

基于模糊优化推理的风电机组塔架振动预警模型

徐海嘉,缪书唯

(三峡大学 电气与新能源学院,湖北 宜昌 443002)

摘要:针对自然因素或风电机组部件动作引起的风电机组塔架振动问题,提出基于模糊优化推理的风电机组塔架振动预警模型。首先,以风电机组监督控制和数据采集系统数据为基础,利用与风电机组塔架振动相关程度高的变量计算正常振动状态的速度类马氏距离和非速度类马氏距离,分别确定3个不同振动状态阈值;其次,根据不同振动状态阈值划分模糊集合,分别建立隶属度函数;最后,采用粒子群优化算法对隶属度函数的参数进行优化,得到模糊优化推理模型,通过输出数值折线图判断风电机组塔架振动是否报警。结果表明,应用所提出的优化模型进行离线训练,风电机组塔架平均提前2.47 h进行振动预警,振动异常检测率为90%,误报率为40%。在线应用时,所提出模型对风电机组塔架能进行有效振动预警,但存在一定的误报率。

关键词:状态监测;塔架振动;马氏距离;模糊推理;粒子群优化

中图分类号:TM315 文献标识码:A DOI:10.19457/j.1001-2095.dqcd26179

Wind Turbine Tower Vibration Warning Model Based on Fuzzy Inference Optimization

XU Haijia, MIAO Shuwei

(College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University,
Yichang 443002, Hubei, China)

Abstract: Aiming at the vibration problem of wind turbine towers caused by natural factors or actions of wind turbine components, a wind turbine tower vibration warning model based on fuzzy inference optimization was proposed. Firstly, based on the data from the wind turbine supervisory control and data acquisition (SCADA) system, variables with a high degree of correlation with the vibration of the wind turbine tower were used to calculate the velocity class Mahalanobis distance and the non-velocity class Mahalanobis distance of the normal vibration state, and three different vibration state thresholds were determined. Then, the fuzzy sets were divided according to the thresholds of different vibration states, the affiliation functions were established. Finally, the particle swarm optimization algorithm was used to optimize the parameters of the affiliation functions to obtain the fuzzy optimization inference model, and the output numerical value line graphs were used to judge whether the vibration of the wind turbine tower is alarmed. The results show that by applying the optimization model proposed for offline training, the vibration warning for wind turbine towers is carried out 2.47 h in advance on average, with a vibration anomaly detection rate of 90% and a false alarm rate of 40%. The online application of the proposed model can provide effective vibration warnings for wind turbine towers, however, there is a certain false alarm rate.

Key words: condition monitoring; tower vibration; Mahalanobis distance; fuzzy inference; particle swarm optimization (PSO)

风力发电作为清洁的可再生能源快速发展,截至2023年底我国风电机组总装机容量已成为世界第一^[1]。塔架作为风电机组的主要支撑部

件,它将机舱固定在几十米甚至上百米高空中,使风电机组能更好地获取风能^[2]。在风电机组的使用周期内,塔架会受到不同风况、机舱以及自

作者简介:徐海嘉(2000—),女,硕士研究生,主要研究方向为风电机组状态监测,Email:xxhj0608@163.com

通讯作者:缪书唯(1989—),男,博士,副教授,主要研究方向为风电场风况建模、风电场并网系统可靠性评估和优化,

Email:jabker@163.com

身重量的复杂动载荷作用^[3],进而会概率性引起风电机组塔架发生振动异常、倾斜过度等状况,将导致风电机组发生安全事件^[4]。因此研究风电机组塔架振动状态监测技术,能及时发现风电机组塔架振动异常问题,对提高风电机组的经济性和安全性具有非常重要的意义。

国内外学者已对风电机组塔架振动监测进行了研究,其主要分为两类:一类是基于动力学进行风电机组塔架振动监测,例如文献[5]基于塔力与浮基运动响应的耦合关系,构建并训练多层感知模型,确定最佳采样频率的过程,提出一种基于深度学习技术的塔架加速度与塔根力的识别方法,可用于风电机组塔架状态监测;文献[6]采用FAST软件建立塔架、叶片、轮毂和机舱一体化模型,对2 MW风电机组正常运行工况和紧急停机工况下的动力响应进行分析,为高柔塔架振动控制研究奠定基础;文献[7]利用振动、基频、杆塔弯曲应力和发电机振动等关键监测参数进行风电机组振动异常诊断,参考国际标准和材料性能以及长期测量数据确定警报阈值,对风电机组进行监测。另一类是基于监督控制和数据采集(supervisory control and data acquisition, SCADA)对系统数据进行风电机组塔架振动监测,例如文献[8]在SCADA运行数据基础上采用非线性状态估计方法,建立正常工作状态下风电机组的塔架振动模型,能够较高精度监测风电机组塔架振动异常情况;文献[9]针对同一风电场不同塔架振动预测残差的差异,提出一种基于XGBoost和Wasserstein距离的塔架振动监测方法,该方法能有效识别风电场中异常振动较频繁的塔架;文献[10]提出数据-知识驱动的基于长短时记忆神经网络、经验模态分解-极限梯度提升分步建模的变工况塔筒振动预测方法,该模型能有效预测塔筒振动;文献[11]以SCADA数据为基础,引入灰色关联度系数和最小角回归算法,采用长短期记忆网络建立塔架振动预测模型,结果表明所提出方法能对风电机组塔架振动进行预警。

本文采用SCADA运行数据,提出基于模糊优化推理的风电机组塔架振动预警模型。本文的主要贡献如下:

1)本文采用Person相关系数、Kendall秩相关系数、Spearman秩相关系数和最大信息系数建立综合相关性指标,筛选出与风电机组塔架振动相关程度高的速度类变量和非速度类变量。

2)计算1)中两类变量的马氏距离,根据“3σ”准则划分风电机组振动状态判定阈值,通过Mamdani模糊推理得到输出数值,据此预警风电机组塔架振动,再应用粒子群算法优化模糊推理参数,提高风电机组塔架振动检验指标精度,应对两类马氏距离短时超过设定阈值而造成的误判问题。

本文应用Penmanshiel风电场实测SCADA数据样本^[12]对本文所提模型验证其有效性。

1 风电机组塔架振动状态的模糊推理模型

本文基于马氏距离建立风电机组塔架正常振动状态模型,进而通过该模型确定风电机组塔架振动预警阈值,而后通过模糊优化推理得到输出数值,最后应用预警指标对数据进行检验。

1.1 基于综合相关性指标的风电机组塔架振动关联变量选取

SCADA系统使用传感器收集风电机组各种类型数据,包括风速(v)、发电机转速(n_G)、转子转速(n_R)等速度类数据变量,以及轴承温度(T_R)、功率(P_o)、机舱温度(T_c)等非速度类型数据变量,这些数据可用于风电机组状态监测^[13]。本文对风电机组塔架振动状态进行监测,根据Penmanshiel风电场的风电机组SCADA运行数据,当风电机组塔架轴向振动发生时,风电机组塔架径向也会发生振动,因此本文仅需研究SCADA数据变量与风电机组塔架轴向振动加速度的相关性。

为检测到风电机组塔架振动异常状态,初步选取 N 个风电机组SCADA数据变量,其中有 P 个速度类SCADA数据变量,非速度类SCADA数据变量有 $N-P$ 个,而后结合Person相关系数^[14]、Kendall秩相关系数^[15]、Spearman秩相关系数^[16]和最大信息系数^[17]建立综合相关性指标。首先,计算 N 个SCADA数据变量与风电机组塔架轴向振动加速度的4种相关系数,该相关系数均无量纲,然后,假设上述4种相关系数对风电机组塔架振动状态判定同等重要,即将其结果按照相等权值进行组合计算,得到综合相关性指标,表达式如下所示:

$$\eta_{IC} = \frac{|r| + |\rho| + |\tau| + I}{4} \quad (1)$$

式中: r 为Person相关系数, $|r| \leq 1$; ρ 为Spearman秩相关系数, $|\rho| \leq 1$; τ 为Kendall秩相关系数, $|\tau| \leq 1$; I

为最大信息系数, $0 \leq I \leq 1$ 。

最后, 将综合相关性指标按降序排列, 选取综合相关性指标大于 0.5 的 n ($n \leq N$) 个 SCADA 数据变量, 其中, 有 p ($p \leq P$) 个速度类 SCADA 数据变量和 $n-p$ 个非速度类 SCADA 数据变量。

1.2 基于马氏距离的风电机组塔架振动状态判定

马氏距离^[18]可以通过计算多组变量与其变量所有观测量平均值的差异程度判断风电机组塔架振动状态。本文通过计算风电机组塔架 p 个速度类变量的正常振动状态马氏距离, 来表示风电机组塔架的正常振动状态, 根据数值实验, 速度类变量通常包含 v, n_R , 每个变量有 m 个历史观测值, 对于第 i ($i=1, 2, \dots, m$) 个观测值, 变量 v 对应的与均值偏差的标准化值为 $(v_i - \bar{v}) / \sigma_j$ ($j=1, 2, \dots, p$), 其中, σ 为 p 个速度类变量的标准差矩阵, 同理计算 p 个速度类每个变量的均值标准化, 可得向量 f_i 如下式所示:

$$f_i = \left[\frac{v_i - \bar{v}}{\sigma_j}, \frac{n_{R,i} - \bar{n}_R}{\sigma_j}, \dots \right] \quad (2)$$

向量 f_i 由 p 列速度类变量的均值标准化组成。在此基础上, 引入速度类变量的相关系数矩阵的逆矩阵 R_i^{-1} 将 p 列数据整合为一列无量纲数据, 即马氏距离 $D_{1,i}$, 公式如下:

$$D_{1,i} = \frac{1}{m} f_i R_i^{-1} f_i^T \quad (3)$$

其中, m 个时刻所计算的速度类马氏距离 $D_{1,1}, D_{1,2}, \dots, D_{1,m}$ 构成向量 D_1 。当速度类马氏距离 $D_{1,i}$ 偏离均值越高, 则代表风电机组塔架振动异常程度越高。类似地, 将式(2)中的速度类变量替换为非速度类变量进行向量 f 计算, 然后, 代入式(3)引入非速度类变量相关系数矩阵的逆矩阵 R_2^{-1} , 即可计算非速度类马氏距离 $D_{2,i}$, 计算的非速度类马氏距离 $D_{2,1}, D_{2,2}, \dots, D_{2,m}$ 构成向量 D_2 。

图 1 为 Penmanshiel 风电场 Penmanshiel 01 风电机组 2021 年正常运行数据计算得到的速度类马氏距离 D_1 的频次直方图及正态分布拟合曲线。从图中可以看出, 速度类马氏距离 D_1 频次直方图与正态分布相近, 因此, 引用正态分布的“ 3σ ”准则^[19]将速度类马氏距离 D_1 的频次直方图右侧划分风电机组塔架 3 个不同振动状态阈值。其中, 正常振动状态阈值为 $\mu_1 + \sigma_1$, 中振动阈值为 $\mu_1 + 2\sigma_1$, 振动异常阈值为 $\mu_1 + 3\sigma_1$, μ_1 为速度类马氏距离 D_1 的均值, σ_1 为速度类马氏距离 D_1 的标准差。

类似地, 根据非速度类马氏距离 D_2 的频次直方图划分 3 个不同振动状态阈值: 正常振动状态阈值为 $\mu_2 + \sigma_2$ 、中振动阈值为 $\mu_2 + 2\sigma_2$ 、振动异常阈值为 $\mu_2 + 3\sigma_2$, μ_2 为非速度类马氏距离 D_2 的均值, σ_2 为非速度类马氏距离 D_2 的标准差。据此, 通过计算马氏距离可以判定风电机组塔架属于不同的振动状态。

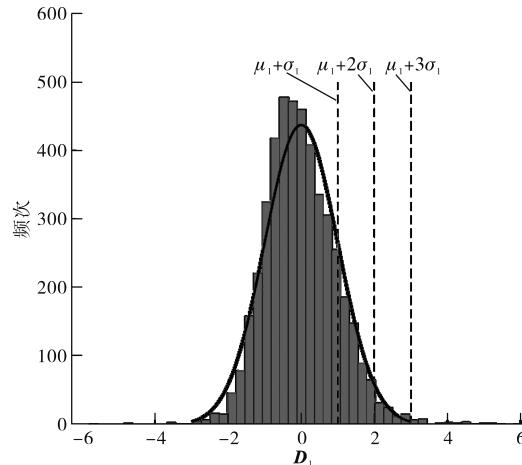


图 1 Penmanshiel 风电场 1 号风电机组的速度类马氏距离的频次直方图、正态分布拟合曲线及阈值

Fig.1 Frequency histograms, normal distribution fitted curve, and thresholds for speed-like martensitic distances for wind turbine 1 at Penmanshiel wind farm

通过分析 Penmanshiel 风电场 Penmanshiel 01 风电机组 2020 年 1 月—2 月的运行日志, 短时间内风速过大引起的风电机组塔架振动会短暂超过前述 $\mu_1 + 3\sigma_1$ 阈值, 但并不显著影响风电机组的正常运行。根据风电机组运行日志, 塔架振动幅值是逐渐增大的, 且长时间超过阈值才会造成风电机组停机。因此仅通过图 1 的阈值边界难以准确判定风电机组塔架是否发生振动异常。为了准确辨识风电机组塔架是否长时间处于振动异常状态, 本文通过模糊推理将图 1 所示阈值边界模糊化, 判断马氏距离属于不同振动状态的程度, 再通过 Mamdani 模糊推理得到输出数值, 从而判断风电机组塔架是否发生振动异常, 一定程度上避免了风电机组塔架振动短时超过设定阈值而造成的误判问题。

1.3 风电机组塔架振动状态的 Mamdani 模糊推理

本文采用如图 2 所示的 Mamdani 模糊推理^[20]系统对风电机组塔架振动状态进行预警。1.2 节计算的速度类马氏距离 D_1 和非速度类马氏距离 D_2 作为输入数据, 风电机组塔架振动状态作为输

出。将输入数据映射到模糊集合中,进而通过规则库获得输出模糊集合,最后,将输出模糊集合 U 反模糊化得到输出数值 u_c 。

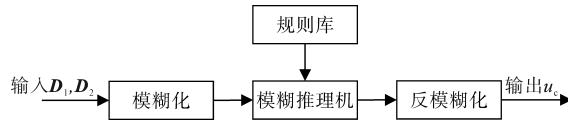


图 2 Mamdani 型模糊推理系统

Fig.2 Mamdani fuzzy inference system

本文将速度类马氏距离 D_1 作为输入,根据 1.2 节计算的振动阈值将风电机组塔架振动状态划分为 3 个模糊集合:正常振动状态(β_{L1})、中振动状态(β_{M1})、振动异常状态(β_{H1}),分别构建隶属度函数。采用图 3 所示由三角形隶属度函数和梯形隶属度函数构成的隶属度函数示意图,该图的隶属度函数由图 1 划分速度类马氏距离 D_1 的 3 个不同振动状态阈值确定。其中, $g_1(\cdot)$, $g_2(\cdot)$, $g_3(\cdot)$ 分别表示正常振动状态(β_{L1})、中振动状态(β_{M1})、振动异常状态(β_{H1})对应的隶属度函数, $a=\mu_1+\sigma_1$, $d=\mu_1+3\sigma_1$, b, c, e 为参数。图 3 中隶属度函数参数取值为: $b=2.5$, $c=2$, $e=1.5$, 其最优参数值将在后续第 2 节确定。

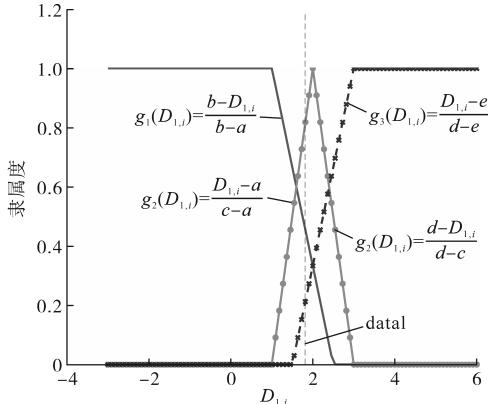


图 3 速度类马氏距离 3 个不同振动状态的隶属度函数

Fig.3 Affinity functions for three different vibrational states of the velocity class of martensitic distance

例如,图 3 中 data1 曲线代表当 $D_{1,i}$ 取值为 1.64 时,与 3 个隶属度函数有不同交点, $g_1(1.64)=0.45$, $g_2(1.64)=0.82$, $g_3(1.64)=0.21$ 分别代表速度类马氏距离 $D_{1,i}$ 为 1.64 时,风电机组塔架隶属于正常振动状态、中振动状态、振动异常状态的程度分别为 0.45, 0.82, 0.21。同理,本文将非速度类变量计算的马氏距离 D_2 同样划分为 3 个模糊集合,构建对应的隶属度函数。而后通过两个输入数据的模糊集合建立如表 1 所示划分风电机组塔架振动状态的规则库,进而判断风电机组塔架

振动状态,该规则库中包含 9 条推理规则。

表 1 划分风电机组塔架振动状态的规则库

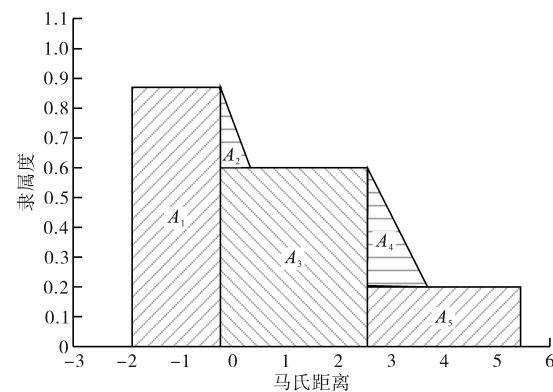
Tab.1 Rule base for classifying vibration states of wind turbine towers

U	D_1		
	β_{L1}	β_{M1}	β_{H1}
D_2	β_{L2}	正常振动 u_1^*	正常振动 u_2^*
	β_{M2}	正常振动 u_4^*	中振动 u_5^*
	β_{H2}	中振动 u_7^*	振动异常 u_8^*

表 1 中,行表示速度类马氏距离 D_1 根据振动阈值划分的 3 个模糊集合,其中, $\beta_{L1}, \beta_{M1}, \beta_{H1}$ 分别为根据图 1 速度类马氏距离 D_1 不同振动状态阈值划分的 3 个模糊集合; $\beta_{L2}, \beta_{M2}, \beta_{H2}$ 表示非速度类马氏距离 D_2 根据不同振动状态阈值划分的 3 个模糊集合; 模糊输出 $U=\{\text{正常振动, 中振动, 振动异常}\}$ 。输出 U 通过隶属度函数与运算得到,例如 $u_i^* = g_{11} \wedge g_{21} \wedge g_{u_i}$, 其中 g_{11} 表示速度类马氏距离 $D_{1,i}$ 隶属于正常状态 β_{L1} 程度, g_{21} 表示非速度类马氏距离 $D_{2,i}$ 隶属于正常状态 β_{L2} 程度, g_{u_i} 表示输出的隶属于正常状态程度, \wedge 为取小蕴含算子, 其他模糊集合输出计算同理。而后通过并集运算得到输出 $g(u)$, 如下式所示:

$$g(u) = \bigcup_{i=1}^9 u_i^* \quad (4)$$

其中, \bigcup 表示并集。该规则库判定当速度类马氏距离隶属于振动异常状态, 非速度类马氏距离隶属于中振动状态时, 风电机组塔架属于振动异常状态。输出 $g(u)$ 隶属度示意图如图 4 所示。

图 4 输出 $g(u)$ 的隶属度示意图Fig.4 Schematic of the affiliation of output $g(u)$

最后,应用重心法^[21]取隶属度函数曲线与横坐标围城面积的重心。如图 4 所示,将输出的隶属度函数划分为 5 个区域, 面积分别为 A_1, A_2, \dots, A_5 , 其每个区域的重心对应的横坐标为 c_1, c_2, \dots, c_5 , 根据下式可得反模糊化输出值 u_c :

$$u_e = \frac{A_1 \times c_1 + A_2 \times c_2 + \cdots + A_5 \times c_5}{A_1 + A_2 + \cdots + A_5} \quad (5)$$

振动预警阈值 T_h 设置为 70。该阈值综合考虑了风电机组塔架在不同振动状态的隶属程度,可以一定程度上避免短时间内风速过大引起的风电机组塔架振动而引起的预警。最后,在线监测数据通过计算得到的输出数值与振动预警阈值对比,判断风电机组塔架是否振动预警。

1.4 风电机组塔架振动精度检验指标

本节采用已知 T_1 组 720 个时刻含风电机组塔架振动异常事件的 SCADA 数据以及 T_2 组 720 个时刻含风电机组塔架正常运行的 SCADA 数据进行离线测试,通过 1.2 节和 1.3 节计算得到振动预警分数、超过振动阈值时间和次数。将预警结果与运行日志结果对比可得出精度检验指标,因此,定义三类风电机组塔架振动精度检验指标,即振动异常检测率(abnormal detection rate,ADR)、误报率(false alarm rate,FAR),平均及时预警时间(average timely warning time)。

1) 振动异常检测率。振动异常检测率为异常范围内超过风电机组塔架振动阈值 T_h 的事件数量与风电机组塔架振动异常事件总数的比值,计算式为

$$\varphi_{ADR} = \frac{H_d}{T_1} \times 100\% \quad (6)$$

式中: H_d 为振动异常状态下振动分数大于 T_h 的事件数量。

2) 误报率定义为风电机组塔架在正常运行状态内超过风电机组塔架振动预警阈值 T_h 的事件数量与正常运行状态事件总数比值。本文应用 T_2 组含风电机组塔架正常运行的 SCADA 数据计算误报率:

$$\varphi_{FAR} = \frac{H_q}{T_2} \times 100\% \quad (7)$$

式中: H_q 为正常状态下振动分数大于振动阈值 T_h 的事件数量。

3) 平均及时预警时间定义为本文模型风电机组塔架振动预警时间与风电机组运行日志报警时间差值的均值,如下式所示:

$$\bar{\varphi}_{TTW} = \frac{T_e - T_n}{T_1} \quad (8)$$

式中: T_e 为运行日志振动报警时间; T_n 为本文提出模型塔架振动预警时间。

本小节所提出的 3 个精度检验指标可用于优

化隶属度函数的参数。

2 基于粒子群算法的风电机组振动预警指标的优化推理

粒子群优化(particle swarm optimization,PSO)算法是一种基于群体智能的全局优化算法^[22]。首先,以风电机组塔架振动预警指标最大作为优化目标,将隶属度函数的参数 $b_1, c_1, e_1, b_2, c_2, e_2$ 编码到粒子群中,进行全局调整,参数优化确定后优化模型如下:

$$\max \varphi_{ADR} + (1 - \varphi_{FAR}) + \frac{\varphi_{TTW}}{\varphi_{TEXP}} \quad (9)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} b_1 \in (\mu_1 + 2\sigma_1, \mu_1 + 3\sigma_1) \\ c_1 \in (\mu_1 + 2\sigma_1, \mu_1 + 3\sigma_1) \\ e_1 \in (\mu_1 + \sigma_1, \mu_1 + 2\sigma_1) \\ b_2 \in (\mu_2 + 2\sigma_2, \mu_2 + 3\sigma_2) \\ c_2 \in (\mu_2 + 2\sigma_2, \mu_2 + 3\sigma_2) \\ e_2 \in (\mu_2 + \sigma_2, \mu_2 + 2\sigma_2) \end{cases} \quad (10)$$

式中: φ_{TEXP} 为期望预警时间,本文设为 5。

根据文献[22]中粒子群优化算法求取最优 $b_1, c_1, e_1, b_2, c_2, e_2$ 值。将实时监测数据代入本文优化模型进行风电机组塔架振动预警,对本文模型进行验证。

3 算例分析

3.1 风电机组数据选取及相关性分析

基于 Penmanshiel 风电场 2018—2020 年 Penmanshiel 02 风电机组每 10 min 实测的 SCADA 数据样本,将数据代入模糊优化推理得到输出数值进而判断风电机组塔架是否发生振动异常。

本文为监测风电机组振动状态,只有相关的 SCADA 数据才能表明风电机组振动信号。首先,选取 Penmanshiel 02 风电机组 2018 年 1 月—6 月正常振动状态 SCADA 数据计算每个变量的综合相关性指标,并选取综合相关性指标数值大于 0.5 的变量,本文所选取变量及综合相关性指标数值如表 2 所示。其中,速度类变量 5 个: x 向风速、 y 向风速、轴向塔架加速度、转子转速、发电机转速;非速度类变量 5 个:功率、电机电流、前端轴承温度、后端轴承温度、定子温度。其中, x 向风速、 y 向风速计算如下:

$$v_x = v \sin \theta \quad (11)$$

$$v_y = v \cos \theta \quad (12)$$

式中: θ 为风向角。

表 2 变量及综合相关指标数值

Tab.2 Values of selected variables and composite-related indicators

分类	信号	单位	η_{IC}
速度类	x 向风速	m/s	0.51
	y 向风速	m/s	0.5
	轴向塔架加速度	mm/s ²	1.0
	转子转速	r/min	0.69
非速度类	发电机转速	r/min	0.53
	功率	kW	0.54
	电机电流	A	0.56
	前端轴承温度	°C	0.5
	后端轴承温度	°C	0.58
	定子温度	°C	0.51

3.2 基于马氏距离的风电机组塔架振动状态划分及 Mamdani 模糊推理

根据 1.2 小节分别计算速度类马氏距离 D_1 和非速度类马氏距离 D_2 , 计算得到的速度类马氏距离 D_1 的频次直方图和非速度类马氏距离 D_2 的频次直方图如图 5、图 6 所示。根据该风电机组速度类马氏距离 D_1 估计其均值 $\mu_1=5.32\times 10^{-12}$ 、标准差 $\sigma_1=1.00$, 速度类马氏距离 D_1 划分的风电机组塔架 3 个不同状态阈值: $\mu_1+\sigma_1$ 、 $\mu_1+2\sigma_1$ 和 $\mu_1+3\sigma_1$; 根据非速度类马氏距离 D_2 估计其均值 $\mu_2=-3.04\times 10^{-14}$ 、标准差 $\sigma_2=1.00$, 非速度类马氏距离 D_2 划分的风电机组塔架 3 个不同状态阈值: $\mu_2+\sigma_2$ 、 $\mu_2+2\sigma_2$ 和 $\mu_2+3\sigma_2$ 。

将 D_1 和 D_2 分别划分为 3 种不同状态的模糊集合, 并构建对应隶属度函数。其隶属度函数的参数值如表 3 所示。

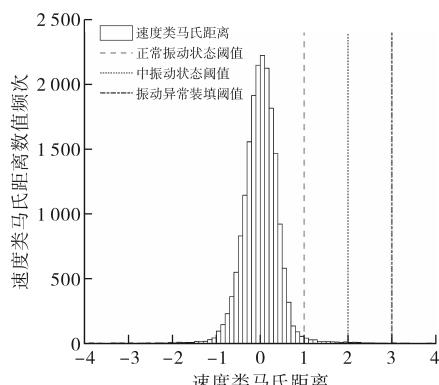


图 5 速度类马氏距离 D_1 的频次直方图
Fig.5 Frequency histogram of the velocity class of Mahalanobis distance D_1

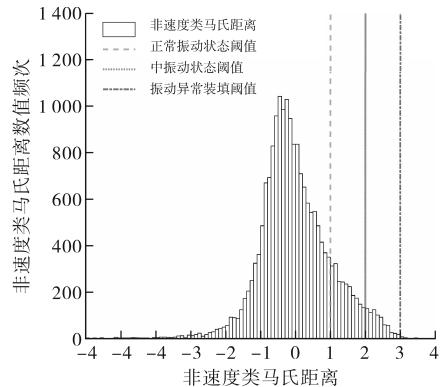


图 6 非速度类马氏距离 D_2 的频次直方图

Fig.6 Frequency histogram of non-velocity class of Martensitic distance D_2

表 3 隶属度函数参数值

Tab.3 Parameter values of affiliation function

参数	b_1	b_2	c_1	c_2	e_1	e_2
优化前参数数值	3	3	2	2	1	1

3.3 基于粒子群算法的隶属度函数参数优化

查阅 Penmanshiel 02 风电机组 2018 年 7 月—2020 年 6 月运行日志, 选取 10 组风电机组塔架振动停机事件的数据记录如表 4 所示, 所选取数据包含振动停机当天及前 4 天 SCADA 数据。

表 4 10 组风电机组塔架振动停机事件的数据记录

Tab.4 Data logging of 10 sets of wind turbine tower vibration shutdown events

Penmanshiel 02 风电机组运行日志时段	振动停机时段
2018-06-10—2018-06-14	2018-06-14 10:25—11:46
2018-09-15—2018-09-19	2018-09-19 10:25—15:03
2018-12-04—2018-12-08	2018-12-08 03:26—03:55
2019-01-03—2019-01-07	2019-01-07 14:47—15:56
2019-01-09—2019-01-13	2019-01-13 04:57—06:36
2019-12-03—2019-12-07	2019-12-07 22:47—23:41
2020-01-03—2020-01-07	2020-01-07 11:45—15:29
2020-02-05—2020-02-09	2020-02-08 19:57—23:01
2020-02-17—2020-02-21	2020-02-21 11:07—13:18
2020-03-20—2020-03-24	2020-03-24 20:33—21:28

另外选取 10 组风电机组塔架正常振动状态 5 天的数据如表 5 所示。表中符号空集表示风电机组塔架未发生振动停机事件。

基于 1.3 小节精度检验指标和第 2 节粒子群优化算法对参数进行优化。算法的占空比初始值在其搜索空间范围内均匀分布。其中, 粒子种群规模 $N=10$ 、粒子自学习系数 $\varphi_1=1.5$ 、粒子群学习系数 $\varphi_2=2$ 。采用粒子群算法优化后参数数值如表 6 所示。

优化前、后 3 个精度检验指标如表 7 所示,从表中可以看出优化后的模糊推理进一步提高了风电机组塔架振动异常检测率,降低了误报率,平均及时预警时间提前。

表 5 10 组风电机组塔架正常运行的数据记录

Tab.5 Data logging for 10 sets of wind turbine towers during normal operation

Penmanshiel 02 风电机组运行日志		振动停机时段
SCADA 数据范围		
2018-07-10—2018-07-14		Ø
2018-08-10—2018-08-14		Ø
2018-10-24—2018-10-28		Ø
2019-02-12—2019-02-16		Ø
2019-04-03—2019-04-07		Ø
2019-07-09—2019-07-13		Ø
2020-01-22—2020-01-26		Ø
2020-06-24—2020-06-28		Ø
2020-08-29—2020-09-01		Ø
2020-12-01—2020-12-05		Ø

表 6 粒子群算法优化后隶属度函数参数值

Tab.6 Parameter values of affiliation function after PSO algorithm

参数	b_1	b_2	c_1	c_2	e_1	e_2
优化后	2.182 5	2.806 6	1.590 2	2.735 3	2.439 1	1.302 7

表 7 粒子群算法优化前、后精度检验指标

Tab.7 PSO algorithm pre-optimization and post-optimization accuracy test metrics

精度检验指标	$\varphi_{ADR}/\%$	$\varphi_{FAR}/\%$	$\bar{\varphi}_{TTW}/\text{h}$
优化前	80	60	2.18
优化后	90	40	2.47

3.4 基于模糊优化推理的风电机组塔架振动在线应用

选取 Penmanshiel 02 风电机组 2021 年 1 月—6 月的 SCADA 数据应用本文方法进行在线监测。其中,场景一包含发生风电机组塔架振动停机事件,场景二未发生风电机组塔架振动停机事件。所选取两个场景的时间段均未用于模糊优化推理模型离线训练,所以该数据适用于检验本文模型对风电机组塔架振动预警的有效性。

3.4.1 风电机组塔架振动停机场景及输出数值折线图

包含发生风电机组塔架振动停机事件场景描述如表 8 所示。

采用本文所提出的模糊优化推理,可得如图 7 所示为 Penmanshiel 02 风电机组 2021 年 2 月 15 日 00:00—3 月 10 日 00:00 时间输出数值折线图。从图 7 可以看出,本文模型 2021 年 2 月 15 日至 3

月 9 日发生 3 次短时误报情况,在 3 月 9 日出现长时间超过预警阈值的情况。

图 8 所示为图 7 中黑色方框内时间段 3 月 9 日 00:00—23:50 输出数值折线细节图。从图 8 可以看出,本文模型于 2021 年 3 月 9 日 17:30 超过阈值并进行预警,直至 20:50 均超过预警阈值,与运行日志报警时间对比,本文预警模型提前了约 2.57 h。

表 8 风电机组塔架振动停机场景描述

Tab.8 Description of wind turbine tower vibration shutdown scenario

风电场、风电机组型号	运行日志 SCADA 数据范围	振动停机时段
Penmanshiel 风电场	2021-02-15—	2021 年 3 月 9 日
Penmanshiel 02 风电机组	2021-03-10	20:04—20:53

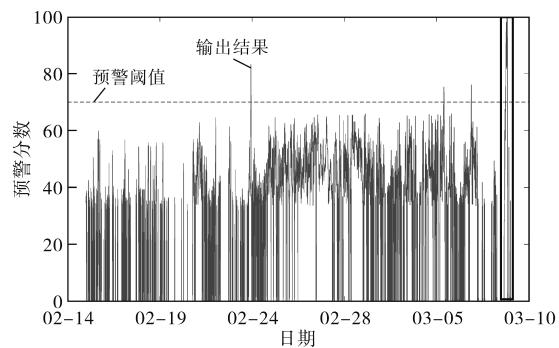


图 7 2021 年 2 月 15 日—3 月 10 日 Penmanshiel 02 风电机组输出数值折线图

Fig.7 Line graph of Penmanshiel 02 wind turbine output values from February 15 to March 10, 2021

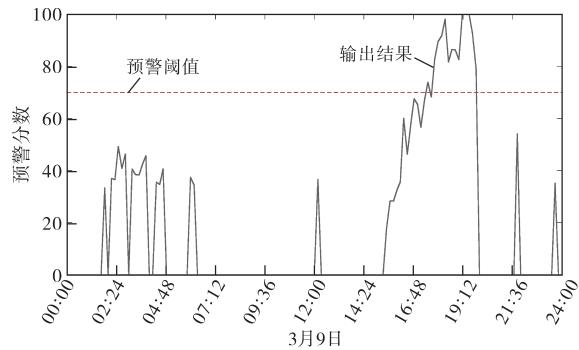


图 8 2021 年 3 月 9 日 00:00—23:50 Penmanshiel 02 风电机组输出数值折线细节图

Fig.8 Detail of folded line of Penmanshiel 02 wind turbine output values from 00:00—23:50 on March 9 2021

3.4.2 风电机组塔架正常振动场景及状态输出数值折线图

Penmanshiel 风电场 Penmanshiel 02 风电机组于 2021 年 5 月 20 日—6 月 14 日未发生风电机组塔架振动停机事件,为正常振动状态。采用本文提出的模糊优化推理,可得如图 9 所示为 2021 年 5 月 20 日 00:00—6 月 14 日 00:00 Penmanshiel 02

风电机组状态输出数值折线图。从图中可以看出,本文模型于 2021 年 5 月 26 日—6 月 11 日未发生误报情况,5 月 23 日—5 月 25 日发生 2 次误报情况,6 月 12 日发生 2 次误报情况。

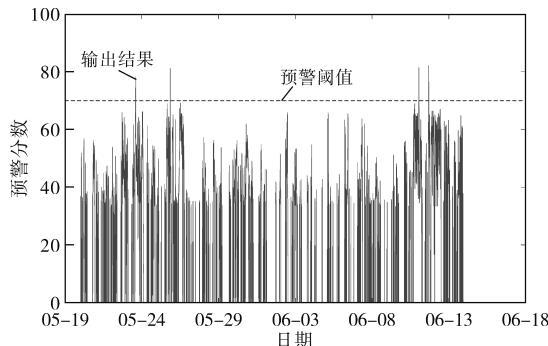


图 9 2021 年 5 月 20 日—6 月 14 日 Penmanshiel 02 风电机组输出数值折线图

Fig.9 Line graph of Penmanshiel 02 wind turbine output values from May 20 to June 14, 2021

4 结论

本文提出基于模糊优化推理的风电机组塔架振动预警模型。利用本文模型监测 Penmanshiel 风电场 2018 年—2020 年 Penmanshiel 02 风电机组实测 SCADA 数据样本,对风电机组塔架振动进行预警,得出以下结论:

- 1) 本文优化后模型提高了风电机组塔架振动异常检测率,降低了误报率,平均提前 2.47 h 进行振动预警;
- 2) 本文模型在线应用结果表明,含风电机组塔架振动异常场景可提前 2.57 h 进行振动预警,存在 3 次误报情况,风电机组塔架正常振动场景下该模型误报率次数为 4 次,5 月 26 日—6 月 11 日未发生误报。

参考文献

- [1] Global Wind Energy Council. Global wind report 2023[EB/OL]. (2023-08-26)[2024-09-17]. <https://gwec.net/>.
- [2] 刘飞,范海涛,贺瑞敏,等.基于视觉振动放大技术的风电机组塔架固有频率测量[J].内蒙古电力技术,2023,41(4):20-25.
LIU Fei, FAN Haitao, HE Ruimin, et al. Natural frequency measurement of wind turbine tower based on visual vibration amplification technology[J]. Inner Mongolia Electric Power, 2023, 41(4):20-25.
- [3] 李学平,刘伟江,周民强,等.风力发电机组塔架振动异常分析与优化[J].噪声与振动控制,2020,40(1):69-73.
LI Xueping, LIU Weijiang, ZHOU Minqiang, et al. Abnormal vibration analysis and optimization of wind turbine towers[J]. Noise and Vibration Control, 2020, 40(1):69-73.
- [4] 邹建红.风电机组振动数据分析及其在健康监测中的应用[J].产业技术创新,2024,6(2):56-59.
ZOU Jianhong. Analysis of vibration data in wind turbine generators and its application in health monitoring[J]. Industrial Technology Innovation, 2024, 6(2):56-59.
- [5] WANG Ziming, QIAO Dongsheng, TANG Guoqiang, et al. An identification method of floating wind turbine tower responses using deep learning technology in the monitoring system[J]. Ocean Engineering, 2022, 261(10):112105.
- [6] 陈俊岭,赵邦州,阳荣昌.基于 FAST 的风电机组塔架耦合振动研究[J].太阳能学报,2023,44(10):353-361.
CHEN Junling, ZHAO Bangzhou, YANG Rongchang. Research on coupling vibration of wind turbine tower based on FAST[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(10):353-361.
- [7] SUNGMOK H, CHEOL Y. Health monitoring and diagnosis system for a small H-type darrieus vertical-axis wind turbine[J]. Energies, 2021, 14(21):7246-7246.
- [8] 郭鹏,徐明,白楠,等.基于 SCADA 运行数据的风电机组塔架振动建模与监测[J].中国电机工程学报,2013,33(5):128-135.
GUO Peng, XU Ming, BAI Nan, et al. Wind turbine tower vibration modeling and monitoring driven by SCADA data[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(5):128-135.
- [9] 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(1):306-312.
SU Liancheng, ZHU Jiaojiao, GUO Gaoxin, et al. Research on wind turbine tower vibration monitoring based on XGBoost and Wasserstein distance[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(1):306-312.
- [10] 陈修高,宋羽佳,孙晓彦,等.数据-知识驱动的变工况运行风电机组塔筒振动状态预测[J].热力发电,2023,52(3):58-66.
CHEN Xiugao, SONG Yujia, SUN Xiaoyan, et al. Data-knowledge driven prediction of tower vibration state of wind turbines operating under variable operating conditions[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(3):58-66.
- [11] 苏连成,朱娇娇,郭高鑫,等.基于 LSTM 的塔架振动状态监测研究[J].燕山大学学报,2022,46(5):437-445.
SU Liancheng, ZHU Jiaojiao, GUO Gaoxin, et al. Research on monitoring of tower vibration condition based on LSTM[J]. Journal of Yanshan University, 2022, 46(5):437-445.
- [12] PLUMLEY C. Penmanshiel wind farm data[DB/OL]. Zenodo, (2023-07-07)[2024-09-17]. <https://zenodo.org/record/5946808#.YgpAmvso-V5>.
- [13] 李子航,曹柏寒,高敏,等.基于物联网技术的海上风电运维监测与故障诊断研究[J].自动化应用,2024,65(12):264-266.
LI Zihang, CAO Bohan, GAO Min, et al. Research on operation and maintenance monitoring and fault diagnosis of offshore wind power based on internet of things technology[J]. Automation Application, 2024, 65(12):264-266.

- tion Application, 2024, 65(12): 264–266.
- [14] WEISBURD D, BRITT C, WILSON D B, et al. Measuring association for scaled data: pearson's correlation coefficient[J]. Basic Statistics in Criminology and Criminal Justice, 2020, 24: 479–530.
- [15] GAO D Z, HOU Y, WANG T, et al. A method for predicting the remaining useful life of lithium-ion batteries based on particle filter using kendall rank correlation coefficient[J]. Energies, 2020, 13 (16): 4183.
- [16] JIANG J, ZHANG X, YUAN Z. Feature selection for classification with Spearman's rank correlation coefficient-based self-information in divergence-based fuzzy rough sets[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 249(6): 123633.
- [17] 骆燕燕,祁侨绅,王永鹏,等.步进随机振动下电连接器微动磨损试验及性能退化模型[J/OL].北京航空航天大学学报,(2024-06-25)[2024-09-17].<https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0350>.
- LUO Yanyan, QI Qiaoshen, WANG Yongpeng, et al. Fretting wear test and performance degradation model of electrical connector under step random vibration[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, (2024-06-25) [2024-09-17]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0350>.
- [18] JIN X, XU Z, QIAO W. Condition monitoring of wind turbine generators using SCADA data analysis[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(1): 202–210.
- [19] 赵和松,王圆圆,孙爱民.一种基于ARIMA模型与3σ准则的取水异常检测方法[J].水利信息化,2022(1):35–41.
- ZHAO Hesong, WANG Yuanyuan, SUN Aimin, et al. A water intake anomaly detection method based on ARIMA model and 3σ criterion[J]. Water Resources Informatization, 2022(1): 35–41.
- [20] CHEN Y, LONG F, KUANG W, et al. A method for predicting blast-induced ground vibration based on mamdani fuzzy inference system[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2023, 44(5): 7513–7522.
- [21] GHORBAN A, ENSIEH K, ABDOLMOTALEB M S, et al. Assessment the quality of bottled drinking water through mamdani fuzzy water quality index[J]. Water Resources Management, 2021, 35(15): 5431–5452.
- [22] CAMAS M, CORONADO A, VARGAS-SALGADO C, et al. Optimizing lithium-ion battery modeling:a comparative analysis of PSO and GWO algorithms[J]. Energies, 2024, 17(4): 822.

收稿日期:2024-09-17

修改稿日期:2024-11-12