观测+解释 → NWP预报能力分析 → 基于关键高度和数据源的校正+预测策略

1. 观测数据分析：

功率数据与所有观测数据的相关性分析，风速各自的相关性结果。

这些高相关性下代表了什么样子的廓线形态，我们也在EOF分解的方法下得到了垂直方向的各个模态，发现第一模态解释方差已经达到94%，前两个模态解释方差累计可达98%。所以改场站的近地面的风速来说，其主要形状为均匀的低风切变的形态。各自相关性较高。

更进一步希望知道为什么10m的风速相关性最高，使用EEMD方法分析了最为相关的变量，解释了为什么10m风与70m风的差异。

另外，我们从另一个可解释性的AI的角度进行了完美数据预测功率，我们发现结果与观测分析有较好的一致性。可解释性AI的结果可信，更进一步的更为细化的分析，是否10m的重要性一直最好，或者不同条件下是否存在轮毂高度贡献最为重要的情况。所以我们细化了分为了白天稳定、白天不稳定、夜间温度、夜间不稳定、以及中性条件下各自的SHAP解释。我们最终发现……

1. 预报差异分析：

我们至此已经分析了对于功率预测重要的气象要素，以及不同条件下各自不同的重要性。然后我们第二部分要探讨整体预报，不同条件下的，各种重要变量的预报能力的表现。同时对比两种气象数据源的日前预报。

期望结论：在不同的条件下，二者表现各不相同，有的ec好，有的gfs好。

目前确认了阿尔法的阈值范围

不同分类条件下：从两个方面进行分析->特征重要程度，特征本身预报能力两个方面决定(特征本身的预报能力又从两个数据源分别对比)

1. 日前功率预报改进：（融合数据模型）

实际应用时考虑到无法获知稳定度的情况，所以考虑到给出整体的建模策略而非各类情况单独建模策略。其中包含，直接建模的a1, a2；以及基于两种模型的堆叠模型；以及融合两类数据后的建模；以及先订正风速，再建模的积累方式。

a1直接ec建模，a2直接gfs建模，b: a1 stack a2, c :(ec gfs mean), d wind-power

(潜在分析一下，在各种条件下的改进，以及各种方法的缺陷)

**第三部分：基于前两部分发现设计风速校正与功率预测策略**

* **结合前面发现的重要高度和NWP偏差特征**，设计单变量（10m、70m）和多高度融合校正方案；
* 分别在两个数据源上做校正和功率预测，体现不同NWP数据的不同表现；
* 同时考虑联合融合校正，利用多源信息提升输入质量和预测性能。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **模型编号** | **数据源** | **输入特征** | **是否校正** | **备注** |
| G-M1-10m | GFS-WRF | 原始10m | 否 | GFS单变量原始 |
| G-M2-10m | GFS-WRF | 校正后的10m | 是 | GFS单变量校正 |
| G-M1-70m | GFS-WRF | 原始70m | 否 | GFS单变量原始 |
| G-M2-70m | GFS-WRF | 校正后的70m | 是 | GFS单变量校正 |
| G-M3 | GFS-WRF | 校正后的10m + 70m | 是 | GFS多高度融合校正 |
| E-M1-10m | EC-WRF | 原始10m | 否 | EC单变量原始 |
| E-M2-10m | EC-WRF | 校正后的10m | 是 | EC单变量校正 |
| E-M1-70m | EC-WRF | 原始70m | 否 | EC单变量原始 |
| E-M2-70m | EC-WRF | 校正后的70m | 是 | EC单变量校正 |
| E-M3 | EC-WRF | 校正后的10m + 70m | 是 | EC多高度融合校正 |
| Fusion-M1 | 融合校正输入 | 联合校正后的10m + 70m | 是 | 两数据源联合校正，融合输入 |