

请发明人员自行

复印和保留复本

**发**

**明**

**报**

**告**

**书**

**(1)**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 提交日： 年 月 日 | 将以本报告书为基础进行专利检索和申请，以下**\***部分为必填项目。 | | |
| **\***发明名称(**中+英**)：  一种联邦学习网络下的服务保障策略 | | | |
| **\***发明概要：(请用100字左右总结该发明)  此发明提出了一种联邦学习网络下的服务保障策略：对于中心聚合节点的切换，新计算UE的加入，应尽量选择或保障在全局模型聚合结束并下发后实施；对于正在参与联邦学习训练的计算UE的退出，应尽量选择或保障其在本地模型成功上传后实施。此时，网络内所有节点具有相同的模型，服务中断的概率最小，模型准确度最高，不会造成资源浪费。 | | | |
| **\***Inventor Information Sheet(超过两位请另填Excel附件)  1. 发明人是指对本发明区别于现有技术的部分作出实质性贡献的人员。  2. 发明人员中包括公司外人员，或者本发明是与其他单位联合研发时，请明确注明。   |  |  |  | | --- | --- | --- | |  | 第一发明人 | 第二发明人 | | 英文名（拼音） | Ce ZHENG |  | | 中文名 | 郑策 |  | | 员工号 | 700027697 |  | | 所属单位/部门/联系电话 |  |  | | 居住地 (做出发明时所在的居住地) | Beijing, China |  | | 国籍 | China |  | | 中文通信地址 | 北京市朝阳区太阳宫中路12号冠城大厦701 100028 |  | | 英文通信地址 | Room, 701, Citychamp Building, No. 12 Tai Yang Gong Zhong Lu, Chao Yang District, Beijing 100028, P.R.China |  | | 电子邮箱 |  |  | | 身份证号（中国籍的第一发明人须填写） |  | N/A | | | | |
| **\***技术领域(e.g. 移动通信LTE-A)：  **\***涉及具体项目：□是，项目名称 □否  **\***涉及技术标准：□是，标准名称 □否  发明独特性：□唯一解法 □少数解法中的一种 □多种解法中的一种 | | | **\***研发状态：  □创意阶段  □研发/试作阶段  □产品化阶段，机型 | |
| **\***公开计划：  □无 □有，预定日期  公开方式：  □展示 □销售 □订货 □出厂 □发表论文 □其它 | | **\***现有技术调查：□未调查 □已调查  检索结果：（与发明重点相关的参考文献或专利申请号。空间不够时请添加附件） | | |

以下评价表格为**部门填写**：

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 统括课长 | **\***技术及市场角度综合评价（请领导填写） | 统括部长 | 知产负责人 |
|  | □重点，原因  □一般  □不申请，原因  （e.g.无保护必要，可对外公开；以商业秘密等其他形式保护） |  |  |
| 意见： | | | |

**发**

**明**

**报**

**告**

**书**

(2)

**发明的重点**

专利说明书中的[权利要求范围]（CLAIM）的栏目内容。发明的要点（CLAIM）**至少7项**，其中，第1项发明重点应当包括对最主要创新点的概括，其他项发明重点可以是在第1项基础上附加的创新点的概括，并且请对每一项发明重点中包含的创新点所带来的技术问题及效果进行说明。

|  |  |
| --- | --- |
| **权利要求** | **技术问题及效果** |
|  |  |
| 1. 联邦学习网络下的服务保障机制：对于中心聚合节点或中心UE的切换，新计算UE的加入，应尽量**选择或保障**在全局模型聚合结束并下发后实施；对于正在参与FL的计算UE的退出，应尽量**选择或保障**其在本地模型成功上传后实施。 | 该项为本专利主要创新点。本权利要求还适应于具有类似情况的分布式计算任务，即可将一个大任务拆分成多个小任务并分发到不同计算节点上并行计算，再合并各小任务的结果以得到大任务的计算结果，如**MapReduce**等。 |
| 1. 联邦学习的网络结构包括两种形式：Client-server和Peer-to-Peer（P2P）。其主要不同在于是否存在独立的中心聚合节点。   1). Client-server结构：一个中心聚合节点和多个计算UE。计算UE负责本地模型训练与更新；中心聚合节点负责全局模型的聚合。  2). P2P结构：多个计算用户（UE）组成，其中包括一个计算UE作为中心UE实现中心聚合节点的功能。计算UE负责本地模型训练与更新；中心UE负责全局模型聚合，此外也可实现计算UE的功能。 |  |
| 1. 根据权利要求2，Client-server的结构及功能如下：   **计算UE：**  UE本地数据的收集；接收来自于中心聚合节点的全局模型；基于本地数据进行本地模型的训练与更新；将训练后的本地模型上报至中心聚合节点；UE自身状态信息-- 的估计；与训练时间相关的信息 -- 的估计；上报和至中心聚合节点；上报其他请求至中心聚合节点：如加入或离开联邦学习训练等；接受来自于中心聚合节点的决策并执行。  **中心聚合节点：**  接收来自于计算UE的本地模型；全局模型的聚合；将全局模型下发至各计算UE；与聚合相关的时间信息 -- 的估计；接收计算UE的请求并做出决策。 |  |
| 1. 根据权利要求2，P2P的结构与权利要求3中的Client-server类似。不同之处在于中心聚合节点由其中的一个计算UE来承担。其结构和功能如下：   **计算UE：**  UE本地数据的收集；接收来自于中心UE的全局模型；基于本地数据进行本地模型的训练与更新；将训练后的本地模型上报至中心UE；UE自身状态信息-- 的估计；与训练时间相关的信息 -- 的估计；上报和（至中心UE节点）；上报其他请求至中心UE节点：如加入或离开联邦学习等；接收来自于中心UE的决策并执行。  **中心UE：类似于 权利要求3中的中心聚合节点**  接收来自于计算UE的本地模型；全局模型的聚合；将全局模型下发至各计算UE；与聚合相关的时间信息 -- 的估计；接收其他节点的请求并做出决策。  注：每个UE都具有作为计算UE或中心UE的能力。但是，每次训练过程中，网络中只能有一个中心UE。中心UE在联邦学习过程中也可作为计算UE进行本地模型训练。各UE之间可通过P2P直接连接(如D2D sidelink)。 |  |
| 1. 根据权利要求3或4，（计算）UE端的设备接收来自于中心聚合节点或中心UE的模型；进行（计算）UE数据的收集，并进行本地模型的训练与更新。其中，UE#i 每进行次迭代（epoch），便将更新后的结果上传至中心UE处。 |  |
| 1. 根据权利要求3，Client-server 结构下（计算）UE端的设备进行UE自身状态信息-- 的估计；应包含：该UE与中心聚合节点间的信道状态信息，该UE的位置信息，计算能力信息（如CPU占用率），可服务的时间信息，电量，内存，UE的数据样本大小等。 | 权利要求6与7类似 |
| 1. 根据权利要求 4，P2P结构下（计算或中心）UE端的设备进行UE自身状态信息-- 的估计；应包含：该UE与其他UE的信道状态信息（如sidelink），该UE的位置信息，计算能力信息（如CPU占用率），对其他UE的信任程度，可服务的时间信息，电量，内存，UE的数据样本大小等。 |  |
| 1. 根据权利要求3或4，（计算）UE端的设备进行训练时间相关的信息 -- 的估计。   如果UE#i为未加入联邦学习训练的计算UE，则应包含  – 即将加入联邦学习训练的计算UE#i可以接受的最长等待时间 |  |
| 1. 根据权利要求3或4，（计算）UE端的设备进行训练时间相关的信息 -- 的估计。   如果UE#i为已加入FL的计算UE，则应包含  --- 计算UE#i从当前时刻 到 断开连接的估计时间  --- 计算UE#i从当前时刻 到 完成本次本地模型上传至中心UE的估计时间。  --- 计算UE#i从当前时刻 到 完成下次（全局聚合）本地模型上传至中心UE的估计时间。 |  |
| 1. 根据权利要求3，中心聚合节点接收 计算UE上传的本地模型及其他信息如，**。**在接收到所有计算UE上传的模型后，进行全局模型的聚合与更新。随后将更新后的全局模型广播至各计算UE。 |  |
| 1. 根据权利要求4，（中心）UE端的设备进行UE数据的收集，并对UE端的设备进行本地模型的训练与更新。同时，接收 计算UE上传的模型及其他信息如，**。**在接收到所有计算UE上传的模型后，与中心UE的本地模型一起，进行全局模型的聚合与更新。随后将更新后的全局模型广播至各计算UE。 |  |
| 1. 根据权利要求3或4，中心聚合节点或中心UE进行聚合时间相关的信息 -- 的估计；UE端的设备进行训练时间相关的信息 -- 的估计。   应包含：  --- 中心聚合节点或中心UE可提供服务的剩余时间，即从当前时刻 到 该中心聚合节点或中心UE没有能力再提供服务 的时间的估计值；  注：这里的 没有能力再提供服务 指的是计算或通信能力等；而不是服务时间超过  --- 中心聚合节点或中心UE规定服务的剩余时间，即从当前时刻 到 服务周期结束时刻 的时间；  --- 中心聚合节点或中心UE剩余时间，，即和的最小值；  --- 中心聚合节点或中心UE完成本次全局聚合所需的剩余时间，即从当前时刻 到 中心UE完成本次全局聚合的时间；  --- 中心聚合节点或中心UE完成下次全局聚合所需的时间，即从中心UE完成本次全局聚合起 到 中心UE完成下一次全局聚合的时间；  --- 中心聚合节点或中心UE完成下次全局聚合所需的剩余时间，，即从当前时刻 到 中心节点完成下一次全局聚合的时间。  对于即将加入联邦学习的新计算UE，应包含：  – 即将加入FL的计算UE#i可以接受的最长等待时间  对于即将离开联邦学习的UE，应包含：  --- 计算UE#i从当前时刻 到 断开连接的估计时间  --- 计算UE#i从当前时刻 到 完成本地模型上传至中心聚合节点或中心UE的估计时间。其中  --- 计算UE#i从当前时刻 到 完成下次（全局聚合）本地模型上传至中心UE的估计时间。其中 |  |
|  | 根据上次开会讨论要求，删除了中心UE竞选的内容 |
| 1. 根据权利要求1和12，对于中心聚合节点或中心UE的切换应尽量选择或保障在全局模型聚合结束并下发后实施：    1. 如果,   即中心聚合节点或中心UE在完成本次和下次的全局聚合前，不会触发切换   * 1. 如果，   即中心聚合节点或中心UE可参与完成本次全局聚合，但其停留时间无法支持下一次全局聚合的完成，则在本次全局聚合模型时进行切换。   * 1. ，即中心聚合节点或中心UE无法正常完成本次全局聚合，则立即切换。   对于切换前已上传本地模型至中心聚合节点或中心UE 和 正在上传本地模型至中心聚合节点或中心UE的计算UE，需要将本地模型重选上传至切换后的新中心中心聚合节点或中心UE。即切换后新的中心中心聚合节点或中心UE向各计算UE广播下发指令，要求各计算UE上报本地模型。这包括   1. 已上传本地模型至原中心聚合节点或原中心UE和 正在上传本地模型至原中心聚合节点或中心UE的计算UE 重新上传本地模型至新中心聚合节点或新中心UE； 2. 未上传的计算UE上传本地模型至新中心聚合节点或新中心UE。 | 该项为本专利主要创新点。 |
| 1. 根据权利要求1和12，对于新计算UE的加入，应尽量选择或保障在全局模型聚合结束并下发后实施：    1. 当时，   即计算UE#i可以容忍等到本次全局聚合结束。则在本轮全局聚合结束时加入。此时，UE#i通过中心UE的广播下发获取全局模型。   * 1. 当时，   即UE#k无法容忍等到本次全局聚合结束。则有两种方法：   1. 中心聚合节点或中心UE要求所有计算UE上传当前的本地模型，强制聚合后加入。此时，UE#i通过中心UE的广播下发获取全局模型; 2. 中心聚合节点或中心UE向新计算UE单独下发全局模型，计算UE直接参与FL训练。 | 该项为本专利主要创新点。 |
| 1. 根据权利要求1和12，对于正在参与FL的计算UE的退出，应尽量选择或保障其在本地模型成功上传后实施：    1. 时，   即当前计算UE#i可以下次本地模型训练更新并上传至中心UE，则暂不执行任何操作。   * 1. 当 时，   即当前计算UE#i可以完成本地模型训练更新并上传至中心聚合节点或中心UE，则在本地模型成功上传后退出。此时，中心聚合节点或中心UE可获取UE#i的本地模型，同时UE#i也没有做多余的运算，计算和通信资源未浪费；   * 1. 当 时，   即当前计算UE#i无法完整参与本次全局聚合，则有两种方法：   1. 中心聚合节点或中心UE要求所有计算UE上传当前的本地模型，强制聚合后UE#k退出。此时，中心聚合节点或中心UE可获取UE#i的本地模型，同时UE#i也没有做多余的运算； 2. UE#i直接退出。 | 该项为本专利主要创新点。 |
| 1. 根据权利要求1，可通过提高发送功率，降低RSRP门限，分配更多带宽等方式延长UE与中心聚合节点或中心UE的连接时间，直到全局聚合完成或本地模型成功上传以保障服务。 |  |

（超出10项请追加）

专利说明书中描述[现有技术]的栏目。请尽可能引用专利公报、学术论文、标准提案等来说明现有技术，例如**概括若干文献中的技术方案**并说明其欠缺点。

**现有技术及其问题点**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **General background** | 1. **Federated Learning** 2. **V2X** | | |
| **具体内容：** | | | |
| **TS/TR SPEC**  **（if possible）** | **SPEC No.** | | **TR 38.331 TS 22.186** |
| **Chapter No.** | | **6.3.2** |
| **具体内容（直接粘贴-与你技术方案相关的）-<如果标准化，会对标准的哪个章节有影响？>：**   1. **TR 22.874** AMMT   7. Distributed/Federated Learning over 5G system   1. **TS 22.261**   6.42 Mobile base station relays | | | |
| **Meeting/agreements** | **Meeting No.** | | 3GPP TSG-SA WG1 Meeting SA#94-e |
| **Meeting date** | |  |
| **SPEC No.** | |  |
| **具体内容（直接粘贴）：**   1. SA1 Plenary 97#E: Study on AI/ML Model Transfer\_Phase2   Objective:  Distributed AI training/inference based on Device to Device connection, e.g. traffic KPIs, different QoS and functional requirements on slidelink transmission | | | |
| **Techical Problem** | | | |
|  | | | |
| **Existing solution for above problem** | | **Other companies’ proposals (one or more)?** | |
| **Company/Tdoc No.** |  |
|  | |  | |
|  | | | |
| **Disadvantage or problem of above existing solution** | | | |
| **解决方案具体说明(可把要点粘贴，并作必要的解释说明)：** | | | |
| **Summary of potential standardized points(你认为可能标准化的点列出来，以标准的形式，like proposal)** | | | |

**发**

**明**

**报**

**告**

**书**

(3)

1. 请写明为了实现此发明、你认为最佳的实施状态是怎样的（包括发明所要使用的设备、系统及重要部件等全部内容）。
2. 请尽可能详细写明此发明重要部件的结构、运行方式、作用等。
3. **请写出由此发明引申出的、其他相近似的方案的至少两个示例。**
4. **对于所列出的公式请说明公式整体含义及各个参数的具体含义，并给出可选的其他公式示例。**

注 参照图纸、图表、流程图等资料时，请编号进行说明、描述；如果有技术报告等材料，请充分利用，加以辅助说明。

发明的具体说明

专利说明书中关于[实施实例]的部分。请按照下列顺序加以详细说明。

Beijing

1. **发明背景**
2. **Client-server结构**

传统中心化Client-Server联邦学习网络结构如图1所示

图形用户界面

低可信度描述已自动生成

图1. 传统的联邦学习网络结构

各节点通过无线信道接入中心聚合节点（如Server或gNB）进行通信，将本地所学习到的模型上传至Server，Server进行聚合后再下发至各设备。具体流程如下：

1. 各节点接入Server，通过Server下行链路传输，获取初始全局学习模型；
2. 各节点使用存储在本地的数据进行学习，完成一次或n次本地模型更新的迭代更新；
3. 各设备通过上行链路，将学习到的本地模型上传至Server；
4. Server将收集到的来自各设备的本地模型进行聚合，完成全局模型的更新；
5. Server将更新后的全局模型再次下发到各设备，运行 2）--4） 直至模型收敛。

然而，中心服务器的性能成为FL的一个瓶颈。当Server计算或通信能力较弱时，FL的性能也随之下降。为了避免该问题，我们提出一种**Peer-to-Peer**的联邦学习网络结构，并针对该网络结构设计相应的服务保障机制。该网络结构下，中心UE可以在不同UE间切换，选择计算和通信能力强的UE作为中心UE，实现Server的聚合功能（aggregation），从而解决上述问题。

1. **P2P联邦学习网络结构下的学习训练流程**

P2P联邦学习网络结构，如图2所示。主要结构为：

1. 该网络由K个UE组成。UE可以是手机，iPad，笔记本等终端设备，也可以是车辆，UAV等；
2. 网络中的K个UE选出一个UE作为中心UE，负责全局模型的聚合，功能与图1中的Server类似或相同；其他UE作为计算UE；
3. 所有UE（包括中心UE）均可基于本地数据进行相应的模型训练与更新；
4. 中心UE接收来自于计算UE的本地模型进行全局模型聚合更新；
5. 中心UE可以切换，新UE可以加入训练，参与训练的计算UE可以选择离开，并应尽量在全局聚合结束时执行

QR 代码

描述已自动生成

图2. P2P联邦学习网络结构

我们以SGD算法为例，描述该网络结构下，P2P联邦学习流程：

1. 网络中某个UE随机作为中心UE首先发起训练请求，初始化模型参数，并将该模型广播给网络中的其他UE（计算UE）；
2. 计算UE接收到训练请求后决定是否加入FL训练，如果加入，则接收模型，基于本地数据进行本地模型训练和更新；
3. 各计算UE(UE#k, k=1,…,K)将更新后的模型上传至中心节点；
4. 中心节点在接收到所有UE的模型参数后进行全局模型聚合;
5. 中心节点将聚合后的模型广播下发到各计算UE；
6. 重复2）-6）直到该中心UE切换 或 有新的UE加入 或 有正在训练的计算UE离开 或 模型收敛

~~对于中心节点的选择，我们可以考虑~~**~~竞选~~**~~的方式来决定：~~

~~首先，网络中的所有UE均可参加竞选担任中心UE。为了保证公平性，我们规定当网络中每个中心UE的服务周期不能超过。竞选担任中心UE的各个UE， 周期性或在某种触发事件发生的条件下，上传 自身状态信息（如UE与其他用户的信道状态信息，该UE的位置信息，计算能力，对其他UE的信任程度，可服务的时间等）~~~~至 正在服务的中心UE。该服务中心UE基于某种规则决定下一任中心UE（candidate）。为了保障公平性，竞选周期性的发生，且正在服务的中心UE需冻结一段时间，即在本次及未来的M次竞选中没有参选资格。若网络中无UE参与竞选，或参与竞选的UE均没有能力担任中心UE，则可由当前服务中心UE继续服务。~~

~~注：选取中心UE的具体规则，不在本专利的讨论范畴。~~

1. **我们考虑三种场景：**
   * + 1. **中心聚合节点或中心UE的切换**

对于**中心聚合节点或**中心UE的切换，应尽量在全局模型聚合完成并下发后实施。为了更好的说明其中的原理，我们假设正在服务的**中心聚合节点或**中心UE为Node#i或UE#i, 将要提供服务的**中心聚合节点或**中心UE为Node#j或UE#j。即Node#i或UE#i服务结束后将由Node#j或UE#j继续担任**中心聚合节点或**中心UE提供聚合服务。如果对切换的时间不进行限制，会出现切换时，一部分计算UE已经将本地模型上传到Node#i或UE#i，而另一部分计算UE将本地模型上传到Node#j或UE#j的情况。如图3所示，UE#1和UE#3在切换前已经完成本地模型的训练更新，因此UE#1和UE#3将把本地模型上传至Node#i或UE#i，而UE#2则会把模型上传至Node#j或UE#j。即本地模型最终被上传到了两个不同的地方（Node#i和Node#j 或 UE#i和UE#j），无法完成聚合。

图表, 箱线图

描述已自动生成

图3 模型传输示意图（中心UE切换问题）

* + - 1. 注：对于Client-server网络结构而言，中心聚合节点可以是固定稳定的如gNB，也可以是移动不稳定的如汽车，无人机等。当汽车作为中心聚合节点移动时，中心聚合节点可能会出现切换的状况。**新的计算UE加入FL**

对于新UE的加入，应尽量在全局模型聚合完成并下发后实施。如图4所示，UE#k在学习过程中加入，此时，**中心聚合节点或**中心UE需要单独向UE#k发送全局模型，消耗额外的通信资源，同时有可能对网络中的其他业务信息的传输产生干扰。此外，UE#k的加入有可能使得本次全局聚合的时间加长，特别是其他计算UE的本地模型即将上传完成时，因为中心UE需要等待UE#k的本地模型上传后才能实现聚合。

图表, 箱线图

描述已自动生成

图4 模型传输示意图（新UE加入问题）

* + - 1. **正在参与FL的计算UE退出**

对于正在参与FL的计算UE的退出，应尽量在本地模型训练更新完成并成功上传后实施。如图5所示，UE#1在本地模型未完成上传前退出，此时传输中断，这将会导致UE#1处计算资源以及通信资源的浪费。主要原因：UE#1进行计算完成了本地模型的更新；同时，gNB也为UE#1分配，UE#1也占用了上行链路资源。但是最终UE#1的本地模型并未用于全局聚合。

图表, 箱线图

描述已自动生成

图5 模型传输示意图（正在参与FL的计算UE的退出问题）

1. **服务保障机制**

我们定义：

--- 中心UE可提供服务的剩余时间，即从当前时刻 到 该中心UE没有能力再提供服务 的时间的估计值；

注：这里的 没有能力再提供服务 指的是计算或通信能力等；而不是服务时间超过

--- 中心UE规定服务的剩余时间，即从当前时刻 到 服务周期结束时刻 的时间；

--- 中心UE剩余时间，，即和的最小值；

--- 中心UE完成本次全局聚合所需的剩余时间，即从当前时刻 到 中心UE完成本次全局聚合的时间；

--- 中心UE完成下次全局聚合所需的时间，即从中心UE完成本次全局聚合起 到 中心UE完成下一次全局聚合的时间；

--- 中心UE完成下次全局聚合所需的剩余时间，，即从当前时刻 到 中心节点完成下一次全局聚合的时间。

**中心聚合节点或中心UE的切换**

令 ,

1. 如果,

即**中心聚合节点或**中心UE在完成下次的全局聚合前，不会触发切换。如图6所示，

形状

中度可信度描述已自动生成

图6 中心聚合节点或中心UE切换（）

1. 如果，

即中心聚合节点或中心UE可参与完成本次全局聚合，但其停留时间无法支持下一次全局聚合的完成，则在本次全局聚合模型时进行切换。

形状

中度可信度描述已自动生成

图7 中心聚合节点或中心UE切换（）

1. 如果，

即中心聚合节点Node#i或中心UE无法正常完成本次全局聚合，则立即切换。

对于切换前已上传本地模型至Node#i或UE#i 和 正在上传本地模型至Node#i或UE#i的计算UE，需要将本地模型重选上传至切换后的新中心聚合节点Node#j或中心UE#j。即：

切换后新的中心聚合节点Node#j或中心UE#j向各计算UE广播下发指令，要求各计算UE上报本地模型。这包括

1. 已上传本地模型至Node#i或UE#i 和 正在上传本地模型至Node#i或UE#i的计算UE 重新上传本地模型至中心聚合节点Node#j或中心UE#j；
2. 未上传的计算UE上传本地模型至中心UE#j。

形状

中度可信度描述已自动生成

图8 中心聚合节点或中心UE切换（）

**新计算UE加入FL**

– 即将加入FL的计算UE#i可以接受的最长等待时间

1）当时，

即计算UE#i可以容忍等到本次全局聚合结束。则在本轮全局聚合结束时加入。此时，UE#i通过中心聚合节点或中心UE的广播下发获取全局模型。如图9所示。

形状

中度可信度描述已自动生成

图9 新计算UE加入FL（）

2）当时，

即UE#k无法容忍等到本次全局聚合结束，如图10所示。则有两种方法：

1. 中心聚合节点或中心UE要求所有计算UE上传当前的本地模型，强制聚合后加入。此时，UE#i通过中心UE的广播下发获取全局模型。
2. 中心聚合节点或中心UE向新计算UE单独下发全局模型，计算UE直接参与FL训练

形状

中度可信度描述已自动生成

图10 新计算UE加入FL（）

**正在参与FL的计算UE退出**

--- 计算UE#i从当前时刻 到 估计时间

--- 计算UE#i从当前时刻 到 完成本地模型上传至中心聚合节点或中心UE的估计时间。其中

--- 计算UE#i从当前时刻 到 完成下次（全局聚合）本地模型上传至中心UE的估计时间。其中

* 1. 当 时，如图12所示

即当前计算UE#i可以下次本地模型训练更新并上传至中心聚合节点或中心UE，则暂不执行任何操作。

形状

中度可信度描述已自动生成

图11 正在参与FL的计算UE退出（）

* 1. 当 时，如图12所示

即当前计算UE#i可以完成本地模型训练更新并上传至中心聚合节点或中心UE，则在本地模型成功上传后退出。此时，中心聚合节点或中心UE可获取UE#i的本地模型，同时UE#i也没有做多余的运算，计算和通信资源未浪费。

形状

中度可信度描述已自动生成

图12 正在参与FL的计算UE退出（）

* 1. 当 时，如图12所示

即当前计算UE#i无法完整参与本次全局聚合，则有两种方法：

1. 中心聚合节点或中心UE要求所有计算UE上传当前的本地模型，强制聚合后UE#k退出。此时，中心聚合节点或中心UE可获取UE#i的本地模型，同时UE#i也没有做多余的运算；
2. UE#k直接退出。

形状

中度可信度描述已自动生成

图13 正在参与FL的计算UE退出（）

综上所述，对于中心聚合节点或中心UE的切换，新计算UE的加入，均应尽量选择在全局模型聚合完成并下发后实施；对于正在参与FL的UE的退出，应尽量选择其在本地模型成功上传后实施。

此外，还可以通过提高发送功率，降低RSRP门限，分配更多带宽等方式延长UE与中心聚合节点或中心UE的连接时间，直到全局聚合完成或本地模型成功上传以保障服务。

对于上述的决策，均由中心聚合节点或中心UE执行。中心聚合节点或中心UE在做完决策后，可以立即将决策下发致相关的计算UE，也可以在全局聚合结束后将全局模型广播至各计算UE时下发。

在Client-server结构中，当中心聚合节点为gNB时，对于该决策的下发可通过传统的方式，即Uu链路（Downlink）下发至到计算UE；当中心聚合节点为车辆，等移动实体时，对于该决策的下发可通过sidelink实现。

在P2P结构中，中心UE可通过PC5（Sidelink）下发至相关计算UE。

对于时间(，, , , , , , , **,** , )或状态信息()的估计或上报， 可以周期性的进行，也可由事件触发（如设备电量低于一定门限）。

**补充： 分布式计算 MapReduce**

MapReduce 分为 Map 和 Reduce 两个核心阶段：

Map 对应“分”，即把复杂的任务分解为若干个“简单的任务”执行；（对应于联邦学习的本地模型计算与更新）

Reduce 对应着“合”，即对 Map 阶段的结果进行汇总。（对应于联邦学习的全局模型聚合）

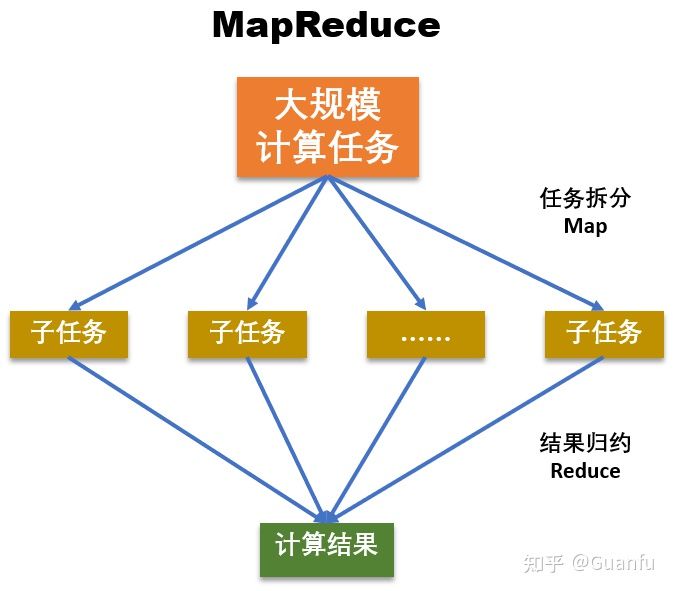


图14

**联邦学习用例 （Use Cases）:**

1. **与SPS(Semi-Persistent Scheduling) 半静态调度 结合**

**SPS的基本原理如下**

静态调度：当一个信道分配后，长时间被一用户占用，例如专用信道。

动态调度：终端要发送一次 申请一次资源，再发送再申请。

半静态调度：终端申请一次资源后，相应资源在一段时间内，周期性的分配给该用户

PDCCH指定UE所使用的无线资源（这里将其称为SPS资源），每过一个周期，UE就使用该SPS资源来收或发数据。这样，系统的资源只需要通过PDCCH分配或者指定一次，而后就可以重复性的使用相同的时频资源，如图15所示。

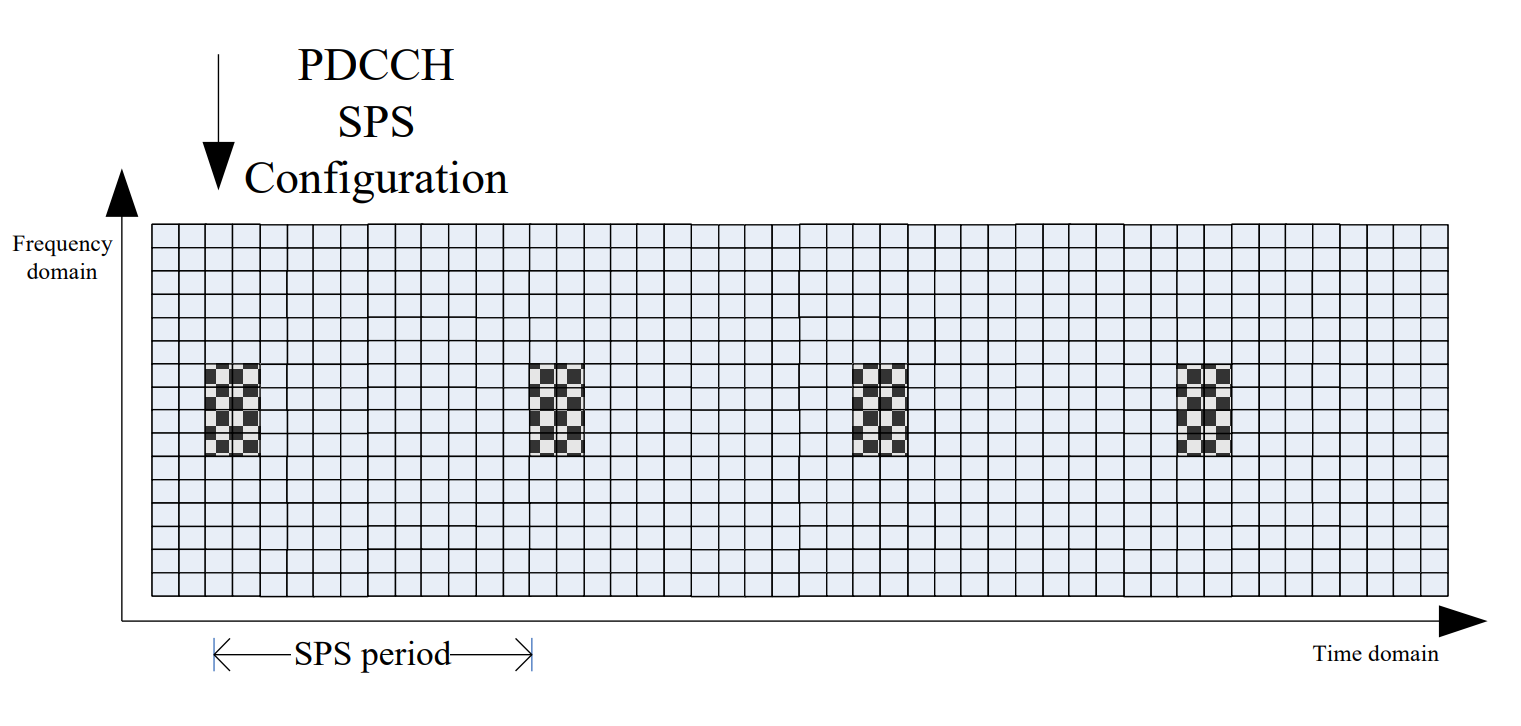


图15 时域和频域上的SPS的资源

gNB在初始调度时，通过PDCCH指示UE当前的调度信息，UE识别是半静态调度，则保存当前的调度信息，每隔固定的周期在相同的时频资源位置上进行该业务数据的发送或接收。这样可以节省用于调度指示的PDCCH资源。

SPS可以用于时间或状态信息的周期性上报，对于事件触发而导致事件或状态信息的上报，可以采用动态调度的方式。

本专利所述的联邦学习节点控制机制可以通过5G核心网例如Network Exposure Function获取SPS的周期信息，并且根据周期信息依据本专利所描述的方法对参与联邦学习的用户进行控制。

如果联邦学习应用于物理层，例如用训练人工智能模型进行UE的波束选择或者资源池中子源的使用时候，UE可以或者每一个UE的SPS分配的物理资源从而在物理层实现联邦学习。SPS的周期信息由基站配置给终端例如终端通过RRC信令接收SPS信息。终端在听到基站发送的资源激活信息后可以使用实现分配好的物理层传输资源。因此UE可以通过RRC获取的SPS信息事先知道其所能拥有的通讯资源。这些信息可以在UE间进行交互从而使得控制机制根据每一个终端的SPS信息管理终端动态地参与联邦学习。

参考文献：

[1] Behera, Monik Raj; upadhyay, sudhir; Shetty, Suresh; Otter, Robert (2021): Federated Learning using Peer-to-peer Network for Decentralized Orchestration of Model Weights. TechRxiv. Preprint. https://doi.org/10.36227/techrxiv.14267468.v1

[2] 3GPP TR 22.874 – 5G System (5GS); Study on traffic characteristics and performance requirements for AI/ML model transfer, Dec. 2021