, \vec{s}_t^2, \vec{s}_t^3$ 在时间维度上进行扩展, 取 $T=1000$, 得到频谱瀑布图

$$\text{布图 } \mathbf{S}_t^1 = \begin{bmatrix} \vec{s}_t^1 \\ \vec{s}_{t-1}^1 \\ \vdots \\ \vec{s}_{t-T+1}^1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{S}_t^2 = \begin{bmatrix} \vec{s}_t^2 \\ \vec{s}_{t-1}^2 \\ \vdots \\ \vec{s}_{t-T+1}^2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{S}_t^3 = \begin{bmatrix} \vec{s}_t^3 \\ \vec{s}_{t-1}^3 \\ \vdots \\ \vec{s}_{t-T+1}^3 \end{bmatrix}$$

[0148] 以上过程可适用于步骤S22中确定当前N维频谱瀑布图的过程, 也可适用于步骤S32中确定训练时N维频谱瀑布图的过程。

[0149] 基于频谱瀑布图, 可将3张频谱瀑布图 $\mathbf{S}_t^1, \mathbf{S}_t^2, \mathbf{S}_t^3$ 整合为卷积神经网络输入图 $\mathbf{S}_t = \{\mathbf{S}_t^1, \mathbf{S}_t^2, \mathbf{S}_t^3\}$, 以此为窗口, 按照下一时刻通信频点位置 $m_{t+1}, m \in [1, 20]$ 附加标签, 即 (S_t, m_{t+1}) 。按照滑动步进为1, 滑动窗口, 取 $t+1$ 时刻之前 T 次频谱采集对应的频谱瀑布图作为卷积神经网络输入, $t+2$ 时刻的通信频点位置 m_{t+2} 作为标签, 即 (S_{t+1}, m_{t+2}) 。以此类推, 取500张当前类型无人机信号频谱瀑布图附加标签作为数据集。

[0150] 以上过程可适用于步骤S32中形成各训练素材的过程。同时, 步骤S27中确定新素材的过程也可参照于该过程理解。

[0151] 综上, 本发明实施例提供的无人机信号压制方法中, 基于当前时刻的N维频谱瀑布图, 可利用预测模型预测之后目标时刻的频点, 进而, 可以有针对性地基于频点预测信息进行待压制无人机的信号压制, 从而更精准地对待压制无人机的信号进行压制, 避免了全频段压制所造成的电磁环境污染。同时, 本发明实施例以N维频谱瀑布图以及预测模型为依据进行预测, 还可使得预测的结果更准确。

[0152] 图7是本发明一实施例中无人机信号压制装置的程序模块示意图一; 图8是本发明一实施例中无人机信号压制装置的程序模块示意图二; 图9是本发明一实施例中无人机信号压制装置的程序模块示意图三。

[0153] 请参考图7至图9, 无人机信号压制装置400, 包括:

[0154] 当前时刻获取模块401, 用于获取N个当前时刻无线信号, 不同当前时刻无线信号是不同感知设备在当前时刻所感知到的目标空域内的无线信号, 所述目标空域为待压制无人机所处空域;

[0155] 瀑布图确定模块402, 用于确定每个当前时刻无线信号的频谱瀑布图, 得到当前N

维频谱瀑布图；

[0156] 预测模块403,用于将所述当前N维频谱瀑布图输入经训练的预测模型,以利用所述预测模型预测所述待压制无人机在之后目标时刻的频点,得到频点预测信息；

[0157] 压制模块404,用于根据所述频点预测信息,控制压制设备在所述目标时刻对应的时间内发出用于压制所述待压制无人机的干扰信号。

[0158] 可选的,所述瀑布图确定模块402,具体用于：

[0159] 对所述当前时刻无线信号进行频谱变换,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱向量；

[0160] 对所述当前时刻无线信号的频谱向量进行二维扩展,得到所述当前时刻无线信号对应的频谱瀑布图。

[0161] 可选的,请参考图8,所述的无人机信号压制装置400,还包括：

[0162] 实际频点获取模块405,用于获取所述待压制无人机在所述目标时刻的实际频点信息；

[0163] 反馈训练模块406,用于若所述实际频点信息与所述频点预测信息不匹配,则利用所述当前N维频谱瀑布图与所述实际频点信息形成所述预测模型的一组新的训练素材。

[0164] 可选的,若所述预测模型是专用于训练所述预测模型的训练处理设备训练过的,则:预测模型可以是通过以下过程训练过的：

[0165] 在训练用无人机在训练空域内飞行并对外交互信号时,获取N个感知设备感知到的训练时无线信号；

[0166] 针对于每个训练时刻所感知到的N个训练时无线信号,均确定对应的训练时N维频谱瀑布图,并获取之后一个时刻的训练时频点信息,其中,所确定的训练时N维频谱瀑布图与所获取到的训练时频点信息能够形成一组训练素材；

[0167] 打乱各组训练素材的次序；

[0168] 在所述训练时无人机停止飞行后,依次将所产生的各组训练素材输入所述预测模型,以训练所述预测模型。

[0169] 可选的,若所述预测模型是中心设备训练过的,且所述的无人机信号压制装置应用于中心处理设备,则:请参考图9,所述的无人机信号压制装置400,还包括：

[0170] 训练时刻获取模块407,用于在训练用无人机在训练空域内飞行并对外交互信号时,获取N个感知设备感知到的训练时无线信号；

[0171] 素材确定模块408,用于针对于每个训练时刻所感知到的N个训练时无线信号,均确定对应的训练时N维频谱瀑布图,并获取之后一个时刻的训练时频点信息,其中,所确定的训练时N维频谱瀑布图与所获取到的训练时频点信息能够形成一组训练素材；

[0172] 训练模块410,用于在所述训练时无人机停止飞行后,依次将所产生的各组训练素材输入所述预测模型,以训练所述预测模型。

[0173] 可选的,所述的无人机信号压制装置400,还包括：

[0174] 打乱模块409,用于打乱各组训练素材的次序。

[0175] 可选的,所述预测模型为卷积神经网络,所述卷积神经网络包括依次连接的第一卷积层、第一池化层、第二卷积层、第二池化层、第三卷积层、第三池化层第一全连接层、第二全连接层与最终预测层；

[0176] 所述第一全连接层、所述第二全连接层与所述最终预测层的输出节点个数依次递减,所述第一卷积层、所述第二卷积层与所述第三卷积层均含激活函数。

[0177] 可选的,不同感知设备的位置是不同的。

[0178] 综上,本发明实施例提供的无人机信号压制装置中,基于当前时刻的N维频谱瀑布图,可利用预测模型预测之后目标时刻的频点,进而,可以有针对性地基于频点预测信息进行待压制无人机的信号压制,从而更精准地对待压制无人机的信号进行压制,避免了全频段压制所造成的电磁环境污染。同时,本发明实施例以N维频谱瀑布图以及预测模型为依据进行预测,还可使得预测的结果更准确。

[0179] 图10是本发明一实施例中电子设备的构造示意图。

[0180] 请参考图10,提供了一种电子设备50,包括:

[0181] 处理器51;以及,

[0182] 存储器52,用于存储所述处理器的可执行指令;

[0183] 其中,所述处理器51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。

[0184] 处理器51能够通过总线53与存储器52通讯。

[0185] 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。

[0186] 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。

[0187] 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。

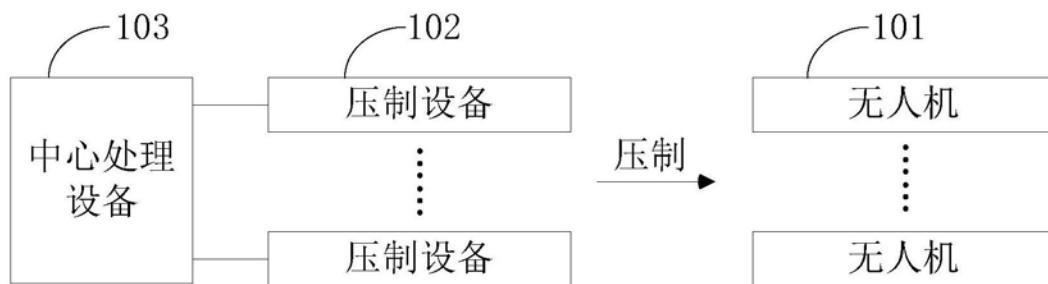


图1a

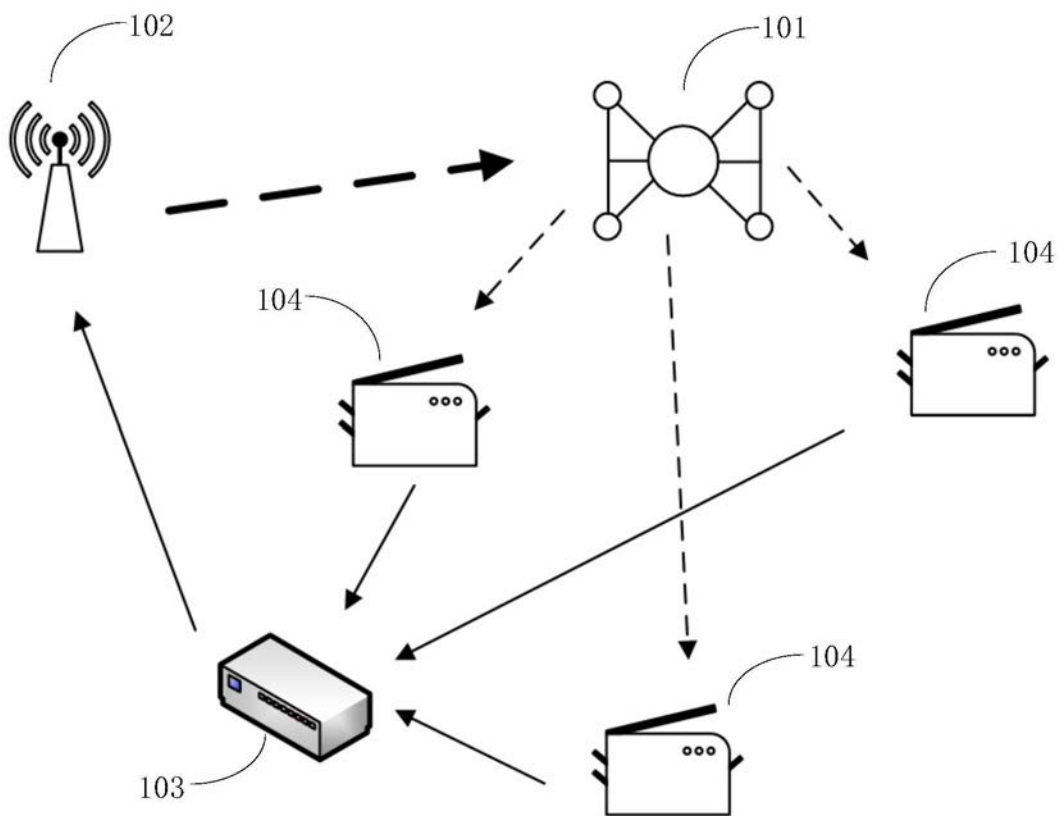


图1b

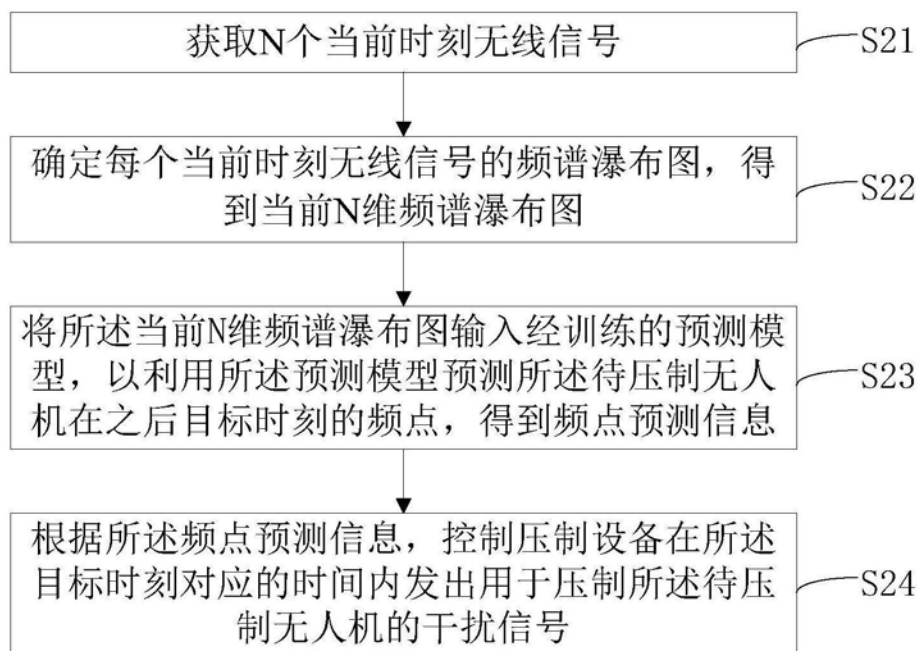


图2

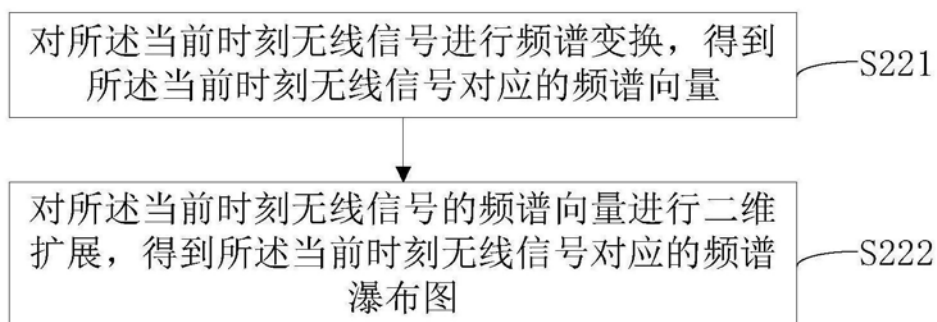


图3

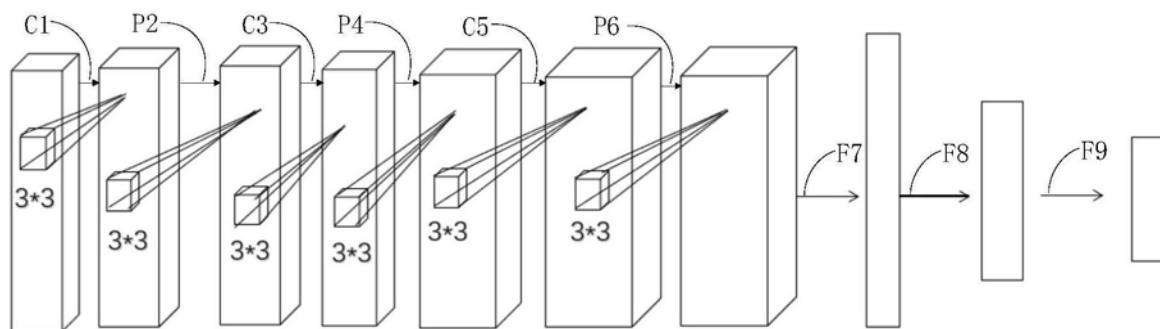


图4

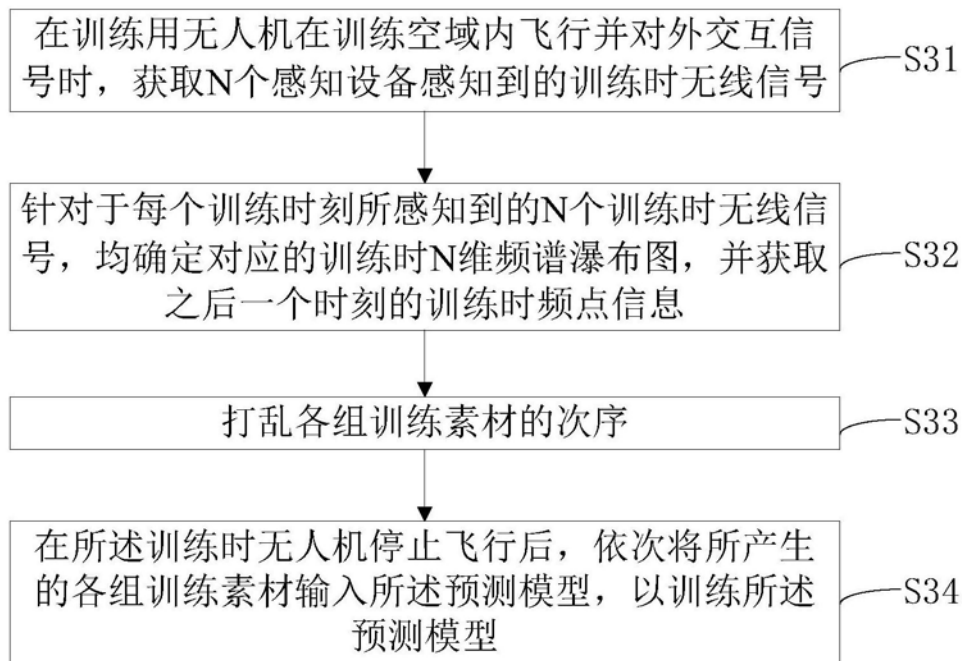


图5

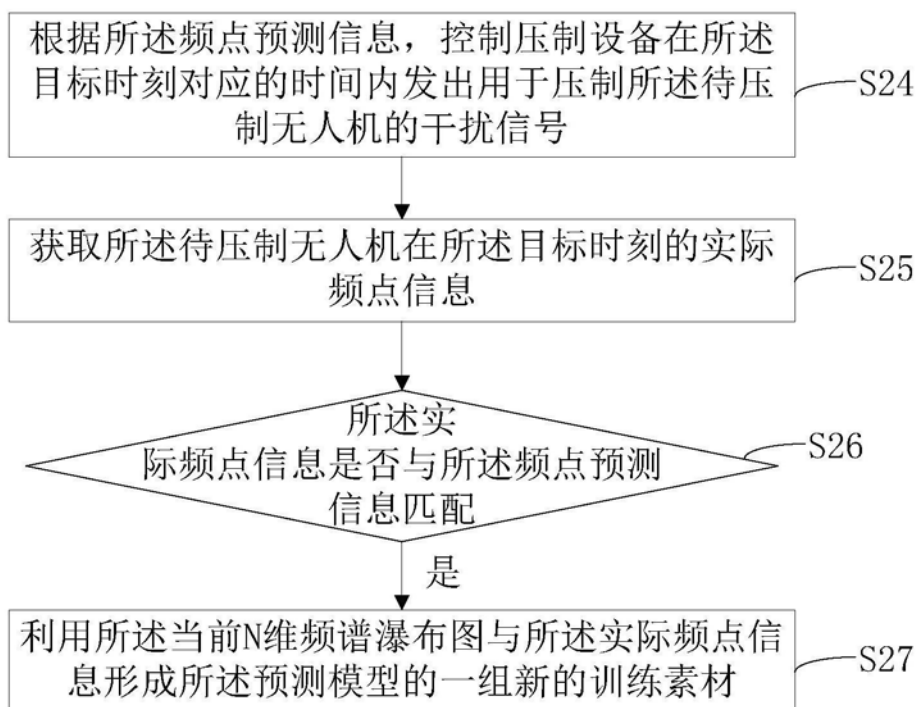


图6

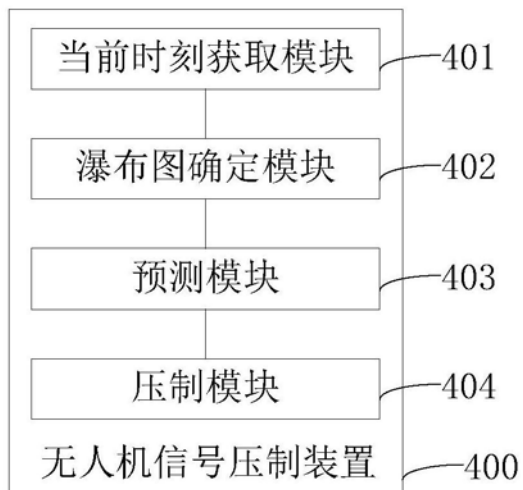


图7

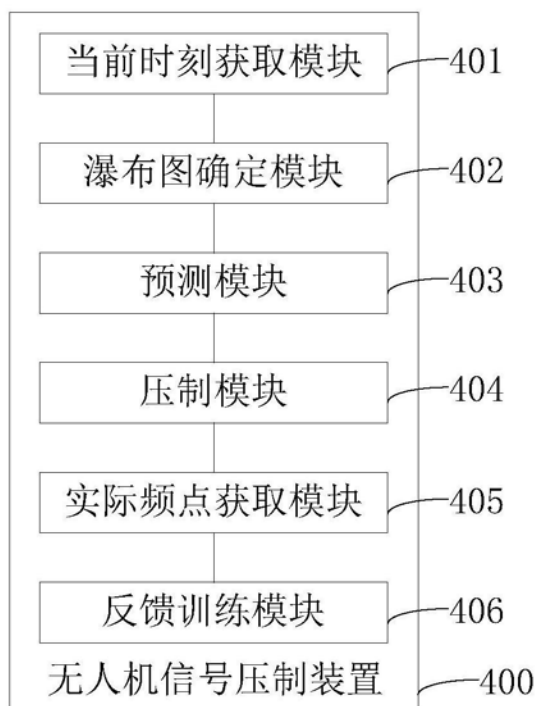


图8

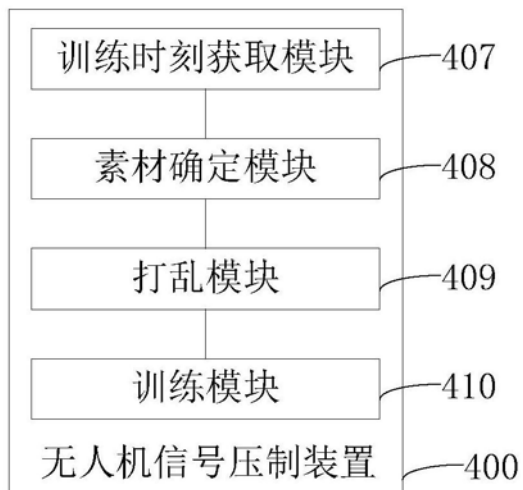


图9

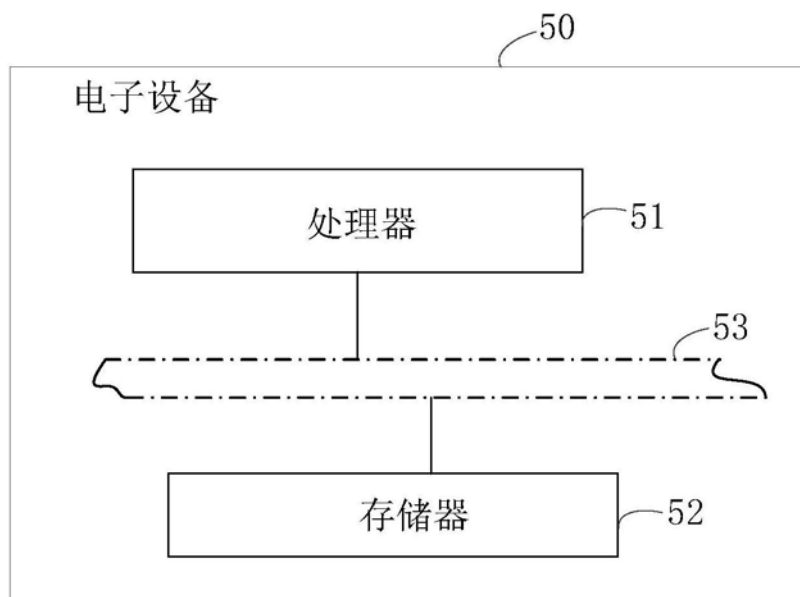


图10