# 电力需求数据集探索性数据分析与特征工程

github.com/SakuraPuare/ElectricityDemand

廖嘉旺

Hubei University of Arts and Science

2025 年 4 月 24 日

# 目录

# 背景与目标

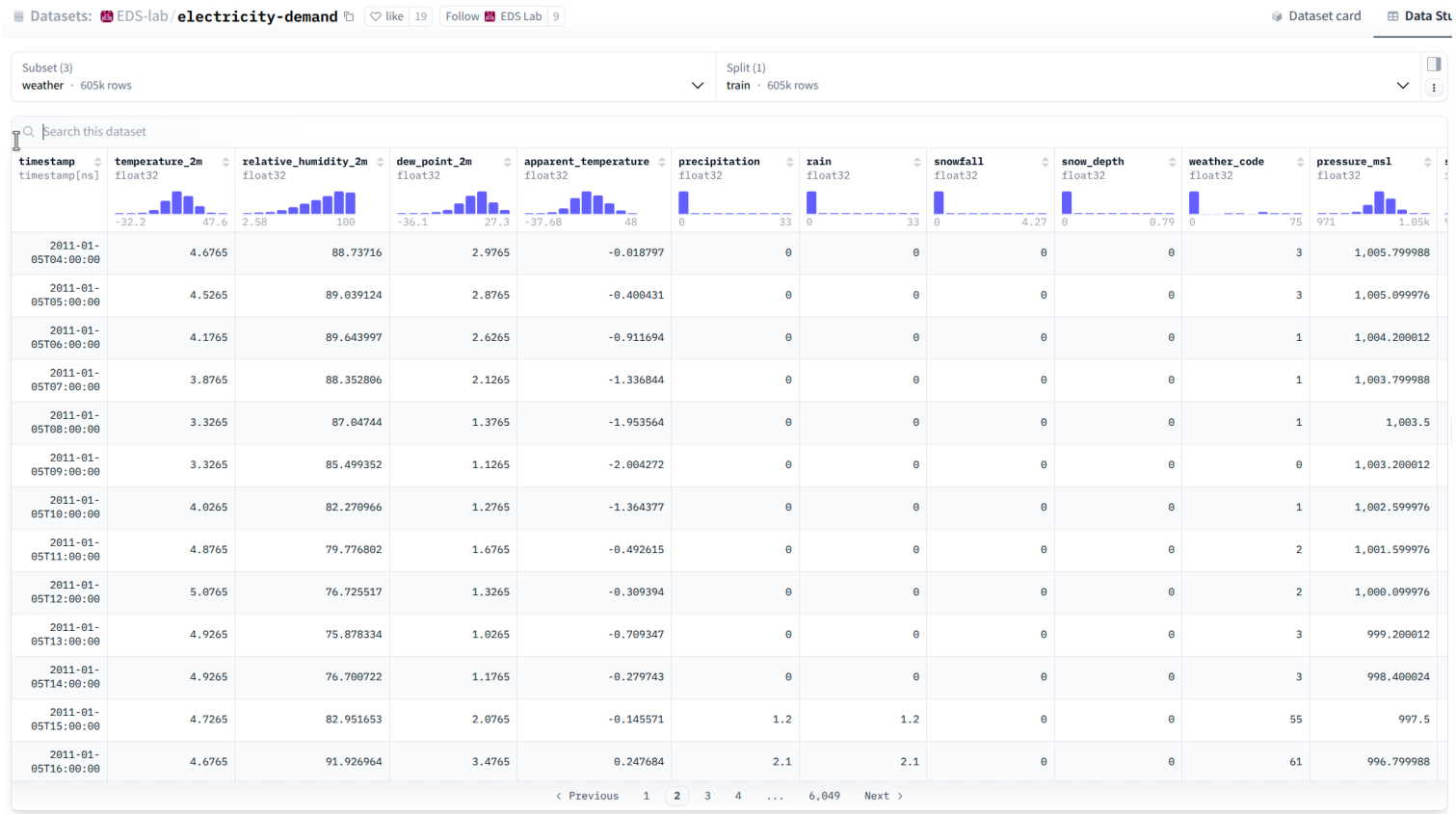
- 电力需求预测的重要性
- 本报告目标：
  - 数据集理解与探索性分析 (EDA)
  - 数据质量评估
  - 数据整合与特征工程构建预测特征集

# 主要数据文件

我们使用了 Hugging Face 上的电力需求数据集，地址为：
https://huggingface.co/datasets/EDS-lab/electricity-demand
该数据集包含三个主要文件：

- **电力需求数据 (data/demand.parquet)**：
  - unique_id：仪表的唯一 ID
  - timestamp：本地时间记录周期的开始时间戳
  - y：当前时段的用电量 (kWh)
- **元数据 (data/metadata.parquet)**：
  - 包含仪表信息：unique_id, dataset, building_id, location_id
  - 地理信息：latitude, longitude, location, timezone
  - 建筑信息：freq, building_class(住宅/商业), cluster_size
- **天气数据 (data/weather.parquet)**：
  - 基础信息：location_id, timestamp
  - 主要天气变量：温度、湿度、降水、风速、云量等

# 数据集摘要



Datasets: EDS-lab / electricity-demand  like 19  Follow EDS Lab 9  Dataset card  Data Stu

Subset (3): weather · 605k rows

Split (1): train · 605k rows

Search this dataset

| timestamp<br>timestamp[ns] | temperature_2m<br>float32<br>-32.2 47.6 | relative_humidity_2m<br>float32<br>2.58 100 | dew_point_2m<br>float32<br>-36.1 27.3 | apparent_temperature<br>float32<br>-37.68 48 | precipitation<br>float32<br>0 33 | rain<br>float32<br>0 33 | snowfall<br>float32<br>0 4.27 | snow_depth<br>float32<br>0 0.79 | weather_code<br>float32<br>0 75 | pressure_msl<br>float32<br>971 1.05k |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 2011-01-05T04:00:00 | 4.6765 | 88.73716 | 2.9765 | -0.018797 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 1,005.799988 |
| 2011-01-05T05:00:00 | 4.5265 | 89.039124 | 2.8765 | -0.400431 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 1,005.099976 |
| 2011-01-05T06:00:00 | 4.1765 | 89.643997 | 2.6265 | -0.911694 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1,004.200012 |
| 2011-01-05T07:00:00 | 3.8765 | 88.352806 | 2.1265 | -1.336844 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1,003.799988 |
| 2011-01-05T08:00:00 | 3.3265 | 87.04744 | 1.3765 | -1.953564 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1,003.5 |
| 2011-01-05T09:00:00 | 3.3265 | 85.499352 | 1.1265 | -2.004272 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1,003.200012 |
| 2011-01-05T10:00:00 | 4.0265 | 82.270966 | 1.2765 | -1.364377 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1,002.599976 |
| 2011-01-05T11:00:00 | 4.8765 | 79.776802 | 1.6765 | -0.492615 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1,001.599976 |
| 2011-01-05T12:00:00 | 5.0765 | 76.725517 | 1.3265 | -0.309394 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1,000.099976 |
| 2011-01-05T13:00:00 | 4.9265 | 75.878334 | 1.0265 | -0.709347 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 999.200012 |
| 2011-01-05T14:00:00 | 4.9265 | 76.700722 | 1.1765 | -0.279743 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 998.400024 |
| 2011-01-05T15:00:00 | 4.7265 | 82.951653 | 2.0765 | -0.145571 | 1.2 | 1.2 | 0 | 0 | 55 | 997.5 |
| 2011-01-05T16:00:00 | 4.6765 | 91.926964 | 3.4765 | 0.247684 | 2.1 | 2.1 | 0 | 0 | 61 | 996.799988 |

‹ Previous 1 2 3 4 ... 6,049 Next ›

图：数据集摘要

# 规模、缺失、重复与时间范围

1. **数据量:**
   - Demand: 2.38 亿条
   - Metadata: 7572 条
   - Weather: 60.5 万条
2. **缺失值:**
   - Demand: y ( 1.3%) 缺失
   - Metadata: 位置信息 ( 3.1%) 缺失
   - Weather: 无缺失
3. **重复值:**
   - Demand/Metadata: 未发现基于关键列的重复
   - Weather: 极少量重复 (基于 location_id, timestamp，已处理)
4. **时间范围:**
   - Demand: 2011-01-01 ~ 2017-12-31
   - Weather: 2011-01-01 ~ 2019-01-01 (覆盖需求数据)

# 技术栈与计算环境

**技术栈:**

- Apache Spark 3.5.0 & PySpark - 大规模数据处理
- Pandas/NumPy - 数据分析与处理
- Matplotlib/Seaborn - 可视化
- Jupyter Notebook - 交互式开发
- Loguru / Log Utils - 日志记录

**计算环境:**

- 96 核心 CPU, 196GB RAM
- 腾讯云服务器
- 运行时间：约 10 小时

# 分布特征与统计摘要

**需求数据详细统计 (基于完整数据):**

- 总记录数: 237,944,171 条
- y 非空记录: 234,857,893 条
- y 缺失记录: 3,086,278 条 (1.30%)
- y 非正值 ($\leq 0$): 2,499,640 条 (占非缺失值的 1.06%)

# 分布特征与统计摘要

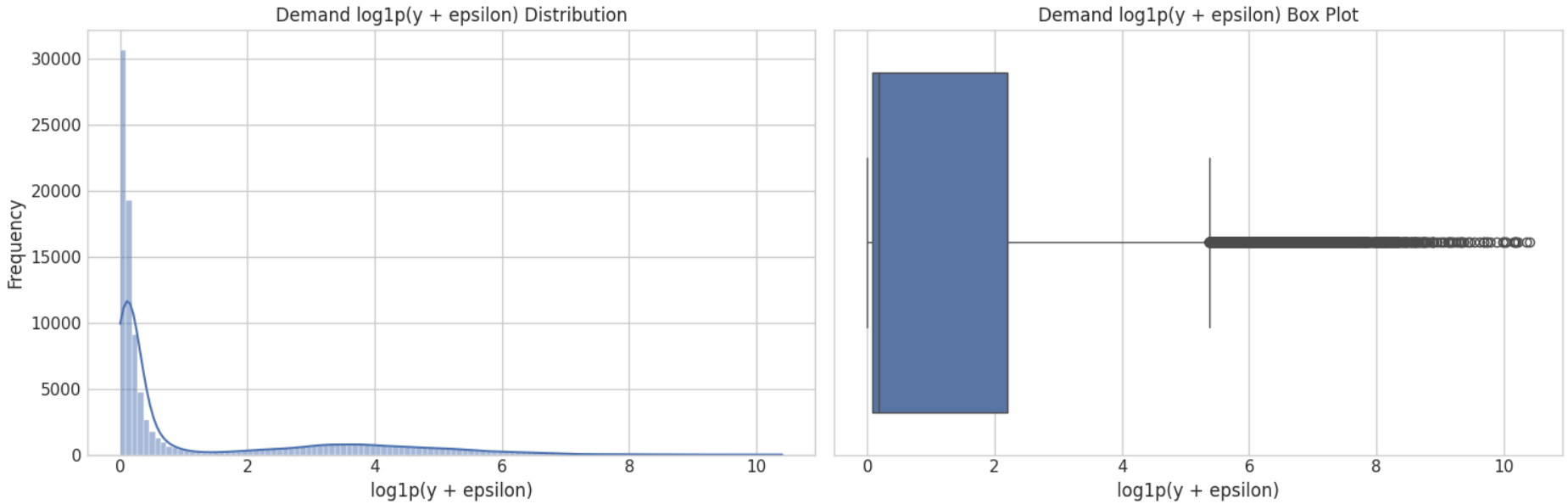
**需求值分布统计:**

- 均值 (Mean)：44.90 kWh
- 标准差 (Std)：394.25 kWh
- 最小值 (Min)：0.00 kWh
- 中位数 (Median)：0.20 kWh
- 75% 分位：7.62 kWh
- 最大值 (Max)：221,228.00 kWh

- **多重周期性:**
  - 日内周期 (Daily)：白天高，夜间低。
  - 周内周期 (Weekly)：工作日与周末模式差异。
  - 年度周期 (Annual)：季节性波动 (如冬夏高峰)。
- **其他特性:** 波动性、异常值、不同用户模式多样性。

# 分布形态

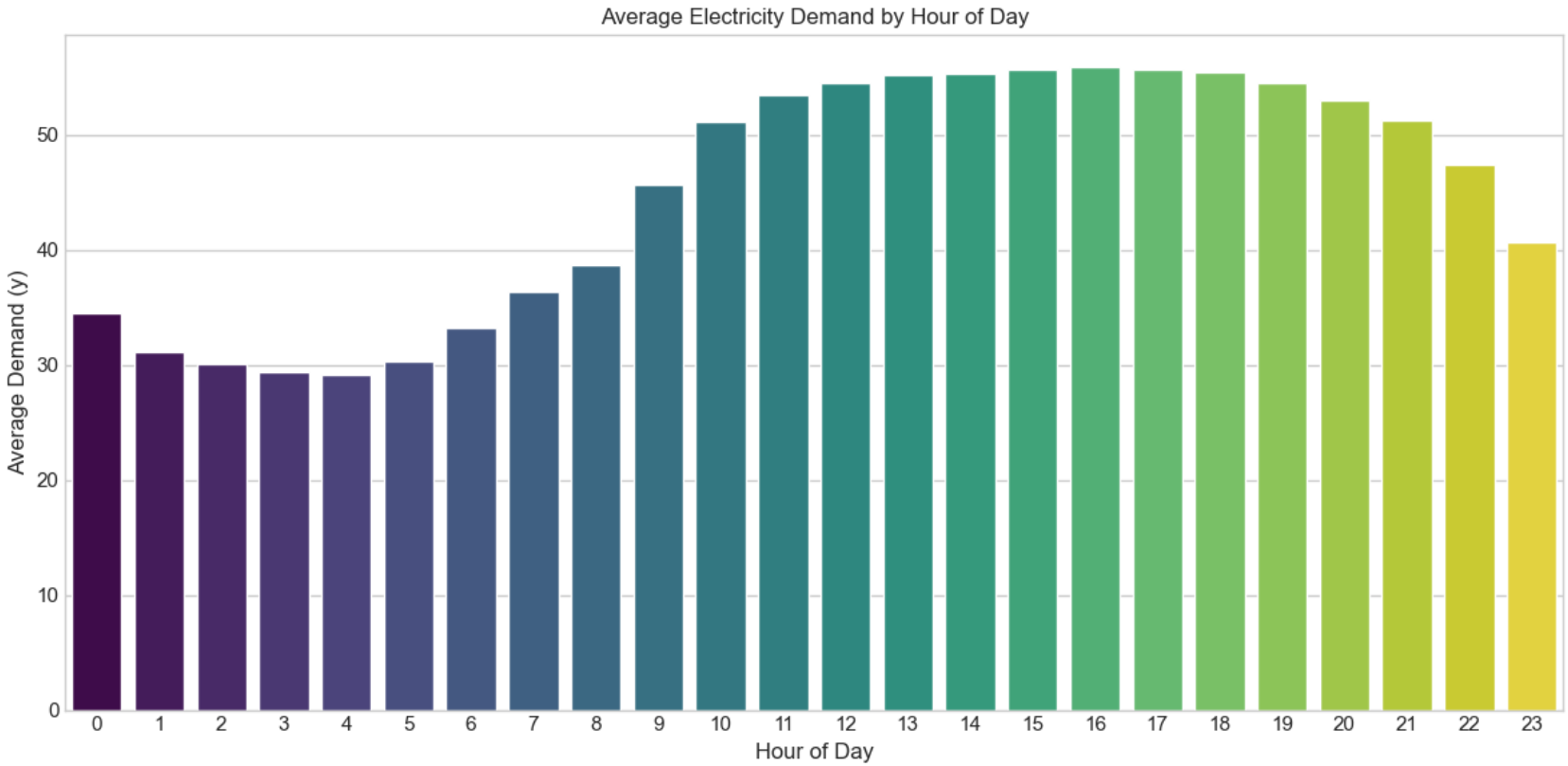
高度右偏，存在极端高值。Log1p 变换有助于改善对称性。




图：需求值 log1p 变换分布

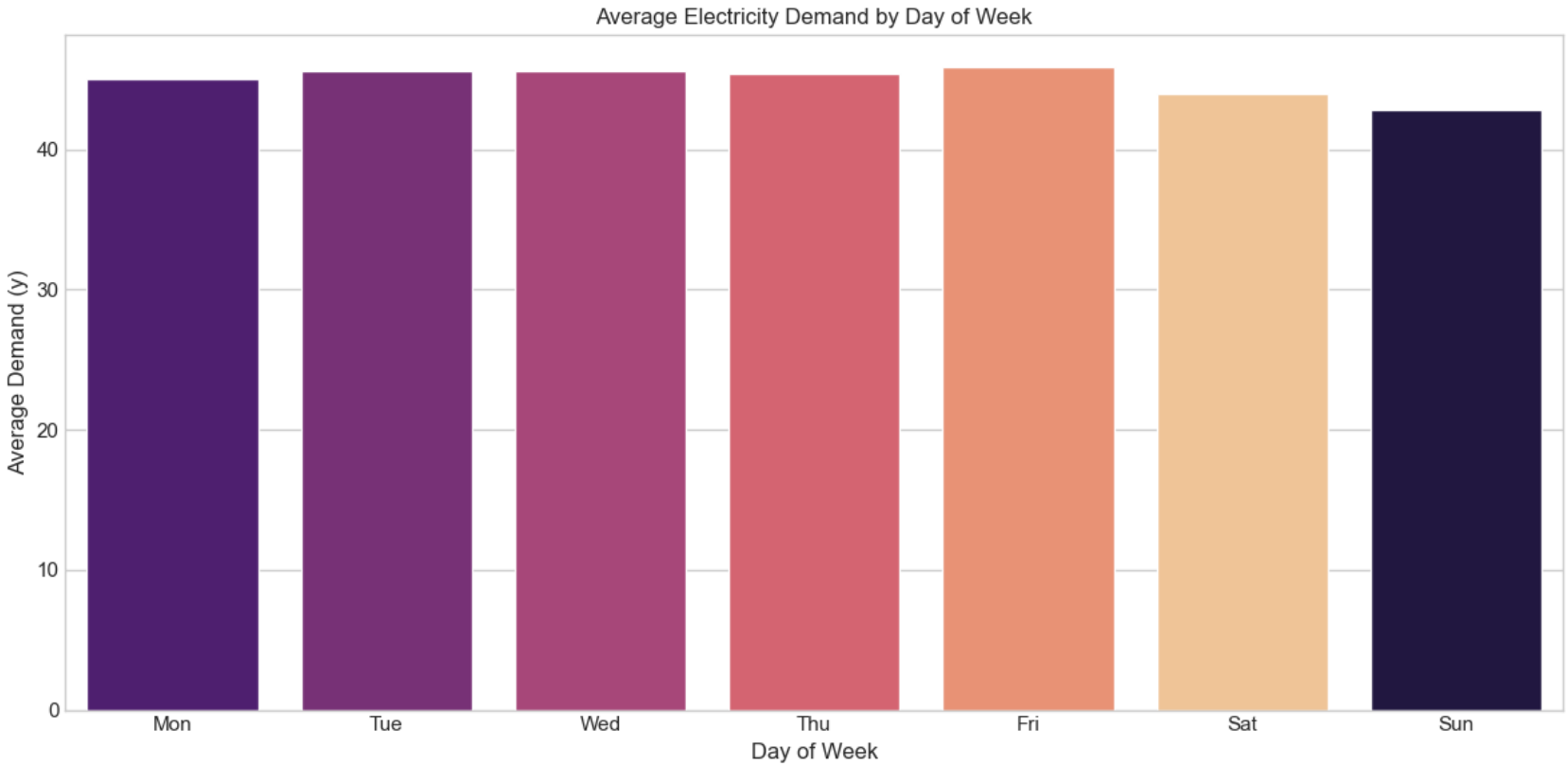
# 时间序列样本示例

## 1. 小时周期性:



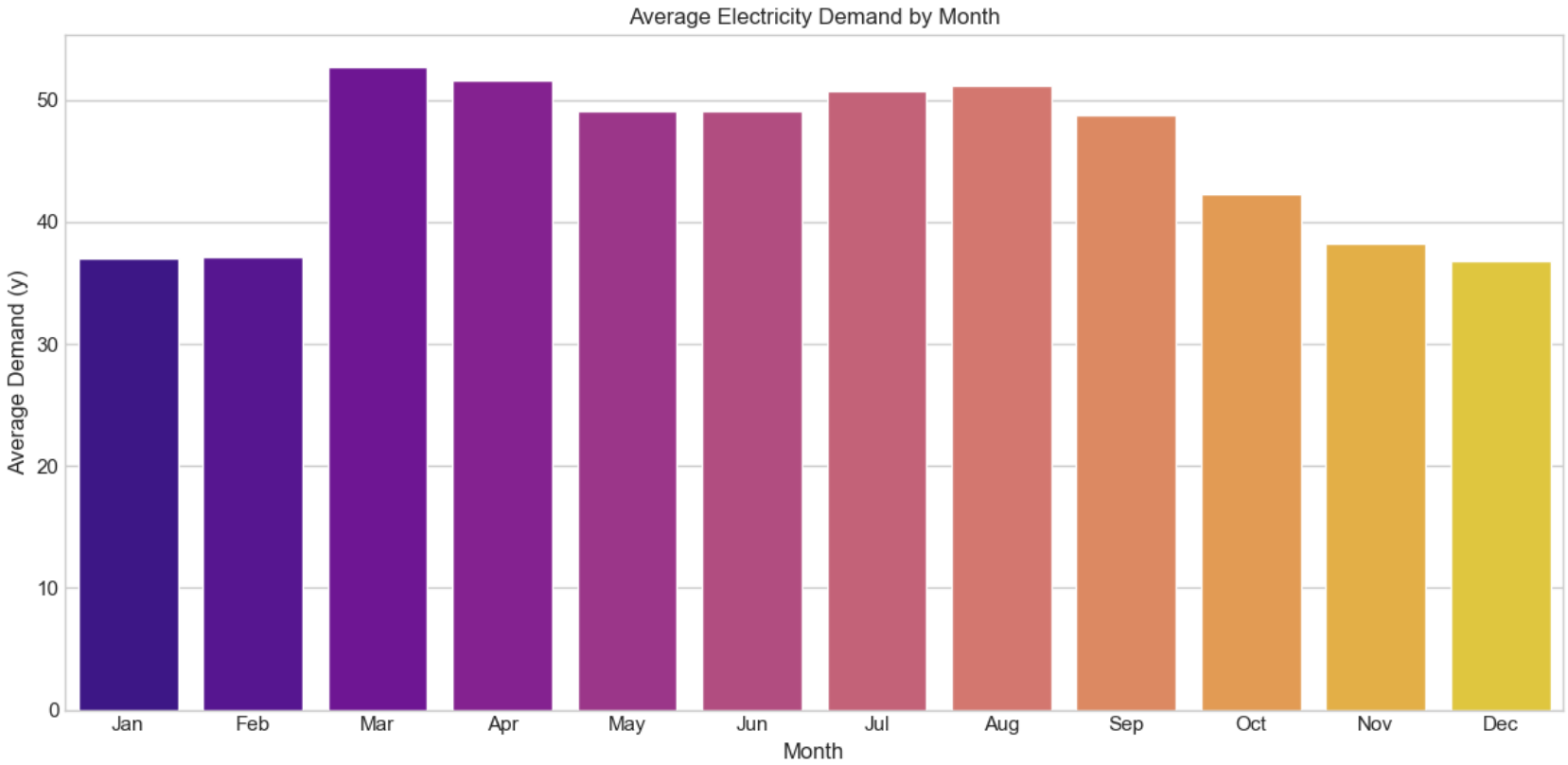
# 需求时间序列特征

## 2. 日周期性:



# 需求时间序列特征

## 3. 月周期性:



# 仪表与位置信息分布

- **建筑类型 (Building Class):** 以 Residential (住宅) 为主 ( 78%), Commercial (商业) 占比较少 ( 22%)。
- **位置 (Location):** 大部分集中在 London, UK ( 74%)，少量分布在葡萄牙 (PT) 和华盛顿特区 (Washington DC)。存在缺失位置信息 ( 3.1%)。
- **采样频率 (Freq):** 主要频率包括 30 分钟 (30T，73%)，1 小时 (1H, 21%) 和 15 分钟 (15T，5%)。

# 主要天气特征分布与时间特性

## 主要分类特征分布:

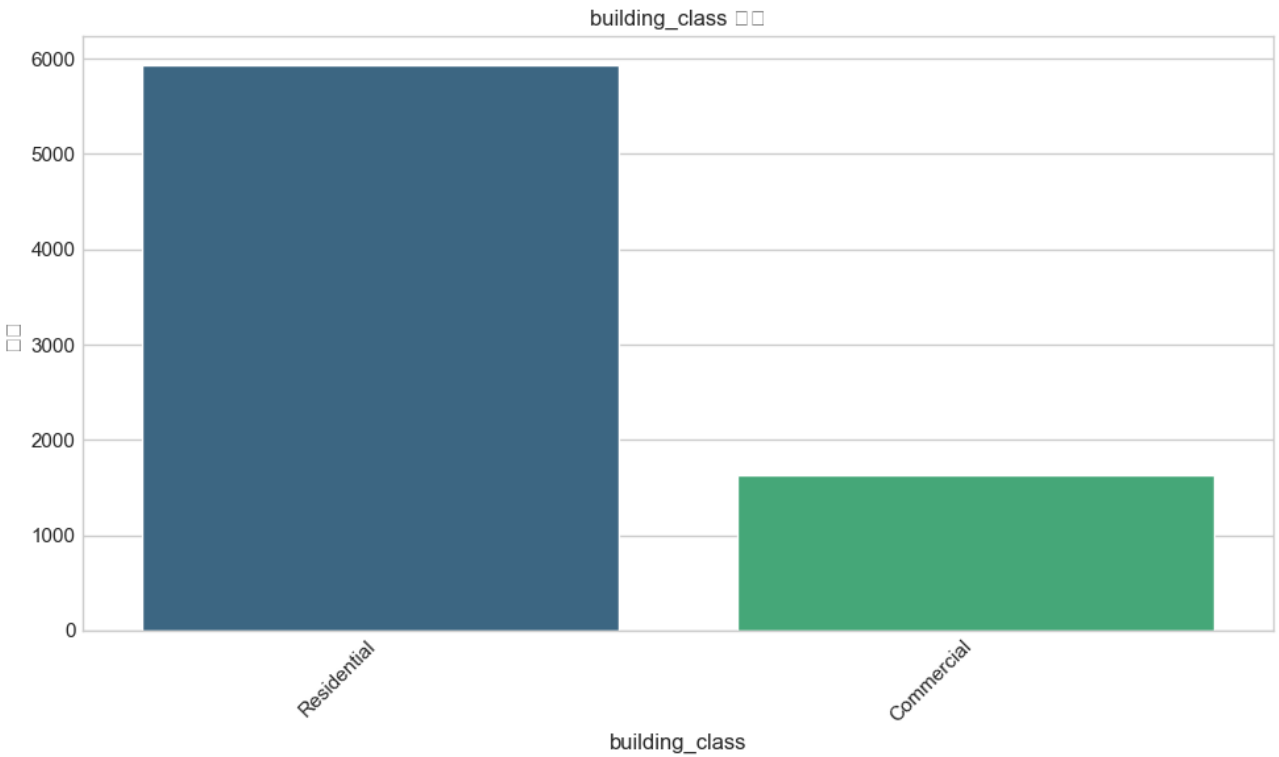



图: 建筑类型分布

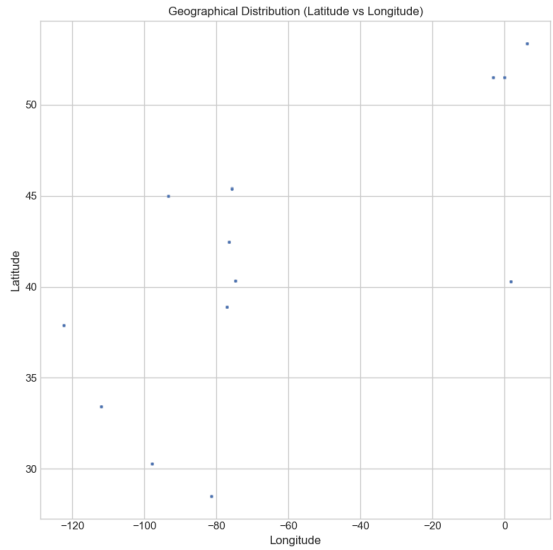



图: 监测点地理位置

# 天气数据分析

- **数值特征分布:** 温度 (temperature_2m) 近似正态分布，相对湿度 (relative_humidity_2m) 分布较广，降水 (precipitation) 存在大量零值 (零膨胀)，风速 (wind_speed_10m) 呈右偏分布。
- **时间特性:** 天气数据主要以 1 小时为采样频率，记录规整。

**主要天气特征分布示例:**

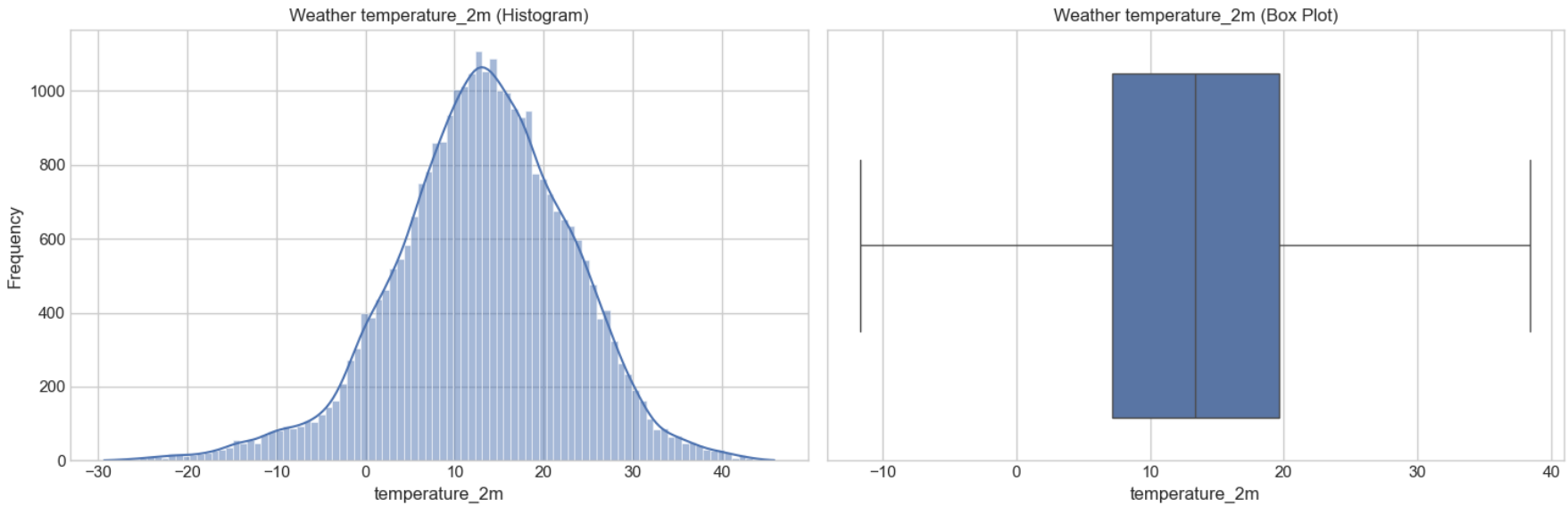



图: 温度分布

## 主要天气特征分布示例:

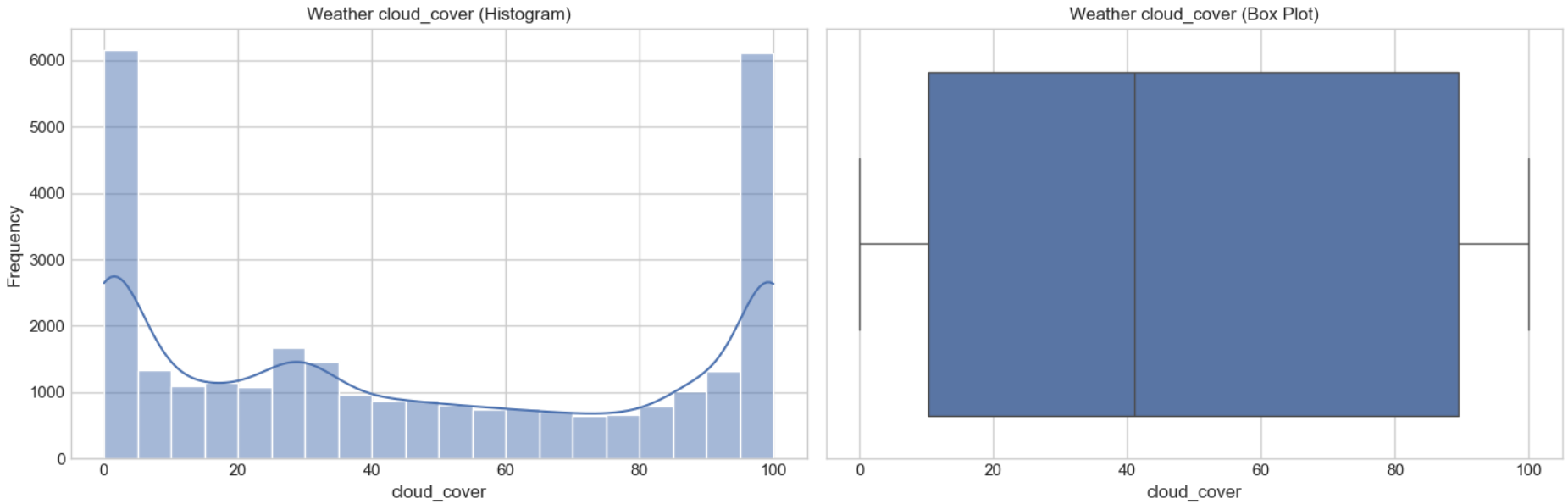



图: 总云量分布

# 建筑类型与天气的影响

1. **需求与元数据关系 (建筑类型):**
   - Commercial (商业) 建筑的电力需求量级通常显著高于 Residential (住宅)，且波动更大。

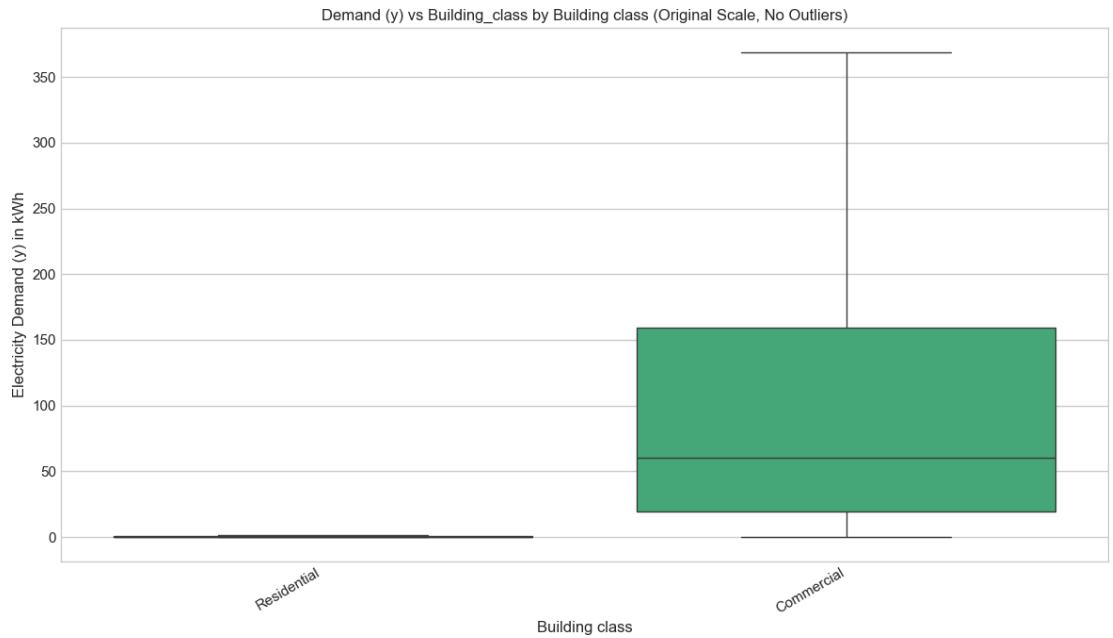



图: 需求 vs 建筑类型 (原始尺度)

# 需求与其他数据关系

**2. 需求与天气关系 (基于抽样合并):**

- 与 Temperature 呈弱正相关 ( 0.03)。
- 与 Relative Humidity 呈中度负相关 ( -0.20)。
- 天气特征内部存在相关性，如温度与体感温度、云量特征之间。

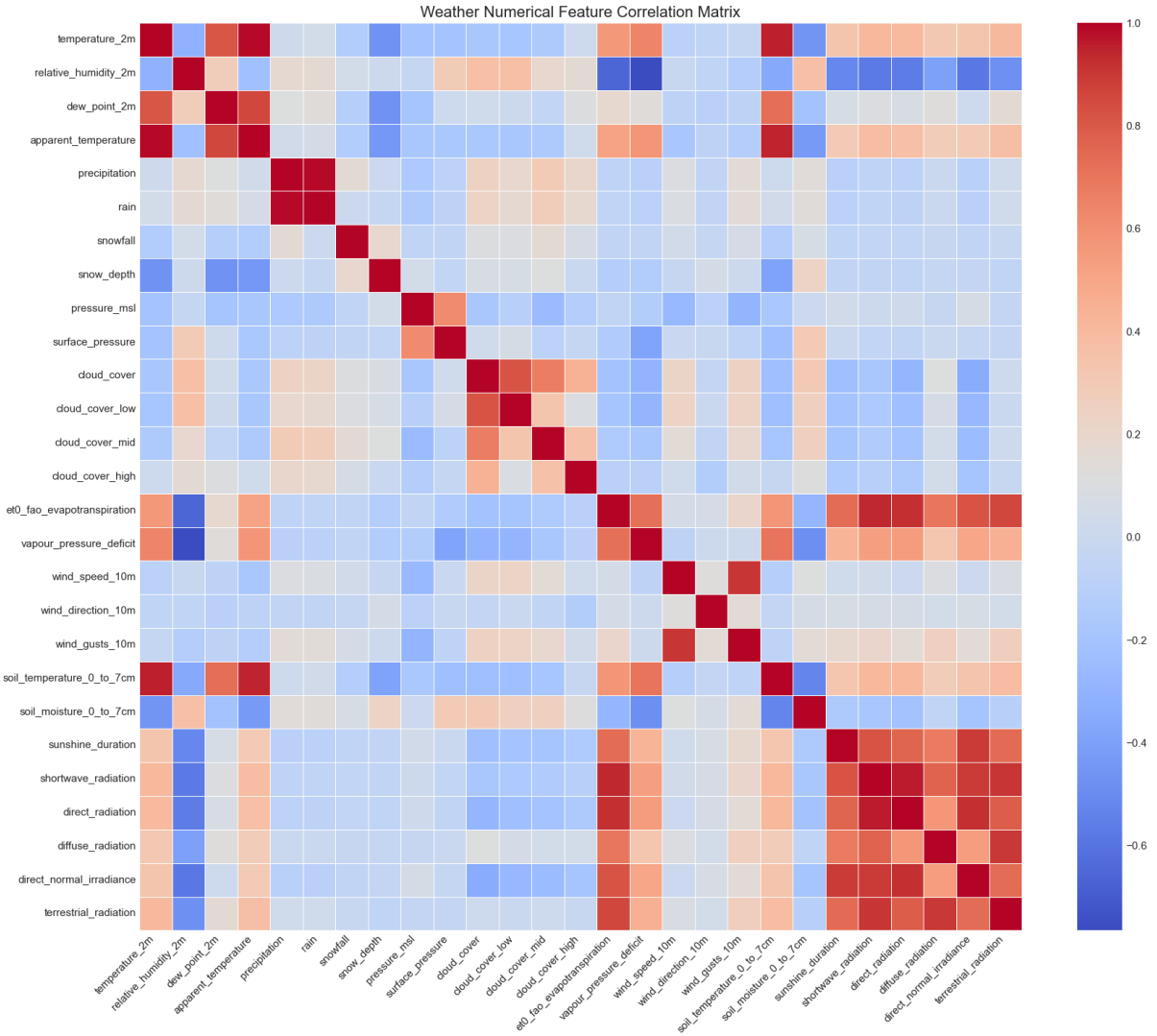
# 多源数据合并步骤

1. **加载与初步处理:** 加载 Demand, Metadata, Weather 数据。对 Demand 进行初步清洗（处理缺失和非正值）。
2. **需求数据频率匹配:** 将不同频率的 Demand 数据重采样并聚合到统一的 **小时 (1H)** 频率，以匹配 Weather 数据。对于 freq $<$ 1H 的数据，进行求和或平均聚合；对于 freq $>$ 1H 的数据，考虑插值或保持原样（本项目聚合到小时）。
3. **Weather 数据处理:** 清理 Weather 数据中的少量重复记录，确保每个 location_id 在每个小时点只有一条记录。
4. **数据合并:**
   - 将重采样后的 Demand 数据与 Metadata 数据通过 unique_id 进行左连接。
   - 将上一步的结果与处理后的 Weather 数据通过 location_id 和小时级 timestamp 进行左连接。

# 合并成功率与天气特征相关性

- **合并成功率:** 约 1.73% 的需求记录因元数据中缺少有效的 location_id 或无法在天气数据中找到匹配的时间点，未能成功关联天气信息。其余数据 ( 98.27%) 成功合并。
- **天气特征内部相关性:** 合并后的数据集中，天气特征之间存在显著相关性，如下图所示。这在特征选择或模型选择时需要注意（如多重共线性)。

# 数据整合结果诊断




图：天气特征相关性矩阵

# 构建预测特征集

基于合并后的数据集，我们构建了以下类型的预测特征：

**1. 时间特征:**

- 从 timestamp 中提取：年 (year)，月 (month)，日 (day)，星期几 (dayofweek)，年内天 (dayofyear)，小时 (hour)。
- 考虑循环特征编码（如使用 sin/cos 转换小时和星期几）。

**2. 滚动窗口统计特征:**

- 基于历史电力需求 (y)。
- 在每个 unique_id 的时间序列上计算。
- 考虑不同窗口大小 (例如，过去 3H, 12H, 24H, 168H)。
- 计算统计量如：均值 (mean_lag_Xh), 标准差 (std_lag_Xh), 最小值 (min_lag_Xh), 最大值 (max_lag_Xh)。

# 特征工程

**3. 原始/合并特征:**

- 来自 Metadata：building_class, location_id, freq 等 (需进行编码)。
- 来自 Weather：temperature_2m, relative_humidity_2m, apparent_temperature 等。

**缺失值处理:** 移除了目标变量 y 缺失的行；滚动特征计算初期产生的缺失值也需处理（例如，移除或使用插补)。
**输出:** 最终特征集按年/月分区存储为 Parquet 文件 (data/features.parquet)。

# 主要发现回顾

- **数据特性:** 规模大，包含需求、元数据、天气多源信息；需求分布高度右偏，存在非正值和异常值。
- **数据质量:** 存在少量 y 缺失和元数据位置信息缺失，天气数据有少量重复（已处理）。
- **关系:** 建筑类型（商业需求显著高于住宅）和天气（温湿度）与电力需求存在关联。天气特征内部有相关性。
- **时间模式:** 需求表现出清晰的日、周、年度周期性。不同数据源的时间频率不匹配已通过重采样到小时频率解决。
- **处理过程:** 利用 Spark 有效处理了大规模数据；通过抽样和可视化进行了深入的 EDA；成功整合了异构数据源并构建了初步的时间、滚动、原始特征集。

# 初步模型评估与结论

使用了基于小时频率聚合并进行特征工程的数据集 (data/features.parquet) 训练了两个 Spark MLlib 回归模型，并在测试集上进行了评估 (基于时间分割)。

**1. MLlib 线性回归 (Linear Regression)**

- 测试集 RMSE: 73.81
- 测试集 MAE: 5.86

**2. MLlib GBT 回归 (Gradient Boosted Trees Regression)**

- 测试集 RMSE: 175.40
- 测试集 MAE: 54.04

# GBT 模型特征重要性 (Top 10):

- y_rolling_max_3h (近期最大需求): 0.1882
- y_rolling_stddev_48h (过去 2 天需求波动): 0.1161
- y_rolling_stddev_6h (近期需求波动): 0.0969
- hour (小时): 0.0946
- y_rolling_min_48h (过去 2 天最小需求): 0.0908
- y_rolling_min_168h (过去 1 周最小需求): 0.0888
- y_rolling_stddev_3h (极近期需求波动): 0.0519
- soil_temperature_0_to_7cm (土壤温度): 0.0470
- y_rolling_stddev_24h (过去 1 天需求波动): 0.0394
- year (年份): 0.0338

# 模型训练结果与初步解读

**初步结论与解读:**

- **模型性能对比:** 出乎意料地，简单的线性回归模型在测试集上的表现 (RMSE=73.81, MAE=5.86) 显著优于梯度提升树回归模型 (RMSE=175.40, MAE=54.04)。这表明当前的 GBT 模型可能存在调优不足、过拟合或特征处理等问题，需要进一步检查。
- **特征重要性:** GBT 模型的结果显示，近期历史用电量相关的滚动统计特征 (特别是过去 3 小时的最大值、不同时间窗口的标准差和最小值) 是最重要的预测因子。时间特征 (小时、年份) 也具有较高的重要性。土壤温度作为一个天气相关特征也进入了 Top 10。
- **下一步:** 需要深入分析 GBT 模型性能不佳的原因，并考虑优化模型参数或尝试其他模型。线性回归的较好表现可能得益于其简单性或对当前特征集的适应性，但也需警惕其可能无法捕捉复杂的非线性关系。

# 下一步：模型结果分析与改进

1. **模型结果分析:**
   - 分析已训练模型的性能（RMSE, MAE）。
   - 检查特征重要性，理解哪些特征对预测贡献最大。
   - 进行误差分析，了解模型在哪些情况下表现不佳。
2. **模型改进或探索其他模型:**
   - 尝试更复杂的模型架构或算法。
   - 探索特征工程的其他方法，如交互特征或更高阶统计量。
   - 考虑使用时间序列模型，如 ARIMA, Prophet, LSTM 等。
3. **模型评估与选择:**
   - 在验证集上评估不同模型的性能。
   - 选择最优模型并在测试集上进行最终评估。
4. **预测与应用:** 使用最优模型对未来的电力需求进行预测。