

## 隐私保护大作业: FedAvg 算法

### 一、实验目的

掌握联邦学习基本技能, 理解 FedAvg 算法, 并且探究数据非独立同分布、模型稀疏更新情况下的算法收敛情况。

### 二、实验步骤

#### 1. 在 MNIST 上实现基础的 FedAvg 算法

提供的 Demo 里已经有 FedAvg 的基本实现, 且在 Examples/MNIST 文件夹下有 DNN 和 CNN 两种网络的定义。

#### 2. 考察不同的客户端比例

考察选取的客户端数目不同的联邦学习收敛情况。客户端总数固定 100 个, 此时考察每次 FedAvg 更新时选取的客户端数量不同的情况, 如: 5 个, 10 个, 30 个, 100 个。绘制不同客户端数目下的测试集 accuracy 曲线。

#### 3. 考察不同数据分布

考察数据分布不同的情况下的联邦学习收敛情况。Demo 里面已经提供了两种客户端数据生成方式。1. IID, 表示随机分割, 各个客户端数据分布一致; 2. 各个客户端仅包含某几个类别, 而非所有的 10 个类别。每个类别包含的样本数量相等。

绘制 IID 情况以及客户端分别包含 1、2、3、4 类都样本情况下的测试集 accuracy 曲线。

#### 4. 考察稀疏更新的情况。

稀疏更新, 指的是每轮客户端上传**稀疏的模型更新量**, 而非完整的模型或模型更新量。考察采用 top-k 稀疏 (模型参数更新量按照绝对值排序, 只选取前 k 的比例, 其他变成 0) 的情况, 绘制  $k = 1/1000, 1/500, 1/100, 1/50, 1/10$  的 accuracy 曲线图

### 三、提交内容

**实验报告:** 包含上述实验内容的 pdf 文件。

**实验代码:** 删除数据文件以及其他临时文件 (如.idea、\_\_pycache\_\_) 的实验代码, 仅包含 python 文件。

#### 参考文献:

差分隐私学习资料: [The Algorithmic Foundations of Differential Privacy](#)

稀疏更新论文: [Sparse Communication for Distributed Gradient Descent](#)