



# 基于区块链的声誉感知联邦学习

针对移动边缘计算网络提出了一套基于区块链的联邦学习框架。在移动边缘计算网络中，传统的联邦学习存在如下的局限性：

- a) 设备和服务器的异构性；
- b) 数据和模型更新的高维；
- c) 数据、算法、数据源、数据预处理以及模型训练带来的误差；
- d) 中心化的模型训练；
- e) 单点失败问题。

针对上述问题提出了一个更细粒度的联邦学习框架，将数据集进行了垂直分割，从而实现了多层次的数据管理。

**基于区块链的声誉感知细粒度FL包含以下基本步骤：**

D:边缘设备    F:雾节点（数据仲裁器）    L:学习模型

1：（模型引导）：所有 $D_i$ 定期安装来自全局 $L_i$ 的更新。假设 $D_i$ 拥有足够的计算资源，可以在时间 $t$ 的任何时刻使用 $L_i$ 执行给定的学习任务。

2：（全局任务初始化）：云服务器定期将更新的学习模型推送到 $F_i$ 。此外，云服务器将学习任务（如超参数、学习速率、期望的准确度、优化/半优化的SGD）委托给所有连接的 $F_i$ 。

3：（本地任务初始化）：Fi定期将更新的本地模型参数推送到连接的Di。此外，Fi将学习任务与当地Li相匹配。在异步化所需模型更新的情况下，Li执行步骤5，否则，它选择候选Di并将学习任务委托给所有连接的Di。

4：（本地模型聚合）：云服务器请求多个Fi更新Li参数，因此，MEC网络中的延迟和以后的引导可能会导致细粒度FL过程中的异步模型更新。因此，在执行局部Li之前，Di将匹配所有三个模型的模型参数。在异步模型更新的情况下，Di从车载传感器和应用程序收集数据，并使用车载Li执行给定的学习任务。Di更新其本地Li模型，在模型更新上应用隐私保护技术，并将其发送给连接的Fi进行本地聚合。Fi应用局部模型聚合算法，并相应地更新其局部Li参数。Fi附加隐私信息，并将更新后的模型参数发送到云服务器。

5：（全局模型聚合）：云服务器运行全局模型聚合方案并更新全局Li。它将Li更新传播到基础MEC网络中所有连接的Fi。

6：（全局模型更新请求）：异步化和多方模型培训要求Di执行更新的全局模型。因此，Di会定期生成更新全局模型请求，以更新其本地Li。

7：（全局模型更新）：云服务器定期将更新后的模型参数推送到基础MEC网络中的所有Di和Fi。

