

# 基于联邦学习聚类各层权重降低模型成本

本文提出了联合学习与聚类算法(FLC)。

所提出的FLC是一种通过分析机器学习模型的每一层的权重来聚类具有相似特征的客户端的方法，并且在聚类的客户端之间执行联合学习。

所提出的FLC可以通过减少对应于每个模型的客户端数量来降低每个模型的通信成本。作为大量仿真的结果，证实了与标准联合学习相比，通过提出的FLC，准确度提高了2.4%，损失降低了47%

## 本文的主要贡献:

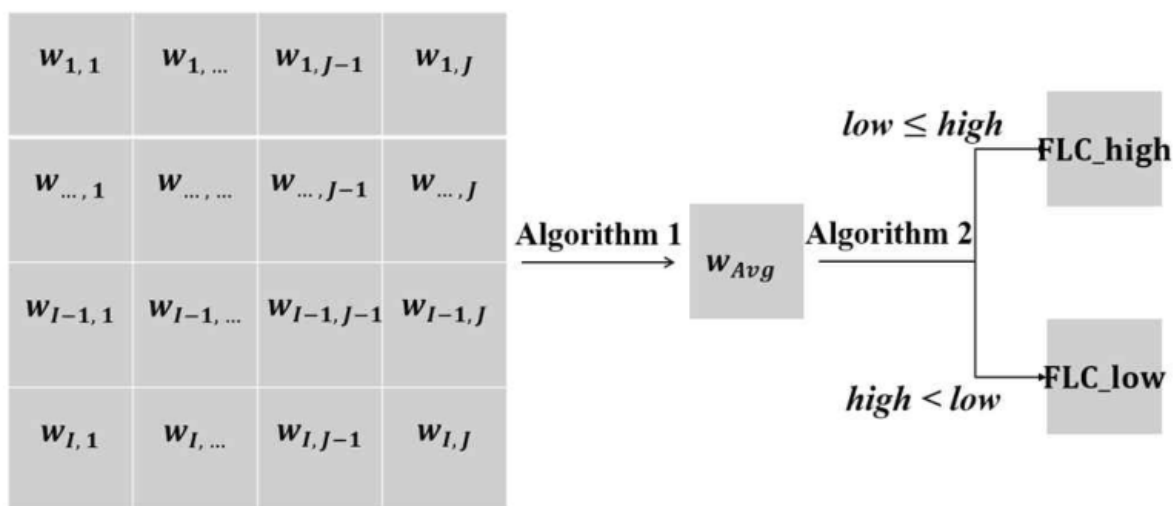
1. 为了通过减少在一个服务器和多个客户端之间的通信中产生的上行链路和下行链路流量来提高通信效率，客户端被分为两类FLC\_high和FLC\_low。
2. 我们提出了一种方法来处理两个集群中的每一个，作为一个联合学习模型。
3. 通过按照客户端学习模型的每一层的权重对客户端进行聚类，在相似的客户端之间进行联合学习，以提高联合学习准确性方面的性能。

**FLC的核心是将参与联合学习的客户端聚集起来，重新配置成不同的联合学习模型。**

在FLC，通过使用本地训练模型的每一层的权重来设置用于聚类客户的标准。

在第一轮通信之后，将空间池应用于在FLC中央服务器中收集的每个客户端的每个层的权重，并且导出参与FLC的所有客户端的每个层的平均值。

大于所有客户端的n层平均权重的客户端被指定为FLC\_high，否则为FLC\_low，在下一个通信轮，基于聚类结果在对应于每个模型的客户端之间执行联邦学习。



## 实验结果：

我们使用FLC高和FLC低的平均性能来确认所提出的FLC的性能。

在准确性方面，它在所有通信回合中表现出改进的性能，并且在丢失的时间间隔方面，它在第10次通信回合之后表现出明显的性能改进。

	Accuracy	Loss (cross-entropy)
FL_standard	0.9298	0.2529
FLC_high	0.9601	0.1423
FLC_low	0.9440	0.2015
FLC_avg	0.9521	0.1719

## 结论：

在本文中，使用联合学习模型的参数对参与联合学习的客户端进行聚类。

通过使用在不同模型中训练的集群客户端，降低了每个模型的通信成本并提高了性能。

这是因为通过建议的FLC对联合学习模型进行分类，可以减少参与一个联合学习模型的客户端的数量。此外，通过迭代模拟证实了所提出的FLC在精度和损失方面改进了标准方法的性能。具体地，通过所提出的FLC生成的模型的平均性能被用于仿真中，并且可以确认，与标准联合学习的性能相比，不仅平均性能而且每个模型的性能都得到了提高。