

# 基于相对主元分析的风电机组塔架振动监测研究

何云

国投广西新能源发展有限公司 广西 南宁 530200

**摘要：**随着风力发电技术的快速发展，风电机组的安全性和可靠性成为行业关注的重点。塔架作为风电机组的关键承载结构，其振动状态直接反映了机组的运行状况。本文提出了一种基于相对主元分析（Relative Principal Component Analysis, RPCA）的风电机组塔架振动监测方法，该方法通过精细的数据处理与特征提取，结合RPCA模型的强大分析能力，实现了对塔架振动异常的准确识别与预警，为风电场的运维管理提供了有力的技术支持。

**关键词：**相对主元；风电机组塔架；振动监测

## 引言

风电机组塔架在复杂的风力载荷和机械应力作用下，易发生多种形式的振动，如低频的摆动、高频的局部振动等。这些振动不仅影响机组的发电效率，还可能加速结构疲劳，导致安全隐患。传统的振动监测方法往往依赖于阈值设定或简单的信号处理，难以有效捕捉复杂振动模式中的异常信号。相对主元分析作为一种先进的数据驱动方法，通过比较数据间的相对变化，能够更准确地识别异常状态，为风电机组塔架的振动监测提供了新的视角。

## 1 理论基础与背景

### 1.1 相对主元分析（RPCA）原理

相对主元分析（Relative Principal Component Analysis, RPCA）作为对传统主元分析（PCA）的拓展与深化，特别适用于处理那些具备显著基准点或时间序列属性的数据集。其核心思想在于，并非直接分析原始数据的绝对数值，而是聚焦于数据相对于某一基准状态（通常是正常或期望状态）的变化量。这一转变有效地揭示了数据间的相对差异，从而增强了对细微变化和异常模式的捕捉能力。具体实现上，RPCA首先选定一组代表正常或基准状态的数据作为参考样本集。随后，计算每个监测样本与参考样本集之间的相对差异，这些差异构成了相对数据矩阵。通过对相对数据矩阵进行协方差分析，构建相对协方差矩阵，进而实施特征分解，提取出能够最大限度解释数据变化的主元。这些主元不仅反映了数据的主要变化趋势，而且通过对比正常状态与异常状态下的主元分布，RPCA能够显著降低噪声干扰，提高对于异常或故障状态的检测灵敏度。

### 1.2 风电机组塔架振动特性分析

风电机组塔架作为连接叶片与地基的关键结构部件，其振动特性受到多种复杂因素的影响，包括但不限

于风速的大小与方向、转子的旋转速度、叶片所承受的风载及机械载荷等。这些因素共同作用，使得塔架振动呈现出高度的动态性和复杂性<sup>[1]</sup>。为了全面捕捉塔架的振动行为，通常在塔架的不同高度和关键部位安装加速度传感器和位移传感器，形成密集的监测网络。这些传感器能够实时采集塔架在风力和机械力作用下的振动信号，这些信号在时域上表现为振幅、速度、加速度等物理量的时间序列，而在频域上则通过频谱分析揭示出振动的频率成分、能量分布及相位信息等关键特征。时域特征，如振幅的波动、峰值出现的频率等，直接反映了振动强度及其随时间的变化趋势；频域特征，如主频、频谱能量分布等，则揭示了振动的频率特性和能量分布规律，对于识别振动源、评估结构健康状态具有重要意义。因此，对塔架振动信号的时频域特征进行深入分析，是构建有效振动监测系统、实现早期故障预警的关键步骤。

## 2 基于相对主元分析的风电机组塔架振动监测的方法论与实现步骤

### 2.1 数据预处理与特征提取

#### 2.1.1 信号去噪的详细策略

在风电机组塔架振动监测中，原始振动信号往往混杂着各种噪声和干扰，这些非振动成分会严重影响后续特征提取和模式识别的准确性。因此，信号去噪是数据预处理的首要任务。本研究采用以下两种先进的去噪方法：

**小波变换去噪：**利用小波变换的多分辨率特性，将原始信号分解为不同频率段的小波系数。通过设定合适的阈值，去除那些主要由噪声引起的小波系数，然后利用逆小波变换重构去噪后的信号。这种方法特别适用于处理非平稳信号，能够有效保留信号的局部特征。

**卡尔曼滤波去噪：**对于具有明显时间序列特性的振动信号，卡尔曼滤波是一种高效的递归估计算法。它基

于信号和噪声的统计特性,通过迭代预测和更新过程,逐步逼近真实的信号值。卡尔曼滤波不仅能够去除高斯噪声,还能处理信号中的随机漂移和偏差,提高信号的平滑度和准确性。

### 2.1.2 特征提取的精细化处理

去噪后的振动信号蕴含了丰富的振动信息,为了有效提取这些信息并构建用于RPCA分析的特征向量,本研究采取了以下特征提取策略:

**时域特征提取:** 计算去噪信号的基本统计量,如均值(反映振动信号的平均水平)、方差(衡量振动信号的波动程度)、峰值因子(描述信号峰值与均值之比,反映信号的冲击特性)等。此外,还可以提取信号的偏度(衡量信号分布的对称性)和峰度(描述信号分布的陡峭程度),以捕捉更多的振动特性。

**频域特征提取:** 对去噪信号进行傅里叶变换或快速傅里叶变换(FFT),将其从时域转换到频域。在频域上,计算频谱能量(反映信号在不同频率段的能量分布)、频率分布(如主频、次主频及其对应的能量占比)等特征。这些频域特征能够揭示振动信号的频率特性和能量分布规律,对于识别振动源和评估结构健康状况具有重要意义。

## 2.2 RPCA模型构建与训练

### 2.2.1 参考样本的精选策略

为了确保RPCA模型能够准确反映风电机组塔架在正常运行状态下的振动模式,参考样本的选择至关重要。本研究采用以下策略来精选参考样本:首先,从长期监测的历史数据中筛选出机组处于稳定运行状态且环境条件(如风速、风向)相对稳定的时段数据。接着,利用聚类分析或主成分分析等方法,评估这些数据点的代表性,选择那些能够全面覆盖正常振动模式的数据作为参考样本<sup>[2]</sup>。随着机组运行时间的增长和环境条件的变化,定期更新参考样本集,以确保模型能够适应新的正常振动模式。

### 2.2.2 相对数据矩阵的构建方法

构建相对数据矩阵是RPCA分析的关键步骤之一。本研究采用以下方法来构建相对数据矩阵:一是差异计算:对于每个监测时刻的数据点,计算其与参考样本集中每个样本之间的相对差异。这些差异可以通过减法运算或比例计算来得到,具体取决于数据的性质和分析需求。二是矩阵组织:将计算得到的相对差异按照时间顺序或样本顺序组织成矩阵形式,形成相对数据矩阵。这个矩阵的每一行代表一个监测时刻的数据与参考样本之间的差异,每一列则代表与不同参考样本的差异。

### 2.2.3 RPCA分解与振动模式识别

对构建好的相对数据矩阵进行RPCA分解,是提取振动模式和进行异常检测的核心步骤:一是RPCA分解:利用RPCA算法对相对数据矩阵进行分解,得到相对主元及其贡献率。相对主元是反映数据变化模式的主要方向,贡献率则表示了每个主元在数据变化中的重要程度。二是振动模式识别:通过分析相对主元及其贡献率,可以识别出风电机组塔架的主要振动模式。这些模式可能包括不同频率的振动、不同方向的摆动等,它们与机组的运行状态和外部环境密切相关。

### 2.2.4 异常检测阈值的科学设定

为了准确判断新数据是否偏离正常范围,需要科学设定异常检测的阈值:一是统计原理应用:基于正态分布、 $3\sigma$ 原则等统计原理,根据相对主元的分布特性设定阈值。当新数据的相对主元得分超出阈值时,即认为存在异常。二是历史数据经验参考:结合历史数据中的异常案例和正常运行数据,通过经验分析或机器学习算法来设定阈值。这种方法能够充分考虑机组的实际运行情况和历史经验,提高异常检测的准确性<sup>[3]</sup>。三是动态调整机制:随着机组运行时间的增长和外部环境的变化,异常检测阈值也需要进行动态调整。本研究建立了阈值调整机制,根据实时监测数据和历史数据的变化情况,定期对阈值进行更新和优化。

## 2.3 实时监测与异常预警

### 2.3.1 数据实时采集与高效处理流程

通过布置在塔架关键部位的加速度传感器、位移传感器等,实时捕捉塔架在风力作用下的振动信号。这些传感器与数据采集系统相连,确保数据的即时传输和存储。对采集到的原始数据进行去噪处理,采用小波变换、卡尔曼滤波等先进技术,有效滤除噪声和干扰,保留振动信号的真实成分。在预处理的基础上,提取振动信号的时域特征(如均值、方差、峰值因子等)和频域特征(如频谱能量、主频等),构建特征向量,为后续分析提供准确的数据基础。

### 2.3.2 RPCA模型的实时应用与主元得分计算

将经过预处理和特征提取的数据输入到已经训练好的RPCA模型中,进行实时分析:利用RPCA算法,计算当前数据相对于参考样本集的相对主元得分。这些得分反映了数据在相对主元空间中的投影,是判断数据是否异常的重要依据。随着新数据的不断涌入,RPCA模型能够动态更新参考样本集和相对主元空间,确保模型始终反映机组的最新振动模式。

### 2.3.3 异常精准判断与即时预警系统

将计算得到的相对主元得分与预设的阈值进行比较。若得分超出阈值范围，即认为存在异常振动。根据异常的严重程度和紧迫性，设定不同级别的预警信号。例如，轻微异常时发出黄色预警，提醒运维人员关注；严重异常时发出红色预警，要求立即采取措施。预警信号一旦触发，立即通过短信、邮件或监控系统界面等方式通知运维人员，确保他们能够迅速响应并采取措

### 2.3.4 故障深度诊断与精确定位技术

为了进一步提高故障处理的效率和准确性，可以结合多种故障诊断与定位技术：一是专家系统辅助：利用专家系统中的知识库和推理机制，对异常振动进行初步诊断，提供可能的故障类型和原因。二是机器学习算法应用：通过训练机器学习模型（如支持向量机、神经网络等），对异常数据进行深入分析，提高故障诊断的准确性和效率。三是历史故障案例库参考：建立历史故障案例库，收录机组过去的故障案例及其解决方案。在故障诊断过程中，参考历史案例可以快速定位故障位置并给出修复建议。

## 3 讨论与分析

### 3.1 模型性能及优化策略

特征选择作为RPCA模型构建的关键环节，其重要性不言而喻。为了进一步提升模型的准确性和鲁棒性，本研究采用了多维度的特征优化方法。通过敏感性分析，筛选出对振动模式最为敏感的特征；同时，利用相关性分析剔除冗余特征，确保特征集的高效性和独立性。此外，考虑到机组老化和运行环境的变化对振动特性的潜在影响，本研究提出了模型更新与自适应策略。通过定期收集新数据并重新训练模型，或引入自适应算法使模型参数能够动态调整，从而确保模型始终与当前的振动模式保持高度一致。

### 3.2 实际应用中的挑战与解决方案

在风电场的恶劣环境下，确保传感器数据的准确性

和实时传输是实施RPCA模型监测面临的一大挑战。为了克服这一难题，可以采取冗余设计和数据压缩与加密传输等先进技术。通过布置多个传感器形成冗余网络，即使部分传感器出现故障，也能确保数据的连续采集。同时，利用数据压缩技术降低传输数据量，结合加密技术保障数据传输的安全性<sup>[4]</sup>。在模型与系统的集成方面，注重系统的兼容性、可扩展性和用户友好性。通过模块化设计，实现RPCA模型的灵活部署；提供API接口，方便与其他运维管理系统的无缝对接，从而确保模型的高效应用和价值最大化。

### 结语

本研究提出的基于相对主元分析的风电机组塔架振动监测方法，通过精细的数据处理、特征提取和RPCA模型分析，实现了对塔架振动异常的准确识别与预警。该方法具有理论上的创新性和实际应用的潜力，为风电行业的结构健康监测提供了一种新的解决方案。未来研究将进一步探索模型的优化与自适应、与其他智能算法的融合以及在实际风电场中的广泛应用，以推动风电行业的智能化、安全化发展。

### 参考文献

- [1]李贺,厉伟.基于相对主元分析的风电机组塔架振动监测研究[C]//中共沈阳市委,沈阳市人民政府,中国农学会.第十三届沈阳科学学术年会论文集(理工农医).沈阳工业大学,2016:6.
- [2]周进,房宁,郭鹏.基于相对主元分析的风电机组塔架振动状态监测与故障诊断[J].电力建设,2014,35(08):125-129.
- [3]苏连成,朱娇娇,郭高鑫,等.基于XGBoost和Wasserstein距离的风电机组塔架振动监测研究[J].太阳能学报,2023,44(01):306-312.
- [4]房宁.基于主元分析类方法的风电机组部件建模分析与监测研究[D].华北电力大学,2014.