.

发明名称：一种面向联邦学习的用户调度和资源分配方法

发明人：朱洪波、姚俊杰、夏文超、赵海涛、倪艺洋、王琴、蔡艳

第一发明人身份证号码：320106195602042410

电话号码： 姚俊杰 15956918782

Email：2350098863@qq.com

申请人：南京邮电大学

申请人地址：江苏省南京市鼓楼区南京邮电大学三牌楼校区

本发明公开了一种无线物联网环境下基于联邦学习的用户调度和资源分配方法，无线物联网环境下联邦学习网络包括1个边缘服务器和个用户组成；无线通信采用正交频分多址（OFDMA）方案，有的正交子信道。本方法通过减少联邦学习每一轮中消耗得时延和减少总迭代轮数两个方面来进行用户调度。最后将最小化联邦学习时间和能量开销问题，分解为3个子问题。本方法在满足用户需求的前提下，合理的分配了基站的发展功率、用户计算、上行链路带宽资源，有效的降低了联邦学习的总时延和能量开销，提升了资源利用率。

1. 一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配方法，其特征在于，所述无线物联网环境中包括1个边缘服务器和个用户，无线通信采用正交频分多址OFDMA方案，有的正交子信道；该方法的步骤具体如下：

步骤一、初始化联邦学习轮次、、第个用户第轮次下被选中的次数、第个用户第轮次下平均时延奖励、、本地更新轮次数；其中，表示用户集；

步骤二、当时，从用户集中随机选取个用户构成第轮次下的子用户集；

步骤三、计算在第轮次下边缘服务器和每个用户之间的下载、更新、上传模型消耗的时间；计算每个用户的时间更新度量，通过最小化第个用户在第轮次下平均时延奖励和来选取一组最优的用户集；

步骤四、计算在边缘服务器和选中用户集合之间进行一轮联邦学习消耗的能量和时延。通过分配边缘服务器的发射功率、用户的CPU的计算资源、子信道上行链路的带宽联合优化能量和时延开销；

步骤五、利用步骤三和步骤四的结果，对选中用户集合进行全局模型的广播，然后用户利用本地数据进行局部模型更新，直到满足第一收敛条件；

步骤六、将步骤五中更新完成的局部模型参数上传到边缘服务器，边缘服务器将接收到的局部模型参数累加后取平均得到新的全局模型，令、、根据步骤三更新平均时延奖励，转至步骤三，直到满足第二收敛条件，输出当前用户调度和资源分配方案。

2. 如权利要求1所述的一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配方法，其特征在于，步骤三分为以下几个子步骤：

步骤a：计算第个用户第轮次下载模型消耗的时间、更新模型消耗的时间、上传模型消耗的时间：







其中，是模型参数大小，是第个用户在第轮次下的下行链路信道增益，是噪声的功率谱密度，是第轮次下边缘服务器分配给第个用户的发射功率，是下行链路的带宽，是第个用户数据样本的数量，是第个用户CPU的工作周期，是第个用户CPU的工作频率，是第个用户CPU的电容系数，是第个用户在第轮次下的上行链路信道增益，是第个用户在第轮次下的发射功率，是第个用户在第轮次下的上行链路带宽；

步骤b：计算第个用户第轮次下在联邦学习中所消耗的时延，得到瞬时时延奖励为，是每轮联邦学习的截止时间，将瞬时时延奖取平均得到平均时延奖励为：



其中，是第个用户在第轮次下被选中的次数；

步骤c：计算第轮次下第个用户的为：



其中，是第个用户前一次被选中的轮数；

步骤d：通过最小化步骤b和步骤c中的和，使得用户调度的回报值最高，根据多臂老虎机的规则和-贪婪算法，选取一组最优的子用户集。

3. 如权利要求2所述的一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配方法，其特征在于，，其中，是用户的总数，表示从个用户中选取个用户的组合数，,代表从个用户选择个用户的第种组合，是第轮次下选取的概率，，权值。

4. 如权利要求 3所述的一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配方法，其特征在于，。

5. 如权利要求1所述的一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配方法，其特征在于，步骤四中利用控制变量法将联合优化问题转化为 3个子问题，具体如下：

（1）联合优化和，得出边缘服务器分配给每个用户的发送功率的最优策略：

SUB1 

S.t 



其中，是第轮次下边缘服务器和第个用户之间下载模型所消耗的能量，是全局模型下载消耗的时间，是边缘服务器的发射功率，、是第一、第二权值，、，是第轮次下第个用户下载模型消耗的时间，是第轮次下边缘服务器分配给第个用户的发射功率；

（2）联合优化和，得出每个用户分配CPU的计算资源的最优策略：

SUB2 

S.t 



其中，是第轮次下第个用户更新模型参数所消耗的能量，是局部模型更新消耗的时间，是第个用户满足可行条件的最小计算频率，是第个用户满负荷的工作频率，是第个用户CPU的工作频率，，，是第轮次下第个用户更新模型消耗的时间，是第个用户数据样本的数量，是第个用户CPU的工作周期，是第个用户CPU的工作频率，是第个用户CPU的电容系数；

（3）联合优化和，得出分配给每个用户的上行链路带宽的最优策略：

SUB3 

S.t 



其中，是第轮次下边缘服务器和第个用户之间上传模型所消耗的能量，是全局模型上传消耗的时间，、，是第个用户的发射功率，是第轮次下第个用户上传模型消耗的时间，是第个用户在第轮次下的上行链路带宽，是上行链路的总带宽。

6. 如权利要求1所述的一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配方法，其特征在于，步骤五中所述第一收敛条件为： ，其中、是第个用户第、轮次下局部模型的损失函数，是第个用户局部模型最优损失函数、为第一超参数。

7. 如权利要求6所述的一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配方法，其特征在于，局部模型更新的迭代次数为。

8. 如权利要求1所述的一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配方法，其特征在于，步骤六中所述第二收敛条件为： ，其中、是第、轮次下全局模型的损失函数，是全局模型最优损失函数，为第二超参数。

9. 如权利要求8所述的一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配方法，其特征在于，全局模型更新的迭代次数。

**一种面向联邦学习的用户调度和资源分配方法**

**技术领域**

本发明属于移动通信领域，涉及一种面向联邦学习的用户调度和资源分配方法。

**技术背景**

随着物联网、大数据、5G技术的发展，机器学习（ML）在自动驾驶、图像识别、能源检测、医疗健康等领域得到了广泛的应用。机器学习通过训练模型，对数据进行分析，得到有用的信息。随着手机、平板等一些智能设备快速发展，数据分布趋向于本地化。出于对数据的隐私考虑和用户的本地数据一般规模较小、质量较低、不均衡分布等，联邦学习（FL）是面向这两种现实场景而设计的机器学习范式。

联邦学习允许物联网设备(Internet of Things Devices )协作建立一个共享的全局模型，同时将所有的训练数据保存在自己的设备上。在联邦学习中，边缘设备是用户端，用户端基于自己的数据训练参数模型，然会用模型参数代替原始数据传输给边缘服务器进行模型参数的聚合。因此联邦学习可以在不上传本地数据的情况下，完成一次模型训练的过程，可以有效的保护了隐私。并且联邦学习框架是分布式的，对比机器学习中上传大量原始数据而言，可以降低延迟。而且对于一些本地数据规模比较小的用户，联邦学习可以进行大规模的数据收集和模型训练。

尽管联邦学习有上述的巨大好处，但是还是有一些不足之处。由于无线频谱资源有限，而联邦学习的用户量庞大，每个用户的性能不同，性能较差的用户可能会大大影响联邦学习的延迟，还会消耗巨大的能量，因此用户调度是和资源分配是必要的。

**发明内容**

本发明所要解决的技术问题是克服现有技术的不足而提供一种无线物联网环境下基于联邦学习的用户调度和资源分配的方法，在信道状态信息未知和样本数据非独立同分布的情况下，提出一种调度策略用来降低联邦学习的总时延，在此基础上提出一种资源分配的策略，用来平衡时间和能量资源。

本发明为解决上述技术问题采用以下技术方案：

假设无线物联网环境下联邦学习网络由1个边缘服务器和个用户组成，用户的集合为 ，其索引值；无线通信采用正交频分多址（OFDMA）方案，有的正交子信道。

一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配方法，根据上述提供的网络场景的特性，联合优化用户选择、模型传输和计算资源分配，目的是最小化联邦学习的总开销。该方法的步骤具体如下：

步骤一、初始化联邦学习轮次、、第个用户第轮次下被选中的次数、第个用户第轮次下平均时延奖励、、本地更新轮次数；其中，表示用户集；

步骤二、当时，从用户集中随机选取个用户构成第轮次下的子用户集；

步骤三、计算在第轮次下边缘服务器和每个用户之间的下载、更新、上传模型消耗的时间；计算每个用户的时间更新度量，通过最小化第个用户在第轮次下平均时延奖励和来选取一组最优的用户集；

步骤三可分为以下几个子步骤：

步骤a：计算出第轮次下第个用户下载模型消耗的时间、更新模型消耗的时间、上传模型消耗的时间，其中。模型下载、更新、上传的时间分别为：







其中，是模型参数大小，是第个用户在第轮次下的下行链路信道增益，是噪声的功率谱密度，是第轮次下边缘服务器分配给第个用户的发射功率，是下行链路的带宽，是第个用户数据样本的数量，是第个用户CPU的工作周期，是第个用户CPU的工作频率，是第个用户CPU的电容系数，是第个用户在第轮次下的上行链路信道增益，是第个用户在第轮次下的发射功率，是第个用户在第轮次下的上行链路带宽；

步骤b：计算出第轮次下第个用户在一次联邦学习中所消耗的时延，得到瞬时时延奖励为，将瞬时时延奖取平均得到平均时延奖励为：



其中，是第个用户在第轮次下被选中的次数。

步骤c：计算出当前第轮次下第个用户的，其中。为：



其中是第个用户前一次被选中更新的轮数。

步骤d：通过最小化步骤c和步骤d中的平均时延奖励和，使得用户调度的回报值最高，根据多臂老虎机的规则和-贪婪算法，根据回报大小选取一组最优的子用户集。

-贪婪算法的概率表达式为：



根据以下规则选取一组最优的用户：



其中，是用户的总数，是从个用户中挑选个用户的组合数，,代表从个用户选择的用户构成的一个子用户集的第种可能，是第轮次中选取的概率，，。

步骤四：计算在边缘服务器和选中用户集合之间进行一次联邦学习消耗的能量和时延。通过分配边缘服务器的发射功率、用户的CPU的计算资源、子信道上行链路的带宽联合优化能量和时延开销。步骤四中利用控制变量法将联合优化问题转化为 3个子问题，具体如下：

（1）联合优化和，得出边缘服务器分配给每个用户的发送功率的最优策略：

SUB1 

S.t 



其中，是第轮次下边缘服务器和第个用户之间下载模型所消耗的能量，是全局模型下载消耗的时间，是边缘服务器的发射功率，、是第一、第二权值，、，是第轮次下第个用户下载模型消耗的时间，是第轮次下边缘服务器分配给第个用户的发射功率；

（2）联合优化和，得出每个用户分配CPU的计算资源的最优策略：

SUB2 

S.t 



其中，是第轮次下第个用户更新模型参数所消耗的能量，是局部模型更新消耗的时间，是第个用户满足可行条件的最小计算频率，是第个用户满负荷的工作频率，是第个用户CPU的工作频率，，，是第轮次下第个用户更新模型消耗的时间，是第个用户数据样本的数量，是第个用户CPU的工作周期，是第个用户CPU的工作频率，是第个用户CPU的电容系数；

（3）联合优化和，得出分配给每个用户的上行链路带宽的最优策略：

SUB3 

S.t 



其中，是第轮次下边缘服务器和第个用户之间上传模型所消耗的能量，是全局模型上传消耗的时间，、，是第个用户的发射功率，是第轮次下第个用户上传模型消耗的时间，是第个用户在第轮次下的上行链路带宽，是上行链路的总带宽。

步骤五、利用步骤四和步骤五的结果，对选中用户集合进行全局模型的广播，然后用户利用本地数据进行局部模型更新，直到满足第一收敛条件；

步骤六、将步骤五中更新完成的局部模型参数上传到边缘服务器，边缘服务器将接收到的局部模型参数累加后取平均得到新的全局模型，令、、根据步骤三更新平均时延奖励，转至步骤三，直到满足第二收敛条件，输出当前用户调度和资源分配方案。

作为本发明所述的一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配的方法进一步优化方案，在步骤三中，通过联合用户每一轮花费时延和两个方面进行调度，一方面可以减少每一轮联邦学习消耗的时延，另一方面可以提升训练数据的丰富性，减少联邦学习的总轮数，最终可以降低联邦学习总时延。

在步骤a中：由香农公式，在第轮次下边缘服务器和每个用户之间的下载模型参数的传输速率为：



计算每个用户本地更新模型参数的计算速率为：



由香农公式，在当前第轮次下边缘服务器和每个用户之间的下载模型参数的传输速率为：



由模型大小除以模型传输的速度等于模型消耗的时间，全局模型下载、更新、上传的时间为：







在步骤b中：加入可以让一些性能比较差的用户也可以进行学习，保证了数据的丰富性加速模型的收敛。在轮中用户的平均时延回报和为：





其中是第个用户前一次被选中更新的轮数。

在步骤c中：用户调度的回报值由时延和来决定，根据多臂老虎机的规则和-贪婪算法，根据回报来选取对应的手臂。





其中,,代表从个用户选择的用户构成的一个子集，即，。

作为本发明所述的一种无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度和资源分配的方法进一步优化方案，在步骤四中，在全局模型下载阶段每个子信道下行链路的带宽不变，边缘服务器分配给用户的发射功率可以改变；局部模型上传阶段每个子信道上行链路的带宽可以改变，用户的发射功率固定不变；通过分配边缘服务器的发射功率、用户的CPU的计算资源、子信道上行链路的带宽联合优化能量和时延开销。步骤四中利用控制变量法将联合优化问题转化为 3个子问题，具体如下：

（1）在全局模型参数广播阶段，联邦学习的花费包括时延和能量花费。考虑到边缘服务器的发射功率是有限的而且分配给每个用户的发射功率各不相同，因此要对边缘服务器进行功率分配，通过控制权值、权衡时间和能量消耗。根据权值、的大小关系将问题分成3种情况讨论：若，目标函数的最优值由性能最差的用户来决定，让每个用户下载模型参数的时间都相等；，目标函数的最优值由能量消耗来决定，让每个用户的下载模型参数的时间达到门限值；否则，目标函数的最优值由能量和时延共同决定。此问题转化为以下问题：

SUB1 

S.t 



其中，、是可以改变的权值，、。

（2）利用全局模型参数和用户本地数据更新局部参数，用户设备本身是异构的，所以每个用户设备的计算资源并不同，因此要对用户的计算资源进行分配，通过控制权值、平衡计算消耗的时延和能耗，最终达到帕累托最优解。根据权值、的大小关系将问题分成3中情况讨论：若，每个用户都使用最大计算资源进行模型参数更新；每个用户都使用可行最小计算资源进行模型参数更新；否则，目标函数的最优值由能量和时延共同决定，问题是凸优化问题。此问题转化为以下问题：

SUB2 

S.t 



其中,是用户满足可行条件的最小计算频率，是满负荷的工作频率，，。

（3）用户上行链路的带宽是有限的，传输模型参数的时间取决于最后上传的用户所消耗的时间。目标函数是权衡模型传输的时间和能量开销，且是一个凸优化问题。此问题转化为以下问题：

SUB3 

S.t 



其中，第个用户上传局部模型所消耗的能为，是第个用户的发射功率。是上传局部模型参数所消耗的时间，。代表分配给第个用户的上行链路的带宽，是上行链路的总带宽。

本发明采用以上技术方案与现有技术相比，具有以下有效益果：

（1）通过联合用户联邦学习每一轮花费时延和两个方面进行调度，一方面可以减少每一轮联邦学习消耗的时延，另一方面可以提升训练数据的丰富性，减少联邦学习的总轮数，最终可以降低联邦学习总时延。

（2）在满足用户需求的前提下，降低了联邦学习时延和能量的总开销，对资源分配实现了有效的管理。

**附图说明**

图1是无线物联网环境下联邦学习网络架构图。

图2是无线物联网环境下面向联邦学习的用户调度的流程图。

**具体实施方式**

为了使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图及具体实施例对本发明进行详细描述。

本例的无线物联网环境下基于边缘计算的联邦学习网络架构图如图1所示，边缘服务器首先广播全局模型给用户，用户利用本地数据进行模型的更新，再将更新后的模型参数上传给边缘服务器，最终边缘服务器更新聚合所有上传的模型。联邦学习系统由1个边缘服务器和个用户组成，用户的集合为 ，其索引值；无线通信采用正交频分多址（OFDMA）方案，有的正交子信道。 ,代表第个用户本地数据样本的集合，样本数量，是样本的特征值，代表对应的标签。样本的损失函数为：



由此得出用户的损失函数为：



其中是联邦学习的结果，，给出超参数，越小，局部越精确，局部迭代次数为。

全局模型的损失函数为：



其中是 数据样本数之和，给，出超参数，全局迭代次数。联邦学习的目的就是找出一个最优的，最小化全局模型。

如图2所示，本发明实施例提供的无线物联网环境下基于联邦学习用户调度方法的流程图，该方法包括以下步骤：

步骤201：初始化联邦学习当前轮次、、第个用户在选中的次数为、第个用户在平均时延奖励为、、本地更新轮数。首先当时，从用户集中随机选取一组子用户集为，子用户集大小为。

步骤202：计算在当前第轮次下边缘服务器和每个用户之间的下载、更新、上传模型消耗的时间。计算出每个用户的，来描述用户本地更新的新旧程度。联合优化平均时延奖励和，选取一组最优的用户集。

步骤a：计算边缘服务器和用户之间的下载模型参数消耗的时间、更新模型消耗的时间、上传模型消耗的时间，其中。由香农公式可计算出下载模型的时间开销，即式1:

 （1）

计算出更新模型的时间开销，即式2:

 （2）

由香农公式可计算出下载模型的时间开销，即式3:

 （3）

步骤b：计算出当前第轮次下第个用户在一次联邦学习中所消耗的时延，得到瞬时时延奖励为，将瞬时时延奖取平均得到平均时延奖励为，即式4：

 （4）

引入可以保证样本数据的多样性，让一些性能比较差的用户也进行联邦学习而不是一味的选取时延低性能好的用户，这样可以保证联邦学习的公平性，模型会尽快收敛。第个用户的为，即式5：

 （5）

其中是第个用户前一次被选中更新的轮数。

步骤c：根据步骤c中的平均时延奖励和进行联合优化，使得用户调度的回报值最高，根据多臂老虎机的规则和-贪婪算法，选取一组最优的子用户集，用户调度的回报值由时延和来决定 为：，

 （6）

其中,,代表从个用户选择的用户构成的一个子集，即，。

第轮次下选取的概率为：

 （7）

当时，根据公式（7），分配一个随机数,如果，那么边缘服务器从根据公式（6）来选取用户，否则随机选取一组用户。根据公式（4）和,,更新、、。

步骤203：计算在边缘服务器和之间进行一次联邦学习的消耗的能量和时延。通过分配边缘服务器的发射功率、用户的CPU的计算资源、子信道上行链路的带宽联合优化能量和时延开销。步骤四中利用控制变量法将联合优化问题转化为 3个子问题，具体如下：

（1）计算边缘服务器和用户之间的下载模型参数所消耗的能量，其中；计算出全局模型下载消耗的时间。将（1）表达式变形，得出表达式为：

 （8）

由此目标函数SUB1可以改写为：

SUB1  （9）

S.t  （9a）

 （9b）

通过分配边缘服务器的发射功率联合优化能量和时延开销。考虑到边缘服务器的发射功率是有限的而且分配给每个用户的发射功率各不相同，因此要对边缘服务器进行功率分配，通过控制权值、权衡时间和能量消耗。根据权值、的大小关系将问题分成3种情况讨论：

情况1. ，SUB1目标函数的最优值由来决定，在（9b）式条件下，边缘服务器的发射功率是有限。用户下载完成后需要等待剩余的用户下载完成才进行模型的更新，因此取决于用户下载最慢的时间。在时延资源比较宝贵的情况下，对性能比较差的用户分配更多的发送功率使得每个用户下载的时间都相等。给出功率分配的方程组：

 （10）

情况2. ，SUB1目标函数的最优值由来决定，在能量资源比较宝贵的情况下，对每个用户分配较少功率使得每个用户的下载时延都是最终截止时间。给出功率分配的方程：

 （11）

情况3. ，SUB1目标函数的最优值由和共同来决定。目标函数是一个凸函数加上一个函数,得到的还是一个凸函数，约束条件是凸集，可以用KKT条件来求解。解得：

 （12）

是朗波函数。结合公式（8）可以得出边缘服务器的发射功率的分配方式。

（2）计算用户的更新模型参数所消耗的能量，其中；计算出局部模型更新消耗的时间。通过分配用户的CPU的计算资源联合优化能量和时延开销。根据权值、的大小关系将问题分成3中情况讨论：若，每个用户都使用最大计算资源进行模型参数更新；每个用户都使用可行最小计算资源进行模型参数更新；否则，目标函数的最优值由能量和时延共同决定，问题是凸优化问题。此问题转化为以下问题：

SUB2  （13）

S.t  （13a）

 （13b）

利用步骤a下载的全局模型参数和用户本地数据更新局部参数，用户设备本身是异构的，所以每个用户设备的计算资源并不同，因此要对用户的计算资源进行分配，通过控制权值、平衡计算消耗的时延和能耗，最终达到帕累托最优解。根据权值、的大小关系将问题分成3中情况讨论：

情况1. ，目标函数的最优值由来决定，由步骤一中得知，本地训练更新模型的时间与计算的CPU频率成反比例函数，越大而越小。最优分配策略是：

情况2. ，目标函数的最优值由来决定，由并且本地训练更新模型消耗的能量与计算的CPU频率成二次函数，于是越小而越小。最优分配策略是：

情况3. ，目标函数的最优值由,来决定。目标函数是两个凸函数的线性组合,得到的还是一个凸函数，约束条件是凸集。得出最优分配策略是：

（3）计算边缘服务器和用户之间的上传模型参数所消耗的能量，其中；计算出局部模型上传消耗的时间。通过每个子信道上行链路的带宽联合优化能量和时延开销。用户上行链路的带宽是有限的，传输模型参数的时间取决于最后上传的用户所消耗的时间。函数是权衡模型传输的时间和能量开销，且是一个凸优化问题。此问题转化为以下问题：

SUB3  （14）

S.t  （14a）

 （14b）

用户局部模型参数上传到边缘服务器，边缘服务器聚合后广播给用户，考虑上行链路总带宽不变，每个子信道的带宽可以发生改变，设用户的发射功率为固定值。SUB3是一个凸优化问题，因此可以用KKT条件求解。拉格朗日函数为：

 （15）

解得上行链路带宽最优解为：

 （16）

其中，是未知的，求出就可以得到最佳带宽分配方式。为了得到，下面设计了一个快速搜索的方法。

步骤a：令最佳分配带宽对应得参数为；

步骤b：随机给出一个，带入公式（16）中，得到

步骤c：根据公式得知是关于单调递减的函数，当时， 。同理，时，。

步骤d：更新，更新公式为：

 （17）

步骤e：利用（17）中的更新的结果带入（16）中，得出

步骤f：更新，更新公式为：

 （18）

步骤g：直到

本发明的目的是为了降低联邦学习的时间花销和能量花销，但是时延和能量是相互耦合的，降低时延的同时，能量消耗必然会增大。本文从联邦学习的模型下载、更新、上传三个方面进行资源的有效分配。将优化问题建模为最小化联邦学习网络时延和能量资源消耗。目标函数为：



（19）

S.t  （19a）

 （19b）

 （19c）

 （19d）

 （19e）

 （19f）

由于时延和能量相互耦合，最小化时延和能量是矛盾的。比如当发射功率很大时，传输速率会很快，时延也会很低，但是必然会大大增加能量的消耗。(19b) 表示边缘服务器发射功率的约束，(19d) 代表每个用户的CPU频率的取值范围，(19f)表示上行链路带宽的约束。(19a)、(19c) 、(19e)分别代表每个用户在下载、更新、上传时的时间约束。

根据上述分析，目标函数的优化变量有3个、、，若同时可以求解最优解则可以得到目标函数的最优解。但是由于目标函数时非凸优化问题并不能直接求解，我们提供以下思路进行求解。第一，根据本发明提供的用户调度策略选取一组用户进行联邦学习；第二，将问题分解成3个子问题；第三，在每个子问题中根据权值、的大小关系分成3种情况讨论。

以上所述，仅为本发明的具体实施方式，但本发明的保护范围并不局限于此，任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内，可轻易想到的变化或替换，都应涵盖在本发明的保护范围内。



图1



图 2