**技术交底书撰写范例（计算机发明专利类）**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 发明名称： | 一种基于差异化参数丢弃的通信高效联邦学习方法 | | |
| 本专利发明人： | 陈旭，冯志颖 | | |
| 专利申请人： | 中山大学 | | |
| 交底书撰写人： | 冯志颖 | 电话：13660570885 | 传真： |
| E-MAIL：fengzhy26@mail2.sysu.edu.cn | |
| 技术联系人： | 冯志颖 | 电话：13660570885 | 传真： |
| E-MAIL：fengzhy26@mail2.sysu.edu.cn | |

**图纸要求：**

**提供Visio2003软件编辑的步骤流程图（\*.Vsd格式）。**

**该技术应用产品：**

**术语解释：**

1. 用户：拥有可用于模型训练数据的主体。
2. 参数丢弃率：不上传的模型参数量占完整的本地模型参数量的比例。
3. 掉队者效应：在经典的联邦学习中，所有用户都需要同步并等待最慢的用户完成参数上传才能开始新一轮的训练，这一最慢的用户被称为掉队者，这种现象被称为掉队者效应。
4. 模型：本发明中的模型指的是神经网络模型。
5. 数据异构性：指不同用户之间本地数据集的数据分布和数据质量的差异。
6. 模型异构性：指不同用户之间本地模型的大小和结构差异。
7. 系统异构性：指不同用户之间的计算能力、通信环境等差异，从而导致模型训练时间和传输时间的差异。
8. **详细介绍技术背景，并描述已有的与本发明最相近似的实现方案**（包括两部分：背景技术及现有技术方案［大的技术背景和小的技术背景］，应详细介绍，以不需再去看文献即可领会该技术内容为准，如果现有技术出自专利、期刊、书籍，则提供出处）

本发明方法涉及计算机人工智能技术领域，特别是一种基于差异化参数丢弃的通信高效联邦学习方法。

随着物联网设备的广泛使用和边缘计算的兴起，大量数据在终端设备或边缘设备上产生。传统的集中式机器学习方法要求每个用户将本地数据上传到云端服务器参与模型的训练。然而，集中式方法难以满足数据隐私和安全的要求。为了避免将大量私有数据上传到云端服务器进行集中式人工智能模型训练，研究人员提出了移动边缘计算，将人工智能模型训练从云端迁移到边缘端或终端。与此同时，终端设备和边缘设备的硬件性能的不断提升使得在移动设备上训练人工智能模型成为可能。但由于用户拥有的数据量有限，不足以训练出一个高性能的模型。从而达到保护数据隐私和协同训练模型的目的，近年来一种分布式机器学习方案——联邦学习逐步兴起，它让用户通过仅共享本地模型更新而不是原始数据来训练分布式网络中的机器学习模型。尽管联邦学习在数据隐私方面带来了好处，但它是以牺牲训练效率为代价的，因为联邦学习需要在服务器和用户之间频繁交换模型参数。此外，由于用户和服务器之间的地理分布和通信条件的存在差异，即使在传输相同大小的模型时，通信时间也会有很大差异。在经典的联邦学习中，所有用户都需要同步并等待最慢的用户完成参数上传才能开始新一轮的训练，这进一步降低了通信效率，这种现象被称为掉队者效应。

为了提高通信效率，现有的技术主要采取用户选择机制，即仅选择一部分用户参与全局模型的更新。基于用户选择的联邦学习方法根据不同的规则减少参与全局训练的用户的数量，其中包括随机选择、选择训练时间短的用户、或者根据自定义效用指标选择用户等。

**2、现有技术的缺点是什么？针对这些缺点，说明本发明的目的。**（客观评价，现有技术的缺点是针对于本发明的优点来说的，本发明不能解决的缺点不必写；基于本发明能解决的问题写出发明的目的）

现有技术的缺点

基于用户选择的联邦学习方法可以有效提高通信效率并减轻掉队者效应，但它不可避免地浪费了一部分昂贵的计算资源。此外，部分用户长时间闲置，参与全局更新的机会较少，使得最终训练出来的模型不能很好地适应这部分用户的数据分布情况。本质上，基于用户选择的联邦学习方法减少了全局模型可以间接接触的数据量，这不利于全局模型的收敛。更重要的是，用户选择会进一步加剧数据的异构性，甚至可能导致某些数据标签的缺失，从而削弱全局模型的泛化能力。针对这些问题，本发明的目的在于充分利用用户的计算资源和通信资源，加快全局模型收敛的同时提高全局模型的泛化性能。

**3、本发明技术方案的详细阐述，应该结合示意图进行说明**（越详细越好，至少要提供2页；发明中每一功能的实现都要有相应的技术实现方案；所有英文缩写都应有中文注释；**所有附图都应该有详细的文字描述，以别人不看附图即可明白技术方案为准；**同时附图中的关键词或方框图中的注释都尽量用中文；方法专利都应该提供流程图，并提供相关的系统装置图；附图中各相关部件都要提供名称）。

1. 最必要原始的技术方案：

该框架如图1所示。首先，卫星将遥感图像分割成 158几个补丁。之后，它们将被投影到一个高维嵌入空间，这 159称为位置编码的过程。随后，ViG  语义编码器提取并更新 160  个功能。此模块的描述在第  3.3  节中。为了提高可用性 161在数据通过物理通道后，残差卷积块用于 162通道前后的压缩和恢复。我们称之为  RCB  和  RTCB，它们将 163在  3.4  节中引入。最后，在  3.5  节中引入了一个称为  ViG  语义解码器的模块 164号卫星对卫星传来的数据进行推断，完成对地观测任务。 165 我们选择图神经网络结构有几个原因。首先，与网格或 166序列，图形更加灵活，更适合对复杂对象进行建模。在卫星 167遥感图像数据，内容通常由自然元素混合而成，例如 168  座山脉、湖泊、海洋和森林。这些图像中的物体通常形状不规则 169而不是正方形。其次，遥感图像也用于观察人造物体 170例如船舶和飞机。这些单独的物体可以看作是由零件组成的（例如， 171飞机大致可分为机身、机翼和尾翼），以及结构图 172可以捕捉这些部分之间的连接。通过利用图神经网络，我们提出的 5 残差 位置 编码 ViG语义 解码器 图  1：SCViG  框架 卷积 ViG语义 编码器 堵塞 身体的 渠道 残差转置 卷积块 Machine Translated by Google 173语义通信框架旨在从卫星图像中提取有意义的信息 174并在卫星语义通信场景下实现高效通信。 175  3.2  模型 176 177 信道模型：如图  1  所示，我们的框架由一个  LEO  卫星和一个地面 站。链路的信道质量由噪声功率σ决定 178物理信道中的自然噪声和干扰。我们假设物理信道噪声 179为  AWGN  和慢速瑞利衰落信道  [32]，定义  SNR  如下 180其中Pz表示源的平均功率。 181 182 183 184 185 186 187 188 189 190 遥感任务模型：我们在两种类型的推理任务上评估了我们的框架。 ‧  在“多类分类”任务中：对于给定的输入图像  X  和一组  N  个可能的标签 表示潜在类别，预测模型fpre在标记图像上进行训练，以产生 一个验证向量，由  N  个概率值vj组成，范围从  0  到  1。每个值vj 表示输入图像X仅属于第j类的概率。 重要的是，向量中的概率总和为  1。因此，输入图像  X  是 根据模型的预测，与概率最高的类别相关 预。 ‧  在“多标签分类”任务中：基本定义与 2 γ  =  10  log10 磷矿 2 p 。 ， 主要是由于 “多类分类”任务，其区别在于概率向量。具体来说，向量中的概率总和不等于  1。每幅卫星采集图像  X 191 192 193 与预测概率vj  >  t的所有类相关。在我们的例子中，t  是 预定义阈值设置为0.5。 194  3.3  ViG语义编码器 195  ViG编码器与Grapher模块共同组成ViG语义编码器，如图所示 196图  2。 197  ViG  编码器：视觉图神经网络框架引入的主要创新是将输入图像分割成多个图像块，并将它们投影到 199高维嵌入空间。这将图像的规则网格结构与 200  个现有框架，例如  CNN  和基于  Transformer  的架构。对于大小为 201  H(高度)  ×  W(权重)  ×  Channel，将其划分为  N  个图像块。通过将每个块转换为 202 转换为特征向量xi  ∈  RD  xN ]，其中  D  是特征维度， 203中，i  =  1,  2, ...,  N  表示图像块的索引。计算图用于 ， 我们得到  X  =  [x1,  x2, ..., 204作为图神经网络中消息传递的邻接矩阵，是动态计算的 205基于嵌入之间的相似性，并且可以配置所需数量的 （1） 6 Machine Translated by Google ViG  编码器 修补 传感 图像 赫 ×在 嵌入 × 碳 位置 编码 图像 特征 ×  ×  64 图  2：GNN  中的视觉语义编码器块架构 206  个邻居。每个图像块被视为有向图中的一个节点。建立有向边 207基于嵌入，在补丁本身和其  K  个最相似的相邻补丁之间进行匹配。 208 为了表示节点的位置信息，每个节点都添加了一个位置编码向量 209节点特征： 210 它在哪里 是一个  D  维向量。绝对位置编码如公式  2  所示，是 211适用于金字塔架构。一旦构建了图，信息就会通过 212神经信息传递机制，由  Grapher  层实现，由两部分组成 213具有  ReLU  非线性激活函数的多层感知器  (MLP)  层，最大 214相对图卷积[33]。Grapher层可以描述如下： 215 ViG语义编码器 绘图员 模块 ViG语义编码器 向下 样本 xi  +  ei  －→  xi   为了通用性，我们从特征  X  ∈  RD开始。我们首先根据这些特征构建一个图 ×  ×  128 ， 特征：G  =  G(X)。图卷积层通过聚合相邻节点的特征在节点之间交换信息。具体而言，图卷积运算表示为 218为： G  =  F（G，W）=  Wupdate（G，  Wagg）， 绘图员 图像 特征 模块 向下 样本 图像 特征 ×  ×  256 （2） （3） 219其中Wagg和Wupdate分别是聚合和更新操作的可学习权重。更具体地说，聚合操作通过聚合其相邻节点的特征来计算节点的表示。随后，更 新操作进一步合并 222  个聚合特征。我们采用最大相对图卷积，因为它简单且高效： ′ 西 223 224 225 其中  N(xi)是节点xi的邻居节点集 （对于所有xi 在  X  中）。 =  Wupdate[xi ,  {max(xj  －  xi 更详细地说，我们还使用像原始实现一样的多头机制 226 在聚合过程中。聚合特征xi 227分别用不同的权重进行更新。所有头部可以并行更新，并且 228连接起来作为最终值： ′ 十一 229 =  [h  1W1 更新，更新， ..， 为了缓解深度  GCN  中的过度平滑现象，需要进行额外的特征变换 ,  {j  ∈  N(xi)})},瓦格], 所以我们定义这个操作为  Grapher(X)， ′ 響2W2 首先被拆分成  h  个头，然后这些头 hnWn更新]。 （4） （5） 7 Machine Translated by Google 230和非线性激活被引入到  ViG  模块中。非线性激活函数包括 231插入到图卷积之后以避免层崩溃。在实践中，对于给定的输入特征  X ∈  RD  232 233 ，Grapher模块可以表示为： Y  =  FWb(σ(Grapher(FWnb(X))))。 为了进一步增强特征转换能力并缓解过度平滑，每个节点都采用了前馈网络（FFN） 。 Z  =  FWb(σ(FWnb(Y )))。 235 σ  表示  ReLU  非线性激活函数。FWnb和  FWb分别表示带权重、不带和带偏置项的两个全连接层。Y  和  Z  表示 Grapher  在投影前和投影后状态下学习了237  个补丁嵌入， 238前馈神经网络（FFN）模块，其中X是输入图像块的嵌入。 239 240  ViG  Grapher  模块： ViG  编码器由一系列  Grapher  模块和卷积层组成。每个卷积层将输入图像的分辨率降低一半，从而 242在每个  Grapher  模块和卷积之后图像块的数量减少了四倍 243模块。ViG  根据输入图像和块嵌入动态构建图形。每个 244图像块被视为图中的一个节点，由其块嵌入描述。在每个  Grapher 245层，ViG  通过计算每个块之间的距离自动构建不同的图形 246和所有其他补丁。给定预定义的邻居数量  K，每个补丁都与其  K 以定向方式找到247  个最近相邻的补丁。 248 值得注意的是，对于给定的一对输入图像Xi和Xj ，以及相同的块嵌入Xi和Xj ，与块Xi相邻的块的邻居可能位于不同的位置 250与  Patch  Xj的邻居相比。Patch  的位置信息并不直接 251参与边的创建，但通过块嵌入间接考虑。 252金字塔结构可以逐渐减小特征图的空间大小，广泛应用于 253  个图像处理任务，利用尺度不变性并生成多尺度特征（例如  ResNet 254  [34]  和  PVT  [35]）。 这种架构提高了性能和准确性。在本文实现的语义通信模型中，ViG  编码模块也采用了金字塔 256架构，称为图  2  所示的  ViG  金字塔。一方面，金字塔结构提高了性能和准确性。另一方面，随着数据量的减少， 258分层压缩过程，有利于语义通信框架 259个卫星地面站。 260 我们的工作修改了  PyramidViG  的架构。在特征提取的第一步中， 261图像块的高度和宽度缩小到原始大小的四分之一。每次 262  Grapher  层，中间表示的高度和宽度减半，并且 263图像块每一步缩小四倍。这可能会导致最后得到一个非常小的块 264  Grapher  层。因此，为了避免这种情况，我们修改了  ViG  的编码器结构，使其具有类似的 （6） （7） 8 Machine Translated by Google 图像 特征 率 转换 预卢 网络 广告 谷歌 残差卷积块 5×5  卷积核，下采样步长  =  2 跨 率 转换 IGDN 残差转置卷积块 预卢 5×5  卷积核，上采样步长  =  2 图  3：残差卷积块（RCB）和残差转置卷积块（RTCB）的架构 265个可学习参数，与原始实现相同，从而防止模型崩溃 266图像块的数量。具体来说，与原始  PyramidViG  实现不同， 267我们将  Grapher  阶段的数量从  4  个减少到  3  个，使用维度  [64， 268  128,  256]  而不是  [48,  96,  240,  384]  (ViG‑Tiny)。 率 转换 率 跨 网络 广告 谷歌 转换 我们的工作使用的数据集之一是 预卢 IGDN 269  bigearthnet，之前由ViG‑eo  [36]  使用，具有较低的输入图像分辨率（120×120像素）。 270为了防止模型塌缩为单个图像块，第一步中的宽度减小 271不是四倍，而是将图像块的数量减半，类似于 272  Grapher  层。由于数据集的差异，我们实现了聚合更新的数量 273  个head  设置为  16，以保持图片特征多样性。我们还设置  K  =  9（邻居数量） 在每个  Grapher  层中创建图形274 。 275  3.4  RCB  和  RTCB  模块 276语义通道压缩过程的架构如图  3  所示，由两部分组成 277  个模块：残差卷积块  (RCB)  和残差转置卷积块  (RTCB)。 278残差结构有助于增强联合源通道编码能力。残差 279网络由带有  PReLU  激活函数的卷积和转置卷积层组成。 280在卷积或转置卷积层之后应用的规范化操作是基于 281关于广义除法归一化  (GDN)，该方法已被证明在图像压缩方面有效 282和密度建模任务  [37]。卷积或转置卷积层由下式指定： 283参数  m  ×  n|s，其中  m  和  n  分别对应所用卷积的宽度和高度 图像 预卢 特征 9 Machine Translated by Google ViG解码器 实时控制中心 解码器 ViG语义解码器 图像 特征 ×  ×  256 绘图员 模块 分类头 图  4：GNN  中的视觉语义解码器块架构 验证模式 概率向量 叉 熵 验证 向量 284核。然后我们分别在  RCB  模块中执行下采样操作和在  RTCB  285模块中执行上采样操作。参数  s  表示步长。在本工作中，使用5×5   卷积286核和  2  的采样步长。该处理有效地压缩了卫星发射机处的数据量287 ，同时确保地面站可以在一定程度上从接收数据中重建图 像的结构288特征。地面站接收语义289信息，然后使用像素上采样模块对特征信息进行上采样。最后，将具有与图像结构相同维度的特征 张量输入到预先训练的推理291模块中进行图像推理。 292  3.5  ViG  解码器块 在  ViG  解码器端，使用分类头执行图像分类推理任务，该分类头由池化层和  MLP  分类器组成。池化层将图像特征聚合为固定长度的向量 表示。然后，MLP  分类器将此向量作为输入并执行分类预测。架构如图  4  所示。 297 总之，ViG  编码器通过一系列  Grapher  模块和卷积层从输入图像中提取特征，同时利用金字塔结构逐步减少特征图的空间大 小。它动态构建一个图来捕获  300  个不同图像块之间的关系。最后，使用分类头完成图像分类任务 301在接收器中。 302 4  绩效评估 303本节介绍实验设置、基准数据集、选定的超参数以及304与竞争对手相比对  ViG  框架的性能进行的后续评估。 305 306 4.1  数据集和基线模型 数据集：我们在实验中使用了三个数据集，分别是  BigEarthNet  [19,  20]、RESISC45  [21]  307和PatternNet  [22]。这些数据集都 是遥感图像数据集。RESISC45  图像的分辨率为每像素  0.2  至30米，而  PatternNet  图像的分辨率为每像素  6  至  50  厘米。RESISC45  图 像来自  100  多个国家，在天气、地形形态和光照方面展现了多样化的图像条件

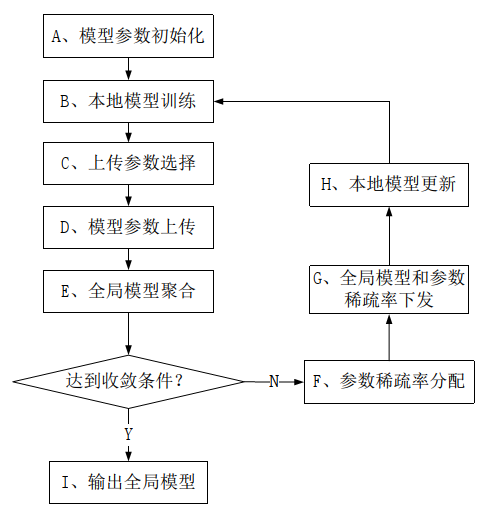


图 1

1. 模型参数初始化：每个用户确定本地模型的模型结构，并初始化模型参数，用户*n*的本地模型参数量用表示，全局模型的参数量用表示，本地模型的参数量不大于全局模型的参数量，即。
2. 本地模型训练：每个用户利用本地数据集进行本地模型训练，具体如下式所示：

其中表示第*t*轮用户*n*训练前的本地模型参数，表示第*t*轮用户*n*训练后的模型参数，表示学习率，代表用户*n*的本地数据集，代表样本*j*在模型中的损失值**。**

1. 上传参数选择：每个用户根据服务器分配的参数丢弃率，计算允许上传的参数量，并计算模型每个参数对于全局收敛的重要程度，选择最重要的参数并形成矩阵，用于表示模型稀疏化位置，元素取值为0或1，中的0元素表示对应位置的参数不上传，中的1元素表示对应位置的参数上传，因此允许上传的参数可以用表示。
2. 模型参数上传：每个用户将步骤C中选择的参数上传至服务器。
3. 全局模型聚合：服务器收到所有用户上传的模型参数后，对模型进行聚合操作，并判断当前是否满足收敛条件，如果满足则输出全局模型，如果不满足则执行步骤F，具体聚合公式如下式所示；

其中表示用户*n*的本地数据集样本数量，表示第*t*轮聚合后的全局模型参数。

1. 参数丢弃率分配：服务器根据每个用户的通信环境、训练速度、数据质量等因素确定下一轮每个用户允许上传的参数比例；
2. 全局模型和参数丢弃率下发：服务器将全局模型和下一轮的参数稀疏率下发给相应的用户；
3. 本地模型更新：用户收到服务器下发的全局模型后，利用以下公式更新本地模型：

其中表示用户*n*第*t*+1轮的训练前的本地模型。

**附图说明**

下面结合附图和实施例对本实用新型进一步说明。

图2是本发明基于技术方案的示意图，展示用户的本地模型在整个算法流程的结构、参数数值、所处位置的变化情况。

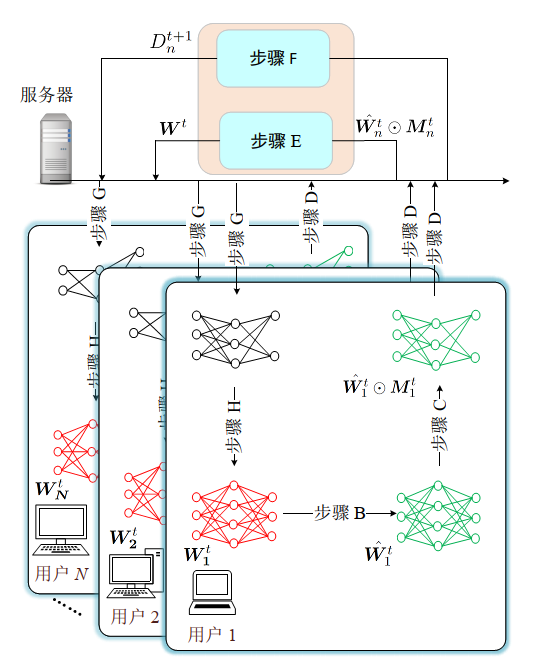


图 2

具体实施方式

实施例1：

（1）最必要原始的技术方案：

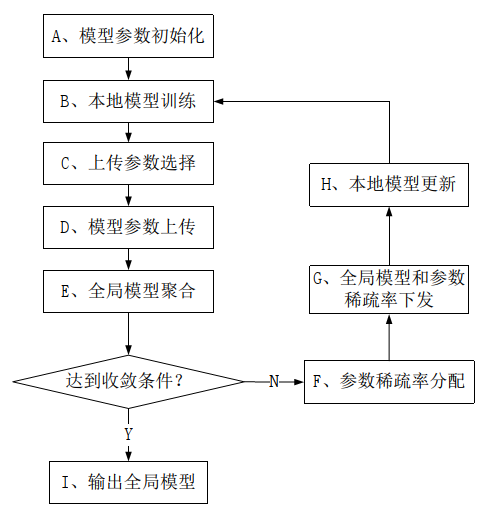


图 3

1. 模型参数初始化：每个用户确定本地模型的模型结构，并初始化模型参数，用户*n*的本地模型参数量用表示，全局模型的参数量用表示，本地模型的参数量不大于全局模型的参数量，即。
2. 本地模型训练：每个用户利用本地数据集进行本地模型训练，具体如下式所示：

其中表示第*t*轮用户*n*训练前的本地模型参数，表示第*t*轮用户*n*训练后的模型参数，表示学习率，代表用户*n*的本地数据集，代表样本*j*在模型中的损失值**。**

1. 上传参数选择：每个用户根据服务器分配的参数丢弃率，计算允许上传的参数量，并计算模型每个参数对于全局收敛的重要程度，选择最重要的参数并形成矩阵，用于表示模型稀疏化位置，元素取值为0或1，中的0元素表示对应位置的参数不上传，中的1元素表示对应位置的参数上传，因此允许上传的参数可以用表示。
2. 模型参数上传：每个用户将步骤C中选择的参数上传至服务器。
3. 全局模型聚合：服务器收到所有用户上传的模型参数后，对模型进行聚合操作，并判断当前是否满足收敛条件，如果满足则输出全局模型，如果不满足则执行步骤F，具体聚合公式如下式所示；

其中表示用户*n*的本地数据集样本数量，表示第*t*轮聚合后的全局模型参数。

1. 参数丢弃率分配：服务器根据每个用户的通信环境、训练速度、数据质量等因素确定下一轮每个用户允许上传的参数比例；
2. 全局模型和参数丢弃率下发：服务器将全局模型和下一轮的参数稀疏率下发给相应的用户；
3. 本地模型更新：用户收到服务器下发的全局模型后，利用以下公式更新本地模型：

其中表示用户*n*第*t*+1轮的训练前的本地模型。

实施例2：

（2）进一步的技术方案：

具体实施例1：对步骤C进行细化

C11：计算模型的每一层允许上传的神经元或者通道数量，具体如下式所示：

其中 代表模型的第*l*层允许上传的神经元或者通道数量，代表模型第*l*层的神经元或者通道数量，代表第*n*个用户第*t*轮参数丢弃率。

C12：计算模型的每个神经元或者通道的重要性指标，具体如下式所示：

其中代表用户*n*的神经元或者通道*k*的重要性指标值，代表用户*n*在第*t*轮本地训练前后模型参数的变化量。

C13：针对模型的每一层*l*，选择重要性指标最大的个神经元或者通道用于上传。

详细的子流程步骤如下：

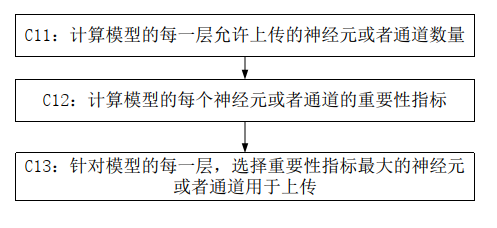


图 4

本实施例的有益效果是：

在用户只允许上传一定比例模型参数的情况下，本发明定义重要性指标以定量地衡量模型参数对于全局模型收敛的影响程度。此外，本发明以神经元或者通道作为基本粒度计算重要性指标并进行排序，计算开销远小于以每个独立的模型参数作为基本粒度进行计算并排序，并易于以矩阵的形式表示丢弃的位置。本方法的计算方便快捷，容易表示、带来的额外计算和存储开销有限。

实施例3：

（3）进一步的技术方案：

具体实施例1：对步骤F进行细化

F11：计算每个用户在给定参数丢弃率下模型上传时间，具体如下式所示：

其中代表用户*n*的模型上传时间，表示用户*n*和服务器之间的上传数据速率。

F12: 计算每个用户在给定参数丢弃率下模型下发时间，具体如下式所示：

其中代表服务器向用户*n*下发模型的时间，表示服务器和用户*n*之间的下行数据速率。

F13: 计算每个用户本地训练时间，具体如下式所示：

其中代表用户*n*的进行本地模型训练的时间，代表用户*n*处理一个数据样本所需的CPU周期，代表用户*n*进行一个本地训练轮用到批量大小，代表用户*n*的CPU 频率。

F14: 收集每个用户本地数据集的样本数量，总样本数。

F15: 收集每个用户本地数据集的分布情况，其中代表用户*n*的第*c*个类别数据占用户*n*本地数据集的比例，*C*代表总的类别数量。可以被视为一个整体，服务器无需知道每个类别的具体分布情况，从而减少隐私数据的泄露。

F16: 收集每个用户本地模型的大小情况，用户*n*的模型大小用表示，全局模型的参数量用表示。

F17: 求解最优的参数稀疏率，具体优化公式如下所示：

其中代表最大的参数稀疏化率，代表惩罚因子，代表服务器要求获得的参数量比例。

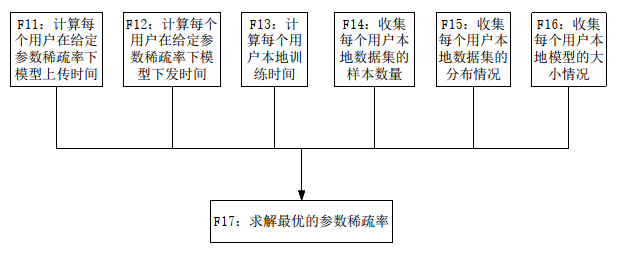


图 5

本实施例的有益效果是：

在本实施例中，服务器要求用户上传一定数量的参数用于模型聚合，目标是最大限度地减少总训练时间，同时确保全局模型的泛化性。因此，不仅需要减少本地训练时间和传输时间（受系统异构性的影响），还需要考虑不同用户的贡献（受数据异构性和模型异构性影响）。为了实现这一目标，优化问题被表示为，在模型聚合所需的参数数量约束的情况下，最小化一个全局轮的时间和正则化项。对比传统联邦学习方法，本方法综合考虑不同用户的数据异构性、模型异构性和系统异构性，给不同用户分配差异化的参数丢弃率，以达到最佳的整体性能。上述优化问题为一个凸优化问题，能够用现有的多种凸优化求解器求解，计算难度低。

**4、本发明的关键点和欲保护点是什么？**（发明内容部分提供的是为完成一定功能的完整技术方案，在本部分是提炼出技术方案的关键创新点，列出1、2、3…，以提醒代理人注意，便于代理人撰写权利要求书）

关键点和欲保护点是：

1. 差异化参数丢弃率分配方法流程：在通信资源有限的情况下，让用户向服务器上传完整的模型不现实也不必要。同时考虑到不同用户的数据异构性、模型异构性和系统异构性，为了在保证模型的泛化性能的同时，提高模型的收敛速度，本发明提出了一种新的差异化参数丢弃率分配方法流程。
2. 最优上传参数的选择方法流程：在给定参数丢弃率的情况下，用户需要决定上传哪部分参数以获得更快的收敛速率。本发明提出一种新的上传参数选择方法，该方法不增加过多的额外计算开销。

**5、与第1部分最好的现有技术相比，本发明有何优点**（结合发明内容简单介绍，一两个自然段即可）

对比传统联邦学习方法，采用差异化参数丢弃的方式交换模型参数，能够在通信资源有限的情况下，使更多的用户参与到全局训练中来，同时缓解掉队者效应，保证全局模型以较快的速度收敛。

联邦学习需要频繁交换模型参数，这会导致较大的通信延迟，尤其是当用户的通信环境差异很大时。此外，服务器需要等待最慢的用户（即掉队者）上传参数，这可能会显著降低通信效率。现有的技术使用用户选择方法，会导致计算资源的浪费，削弱全局模型的泛化能力。为了解决这个问题，本发明提出一种基于差异化参数丢弃的通信高效联邦学习方法，本发明由两个关键模块组成：差异化参数丢弃率分配方法和上传参数选择方法，这两个模块将根据不同用户的异构条件优化模型参数丢弃率，并根据用户的参数丢弃率选择合适的一组重要模型参数进行上传。具体而言，参数丢弃率分配被表示为一个凸优化问题，同时考虑了用户之间的系统异构性、数据异构性和模型异构性。上传参数选择方法计算并选择最重要的模型参数用于上传，以加快全局模型的收敛速度。与现有技术相比，本发明在通信效率和模型收敛方面都取得了优异的性能。

**6、针对第3部分中的技术方案，是否还有别的替代方案同样能完成发明目的？**

方案替代部分：

**7、其他有助于专利代理人理解本技术的资料**（给代理人提供更多的信息，可以有助于代理人更好更快的完成申请文件）

注意：

1.代理人并不是技术专家，交底书要使代理人能看懂，**尤其是背景技术和详细技术方案，**一定要写的全面、清楚。

2.英文缩写有中文译文，避免使用英文单词，最好在术语解释部分给出。

**3.全文对同一事物的叫法应统一，避免出现一种东西多种叫法。**

4.认为需要保密的地方可在交底书中注明，对代理人不必保密。

5.专利法规定：

* 1. 专利必须是一个技术方案，应该阐述发明目的是通过什么技术方案来实现的，不能只有原理，也

不能只做功能介绍；

2）专利必须充分公开，以本领域技术人员不需付出创造性劳动即可实现为准。