

二、建模与求解

问题四的建模与求解

1. 基于降尺度气象预报的光伏功率预测模型构建

本问在延续前一问建模框架的基础上，进一步探索不同气象数据源对光伏功率预测性能的影响。具体而言，在不改变模型结构、数据划分策略、时间滑窗方式等基础设置的前提下，我们将原先输入序列中所使用的 NWP 数值天气预报特征，替换为 LMD 提供的同类变量，并观察模型预测精度的变化。这一设置可有效评估 LMD 气象信息对光伏预测任务的适用性与稳定性，为气象数据源的选取提供实证依据。

与前一问相同，我们采用功率历史序列作为基础输入，并结合气象特征构建多维时间序列输入。对于每一个预测时刻 t ，我们截取其前 96 个时间步的数据构成输入序列。序列中包含一个功率通道与七个 LMD 气象通道，分别为：总辐照、散射辐照、气温、气压、风向、风速。这些通道构成一个 8×96 的二维特征矩阵。

相较于 NWP 提供的粗分辨率，LMD 数据具有更高的空间分辨率或更靠近测站观测点的代表性，因此本问在特征选择过程中，实质上完成了一次空间尺度的下沉操作。这一过程并不依赖传统的物理插值或统计映射技术，而是直接以站点级别的 LMD 数据替代原始的大区域平均值，隐式完成了从区域尺度向局地尺度的模型迁移，从而更贴近电站实际运行的微气象环境。

模型结构部分，采用与上一问一致的单层 LSTM 网络，配合全连接回归输出。该网络可表示为：

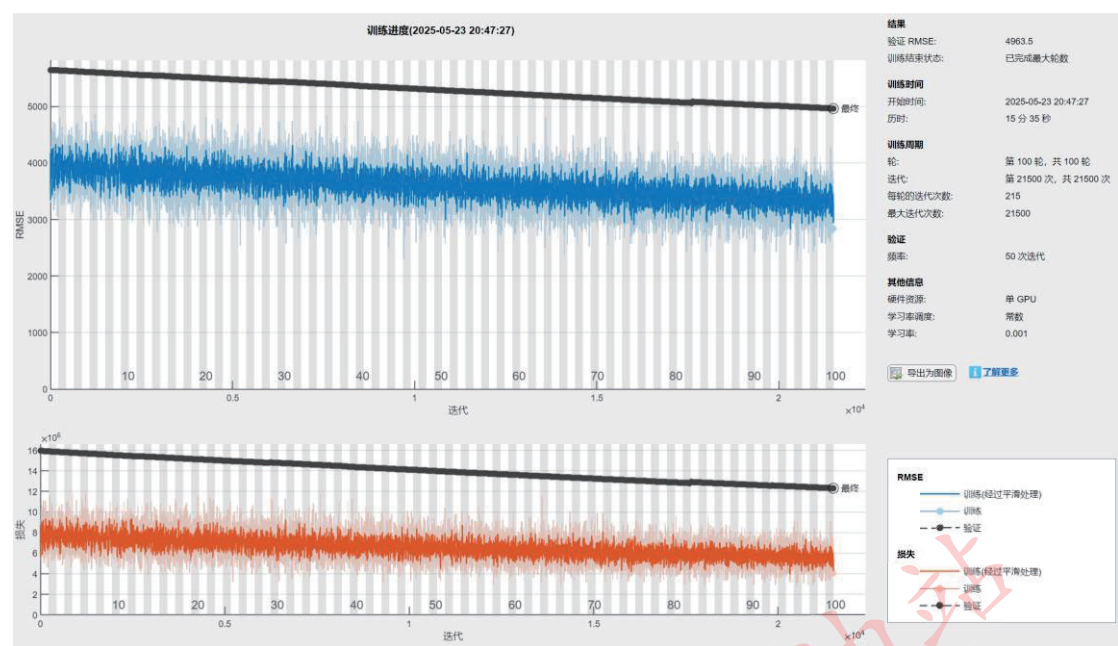
$$\hat{y}_t = W_o \cdot h_t + b_o$$

其中 h_t 是 LSTM 网络在时刻 t 的输出状态， \hat{y}_t 为预测功率， W_o 与 b_o 分别为输出层的权重与偏置项。

在数据划分方面，我们继续采用“第 2、5、8、11 月的最后一周”作为测试集，其余数据为训练集，并将训练集中后 10% 的样本划出作为验证集。在训练过程中，优化目标为均方误差损失函数：

$$\mathcal{L} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2$$

2. 模型求解与分析



从第四问训练过程图以及最终误差指标(EMA_E=0.2103, ER_{MSE}=0.2676)来看,整体模型预测精度相比第三问(EMA_E=0.2155, ER_{MSE}=0.2720)略有提升,尤其是在均方根误差方面下降了近0.0044(单位归一化后),表明使用LMD气象数据的预测结果在误差平方意义上比使用NWP更接近真实值。

结合训练过程图分析,第四问中训练RMSE和验证RMSE都表现出稳定下降趋势,验证曲线收敛平稳,波动幅度略小于第三问,说明模型在LMD特征下的泛化能力稍优,且不存在明显过拟合现象。损失曲线同样稳定,验证损失平稳下降至接近训练损失水平,进一步支撑该结论。

从数据源角度解释,第三问采用的是NWP气象特征,这些数据虽然覆盖面广、来源一致性好,但其空间分辨率较低,可能不能准确反映电站所在地的具体气象状态。而第四问使用的LMD特征来自本地气象观测或高精度重建数据,其空间尺度更贴近实际站点,这种局地气象信息更能捕捉真实天气变化和微气候扰动,有助于提高预测准确性。

综合来看,这一组实验结果不仅验证了本地气象特征在光伏功率预测中的价值,也说明在保持深度学习模型结构不变的条件下,适当的数据源选择本身就是一种有效的性能优化手段。对于今后实用模型部署,推荐优先考虑获取站点级别的高质量气象信息作为输入,从源头提升建模质量。

具体代码如下:

```
clc; clear;

%% 1. 站点参数
eta_STC = 270 / 1.6635e3;
A_total = 74000;
```

```
G_STC = 1000;
P_rated = 20000;
lat = 38.18306;

%% 2. 读取数据
T = readtable('station01.csv','TextType','string');
rawStr = string(T.date_time);
rawStr = replace(rawStr,' ',' ');
parts = split(rawStr,' ');
dateP = split(parts(:,1),'-'); timeP = split(parts(:,2),':');
T.date_time = datetime(str2double(dateP(:,1)),str2double(dateP(:,2)), ...
    str2double(dateP(:,3)),str2double(timeP(:,1)), ...
    str2double(timeP(:,2)),str2double(timeP(:,3))) + hours(8);
T.power = T.power * 1000;

%% 3. 理论功率 P_cs
my_doy = day(T.date_time,'dayofyear');
my_hourf = hour(T.date_time) + minute(T.date_time)/60;
delta = deg2rad(23.45) .* sin(deg2rad(360 * (284 + my_doy) ./ 365));
H = deg2rad(15 .* (my_hourf - 12));
phi = deg2rad(lat);
sin_h = sin(phi).*sin(delta) + cos(phi).*cos(delta).*cos(H);
sin_h(sin_h < 0) = 0;
G_cs = G_STC .* sin_h;
T.P_cs = eta_STC .* G_cs .* A_total ./ G_STC;
T.power_clipped = min(T.power, T.P_cs);

%% 4. 构建序列输入 (使用 LMD 特征)
win = 96;
featureNames =
{'lmd_totalirrad','lmd_diffuseirrad','lmd_temperature','lmd_pressure','lmd_
winddirection','lmd_windspeed'};
F = T{:,featureNames};
P = T.power_clipped;
t = T.date_time;

X = {}; Y = [];
for i = win+1:length(P)
    if all(~isnan(P(i-win:i))) && all(all(~isnan(F(i-win:i,:))))
        seq = [P(i-win:i-1), F(i-win+1:i,:)]'; % 功率 + LMD 滑窗
        X{end+1} = seq';
        Y(end+1,1) = P(i);
    end
end
```

%% 5. 训练集/验证集/测试集划分

```
ts = t(win+1:end);  
mon = month(ts); dayN = day(ts);  
is_test = false(size(ts));  
for m = [2 5 8 11]  
    idx = find(mon == m);  
    last7 = idx(end-7*96+1:end);  
    is_test(last7) = true;  
end
```

```
X = X(~isnan(Y)); Y = Y(~isnan(Y));  
XTest = X(is_test); YTest = Y(is_test);  
XTrain = X(~is_test); YTrain = Y(~is_test);  
nTrain = numel(XTrain);  
nVal = round(0.1 * nTrain);  
XVal = XTrain(end-nVal+1:end); YVal = YTrain(end-nVal+1:end);  
XTrain = XTrain(1:end-nVal); YTrain = YTrain(1:end-nVal);
```

%% 6. LSTM 模型定义

```
inputSize = size(XTrain{1},1);  
layers = [  
    sequenceInputLayer(inputSize)  
    lstmLayer(64, 'OutputMode', 'last')  
    fullyConnectedLayer(1)  
    regressionLayer  
];  
opts = trainingOptions('adam', ...  
    'MaxEpochs', 100, ...  
    'MiniBatchSize', 128, ...  
    'Shuffle','every-epoch', ...  
    'Plots','training-progress', ...  
    'ValidationData',{XVal, YVal}, ...  
    'ValidationFrequency', 50, ...  
    'Verbose',false);
```

%% 7. 模型训练

```
net = trainNetwork(XTrain, YTrain, layers, opts);
```

%% 8. 测试预测与误差

```
YPred = predict(net, XTest, 'MiniBatchSize', 1);  
Pcs = T.P_cs(win+1:end); Pcs = Pcs(is_test);  
is_day = Pcs > 0;
```

```
EMAE = mean(abs(YPred(is_day) - YTest(is_day))) / P_rated;
ERMSE = sqrt(mean((YPred(is_day) - YTest(is_day)).^2)) / P_rated;
fprintf('EMAE = %.4f, ERMSE = %.4f\n', EMAE, ERMSE);

%% 9. 绘图
figure;
plot(YTest,'k'); hold on;
plot(YPred,'r--'); legend('实际','预测');
xlabel('样本'); ylabel('功率(kW)'); title('LSTM + LMD'); grid on;

%% 10. 结果表格生成与保存
ts_all = T.date_time(win+1:end);
ts_test = ts_all(is_test);
forecast_start_time = NaT(size(ts_test));
samples_per_week = 96 * 7;
for i = 1:samples_per_week:length(ts_test)
    i_end = min(i+samples_per_week-1, length(ts_test));
    forecast_start_time(i:i_end) = ts_test(i);
end

result_table = table;
result_table.StartTime      = forecast_start_time - days(1);
result_table.ForecastTime   = ts_test;
result_table.ActualPower_MW = YTest / 1000;
result_table.PredictedPower_MW = YPred / 1000;
result_table.StartTime      = datestr(result_table.StartTime, 'yyyy/mm/dd
HH:MM:ss');
result_table.ForecastTime   = datestr(result_table.ForecastTime, 'yyyy/mm/dd
HH:MM:ss');
writetable(result_table, 'lstm_prediction_result_with_lmd.csv');
fprintf('预测结果已保存至 lstm_prediction_result_with_lmd.csv\n');

%% 11. 不同天气分类下 RMSE 分析
P_actual = YTest;
P_pred   = YPred;
P_theory = Pcs;
Kt = P_actual ./ P_theory;
Kt(P_theory == 0) = NaN;
is_clear   = Kt >= 0.7;
is_cloudy  = (Kt >= 0.4) & (Kt < 0.7);
is_overcast = Kt < 0.4;
rmse_clear = sqrt(mean((P_actual(is_clear) - P_pred(is_clear)).^2,
'omitnan'));
```

```
rmse_cloudy = sqrt(mean((P_actual(is_cloudy) - P_pred(is_cloudy)).^2,  
'omitnan'));  
rmse_overcast = sqrt(mean((P_actual(is_overcast) - P_pred(is_overcast)).^2,  
'omitnan'));  
  
fprintf('\n 不同天气条件下的预测 RMSE (单位: kW): \n');  
fprintf('晴天 ( $K_t \geq 0.7$ ):          %.4f kW\n', rmse_clear);  
fprintf('多云 ( $0.4 \leq K_t < 0.7$ ): %.4f kW\n', rmse_cloudy);  
fprintf('阴天 ( $K_t < 0.4$ ):          %.4f kW\n', rmse_overcast);
```

公众号：数模加油站
qq群：2150593325

Company Profile

睿森科研简介



关于我们

睿森科研 深耕论文辅导领域5年
为广大学子提供专业化、个性化的论文咨询服务

坚持初心，砥砺前行

我们始终秉持“授人以鱼不如授人以渔”的初心，为广大师生提供专业化、高水平的论文教育产品以及咨询服务。自19年以来，年均辅导学员人数达数千人，并呈现迅速上升趋势。



国内学术能力提升领导品牌，师资雄厚

提供会议论文辅导与发表、科研论文辅导与发表、硕博核心/S刊辅导、本硕博毕业论文辅导、以及各类大学生竞赛辅导等项目。我们的师资团队由2000余位专业论文咨询师组成。其中海内外高校博士及大学教授1000多人。



业务内容

科研论文、本硕博毕业论文辅导
各类大学生竞赛辅导

科研论文，毕业论文辅导

我们提供SCI、SSCI、CSSCI、EI 源刊、中文核心、学报等科研论文辅导；本硕博毕业论文、课题辅导。已成功助力数千名学员拿到相应辅导的录用通知，因此保研、申博成果的学员不计其数。



大学生竞赛辅导

各类数学建模竞赛、数学竞赛、英语竞赛、互联网+、挑战杯、力学竞赛、创青春等大学生竞赛辅导，已成功助力数百名学员荣获国奖！



rui sen ke yan & shu mo jia you zhan
安徽省合肥市高速中央广场A座

了解更多内容，请扫码咨询科研助理



数模加油站

资深师资团队

丰富教学经验

助你轻松拿奖

大学生创新创业大赛

精品辅导

互联网+ | 挑战杯 | 创青春 | 三创赛等

我们的优势

- 强大的师资力量
 - 辅导前试听机制
 - 定制化课程内容
- 多对一全程服务
 - 无限次在线答疑
 - 学员奖学金激励

课程内容

01 项目诊断

根据不同的项目，结合各方面背景，提供项目改进意见和项目方向规划。

02 参赛规划

依据学校、专业以及项目特点，制定参赛路线。

03 商业计划书修改

提供针对性的书写指导，并在完成后逐页提供修改意见。

04 PPT指导与修改

提供针对性的制作指导，并在完成后提供逐页提供修改意见。

05 答辩指导与训练

对答辩进行训练，并提供针对性的指导意见。

06 全程无限次答疑

比赛中遇见的各个问题，在辅导期间全程免费答疑。

辅导成绩

互联网+省银以上10余项

创青春省二以上10余项

三创赛国奖3项

扫码右侧二维码咨询报名>>>



数模加油站

睿森科研
RUI SEN KE YAN

新学期
科研论文新规划

试听机制 合同保障 全科覆盖 实力师资

雏鹰计划

- 全过程辅导（到论文定稿）：
高质量中文/英文期刊、EI/CPCI会议
- 辅导加发表一体化（到论文发表）：
一对一：高质量中文/英文期刊、EI/CPCI会议
双人团（两篇文章）：EI会议
- 时间周期：定稿2-4个月，录用1个月内，见刊2-6个月，检索1-3个月

卓研计划

- 全过程辅导（到论文定稿）：
SCI、EI源刊、中文核心、学报
- 辅导加发表一体化（到论文发表）：
一对一：SCI、EI源刊
二人小班（共同完成一篇论文）：SCI、EI源刊
三人小班（共同完成一篇论文）：SCI、EI源刊
- 时间周期：定稿3-6个月，录用2-8个月，见刊0.5-2个月，检索0.5-2个月

详情请扫描二维码咨询学术顾问

大学生学科类竞赛
保奖班

数学/英语/物理等

火热招生中

我们的优势

- 强大的师资力量
- 辅导前试听机制
- 定制化课程内容
- 多对一全程服务
- 无限次在线答疑
- 学员奖学金激励

课程大纲

- 基础知识讲解培训
依据相关竞赛大纲，逐点讲解
- 竞赛考点难点分析
针对竞赛难点，重点突破
- 真题选讲点评
结合历年真题，精选例题详解
- 全真模拟练习
竞赛全真模拟，赛后详细解析

数模加油站

大学生计算机类
竞赛保奖班

ACM/蓝桥杯等

国奖导师带你冲！！

我们的优势

- 强大的师资力量
- 辅导前试听机制
- 定制化课程内容
- 多对一全程服务
- 无限次在线答疑
- 学员奖学金激励

课程设置

- 定制学习方案
根据学员基础，定制个性化培训方案
- 算法及编程基础培训
根据方案，开展基础培训
- 刷题特训
导师精选题目，特训练习
- 全真模拟练习
竞赛限时全真模拟，体验竞赛氛围

课程亮点

- 大牛授课
干货十足
- 全程伴学
无限答疑
- 绝密押题
赛前助力

扫码立即报名>>>>>>>>

数模加油站

电工杯



转学术论文发表



服务内容



- 可转为EI会议/CPCI会议/高质量中英文期刊
- 免费提供论文方向评估及指导服务

含金量



- 发表一篇EI / CPCI会议堪比省一含金量
- 发表一篇高质量中/英文期刊堪比省奖含金量

我们承诺



- 收费透明，包含版面费，无任何二次收费
- 定金制，成功录用再补齐尾款，不录用全额退款

扫码添加学术顾问了解详情

