

# VAISALA

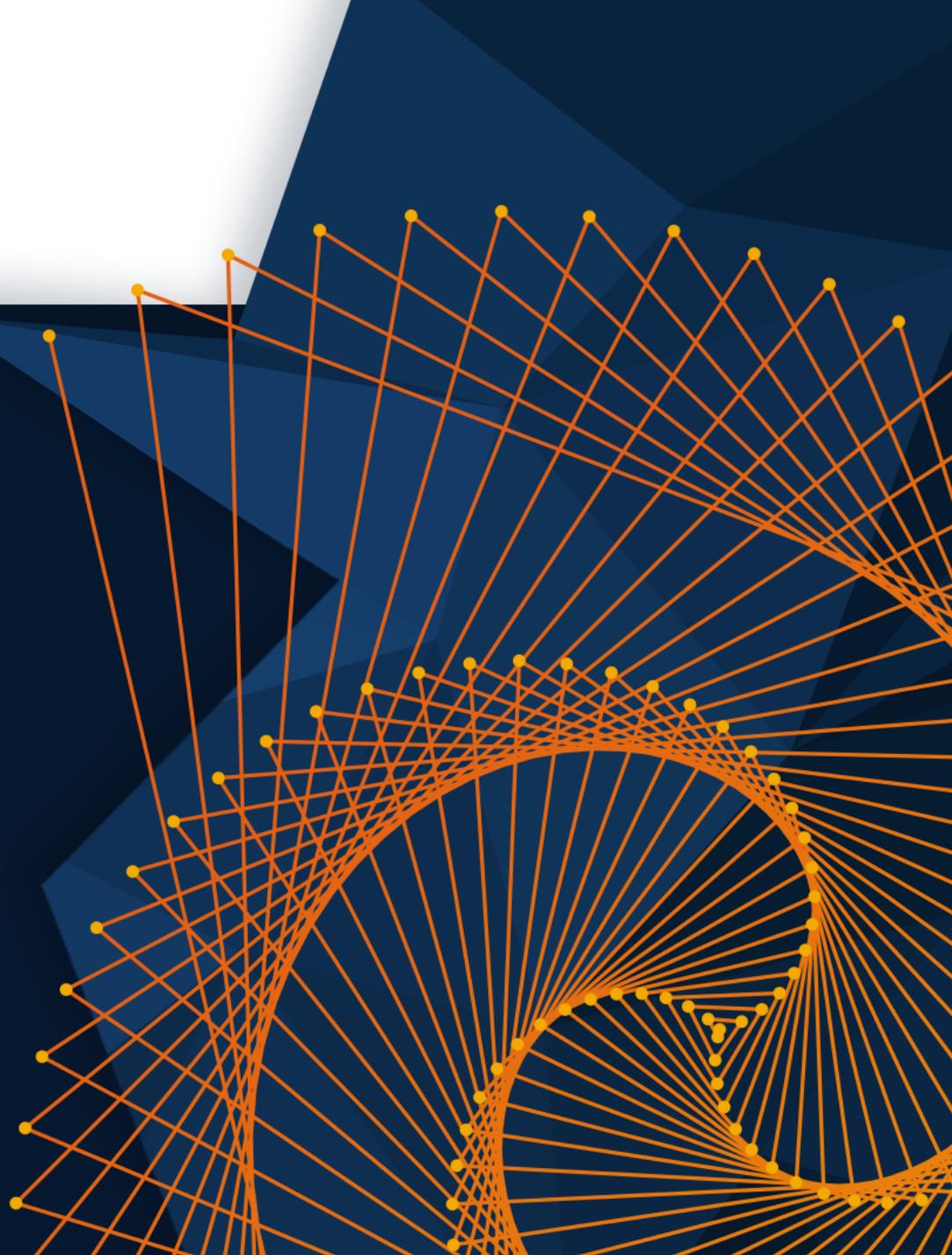
May 28, 2024 | Beijing, China

## 基于聚类算法与循环神经网络的风机发电性能的测试和预测方法

Zhi Liang (梁志), Vaisala



MATLAB EXPO

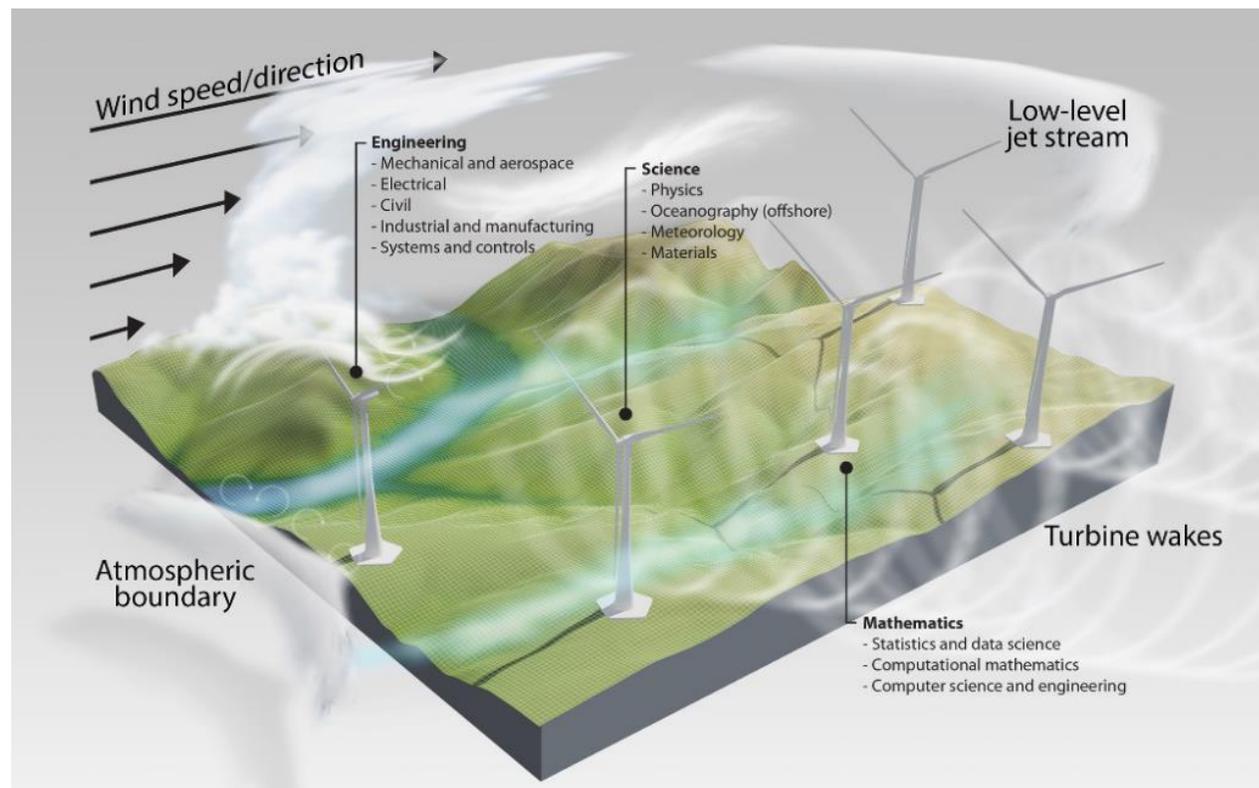


# 内容大纲

- Introduction 背景介绍
- Algorithm 算法：聚类算法、循环神经网络
- Measurement 外场试验
- Result (1): 风速结果
- Result (2): 模型训练与验证
- Conclusion 总结

# Introduction 背景介绍: 气象+AI, 共同赋能“碳中和”

- 风能的状况：**持续、高速发展**
  - 我国风电的**累计**容量210GW（占全球32.3%）
  - 我国风电的**年新增**容量26GW（占全球43.3%）
  - 风电在我国电源结构的百分比为10.4%
  - 风机技术在不断进步：**大叶轮，高塔筒**
- 风能的优势：
  - 无**化石燃料**消耗，没有**污染物**排放
  - 无**二氧化碳**的排放，不会产生温室效应
  - 实现国家**“双碳”战略**的重要路径
- 当前瓶颈问题：**风机发电性能的测试和预测**
  - 大气风速具有较强的湍流特性
  - 单一风速参数的模型存在较大误差
  - 风机上风速仪的代表性不足
  - 复杂风况下风机功率的非线性



Veers. Grand challenges in the science of wind energy. *Science*.

# Motivation 出发点：气象对风能具有重要意义，维萨拉专注于气象探测

高空气象探测

常规气象观测

能见度观测

云的观测

测风激光雷达

闪电探测

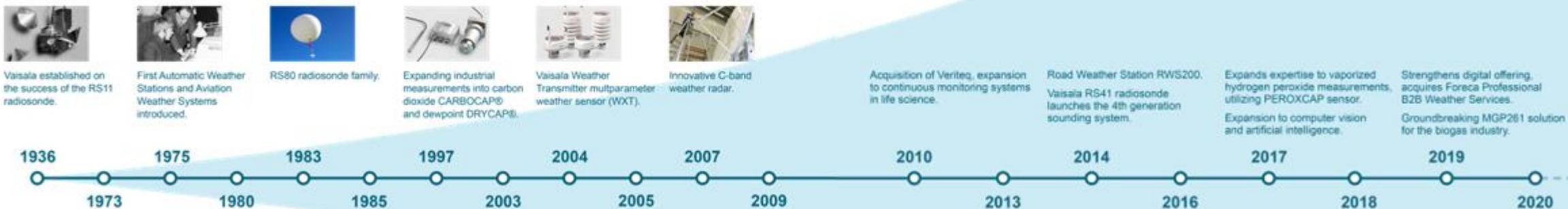
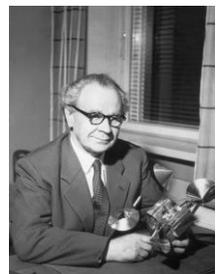
道路气象观测

天气雷达

大气环境污染

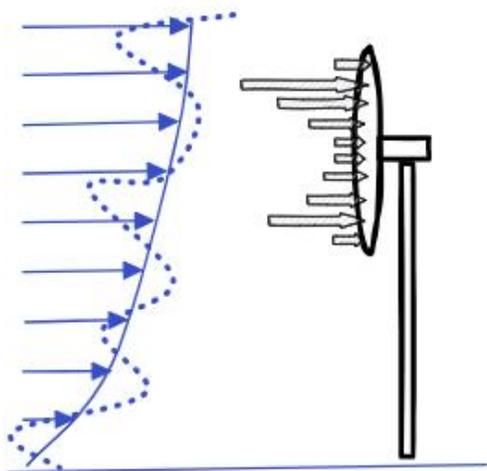


公司创始人Väisälä教授1931年发明了气象探空仪，在1936年创建了Vaisala公司，专注于气象要素的探测，是全球气象观测领域的重要供应商之一。

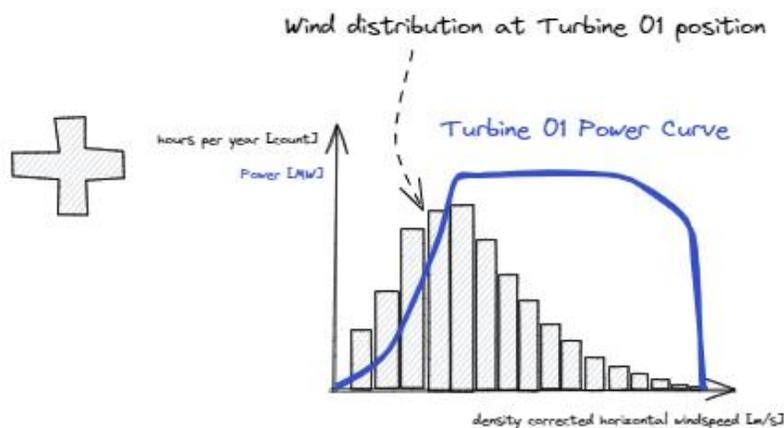


# Introduction 背景介绍: 大气风场的复杂性及对应的发电性能

Wind: shear and turbulence

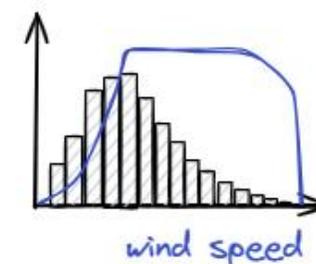


Wind turbine: Power curve

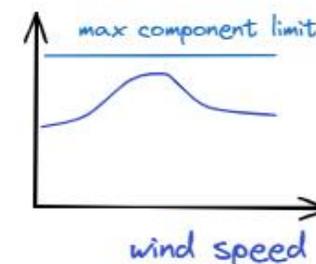


复杂风场下的发电性能模型

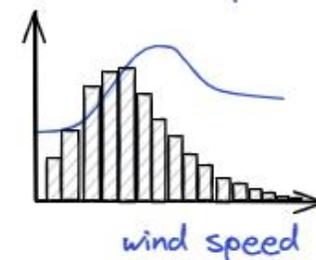
风机上风速仪的测量受到风机影响，不能准确代表风机位置处风速



Energy Production



max load



fatigue load

风速实测数据  
与风速模型

风电场发电量、风机安全性、  
风机生命周期

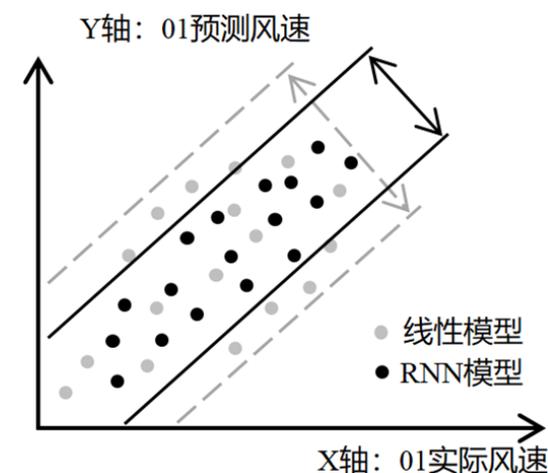
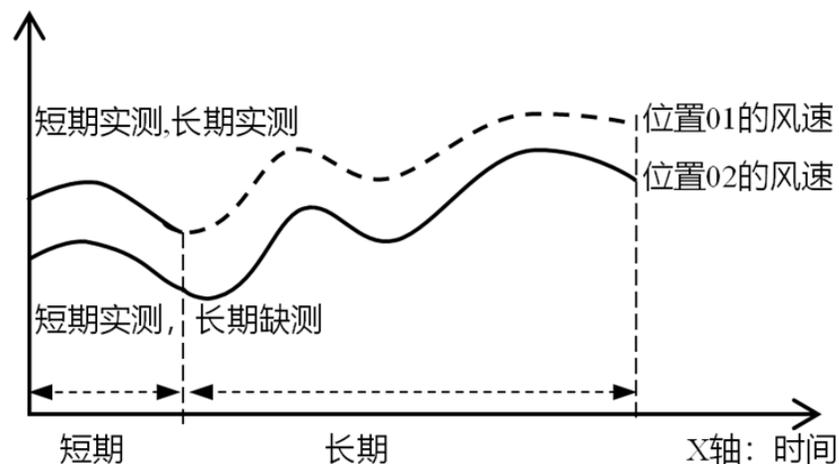
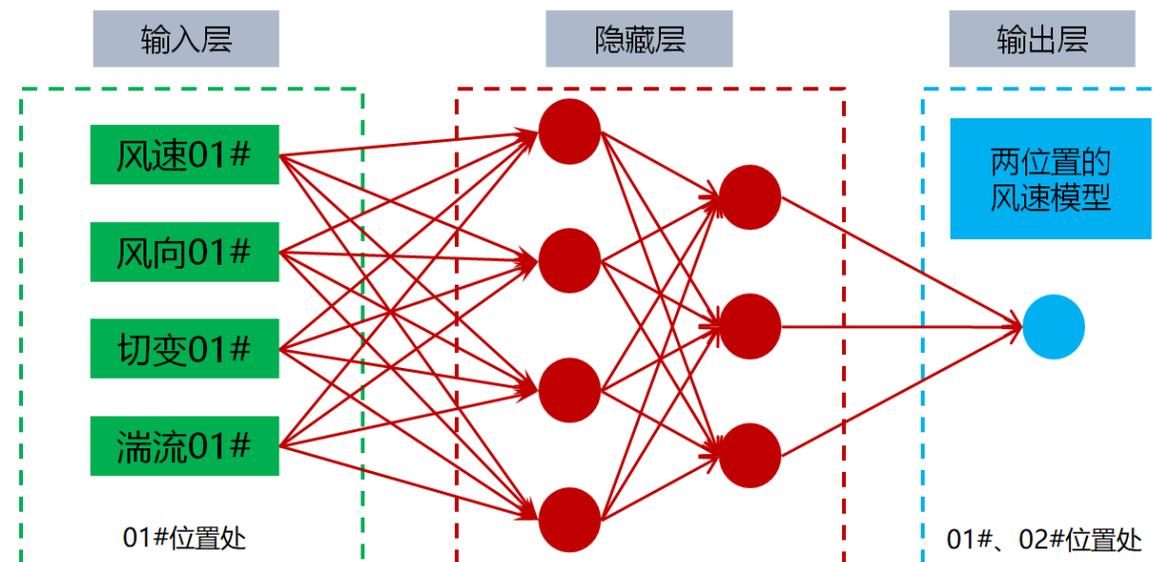
# Algorithm 算法：循环神经网络RNN

## ■ RNN神经网络的结构图：

- **输入层**：4个风速、风向、切变、湍流：

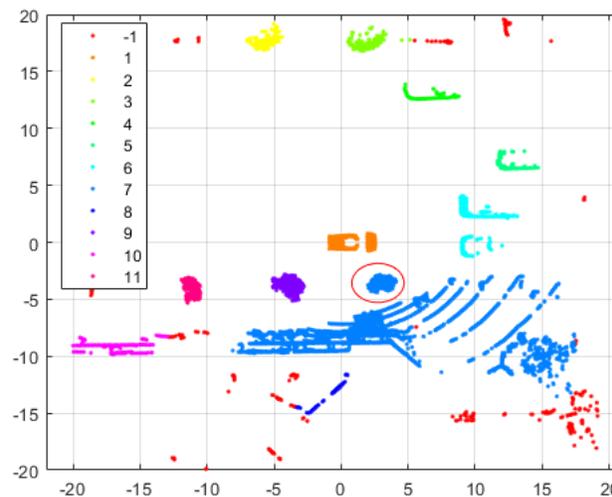
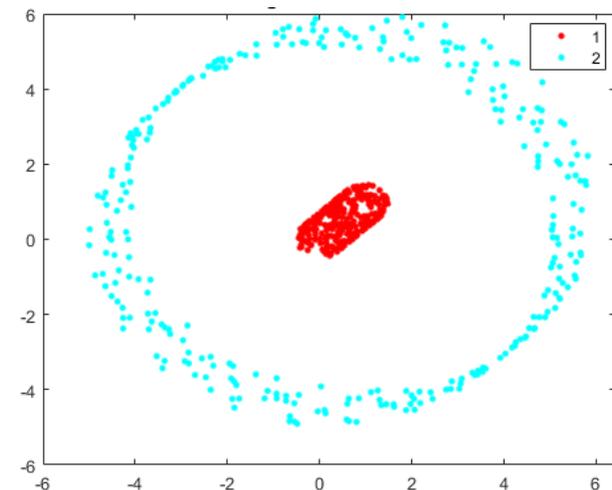
$$IN_{RNN}(t) = RNN \{V_2(t), Dir_2(t), Shear_2(t), TI_2(t)\}$$

- **隐藏层**：设置为20层；
- **输出层**：风速差异(1层)



# Algorithm 算法： DBSCAN聚类算法

- MATLAB内置的DBSCAN函数
  - DBSCAN, Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise
  - 双参数：扫描半径 (eps)和最小包含点数(minPts)
  - 目标：选一个未被访问的点，找出与其距离在eps之内的所有附近点。
  - 数据簇：附近点数量  $\geq$  minPts，则当前点与其附近点形成一个簇。
  - 噪声点：附近点数量  $<$  minPts，则该点暂时被标记作为噪声点。
- DBSCAN函数的功能：
  - 能够将足够高密度的区域划分成簇
  - 能在具有噪声的空间数据库中发现任意形状的簇
  - 典型的基于密度的聚类算法



# Measurement 外场试验

## 目标

- 多种仪器的现场测试，研究了影响风机功率的因素
- 首个依据新发布国际标准IEC 61400-50-3 开展的行业合作项目：评估机构、风机厂商等

# VAISALA



# ENGIE



GE Renewable Energy

## 方法

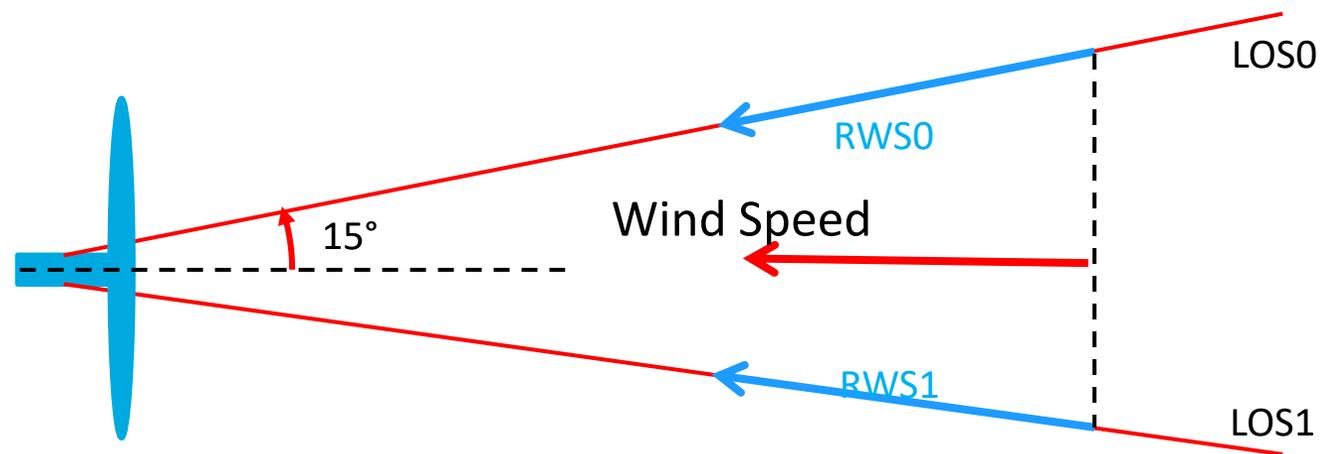
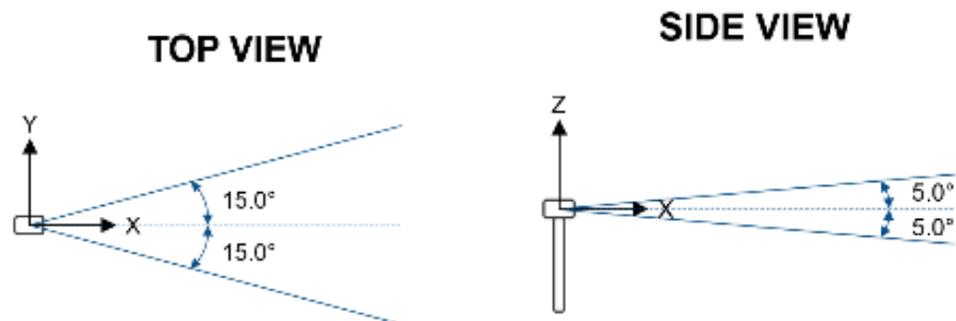
- 美国ENGIE风电场
- 测试时长：6个月
- 参考仪器：IEC 测风塔；WindCube 激光雷达



# Measurement 外场试验

## 机舱激光雷达的仪器参数

测量范围	50m到700m
数据采样频率	1 Hz
测量位置	20个用户自定义位置
风速精度	0.1 m/s
风速不确定度	< 2%
风向精度	+/- 0.5°
采用空间长度	30m (在不同测量位置处, 一致)



激光束的径向风速 (RWS, Radial Wind Speed):

$$RWS = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \cos \varphi \\ \sin \theta \sin \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U \\ V \\ 0 \end{bmatrix} = \cos \theta \cdot U + \sin \theta \cos \varphi \cdot V$$

同一高度的两束激光:

$$U_+ = \frac{RWS_0 + RWS_1}{2(\cos \theta_+ \cos \tau - \sin \theta_+ \sin \varphi_+ \sin \tau)}$$

$$V_+ = \frac{RWS_0 - RWS_1}{2 \sin \theta_+ \sin \varphi_+}$$

$$HWS_+ = \sqrt{U_+^2 + V_+^2}$$

# 风机激光雷达：风场反演算法

- (1) 上下两层的风速：

$$HWS_+ = \sqrt{U_+^2 + V_+^2}; \quad HWS_- = \sqrt{U_-^2 + V_-^2}$$

- (2) 垂直风速的风切变假设：  $\frac{V(Z)}{V(Z_0)} = \left(\frac{Z}{Z_0}\right)^\alpha$

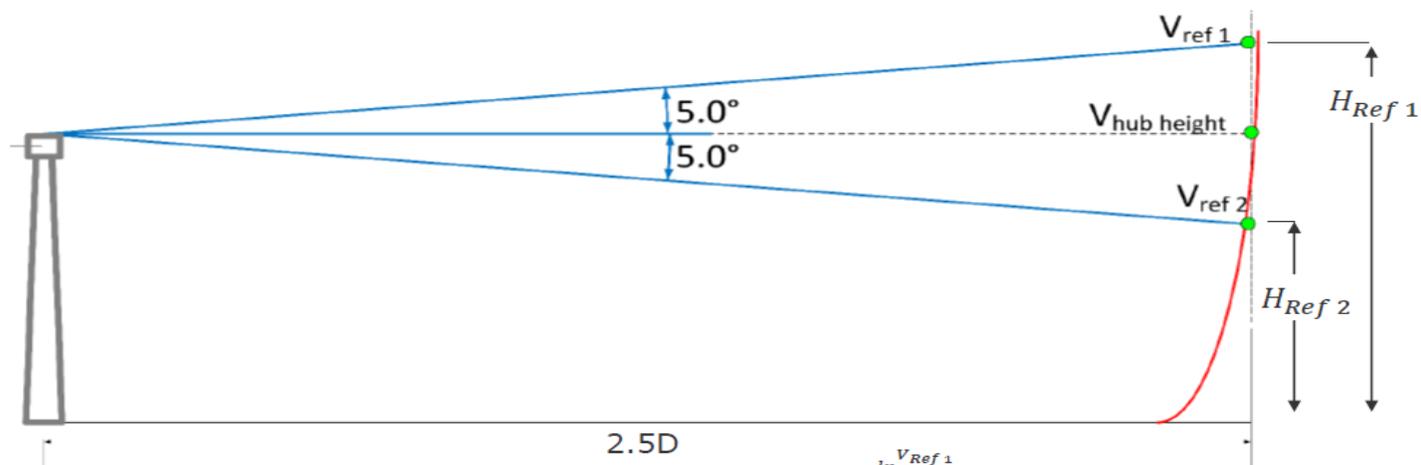
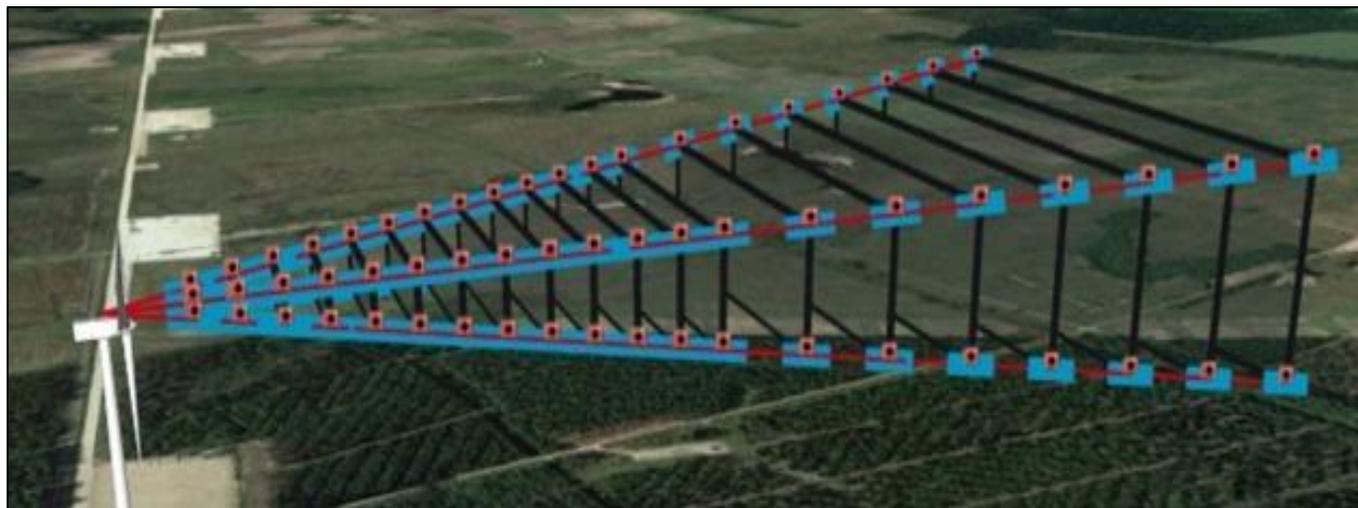
- (3) 轮毂高度处的风速：

$$HWS_{H_{user}} = HWS_+ * \left(\frac{H_{user}}{H_+}\right)^{V_{Shear}}$$

- (4) 其他风速相关参数：

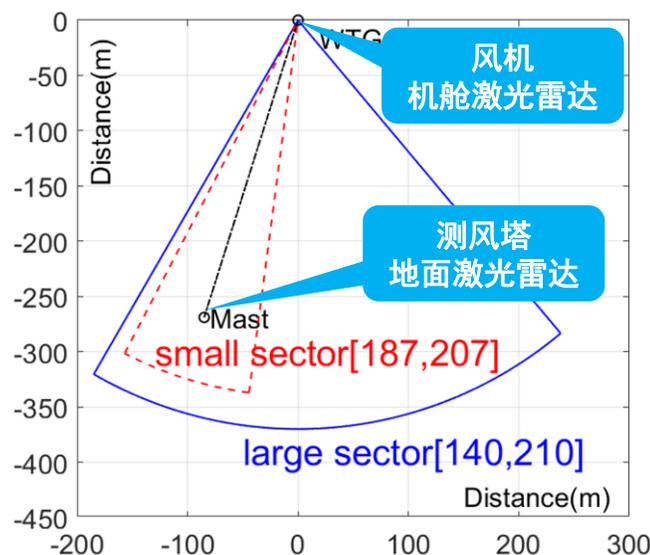
- 风切变：  $Shear = \frac{\ln\left(\frac{HWS_+}{HWS_-}\right)}{\ln\left(\frac{H_+}{H_-}\right)}$

- 湍流强度：  $TI_i = \frac{\sqrt{\sum(RWS_i - \overline{RWS_i})^2}}{\overline{RWS_i}}$

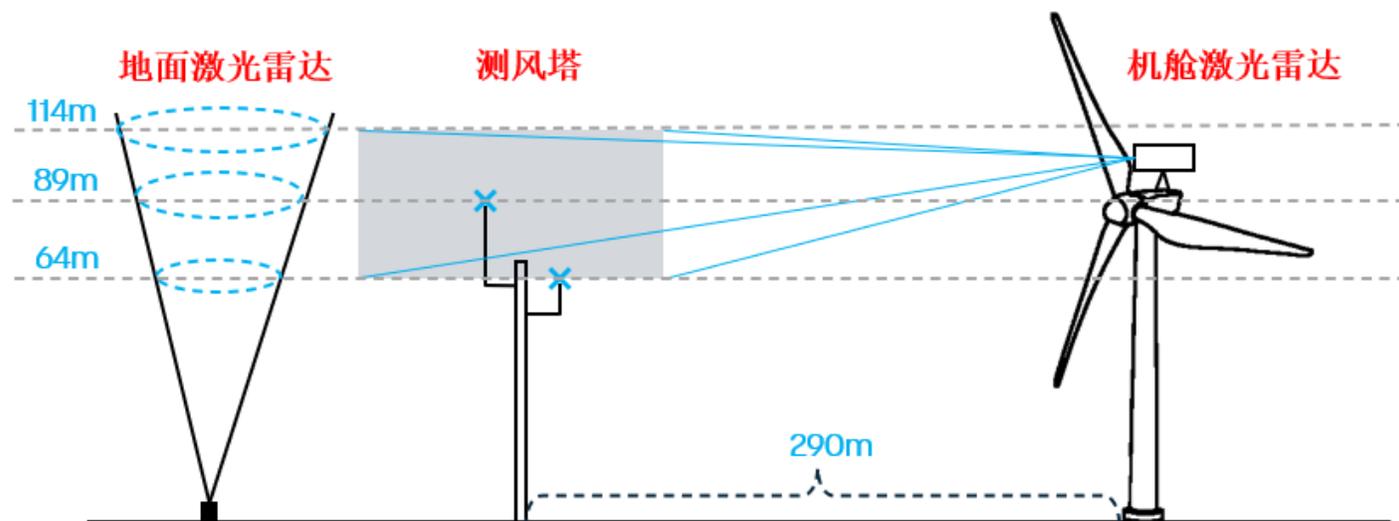


# Measurement 外场试验

水平布置图



测风仪器	类型	水平距离 [ m ]	水平距离 [叶轮直径D=127m]	垂直高度 [m]
测风塔	满足IEC标准	290m	2.2D	32m ~ 89m
地面激光雷达	WindCube	295m	2.3D	40m ~ 200m
机舱激光雷达	WindCube Nacelle	50m ~ 700m	0.4D ~ 5.5D	89m

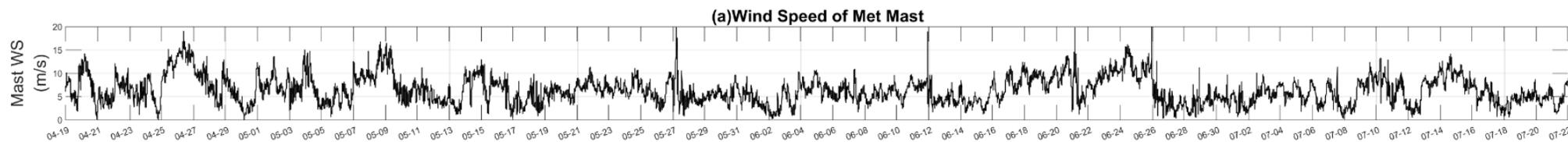


风向扇区分析:

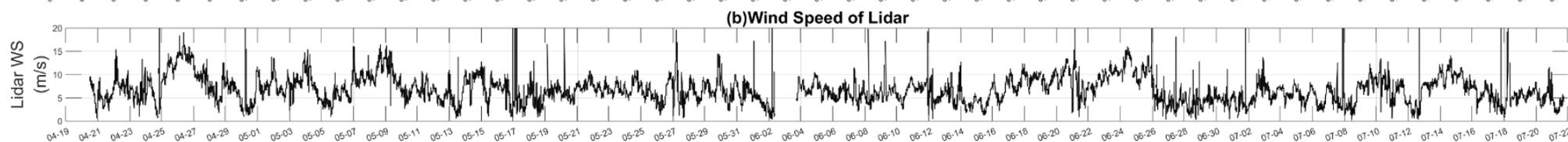
- (1) 140°-210°: 满足IEC标准定义的平坦地形
- (2) 187°-207°: 测风塔基本位于风机正前方

# Result (1): 测量原始数据

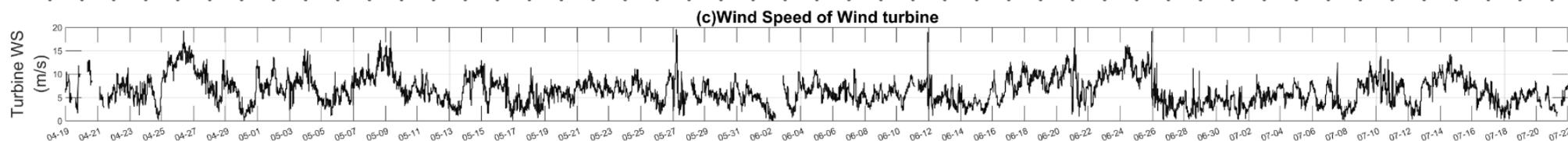
(a) 测风塔风速



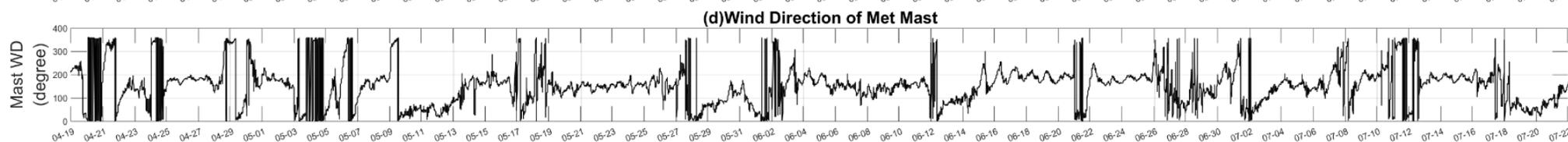
(b) 机舱测风  
雷达风速



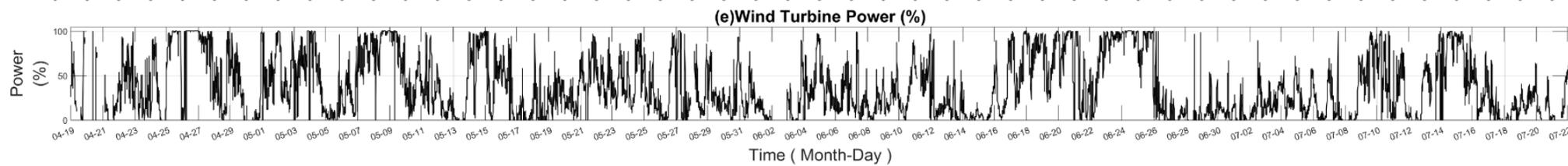
(c) 风机风速



(d) 测风塔风向

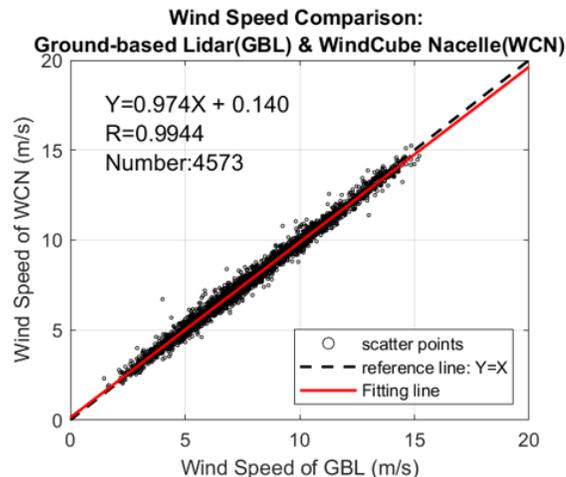
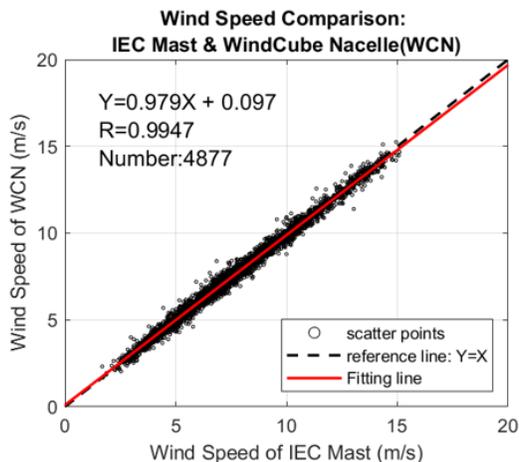


(e) 风机功率

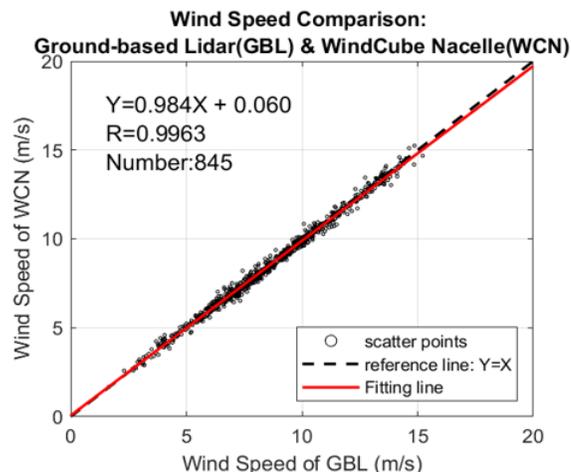
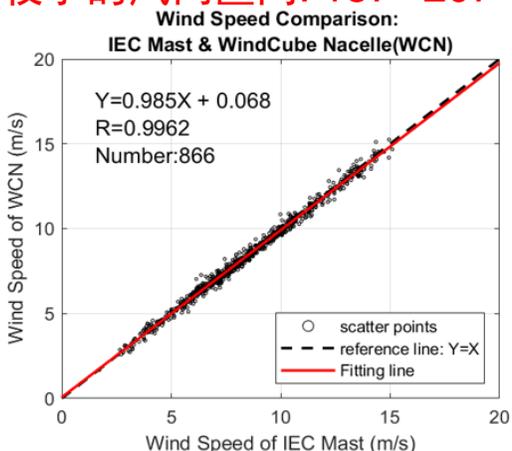


# Result (1): 风速结果

较大的风向区间: 140°- 210°



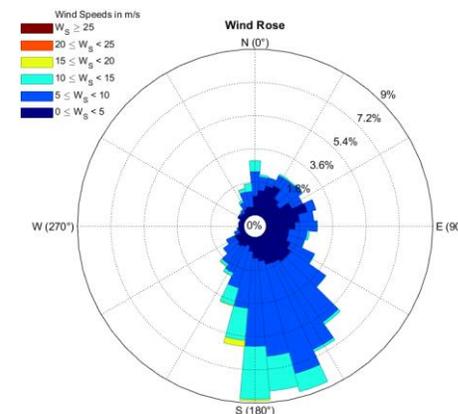
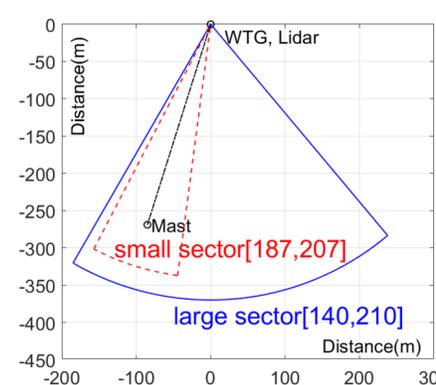
较小的风向区间: 187°-207°



## 结果

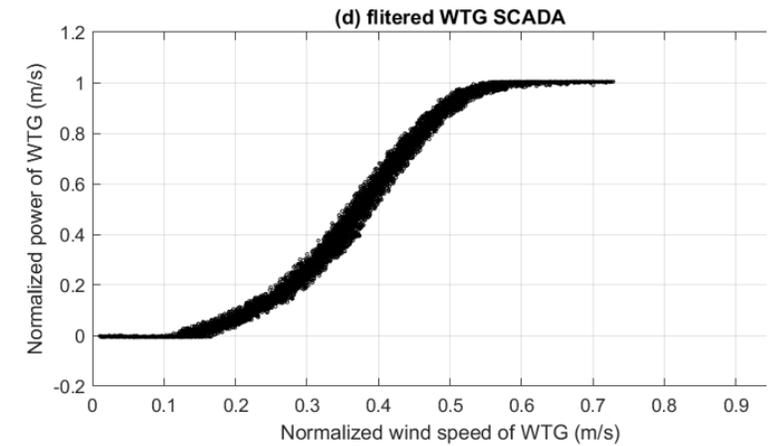
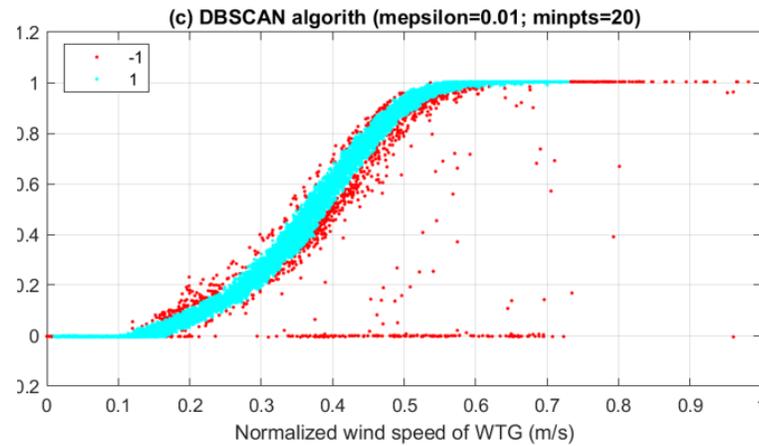
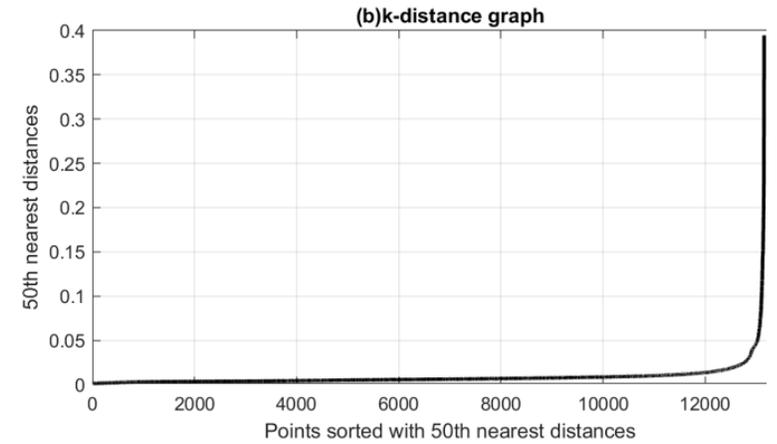
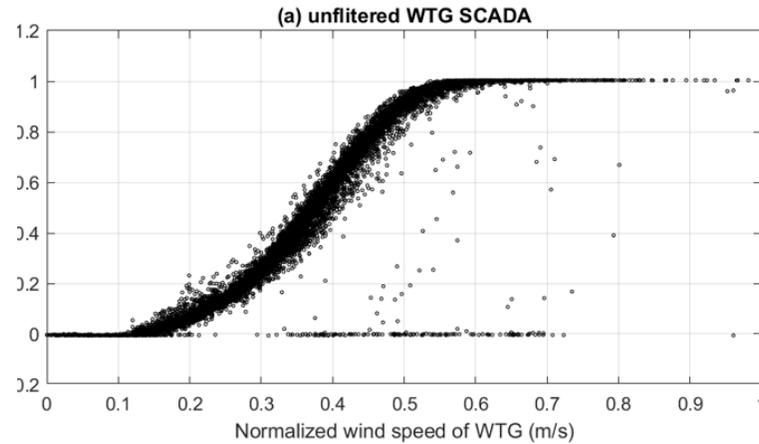
- 当使用较小的风向区间时，三种仪器风速相关性更好。
- 但是，较小风向区间的数据点数量较少，难以准确评价风机发电性能。

风向区间	全部样本	187°-207°	140°-210°
样本数量	13743	1232	6507
百分比		8.96%	47.4%



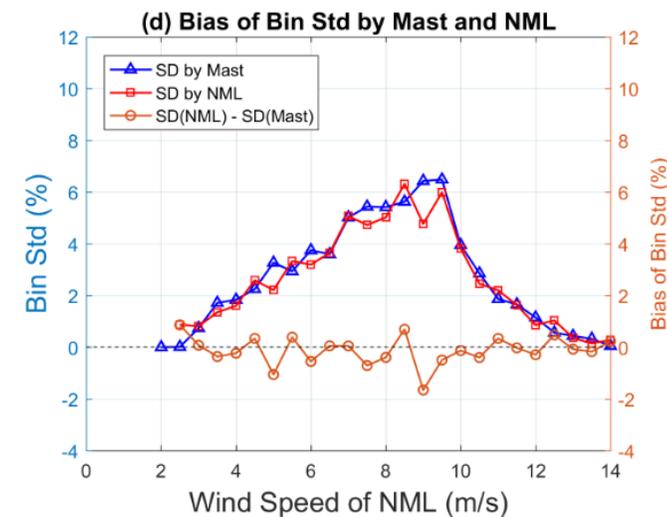
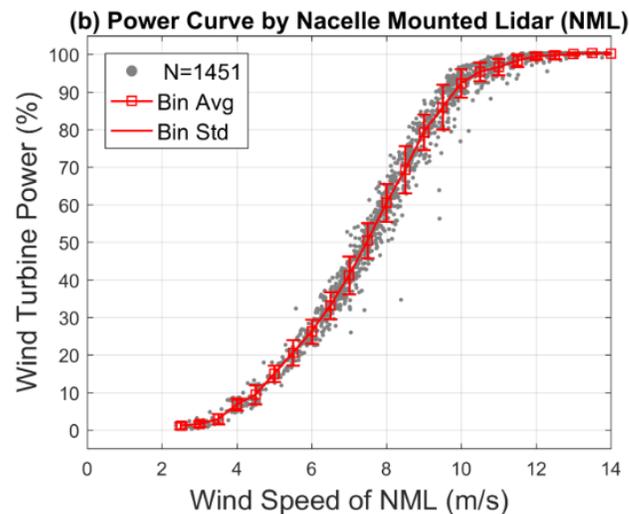
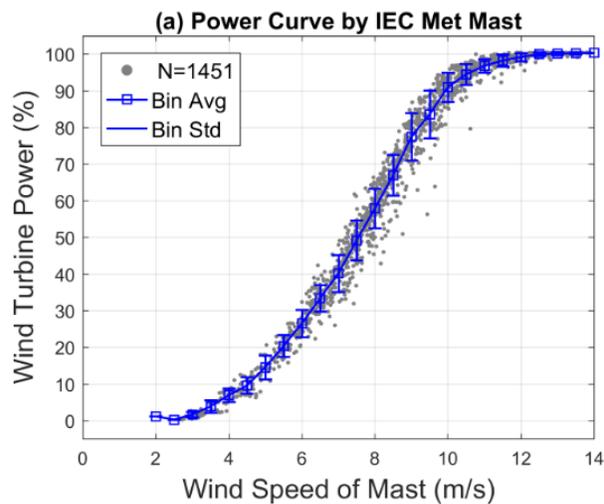
# Result (1): 风速结果

DBSCAN算法有效识别了功率异常数据

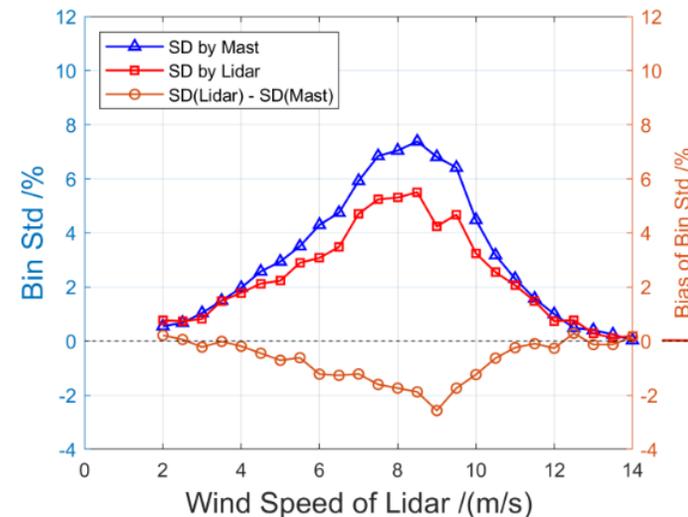
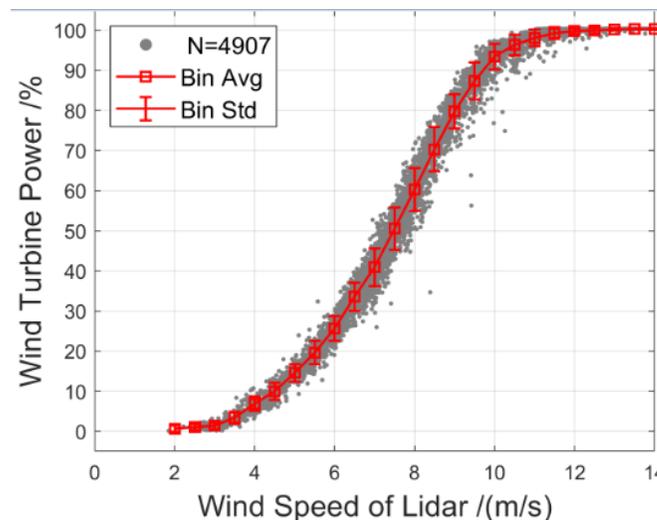
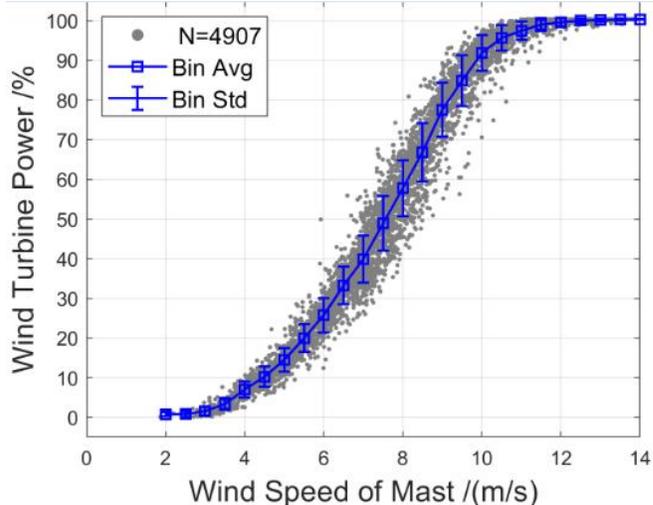
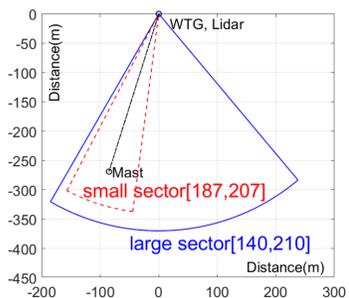


# 不同风向区间结果

风向扇区:  
187-207°

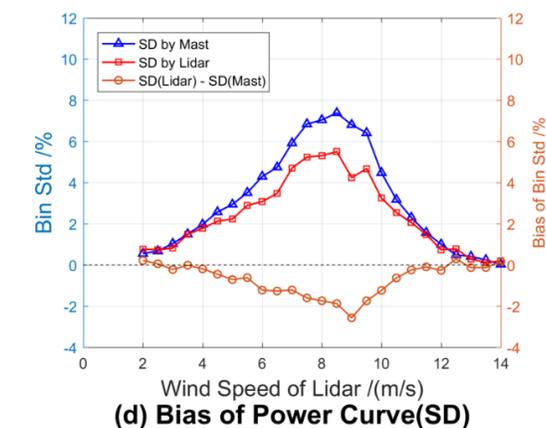
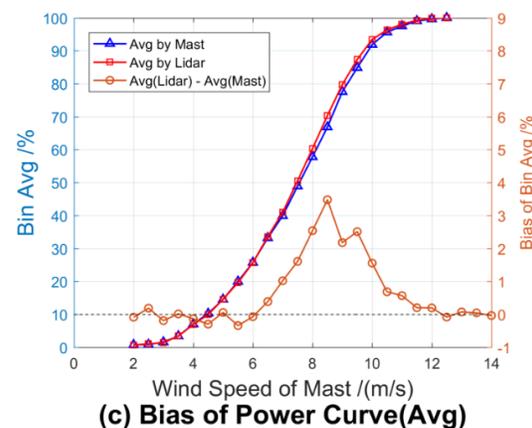
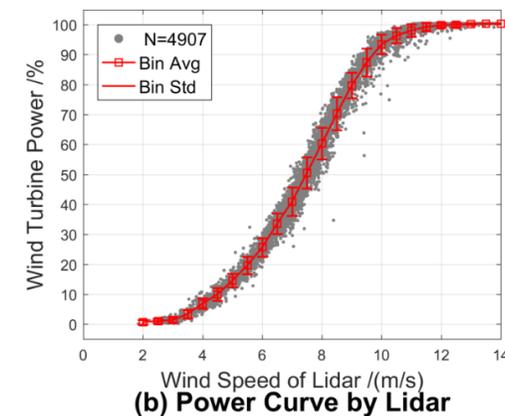
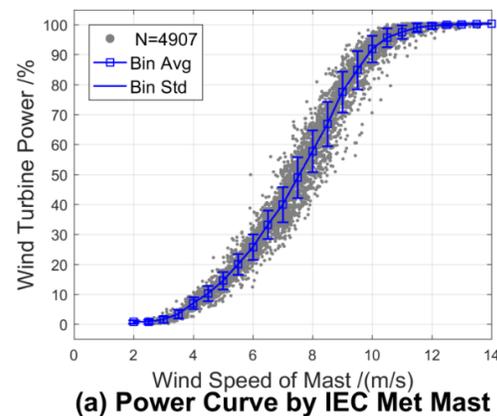


风向扇区:  
140-210°



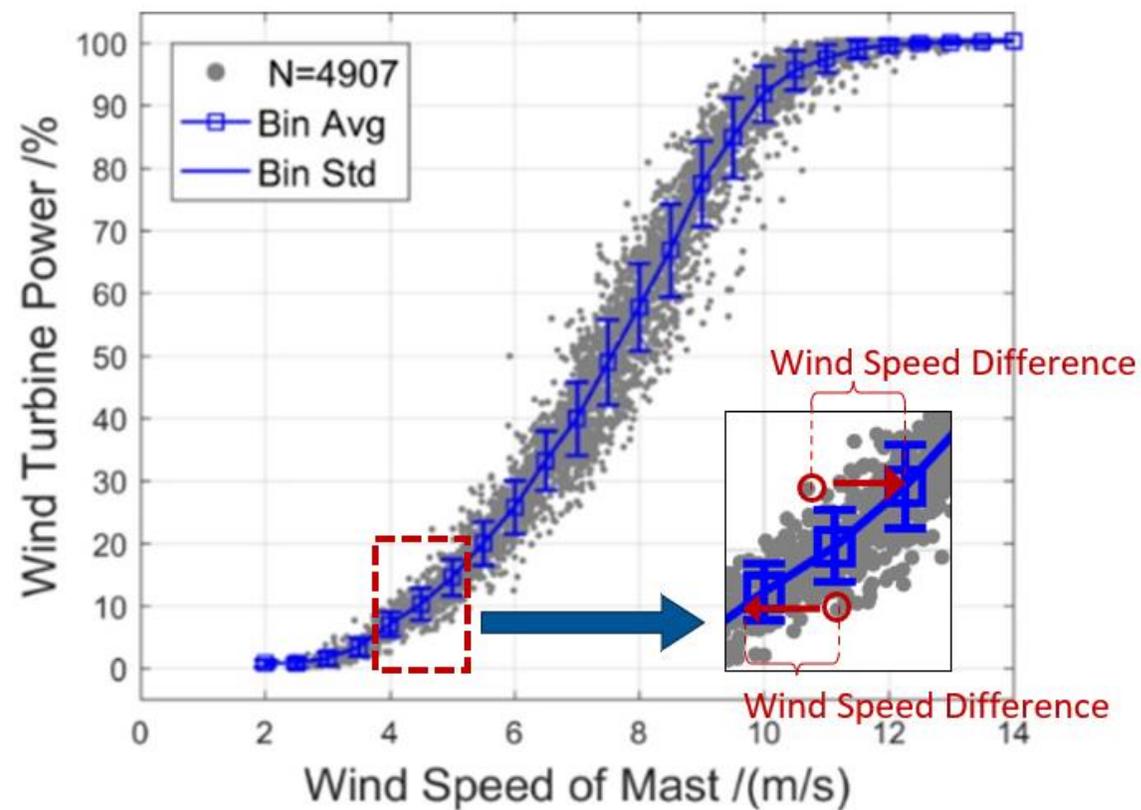
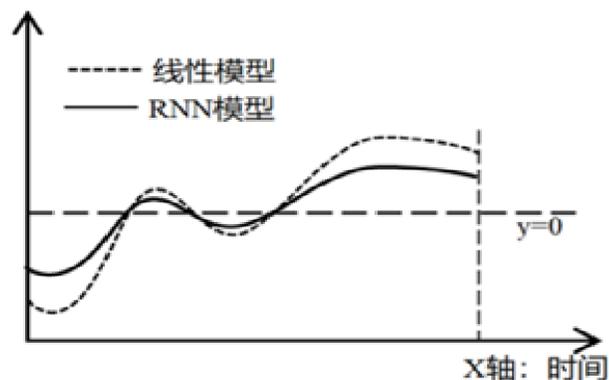
## 功率曲线测试的离散程度

- 灰色散点是10 min平均数据的分布情况，两图的样本均为4907个数据点。
- 测风塔与风机距离282 m，当风向发生改变时，风机会发生偏航，测风塔对风机处风速的代表性会降低。
- 风机式激光测风雷达会随着机舱偏航，一直测量风机前方的风速，对于风机风速的代表性保持一致。
- 机舱激光雷达的测量不确定度较低。

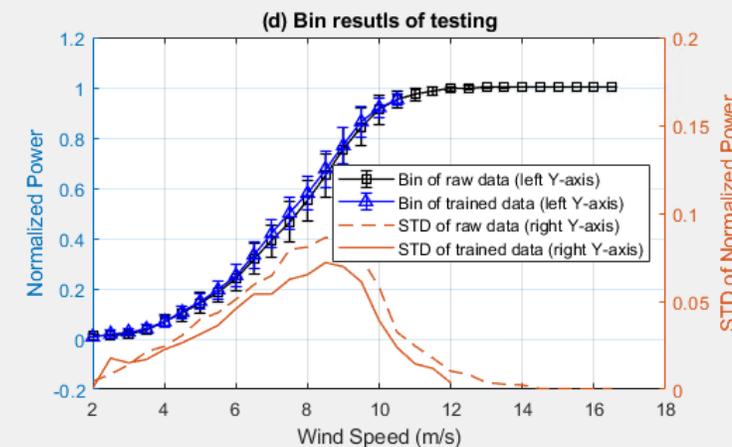
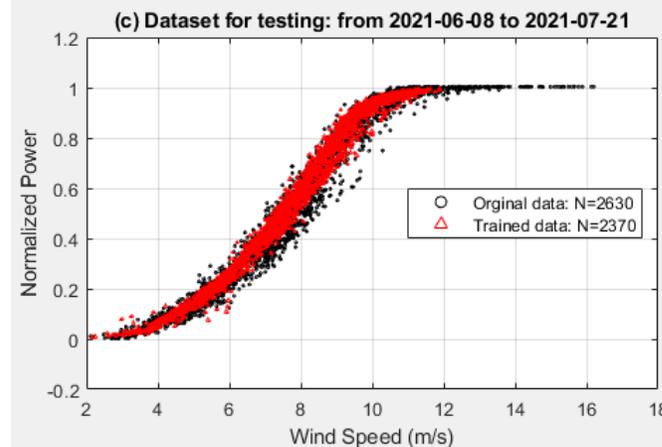
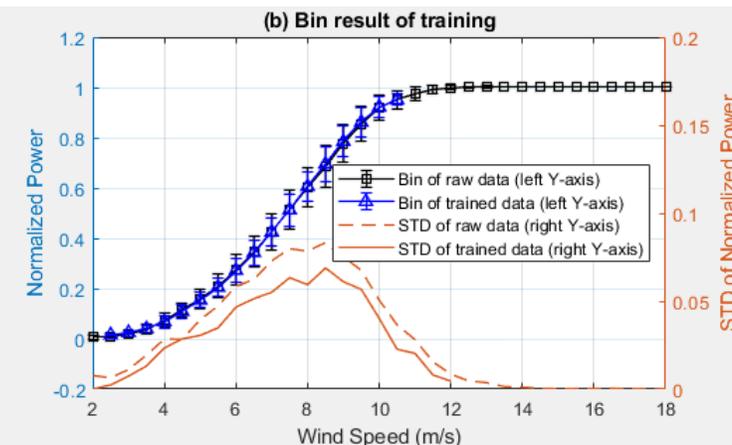
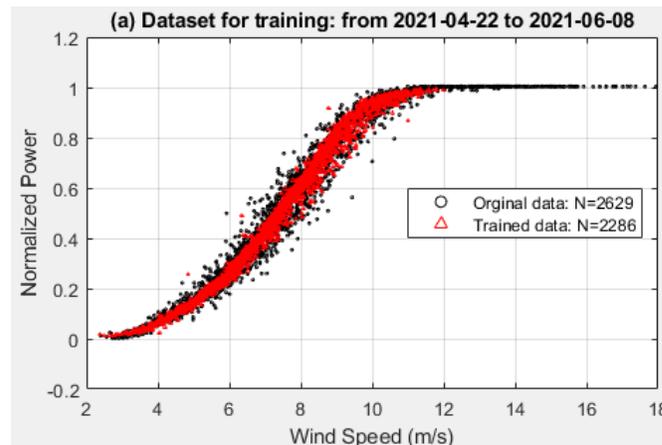
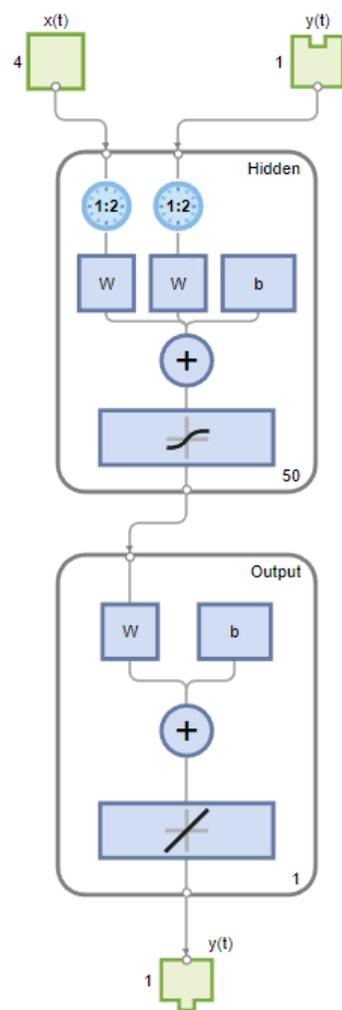


## Result (2): 训练目标

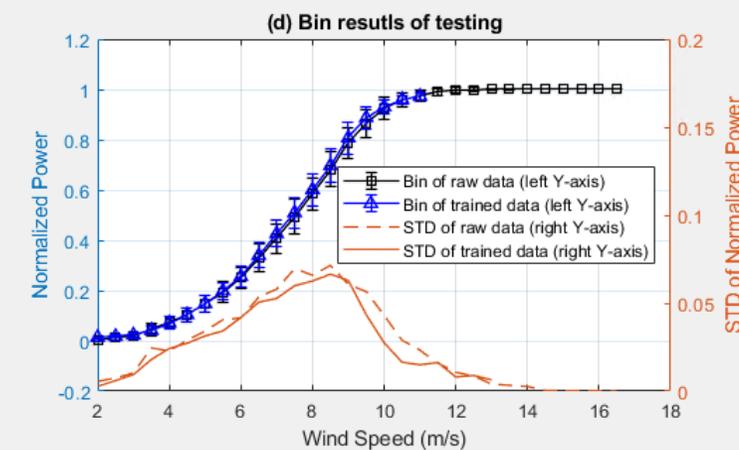
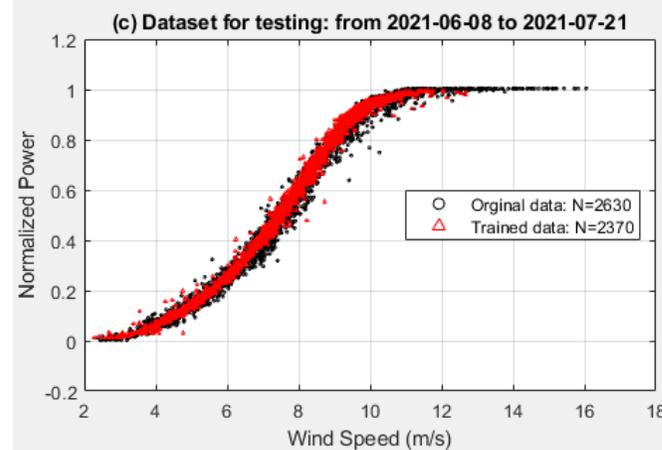
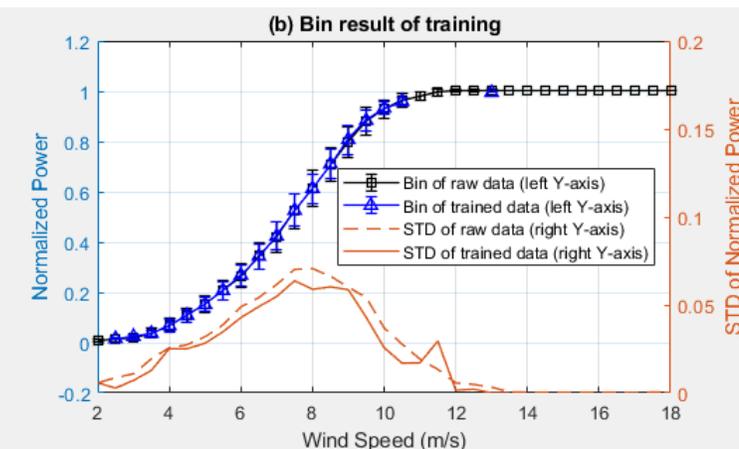
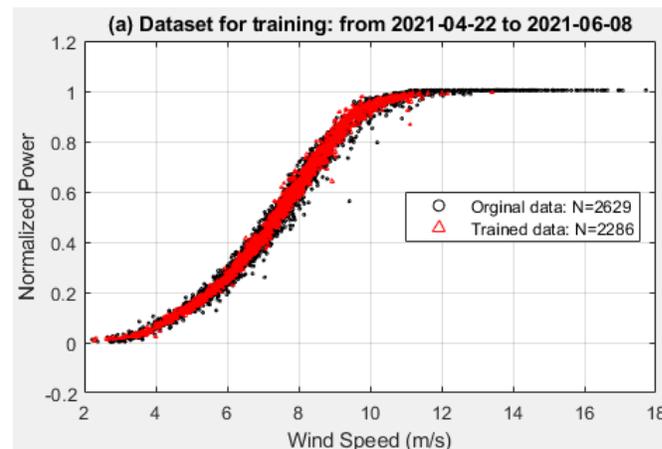
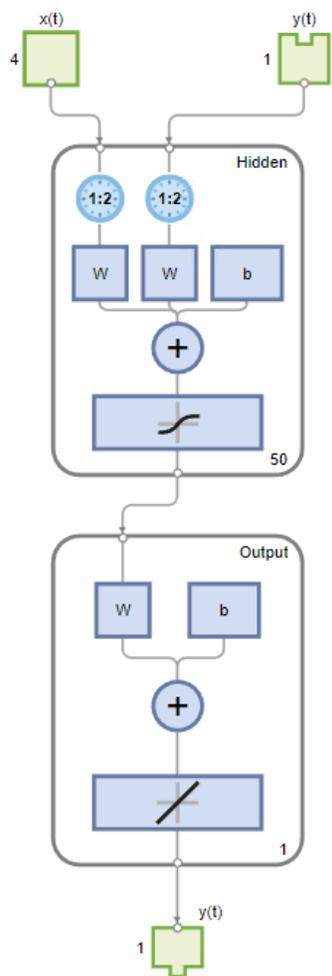
- (1) 通过灰色点获得平均曲线(图中蓝线)
- (2) 计算从灰点到平均曲线的风速差值
- (3) 训练模型，获得最优的输出结果



# Result (2): 模型训练与验证

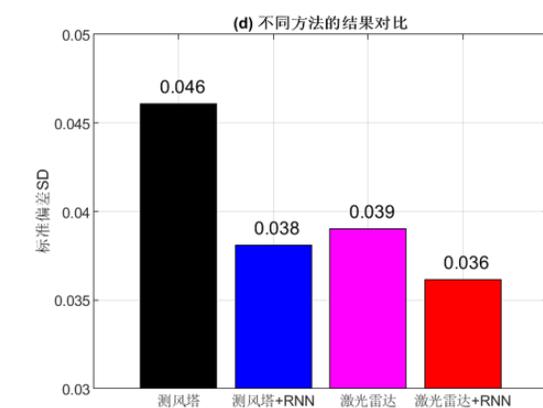
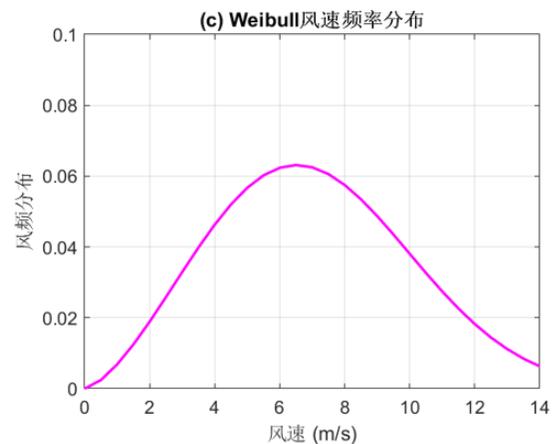
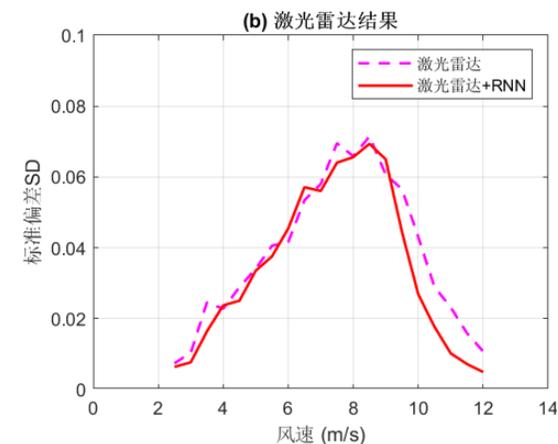
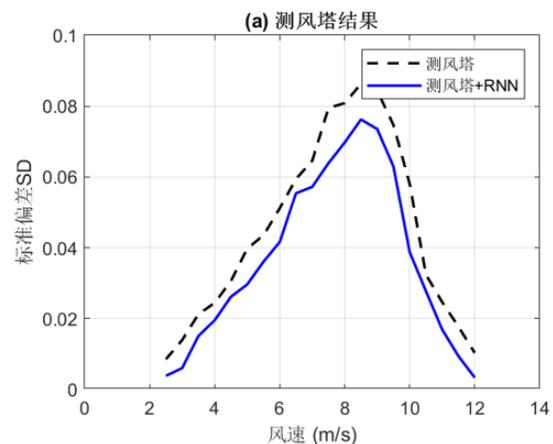


# Result (2): 模型训练与验证



## Result (2): 模型训练与验证: 不同方法的比较

RNN有效降低了功率  
预测的误差(27.8%)



## Conclusion 总结

- 本工作基于DBSCAN聚类算法和RNN循环神经网络，训练并验证了风机功率曲线的测试结果，改进了**风机发电性能的测试和预测方法**。
- MATLAB内置了**DBSCAN算法** (Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise)，能够将足够高密度的区域划分成簇，可以识别风机功率的异常状态。
- MATLAB内置的**RNN循环神经网络** (Recurrent Neural Network) 可以极大地简化数据分析的工作工作量，较为高效地建立数学模型。
- MATLAB提供了数据统计、机器学习和神经网络等强大而全面的**工具箱**，可以提高分析与研究工作的效率与精度。
- 传统数据方法的输出参数较少，模型较为简单。**AI模型可以建立多输出参数、非线性数学模型**，降低了模型预测误差，有利于风机功率的预测。

# MATLAB EXPO

## Thank you



© 2024 The MathWorks, Inc. MATLAB and Simulink are registered trademarks of The MathWorks, Inc. See [mathworks.com/trademarks](https://www.mathworks.com/trademarks) for a list of additional trademarks. Other product or brand names may be trademarks or registered trademarks of their respective holders.

