

1. 基于联邦学习的区域光伏功率概率预测方法，包括如下步骤：

步骤 1. 明确区域内各个参与联邦学习框架进行概率预测的光伏电站，收集一段时间内气象信息以及对应的光伏功率变量，并按时间顺序采集上述变量构成样本数据集；

步骤 2. 对步骤 1 获得的样本数据集进行预处理；

步骤 3. 对步骤 2 中的光伏电站的样本数据集进行分割，按照一定比例分割为训练集与测试集；

步骤 4. 分别对步骤 3 中训练集和测试集进行归一化；

步骤 5. 构建联邦学习框架；

步骤 6 中心服务器根据预测要求，建立全局预测模型；

步骤 7. 定义步骤 6 中建立的全局预测模型的训练误差函数、优化器与学习率，并将网络结构以及初始化参数分发至各个光伏电站；

步骤 8. 中心服务器根据与各个光伏电站的通信状态，选择若干光伏电站进行预测模型训练与反馈；

步骤 9. 对步骤 8 中被选择的各个光伏站点，使用步骤 4 中准备好的本地训练集和测试集分别进行模型训练与测试，并更新本地预测模型；

步骤 10. 各个光伏电站进行光伏功率概率预测；

步骤 11. 中心服务器接收步骤 9 中通过测试的本地预测模型，并更新全局预测模型；

步骤 12. 中心服务器向所有光伏电站分发更新后的全局模型；

步骤 13. 重复步骤 7 至步骤 12，进行全局模型的滚动更新。

2. 根据权利要求 1 所述的基于联邦学习的区域光伏功率概率预测方法，其特征为：所述气象信息包括总辐照度、直接辐照度、散射辐照度数据，气温、气压、风速、风向、相对湿度。

3. 根据权利要求 1 所述的基于联邦学习的区域光伏功率概率预测方法，其特征为：所述步骤 2 进一步包括：对于样本数据集中的数据，如果存在数据明显偏离近期测量数据范围，则很可能是异常点，此时采取平均法进行处理，即使用近期数据的平均值进行替代；

对于小于 0 的总辐照度、直接辐照度、散射辐照度数据、光伏功率数据，使

用 0 替代；

对于时间信息，取其小时数以及星期数进行独热编码处理，处理方式如下：

使用 N 位状态寄存器来对 N 个状态进行编码，每个状态都由他独立的寄存器位，并且在任意时候，其中只有一位为 1。

4. 根据权利要求 1 所述的基于联邦学习的区域光伏功率概率预测方法，其特征在于：所述步骤 3 进一步包括：所述样本数据集进行分割是按照 8:2 或 7:3 的比例不打乱顺序地分割为训练集与测试集。

5. 根据权利要求 1 所述的基于联邦学习的区域光伏功率概率预测方法，其特征在于：所述步骤 4 中归一化过程使得除时间信息外的不同量纲数据转化为值域为 $[0, 1]$ 的无量纲数，变化方式如下

$$x'_i = \frac{x_i - \mu_A}{\sigma_A}$$

其中， x_i 为原始数值， x'_i 为归一化后数据， μ_A 为变量 A 的均值， σ_A 为该变量的标准差。

6. 根据权利要求 1 所述的基于联邦学习的区域光伏功率概率预测方法，其特征在于：所述步骤 5 进一步包括：所述联邦学习框架被包含中心服务器与各个光伏电站，中心服务器负责统筹预测模型训练过程，各个光伏电站则参与模型更新与计算预测值；

7. 根据权利要求 1 所述的基于联邦学习的区域光伏功率概率预测方法，其特征在于：所述步骤 6 进一步包括：采用贝叶斯长短期记忆神经网络模型来计算某一光伏电站功率预测值，该神经网络模型主要包含长短期记忆网络结构以及变分推断结构；变分推断结构使用蒙特卡洛 Dropout 技术实现；最终考虑不确定性的预测结果通过多次进行前向训练得到不同的结果的方差进行表征。

8. 根据权利要求 7 所述的基于联邦学习的区域光伏功率概率预测方法，其特征在于：所述步骤 7 进一步包括：所述模型训练误差函数选择为均方误差 (MSE)，如下：

$$MSE = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (y_i - \hat{y}_i^*)$$

其中， y_i 和 $\hat{y}_i^*$ 分别表示数据集中第 i 个实际光伏功率与对应的贝叶斯长短期记忆

神经网络预测值， K 为使用的数据的条数。

9. 根据权利要求 1 所述的基于联邦学习的区域光伏功率概率预测方法，其特征在于：所述步骤 9 进一步包括：若所述模型测试结果误差小于设定阈值则使用该训练模型进行预测，反之则使用上一轮次的全局模型进行预测。

10. 一种针对区域能源协同调控系统，其特征为：包括如权利要求 1-9 任一所述的基于联邦学习的区域光伏功率概率预测方法。