

第四次作业

2 (1)

1. **数据准备**: 收集用户 U_i 的历史用电量数据 $R_i(t)$, 并将数据按照时间顺序排序。

2. **噪声引入**: 对每个用户 U_i 在 t 时刻的真实用电量 $R_i(t)$, 应用拉普拉斯机制, 生成带有噪声的用电量数据。

$$\begin{aligned} P(x | b) &= \frac{1}{2b} \exp\left(-\frac{|x|}{b}\right) \\ &= \frac{1}{2b} \exp\left(-\frac{\epsilon |x|}{\Delta f}\right) \end{aligned}$$

对于每个用户 U_i , 加噪声后的用电量数据为:

$$\hat{R}_i^{(t)} = R_i^{(t)} + \text{Laplace}(0, b)$$

3. **构建模型**:

使用带有噪声的数据训练负荷预测模型。在训练过程中, 梯度更新的时候, 需要在梯度中添加拉普拉斯噪声, 以确保差分隐私。

$$\text{NoisyGradient} = \text{TrueGradient} + \text{Laplace}\left(0, \frac{\Delta f}{\epsilon}\right)$$

4. **使用模型预测用电负荷**

2 (2)

1. **初始模型分发**: 数据分析平台训练一个初始的负荷预测模型 w , 并使用差分隐私技术保护模型的参数。然后, 将该隐私保护的初始模型 w 分发给用户 U_i 。

2. **本地训练**: 用户 U_i 在本地使用自己的用电量数据进行模型的进一步训练, 而无需将真实用电量信息传输到数据分析平台。用户只需传输本地训练中生成的模型更新参数。训练中引入差分隐私机制, 即在模型参数更新的时候, 对梯度进行差分隐私处理。

$$\text{NoisyGradient} = \text{TrueGradient} + \text{Laplace}\left(0, \frac{\Delta f}{\epsilon}\right)$$

3. **模型更新传输**: 用户将带有差分隐私处理的模型更新参数传输回数据分析平台, 而不传输用户的原始用电量信息。

4. **使用模型预测用电负荷**