

基于多元线性回归的风机发电机 散热健康度评估方法

姜 凯 金岩磊 秦冠军

(南京南瑞继保电气有限公司, 南京 211102)

摘要 针对常规风机发电机散热预警问题, 本文提出基于多元线性回归的风机发电机散热健康度评估方法。利用现有新能源集控大系统环境, 采用皮尔逊系数分析并建立评估框架, 通过多元线性回归计算形成机器学习模型。根据预测曲线与实际曲线, 获得发电机散热性能偏差值曲线, 建立发电机散热健康度评价指标, 对风机发电机散热性能进行实时评估, 进而形成一套通用的风机部件健康度评价方法。实例验证结果表明, 该方法能够正确实现风机发电机散热预警。

关键词: 风机; 发电机散热; 线性回归; 机器学习

Research on the early warning of cooling time sequence of wind turbine generator based on multiple linear regression

JIANG Kai JIN Yanlei QIN Guanjun

(NR Electric Co., Ltd, Nanjing 211102)

Abstract In response to the problem of the conventional cooling early warning of wind turbine generator, this paper puts forward the cooling early warning method of wind turbine generator based on multiple linear regression, which makes effective use of the existing new energy centralized control system environment, adopts Pearson coefficient analysis and establishes the early warning framework, and forms the early warning model by multiple linear regression calculation. At the same time, according to different models and different working conditions, different evaluation indexes of generator cooling warning threshold are established, which makes the warning model more flexible and more accurate. The verification results of the example show that this method can correctly achieve the cooling early warning for wind turbine generators.

Keywords: wind turbine; generator cooling; linear regression; machine learning

0 引言

近年来, 我国新能源建设持续发展, 各个地区新能源发电占比越来越大, 西北部分地区风电出力占比已超过 50%, 甘肃、新疆、青海集中式光伏装机容量均超过 5GW^[1-2]。与此同时, 大量的现场维护需求及成本急剧增加, 建设新能源集控系统(远程监视系统)逐渐成为新能源公司最经济高效的运维方式^[3]。

新能源电站风机设备成本高、运维费用高, 且风电场一般在偏远地区, 新能源公司集控系统将下辖各电站的风机数据存储至集控中心, 实现远程监

视和统一管理^[4-5]。风机发电机散热情况直接影响风机的正常发电, 因此利用集控中心的大量风机采样数据, 以经济可靠的方式, 评估并预测风机发电机散热健康度变得越来越重要。

目前, 工程应用中风电场设备故障监测^[6-7]方法多以主设备为监测对象, 推广至风机监测存在风机设备数量多、改造经济成本大的难题。风机预警中的风机部件故障预警^[8]主要采用专家经验方式, 在风机侧加装传感器, 实时采集传感器信号并做出经验设定: 当变桨柜体温度高于 45℃并持续 3s 时报温度高预警, 超过 60℃时报故障; 当发电机轴承温度高于 100℃时, 报发电机温度高预警, 超过 140℃时

报发电机温度高故障。这种常规的发电机温度故障预测方法具有一定的局限性,而且大量早期风机设备缺乏相应的传感器,改造成本高昂,无法提供精确的位置参数,无法经济有效地反映发电机组的散热能力。

本文利用风机大数据,使用皮尔逊相关性分析获取所需变量,通过构建风机正常运行工况下的多元线性回归模型^[9-11],实现对发电机运行温度的预测,并结合实际温度采样值,建立散热健康度评价指标,实现对风机发电机早期故障的预警^[12]。

1 多元线性回归模型

1.1 数学模型

多元线性回归要确定因变量与多个自变量之间的关系,其数学模型为

$$\begin{cases} y_1 = \beta_0 + \beta_1 x_{11} + \cdots + \beta_m x_{1m} + \varepsilon_1 \\ y_2 = \beta_0 + \beta_1 x_{21} + \cdots + \beta_m x_{2m} + \varepsilon_2 \\ \vdots \\ y_n = \beta_0 + \beta_1 x_{n1} + \cdots + \beta_m x_{nm} + \varepsilon_n \end{cases} \quad (1)$$

相应的向量表达式为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2)$$

其中

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_m \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

式中: $y_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为预测目标因子; $x_{ij} (i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m)$ 为相关变量因子; $\beta_k (k=0, 1, 2, \dots, m)$ 为相关系数; $\varepsilon_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为偏移变量; \mathbf{Y} 为 n 维预测目标向量; \mathbf{X} 为通过大数据皮尔逊相关性分析测验分数向量; $\boldsymbol{\beta}$ 为 $m+1$ 个待计算系数(即回归系数)矩阵; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为 n 个因变量的预测误差向量。

1.2 回归系数的求解

系统模型预测残差计算公式为

$$E = \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} \quad (3)$$

式中, E 为若干目标维度的预测差值的平方和。 E 越小,表示模型系数的训练结果越好。依据最小二乘法原理, E 最小时,有

$$\frac{dE}{d\boldsymbol{\beta}} = \frac{d(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})}{d\boldsymbol{\beta}} \quad (4)$$

可求得满足条件的回归系数矩阵为

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} (\mathbf{X}^T \mathbf{Y}) \quad (5)$$

由此可得,目标向量 \mathbf{Y} 的预测结果为

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X} \left[(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} (\mathbf{X}^T \mathbf{Y}) \right] \quad (6)$$

2 发电机散热预测模型的建立

2.1 皮尔逊法数据相关性分析

皮尔逊相关性^[13-14]系数用于度量两个变量之间的线性相关性,其值介于-1和1之间,表达式为

$$\rho_{A,B} = \frac{\text{cov}(A,B)}{\sigma_A \sigma_B} = \frac{E[(A - \bar{A})(B - \bar{B})]}{\sigma_A \sigma_B} \quad (7)$$

式中: $\rho_{A,B}$ 为向量 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的数据相关性系数; \mathbf{A} 为输入变量样本向量; \mathbf{B} 为输出(预测目标)的样本向量; \bar{A} 、 \bar{B} 分别为向量 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的期望值; σ_A 和 σ_B 分别为向量 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的标准差。

本文利用集控系统存储的大量历史采样信息,计算在不同工况下的皮尔逊相关性系数,计算公式为

$$\rho_{A,B} = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i - \bar{A})(B_i - \bar{B})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i - \bar{A})(B_i - \bar{B})^2}} \quad (8)$$

式中: A_i 为样本中第 i 个样本值; B_i 为预测目标变量第 i 个样本值; n 为总样本数。

2.2 发电机温度预测模型变量的选取

本文使用湖北某新能源集控系统某型风机2024年1—3月的10min采样数据,进行皮尔逊相关性分析并建立预测模型,所选风机具有151个属性值(遥测值),将发电机定子绕组温度作为发电机散热目标输出,模型属性皮尔逊相关性指标 ρ 设为 $\rho > 0.7$ 。

模型输出目标为发电机定子绕组温度。经验证,满足条件的输入属性包括风机驱动端轴承温度曲线、环境温度曲线、风机机舱温度曲线、风机变流

器温度曲线、风机非驱动端轴承温度曲线、发电机转速曲线。

2.3 发电机散热健康度评价指标

本文采用连续 z 个时刻的残差值进行平均值计算, 作为发电机散热健康度平均值, 与设定的阈值进行比较, 若大于阈值, 则认为散热性能出现明显下降, 需要运维人员进行现场处理。

$$S = \frac{\sum_{t=0}^{z-1} (E_{rt} - E_{pt})}{z} \quad (9)$$

式中: S 为发电机散热评价指标; E_{rt} 为 t 时刻的发电机绕组温度实际采样值; E_{pt} 为 t 时刻的发电机绕组温度预测值。

3 发电机散热预测模型实例分析

采用 2024 年 1—3 月的某风场数据进行模型搭建和训练, 运行期间未出现风机发电机散热故障。训练所使用的数据为风机 10min 间隔属性采样值, 预测数据采用集控中心此风机 2024 年 4 月的数据进行计算, 并实时评估发电机散热健康度。4 月 18 日 00:00 后 48h 内的风机驱动端轴承温度曲线、环境温度曲线、风机机舱温度曲线、风机变频器温度曲线、风机非驱动端轴承温度曲线、发电机转速曲线分别如图 1~图 6 所示, 图中所标注黑点为 4 月 19 日 06:20 对应的各变量数值。

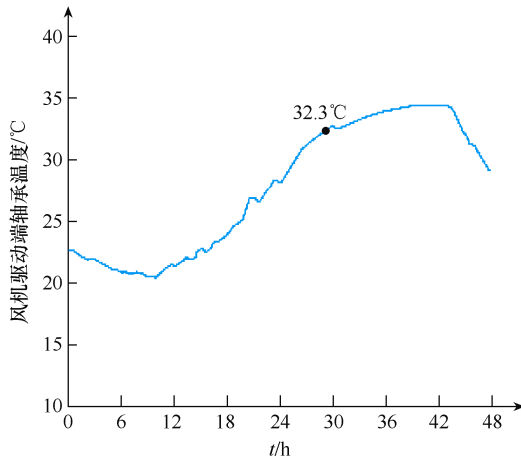


图 1 风机驱动端轴承温度曲线

采用本文模型进行预测后, 2024 年 4 月 19 日 06:20 第一次预警风机发电机散热健康度指标超出预警值。实际上, 该风机于 4 月 19 日 13:00 第二次发出健康度预警后, 发送了发电机散热异常信号, 验证了本文所提预测模型及健康度评估方法的有效

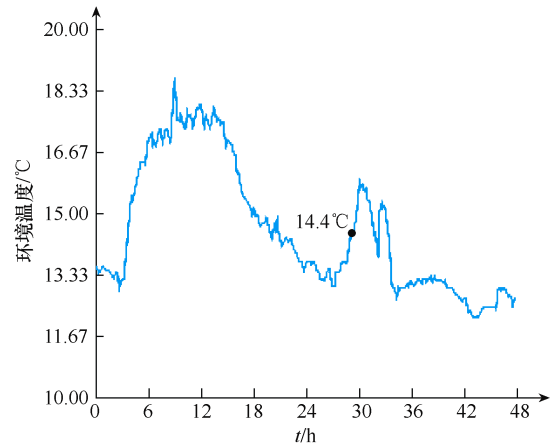


图 2 环境温度曲线

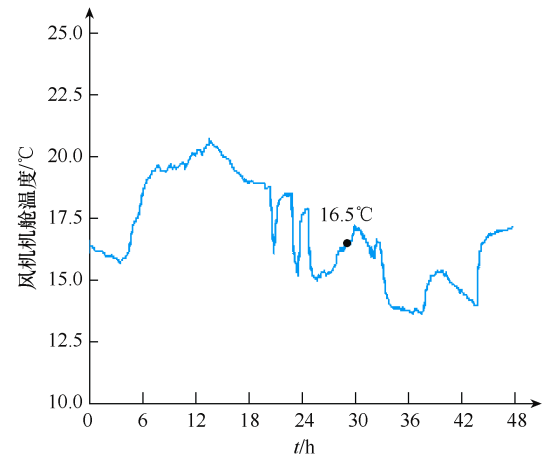


图 3 风机机舱温度曲线

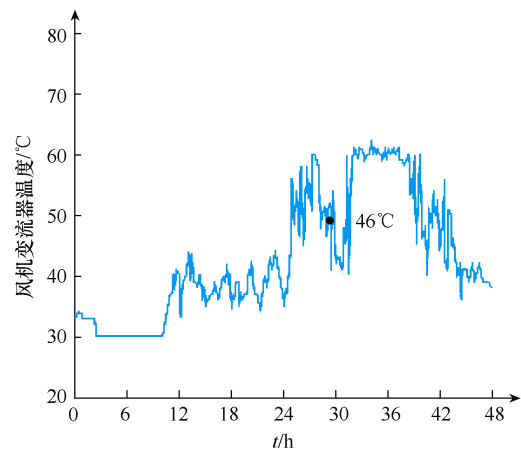


图 4 风机变频器温度曲线

性。4 月 19 日健康度评估对比见表 1。

为验证散热预警方法的合理性, 本文将阈值设置得较低, 以便触发进行运维干预试验。工程试验中, 设置风机的测试健康度阈值为 10°C , 即健康度评价指标大于 10°C 时, 判定风机发电机散热异常, 并开启运维干预, 提升风机发电机散热能力。依据

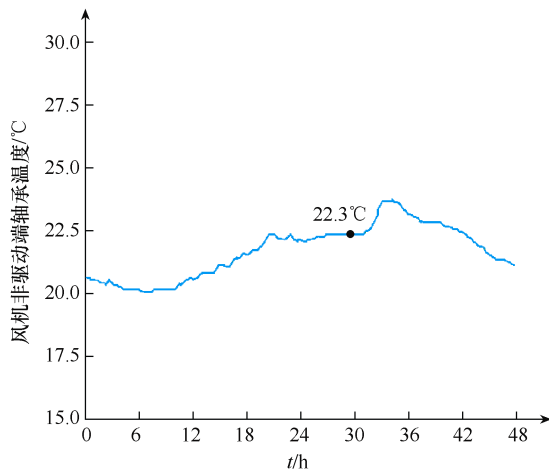


图5 风机非驱动端轴承温度曲线

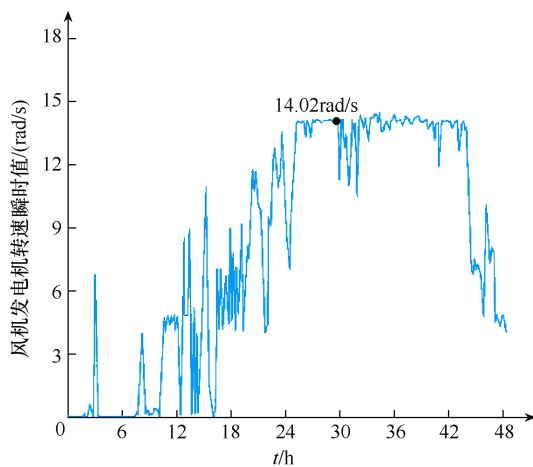


图6 发电机转速曲线

表1 4月19日健康度评估对比

单位: °C

时间	实际值	预测值	健康度指标
05:00	56.7	54.4	1.1
06:00	83.6	68.3	7.4
06:20	81.2	65.6	10.1
07:00	70.0	64.0	6.8
08:00	55.5	54.5	6.1
09:00	72.9	70.6	3.3
10:00	100.4	76.6	3.5
11:00	88.8	74.5	8.6
12:00	85.1	74.2	9.8
13:00	83.5	73.9	10.4
14:00	82.4	73.8	9.3
15:00	87.5	64.2	8.9

预测数据进行分析,从06:20开始,温度残差值明显超过设定阈值,经过多个10min采样点分析,在06:20和13:00,健康度综合评价为异常并发出告警。正常情况下,表1中预测值变化趋势与各个强相关性变量变化趋势应基本一致,健康度指标最理想情况应始终接近0;当出现散热异常时,健康度指标 S 逐步增大,直至 S 超过阈值,系统发出告警提示,运维人员对风机发电机进行降温、检修等自动修复处理后,风机发电机散热健康度评价指标 S 逐渐降低。试验结果证明了本文所建立的多元线性回归模型的正确性。

4 结论

1) 本文利用集控系统大数据建立了某型风机发电机散热预警线性回归模型,并通过实例验证了模型的有效性,模型预测结果可靠。

2) 本文模型实现了较低成本的预警机制,不依赖专家知识,具有通用性,可用于多种机型。

3) 本文提出了一种散热效果评价指标,不同机型、不同厂站的风机可根据需要设置不同的阈值,从而使故障预警机制更符合实际运行工况,具有灵活性。

参考文献

- [1] 刘振亚. 全球能源互联网[M]. 北京: 中国电力出版社, 2015.
- [2] 于乐岭, 郭师洋. 电力工程中新能源发电技术的发展路径与应用实践[J]. 电工技术, 2024(8): 39-42.
- [3] 曾鸣, 杨雍琦, 李源非, 等. 能源互联网背景下新能源电力系统运营模式及关键技术初探[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3): 681-691.
- [4] 吴涛, 刘立红, 王岱岚. 风光水互补发电集控系统总体设计初步研究[J]. 水电与新能源, 2016(2): 67-71.
- [5] 刘小杰, 李明辉, 樊立云, 等. 风电场远程集控中心的设计与应用[J]. 内蒙古电力技术, 2011, 29(2): 41-44.
- [6] 张军军, 陈果, 卢应强, 等. 风电场主设备预警诊断系统设计与开发[J]. 电气技术, 2023, 24(5): 52-57.
- [7] 谭翼坤, 陈明, 黄腾, 等. 基于气体成分分析的变压器过热隐患预警方法[J]. 电气技术, 2022, 23(10): 51-58.
- [8] 张东霞, 苗新, 刘丽平, 等. 智能电网大数据技术发

(下转第69页)