

“御风而行，构建风场智慧大脑”——WindBrain 风电场智能数字孪生偏航优化控制平台

设计者： 缪晨轩、范振邦、郁乐、吴高超、楼靖宇、金家成、裘聪男

指导教师：王强 副研究员

（浙江大学能源工程学院，浙江杭州，310027）

作品内容简介

随着我国“碳达峰、碳中和”战略的稳步推进，新能源的发展如火如荼，而风电产业又是新能源发展的重中之重。风力机运行过程中，其下游会形成尾流区，该区域具有风速降低且湍流增加的特征，从而导致下游风力机的发电量降低、疲劳载荷增加。目前，通过风电场尾流偏航控制，可以使上游风力机的尾流发生偏斜，降低其对下游风力机的尾流影响，从而实现风电场整场实时功率输出最大化、年发电量最优化等。

为此，我们开发了这套 WindBrain 风电场智能数字孪生偏航优化控制平台，并配套设计了同时具有变偏航角和变桨距功能的风力机，通过改变偏航角，实时优化风电场中风力机叶片的最大载荷。首先，我们确定了风速、湍流强度和偏航角是影响风力机载荷分布的重要因素。利用神经网络训练载荷代理模型，并调用 `pywake` 库计算风电场中每台风力机位置的有效风速与湍流强度；并将二者结合得到一个全载荷代理模型，即输入风速和每台风力机的偏航角，即可获得每台风力机的载荷分布。其次，利用模拟退火算法，通过改变每台风力机的偏航角，利用全载荷代理模型对载荷进行优化。最终，实现兼顾发电量最优与疲劳载荷均匀的多目标运行优化。基于 B/S 架构（Browser/Server，浏览器/服务器模式）的基本思想，将上述的优化程序部署在后端，并与前端网页和风电机组实物进行互动，实现虚拟过程与实际物理过程之间实时的风电场智能数字孪生偏航优化控制。基于此，研究设计团队利用 3 行 2 列的风电场进行试验测量。在给定风速和偏航角的条件下，通过 WindBrain 控制平台优化，可以在维持风电场原有运行水平发电量的基础上，有效限制风力机叶片受到的最大载荷，总体上验证了该平台能够实现风电场发电量和疲劳载荷的多目标优化，可为风电场群智慧运行提供理论基础和技术支撑。

关键词：风电场 变偏航角 载荷 发电量 载荷代理模型 模拟退火 B/S 架构

1 研究背景

大规模风电场投入使用的风力发电机类型多为水平轴风机，其在工作中会在叶轮后方形成尾流区，风力机尾流区内的风速降低且湍流强度增加，会导致处于上游风力机尾流区的下游风力机发电量降低、疲劳载荷增加。目前风电场内普遍采用对风偏航控制策略，即每台风力机的朝向与风向平行，见图 1。对单台风力机来说，这种偏航控制策略可以最大限度地利用风能，但对于多台风力机或者风电场集群来说，该方法只能保证上游风力机的效益，而下游风力机由于处于上游风力机的尾流区中，发电量显著低于上游风力机，造成风电场整体发电量的降低，在大型风电场中，考虑到风机排布、地形粗糙度及大气湍流强度等因素，由于尾流效应而造成的功率亏损可达 10%-20%。

随着风电场规模的日益扩大，传统的手工管理方式已难以满足日益增长的管理需求和精度要求。在这种背景下，软件平台的重要性日益凸显。通过集成数据管理、监控、预测和优化等功能，软件平台为大规模风电场提供了一体化的管理解决方案。它不仅能够实时监控风电场的运行状态，还能够对风力机的发电效率、疲劳载荷等关键指标进行精准预测和优化，从而确保风电场的稳定运行和高效发电。

基于上述挑战和需求，我们开发了一种创新的主动偏航控制技术及其可视化软件。这种技术通过调整上游风力机的偏航角，牺牲其部分对风性，使上游风力机产生的尾流发生偏置，从而减小对下游风力机的影响。通过这种方式，不仅可以优化风电场的整体发电量，还能够降低风力机的疲劳载荷，延长其使用寿命。同时，可视化软件能够直观展示风电场的运行状态和各项数据，为管理人员提供便捷的操作界面和强大的数据支持，帮助他们更好地进行风电场的管理和决策。这一技术的引入，不仅是对传统风电场管理方式的重大革新，更是对风电场发电效率和经济效益的重要提升。我们有理由相信，在未来的风电场建设中，这种主动偏航控制技术及其可视化软件将发挥越来越重要的作用，推动风电行业的持续发展。

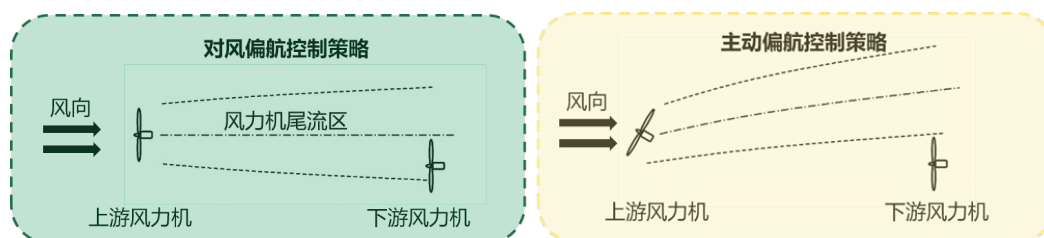


图 1 风力机偏航控制策略

2 技术路线

2.1 实物模型

我们使用 Solidworks 对风力机模型进行建模，如图 2 所示；利用 3D 打印技术制作风力机实物，如图 3 所示。风力机叶片参照 NACA63,3-418 翼型进行绘制，如图 4 所示。该翼型弦长为 1m，相对厚度为 18%。风洞实验表明该翼型具有良好的失速性能，能够满足控制功率需要，是高效的、对脏气流敏感性低的翼型，这为利用神经网络进行计算提供了便利，保证在输入数据较少的情况下也能较为精确地输出发电量。绘制完成后，进行 1:100 等比例缩小，得到了实物模型上的叶片。在风力机变桨距部分，由于风电机叶片变桨距要求同步，故变桨距部分考虑用一个大锥齿轮带动三个小锥齿轮的方式实现，并采用 9g 舵机作为变桨距的动力来源。舵机的舵盘与大锥齿轮后部凹槽刚性连接，三个小锥齿轮与大锥齿轮垂直放置，并以大锥齿轮分度圆的圆心为中心，按照圆周阵列排列。小锥齿轮与叶片刚性连接，并通过立式轴承座固定在底座上组成叶片组。如果运用到真实的风电机上，需要用伺服电机替代舵机，并在大锥齿轮前加装二级减速器。

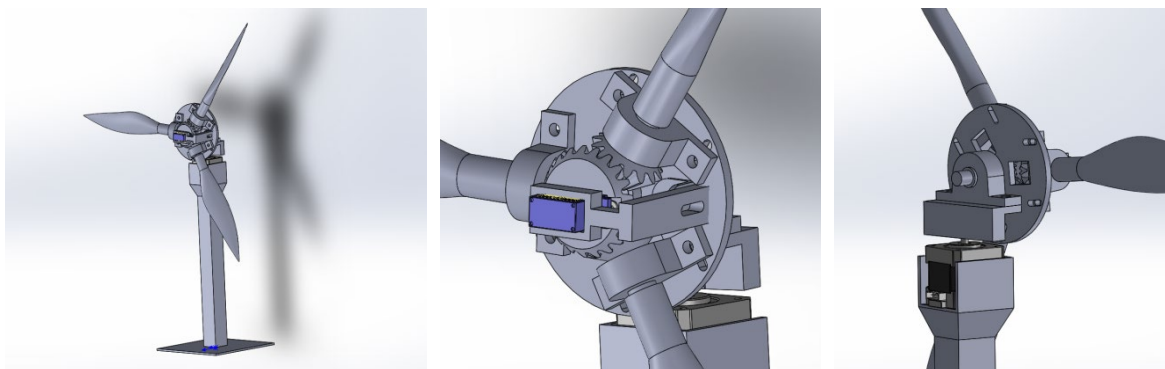


图 2 Solidworks 风力机模型



图 3 风力机实物

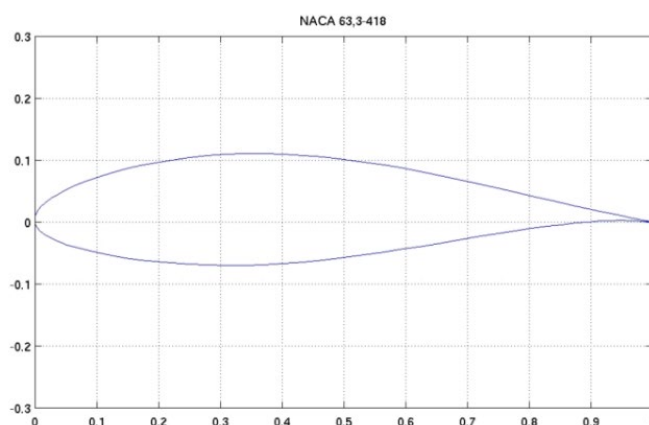


图 4 NACA63,3-418 翼型

在风力机偏航部分，采用 42 步进电机作为偏航的动力来源，通过步进电机直接带动上部的叶片组，来达到偏航的效果。如果运用到真实的风电机上，则需要采用伺

服电机与齿轮减速箱结合的模式进行偏航。电路设计上，我们使用 ESP32 和 Arduino uno 对风力机进行驱动和控制，并和后端服务器相连，实现实物与后端程序间的通信，如图 5 所示。

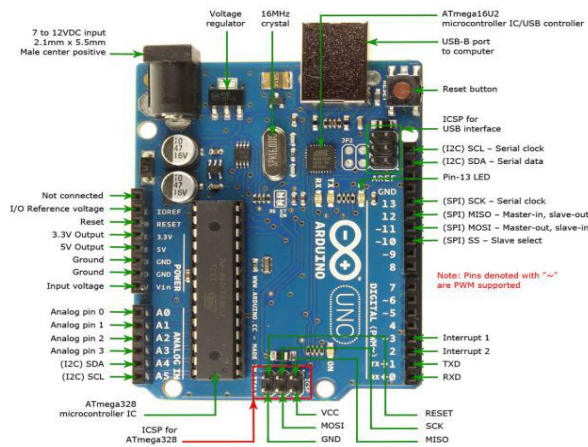


图 5 Arduino uno 端口图

2.2 主动偏航控制策略

2.2.1 湍流计算模型

风电场尾流与湍流模拟采用计算效率较高的工程解析尾流模型。其中，湍流计算模型主要采用工程湍流模型进行计算，风机型号与实物仿照的风机型号相同；偏航模型采用 JimenezWakeDeflection 模型，湍流模型采用 STF2017TurbulenceModel。在程序中主要调用湍流计算函数。JimenezWakeDeflection 模型是用于处理倾斜流入情况的模型。该模型接受源风力机与目标风力机/场址之间的下风向距离和侧风距离作为输入，并计算一组新的偏转的下风向距离和侧风距离。这种类型的模型在模拟涡轮在进入气流和转子之间经历的角度变化方面非常重要，尤其在主动偏航控制或尾流转向优化中发挥关键作用。这个模型是最常见的尾迹偏转模型之一，并且已被证明可以有效地表示涡轮转子后面的倾斜流入。在相关研究中，研究者们通过进行大涡模拟（LES）来表征风力涡轮机后面的湍流，以研究由不同偏航角和推力系数设置产生的尾流偏转的影响，验证了模型的高效性和准确性。

STF2017Turbulence 模型是一种经典的湍流模型，其主要用途是计算从一台风力涡轮机到下游风力涡轮机或风电场站点的尾迹中增加的湍流。该模型在需要准确表示转子后流动特性的情况下发挥重要作用，例如在进行涡轮部件的疲劳载荷计算时。Steen Frandsen 模型是根据 IEC61400-1, 2017 标准实现的，其中权重来源于 Steen Frandsen 的相关论文。

STF2017TurbulenceModel 接受一个 `weight_function` 输入，默认情况下使用 Steen Frandsen 论文中定义的钟形 FrandsenWeight。此外，作为另一种选择，IECWeight 在 21.6 标准中引入，可以将完全增加的湍流延伸角应用到下游 10 倍直径的范围内。

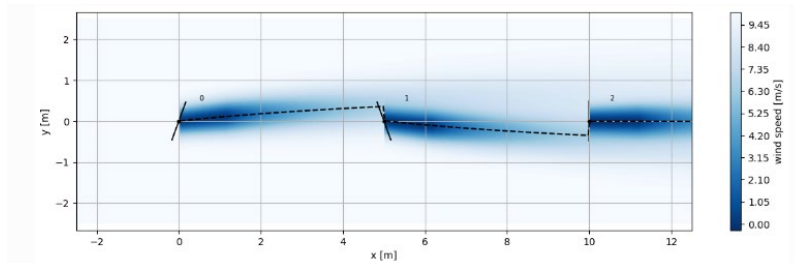


图 6 风速尾流示意图

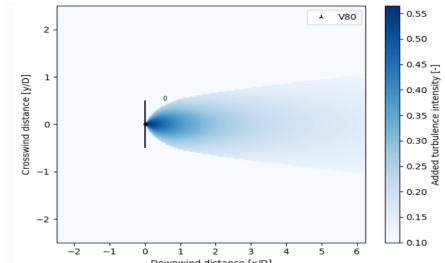


图 7 风力机湍流示意图

2.2.2 神经网络

首先，选择了基于 PyTorch 库的全连接层模式，输入参数为风速、湍流强度和偏航角。

在神经网络中间层采用全连接层的情况下，数据在不同层之间传递时，实际上进行了一种加权平均的操作。这意味着每个输入的值都会与相应的权重相乘，然后求和，最终传递给下一层。然而，为了引入非线性特性及提高预测准确率，需要通过激活函数来实现。以 LeakyReLU 激活函数为例，它的主要操作为：当数据大于 0 时，保持原始数值不变；当数据小于 0 时，进行线性衰减。这种设计使得神经网络在处理数据时能够更加灵活，引入了一定程度的非线性性质，增强了模型的表达能力。

在训练优化算法方面，采用了随机梯度下降（SGD），并设置了较小的 `batchsize` 为 2。SGD 的核心思想是通过不断迭代更新模型参数，使得损失函数的值逐渐降低，从而使模型更加接近最优解。在每次迭代中，SGD 都会随机选择一个样本（或一小批样本）来计算损失函数关于参数的梯度，并根据梯度的方向和大小来更新参数。SGD 之所以称为随机梯度下降，是因为它每次更新参数时都是随机选择一个样本进行计算，而不是像传统的梯度下降算法一样使用全部训练数据。这种随机性使得 SGD 的计算速度更快，尤其对于大规模数据集和复杂模型，能够更快地收敛到局部最优解。较小的批次大小（如文中提到的 2）意味着每次更新参数时只使用少量样本，这有助于加速训练过程和提高模型的收敛性。

此外，我们还对数据进行了归一化处理。进行归一化处理有助于提升模型的稳定性和泛化能力，使得输入数据范围一致。这种处理常用于预处理数据，通过计算每个特征的均值和标准差（或最大最小值），将数值范围统一到 0 到 1 或 -1 到 1 之间。这样可以避免不同特征数值差异对模型的影响。

通过采用上述手段，我们模型的相对误差最终控制在 10%以内。实验中我们将数据划分为三个部分：80%的数据用作训练集，用于训练模型的参数；10%的数据用作训练中的验证集，用于调整模型的超参数和评估模型的表现；最后的 10%的数据则作为最终的测试集，用于最终评估模型的泛化能力和可靠性。这些原理和技术的结合，为神经网络模型的设计和训练提供了有力支持，确保了模型的有效性和可靠性。

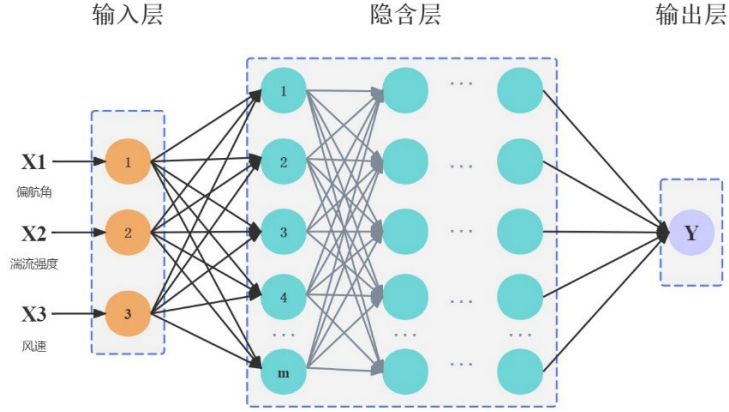


图 8 载荷代理模型中所用到的神经网络架构示意图

2.2.3 优化算法

采用模拟退火算法进行优化。

优化目标：

$$\begin{aligned} \text{Maximize } load &= F(Mean_u, yaw[1:6]) \\ -70^\circ < yaw[i] < 70^\circ \quad i &= 1, 2, 3, 4, 5, 6 \end{aligned} \quad (1)$$

$$Power(Mean_u, yaw[1:6]) > 0.95 \times initialpower \quad (2)$$

其中 F 是神经网络和湍流计算模型结合得到的全全载荷代理模型。 $Mean_u$ 是当前风速， $yaw[i]$ 是第 i 台风电机的偏航角。优化的自变量为 $yaw[i]$ 。

优化过程如下：

(0.1) 输入风速，输入初始偏航角 $yaw[1:6]$ ，计算得到初始载荷 $load$ ，初始功率 $power$ 。

(0.2) 给定退火的初始时间 T_1 ，结束时间 T_2 ，退火速度 $delta$ ，学习率 k 。设当前退火时间为 T 。令 $T=T_1$ 。

(1) 循环进行步骤(2)-(6)直至到给定次数。

(2) 给 $yaw[1:6]$ 一个随机的扰动，得到 $yaw'[1:6]$ 。

(3) 计算 $load'=F(Mean_u, yaw'[1:6])$, $power'=Power(Mean_u, yaw'[1:6])$ 。

(4) 如果 $power'$ 不满足约束条件(2), 或 yaw 不满足约束条件(1), 则回到步骤(1)。

(5) 更新 $load$, 按照以下法则:

$$load = \begin{cases} load' & load' < load \text{ or } rand < \exp\left(\frac{load' - load}{k \times T}\right) \\ load & else \end{cases}$$

其中 $rand$ 是 0 到 1 的随机数。 yaw 的值同理进行更新。

(6) 若达到循环次数, 则跳出循环到步骤(7), 否则回到步骤(2)。

(7) 令 $T = T \times delta$, 如果 $T < T_l$, 则算法结束。否则回到(1)。

该优化算法能够在可控的时间内, 以较大的概率找到最优解, 并计算出相应的最优值。虽然这是一个不稳定的算法, 但是由于每个解只在 10min 内有效, 故对于整体发电量的影响并不大。总体来说, 将模拟退火算法运用在优化偏航角的程序中是科学的。

3 可视化平台

由于 B/S 架构具有跨平台、维护管理方便、安全性高、易于扩展和成本低等优势, 因此本平台建立选用 B/S 架构, 各层之间分工明确, 各个模块之间相互独立, 模块内部进行严格的封装, 对外部的访问提供调用接口, 达到各模块之间、各层之间耦合度最低, 如图 11 所示。

3.1 前端网页

前端网页主要采用 Vue.js 框架制作, 并配合使用了 Three.js 等 3D 渲染的组件库, 以呈现更加直观的风机运行和偏航优化控制的效果。前端项目的组织架构图如下。



图 9 前端组织网页架构图

前端网页的主要功能和设置如下:

- 1) 网页首先可以给出风速、风向等基本信息, 并能够给出使用载荷代理模型优化前后风电场的发电功率和最大载荷。

2) 其次，网页可以给出每台风电机的偏航角和发电量，并能监测风电机的一系列状态。



图 10 前端网页

3.2 后端框架

后端程序采用了 Python 的 Flask 框架，可以与载荷代理模型实现很好的兼容。

后端的主要工作原理如下：后端接收保存了前端网页上的风速和偏航角，利用部署在后端的全载荷代理模型进行载荷计算，并调用优化程序对偏航角进行优化，可以 10min 为间隔向前端和实物风电机传输新的偏航角。后端程序也能直接根据风速给出桨距的经验值，直接将该值传输给实物风电机。

后端程序可以得到以下结果：

- 1) 优化前后全场的发电功率；
- 2) 优化前后风电场中每台风电机处的湍流强度；
- 3) 优化前后风电场中每台风电机的 X 方向叶根载荷；
- 4) 优化前后风电场中每台风电机处的偏航角；
- 5) 优化前后风电场中每台风电机的桨距。

将运行结果实时返回到前端，前端接收到后端发来的结果数据后，进行可视化，实现数字孪生的效果。

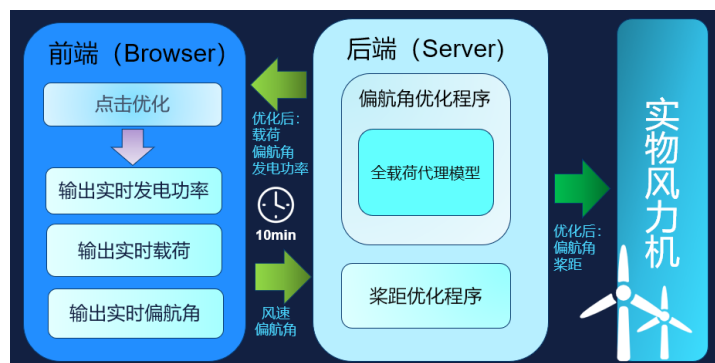


图 11 平台架构图

4 系统性能检测及效益分析

4.1 仿真测试——以一个 3×2 风电场为例

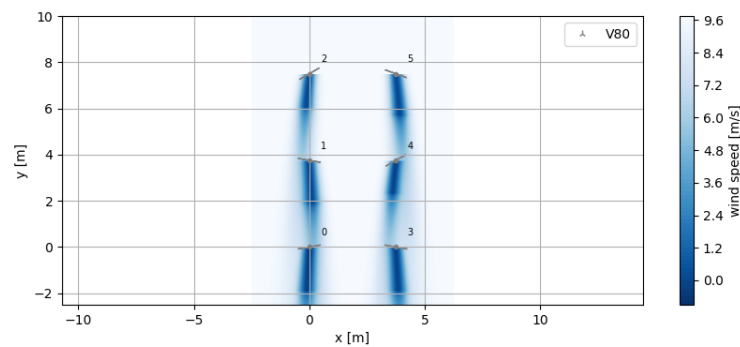


图 12 风电场布局与初始偏航角（风速图）

随后我们进行了 3×2 的风电场仿真测试。我们构造了一个 3×2 的风电场，给定风速为 10m/s，六台风电机的初始偏航角分别为 10deg，-10deg，30deg，-10deg，30deg，20deg，如图 13 所示。

计算得到风电场的初始风功率为 3.2 MW，风电场初始最大载荷为 7166 kN·m。下面用优化程序对算例进行优化，得到结果见表 4.1。

表 4.1

	偏航角/deg						发电功率 /MW	最大载荷 /kN·m
	1 号风机	2 号风机	3 号风机	4 号风机	5 号风机	6 号风机		
优化前	10.0	-10.0	30.0	-10.0	30.0	-20.0	3.1	7166
优化后	0.0	-19.9	39.7	-12.3	27.0	-19.7	3.2	7092

发电功率提升了 3.1%，最大载荷降低了 1.0%。完成了预定的优化目标。

4.2 效益分析——以建设 100 万 kW、年利用数 3000h 的海上风电场为例

- 1) 提高风电场的发电量：使用该偏航优化控制平台预计每年可以增加约 9.3 万千瓦时的发电量。
- 2) 增加风电机使用寿命：根据国际电工委员会标准 IEC 61400-1 规定，陆上风电机组的设计寿命约为 20 年。使用该偏航优化控制平台后预计可将风力机的服役期和折旧期从 20 年延长至 25 年，从而增加项目的预期售电收入并降低度电成本。
- 3) 降低企业的运营成本：以 WASP 为例，一套标准的 WASP Bundle 官方标价初装费约 1 万元，每年许可费用约 5000 元，还不包括所需定制服务费。通过本项目自主开发的风电场智能数字孪生偏航优化控制平台，可以节省企业商业软件的采购费、升级服务费、数据服务

费等费用。

4) 形成具有自主知识产权的国产电场智能数字孪生偏航优化控制软件，打破国外垄断，进一步推动我国风能产业的健康发展。

5) 提高我国风能产业的竞争力，有助于我国风能产品和服务走向国门，参与国际竞争。

5 创新点总结与分析

- 1) 建立了基于 B/S 架构的风电场智能数字孪生偏航优化控制平台 WindBrain，实现虚拟过程与实际物理过程之间实时的风电场智能数字孪生偏航优化控制，提高了风电场智能化程度，减少了对人力的依赖。
- 2) 创新地将深度学习神经网络模型运用到偏航优化控制当中，通过构建湍流模型、载荷代理模型和实时偏航优化控制，实现兼顾发电量最优与疲劳载荷均匀的多目标运行优化，提高了风电场的运行效率和经济性。
- 3) 通过采用缩比实物模型模拟真实大气环境风电场运行过程，实现了风电场尺度风力机的发电量与疲劳载荷的多目标优化，不仅验证了载荷代理模型和优化算法的可行性，还为风电场智慧运行与协同优化提供理论基础和技术支撑。

参考文献

- [1] Polster M. F. Comprehensive comparison of analytical wind turbine wake models with wind tunnel measurements and wake model application on performance modelling of a downstream turbine, in Norwegian University of Science and Technology [D]. Norwegian University of Science and Technology, 2017
- [2] Shahaboddin S, Dalibor P, Roslan H, et al. An appraisal of wind turbine wake models by adaptive neuro-fuzzy methodology[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2014, 63:618-624
- [3] Fischetti M, Monaci M (2016) Proximity search heuristics for wind farm optimal layout. J Heuristics 22(4):459-474
- [4] Ángel Jiménez, Antonio Crespo, Emilio M. Application of a LES technique to characterize the wake deflection of a wind turbine in yaw. Wind Energy. 2010;13:559-5
- [5] Frandsen, S. T. (2007). Turbulence and turbulence-generated structural loading in wind turbine clusters. Denmark. Forskningscenter Risoe. Risoe-R No. 1188(EN)