# 基于深度学习的光伏发电量预测方法的实现与分析

汇报人：高海涛
指导老师：刘春山

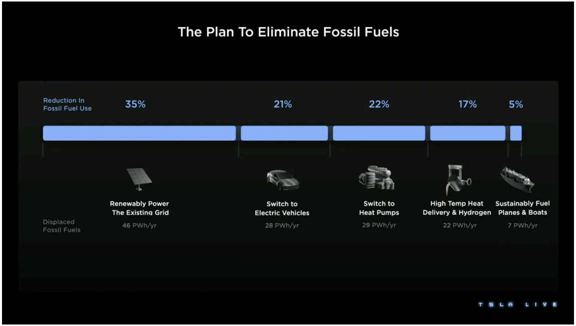
杭州电子科技大学

2023 年 6 月 3 日

# 目录

# Why We Need PV

## 光伏新能源




- 清洁
- 可再生
- 无限

# Why We Need AI to Predict PV

## 未来


- 建模**复杂**的环境
- **利用多模态的海量**数据

# Project Goals & Problem

## Problems

### Problems

- 传感器还有大量无用特征
- 基站缺乏昂贵的数据采集器
- 数据不平稳，波动较大

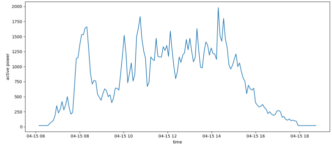



**Fig 1: 有功功率的变化图**

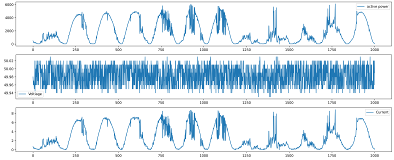



**Fig 2: 特征图**

# Project Goals & Problem

## Goals

本次毕业设计的目标

开发基于**深度学习**算法的尽可能使用**少量**特征，在**短期**和**长期**预测预测中均达到较高精度的光伏发电量预测系统

# Dataset

## 浙江台州光伏传感器

如表1所示

Table: Dataset

| 时间戳 | 发电量 | 直流电流 | 逆变器温度 | ... | 天气 |
|---|---|---|---|---|---|
| 2021-4-1 00:00:00 | 0 | 0 | 18 | ... | 晴 |
| 2021-4-1 01:00:00 | 99 | 100 | 50 | ... | 晴 |
| 2021-4-1 02:00:00 | 128 | 100 | 50 | ... | 晴 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 2022-12-30 23:00:00 | 0 | 0 | 20 | ... | 小雨 |

15000 rows-29 cols

# My Model

## Patch-LSTM

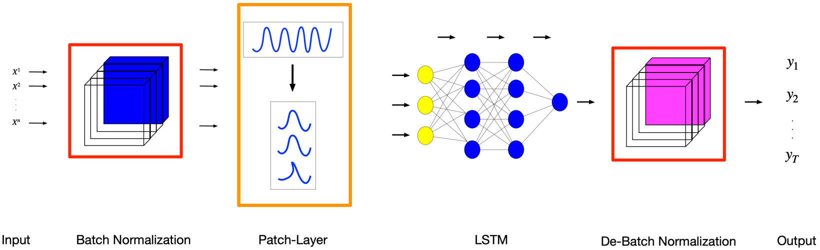



**Fig 3: Patch-LSTM**

**Patch** **LSTM**

# Why Patch & Why LSTM?

## Why Patch?

- 论文 *A TIME SERIES IS WORTH 64 WORDS: LONG-TERM FORECASTING WITH TRANSFORMERS* 指出，Patch 可以提高 Attentio 机制对于时间序列的特征的捕捉能力.

## Why LSTM?

- 论文 *Are Transformers Effective for Time Series Forecasting?* 实验表明，Transformer 类模型相较于 MLP 对于时间序列信息的学习并没有明显优势，甚至不如 MLP 的预测结果. 如果比较 MLP 与 LSTM 大量研究表明，LSTM 更适合时间序列

*[1]Nie Y, Nguyen N H, Sinthong P, 等. A Time Series is Worth 64 Words: Long-term Forecasting with Transformers[J]. arXiv, 2022.*
*[2]Zeng A, Chen M, Zhang L, 等. Are Transformers Effective for Time Series Forecasting?[J]. arXiv, 2022*

# Short Forcasting

# ARIMA *VS* Patch-LSTM

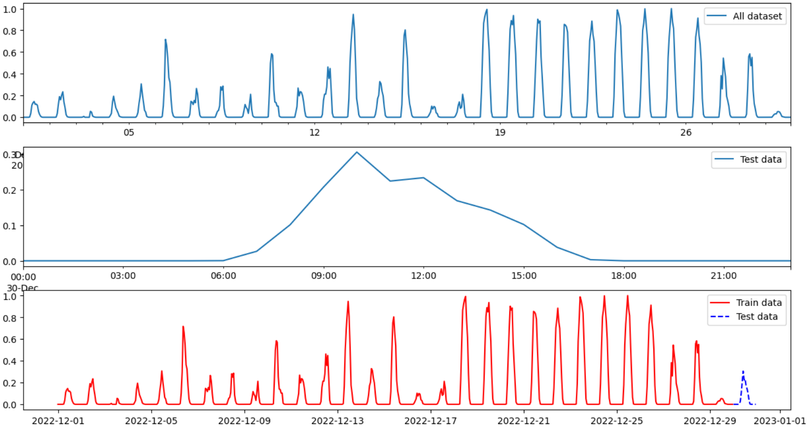



**Fig 4: ARIMA Data Split**

# ARIMA

## 定阶

**Algorithm 1:** Grid Search

**输入:** $p, d = 0, q$
**输出:** $AIC$

```
初始化变量;
for p = 1 to 5 do
    for q = 1 to 5 do
        if AIC 是最小值 then
            保留 AIC 和 (p,d,q);
        end
        else
            coutinue;
        end
```

如表2所示

Table: Arguments

| 参数 | 值 |
|---|---|
| p | 2 |
| d | 0 |
| q | 2 |
| AIC | -1723.75 |

# ARIMA

## 预测

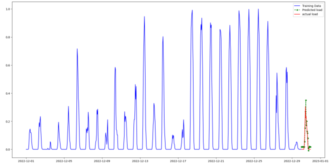



**Fig 5: ARIMA 预测图**

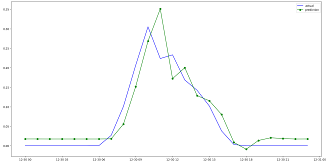



**Fig 6: ARIMA 预测局部放大图**

Table: Evaluation Metrics

| Metric | Value |
|---|---|
| MSE | 0.0013888212092888917 |
| RMSE | 0.03726689159681676 |
| MAE | 0.027432859851171187 |

# Patch-LSTM Short Forecasting

## 特征：历史数据 & 天气信息

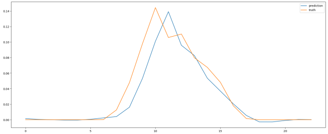



**Fig 6: Patch-LSTM 短期预测图**

Table: Evaluation Metrics

| Metric | Value |
|---|---|
| MSE | 0.00028879829915240407 |
| RMSE | 0.016994066586676775 |
| MAE | 0.009705293923616 41 |

# Analysis Graphs

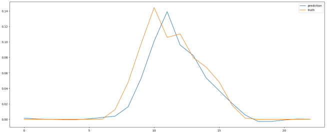



**Fig 7: Patch-LSTM 预测图**

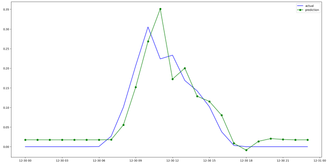



**Fig 8: ARIMA 预测局部放大图**

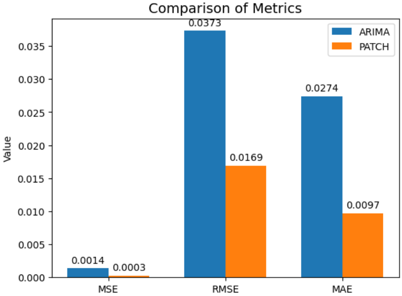



**Fig 9: Metrics 对比图**

# Conclusion1

- ARIMA 在短期预测中已经足够优秀
- 基于深度学习的模型在短期预测中精度比 ARIMA 略高
- 基于深度学习的模型的另一个优势是如果有可用的其他外部信息，仍可以输入模型，而 ARIMA 属于单变量模型

# Model Introduction

## MLP & DLinear

### MLP

- 全连接
- 非线性激活函数
- 适应性强

### DLinear

- 分解
- 一步预测

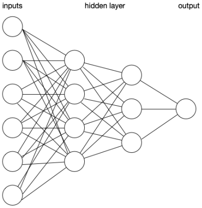



Fig 10: MLP 模型架构

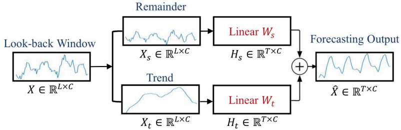



Fig 11: Dlinear 模型架构

*[1]Peng Z. Multilayer Perceptron Algebra[J]. arXiv, 2017.*
*[2]Zeng A, Chen M, Zhang L, 等. Are Transformers Effective for Time Series Forecasting?[J]. arXiv, 2022*

# Data Split

## train,valid,test

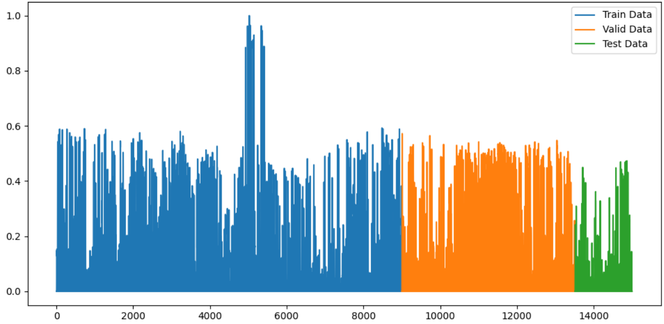



**Fig 12: Train Valid Test Split**

# MLP Long Forecasting

## 特征：历史数据

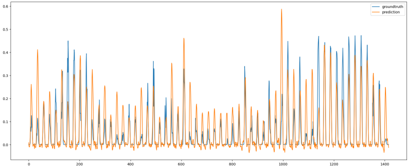



**Fig 13: MLP 预测图**

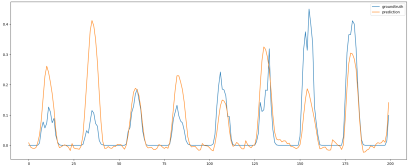



**Fig 14: MLP 预测局部放大图**

Table: Evaluation Metrics

| Metric | Value |
|---|---|
| MSE | 0.005282088648527861 |
| RMSE | 0.07267797911697779 |
| MAE | 0.03936387971043587 |
| MAPE | 1.4119446 |

# DLinear Long Forecasting

## 特征：历史数据

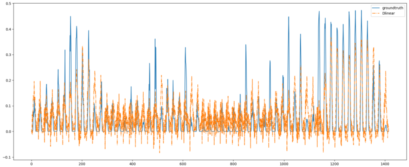



**Fig 15: DLinear 预测图**

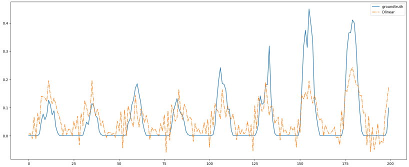



**Fig 16: DLinear 预测局部放大图**

Table: Evaluation Metrics

| Metric | Value |
|---|---|
| MSE | 0.005549801047891378 |
| RMSE | 0.07449698683766598 |
| MAE | 0.0542387031018734 |
| MAPE | 1.5561291 |

# Patch-LSTM Long Forecasting

## 特征：历史数据

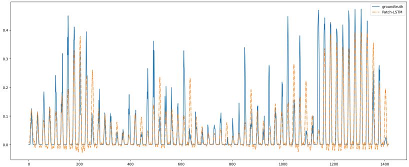



**Fig 17: Patch-LSTM 预测图**

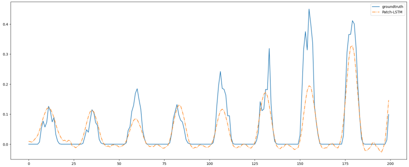



**Fig 18: Patch-LSTM 预测局部放大图**

Table: Evaluation Metrics

| Metric | Value |
|---|---|
| MSE | 0.003447531256824732 |
| RMSE | 0.05871568152397392 |
| MAE | 0.0294288732111454 |
| MAPE | 0.8023116 |

# Analysis Graphs

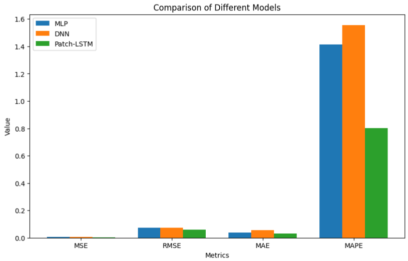



**Fig 19: Metrics 对比图**

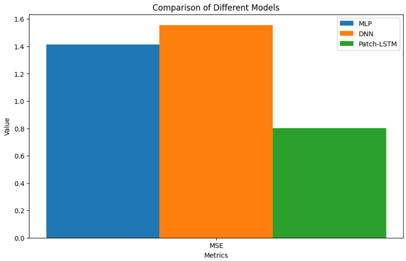



**Fig 20: MSE 放大图**

# Conclusion2

- MSE（均方误差）：Patch LSTM 模型表现最好，为 0.0034，其次是 MLP 和 DLinear 模型，分别为 0.0053 和 0.0055。说明 Patch LSTM 在预测值与实际值之间的误差方差最小。
- RMSE（均方根误差）：Patch LSTM 模型表现最好，为 0.0587，其次是 MLP 和 DLinear 模型，分别为 0.0727 和 0.0745。说明 Patch LSTM 在预测值与实际值之间的误差方差开根号后最小。
- MAE（平均绝对误差）：Patch LSTM 模型表现最好，为 0.0294，其次是 DLinear 模型和 MLP，分别为 0.0542 和 0.0394。说明 Patch LSTM 在预测值与实际值之间的误差绝对值的平均值最小。
- MAPE（平均绝对误差百分比）：Patch LSTM 模型表现最好，为 0.8023，其次是 MLP 和 DLinear 模型，分别为 1.4119 和 1.5561。说明 Patch LSTM 在预测值与实际值之间的误差绝对值的平均百分比最小。

# Summary
## 模型

- 短期预测中，Patch-LSTM 的性能略好于 ARIMA，尤其在 0 值附近，但是在峰值附近有一定偏移
- 在长期预测中，Patch-LSTM 性能显著优于经典深度学习模型 MLP, 和最新提出的 DLinear
- 在长期和短期预测中均取得优势，且在深度学习训练过程中，只采用了少量特征–天气，或者只使用待预测特征本身历史数据

汇报完毕　　恳请指正

Presented by
高海涛