一种通信方法及相关装置

本申请要求于 2024 年 03 月 15 日提交国家知识产权局、申请号为 202410303028.6、申请名称为“一种通信方法及相关装置”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本申请涉及通信领域，尤其涉及一种通信方法及相关装置。

背景技术

无线通信可以是两个或两个以上的通信节点间不经由导体或缆线传播而进行的传输通讯，该通信节点一般包括网络设备和终端设备。

目前，在无线通信系统中，通信节点一般具备信号收发能力和计算能力。以具备计算能力的网络设备为例，网络设备的计算能力主要是为信号收发能力提供算力支持（例如：对信号进行发送处理和接收处理），以实现网络设备与其它通信节点的通信。

然而，在通信网络中，通信节点的计算能力除了为上述通信任务提供算力支持之外，还可能具备富余的计算能力。为此，如何利用这些计算能力，是一个亟待解决的技术问题。

发明内容

本申请提供了一种通信方法及相关装置，用于提升持续学习的鲁棒性。

本申请第一方面提供了一种通信方法，该方法应用于第一通信装置，该第一通信装置可以是通信设备（如终端设备或网络设备），或者，该第一通信装置可以是通信设备中的部分组件（例如处理器、芯片或芯片系统等），或者该第一通信装置还可以是能实现全部或部分通信设备功能的逻辑模块或软件。在该方法中，第一通信装置获取第一信息，该第一信息用于指示至少一个人工智能（artificial intelligence，AI）模型的性能监测信息，该至少一个 AI 模型关联于部署在该第一通信装置的第一 AI 模型；该第一通信装置基于该第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

基于上述方案，第一通信装置通过第一信息获取至少一个 AI 模型的性能监测信息之后，该第一通信装置可以对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。通过这种方式，能够使得通信节点的算力能够应用于 AI 模型的处理，并且，通过 AI 模型的性能检测信息能够实现对 AI 模型的更新。

此外，第一通信装置执行 AI 模型参数更新的过程是基于至少一个 AI 模型的性能监测信息触发的，并且，在该 AI 模型参数更新的过程中，第一通信装置是通过加噪扰动处理得到更新后的 AI 模型参数的。通过这种方式，使得方案能够应用于持续学习的场景，并且，通过对 AI 模型参数进行加噪扰动处理的过程，可以减缓或避免 AI 模型在长时间的持续学习过程中导致可塑性降低甚至消失的问题，能够提高持续学习的适应能力，并提升持续学习的鲁棒性。

本申请中，AI 模型，可以替换为其它术语，例如神经网络、神经网络模型、AI 神经网络模型、机器学习模型、或 AI 处理模型等。

本申请中，加噪扰动处理，可以替换为其它术语，例如加噪处理、扰动处理、噪声扰动处理、噪声干扰处理、或随机扰动处理等。

在第一方面的一种可能的实现方式中，该方法还包括：该第一通信装置基于该第一信息发送第二信息，该第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，该第二信息用于更新第二 AI 模型；其中，该第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

基于上述方案，第一通信装置还可以基于第一信息发送基于第一参数进行加噪扰动处理得到的第二信息，使得该第二信息的接收方（例如第二通信装置）能够获得基于第一参数进行加噪扰动处理得到的第二信息，并基于该第二信息更新第二 AI 模型。通过这种方式，可以减缓或避免第二 AI 模型在长时间的持续学习过程中导致可塑性降低甚至消失的问题，能够提高持续学习的适应能力，并提升持续学习的鲁棒性。

在第一方面的一种可能的实现方式中，该至少一个 AI 模型包括该第一 AI 模型和/或第二 AI 模型；其中，该第一 AI 模型关联于第二 AI 模型，该第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

基于上述方案，第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，并且，该第一信息指示的性能监测信息满足某个条件（例如后文描述的第一条件和/或第二条件）的情况下，该第一信息可以用于触发第一 AI 模型和/或第二 AI 模型的模型参数的加噪扰动处理。相应的，该至少一个 AI 模型可以包括该第一 AI 模型和/或第二 AI 模型，通过这种方式，第一通信装置能够基于存在关联关系的 AI 模型的性能触发 AI 模型的加噪扰动处理。

可选地，该第一 AI 模型关联于该第二 AI 模型，包括下述任一项：

该第一 AI 模型为公共模型且该第二 AI 模型为个性化模型；

该第一 AI 模型为个性化模型且该第二 AI 模型为公共模型；

该第一 AI 模型的输入包括该第二 AI 模型的输出；

该第二 AI 模型的输入包括该第一 AI 模型的输出；

该第一 AI 模型为教师模型且该第二 AI 模型为学生模型；或，

该第一 AI 模型为学生型且该第二 AI 模型为教师模型。

在第一方面的一种可能的实现方式中，该第二信息是基于该第一参数的量化结果进行处理得到的，或，该第二信息是对该第一参数的传输参数进行处理得到的。

基于上述方案，第二信息可以通过多种方式进行加噪扰动处理得到的，以提升方案实现的灵活性。

可选地，该第一参数包括以下一项或多项：

更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新该第二 AI 模型的梯度信息，用于更新该第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新该第二 AI 模型的中间梯度信息，该第一 AI 模型的推理结果，该第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，该第二 AI 模型的任务损失信息。

在第一方面的一种可能的实现方式中，第一通信装置基于该第一信息发送第二信息，包括：满足第一条件时，该第一通信装置基于该第一信息发送第二信息；其中，该第一条件包括以下至少一项：

该至少一个 AI 模型的训练精度低于第一阈值；

该至少一个 AI 模型的测试精度低于第二阈值；

该至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第三阈值；

部署该至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第四阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第五阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第六阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第七阈值。

基于上述方案，在满足第一条件时，第一通信装置可以确定第二 AI 模型当前的运行可能存在异常，为此，该第一通信装置可以发送第二信息，使得第二通信装置能够获得基于第一参数进行加噪扰动处理得到的第二信息，并基于该第二信息更新第二 AI 模型。通过这种方式，可以减缓或避免第二 AI 模型在长时间的持续学习过程中导致可塑性降低甚至消失的问题，能够提高持续学习的适应能力，并提升持续学习的鲁棒性。

在第一方面的一种可能的实现方式中，该方法还包括：该第一通信装置接收指示第二参数的指示信息，该第二参数用于对该第一参数进行处理得到该第二信息。

基于上述方案，第一通信装置还可以通过接收的指示信息确定该第二参数，并基于该第二参数对第一参数进行处理得到第二信息，即该第一通信装置可以基于其它通信装置（例如第二信息的接收方）的指示以实现第二参数的确定，以便于该第二信息的接收方能够通过指定的第二参数获得相应的第二信息。

应理解，第二参数可以用于对第一参数进行加噪扰动处理得到第二信息，相应的，该第二参数可以理解为加噪扰动参数，加噪参数，或扰动参数等。

在第一方面的一种可能的实现方式中，该方法还包括：该第一通信装置发送用于请求该第二参数的请求信息。

基于上述方案，第一通信装置可以通过请求信息和上述指示信息的交互过程，以实现第二参数的确定。

可选地，该第二参数为预配置的参数。

在第一方面的一种可能的实现方式中，该方法还包括：该第一通信装置接收指示第三参数的指示信息，该第三参数用于对该第一 AI 模型的模型参数进行处理得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

基于上述方案，第一通信装置还可以接收通过接收的指示信息确定该第三参数，并基于该第三参数

对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，即该第一通信装置可以基于其它通信装置（例如第二信息的接收方）的指示以实现第三参数的确定，以便于该第一通信装置能够通过指定的第三参数获得实现加噪扰动处理。

应理解，第三参数可以用于对该第一 AI 模型的模型参数进行处理得到更新后的第一 AI 模型的模型参数，相应的，该第三参数可以理解为加噪扰动参数，加噪参数，或扰动参数等。

在第一方面的一种可能的实现方式中，该方法还包括：该第一通信装置发送用于请求该第三参数的请求信息。

基于上述方案，第一通信装置可以通过请求信息和上述指示信息的交互过程，以实现第三参数的确定。

可选地，该第三参数为预配置的参数。

在第一方面的一种可能的实现方式中，第一通信装置基于该第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数，包括：满足第二条件时，该第一通信装置基于该第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数；

该第二条件包括以下至少一项：

该至少一个 AI 模型的训练精度低于第八阈值；

该至少一个 AI 模型的测试精度低于第九阈值；

该至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第十阈值；

部署该至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第十一阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第十二阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第十三阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第十四阈值。

基于上述方案，在满足第二条件时，第一通信装置可以确定第一 AI 模型当前的运行可能存在异常，为此，该第一通信装置可以于对该第一 AI 模型的模型参数进行处理得到更新后的第一 AI 模型的模型参数，以实现对第一 AI 模型的更新。通过这种方式，可以减缓或避免第一 AI 模型在长时间的持续学习过程中导致可塑性降低甚至消失的问题，能够提高持续学习的适应能力，并提升持续学习的鲁棒性。

在第一方面的一种可能的实现方式中，该第一通信装置获取第一信息，包括：该第一通信装置接收该第一信息；或，该第一通信装置获取该第一 AI 模型和/或该第二 AI 模型的测量参数，并基于该第一 AI 模型和/或该第二 AI 模型的测量参数确定该第一信息。

基于上述方案，第一通信装置可以通过上述多种方式获得第一信息，以提升方案实现的灵活性。

本申请第二方面提供了一种通信方法，该方法应用于第一通信装置，该第一通信装置可以是通信设备（如终端设备或网络设备），或者，该第一通信装置可以是通信设备中的部分组件（例如处理器、芯片或芯片系统等），或者该第一通信装置还可以是能实现全部或部分通信设备功能的逻辑模块或软件。在该方法中，第一通信装置获取第一信息，该第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，该至少一个 AI 模型关联于用于部署在第二通信装置的第二 AI 模型；该第一通信装置基于该第一信息发送第二信息，该第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，该第二信息用于更新该第二 AI 模型。

基于上述方案，第一通信装置通过第一信息获取至少一个 AI 模型的性能监测信息之后，该第一通信装置可以发送基于第一参数进行加噪扰动处理得到的第二信息，使得该第二信息的接收方（例如第二通信装置）能够获得基于第一参数进行加噪扰动处理得到的第二信息，并基于该第二信息更新第二 AI 模型。通过这种方式，可以减缓或避免第二 AI 模型在长时间的持续学习过程中导致可塑性降低甚至消失的问题，能够提高持续学习的适应能力，并提升持续学习的鲁棒性。

在第二方面的一种可能的实现方式中，该至少一个 AI 模型包括该第一 AI 模型和/或第二 AI 模型；其中，该第一 AI 模型关联于第二 AI 模型，该第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

基于上述方案，第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，并且，该第一信息用于触发指示的性能监测信息满足某个条件（例如后文描述的第一条件和/或第二条件）的情况下，该第一信息可以第一 AI 模型和/或第二 AI 模型的模型参数的加噪扰动处理。相应的，该至少一个 AI 模型可以包括该第一 AI 模型和/或第二 AI 模型，通过这种方式，第一通信装置能够基于存在关联关系的 AI 模型的性能触发 AI 模型的加噪扰动处理。

可选地，该第一 AI 模型关联于该第二 AI 模型，包括下述任一项：

该第一 AI 模型为公共模型且该第二 AI 模型为个性化模型；

该第一 AI 模型为个性化模型且该第二 AI 模型为公共模型；

该第一 AI 模型的输入包括该第二 AI 模型的输出；

该第二 AI 模型的输入包括该第一 AI 模型的输出；

该第一 AI 模型为教师模型且该第二 AI 模型为学生模型；或，

该第一 AI 模型为学生型且该第二 AI 模型为教师模型。

在第二方面的一种可能的实现方式中，该第二信息是基于该第一参数的量化结果进行处理得到的，或，该第二信息是对该第一参数的传输参数进行处理得到的。

基于上述方案，第二信息可以通过多种方式进行加噪扰动处理得到的，以提升方案实现的灵活性。

可选地，该第一参数包括以下一项或多项：

更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新该第二 AI 模型的梯度信息，用于更新该第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新该第二 AI 模型的中间梯度信息，该第一 AI 模型的推理结果，该第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，该第二 AI 模型的任务损失信息。

在第二方面的一种可能的实现方式中，第一通信装置基于该第一信息发送第二信息，包括：满足第一条件时，该第一通信装置基于该第一信息发送第二信息；

该第一条件包括以下至少一项：

该至少一个 AI 模型的训练精度低于第一阈值；

该至少一个 AI 模型的测试精度低于第二阈值；

该至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第三阈值；

部署该至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第四阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第五阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第六阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第七阈值。

基于上述方案，在满足第一条件时，第一通信装置可以确定第二 AI 模型当前的运行可能存在异常，为此，该第一通信装置可以发送第二信息，使得第二通信装置能够获得基于第一参数进行加噪扰动处理得到的第二信息，并基于该第二信息更新第二 AI 模型。通过这种方式，可以减缓或避免第二 AI 模型在长时间的持续学习过程中导致可塑性降低甚至消失的问题，能够提高持续学习的适应能力，并提升持续学习的鲁棒性。

在第二方面的一种可能的实现方式中，该方法还包括：该第一通信装置接收指示第二参数的指示信息，该第二参数用于对该第一参数进行处理得到该第二信息。

基于上述方案，第一通信装置还可以通过接收的指示信息确定该第二参数，并基于该第二参数对第一参数进行处理得到第二信息，即该第一通信装置可以基于其它通信装置（例如第二信息的接收方）的指示以实现第二参数的确定，以便于该第二信息的接收方能够通过指定的第二参数获得相应的第二信息。

应理解，第二参数可以用于对第一参数进行加噪扰动处理得到第二信息，相应的，该第二参数可以理解为加噪扰动参数，加噪参数，或扰动参数等。

在第二方面的一种可能的实现方式中，该方法还包括：该第一通信装置发送用于请求该第二参数的请求信息。

基于上述方案，第一通信装置可以通过请求信息和上述指示信息的交互过程，以实现第二参数的确定。

可选地，该第二参数为预配置的参数。

在第二方面的一种可能的实现方式中，该第一通信装置获取第一信息，包括：该第一通信装置接收该第一信息；或，该第一通信装置获取该第一 AI 模型和/或该第二 AI 模型的测量参数，并基于该第一 AI 模型和/或该第二 AI 模型的测量参数确定该第一信息。

基于上述方案，第一通信装置可以通过上述多种方式获得第一信息，以提升方案实现的灵活性。

本申请第三方面提供了一种通信方法，该方法应用于第二通信装置，该第二通信装置可以是通信设备（如，终端设备或网络设备），或者，该第二通信装置可以是通信设备中的部分组件（例如处理器、芯片或芯片系统等），或者该第二通信装置还可以是能实现全部或部分通信设备功能的逻辑模块或软件。在该方法中，第二通信装置接收第二信息，该第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的；其中，

所述第二信息用于更新部署在所述第二通信装置的第二 AI 模型；该第二通信装置基于该第二信息更新该第二 AI 模型。

基于上述方案，第二通信装置接收的第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，并且，该第二通信装置能够基于该第二信息更新第二 AI 模型。换言之，第二通信装置在更新第二 AI 模型的过程中，用于更新第二 AI 模型的第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的。通过这种方式，可以减缓或避免第二 AI 模型在长时间的持续学习过程中导致可塑性降低甚至消失的问题，能够提高持续学习的适应能力，并提升持续学习的鲁棒性。

在第三方面的一种可能的实现方式中，该第二信息是基于该第一参数的量化结果进行处理得到的，或，该第二信息是对该第一参数的传输参数进行处理得到的。

基于上述方案，第二信息可以通过多种方式进行加噪扰动处理得到的，以提升方案实现的灵活性。

可选地，该第一参数包括以下一项或多项：

更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新该第二 AI 模型的梯度信息，用于更新该第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新该第二 AI 模型的中间梯度信息，该第一 AI 模型的推理结果，该第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，该第二 AI 模型的任务损失信息。

本申请第四方面提供了一种通信装置，该通信装置为第一通信装置，该通信装置包括收发单元；该处理单元用于获取第一信息，该第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，该至少一个 AI 模型关联于部署在该第一通信装置的第一 AI 模型；该处理单元还用于基于该第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

本申请第四方面中，通信装置的组成模块还可以用于执行第一方面的各个可能实现方式中所执行的步骤，并实现相应的技术效果，具体均可以参阅第一方面，此处不再赘述。

本申请第五方面提供了一种通信装置，该通信装置为第一通信装置，该通信装置包括收发单元和处理单元；该处理单元用于获取第一信息，该第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，该至少一个 AI 模型关联于用于部署在第二通信装置的第二 AI 模型；该收发单元用于基于该第一信息发送第二信息，该第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，该第二信息用于更新该第二 AI 模型。

本申请第五方面中，通信装置的组成模块还可以用于执行第二方面的各个可能实现方式中所执行的步骤，并实现相应的技术效果，具体均可以参阅第二方面，此处不再赘述。

本申请第六方面提供了一种通信装置，该通信装置为第二通信装置，该通信装置包括收发单元和处理单元，该收发单元用于接收第二信息，该第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的；其中，该第二信息用于更新部署在所述第二通信装置的第二 AI 模型；该处理单元用于基于该第二信息更新该第二 AI 模型。

本申请第六方面中，通信装置的组成模块还可以用于执行第三方面的各个可能实现方式中所执行的步骤，并实现相应的技术效果，具体均可以参阅第三方面，此处不再赘述。

本申请第七方面提供了一种通信装置，包括至少一个处理器，所述至少一个处理器与存储器耦合；该存储器用于存储程序或指令；该至少一个处理器用于执行该程序或指令，以使该通信装置实现前述第一方面至第三方面任一方面中的任意一种可能的实现方式所述的方法。可选的，所述通信装置可以包括所述存储器。

本申请第八方面提供了一种通信装置，包括至少一个逻辑电路和输入输出接口；该逻辑电路用于执行如前述第一方面至第三方面任一方面中的任意一种可能的实现方式所述的方法。

本申请第九方面提供了一种通信系统，该通信系统包括上述第一通信装置以及第二通信装置。

本申请第十方面提供一种计算机可读存储介质，该存储介质用于存储一个或多个计算机执行指令，当计算机执行指令被处理器执行时，该处理器执行如上述第一方面至第三方面中任一方面的任意一种可能的实现方式所述的方法。

本申请第十一方面提供一种计算机程序产品（或称计算机程序），当计算机程序产品中的计算机程序被该处理器执行时，该处理器执行上述第一方面至第三方面中任一方面的任意一种可能的实现方式所述的方法。

本申请第十二方面提供了一种芯片系统，该芯片系统包括至少一个处理器，用于支持通信装置实现上述第一方面至第三方面中任一方面的任意一种可能的实现方式所述的方法。

在一种可能的设计中，该芯片系统还可以包括存储器，存储器，用于保存该通信装置必要的程序指

令和数据。该芯片系统，可以由芯片构成，也可以包含芯片和其他分立器件。可选的，所述芯片系统还包括接口电路，所述接口电路为所述至少一个处理器提供程序指令和/或数据。

其中，第四方面至第十二方面中任一种设计方式所带来的技术效果可参见上述第一方面至第三方面中不同设计方式所带来的技术效果，在此不再赘述。

附图说明

图 1a 至图 1c 为本申请提供的通信系统的示意图；

图 2a 至图 2g 为本申请涉及的 AI 处理过程的示意图；

图 3 为本申请提供的通信方法的一个交互示意图；

图 4a 至图 4c 为本申请提供的模型处理的示意图；

图 5 为本申请提供的通信方法的一个交互示意图；

图 6 至图 10 为本申请提供的通信装置的示意图。

具体实施方式

首先，对本申请实施例中的部分用语进行解释说明，以便于本领域技术人员理解。

（1）终端设备：可以是能够接收网络设备调度和指示信息的无线终端设备，无线终端设备可以是指向用户提供语音和/或数据连通性的设备，或具有无线连接功能的手持式设备，或连接到无线调制解调器的其他处理设备。

终端设备可以经无线接入网（radio access network，RAN）与一个或多个核心网或者互联网进行通信，终端设备可以是移动终端设备，如移动电话（或称为“蜂窝”电话，手机（mobile phone））、计算机和数据卡，例如，可以是便携式、袖珍式、手持式、计算机内置的或者车载的移动装置，它们与无线接入网交换语音和/或数据。例如，个人通信业务（personal communication service，PCS）电话、无绳电话、会话发起协议（session initiation protocol，SIP）话机、无线本地环路（wireless local loop，WLL）站、个人数字助理（personal digital assistant，PDA）、平板电脑（tablet或pad）、带无线收发功能的电脑等设备。无线终端设备也可以称为系统、订户单元（subscriber unit）、订户站（subscriber station），移动站/移动台（mobile station，MS）、远程站（remote station）、接入点（access point，AP）、远程终端（remote terminal）、接入终端（access terminal）、用户终端（user terminal）、用户代理（user agent）、用户站（subscriber station，SS）、用户端设备（customer premises equipment，CPE）、终端（terminal）、用户设备（user equipment，UE）、移动终端（mobile terminal，MT）等。

作为示例而非限定，在本申请实施例中，该终端设备还可以是可穿戴设备。可穿戴设备也可以称为穿戴式智能设备或智能穿戴式设备等，是应用穿戴式技术对日常穿戴进行智能化设计、开发出可以穿戴的设备的总称，如眼镜、手套、手表、服饰及鞋等。可穿戴设备即直接穿在身上，或是整合到用户的衣服或配件的一种便携式设备。可穿戴设备不仅仅是一种硬件设备，更是通过软件支持以及数据交互、云端交互来实现强大的功能。广义穿戴式智能设备包括功能全、尺寸大、可不依赖智能手机实现完整或者部分的功能，例如：智能手表或智能眼镜等，以及只专注于某一类应用功能，需要和其它设备如智能手机配合使用，如各类进行体征监测的智能手环、智能头盔、智能首饰等。

终端还可以是无人机、机器人、设备到设备通信（device-to-device，D2D）中的终端、车到一切（vehicle to everything，V2X）中的终端、虚拟现实（virtual reality，VR）终端设备、增强现实（augmented reality，AR）终端设备、工业控制（industrial control）中的无线终端、无人驾驶（self driving）中的无线终端、远程医疗（telemedicine或telehealth services）中的无线终端、智能电网（smart grid）中的无线终端、运输安全（transportation safety）中的无线终端、智慧城市（smart city）中的无线终端、智慧家庭（smart home）中的无线终端等。

此外，终端设备也可以是第五代（5th generation，5G）通信系统之后演进的通信系统（例如5G Advanced或第六代（6th generation，6G）通信系统等）中的终端设备或者未来演进的公共陆地移动网络（public land mobile network，PLMN）中的终端设备等。示例性的，5G Advanced或6G网络可以进一步扩展5G通信终端的形态和功能，6G终端包括但不限于车、蜂窝网络终端(融合卫星终端功能)、无人机、物联网（internet of things，IoT）设备。

在本申请实施例中，上述终端设备还可以获得网络设备提供的人工智能（artificial intelligence，AI）服务。可选地，终端设备还可以具有AI处理能力。

（2）网络设备：可以是无线网络中的设备，例如网络设备可以为将终端设备接入到无线网络的RAN节点（或设备），又可以称为基站。目前，一些RAN设备的举例为：基站（base station）、演进型基站（evolved NodeB，eNodeB）、5G通信系统中的基站gNB（gNodeB）、传输接收点（transmission reception point，TRP）、演进型节点B（evolved Node B，eNB）、无线网络控制器（radio network controller，RNC）、节点B（Node B，NB）、家庭基站（例如，home evolved Node B，或home Node B，HNB）、基带单元（base band unit，BBU），或无线保真（wireless fidelity，Wi-Fi）接入点（access point，AP）等。另外，在一种网络结构中，网络设备可以包括集中单元（central unit，CU）节点、或分布单元（distributed unit，DU）节点、或包括CU节点和DU节点的RAN设备。

可选的，RAN节点还可以是宏基站、微基站或室内站、中继节点或施主节点、或者是云无线接入网络（cloud radio access network，CRAN）场景下的无线控制器。RAN节点还可以是服务器，可穿戴设备，车辆或车载设备等。例如，车辆外联（vehicle to everything，V2X）技术中的接入网设备可以为路侧单元（road side unit，RSU）。

在另一种可能的场景中，由多个RAN节点协作协助终端实现无线接入，不同RAN节点分别实现基站的部分功能。例如，RAN节点可以是CU，DU，CU-控制面（control plane，CP），CU-用户面（user plane，UP），或者无线单元（radio unit，RU）等。CU和DU可以是单独设置，或者也可以包括在同一个网元中，例如基带单元（BBU）中。RU可以包括在射频设备或者射频单元中，例如包括在射频拉远单元（remote radio unit，RRU）、有源天线处理单元（active antenna unit，AAU）、射频头（radio head，RH）或远程射频头（remote radio head，RRH）中。

在不同系统中，CU（或CU-CP和CU-UP）、DU或RU也可以有不同的名称，但是本领域的技术人员可以理解其含义。例如，在开放式接入网（open RAN，O-RAN或ORAN）系统中，CU也可以称为O-CU （开放式CU），DU也可以称为O-DU，CU-CP也可以称为O-CU-CP，CU-UP也可以称为O-CU-UP，RU也可以称为O-RU。为描述方便，本申请中以CU，CU-CP，CU-UP、DU和RU为例进行描述。本申请中的CU（或CU-CP、CU-UP）、DU和RU中的任一单元，可以是通过软件模块、硬件模块、或者软件模块与硬件模块结合来实现。

接入网设备和终端设备之间的通信遵循一定的协议层结构。该协议层可以包括控制面协议层和用户面协议层。控制面协议层可以包括以下至少一项：无线资源控制（radio resource control，RRC）层、分组数据汇聚层协议（packet data convergence protocol，PDCP）层、无线链路控制（radio link control，RLC）层、媒体接入控制（media access control，MAC）层、或物理（physical，PHY）层等。用户面协议层可以包括以下至少一项：业务数据适配协议（service data adaptation protocol，SDAP）层、PDCP层、RLC层、MAC层、或物理层等。

对于ORAN系统中的网元及其可实现的协议层功能对应关系，可参照下表1。

表1

ORAN网元	3GPP的协议层功能
O-CU-CP	RRC+PCDP-控制面（PDCP-C）
O-CU-UP	SDAP+PCDP-用户面（PDCP-U）
O-DU	RLC+MAC+PHY-high
O-RU	PHY-low

网络设备可以是其它为终端设备提供无线通信功能的装置。本申请的实施例对网络设备所采用的具体技术和具体设备形态不做限定。为方便描述，本申请实施例并不限定。

网络设备还可以包括核心网设备，核心网设备例如包括第四代（4th generation，4G）网络中的移动性管理实体（mobility management entity，MME），归属用户服务器（home subscriber server，HSS），服务网关（serving gateway，S-GW），策略和计费规则功能（policy and charging rules function，PCRF），公共数据网网关（public data network gateway，PDN gateway或P-GW）；5G网络中的访问和移动管理功能（access and mobility management function，AMF）、用户面功能（user

plane function，UPF）或会话管理功能（session management function，SMF）等网元。此外，该核心网设备还可以包括5G网络以及5G网络的下一代网络中的其他核心网设备。

本申请实施例中，上述网络设备还可以具有AI能力的网络节点，可以为终端或其他网络设备提供AI服务，例如，可以为网络侧（接入网或核心网）的AI节点、算力节点、具有AI能力的RAN节点、具有AI能力的核心网网元等。

本申请实施例中，用于实现网络设备的功能的装置可以是网络设备，也可以是能够支持网络设备实现该功能的装置，例如芯片系统，该装置可以被设置在网络设备中。在本申请实施例提供的技术方案中，以用于实现网络设备的功能的装置是网络设备为例，描述本申请实施例提供的技术方案。

（3）配置与预配置：在本申请中，会同时用到配置与预配置。其中，配置是指网络设备/服务器通过消息或信令将一些参数的配置信息或参数的取值发送给终端，以便终端根据这些取值或信息来确定通信的参数或传输时的资源。预配置与配置类似，可以是网络设备/服务器预先与终端设备协商好的参数信息或参数值，也可以是标准协议规定的基站/网络设备或终端设备采用的参数信息或参数值，还可以是预先存储在基站/服务器或终端设备的参数信息或参数值。本申请对此不做限定。

进一步地，这些取值和参数，是可以变化或更新的。

（4）本申请实施例中的术语“系统”和“网络”可被互换使用。“多个”是指两个或两个以上。“和/或”，描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，A和/或B，可以表示：单独存在A、同时存在A和B、单独存在B的情况，其中A，B可以是单数或者复数。字符“/”一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。“以下至少一项（个）”或其类似表达，是指的这些项中的任意组合，包括单项（个）或复数项（个）的任意组合。例如“A，B 和C中的至少一项”包括A，B，C，AB，AC，BC或ABC。以及，除非有特别说明，本申请实施例提及“第一”、“第二”等序数词是用于对多个对象进行区分，不用于限定多个对象的顺序、时序、优先级或者重要程度。

（5）本申请实施例中的“发送”和“接收”，表示信号传递的走向。例如，“向XX发送信息”可以理解为该信息的目的端是XX，可以包括通过空口直接发送，也包括其他单元或模块通过空口间接发送。“接收来自YY的信息”可以理解为该信息的源端是YY，可以包括通过空口直接从YY接收，也可以包括通过空口从其他单元或模块间接地从YY接收。“发送”也可以理解为芯片接口的“输出”，“接收”也可以理解为芯片接口的“输入”。

换言之，发送和接收可以是在设备之间进行的，例如，网络设备和终端设备之间进行的，也可以是在设备内进行的，例如，通过总线、走线或接口在设备内的部件之间、模组之间、芯片之间、软件模块或者硬件模块之间发送或接收。

可以理解的是，信息在信息发送的源端和目的端之间可能会被进行必要的处理，比如编码、调制等，但目的端可以理解来自源端的有效信息。本申请中类似的表述可以做相似的理解，不再赘述。

（6）在本申请实施例中，“指示”可以包括直接指示和间接指示，也可以包括显式指示和隐式指示。将某一信息（如下文所述的指示信息）所指示的信息称为待指示信息，则具体实现过程中，对待指示信息进行指示的方式有很多种，例如但不限于，可以直接指示待指示信息，如待指示信息本身或者该待指示信息的索引等。也可以通过指示其他信息来间接指示待指示信息，其中该其他信息与待指示信息之间存在关联关系；还可以仅仅指示待指示信息的一部分，而待指示信息的其他部分则是已知的或者提前约定的，例如可以借助预先约定（例如协议预定义）的各个信息的排列顺序来实现对特定信息的指示，从而在一定程度上降低指示开销。本申请对于指示的具体方式不作限定。可以理解的是，对于该指示信息的发送方来说，该指示信息可用于指示待指示信息，对于指示信息的接收方来说，该指示信息可用于确定待指示信息。

本申请中，除特殊说明外，各个实施例之间相同或相似的部分可以互相参考。在本申请中各个实施例、以及各实施例中的各个方法/设计/实现方式中，如果没有特殊说明以及逻辑冲突，不同的实施例之间、以及各实施例中的各个方法/设计/实现方式之间的术语和/或描述具有一致性、且可以相互引用，不同的实施例、以及各实施例中的各个方法/设计/实现方式中的技术特征根据其内在的逻辑关系可以组合形成新的实施例、方法、或实现方式。以下所述的本申请实施方式并不构成对本申请保护范围的限定。

本申请可以应用于长期演进（long term evolution，LTE）系统、新无线（new radio，NR）系统，或者是5G之后演进的通信系统（例如6G等）。其中，该通信系统中包括至少一个网络设备和/或至少一个终端设备。

请参阅图1a，为本申请中通信系统的一种示意图。图1a中，示例性的示出了一个网络设备和6个终端设备，6个终端设备分别为终端设备1、终端设备2、终端设备3、终端设备4、终端设备5以及终端设备6等。在图1a所示的示例中，是以终端设备1为智能茶杯，终端设备2为智能空调，终端设备3为智能加油机，终端设备4为交通工具，终端设备5为手机，终端设备6为打印机进行举例说明的。

如图1a所示，AI配置信息的发送实体可以为网络设备。AI配置信息的接收实体可以为终端设备1-终端设备6，此时，网络设备和终端设备1-终端设备6组成一个通信系统，在该通信系统中，终端设备1-终端设备6可以发送数据给网络设备，网络设备需要接收终端设备1-终端设备6发送的数据。同时，网络设备可以向终端设备1-终端设备6发送配置信息。

示例性的，在图1a中，终端设备4-终端设备6也可以组成一个通信系统。其中，终端设备5作为网络设备，即AI配置信息的发送实体；终端设备4和终端设备6作为终端设备，即AI配置信息的接收实体。例如车联网系统中，终端设备5分别向终端设备4和终端设备6发送AI配置信息，并且接收终端设备4和终端设备6发送的数据；相应的，终端设备4和终端设备6接收终端设备5发送的AI配置信息，并向终端设备5发送数据。

以图1a所示通信系统为例，不同的设备之间（包括网络设备与网络设备之间，网络设备与终端设备之间，和/或，终端设备和终端设备之间）除了执行通信相关业务之外，还有可能执行AI相关业务。

如图1b所示，以网络设备为基站为例，基站可以与一个或多个终端设备之间可以执行通信相关业务和AI相关业务，不同终端设备之间也可以执行通信相关业务和AI相关业务。

如图1c所示，以终端设备包括电视和手机为例，电视和手机之间也可以执行通信相关业务和AI相关业务。

本申请提供的技术方案可以应用于无线通信系统（例如图1a、图1b或图1c所示系统），例如本申请提供的通信系统中可以引入AI网元来实现部分或全部AI相关的操作。AI网元也可以称为AI节点、AI设备、AI实体、AI模块、AI模型、或AI单元等。所述AI网元可以是内置在通信系统的网元中。例如，AI网元可以是内置在：接入网设备、核心网设备、云服务器、或操作管理维护（operation，administration and maintenance，OAM）中的AI模块，用以实现AI相关的功能。所述OAM可以作为核心网设备的网管和/或作为接入网设备的网管。或者，所述AI网元也可以是通信系统中独立设置的网元。可选的，终端或终端内置的芯片中也可以包括AI实体，用于实现AI相关的功能。

下面将本申请中可能涉及到的AI进行简要介绍。

AI可以让机器具有人类的智能，例如可以让机器应用计算机的软硬件来模拟人类某些智能行为。为了实现人工智能，可以采用机器学习方法。机器学习方法中，机器利用训练数据学习（或训练）得到模型。该模型表征了从输入到输出之间的映射。学习得到的模型可以用于进行推理（或预测），即可以利用该模型预测出给定输入所对应的输出。其中，该输出还可以称为推理结果（或预测结果）。

机器学习可以包括监督学习、无监督学习、和强化学习。其中，无监督学习还可以称为非监督学习。

监督学习依据已采集到的样本值和样本标签，利用机器学习算法学习样本值到样本标签的映射关系，并用 AI 模型来表达学到的映射关系。训练机器学习模型的过程就是学习这种映射关系的过程。在训练过程中，将样本值输入模型得到模型的预测值，通过计算模型的预测值与样本标签（理想值）之间的误差来优化模型参数。映射关系学习完成后，就可以利用学到的映射来预测新的样本标签。监督学习学到的映射关系可以包括线性映射或非线性映射。根据标签的类型可将学习的任务分为分类任务和回归任务。

无监督学习依据采集到的样本值，利用算法自行发掘样本的内在模式。无监督学习中有一类算法将样本自身作为监督信号，即模型学习从样本到样本的映射关系，称为自监督学习。训练时，通过计算模型的预测值与样本本身之间的误差来优化模型参数。自监督学习可用于信号压缩及解压恢复的应用，常见的算法包括自编码器和对抗生成型网络等。

强化学习不同于监督学习，是一类通过与环境进行交互来学习解决问题的策略的算法。与监督、无监督学习不同，强化学习问题并没有明确的“正确的”动作标签数据，算法需要与环境进行交互，获取环境反馈的奖励信号，进而调整决策动作以获得更大的奖励信号数值。如下行功率控制中，强化学习模型根据无线网络反馈的系统总吞吐率，调整各个用户的下行发送功率，进而期望获得更高的系统吞吐率。强化学习的目标也是学习环境状态与较优（例如最优）决策动作之间的映射关系。但因为无法事先获得“正确动作”的标签，所以不能通过计算动作与“正确动作”之间的误差来优化网络。强化学习的训练是通过与环境的迭代交互而实现的。

神经网络（neural network，NN）是机器学习技术中的一种具体的模型。根据通用近似定理，神经网络在理论上可以逼近任意连续函数，从而使得神经网络具备学习任意映射的能力。传统的通信系统需要借助丰富的专家知识来设计通信模块，而基于神经网络的深度学习通信系统可以从大量的数据集中自动发现隐含的模式结构，建立数据之间的映射关系，获得优于传统建模方法的性能。

神经网络的思想来源于大脑组织的神经元结构。例如，每个神经元都对其输入值进行加权求和运算，通过一个激活函数输出运算结果。

如图 2a 所示，为神经元结构的一种示意图。假设神经元的输入为$x = [x_0, x_1, \ldots, x_n]$，与各个输入对应的权值分别为$w = [w_0, w_1, \ldots, w_n]$，其中，n 为正整数，$w_i$和$x_i$可以是小数、整数（例如 0、正整数或负整数等）、或复数等各种可能的类型。w_i作为x_i的权值，用于对x_i进行加权。根据权值对输入值进行加权求和的偏置例如为 b。激活函数的形式可以有多种，假设一个神经元的激活函数为：$y = f(z) = \max(0, z)$，则该神经元的输出为：$y = f\left(\sum_{i=0}^{i=n} w_i * x_i + b\right) = \max(0, \sum_{i=0}^{i=n} w_i * x_i + b)$。再例如，一个神经元的激活函数为：$y = f(z) = z$，则该神经元的输出为：$y = f\left(\sum_{i=0}^{i=n} w_i * x_i + b\right) = \sum_{i=0}^{i=n} w_i * x_i + b$。其中，b 可以是小数、整数（例如 0、正整数或负整数）、或复数等各种可能的类型。神经网络中不同神经元的激活函数可以相同或不同。

此外，神经网络一般包括多个层，每层可包括一个或多个神经元。通过增加神经网络的深度和/或宽度，能够提高该神经网络的表达能力，为复杂系统提供更强大的信息提取和抽象建模能力。其中，神经网络的深度可以是指神经网络包括的层数，每层包括的神经元个数可以称为该层的宽度。在一种实现方式中，神经网络包括输入层和输出层。神经网络的输入层将接收到的输入信息经过神经元处理，将处理结果传递给输出层，由输出层得到神经网络的输出结果。在另一种实现方式中，神经网络包括输入层、隐藏层和输出层。神经网络的输入层将接收到的输入信息经过神经元处理，将处理结果传递给中间的隐藏层，隐藏层对接收的处理结果进行计算，得到计算结果，隐藏层将计算结果传递给输出层或者下一个相邻的隐藏层，最终由输出层得到神经网络的输出结果。其中，一个神经网络可以包括一个隐藏层，或者包括多个依次连接的隐藏层，不予限制。

神经网络例如为深度神经网络 (deep neural network，DNN)。根据网络的构建方式，DNN 可以包括前馈神经网络(feedforward neural network，FNN)、卷积神经网络(convolutional neural networks，CNN)和递归神经网络(recurrent neural network，RNN)。

图 2b 为一种 FNN 网络示意图。FNN 网络的特点为相邻层的神经元之间两两完全相连。该特点使得 FNN 通常需要大量的存储空间、导致较高的计算复杂度。

CNN 是一种专门来处理具有类似网格结构的数据的神经网络。例如，时间序列数据(例如时间轴离散采样)和图像数据(例如二维离散采样)都可以认为是类似网格结构的数据。CNN 并不一次性利用全部的输入信息做运算，而是采用一个固定大小的窗截取部分信息做卷积运算，这就大大降低了模型参数的计算量。另外根据窗截取的信息类型的不同（如同一副图中的人和物为不同类型信息），每个窗可以采用不同的卷积核运算，这使得 CNN 能更好的提取输入数据的特征。

RNN 是一类利用反馈时间序列信息的 DNN 网络。RNN 的输入包括当前时刻的新的输入值和自身在前一时刻的输出值。RNN 适合获取在时间上具有相关性的序列特征，特别适用于语音识别、信道编译码等应用。

在上述机器学习的模型训练过程中，可以定义损失函数（loss function）。损失函数描述了模型的输出值和理想目标值之间的差距或差异。损失函数可以通过多种形式体现，对于损失函数的具体形式不予限制。模型训练过程可以看作以下过程：通过调整模型的部分或全部参数，使得损失函数的值小于门限值或者满足目标需求。

模型还可以被称为 AI 模型、规则或者其他名称等。AI 模型可以认为是实现 AI 功能的具体方法。AI 模型表征了模型的输入和输出之间的映射关系或者函数。AI 功能可以包括以下一项或多项：数据收集、模型训练（或模型学习）、模型信息发布、模型推断（或称为模型推理、推理、或预测等）、模型监控或模型校验、或推理结果发布等。AI 功能还可以称为 AI（相关的）操作、或 AI 相关的功能。

下面将结合附图，对全连接神经网络的实现过程进行示例性描述。

1.全连接神经网络，又叫多层感知机（multilayer perceptron，MLP）。

如图 2c 所示，一个 MLP 包含一个输入层（左侧），一个输出层（右侧），及多个隐藏层（中间）。其中，MLP 的每层包含若干个节点，称为神经元。其中，相邻两层的神经元间两两相连。

可选的，考虑相邻两层的神经元，下一层的神经元的输出 h 为所有与之相连的上一层神经元 x 的加权和并经过激活函数，可以表示为：

$$h = f(wx + b)。$$

其中，w 为权重矩阵，b 为偏置向量，f 为激活函数。

进一步可选的，神经网络的输出可以递归表达为：

$$y = f_m(w_m f_{m-1}(\dots) + b_m)。$$

其中，m 是神经网络层的索引，m 大于或等于 1，且 m 小于或等于 M，其中 M 为神经网络的总层数。

换言之，可以将神经网络理解为一个从输入数据集合到输出数据集合的映射关系。而通常神经网络都是随机初始化的，用已有数据从随机的 w 和 b 得到这个映射关系的过程被称为神经网络的训练。

可选的，训练的具体方式为采用损失函数对神经网络的输出结果进行评价。

如图 2d 所示，可以将误差反向传播，通过梯度下降的方法即能迭代优化神经网络参数（包括 w 和 b），直到损失函数达到最小值，即图 2d 中的“较优点（例如最优点）”。可以理解的是，图 2d 中的“较优点（例如最优点）”对应的神经网络参数可以作为训练好的 AI 模型信息中的神经网络参数。

进一步可选的，梯度下降的过程可以表示为：

$$\boldsymbol{\theta} \leftarrow \boldsymbol{\theta} - \eta \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\theta}}。$$

其中，$\boldsymbol{\theta}$为待优化参数（包括**w**和**b**），L为损失函数，η 为学习率，控制梯度下降的步长，∂表示求导运算，$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\theta}}$表示对$L$求$\boldsymbol{\theta}$的导数。

进一步可选的，反向传播的过程利用到求偏导的链式法则。

如图2e所示，前一层参数的梯度可以由后一层参数的梯度递推计算得到，可以表达为：

$$\frac{\partial L}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial L}{\partial s_i}\frac{\partial s_i}{\partial w_{ij}}。$$

其中，w_{ij}为节点 j 连接节点 i 的权重，s_i为节点 i 上的输入加权和。

2.联邦学习（federated learning，FL）。

联邦学习这一概念的提出有效地解决了当前人工智能发展所面临的困境，其在充分保障用户数据隐私和安全的前提下，通过促使各个边缘设备和中心端服务器协同合作来高效地完成模型的学习任务。

如图 2f 所示，FL 架构是当前 FL 领域最为广泛的训练架构，FedAvg 算法是 FL 的基础算法，其算法流程大致如下：

（1）中心端初始化待训练模型w_g^0并将其广播发送给所有客户端设备。

（2）在第$t \in [1,T]$轮中，客户端$k \in [1,K]$基于局部数据集$\mathcal{D}_k$对接收到的全局模型w_g^{t-1}进行E个epoch的训练以得到本地训练结果w_k^t，将其上报给中心节点。

（3）中心节点汇总收集来自全部（或部分）客户端的本地训练结果，假设第t轮上传局部模型的客户端集合为$\mathcal{S}^t$，中心端将以对应客户端的样本数为权重进行加权求均得到新的全局模型，具体更新法则为$w_g^t = \sum_{k\in\mathcal{S}^t} \frac{D_k w_k^t}{\sum_{k\in\mathcal{S}^t} D_k}$。其后中心端再将最新版本的全局模型$w_g^t$广播发送给所有客户端设备进行新一轮的训练。

（4）重复步骤（2）和（3）直至模型最终收敛或训练轮数达到上限。

除了上报本地模型w_k^t，还可以将训练的本地梯度g_k^t进行上报，中心节点将本地梯度求平均，并根据这个平均梯度的方向更新全局模型。

可以看到，在FL框架中，数据集存在于分布式节点处，即分布式节点收集本地的数据集，并进行本地训练，将训练得到的本地结果（模型或梯度）上报给中心节点。中心节点本身没有数据集，只负责将分布式节点的训练结果进行融合处理，得到全局模型，并下发给分布式节点。

3.去中心式学习。与联邦学习不同，另一种分布式学习架构——去中心式学习。

如图 2g 所示，考虑没有中心节点的完全分布式系统。去中心式学习系统的设计目标$f(x)$一般是各节点目标$f_i(x)$的均值，即$f(x)=\frac{1}{p}\sum_{i=1}^{p}f_i(x)$，其中$p$是分布式节点数量，$x$是待优化参数，在机器学习中，$x$就是机器学习（如神经网络）模型的参数。各节点利用本地数据和本地目标$f_i(x)$计算本地梯度$\nabla f_i(x)$，然后将其发送给通信可达的邻居节点。任一节点收到其邻点发来的梯度信息后，可以按照下式更新本地模型的参数x：

$$x_i^{k+1}=x_i^k-\alpha_k\left(\frac{1}{|P_i|}\sum_{j\in P_i}\nabla f_j\left(x_j^k\right)\right);$$

其中，x_i^{k+1}表示第 i 个节点中第 $k+1$（k 为自然数）次更新后的本地模型的参数，x_i^k表示第 i 个节点中第 k 次更新后的本地模型的参数（若 k 为 0，则表示x_i^k为第 i 个节点的未参与更新的本地模型的参数），α_k表示调优系数，P_i是节点 i 的邻居节点集合，$|P_i|$表示节点 i 的邻居节点集合中的元素数量，即节点 i 的邻居节点数量。通过节点间的信息交互，去中心式学习系统最终将学到一个统一的模型。

本申请提供的技术方案可以应用于无线通信系统（例如图 1a 或图 1b 或图 1c 所示系统），在无线通信系统中，通信节点一般具备信号收发能力和计算能力。以具备计算能力的网络设备为例，网络设备的计算能力主要是为信号收发能力提供算力支持（例如：对信号进行发送处理和接收处理），以实现网络设备与其它通信节点的通信任务。

然而，在通信网络中，通信节点的计算能力除了为上述通信任务提供算力支持之外，还可能具备富余的计算能力。为此，如何利用这些计算能力，是一个亟待解决的技术问题。

在一种可能的实现方式中，通信节点可以作为 AI 学习系统的参与节点，将该通信节点的算力应用于 AI 学习系统（例如图 2f 或图 2g 所述 AI 学习系统）的某一个环节。一般来说，在 AI 学习系统中，AI 节点可以根据任务建立数据集，离线完成模型的训练，在线部署后可以进行推理。然而，当进行长时间的持续学习后，AI 模型有可能会出现可塑性消失的问题，即 AI 模型将不能学到新的训练样本的知识，导致该 AI 模型的性能将越来越差，导致持续学习的鲁棒性下降。作为一种可能的优化方式，可以在训练的同时选择性重新初始化部分参数的方法，从而保证神经网络可以保持学习新样本的能力。然而，在该优化方式中，需要设计复杂的函数及统计各个参数生命周期来选取重置参数集合，复杂度较高；同时，重新初始化参数会较大影响神经网络瞬时的性能，导致该上述优化方式并未能有效解决上述问题。

为了解决上述问题，本申请提供了一种通信方法及相关设备，下面将结合附图进行详细介绍。

请参阅图 3，为本申请提供的通信方法的一个实现示意图，该方法包括如下步骤。

需要说明的是，在下文中，图 3 和图 5 中以第一通信装置和其它通信装置（例如第二通信装置）作为该交互示意的执行主体为例来示意该方法，但本申请并不限制该交互示意的执行主体。例如，通信装置可以为通信设备（例如终端设备或网络设备），或者，通信设备中的芯片、基带（baseband）芯片、调制解调（modem）芯片、包含 modem 核的片上系统（system on chip，SoC）芯片、系统级封装（system in package，SIP）芯片、通信模组、芯片系统、处理器、逻辑模块或软件等。

S301.第二通信装置发送第一信息，相应的，第一通信装置接收该第一信息。其中，该第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，该至少一个 AI 模型关联于部署在该第一通信装置的第一 AI 模型。

S302.第一通信装置基于第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

本申请中，AI 模型，可以替换为其它术语，例如神经网络、神经网络模型、AI 神经网络模型、机器学习模型、或 AI 处理模型等。

本申请中，加噪扰动处理，可以替换为其它术语，例如加噪处理、扰动处理、噪声扰动处理、噪声干扰处理、或随机扰动处理等。

在一种可能的实现方式中，第一通信装置获取的第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，其中，该至少一个 AI 模型包括该第一 AI 模型和/或第二 AI 模型，该第一 AI 模型关联于第二 AI 模型，

该第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。其中，第一信息可以用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，并且，在 S302 中第一通信装置可以基于第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。换言之，该第一信息指示的性能监测信息满足某个条件（例如后文描述的第一条件和/或第二条件）的情况下，该第一信息可以用于触发第一 AI 模型和/或第二 AI 模型的模型参数的加噪扰动处理。相应的，该至少一个 AI 模型可以包括该第一 AI 模型和/或第二 AI 模型，通过这种方式，第一通信装置能够基于存在关联关系的 AI 模型的性能触发 AI 模型的加噪扰动处理。

需要说明的是，S301 是可选的，对于第一通信装置而言，该第一通信装置除了通过与第二通信装置之间的交互的方式获取第一信息之外，还可以通过其它方式获取该第一信息。示例性的，该第一通信装置可以在本地获取该第一信息。例如，该第一通信装置可以获取该第一 AI 模型和/或该第二 AI 模型的测量参数，并基于该第一 AI 模型和/或该第二 AI 模型的测量参数确定该第一信息。

作为一种示例，AI 模型（例如第一 AI 模型和/或第二 AI 模型）的测量参数可以包括该 AI 模型的输出。换言之，第一通信装置可以基于 AI 模型的输出确定该 AI 模型的性能监测信息。例如，该性能监测信息可以是通过该 AI 模型的输出与预配置的标签之间的数学关系（例如差值、方差、标准差等中的至少一个）确定的。

作为另一种示例，AI 模型（例如第一 AI 模型和/或第二 AI 模型）的输出为通信参数（例如编码和/或解码的码率、加扰和/或解扰所使用的序列，调制和/或解调阶数、信道参数、通信速率、误码率等中的至少一个）的情况下，该 AI 模型的测量参数可以包括基于该通信参数进行通信的通信性能信息（例如误码率、误块率、参考信号接收信号质量（reference signal received power，RSRP）、信号与干扰加噪声比（signal to interference plus noise ratio，SINR）中的一项或多项）。换言之，第一通信装置可以基于通信性能信息与预配置的性能信息确定该 AI 模型的性能监测信息。例如，该性能监测信息可以是通过该通信性能信息与预配置的性能信息之间的数学关系（例如差值、方差、标准差等中的至少一个）确定的。

相应的，第一通信装置可以通过多种方式获得 AI 模型的测量参数。例如，第一通信装置基于本地的第一 AI 模型的输出获得该第一 AI 模型的测量参数。又如，第一通信装置基于与其他通信装置的通信过程，获得该第一 AI 模型的测量参数。又如，第一通信装置基于与第二通信装置的通信过程，获得该第二 AI 模型的测量参数。

在一种可能的实现方式中，该第一 AI 模型关联于该第二 AI 模型，包括下述方式 A 至方式 F 中的任一项：

方式 A. 第一 AI 模型为公共模型且该第二 AI 模型为个性化模型。

方式 B. 第一 AI 模型为个性化模型且该第二 AI 模型为公共模型。

方式 C. 第一 AI 模型的输入包括该第二 AI 模型的输出。

方式 D. 第二 AI 模型的输入包括该第一 AI 模型的输出。

方式 E. 第一 AI 模型为教师模型且该第二 AI 模型为学生模型。

方式 F. 第一 AI 模型为学生型且该第二 AI 模型为教师模型。

方式 A 和方式 B 可以理解为图 2f 所示的联邦学习场景。在联邦学习中，存在中心节点和分布式节点。中心节点保存公共模型，周期性对分布式节点上传的个性化模型进行聚合。分布式节点周期性下载公共模型，并采用本地数据对公共模型进行微调得到个性化模型。在方式 A 中，第一通信装置可以为中心节点且第二通信装置可以为分布式节点。在方式 B 中，第二通信装置可以为中心节点且第一通信装置可以为分布式节点。

作为一种示例，如图 4a 所示，为联邦学习的一种实现示意图，以网络设备为中心节点且终端设备为分布式节点为例。其中，网络设备可以保存公共模型，终端设备 1 至终端设备 3 可以保存各自的个性化模型，两者可以通过模型下载过程和模型上传过程进行交互。其中，终端设备中的部分或全部 AI 模型可以参与联邦学习。在图 4a 所示示例中，终端设备 1 和终端设备 2 的 AI 模型可以全部参与联邦学习，终端设备 3 的 AI 模型可以包括参与联邦学习的带黑色图案填充的部分，以及，未参与联邦学习的空白填充的部分。

图 4a 所示各个设备均可以作为第一通信装置，对本地部署的 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理。换言之，通过在公共模型或个性化模型的模型参数上加噪声扰动，从而增加持续联邦学习对分布变化的鲁棒性。

作为加噪扰动处理的一种示例，对于任一 AI 模型，可以定义噪声扰动的标准差σ_i，模型参数集合$\mathbb{P}$（$\mathbb{P}$表示集合，p_i表示集合中的元素），$p_i=1$表示对该参数加噪声扰动（i 取值范围为 0 至 N-1，N 为参与噪声扰动的神经网络参数的参数量），值为$n_i \sim \mathcal{N}(0,\sigma_i^2)$（即噪声$n_i$服从$\left(0,\ \sigma_i^2\right)$正态分布，均值为 0，方差为$\sigma_i^2$），$p_i=0$表示无需进行扰动。

可选地，加噪声扰动处理的参数可以为 AI 模型的部分或全部模型参数，例如，该部分或全部模型参数由上述的$\mathbb{p}$集合确定。如 AI 模型一共有 1000 个（即 N=1000）参数，$\mathbb{P}$集合为{1,0,0,1…}，$\mathbb{P}$集合中的 1000 个元素的序列对应这 1000 个参数，$\mathbb{P}$集合中取值为 1 的p_i所在的位置对应的模型参数进行加噪扰动处理。

作为加噪扰动处理的另一种示例，对于任一模型参数集合为$\mathbb{p}$集合的 AI 模型，加噪扰动处理满足：

$$e_i = e_i + n_i;$$

其中，e_i表示模型的第 i 个参数，在$p_i=1$时，$n_i \sim \mathcal{N}\left(0,\ \sigma_i^2\right)$∋（即噪声$n_i$服从$\left(0,\ \sigma_i^2\right)$正态分布，均值为 0，方差为$\sigma_i^2$）；在$p_i=0$时，$n_i=0$。

可选地，上述噪声n_i服从正态分布之外，还可以有其它的实现方式。例如，n_i服从均匀分布$n_i \sim \mathcal{U}(a,b)$，a,b 表示下界和上界。

方式 C 和方式 D 可以理解为拆分学习场景。在拆分学习中，AI 模型可以拆分为两个或两个以上的部分。

作为一种示例，图 4b 为拆分学习的一种示意图。在该示例中，以 AI 模型拆分成两个部分为例，这两个部分可以为编码器和解码器，编码器和解码器之间通信中间特征以及中间梯度。训练时数据进入编码神经网络，获得中间特征后传输给解码神经网络。解码神经网络根据标签值计算损失，并反向更新解码神经网络，同时解码神经网络将中间梯度传输给编码神经网络，编码神经网络根据接收的中间梯度更新编码神经网络。

图 4b 所示编码器或解码器可以作为第一通信装置中的第一 AI 模型，执行加噪扰动处理。换言之，可以在编码器或解码器的部分或全部模型参数上增加噪声，从而增加持续拆分学习对分布变化的鲁棒性。类似地，对于编码器或解码器的部分或全部模型参数的加噪扰动方式可以参考前文示例的描述。

方式 E 和方式 F 可以理解为知识蒸馏场景。其中，知识蒸馏可以通过较大或较复杂的模型（例如教师模型或知识传授模型等）的输出对较小或较简洁的模型（例如学生模型或知识学习模型等）的损失进行增强，从而获得更好的收敛性能或者更快的收敛速度，可以被认为是一种模型压缩技术。

作为一种示例，图 4c 为知识蒸馏的一种示意图。该示例以知识蒸馏过程涉及的模型包括教师模型和学生模型为例。一般来说，教师模型不参与训练，但这里不做限定，即不区分具体的教师模型和学生模型，教师模型也可以被学生模型指导更新，或是两个模型同时进行更新，或是存在多个教师模型或多个学生模型。下面仅以最常见的单教师指导单学生模型学习举例。在图 4c 中，教师模型和学生模型分别推理得到推理结果，根据教师模型和学生模型的推理结果可以获得知识蒸馏损失（knowledge distillation loss，KD loss），部署了学生模型的设备可以根据标签可以获得任务损失（task Loss），然后该设备可以根据蒸馏损失和任务损失更新该学生模型的模型参数。

图 4c 所示教师模型或学生模型可以作为第一通信装置中的第一 AI 模型，执行加噪扰动处理。换言之，可以在教师模型或学生模型的部分或全部模型参数上增加噪声，从而增加持续知识蒸馏过程对分布变化的鲁棒性。类似地，对于教师模型或学生模型的部分或全部模型参数的加噪扰动方式可以参考前文示例的描述。

在一种可能的实现方式中，在 S302 中，满足第二条件时，该第一通信装置基于该第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数；其中，该第二条件包括以下至少一项：

该至少一个 AI 模型的训练精度低于第一阈值；

该至少一个 AI 模型的测试精度低于第二阈值；

该至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第三阈值；

部署该至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第四阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第五阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第六阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第七阈值。

可选地，第一通信装置可以通过多种方式确定第一阈值至第七阈值的取值。例如，第一阈值至第七阈值中的一个或多个可以是预配置的。又如，第一阈值至第七阈值中的一个或多个可以是其它设备（例如第二通信装置、网络设备或服务器等）向第一通信装置配置的。

其中，在满足第二条件时，第一通信装置可以确定第一 AI 模型当前的运行可能存在异常，为此，该第一通信装置可以于对该第一 AI 模型的模型参数进行处理得到更新后的第一 AI 模型的模型参数，以实现对第一 AI 模型的更新。通过这种方式，可以减缓或避免第一 AI 模型在长时间的持续学习过程中导致可塑性降低甚至消失的问题，能够提高持续学习的适应能力，并提升持续学习的鲁棒性。

基于图 3 所示方案，第一通信装置通过第一信息获取至少一个 AI 模型的性能监测信息之后，在 S302 中，该第一通信装置可以对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。通过这种方式，能够使得通信节点的算力能够应用于 AI 模型的处理，并且，通过 AI 模型的性能检测信息能够实现对 AI 模型的更新。

此外，在 S302 中，第一通信装置执行 AI 模型参数更新的过程是基于至少一个 AI 模型的性能监测信息触发的，并且，在该 AI 模型参数更新的过程中，第一通信装置是通过加噪扰动处理得到更新后的 AI 模型参数的。通过这种方式，使得方案能够应用于持续学习的场景，并且，通过对 AI 模型参数进行加噪扰动处理的过程，可以减缓或避免 AI 模型在长时间的持续学习过程中导致可塑性降低甚至消失的问题，能够提高持续学习的适应能力，并提升持续学习的鲁棒性。

在图 3 所示方法的一种可能的实现方式中，在 S302 之前，该方法还包括：该第一通信装置接收指示第三参数的指示信息，该第三参数用于对该第一 AI 模型的模型参数进行处理得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。具体地，第一通信装置还可以接收通过接收的指示信息确定该第三参数，并基于该第三参数对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，即该第一通信装置可以基于其它通信装置（例如第二信息的接收方）的指示以实现第三参数的确定，以便于该第一通信装置能够通过指定的第三参数获得实现加噪扰动处理。

示例性的，第二通信装置可以基于第一信息向第一通信装置发送指示第三参数的指示信息，即该第二通信装置可以在确定满足上述第二条件的条件下，发送指示第三参数的指示信息，以使得第一通信装置获得第三参数并执行 S302。

可选地，指示第三参数的指示信息可以包括第三参数，第三参数的索引（该索引可以参考下文表 2 或表 3 所示方式实现）中的至少一项。

应理解，第三参数可以用于对该第一 AI 模型的模型参数进行处理得到更新后的第一 AI 模型的模型参数，相应的，该第三参数可以理解为加噪扰动参数，加噪参数，或扰动参数等。例如，第三参数可以为上文描述的集合$\mathbb{P}$，σ，$\sigma_{\mathbb{i}}^{\mathbb{2}}$中的一项或多项。

可选地，第一通信装置接收指示第三参数的指示信息之前，该方法还包括：该第一通信装置发送用于请求该第三参数的请求信息。从而，第一通信装置可以通过请求信息和上述指示信息的交互过程，以实现第三参数的确定。示例性的，第一通信装置可以基于第一信息发送用于请求该第三参数的请求信息，即该第一通信装置可以在确定满足上述第二条件的条件下，发送用于请求该第三参数的请求信息，以获得第三参数并执行 S302。

可选地，该第三参数为预配置的参数。

作为一种示例，以第三参数包括集合$\mathbb{P}$为例，集合$\mathbb{P}$可以通过下述表 2 确定。

表 2

索引	$\mathbb{p}$集合取值
0	随机选取所有参数的 α%，α为超参数
1	随机选取第i层参数的α%
2	从第一层开始顺序选取所有参数的α%
3	从最后一层开始逆序选取所有参数的α%

…	…

作为一种示例，以第三参数包括σ为例，σ可以通过下述表 3 确定。

表 3

索引	σ
0	3.2
1	1
2	0.32
…	…

由上述图 3 及相关描述可知，第一通信装置可以基于至少一个 AI 模型的性能监测信息对部署于该第一通信装置的第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，以提升持续学习的鲁棒性。其中，该至少一个 AI 模型可以是关联于第一 AI 模型，也可以是关联于部署于第二通信装置的第二 AI 模型的。换言之，第一通信装置也可以基于至少一个 AI 模型的性能监测信息，对部署于该第二通信装置的第二 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，以提升持续学习的鲁棒性。下面将通过图 5 所示过程进行描述。

请参阅图 5，为本申请提供的通信方法的另一个示意图。

S501.第二通信装置发送第一信息，相应的，第一通信装置接收该第一信息。其中，该第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，该至少一个 AI 模型关联于部署在该第一通信装置的第一 AI 模型。

需要说明的是，S501 为可选，对于第一通信装置而言，该第一通信装置除了通过与第二通信装置之间的交互的方式获取第一信息之外，还可以通过其它方式获取该第一信息。具体实现过程可以参考前文 S301 及相关描述。

S502.第一通信装置基于第一信息发送第二信息，相应的，第二通信装置接收该第二信息。其中，该第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，该第二信息用于更新第二 AI 模型；其中，该第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

可选地，该第一参数包括以下一项或多项：更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新该第二 AI 模型的梯度信息，用于更新该第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新该第二 AI 模型的中间梯度信息，该第一 AI 模型的推理结果，该第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，该第二 AI 模型的任务损失信息。

在一种可能的实现方式中，第一通信装置在 S502 中发送的第二信息可以通过多种方式实现，下面将进行详细介绍。

方式一，第二信息是基于该第一参数的量化结果进行处理得到的。

可选地，在方式一中，在第二信息是基于该第一参数的量化结果进行处理得到的情况下，第二通信装置在 S502 中接收第二信息之后，该第二通信装置可以接收的第二信息进行解析处理（例如解析处理可以包括信道均衡、解调处理、解码处理、数字域处理等一项或多项），而基于解析处理的结果对第二 AI 模型进行更新。

方式二，该第二信息是对该第一参数的传输参数进行处理得到的。

可选地，在方式二中，在第二信息是对该第一参数的传输参数进行处理得到的情况下，该实现过程可以理解为空中计算的处理过程，即第二通信装置在 S502 中接收第二信息之后，该第二通信装置可以不对接收的第二信息进行数字域处理，而直接基于接收的第二信息的原始信息对第二 AI 模型进行更新。例如，第一通信装置将第一参数包含的一个或多个参数值转换为一个或多个第一符号；将一个或多个第一符号进行加噪扰动处理得到一个或多个第二符号之后，将该一个或多个第二符号映射到空口资源（例如时域资源、频域资源、空域资源中的至少一个）上，生成第二信息。在该示例中，第一通信装置不是将第一参数在应用层做信源编码，再以比特流发回物理层，由物理层进行信道编码、符号调制，再生成信号发送，而是将第一参数转换为一个或多个符号再进行传输。从而，在无线空口上传输该第一参数的方式，可提高第一参数的传输速度，以提升通信效率，并提升第二通信装置基于该第二信息进行模型更新的处理速度。

可选地，第一参数的传输参数可以包括发送功率参数、预编码参数、是否使用方式二进行处理的指示信息（该指示信息可以用于控制一个或多个通信装置是否使用方式二的方式进行信息传输，以通过控

制接入的通信装置的数量来控制空中叠加后的信号的信噪比）中的一项或多项。

下面将以方式二为例，对 AI 模型的不同实现方式下，第二信息的发送过程进行示例性描述。

作为一种示例，第一 AI 模型和第二 AI 模型通过前文方式 A 或方式 B 所示方式实现的情况下，第一参数可以包括更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新该第二 AI 模型的梯度信息中的一项或多项。

例如，以图 4a 所示过程为例，第一通信装置可以为网络设备。其中，该第一通信装置可以在公共模型（即第一参数包括公共模型的模型参数或更新梯度）下发的过程中，对该公共模型的模型参数或更新梯度进行加噪扰动处理得到第二信息，并在 S502 中发送该第二信息。

又如，以图 4a 所示过程为例，第一通信装置可以为任一终端设备。其中，该第一通信装置可以在个性化模型（即第一参数包括个性化模型的模型参数或更新梯度）上传的过程中，对该个性化模型的模型参数或更新梯度进行加噪扰动处理得到第二信息，并在 S502 中发送该第二信息。

换言之，在模型下载或模型上传过程中，可以由无损传输变为有损传输，即模型参数或更新梯度在上传下载时会叠加传输噪声，以实现加噪扰动处理的效果。

作为另一种示例，第一 AI 模型和第二 AI 模型通过前文方式 C 或方式 D 所示方式实现的情况下，第一参数可以包括用于更新该第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新该第二 AI 模型的中间梯度信息中的一项或多项。

类似地，以图 4b 所示过程为例，第一通信装置可以在中间特征与中间梯度传输时增加噪声扰动，使得编码器或解码器的中间特征和中间梯度的传输方式从无损传输变为了有损传输，即中间特征和中间梯度在上传/下载时会叠加传输噪声，以实现加噪扰动处理的效果。

作为另一种示例，第一 AI 模型和第二 AI 模型通过前文方式 E 或方式 F 所示方式实现的情况下，第一参数可以包括第一 AI 模型的推理结果，该第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，该第二 AI 模型的任务损失信息中的一项或多项。

类似地，以图 4c 所示过程为例，假设蒸馏损失的计算公式为$\mathrm{loss_{KD}} = \mathrm{L}(\mathrm{f_t}, \mathrm{f_s})$， $\mathrm{f_t}$与$\mathrm{f_s}$分别为计算蒸馏损失时教师模型的输入和学生模型的输入，如 AI 模型的中间特征，或 AI 模型的输出的结果。对于知识蒸馏的训练过程中，蒸馏损失的计算可以与教师模型在一个节点，也可以与学生模型在一个节点，也可以单独在一个其他节点。故对于知识蒸馏来说，可以使用有损传输来传输$\mathrm{f_t}$和或$\mathrm{f_s}$，以实现加噪扰动处理的效果。

在一种可能的实现方式中，在 S502 中，满足第一条件时，该第一通信装置基于该第一信息发送第二信息；其中，该第一条件包括以下至少一项：

该至少一个 AI 模型的训练精度低于第八阈值；

该至少一个 AI 模型的测试精度低于第九阈值；

该至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第十阈值；

部署该至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第十一阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第十二阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第十三阈值；

该至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第十四阈值。

可选地，第一条件与第二条件可以是相同的，例如，第一阈值至第七阈值中的第 i（i 取值为 1 至 7）个，与第八阈值至第十四阈值中的第 i 个是相同的。

可选地，第一条件与第二条件可以是不同的，例如，第一阈值至第七阈值中的第 i（i 取值为 1 至 7）个，与第八阈值至第十四阈值中的第 i 个是部分不同的或全部不同的。

可选地，第一通信装置可以通过多种方式确定第八阈值至第十四阈值的取值。例如，第八阈值至第十四阈值中的一个或多个可以是预配置的。又如，第八阈值至第十四阈值中的一个或多个可以是其它设备（例如第二通信装置、网络设备或服务器等）向第一通信装置配置的。

其中，在满足第一条件时，第一通信装置可以确定第二 AI 模型当前的运行可能存在异常，为此，该第一通信装置可以发送第二信息，使得第二通信装置能够获得基于第一参数进行加噪扰动处理得到的第二信息，并基于该第二信息更新第二 AI 模型。通过这种方式，可以减缓或避免第二 AI 模型在长时间的持续学习过程中导致可塑性降低甚至消失的问题，能够提高持续学习的适应能力，并提升持续学习的鲁棒性。

基于图 5 所示方案，在 S502 中，第一通信装置可以基于第一信息发送基于第一参数进行加噪扰动处理得到的第二信息，使得该第二信息的接收方（例如第二通信装置）能够获得基于第一参数进行加噪扰动处理得到的第二信息，并基于该第二信息更新第二 AI 模型。通过这种方式，相比于不做加噪扰动处理而直接发送第一参数的方式，可以减缓或避免第二 AI 模型在长时间的持续学习过程中导致可塑性降低甚至消失的问题，能够提高持续学习的适应能力，并提升持续学习的鲁棒性。

需要说明的是，图 5 所示方法与前文图 3 所示方法可以相互结合。例如，在图 3 所示 S301 之后，还可以执行图 5 所示的 S502，其中，S302 和 S502 的执行顺序不做限定，即可以先执行 S302 后执行 S502，也可以先执行 S502 后执行 S302。

在图 5 所示方法的一种可能的实现方式中，在 S502 之前，该方法还包括：该第一通信装置接收指示第二参数的指示信息，该第二参数用于对该第一参数进行处理得到该第二信息。具体地，第一通信装置还可以通过接收的指示信息确定该第二参数，并基于该第二参数对第一参数进行处理得到第二信息，即该第一通信装置可以基于其它通信装置（例如第二信息的接收方）的指示以实现第二参数的确定，以便于该第二信息的接收方能够通过指定的第二参数获得相应的第二信息。

示例性的，第二通信装置可以基于第一信息向第一通信装置发送指示第二参数的指示信息，即该第二通信装置可以在确定满足上述第一条件的条件下，发送指示第二参数的指示信息，以使得第一通信装置获得第二参数并执行 S502。

可选地，指示第二参数的指示信息可以包括第二参数，第二参数的索引（该索引可以参考上文表 2 或表 3 所示方式实现）中的至少一项。

应理解，第二参数可以用于对第一参数进行加噪扰动处理得到第二信息，相应的，该第二参数可以理解为加噪扰动参数，加噪参数，或扰动参数等。

可选地，在第一通信装置接收指示第二参数的指示信息之前，该方法还包括：该第一通信装置发送用于请求该第二参数的请求信息。从而，第一通信装置可以通过请求信息和上述指示信息的交互过程，以实现第二参数的确定。示例性的，第一通信装置可以基于第一信息发送用于请求该第二参数的请求信息，即该第一通信装置可以在确定满足上述第一条件的条件下，发送用于请求该第二参数的请求信息，以获得第二参数并执行 S502。

可选地，该第二参数为预配置的参数。

请参阅图 6，本申请实施例提供了一种通信装置 600，该通信装置 600 可以实现上述方法实施例中第一通信装置（或第二通信装置）的功能，因此也能实现上述方法实施例所具备的有益效果。在本申请实施例中，该通信装置 600 可以是第一通信装置（或第二通信装置），也可以是第一通信装置（或第二通信装置）内部的集成电路或者元件等，例如芯片、基带芯片、modem 芯片、包含 modem 核的 SoC 芯片、系统级封装（system in package，SIP）芯片、通信模组、芯片系统、处理器等。

需要说明的是，收发单元 602 可以包括发送单元和接收单元，分别用于执行发送和接收。

一种可能的实现方式中，当该通信装置 600 为用于执行图 3 及相关实施例中第一通信装置所执行的方法时，该通信装置 600 包括处理单元 601；该处理单元 601 用于获取第一信息，该第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，该至少一个 AI 模型关联于部署在该第一通信装置的第一 AI 模型；该处理单元 601 还用于基于该第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

一种可能的实现方式中，当该通信装置 600 为用于执行图 5 及相关实施例中第一通信装置所执行的方法时，该通信装置 600 包括处理单元 601；该处理单元 601 用于获取第一信息，该第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，该至少一个 AI 模型关联于用于部署在第二通信装置的第二 AI 模型；该收发单元 602 用于基于该第一信息发送第二信息，该第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，该第二信息用于更新该第二 AI 模型。

一种可能的实现方式中，当该通信装置 600 为用于执行图 5 及相关实施例中第二通信装置所执行的方法时，该通信装置 600 包括处理单元 601；该收发单元 602 用于接收第二信息，该第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的；其中，该第二信息用于更新部署在该第二通信装置的第二 AI 模型；该处理单元 601 用于基于该第二信息更新该第二 AI 模型。

在一种可能的设计中，当该通信装置 600 是终端设备或终端中的通信模组时，该处理单元 601 的功

能可以由一个或多个处理器实现。具体的该处理器可以包括 modem 芯片，或包含 modem 核的 SoC 芯片或 SIP 芯片。收发单元 602 的功能可以由收发机电路来实现。

在一种可能的设计中，当该通信装置 600 是终端中负责通信功能的电路或芯片，如 modem 芯片或包含 modem 核的 SoC 芯片或 SIP 芯片时，该处理单元 601 的功能可以由上述芯片中包括一个或多个处理器或处理器核的电路系统来实现。收发单元 602 功能可以由上述芯片上的接口电路或数据收发电路来实现。

需要说明的是，上述通信装置 600 的单元的信息执行过程等内容，具体可参见本申请前述所示的方法实施例中的叙述，此处不再赘述。

请参阅图 7，为本申请提供的通信装置 700 的另一种示意性结构图，通信装置 700 包括逻辑电路 701 和输入输出接口 702。其中，通信装置 700 可以为芯片或集成电路。

其中，图 6 所示收发单元 602 可以包括通信接口，该通信接口可以包括图 7 中的输入输出接口 702，该输入输出接口 702 可以包括输入接口和输出接口。或者，该通信接口也可以是收发电路，该收发电路可以包括输入接口电路和输出接口电路。

一种可能的实现方式中，当该通信装置 700 为用于执行图 3 及相关实施例中第一通信装置所执行的方法时，该逻辑电路 701 用于获取第一信息，该第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，该至少一个 AI 模型关联于部署在该第一通信装置的第一 AI 模型；该逻辑电路 701 还用于基于该第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

一种可能的实现方式中，当该通信装置 700 为用于执行图 5 及相关实施例中第一通信装置所执行的方法时，该逻辑电路 701 用于获取第一信息，该第一信息用于指示至少一个 AI 模型的性能监测信息，该至少一个 AI 模型关联于用于部署在第二通信装置的第二 AI 模型；该输入输出接口 702 用于基于该第一信息发送第二信息，该第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，该第二信息用于更新该第二 AI 模型。

一种可能的实现方式中，当该通信装置 700 为用于执行图 5 及相关实施例中第二通信装置所执行的方法时，该输入输出接口 702 用于接收第二信息，该第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的；其中，该第二信息用于更新部署在第二通信装置的第二 AI 模型；该逻辑电路 701 用于基于该第二信息更新该第二 AI 模型。

其中，逻辑电路 701 和输入输出接口 702 还可以执行任一实施例中第一通信装置或第二通信装置执行的其他步骤并实现对应的有益效果，此处不再赘述。

在一种可能的实现方式中，图 6 所示处理单元 601 可以为图 7 中的逻辑电路 701。

可选的，逻辑电路 701 可以是一个处理装置，处理装置的功能可以部分或全部通过软件实现。其中，处理装置的功能可以部分或全部通过软件实现。

可选的，处理装置可以包括存储器和处理器，其中，存储器用于存储计算机程序，处理器读取并执行存储器中存储的计算机程序，以执行任意一个方法实施例中的相应处理和/或步骤。

可选地，处理装置可以仅包括处理器。用于存储计算机程序的存储器位于处理装置之外，处理器通过电路/电线与存储器连接，以读取并执行存储器中存储的计算机程序。其中，存储器和处理器可以集成在一起，或者也可以是物理上互相独立的。

可选地，该处理装置可以是一个或多个芯片，或一个或多个集成电路。例如，处理装置可以是一个或多个现场可编程门阵列（field-programmable gate array，FPGA）、专用集成芯片（application specific integrated circuit，ASIC）、系统芯片（system on chip，SoC）、中央处理器（central processor unit，CPU）、网络处理器（network processor，NP）、数字信号处理电路（digital signal processor，DSP）、微控制器（micro controller unit，MCU），可编程逻辑控制器（programmable logic device，PLD）或其它集成芯片，或者上述芯片或者处理器的任意组合等。

请参阅图 8，为本申请的实施例提供的上述实施例中所涉及的通信装置 800，该通信装置 800 具体可以为上述实施例中的作为终端设备的通信装置，图 8 所示示例为终端设备通过终端设备（或者终端设备中的部件）实现。

其中，该通信装置 800 的一种可能的逻辑结构示意图，该通信装置 800 可以包括但不限于至少一个处理器 801 以及通信端口 802。

其中，图 6 所示收发单元 602 可以包括通信接口，该通信接口可以包括图 8 中的通信端口 802，该通信端口 802 可以包括输入接口和输出接口。或者，该通信端口 802 也可以是收发电路，该收发电路可以

包括输入接口电路和输出接口电路。

进一步可选的，该通信装置 800 还可以包括存储器 803、总线 804 中的至少一个，在本申请的实施例中，该至少一个处理器 801 用于对通信装置 800 的动作进行控制处理。

此外，处理器 801 可以是中央处理器单元，通用处理器，数字信号处理器，专用集成电路，现场可编程门阵列或者其他可编程逻辑器件、晶体管逻辑器件、硬件部件或者其任意组合。其可以实现或执行结合本申请公开内容所描述的各种示例性的逻辑方框，模块和电路。该处理器也可以是实现计算功能的组合，例如包含一个或多个微处理器组合，数字信号处理器和微处理器的组合等等。所属领域的技术人员可以清楚地了解到，为描述的方便和简洁，上述描述的系统，装置和单元的具体工作过程，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。

需要说明的是，图 8 所示通信装置 800 具体可以用于实现前述方法实施例中终端设备所实现的步骤，并实现终端设备对应的技术效果，图 8 所示通信装置的具体实现方式，均可以参考前述方法实施例中的叙述，此处不再一一赘述。

请参阅图 9，为本申请的实施例提供的上述实施例中所涉及的通信装置 900 的结构示意图，该通信装置 900 具体可以为上述实施例中的作为网络设备的通信装置，图 9 所示示例为网络设备通过网络设备（或者网络设备中的部件）实现，其中，该通信装置的结构可以参考图 9 所示的结构。

通信装置 900 包括至少一个处理器 911 以及至少一个网络接口 914。进一步可选的，该通信装置还包括至少一个存储器 912、至少一个收发器 913 和一个或多个天线 915。处理器 911、存储器 912、收发器 913 和网络接口 914 相连，例如通过总线相连，在本申请实施例中，该连接可包括各类接口、传输线或总线等，本实施例对此不做限定。天线 915 与收发器 913 相连。网络接口 914 用于使得通信装置通过通信链路，与其它通信设备通信。例如网络接口 914 可以包括通信装置与核心网设备之间的网络接口，例如 S1 接口，网络接口可以包括通信装置和其他通信装置（例如其他网络设备或者核心网设备）之间的网络接口，例如 X2 或者 Xn 接口。

其中，图 6 所示收发单元 602 可以包括通信接口，该通信接口可以包括图 9 中的网络接口 914，该网络接口 914 可以包括输入接口和输出接口。或者，该网络接口 914 也可以是收发电路，该收发电路可以包括输入接口电路和输出接口电路。

处理器 911 主要用于对通信协议以及通信数据进行处理，以及对整个通信装置进行控制，执行软件程序，处理软件程序的数据，例如用于支持通信装置执行实施例中所描述的动作。通信装置可以包括基带处理器和中央处理器，基带处理器主要用于对通信协议以及通信数据进行处理，中央处理器主要用于对整个终端设备进行控制，执行软件程序，处理软件程序的数据。图 9 中的处理器 911 可以集成基带处理器和中央处理器的功能，本领域技术人员可以理解，基带处理器和中央处理器也可以是各自独立的处理器，通过总线等技术互联。本领域技术人员可以理解，终端设备可以包括多个基带处理器以适应不同的网络制式，终端设备可以包括多个中央处理器以增强其处理能力，终端设备的各个部件可以通过各种总线连接。该基带处理器也可以表述为基带处理电路或者基带处理芯片。该中央处理器也可以表述为中央处理电路或者中央处理芯片。对通信协议以及通信数据进行处理的功能可以内置在处理器中，也可以以软件程序的形式存储在存储器中，由处理器执行软件程序以实现基带处理功能。

存储器主要用于存储软件程序和数据。存储器 912 可以是独立存在，与处理器 911 相连。可选的，存储器 912 可以和处理器 911 集成在一起，例如集成在一个芯片之内。其中，存储器 912 能够存储执行本申请实施例的技术方案的程序代码，并由处理器 911 来控制执行，被执行的各类计算机程序代码也可被视为是处理器 911 的驱动程序。

图 9 仅示出了一个存储器和一个处理器。在实际的终端设备中，可以存在多个处理器和多个存储器。存储器也可以称为存储介质或者存储设备等。存储器可以为与处理器处于同一芯片上的存储元件，即片内存储元件，或者为独立的存储元件，本申请实施例对此不做限定。

收发器 913 可以用于支持通信装置与终端之间射频信号的接收或者发送，收发器 913 可以与天线 915 相连。收发器 913 包括发射机 Tx 和接收机 Rx。具体地，一个或多个天线 915 可以接收射频信号，该收发器 913 的接收机 Rx 用于从天线接收该射频信号，并将射频信号转换为数字基带信号或数字中频信号，并将该数字基带信号或数字中频信号提供给该处理器 911，以便处理器 911 对该数字基带信号或数字中频信号做进一步的处理，例如解调处理和译码处理。此外，收发器 913 中的发射机 Tx 还用于从处理器 911 接收经过调制的数字基带信号或数字中频信号，并将该经过调制的数字基带信号或数字中频信号转换为射

频信号，并通过一个或多个天线 915 发送该射频信号。具体地，接收机 Rx 可以选择性地对射频信号进行一级或多级下混频处理和模数转换处理以得到数字基带信号或数字中频信号，该下混频处理和模数转换处理的先后顺序是可调整的。发射机 Tx 可以选择性地对经过调制的数字基带信号或数字中频信号时进行一级或多级上混频处理和数模转换处理以得到射频信号，该上混频处理和数模转换处理的先后顺序是可调整的。数字基带信号和数字中频信号可以统称为数字信号。

收发器 913 也可以称为收发单元、收发机、收发装置等。可选的，可以将收发单元中用于实现接收功能的器件视为接收单元，将收发单元中用于实现发送功能的器件视为发送单元，即收发单元包括接收单元和发送单元，接收单元也可以称为接收机、输入口、接收电路等，发送单元可以称为发射机、发射器或者发射电路等。

需要说明的是，图 9 所示通信装置 900 具体可以用于实现前述方法实施例中网络设备所实现的步骤，并实现网络设备对应的技术效果，图 9 所示通信装置 900 的具体实现方式，均可以参考前述方法实施例中的叙述，此处不再一一赘述。

请参阅图 10，为本申请的实施例提供的上述实施例中所涉及的通信装置的结构示意图。

可以理解的是，通信装置 100 包括例如模块、单元、元件、电路、或接口等，以适当地配置在一起以执行本申请提供的技术方案。所述通信装置 100 可以是前文描述的终端设备或网络设备，也可以是这些设备中的部件 (例如芯片)，用以实现下述方法实施例中描述的方法。通信装置 100 包括一个或多个处理器 101。所述处理器 101 可以是通用处理器或者专用处理器等。例如可以是基带处理器、或中央处理器。基带处理器可以用于对通信协议以及通信数据进行处理，中央处理器可以用于对通信装置（如，RAN 节点、终端、或芯片等）进行控制，执行软件程序，处理软件程序的数据。

可选的，在一种设计中，处理器 101 可以包括程序 103（有时也可以称为代码或指令），所述程序 103 可以在所述处理器 101 上被运行，使得所述通信装置 100 执行下述实施例中描述的方法。在又一种可能的设计中，通信装置 100 包括电路（图 10 未示出）。

可选的，所述通信装置 100 中可以包括一个或多个存储器 102，其上存有程序 104（有时也可以称为代码或指令），所述程序 104 可在所述处理器 101 上被运行，使得所述通信装置 100 执行上述方法实施例中描述的方法。

可选的，所述处理器 101 和/或存储器 102 中可以包括 AI 模块 107，108，所述 AI 模块用于实现 AI 相关的功能。所述 AI 模块可以是通过软件，硬件，或软硬结合的方式实现。例如，AI 模块可以包括无线智能控制(radio intelligence control，RIC)模块。例如 AI 模块可以是近实时 RIC 或者非实时 RIC。

可选的，所述处理器 101 和/或存储器 102 中还可以存储有数据。所述处理器和存储器可以单独设置，也可以集成在一起。

可选的，所述通信装置 100 还可以包括收发器 105 和/或天线 106。所述处理器 101 有时也可以称为处理单元，对通信装置（例如 RAN 节点或终端）进行控制。所述收发器 105 有时也可以称为收发单元、收发机、收发电路、或者收发器等，用于通过天线 106 实现通信装置的收发功能。

其中，图 6 所示处理单元 601 可以是处理器 101。图 6 所示收发单元 602 可以为通信接口，该通信接口可以是图 10 中的收发器 105，该收发器 105 可以包括输入接口和输出接口。或者，该收发器 105 也可以是收发电路，该收发电路可以包括输入接口电路和输出接口电路。

本申请实施例还提供一种计算机可读存储介质，该存储介质用于存储一个或多个计算机执行指令，当计算机执行指令被处理器执行时，该处理器执行如前述实施例中第一通信装置或第二通信装置可能的实现方式所述的方法。

本申请实施例还提供一种计算机程序产品（或称计算机程序），当计算机程序产品被该处理器执行时，该处理器执行上述第一通信装置或第二通信装置可能实现方式的方法。

本申请实施例还提供了一种芯片系统，该芯片系统包括至少一个处理器，用于支持通信装置实现上述通信装置可能的实现方式中所涉及的功能。可选的，所述芯片系统还包括接口电路，所述接口电路为所述至少一个处理器提供程序指令和/或数据。在一种可能的设计中，该芯片系统还可以包括存储器，存储器，用于保存该通信装置必要的程序指令和数据。该芯片系统，可以由芯片构成，也可以包含芯片和其他分立器件，其中，该通信装置具体可以为前述方法实施例中第一通信装置或第二通信装置。

本申请实施例还提供了一种通信系统，该网络系统架构包括上述任一实施例中的第一通信装置和/或第二通信装置。

在本申请所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的系统，装置和方法，可以通过其它的方式实现。例如，以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，例如，所述单元的划分，仅仅为一种逻辑功能划分，实际实现时可以有另外的划分方式，例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统，或一些特征可以忽略，或不执行。另一点，所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口，装置或单元的间接耦合或通信连接，可以是电性，机械或其它的形式。某个功能究竟以硬件还是软件方式来执行，取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。本领域技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能，但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的，作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元，即可以位于一个地方，或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

另外，在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中，也可以是各个单元单独物理存在，也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现，也可以采用软件功能单元的形式实现。所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用时，可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质中，包括若干指令用以使得一台计算机设备（可以是个人计算机，服务器，或者网络设备等）执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括：U 盘、移动硬盘、只读存储器（read-only memory，ROM）、随机存取存储器（random access memory， RAM）、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

权 利 要 求 书

1. 一种通信方法，其特征在于，所述方法应用第一通信装置，所述方法包括：

获取第一信息，所述第一信息用于指示至少一个人工智能 AI 模型的性能监测信息，所述至少一个 AI 模型关联于部署在所述第一通信装置的第一 AI 模型；

基于所述第一信息对所述第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

2. 根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，还包括：

基于所述第一信息发送第二信息，所述第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，所述第二信息用于更新第二 AI 模型；其中，所述第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

3. 根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述第二信息是基于所述第一参数的量化结果进行处理得到的，或，所述第二信息是对所述第一参数的传输参数进行处理得到的。

4. 根据权利要求 2 或 3 所述的方法，其特征在于，所述第一参数包括以下一项或多项：

更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新所述第二 AI 模型的梯度信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间梯度信息，所述第一 AI 模型的推理结果，所述第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，所述第二 AI 模型的任务损失信息。

5. 根据权利要求 2 至 4 任一项所述的方法，其特征在于，所述基于所述第一信息发送第二信息，包括：

满足第一条件时，基于所述第一信息发送第二信息；

所述第一条件包括以下至少一项：

所述至少一个 AI 模型的训练精度低于第一阈值；

所述至少一个 AI 模型的测试精度低于第二阈值；

所述至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第三阈值；

部署所述至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第四阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第五阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第六阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第七阈值。

6. 根据权利要求 2 至 5 任一项所述的方法，其特征在于，还包括：

接收指示所述第二参数的指示信息，所述第二参数用于对所述第一参数进行处理得到所述第二信息。

7. 根据权利要求 6 所述的方法，其特征在于，还包括：

发送用于请求所述第二参数的请求信息。

8. 根据权利要求 1 至 7 任一项所述的方法，其特征在于，还包括：

接收指示第三参数的指示信息，所述第三参数用于对所述第一 AI 模型的模型参数进行处理得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

9. 根据权利要求 8 所述的方法，其特征在于，还包括：

发送用于请求所述第三参数的请求信息。

10. 根据权利要求 1 至 9 任一项所述的方法，其特征在于，所述基于所述第一信息对所述第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数，包括：

满足第二条件时，基于所述第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数；

所述第二条件包括以下至少一项：
所述至少一个 AI 模型的训练精度低于第八阈值；
所述至少一个 AI 模型的测试精度低于第九阈值；
所述至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第十阈值；
部署所述至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第十一阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第十二阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第十三阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第十四阈值。

11. 根据权利要求 1 至 10 任一项所述的方法，其特征在于，所述获取第一信息，包括：
接收所述第一信息；或，
获取所述第一 AI 模型和/或所述第二 AI 模型的测量参数，并基于所述第一 AI 模型的测量参数确定所述第一信息。

12. 根据权利要求 1 至 11 任一项所述的方法，其特征在于，所述至少一个 AI 模型包括所述第一 AI 模型和/或第二 AI 模型；其中，所述第一 AI 模型关联于第二 AI 模型，所述第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

13. 一种通信方法，其特征在于，应用于第一通信装置，所述方法包括：
获取第一信息，所述第一信息用于指示至少一个人工智能 AI 模型的性能监测信息，所述至少一个 AI 模型关联于用于部署在第二通信装置的第二 AI 模型；
基于所述第一信息发送第二信息，所述第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，所述第二信息用于更新所述第二 AI 模型。

14. 根据权利要求 13 所述的方法，其特征在于，所述第二信息是基于所述第一参数的量化结果进行处理得到的，或，所述第二信息是对所述第一参数的传输参数进行处理得到的。

15. 根据权利要求 13 或 14 所述的方法，其特征在于，所述第一参数包括以下一项或多项：
更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新所述第二 AI 模型的梯度信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间梯度信息，所述第一 AI 模型的推理结果，所述第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，所述第二 AI 模型的任务损失信息。

16. 根据权利要求 13 至 15 任一项所述的方法，其特征在于，所述基于所述第一信息发送第二信息包括：满足第一条件时，基于所述第一信息发送第二信息；
所述第一条件包括以下至少一项：
所述至少一个 AI 模型的训练精度低于第一阈值；
所述至少一个 AI 模型的测试精度低于第二阈值；
所述至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第三阈值；
部署所述至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第四阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第五阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第六阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第七阈值。

17. 根据权利要求 13 至 16 任一项所述的方法，其特征在于，还包括：
接收指示所述第二参数的指示信息，所述第二参数用于对所述第一参数进行处理得到所述第二信息。

18. 根据权利要求 17 所述的方法，其特征在于，还包括：
发送用于请求所述第二参数的请求信息。

19. 根据权利要求 13 至 18 任一项所述的方法，其特征在于，所述获取第一信息，包括：

接收所述第一信息；或，

获取所述第一 AI 模型和/或所述第二 AI 模型的测量参数，并基于所述第一 AI 模型的测量参数确定所述第一信息。

20. 根据权利要求 13 至 19 任一项所述的方法，其特征在于，所述至少一个 AI 模型包括所述第一 AI 模型和/或第二 AI 模型；其中，所述第一 AI 模型关联于第二 AI 模型，所述第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

21. 一种通信方法，其特征在于，应用于第二通信装置，所述方法包括：

接收第二信息，所述第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的；其中，所述第二信息用于更新部署在所述第二通信装置的第二人工智能 AI 模型；

基于所述第二信息更新所述第二 AI 模型。

22. 根据权利要求 21 所述的方法，其特征在于，所述第二信息是基于第一参数的量化结果进行处理得到的，或，所述第二信息是对所述第一参数的传输参数进行处理得到的。

23. 根据权利要求 21 或 22 所述的方法，其特征在于，所述第一参数包括以下一项或多项：

更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新所述第二 AI 模型的梯度信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间梯度信息，所述第一 AI 模型的推理结果，所述第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，所述第二 AI 模型的任务损失信息。

24. 一种第一通信装置，其特征在于，包括处理单元；

所述处理单元，用于获取第一信息，所述第一信息用于指示至少一个人工智能 AI 模型的性能监测信息，所述至少一个 AI 模型关联于部署在所述第一通信装置的第一 AI 模型；

基于所述第一信息对所述第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

25. 根据权利要求 24 所述的装置，其特征在于，所述装置还包括收发单元；

所述收发单元，用于基于所述第一信息发送第二信息，所述第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，所述第二信息用于更新第二 AI 模型；其中，所述第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

26. 根据权利要求 25 所述的装置，其特征在于，所述第二信息是基于所述第一参数的量化结果进行处理得到的，或，所述第二信息是对所述第一参数的传输参数进行处理得到的。

27. 根据权利要求 25 或 26 所述的装置，其特征在于，所述第一参数包括以下一项或多项：

更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新所述第二 AI 模型的梯度信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间梯度信息，所述第一 AI 模型的推理结果，所述第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，所述第二 AI 模型的任务损失信息。

28. 根据权利要求 25 至 27 任一项所述的装置，其特征在于，

所述收发单元，还用于：

满足第一条件时，基于所述第一信息发送第二信息；

所述第一条件包括以下至少一项：

所述至少一个 AI 模型的训练精度低于第一阈值；

所述至少一个 AI 模型的测试精度低于第二阈值；

所述至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第三阈值；

部署所述至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第四阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第五阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第六阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第七阈值。

29. 根据权利要求 25 至 28 任一项所述的装置，其特征在于，
所述收发单元，还用于接收指示所述第二参数的指示信息，所述第二参数用于对所述第一参数进行处理得到所述第二信息。

30. 根据权利要求 29 所述的装置，其特征在于，
所述收发单元，还用于发送用于请求所述第二参数的请求信息。

31. 根据权利要求 24 至 30 任一项所述的装置，其特征在于，
所述收发单元，还用于接收指示第三参数的指示信息，所述第三参数用于对所述第一 AI 模型的模型参数进行处理得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

32. 根据权利要求 31 所述的装置，其特征在于，
所述收发单元，还用于发送用于请求所述第三参数的请求信息。

33. 根据权利要求 24 至 32 任一项所述的装置，其特征在于，
所述处理单元，还用于：
满足第二条件时，基于所述第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数；
所述第二条件包括以下至少一项：
所述至少一个 AI 模型的训练精度低于第八阈值；
所述至少一个 AI 模型的测试精度低于第九阈值；
所述至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第十阈值；
部署所述至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第十一阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第十二阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第十三阈值；
所述至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第十四阈值。

34. 根据权利要求 24 至 33 任一项所述的装置，其特征在于，
所述处理单元，还用于接收所述第一信息；或，
获取所述第一 AI 模型和/或所述第二 AI 模型的测量参数，并基于所述第一 AI 模型的测量参数确定所述第一信息。

35. 根据权利要求 24 至 34 任一项所述的装置，其特征在于，所述至少一个 AI 模型包括所述第一 AI 模型和/或第二 AI 模型；其中，所述第一 AI 模型关联于第二 AI 模型，所述第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

36. 一种第一通信装置，其特征在于，包括处理单元；
所述处理单元，用于获取第一信息，所述第一信息用于指示至少一个人工智能 AI 模型的性能监测信息，所述至少一个 AI 模型关联于用于部署在第二通信装置的第二 AI 模型；
基于所述第一信息发送第二信息，所述第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，所述第二信息用于更新所述第二 AI 模型。

37. 根据权利要求 36 所述的装置，其特征在于，所述第二信息是基于所述第一参数的量化结果进行

处理得到的，或，所述第二信息是对所述第一参数的传输参数进行处理得到的。

38. 根据权利要求 36 或 37 所述的装置，其特征在于，所述第一参数包括以下一项或多项：

更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新所述第二 AI 模型的梯度信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间梯度信息，所述第一 AI 模型的推理结果，所述第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，所述第二 AI 模型的任务损失信息。

39. 根据权利要求 36 至 38 任一项所述的装置，其特征在于，所述收发单元，还用于：

满足第一条件时，基于所述第一信息发送第二信息；

所述第一条件包括以下至少一项：

所述至少一个 AI 模型的训练精度低于第一阈值；

所述至少一个 AI 模型的测试精度低于第二阈值；

所述至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第三阈值；

部署所述至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第四阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第五阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第六阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第七阈值。

40. 根据权利要求 36 至 39 任一项所述的装置，其特征在于，

所述收发单元，还用于接收指示所述第二参数的指示信息，所述第二参数用于对所述第一参数进行处理得到所述第二信息。

41. 根据权利要求 40 所述的装置，其特征在于，

所述收发单元，还用于发送用于请求所述第二参数的请求信息。

42. 根据权利要求 36 至 41 任一项所述的装置，其特征在于，

所述处理单元，还用于接收所述第一信息；或，

获取所述第一 AI 模型和/或所述第二 AI 模型的测量参数，并基于所述第一 AI 模型的测量参数确定所述第一信息。

43. 根据权利要求 36 至 42 任一项所述的装置，其特征在于，所述至少一个 AI 模型包括所述第一 AI 模型和/或第二 AI 模型；其中，所述第一 AI 模型关联于第二 AI 模型，所述第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

44. 一种第二通信装置，其特征在于，包括处理单元和收发单元；

所述收发单元，用于接收第二信息，所述第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的；其中，所述第二信息用于更新部署在所述第二通信装置的第二人工智能 AI 模型；

所述处理单元，用于基于所述第二信息更新所述第二 AI 模型。

45. 根据权利要求 44 所述的装置，其特征在于，所述第二信息是基于第一参数的量化结果进行处理得到的，或，所述第二信息是对所述第一参数的传输参数进行处理得到的。

46. 根据权利要求 44 或 45 所述的装置，其特征在于，所述第一参数包括以下一项或多项：

更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新所述第二 AI 模型的梯度信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间梯度信息，所述第一 AI 模型的推理结果，所述第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，所述第二 AI 模型的任务损失信息。

47. 一种第一通信装置，其特征在于，包括处理器；

所述处理器，用于获取第一信息，所述第一信息用于指示至少一个人工智能 AI 模型的性能监测信息，所述至少一个 AI 模型关联于部署在所述第一通信装置的第一 AI 模型；

基于所述第一信息对所述第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

48. 根据权利要求 47 所述的装置，其特征在于， 所述装置还包括通信端口；

所述通信端口，还用于基于所述第一信息发送第二信息，所述第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，所述第二信息用于更新第二 AI 模型；其中，所述第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

49. 根据权利要求 48 所述的装置，其特征在于，所述第二信息是基于所述第一参数的量化结果进行处理得到的，或，所述第二信息是对所述第一参数的传输参数进行处理得到的。

50. 根据权利要求 48 或 49 所述的装置，其特征在于，所述第一参数包括以下一项或多项：

更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新所述第二 AI 模型的梯度信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间梯度信息，所述第一 AI 模型的推理结果，所述第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，所述第二 AI 模型的任务损失信息。

51. 根据权利要求 48 至 50 任一项所述的装置，其特征在于， 所述通信端口，还用于：

满足第一条件时，基于所述第一信息发送第二信息；

所述第一条件包括以下至少一项：

所述至少一个 AI 模型的训练精度低于第一阈值；

所述至少一个 AI 模型的测试精度低于第二阈值；

所述至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第三阈值；

部署所述至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第四阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第五阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第六阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第七阈值。

52. 根据权利要求 48 至 51 任一项所述的装置，其特征在于，

所述通信端口，还用于接收指示所述第二参数的指示信息，所述第二参数用于对所述第一参数进行处理得到所述第二信息。

53. 根据权利要求 52 所述的装置，其特征在于，

所述通信端口，还用于发送用于请求所述第二参数的请求信息。

54. 根据权利要求 47 至 53 任一项所述的装置，其特征在于，

所述通信端口，还用于接收指示第三参数的指示信息，所述第三参数用于对所述第一 AI 模型的模型参数进行处理得到更新后的第一 AI 模型的模型参数。

55. 根据权利要求 54 所述的装置，其特征在于，

所述通信端口，还用于发送用于请求所述第三参数的请求信息。

56. 根据权利要求 47 至 55 任一项所述的装置，其特征在于，

所述处理器，还用于：

满足第二条件时，基于所述第一信息对第一 AI 模型的模型参数进行加噪扰动处理，得到更新后的第

一 AI 模型的模型参数；

所述第二条件包括以下至少一项：

所述至少一个 AI 模型的训练精度低于第八阈值；

所述至少一个 AI 模型的测试精度低于第九阈值；

所述至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第十阈值；

部署所述至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第十一阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第十二阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第十三阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第十四阈值。

57. 根据权利要求 47 至 56 任一项所述的装置，其特征在于，

所述处理器，还用于接收所述第一信息；或，

获取所述第一 AI 模型和/或所述第二 AI 模型的测量参数，并基于所述第一 AI 模型的测量参数确定所述第一信息。

58. 根据权利要求 47 至 57 任一项所述的装置，其特征在于，所述至少一个 AI 模型包括所述第一 AI 模型和/或第二 AI 模型；其中，所述第一 AI 模型关联于第二 AI 模型，所述第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

59. 一种第一通信装置，其特征在于，包括处理器和通信端口；

所述处理器，用于获取第一信息，所述第一信息用于指示至少一个人工智能 AI 模型的性能监测信息，所述至少一个 AI 模型关联于用于部署在第二通信装置的第二 AI 模型；

所述通信端口，用于基于所述第一信息发送第二信息，所述第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的，所述第二信息用于更新所述第二 AI 模型。

60. 根据权利要求 59 所述的装置，其特征在于，所述第二信息是基于所述第一参数的量化结果进行处理得到的，或，所述第二信息是对所述第一参数的传输参数进行处理得到的。

61. 根据权利要求 59 或 60 所述的装置，其特征在于，所述第一参数包括以下一项或多项：

更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新所述第二 AI 模型的梯度信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间梯度信息，所述第一 AI 模型的推理结果，所述第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，所述第二 AI 模型的任务损失信息。

62. 根据权利要求 59 至 61 任一项所述的装置，其特征在于，

所述通信端口，还用于：

满足第一条件时，基于所述第一信息发送第二信息；

所述第一条件包括以下至少一项：

所述至少一个 AI 模型的训练精度低于第一阈值；

所述至少一个 AI 模型的测试精度低于第二阈值；

所述至少一个 AI 模型所在的 AI 模型系统的系统性能低于第三阈值；

部署所述至少一个 AI 模型的通信装置所在的通信系统的系统性能低于第四阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络输入输出分布变化大于第五阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络权重分布大于第六阈值；

所述至少一个 AI 模型的神经网络权重变化量低于第七阈值。

63. 根据权利要求 59 至 62 任一项所述的装置，其特征在于，

所述通信端口，还用于接收指示所述第二参数的指示信息，所述第二参数用于对所述第一参数进行处理得到所述第二信息。

64. 根据权利要求 63 所述的装置，其特征在于，
所述通信端口，还用于发送用于请求所述第二参数的请求信息。

65. 根据权利要求 59 至 64 任一项所述的装置，其特征在于，
所述处理器，还用于接收所述第一信息；或，
获取所述第一 AI 模型和/或所述第二 AI 模型的测量参数，并基于所述第一 AI 模型的测量参数确定所述第一信息。

66. 根据权利要求 59 至 65 任一项所述的装置，其特征在于，所述至少一个 AI 模型包括所述第一 AI 模型和/或第二 AI 模型；其中，所述第一 AI 模型关联于第二 AI 模型，所述第二 AI 模型用于部署在第二通信装置。

67. 一种第二通信装置，其特征在于，包括处理器和通信端口；
所述通信端口，用于接收第二信息，所述第二信息是基于第一参数进行加噪扰动处理得到的；其中，所述第二信息用于更新部署在所述第二通信装置的第二人工智能 AI 模型；
所述处理器，用于基于所述第二信息更新所述第二 AI 模型。

68. 根据权利要求 67 所述的装置，其特征在于，所述第二信息是基于第一参数的量化结果进行处理得到的，或，所述第二信息是对所述第一参数的传输参数进行处理得到的。

69. 根据权利要求 67 或 68 所述的装置，其特征在于，所述第一参数包括以下一项或多项：
更新后的第二 AI 模型的模型参数，用于更新所述第二 AI 模型的梯度信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间特征信息，用于更新所述第二 AI 模型的中间梯度信息，所述第一 AI 模型的推理结果，所述第二 AI 模型对应的蒸馏损失信息，所述第二 AI 模型的任务损失信息。

70. 根据权利要求 67 至 69 中任一项所述的装置，其特征在于，所述装置为芯片或芯片系统。

71. 一种可读存储介质，其特征在于，所述存储介质中存储有计算机程序或指令，当所述计算机程序或指令被计算机执行时，实现如权利要求 1 至 23 中任一项所述的方法。

72. 一种计算机程序产品，其特征在于，包括指令，当所述指令在计算机上运行时，使得所述计算机执行如权利要求 1 至 23 中任一项所述的方法。