《Communication-Efficient Learning of Deep Networks from Decentralized Data》

## 關鍵:

- 1.Non-IID
- 2.Unbalanced
- 3. Massively distributed
- 4.limited communication

## 優化思路:

我们假设一个同步更新方案,在几轮通信中进行。有一组固定的 K 个客户, each with a fixed local dataset。

- 1.在每一轮开始时,随机选择一部分客户。我们只选择一部分客户以提高 效率,因为我们的实验表明,超过一定数量的客户,收益就会递减。
- 2.服务器向这些客户中的每一个发送当前的全局算法状态 current global algorithm state (例如,当前的模型参数) 使各个 client 采用相同的参数模型进行训练,可以有效的减少训练集的损失。
- 3.然后,每个被选中的客户端根据全局状态和其本地数据集进行本地计算,并向服务器发送一个更新。
- 4.然后,服务器将这些更新应用于其全局状态,这个过程不断重复。

## 成本:

通訊成本占大头,所以使用额外的计算来减少训练一个模型所需的通信轮数。主要有2种方法来增加(额外)计算:

- 1) 增加并行:在每一个通信轮中,使用更多个独立工作的客户端;
- 2) 增加每一个客户端上的计算:在每一个通信轮次中,每个客户端不是执行一个简单的梯度计算,而是执行一个更复杂的计算。

## FedAvg:

每个客户端使用本地数据对当前模型本地地进行 SGD 演算法,然后服务器端再对结果模型做一个加权平均。

$$\begin{aligned} w_{t+1} \leftarrow \sum\nolimits_{k=1}^{K} \frac{n_k}{n} w_{t+1}^k \\ w_{t+1}^k \leftarrow w_t - \eta g_k \text{ , } \forall k \end{aligned}$$

 $g_k$ : 当前模型 $W_t$ 在客户端本地数据上的平均梯度  $W_{t+1}^k$ : 本地端的下一輪模型

 $\eta$ : 學習率 n: 總data 的数量  $n_k$ :  $client k \perp data$  的数量