基于区块链的节点感知动态加权

提高联合学习性能的方法

金佑君，钟世红

计算机科学与工程系

韩国京熙大学，17104

{yj4889，中弘}@khu.ac.kr

摘要联邦学习（FL）是一种不同于传统集中式学习的分散式学习方法。FL在每个设备上进行本地学习，并通过与中央服务器的交互逐步改进学习模型。然而，由于有限的通信带宽和大量用户的参与，它会导致网络过载。使网络负载最小化的方法之一是使模型快速、稳定地收敛到目标学习精度。本文提出了基于区块链的联合学习场景。区块链可以有效地诱导用户参与学习，并将每个参与的用户分离为一个“节点”。此外，它还可以追求整体性、稳定性等。我们考虑两种权值来选择客户子集以更新全局模型。首先，我们考虑基于每个客户的本地学习准确性的权重。其次，我们根据每个客户的参与频率来考虑权重。我们选取两个关键的性能指标，学习速度和标准差来比较我们提出的方案与现有方案的性能。仿真结果表明，与其他方案相比，该方案具有较高的稳定性和较快的收敛速度。

关键词联合学习，区块链，节点选择，加权方案

# 一、 简介

近年来，联合学习以分布式的方式提高了学习模型的准确性，保护了用户的隐私，因而受到了研究界的广泛关注。联合学习方法通过使用本地收集的数据学习每个用户设备内的模型来防止数据泄漏。接下来，将每个设备的学习模型发送到中央服务器并在服务器上聚合，以提高全局学习模型的准确性[1]。随着边缘计算的发展，边缘边的计算能力逐渐增强。作为边缘，设备可以是移动设备、智能网关、基站、智能传感器、无人机等。此外，传感器网络和通信技术的进步导致了数据量的爆炸性增长

|  |
| --- |
| 本研究得到韩国政府（MSIT）资助的信息与通信技术规划与评估研究所（IITP）资助（No.2019-0-01287，Edge Computing的可进化深度学习模型生成平台）\*通讯作者：洪慈博士。 |

对象与对象以及人之间的交流[2]。思科预测，2020年将有500亿台设备接入互联网[3]。在这种时代趋势下，联合学习扮演着非常重要的角色，因为它甚至可以学习隐私敏感的数据。

联合学习有几个限制。首先是每个设备的学习模型的可靠性和用户参与学习过程的动机。恶意用户可以通过调整局部模型对全局模型产生不利影响。用户也缺乏参与学习的动力，因为他们使用自己的计算资源和数据来学习模型。二是网络过载问题。参与学习的用户数量可以是数千或更多。同时传输大量的模型，由于带宽有限，会导致网络过载。

基于区块链的联合学习可以解决上述两个问题。区块链存储所有完整传输的学习模型。因此，本地模型无法调整。此外，如果用户接受加密货币作为他们参与学习的交换，他们可以获得参与的动力。通过准确识别区块链的节点，可以减轻网络过载[4]。在联合学习中，快速、稳定地收敛学习模型的目标精度是减少网络过载的最佳途径之一。此外，在考虑用户意外偏离学习参与时，快速稳定的目标精度收敛也很重要。

提出了基于节点识别的局部学习加权方法、根据参与频率和数据量选择节点的方法、根据参与频率进行加权的方法，以快速稳定地收敛学习精度。我们还比较和分析了该方法与传统联合学习在学习速度和稳定性方面的差异。结果表明，与传统的联合学习方法相比，所提出的方法在学习速度和稳定性方面都有更好的表现。

# 二。相关工作

## A、 区块链

区块链技术最早由[5]和比特币一起提出。所有参与者在区块链网络中都能被唯一识别[6]。我们可以在联合学习中选择合适的参与者，因为所有节点都有唯一的区块链地址，这些地址是不可变和不可更改的。另外，所有事务都存储在块中，每个块都链接在一起，因为它包含前一个块的哈希值。这些特性确保了事务数据的完整性和安全性，并且不可伪造。因此，交易可以在没有第三方介入的情况下进行。

## B、 联合学习

联合学习中的机器学习和深度学习模型从中央服务器传输到每个用户的设备。传输的模型从每个设备上自己的数据中学习，并将学习到的模型发送到中央服务器。然后，服务器使用联邦平均算法组合来自每个设备的所有模型，并将它们发送回用户设备。联合平均法中的聚合模型权重如下式所示[1]。

𝑘

                               𝑤 ←𝑘 𝑤 ①

𝑘是参与第十一次联合学习的所有用户的数据集总数。𝑘是第𝑛个参与用户数据集的数量，而𝑛是从第𝑛个参与用户学习的模型权重。

有一些联合学习特性需要考虑[1]：

|  |  |
| --- | --- |
|  | 非IID：特定用户的数据不代表总体分布，因为它包含该用户的特征。 |
|  | 大规模分布：参与联合学习的用户数量远远大于每个用户的平均示例数量。 |
|  | 不平衡：局部数据集是不平衡的，因为有些用户为模型学习生成大量数据，而有些用户生成的数据较少。 |
|  | 通信受限：参与模型学习的设备经常断开连接或速度较慢。 |

## C、 时间加权聚合

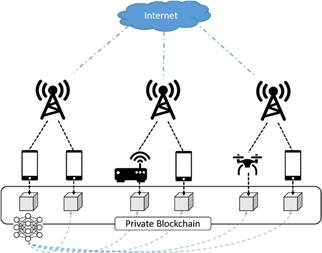
为了提高联合学习的通信效率，文献[6]提出了时间加权聚合算法。与传统的联合学习相比，它能够更快地收敛学习精度。用于模型积分的时间加权聚合如下式所示。

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 𝑤 | ← | 𝑘  ∗  𝑘 | 𝑒  2 | ( | )  ∗ 𝑤 |  | ② |

𝑒是用于表示时间效果的自然对数，𝑡是当前回合，ti𝑚𝑒𝑠𝑡𝑎𝑚𝑝是𝑤最近更新的那一轮。但它只考虑了每个用户的最新一轮学习。

# 三、 传感器和系统架构

图1显示了我们的整体系统模型。用户可以是任何边缘，包括移动电话、智能网关和无人机（UAV），它们具有参与模型学习的计算能力。该模型由希望提供人工智能服务的特定用户发送给所有学习参与者。本地学习的模型将被发送回用户并集成到用户。所有本地学习的模型都存储在区块链中。这保证了模型数据的完整性，防止恶意用户的学习下降。此外，区块链是能够为用户提供



## 图1。系统模型

有效激励员工参与。用户为模型学习提供计算资源。用户可以通过提供计算资源换取加密货币，这可以在没有第三方干预的情况下创建数据交易生态系统。

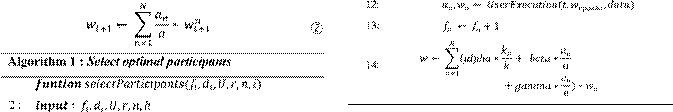
区块链在联合学习中的另一个优势是用户可以被准确识别为区块链本地地址。一些基于用户感知的策略提高了学习速度和稳定性。我们提出了一些方法，它不同于传统的联邦学习方程①，后者只考虑每个用户的数据集数目。

|  |  |
| --- | --- |
|  | 按本地学习精度加权：如果某个用户想要为服务提供者学习模型，那么它可以用于联合学习中，包括与服务相关的标签。我们称用户为服务提供者。用户将用户拥有的数据发送给参与的用户。然后，通过发送的数据来衡量从每个本地用户那里学习到的模型的准确性。聚合模型权重如等式③所示。所有参与用户的局部精度之sun为𝑎，从第𝑛用户处学习到的模型的精度为𝑎。 |
|  | 根据学习参与的频率和本地数据集的数量选择参与者：根据参与学习的用户的特点，学习的准确性 |

全球模式是非常不同的。[1] 随机选择参与的用户。然而，根据用户的学习参与频率和数据集的数量来选择最优的用户可以提高学习的准确性和速度。该方法在下面的算法1中给出。𝑓是第𝑖用户参与学习的频率（𝑓=𝑓𝑓）。

𝑖是第𝑖个用户的数据集数（𝑑=‖𝑑），用户集总数为𝑈（𝑖∈𝑈）。𝑟是

参与度和数据集数量（0≤ℎ≤1）。𝑛是所有用户的数量。𝐶是指作为算法1的输出参与学习的𝑟\*𝑘用户候选

以参与学习的频率加权：等式①只考虑数据集的数量。然而，在模型聚合过程中，我们根据学习参与的频率使用权重。所提出的加权算法如算法2所示。如果不加修改地将基于频率比的权重应用到聚合公式中，用户局部模型的影响会相差太大。因此，我们用𝑝（第5行）压缩频差，𝑢是所有用户的平均频率。

1号文件：

|  |  |
| --- | --- |
| 三： | 𝑶𝒖𝒕𝒑𝒖𝒕 ∶ 𝐶 |
| 第四章： | 𝑎 ←𝒇𝒐𝒓 𝒆𝒂𝒄𝒉 𝑖 ∈ 𝑈 |
| 第五章： | 𝒇𝒐𝒓 𝑖 ∈ 𝑈 |
| 第六章： | 𝑠 ← ℎ ∗+（1−ℎ）\*s、 𝑎=“𝑎” |
| 第七章： | 𝑹𝒆𝒑𝒆𝒂𝒕 𝑟 ∗ 𝑛 |
| 第八章： | 𝐶 ← 𝑖 𝑠. 𝑡. 𝑚𝑖𝑛 𝑠 , 𝑠 ∈ 𝑆 |
| 第九章： | 𝒓𝒐𝒎𝒐𝒗𝒆 𝑚𝑖𝑛 𝑠 𝑓𝑟𝑜𝑚 𝑆 |



算法2：按参与学习的频率加权

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 1号文件： | 𝒇𝒖𝒏𝒕𝒊𝒐𝒏 𝑊𝑒𝑖𝑔ℎ𝑡𝑒𝑑𝐹𝑟𝑒𝑞𝑢𝑒𝑛𝑐𝑦(𝑓 , 𝑈, 𝑝, 𝑢, 𝑖) | |
| 第二章： | 𝒊𝒏𝒑𝒖𝒕 ∶ 𝑓 , 𝑈, 𝑝, 𝑢, | 𝑖 |
| 三： | 𝑶𝒖𝒕𝒑𝒖𝒕 ∶ 𝑒 |  |
| 第四章： | 𝑒 ← 𝑝(𝑢 − | 𝑓 ) 𝒇𝒐𝒓 𝒆𝒂𝒄𝒉 𝑖 ∈ 𝑈 |
| 第五章： | 𝑓 ← 𝑚𝑖𝑛 𝑒 |  |
| 第六章： | 𝒇𝒐𝒓 𝑖 ∈ 𝑈 |  |
| 第七章： | 𝑒 ← 𝑒 | +𝑓+1 |

算法3给出了这三种方法的模型聚合算法。用户执行（第11行）与[1]中的客户端更新几乎相似。不同的是，用户使用服务提供商的数据计算准确性。此外，第13行是根据用户数据的数量、每个用户的模型精度和参与学习的频率提出的模型聚合方程。𝑎𝑙𝑝ℎ𝑎，𝑏𝑒𝑡𝑎，𝑔𝑎𝑚𝑎是每种方法对聚合模型的影响的比率。

算法3：提出的联合学习方法。

|  |  |
| --- | --- |
| 1号文件： | 𝑺𝒆𝒓𝒗𝒊𝒄𝒆 𝒑𝒓𝒐𝒗𝒊𝒅𝒆𝒓: |
| 第二章： | 𝒊𝒏𝒊𝒕𝒊𝒂𝒍𝒊𝒛𝒆 𝑤 ,𝑒𝑝𝑜𝑐ℎ𝑠,𝑓 ,𝑑 ,𝑈, 𝑟 |
| 三： | 𝑘, 𝑝, 𝑃 ,𝑢, 𝑔, 𝑑𝑎𝑡𝑎 |
| 第四章： | 𝑎𝑙𝑝ℎ𝑎, 𝑏𝑒𝑡𝑎, 𝑔𝑎𝑚𝑚𝑎 |
|  | 𝑠. 𝑡 |
| 第五章： | 𝒇𝒐𝒓𝑒𝑝𝑜𝑐ℎ𝑠∈{0,1,2,3,4…} |
| 第六章： | 𝐶 ← 𝑠𝑒𝑙𝑒𝑐𝑡𝑃𝑎𝑟𝑡𝑖𝑐𝑖𝑝𝑎𝑛𝑡𝑠(𝑓 ,𝑑 ,𝑈,𝑟,𝑛) |
| 第七章： | 𝑚←𝑚𝑎𝑥（𝑛\*𝑔，1） |
| 第八章： | 𝑃 ← 𝑟𝑎𝑛𝑑𝑜𝑚 𝑠𝑒𝑡 𝑜𝑓 𝑚 𝑢𝑠𝑒𝑟𝑠 𝑖𝑛 𝐶 |
| 第九章： | 𝑢 ← 𝑎𝑣𝑔 𝑓 |
| 十： | 𝑒 ← 𝑊𝑒𝑖𝑔ℎ𝑡𝑒𝑑𝐹𝑟𝑒𝑞𝑢𝑒𝑛𝑐𝑦(𝑓 ,𝑈,𝑝, 𝑃 ,𝑢, 𝑖 ) |
| 十一： | 𝒇𝒐𝒓 𝑛 ∈ 𝑃 |

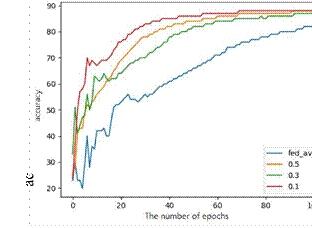
在进行性能分析之前，我们将数据集设置为非iid、大规模分布、不平衡。数据集是MNIST手写的。总共有100个用户，每个用户有一个、两个或三个随机标签。同样，拥有同一标签的用户会随机地分割标签上的数据。表1显示了每个用户拥有的数据的类型和数量的示例，为了方便起见，只显示了9个用户。有100个用户，但为了方便起见，表1只显示了9个用户。User1总共有525个数据，有7个标签和9个标签。用户4只有一个带有5的标签。用户5总共有1965个数据。

# 四、 性能和分析

为了比较所提出的方法和传统的联合学习的性能，我们建立了MNIST数据集，如表1所示。我们使用多层感知器（MLP）。

我们希望找到算法3中α、β和gamma值的最佳比值，以便快速学习收敛。我们发现α，β和γ的最佳值是无效的。这种方法很容易被匹配算法或强化学习所取代。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 表1。数据设置   |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | | 用户100 | 0 | 692 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 458 | 0 | 1150 | |



## 图2。比较学习速度

图2显示了根据带参数的算法1中的𝑟的精度（表2）。𝑟决定哪个用户候选者将参与学习。如果𝑟为0.9/100用户，则有90个最佳候选参与学习。图2中比较了传统的联合学习（fed\_avg）和𝑟=0.5、0.3和0.1。平均值和标准偏差见表2。建议策略的平均值（𝑟=0.1）比联邦平均值高18.64，标准差低5.1376。

## 表2。参数

|  |  |
| --- | --- |
| 𝑷𝒂𝒓𝒂𝒎𝒆𝒕𝒆𝒓 | 𝑽𝒂𝒍𝒖𝒆 |
| 𝑟 | 0.1 |
| 𝑘 | 100 |
| ℎ | 0.5 |
| 𝑝 | 0.5 |
| 𝑔 | 0.1 |
| 𝑛𝑢𝑚𝑏𝑒𝑟 𝑜𝑓 𝑑𝑎𝑡𝑎 | 1000 |

## 表3。平均值和标准差

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 战略 | 标准  平均偏差 | |
| 传统联合学习 | 62.69 | 16.0939 |
| 𝑟=0.5 | 77.45 | 14.0402 |
| 𝑟=0.3 | 75.59 | 12.2947 |
| 𝑟=0.1 | 81.33 | 10.9563 |

# 五、 结论和今后的工作

在意外分布、非iid数据和区块链环境中，区块链联合学习的学习速度非常慢。模型聚合考虑了每个模型的学习精度和学习频率因素。因此，本文提出了一种新的基于区块链的节点识别方法，以提高学习速度。与传统的联合学习算法相比，我们提出的聚合算法速度更快，稳定性更好。

# 参考文献

[1] H.Brendan McMahan，Eider Moore，Daniel Ramage，Seth Hampson，Blaise Agüera y Arcas，“从分散数据中高效学习深度网络”，第20届国际人工智能与统计会议（AISTATS）2017年会议记录。JMLR:W&CP，体积。2017年5月54日。

[2] 张庆臣，杨志奎，李鹏，“大数据深度学习调查”，信息融合卷42，页。146-157，2018年7月，M.Young，《技术作家手册》。加州米尔谷：大学科学，1989年。

[3] Seok-Won Kang，Choong Seon Hong，，“基于边缘云结构的分布式云高效数据包转发开放流”

环境”，韩国计算机大会（KCC 2018），第1306页-

2018年6月1308日

[4] 刘立峰，吴超，肖军，“基于区块链的分销人工智能平台”，第764期。EasyChair，2019年。

[5] 中本佐志。比特币：一种点对点电子现金系统。[在线]可用：http://www.bitcoin.org/bitcoin.pdf，[已下载。2019年5月1日]

[6] 萨拉赫、哈立德等。”AI区块链：回顾和开放研究挑战〉，IEEE Access 7（2019）：10127-10149。

[7] 陈、杨、孙晓燕、金耀初。”具有异步模型更新和时间加权聚合的有效通信联邦深度学习arXiv:1903.07424

（2019年）