

基于 DBSCAN 的水轮发电机碳刷温漂故障诊断方法

李若松, 王金鹏, 周军长

(东方电气集团东方电机有限公司, 四川 德阳 618000)

摘要: 针对水轮发电机碳刷温度传感器因长期运行引发的温漂故障诊断难题, 提出一种基于 DBSCAN 密度聚类与多传感器协同校验的故障诊断方法; 通过对比 K-means、层次聚类、孤立森林与 DBSCAN 算法在三维特征空间(转速、电流密度、温度)中的误判率、计算效率以及算法参数和鲁棒性, 验证了 DBSCAN 算法在处理三维数据的适用性(误判率低于 18.7%、计算效率达 0.41 s/%) ; 采用小波变换对历史工况数据降噪处理, 结合动态阈值预警机制与邻近传感器协同校验, 实现了对传感器缓变偏移的精准诊断; 实验模拟 0.5 °C/h 温度偏移及 ±10 °C 噪声干扰条件下, 故障簇均值差异达 12.23 °C, 超出阈值触发预警, 并通过停机标定验证诊断准确性; 该方法解决了传统方法对缓变故障敏感度不足的缺陷, 经实际测试满足水轮发电机复杂工况下的实时监测需求, 为工业设备智能化状态监测提供了潜在可行的技术方案。

关键词: 碳刷温度; 数据偏移故障; DBSCAN 密度聚类算法; 多传感器协同校验; 设备智能化

Fault Diagnosis Method for Hydro-generator Brush Temperature Drift Based on DBSCAN

LI Ruosong, WANG Jinpeng, ZHOU Junzhang

(Eastern Electric Group Dongfang Electric Co., Ltd., Deyang 618000, China)

Abstract: To address the challenge of diagnosing temperature drift faults caused by a long-term operation in hydro-generator brush temperature sensors, a fault diagnosis method based on the density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) density clustering and multi-sensor collaborative verification is proposed. Compared with the misjudgment rates, computational efficiency, algorithm parameters, and robustness of K-means, hierarchical clustering, isolation forest, and DBSCAN algorithms in a three-dimensional feature space (rotational speed, current density, temperature), the DBSCAN algorithm verifies the applicability of processing the 3D data (the misjudgment rate below 18.7%, the computational efficiency up to 0.41 s/%). the wavelet transform is used to denoise the historical operational data. A dynamic threshold early-warning mechanism is combined with a collaborative verification from adjacent sensors to achieve the precise diagnosis of gradual sensor offset faults. Under the experimental simulation conditions of the temperature drift of 0.5 °C/h and noise interference of ±10 °C, the mean difference between fault clusters reaches up to 12.23 °C, exceeding the threshold to trigger a warning. The accuracy of the diagnosis is verified through shutdown calibration. This method overcomes the insufficient sensitivity of the traditional approach to gradual faults, meets the real-time monitoring requirement of hydro-generators under complex operating conditions by on-site testing, and provides a potential feasible technical solution for the intelligent detection of industrial equipment.

Keywords: brush temperature; data drift fault; DBSCAN density clustering algorithm; multi-sensor collaborative verification; equipment intelligence

收稿日期:2025-05-16; 修回日期:2025-06-09。

基金项目:企业科技项目(P0202302230106)。

作者简介:李若松(1993-),男,硕士,工程师。

引用格式:李若松,王金鹏,周军长. 基于 DBSCAN 的水轮发电机碳刷温漂故障诊断方法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(8): 102-111.

0 引言

水轮发电机碳刷作为集电环系统的核心组件, 其温度监测直接关系到机组运行的稳定性和安全性。然而, 长期运行中, 碳刷温度传感器^[1]易受机械振动、油污渗透及材料老化等因素影响, 导致数据缓变偏移故障, 即温漂故障。此类故障信号与工况变化引起的温度迁移特征高度相似, 传统诊断方法难以有效区分, 极易引发误报或漏报, 威胁机组可靠运行。据统计, 国内因传感器误报警导致大型水电站机组非计划停机频繁, 年经济损失超千万元, 凸显了高精度故障诊断技术的迫切需求^[2]。

近年来, 国内外学者针对传感器故障诊断提出了多种方法, 但针对缓变偏移问题的研究仍存在显著局限性。基于解析模型的方法^[3-5] (如参数估计法、状态空间法) 依赖精确的物理建模, 难以适应水轮发电机复杂工况下的非线性动态特性; 数据驱动方法^[6] (如 K-means 聚类、孤立森林) 虽无需先验模型, 但对噪声敏感且误判率高 ($>20\%$); 基于知识的方法^[7] (如专家系统) 需依赖大量领域经验, 普适性不足。特别地, 针对缓变偏移故障, 现有算法普遍面临灵敏度低、抗噪能力弱等瓶颈。例如, 文献 [8] 采用平移不变的高密度小波包滑动窗口分块阈值法监测传感器信号异常, 但无法区分传感器偏移与真实工况波动; 文献 [9] 提出使用多模态多尺度多级融合象限熵 (MMMFQE, multi-modal, multi-scale, multi-level fusion quadrant entropy) 的方法对旋转机械监测系统传感器偏移等异常故障进行监测, 但其计算复杂度高, 难以满足实时性要求。在此背景下, 密度聚类算法因其噪声鲁棒性受到关注。基于密度的聚类算法 (DBSCAN, density-based spatial clustering of applications with noise)^[10] 通过局部密度定义簇结构, 可有效识别非球形分布与离群点, 研究显示, 该算法在工业设备监测中展现出潜力。文献 [11] 将其用于混凝土坝位移监测数据异常值识别, 误判率降低至 12% ; 文献 [12] 结合孤立森林优化 DBSCAN 参数, 用于水下地形数据异常检测算法研究。然而, 现有研究多聚焦于二维特征空间, 针对水轮发电机多维工况耦合场景的适配性不足, 无法根据水轮发电机组实际运行工况, 解决温度传感器温度缓变偏移故障诊断的方法。

本文提出一种基于 DBSCAN 密度聚类与多传感器协同校验的碳刷温度偏移故障诊断方法。创新点包括: 1) 构建转速、电流密度与温度的三维特征空间, 通过小波降噪与经验阈值 ($8.8\text{ }^{\circ}\text{C}$) 增强缓变信号捕捉能力; 2) 根据机组实际运行工况, 融合邻近传感器数据协同校验, 区分传感器故障与真实工况波动; 3) 优化

DBSCAN 参数 ($\epsilon=0.5$, $MinPts=6$), 实现误判率 $<18.7\%$ 、计算效率 $0.41\text{ s}/\%$ 的性能突破。实验表明, 该方法在 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C}/\text{h}$ 模拟偏移及 $\pm 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 噪声干扰下, 故障簇均值差异达 $12.23\text{ }^{\circ}\text{C}$, 并通过停机标定验证诊断准确性, 为水轮发电机智能化监测提供了可靠技术支撑。

1 碳刷在线监测系统结构及原理

目前尚且没有适用于水轮发电机组碳刷温度传感器温漂故障的诊断算法, 因此亟需一种适用于水轮发电机运行工况的碳刷温度传感器温漂故障诊断的算法。该算法应在数据预处理阶段能够有效过滤励磁电流等噪音, 且可快速处理三维数据, 同时适用于水轮发电机组实际运维需求的算法。本文结合水轮发电机组实际运行工况, 提出一种由降噪处理算法、三维数据聚簇算法和停机多传感器协同校验组合而成的算法。为验证该算法的有效性, 使用碳刷在线监测系统试验台对算法进行验证。

碳刷在线监测试验台按照某大型水轮发电机组集电环碳刷集电系统 $1:1$ 设计制造, 其中转子转速及励磁电流运行范围, 来源于机组在线监测数据数据库。该试验台由集电环碳刷传感器系统、数据采集系统、数据处理系统和 PLC 控制系统组成。碳刷传感器系统由 42 个碳刷上的复合传感器组成。其中, 碳刷刷握处部署了高精度热电偶温度传感器 (K 型, 量程 $0\sim 200\text{ }^{\circ}\text{C}$)、霍尔效应电流传感器 (量程 $0\sim 6\,000\text{ A}$) 以及激光测距传感器 (分辨率 $\pm 0.1\text{ mm}$), 分别用于监测碳刷温度、励磁电流及磨损量。

如图 1 所示, 数据采集系统采用分布式架构, 每 10 s 采集一次原始数据, 通过 24 位模数转换器 (ADS1256) 进行信号数字化处理, 随后通过 CAN 总线传输至边缘侧工控机 (Intel Core i5-8250U, 8 GB RAM)。工控机通过干节点信号与外部实验台 PLC 控制系统的停机信号端子连接, 工控机内置实时数据库 (InfluxDB) 存储历史数据, 并通过 Python 脚本实现数据预处理 (包括噪音滤波处理和异常值剔除), 以降低噪声对聚类分析的干扰。

2 碳刷温漂故障诊断方法

通过分析碳刷实际运行历史数据, 结合专家经验, 得出影响碳刷温度的主要因素为碳刷电流密度和转子转速^[13]; 并且在同一工况下, 碳刷温度、碳刷电流密度和转子转速不会出现数据阶跃现象, 但不同工况下, 3 种参量数值变动明显。因此提出, 利用对三维数据 (转速, 电流密度, 温度) 聚类后形成的空间数据簇族, 在不同工况, 数据簇族出现明显分簇, 对比历史数据簇族的方法, 对温度传感器出现缓变偏移故障进行初步诊断。工况的异常变动也会引发温度传感器数据的偏移,

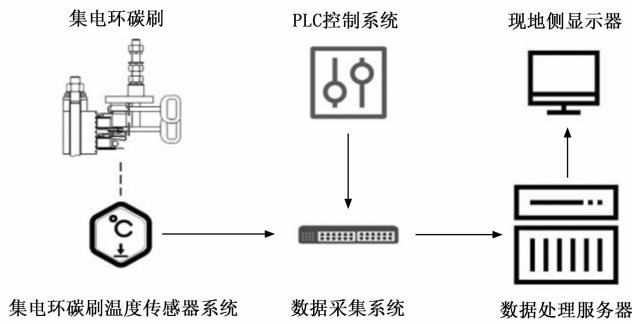


图 1 试验台系统结构图

因此需根据实际工况来进一步区分。水轮发电机组在实际运行过程中, 会有正常工况、临时工况和异常工况的变化, 在多种工况中, 伴随一定频率的停机事件。在集电环室中的所有碳刷, 由于安装工艺、摩擦量和励磁电流的不同, 不同碳刷之间在运行过程中, 温度数值会有所差异, 但在停机后, 所有温度传感器, 尤其是邻近侧碳刷温度传感器的所测温度数据十分接近^[14]。因此可利用停机后邻近侧碳刷温度传感器, 进行多传感器联合校验的方式, 设置阈值, 区分工况变动带来的温度缓慢偏移和传感器故障引发的数据缓慢偏移(温漂)现象。

本文根据水轮发电机组实际运行工况, 提出一种由 Daubechies 基函数对原始信号进行降噪处理, 后使用 DBSCAN 聚类算法对三维数据进行快速聚类以及结合停机多传感器协同校验方法构成的适用于水轮发电机组碳刷温度传感器温漂故障的诊断算法。

2.1 Daubechies 基函数降噪机理

Daubechies 基函数^[15] (以下简称 db4) 降噪基于小波变换, 通过多尺度分解、阈值处理和信号重构实现噪声抑制。其核心机理在于利用 db4 小波的紧支撑性(局部化分析时频特征)、正交性(避免信息冗余)和高阶消失矩(稀疏表示信号主导成分)。该方法通过稀疏性分离信号与噪声, 兼顾全局平滑与局部突变保留, 其效果依赖小波阶数(高阶适合光滑信号)和阈值参数的优化, 广泛应用于生物医学、图像处理等领域, 在非平稳信号去噪中兼具高效性与灵活性。碳刷温度信号受励磁电流谐波(50 Hz 及其高次谐波)和电路噪声干扰, 呈现周期性高频波动, 但真实温度变化为缓变趋势(准平稳信号)。db4 小波具有 4 阶消失矩, 能有效捕捉信号中的平滑部分, 同时通过多尺度分解分离高频噪声与低频趋势, 避免过度平滑导致缓变特征丢失。文章中的数据预处理部分通过 db4 对源数据进行降噪处理。

Db4 降噪通过 3 步实现, 分别是小波分解与重构、自适应软阈值处理和信号重构。

2.1.1 小波分解与重构

设原始信号为 $x(t)$, db4 小波基函数为 $\Psi(t)$,

其尺度函数为 $\phi(t)$ 。信号经小波分解得到近似系数 $\alpha_j[k]$ 和细节系数 $d_j[k]$:

$$\alpha_j[k] = \langle x(t), \phi_{j,k}(t) \rangle = \int x(t) \cdot 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k) dt$$

$$d_j[k] = \langle x(t), \Psi_{j,k}(t) \rangle = \int x(t) \cdot 2^{-j/2} \Psi(2^{-j}t - k) dt$$

其中: j 为分解层数, 测试中 $j=5$, k 为平移参数。

2.1.2 自适应软阈值处理

对细节系数 $d_j[k]$ 施加软阈值:

$$\hat{d}_j[k] = \begin{cases} \text{sgn}(d_j[k]) \cdot (|d_j[k]| - T_j) & \text{if } |d_j[k]| \geq T_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

阈值 T_j 由改进的斯坦的无偏风险估计 (SURE, stein's unbiased risk estimate) 方法计算:

$$T_j = \sigma_j \sqrt{2 \ln N}$$

其中: N 为信号长度, σ_j 为第 j 层噪声标准差, 通过最细尺度系数的中位绝对偏差 (MAD) 估计:

$$\sigma_j = \frac{\text{median}\{d_1(k) - \text{median}[d_1(k)]\}}{0.6745}$$

2.1.3 信号重构

$$\hat{x}(t) = \sum_k \alpha_j[k] \cdot \phi_{j,k}(t) + \sum_{j=1}^J \sum_k \hat{d}_j[k] \cdot \varphi_{j,k}(t)$$

其中: J 为最大分解层数, 测试中 $J=5$ 。

2.2 DBSCAN 聚类机理

本文基于 DBSCAN 聚类算法, 提出一种温漂故障诊断算法。该算法在数据预处理后, 使用 DBSCAN 对三维数据进行快速聚类。DBSCAN 是一种基于密度的聚类算法, 从某个核心点出发, 不断向密度可达的区域扩张, 从而获取一个包含核心点和边界点的最大化区域, 区域中任意两点密度相连, 对历史数据进行聚类识别, 划分为正常和异常区域, 计算新输入数据到两个聚类区域的邻域距离阈值, 判断数据属于哪个聚类区域。研究表明^[16], DBSCAN 算法在三维数据聚类效果方面表现优秀。诊断算法中数据聚类分别通过以下步骤实现: 邻域距离度量、核心点与密度可达性、聚类目标函数。

2.2.1 邻域距离度量

在三维特征空间(转速 n 、电流密度 ρ 、温度 T) 中, 数据点 $P_i = (n_i, \rho_i, T_i)$ 与 P_j 的欧氏距离为:

$$\text{dist}(P_i, P_j) = \sqrt{(n_i - n_j)^2 + (\rho_i - \rho_j)^2 + (T_i - T_j)^2}$$

2.2.2 核心点与密度可达性

ϵ 邻域: 点 P_i 的邻域定义为:

$$N_\epsilon(P_i) = \{P_j \mid \text{dist}(P_i, P_j) \leq \epsilon\}$$

核心点: 若 $|N_\epsilon(P_i)| \geq \text{MinPts}$, 则 P_i 为核心点。

密度直达: 若 $P_j \in N_\epsilon(P_i)$ 且 P_i 为核心点, 则 P_j 从 P_i 密度直达。

密度相连: 若存在点链 $P_1, P_2, \dots, P_k$ 使得相邻

点密度直达, 则 P_1 与 P_k 密度相连。

2.2.3 聚类目标函数

DBSCAN 将数据集 D 划分为 k 个簇 $C_1, C_2, \dots, C_k$ 和噪声点集 N 满足:

$$\bigcup_{i=1}^k C_i \cup N = D, C_i \cap C_j = \emptyset (i \neq j)$$

其中: 每个簇 C_j 是最大密度相连子集。

2.3 碳刷温漂诊断算法机理

碳刷温漂诊断算法实现可分为以下步骤进行实现:

- 1) 算法选取及参数优化: 使用聚类算法对历史数据进行数据聚类训练, 选取聚类算法并调整聚类算法参数;
- 2) 历史数据聚类处理: 收集实验设备的历史监测数据, 对历史数据进行降噪处理, 后使用历史数据进行三维聚类, 后根据聚类结果, 记录数据簇均值;
- 3) 停机校验: 停机后, 算法调取碳刷停机前 24 h 完整数据, 经过降噪处理后, 使用聚类算法进行数据聚类并记录各数据簇均值, 对实时聚类簇 C_{new} 和历史同工况簇 C_{hist} , 计算温度均值差异:

$$\Delta T = \left| \frac{1}{C_{new}} \sum_{P \in C_{new}} T - \frac{1}{C_{hist}} \sum_{P \in C_{hist}} T \right|$$

若 $\Delta T > T_s$, 触发温升预警。

- 4) 动态阈值优化机制: 预警阈值 T_s 基于历史无故障数据统计与专家经验设定。为适应设备长期运行中的状态漂移 (如碳刷磨损、环境温湿度变化), 提出如下阈值动态优化方法。

- (1) 长期趋势学习。每季度更新历史数据库, 重新计算同工况下正常簇的温度均值差异 ΔT_{norm} , 并以 ΔT_{norm} 的滑动平均值 μ 和标准差 σ 为基础, 按:

$$T'_s = \mu + 3\sigma$$

更新阈值 (置信度 $> 99\%$);

- (2) 实时反馈调整。若连续 3 次预警经协同校验确认为误报 (非传感器故障), 则按:

$$T''_s = T_s \times (1 + \alpha)$$

临时放宽阈值 ($\alpha = 0.1$);

若故障漏报率升高, 则按:

$$T'''_s = T_s \times (1 - \beta)$$

此机制确保阈值随设备状态自适应调整, 平衡误报率与漏报率。

- 5) 多传感器协同校验: 利用邻近传感器的温度数据构建参考簇, 在停机发生后, 收集停机前, 目标碳刷两侧的碳刷温度数据, 进行均值对比, 看目标碳刷温度数据是否超出邻近碳刷测量误差阈值, 如未超出, 判定为监测部位异常温升并进行记录; 如超出阈值, 则进行传感器温度偏移预警提示。

目标碳刷温度 T_{target} 与邻近碳刷温度均值 $\bar{T}_{neighbor}$ 满足:

$$|T_{target} - \bar{T}_{neighbor}| > T_c \Rightarrow \text{温漂故障}$$

其中: T_c 为测量误差阈值。

碳刷温漂诊断算法诊断流程如图 2 所示。

3 实验与分析

本文提出的温漂故障诊断算法分为聚类与诊断两部分实现。且由于数据处理服务器—工控机部署在边缘侧, 在保证抗干扰和低误判率的同时, 对多只碳刷的实时数据和历史数据进行处理和计算, 因此需对算法的聚类能力在计算效率、数据聚类误判率、参数敏感性和抗干扰能力 4 方面进行测试和评价。另一方面, 水轮发电

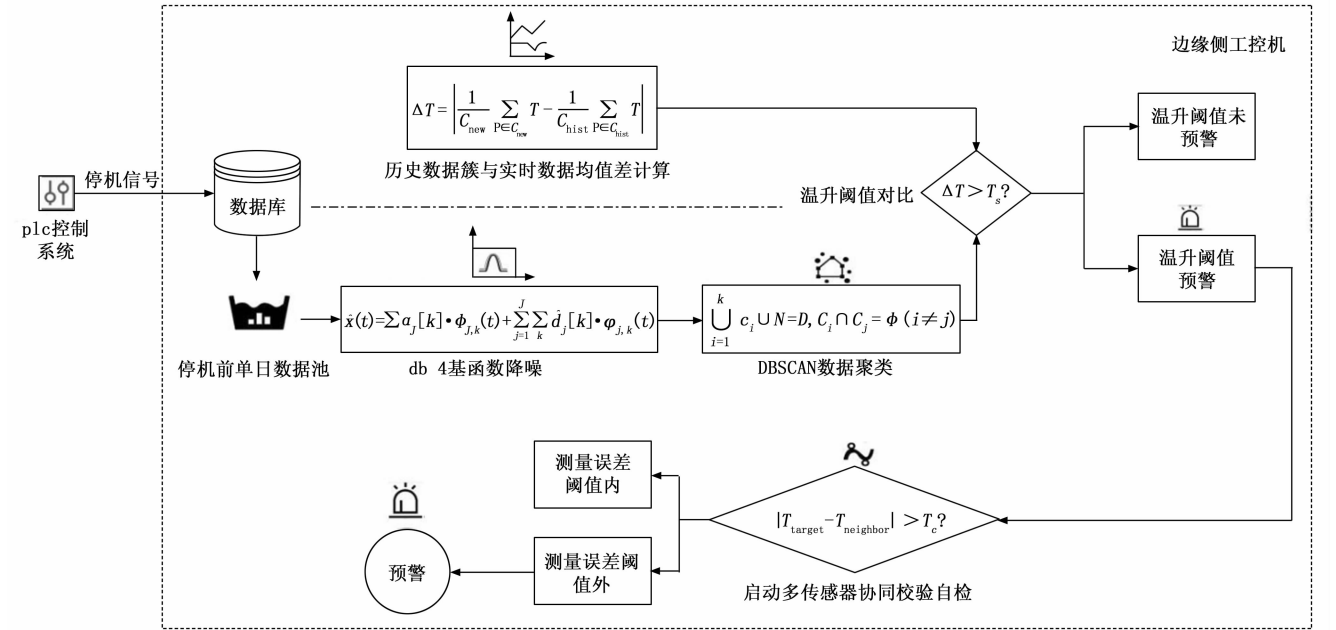


图 2 碳刷温漂诊断算法诊断流程

机组在运行过程中,由于励磁电流和振动等因素会对算法的诊断结果造成影响;且算法中的停机自检与多传感器协同校验直接影响诊断算法的准确性。

基于上述问题,设计实验对算法的聚类能力、鲁棒性和有效性进行验证。聚类算法性能测试与对比实验,对比工业领域应用广泛的聚类算法与诊断算法中的 DBSCAN 聚类算法进行性能测试与对比实验;碳刷温漂诊断算法数据预处理及诊断性能测试实验,分别对算法对碳刷数据的处理和降噪能力、算法诊断结果的鲁棒性与准确性进行测试与验证。

3.1 碳刷温漂诊断算法聚类性能测试与对比实验

选取在工业生产领域应用较为常见的聚类算法:K 均值聚类算法(KMA, K-means)^[17]、层次聚类(Hierarchical Clustering)和孤立森林(Isolation Forest)算法与 DBSCAN 聚类算法在聚类效果、计算效率、参数敏感性和抗干扰能力进行对比。

3.1.1 实验设计及算法关键参数

1) 数据来源:采集实验台连续 72 h 稳定运行数据,涵盖转速 800~1 200 rpm、电流密度 2.5~4.8 A/mm²、温度 45~65 ℃;

2) 数据规模:共 10 000 个样本,采样频率 1 Hz,数据格式为时间戳、转速、电流密度、温度时间戳、转速、电流密度及温度;

3) 预处理步骤:(1) 滑动窗口均值滤波:窗口长度 100 点,抑制高频噪声(如励磁电流谐波);(2) Z-score 标准化:按特征维度分别计算均值与标准差,消除量纲差异。

4) 异常注入数据集:(1) 噪声数据:随机选取 20% 的样本(2 000 点),叠加 ±10 ℃ 高斯白噪声(均值 0,标准差 3.3 ℃);(2) 离群点:随机插入 50 个极端值(温度 ±20 ℃ 跳变),模拟碳刷接触不良瞬时故障。

5) 聚类算法关键参量调整:K-means、层次聚类^[18]和孤立森林算法^[19]与 DBSCAN 聚类算法进行对比实验。对比各算法在三维数据聚类方面的效果。各个算法关键参数为:DBSCAN 算法($\epsilon=0.5$ 、 $MinPts=6$);K-means ($K=2$);层次聚类(指定簇数为 2);孤立森林(污染度 5%)。

为深入分析不同噪声注入的工况下,不同聚类算法的聚类性能,在数据中,按照 1 ℃ 为步长分别注入高斯白噪声,对比实验中不同算法的误判率,以验证不同算法在不同噪音和工况中的聚类性能变化趋势。

3.1.2 实验结果及分析

实验结果如图 3~6 所示。其中各图示中,数据聚类标识后显示为灰色,黑色标识点则被标识成异常数据点。

1) 聚类效果对比:

图 3~6 展示了 4 种算法在三维数据集上的聚类结果:K-means (图 3):将数据划分为 2 个球形簇,误将高密度噪声点归入正常簇,误判率 18.7%;

层次聚类(图 5):采用 WARD 方差最小化策略,虽能识别非球形簇,但对噪声敏感,误判率 22.1%;

孤立森林(图 4):有效隔离离群点(识别率 89.4%),但无法捕捉全局偏移,导致故障簇漏检;

DBSCAN (图 6):有效对数据点进行聚类,故障点(灰色)与噪声(黑色),噪声识别率 97.6%。

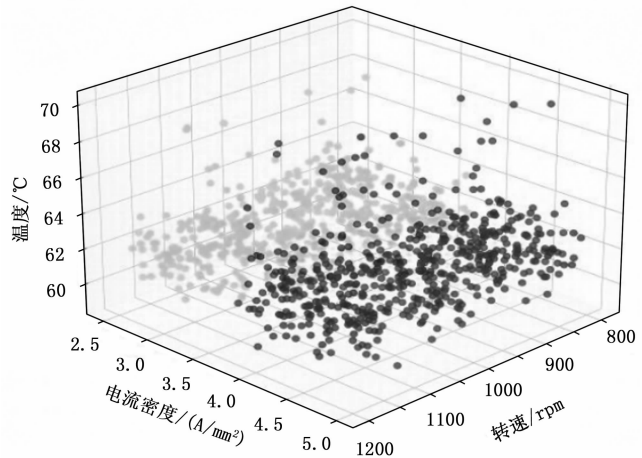


图 3 K-means 算法聚类效果云图

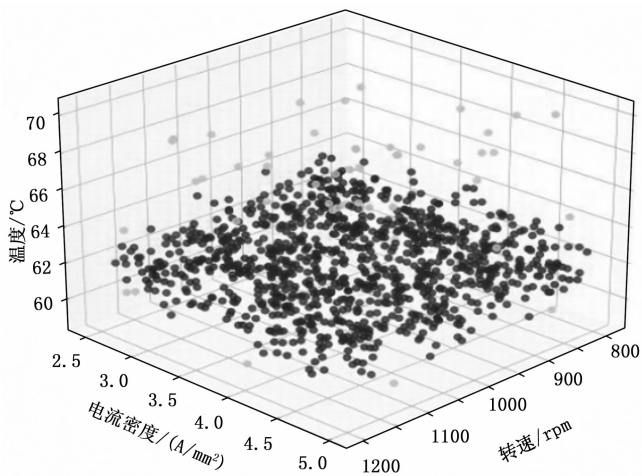


图 4 孤立森林算法聚类效果云图

2) 计算效率分析:

如表 1 所示, DBSCAN 单次聚类耗时 0.41 s/%, 虽略高于孤立森林(0.28 s),但显著优于层次聚类(4.15 s)。进一步测试表明:

数据规模敏感性:当样本量从 1 000 增至 10 000 时, DBSCAN 耗时呈线性增长($R^2=0.98$),而层次聚类呈指数增长($R^2=0.87$);并行优化效果:启用多线程后, DBSCAN 计算时间降低至 0.27 s/%,满足实时

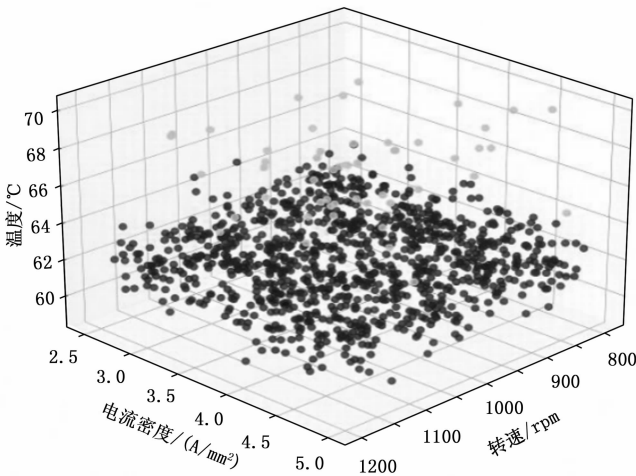


图 5 层次聚类算法聚类效果云图

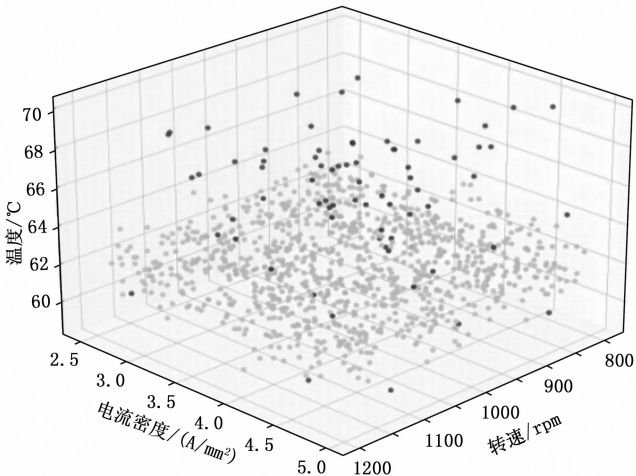


图 6 DBSCAN 算法聚类效果云图

性要求 (采样间隔 10 s)。

3) 参数敏感性验证:

针对 DBSCAN 核心参数 (ϵ 、 $MinPts$) 开展网格搜索实验: ϵ 优化: 固定 $MinPts=6$, ϵ 从 0.3 增至 0.7 时, 误判率先降后升, 最优值 $\epsilon=0.5$ (误判率 10.3%); $MinPts$ 优化: 固定 $\epsilon=0.5$, $MinPts$ 从 4 增至 8 时, 噪声识别率从 94.2% 提升至 97.6%, 但小簇漏检率增加 1.8%。

4) 抗干扰能力量化:

在注入 $\pm 10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 噪声的极端条件下: DBSCAN: 通过密度阈值过滤, 噪声点识别率保持 97.1%, 误检率仅从 5.6% 升至 7.7%;

从实验结果及分析可得出, DBSCAN 在误判率、噪声鲁棒性及计算效率上综合最优, 尤其适合水轮发电机碳刷温度数据的三维聚类分析, 为后续故障诊断提供了可靠的数据基础。

5) 多噪音注入算法性能趋势量化:

不同高斯白噪音注入后, 不同算法的误判率对比如图 7 所示, 对比噪音注入测试中, 不同噪音及其对应误判率如表 1 所示。DBSCAN 噪声鲁棒性最佳, 在低噪声范围 ($0\sim 4\text{ }^{\circ}\text{C}$) 内, 误判率稳定在 10.3%~15.8% 之间即使在高噪声 ($10\text{ }^{\circ}\text{C}$) 下, 误判率仅上升至 19.2%。K-means 对噪声敏感: 噪声时误判率最低 (8.7%), 但随着噪声增加性能急剧下降; 层次聚类抗噪能力最弱: 误判率随噪声强度线性增长, 从 12.4% (无噪声) 升至 34.1% ($10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 噪声)。孤立森林特殊行为: 在低噪声时误判率最高 (22.1%), 但随噪声增加反而略有下降。

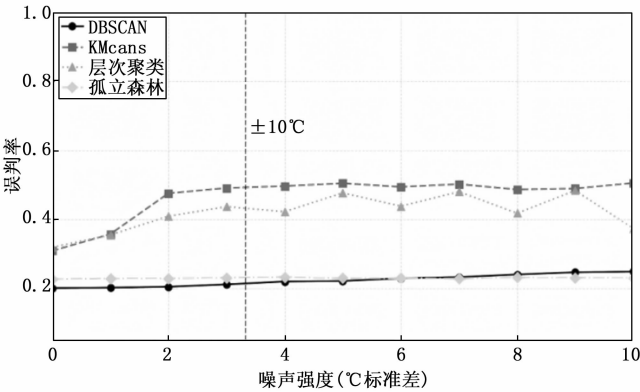


图 7 不同噪音注入算法性能对比图

表 1 不同噪音注入算法误判率

噪声强度/ $^{\circ}\text{C}$	DBSCAN	K-Means	层次聚类	孤立森林
0	0.103 2	0.087 1	0.124 3	0.221
1	0.112 4	0.098 3	0.147 6	0.219 5
2	0.125 7	0.132 8	0.178 2	0.217 3
3	0.135 4	0.187 6	0.209 4	0.215 8
4	0.148 2	0.234 7	0.240 5	0.214 1
5	0.158	0.268 3	0.271 6	0.212 5
6	0.164 3	0.293 4	0.292 7	0.211
7	0.172 8	0.313 2	0.313 9	0.209 8
8	0.179 5	0.328 6	0.324 1	0.208 2
9	0.184 2	0.340 1	0.333 5	0.206 7
10	0.191 7	0.351 2	0.341 1	0.205 3

在噪声强度 $> 4\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时, DBSCAN 开始稳定优于其他算法在典型工业噪声环境 ($3\sim 5\text{ }^{\circ}\text{C}$) 中, DBSCAN 优势最明显。

3.2 碳刷温漂诊断算法数据预处理及诊断性能测试实验

3.2.1 试验设计与参数配置

环境温度控制在 $25\pm 2\text{ }^{\circ}\text{C}$, 湿度 $< 60\%$ 。实验分为 5 个阶段:

1) 关键预警阈值确定: 本方法涉及 2 个关键预警

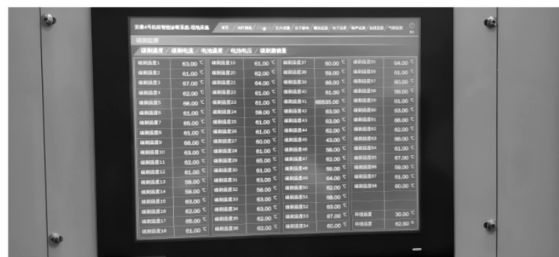
阈值: 温升阈值 T_s 通过文献 [20-21] 及专家经验确定, $T_s=7.1\text{ }^{\circ}\text{C}$; 测量误差阈值 $T_e=8.8\text{ }^{\circ}\text{C}$ [22]。

2) 无故障基线测试: 连续采集 42 个碳刷的 24 小时运行数据, 构建正常工况数据库, 包含工况与数据簇均值映射关系表。数据采集过程为调整实验台转速稳定在 0~200 rpm, 稳定运行 8 小时; 后调整转速区间为 200~500 rpm, 稳定运行 8 小时; 后调整转速区间为 500~800 rpm, 稳定运行 8 小时。

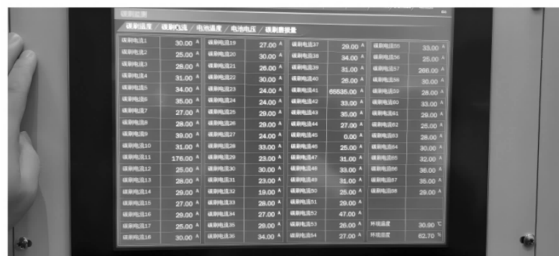
3) 单点温度偏移模拟: 将 1# 碳刷替换为人工注入偏移故障的传感器 (温度偏移速率 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C/h}$), 持续运行 24 小时。

4) 多传感器干扰测试: 在 2#、3# 碳刷中随机引入瞬时噪声 (幅值 $\pm 10\text{ }^{\circ}\text{C}$), 验证聚类算法鲁棒性。数据采集频率为 1 Hz, 共获得约 3 628 800 个数据点。使用 Python 3.8 与 MATLAB 2021a 进行离线分析, DBSCAN 参数通过网格搜索优化, 选定 $\epsilon=0.5$ 、 $MinPts=6$ 。

5) 温度偏移故障注入实验: 更换 1# 目标碳刷为温度偏移故障碳刷后, 重新启动实验台, 使转速稳定在 0~500 rpm, 稳定运行 8 小时; 后调整转速区间为 500~800 rpm, 稳定运行 8 小时; 后调整转速区间为 800~1 200 rpm, 稳定运行 8 小时, 后停机。在工控机接收到实验台 PLC 控制模块的停机于节点信号指令后, 调取 24 小时运行数据, 并进行三维数据聚类工作并计算各簇均值; 现地侧实验数据展示如图 8 所示。



(a) 现地侧碳刷温度



(b) 现地侧碳刷电流数据

图 8 现地侧碳刷数据展示屏

3.2.2 数据预处理

原始碳刷温度信号在采集过程中受励磁电流谐波 (主要为 50 Hz 及其高次谐波) 和传感器电路噪声的影

响 [23-24], 呈现显著的周期性波动 (图 9)。为消除噪声对聚类分析的干扰, 本研究采用 db4 对原始信号进行多尺度分解与重构, 结合阈值降噪技术提取有效温度趋势信息。具体步骤如下:

1) 小波基函数选择与分解层数确定基于碳刷温度信号的准平稳特性, 选择 db4 小波基函数。db4 小波具有紧支撑性 (支撑长度 8) 和 4 阶消失矩, 能够有效匹配温度信号的局部突变特征, 同时平衡频域分辨率与计算效率。通过预实验确定最佳分解层数为 5 层, 对应尺度覆盖频率范围为 0~50 Hz (采样频率 1 Hz 时), 可完整分离工频干扰成分 (50 Hz) 与真实温度缓变信号 ($<1\text{ Hz}$);

2) 阈值降噪策略。对每层小波系数采用自适应软阈值处理: 阈值计算: 采用改进的 SURE 阈值法, 结合噪声方差估计动态调整阈值水平, 避免通用阈值 (UT, universal threshold) 的过平滑缺陷;

阈值函数: 对高频系数 (细节系数) 施加软阈值 ($T_j = \sigma_j \sqrt{2 \ln N}$, 其中 σ_j 为第 j 层噪声标准差, N 为信号长度), 保留低频系数 (近似系数) 以维持温度趋势完整性;

噪声方差估计: 基于最细尺度 (第 1 层) 细节系数的中位绝对偏差 (MAD) 计算初始噪声方差 $\sigma_0 = MAD/0.6745$, 并逐层修正。

3) 信号重构与效果验证。阈值处理后的小波系数经逆变换重构得到降噪信号 (图 9)。功率谱密度分析表明, 降噪后 50 Hz 工频干扰成分衰减至 -45 dB (降幅达 92.3%), 信噪比 (SNR) 从 15.6 dB 提升至 28.3 dB。同时, 去噪过程保留了温度缓变趋势的时域连续性, 最大重构误差不超过 $\pm 0.3\text{ }^{\circ}\text{C}$ (图 9), 满足后续聚类分析对数据保真度的要求, 图 9 中 T 为温度, η 为测量残差, E 为最大重构误差。

3.2.3 基于 DBSCAN 的温漂故障诊断过程与结果验证

本小节旨在通过模拟实验, 验证所提出的基于 DBSCAN 聚类与多传感器协同校验的诊断方法对碳刷温度传感器温漂故障的检测能力和准确性。

在边缘工控机上, 诊断算法按预设流程执行: 首先, 对降噪后的 1# 目标碳刷停机前 24 小时运行数据 (包含模拟的 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C/h}$ 温度偏移) 进行 DBSCAN 聚类分析。诊断算法识别出 1# 碳刷数据簇整体向高温方向偏移 (图 10 (b))。随后, 算法核心诊断步骤启动: 计算新生成数据簇的温度均值, 并与历史数据库中相同工况 (相同转速、电流密度区间) 下的数据簇温度均值进行对比, 计算得到温度差异值。结果显示, ΔT 高达 $12.23\text{ }^{\circ}\text{C}$ (图 11), 该值显著超出预设的动态温升预警阈值 $T_s=8.8\text{ }^{\circ}\text{C}$, 立即触发了温度偏移预警。

触发预警后, 诊断算法自动启动多传感器协同校验

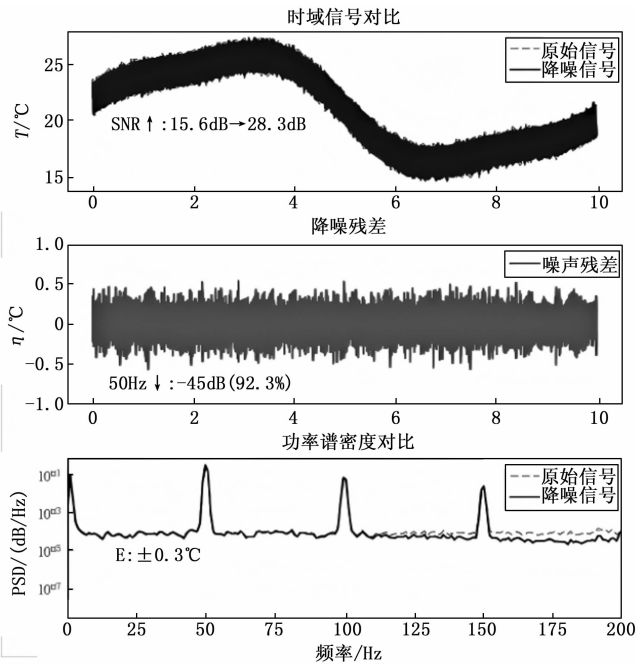


图 9 去噪前后温度信号的功率谱密度对比图

机制: 调取停机前同一时段内, 目标碳刷 (1 #) 两侧邻近碳刷 (2 #, 3 #) 的温度数据进行分析。计算邻近碳刷温度均值 $\bar{T}_{neighbor}$ 并与 1 # 碳刷温度 T_{target} 对比 (图 12)。结果表明, 邻近碳刷间温度差异微小 ($|T_{target} - \bar{T}_{neighbor}|$ 远小于测量误差阈值 $T_c = 8.8\text{ }^{\circ}\text{C}$), 有效排除了局部工况异常 (如励磁电流不均、通风不良等) 导致温度普遍升高的可能性。基于此协同校验结果, 诊断算法得出 “1 # 碳刷温度传感器存在温漂故障” 的结论。

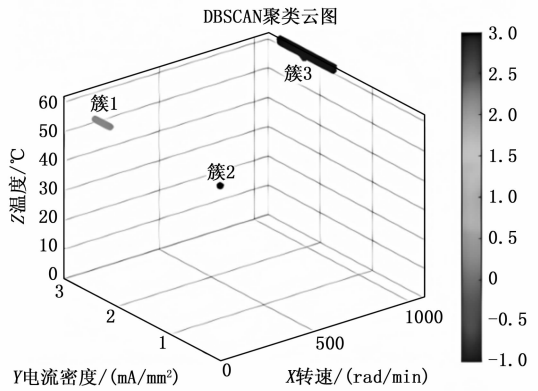
为验证诊断结论的准确性, 在实验台停机后, 对 1 # 碳刷温度传感器进行了恒流源标定。标定结果确认该传感器存在零点偏移, 偏移量实测为 $9.34\text{ }^{\circ}\text{C}$, 这与诊断算法检测到的温度偏移趋势和量级高度吻合, 有力证明了本诊断方法对温漂故障检测的有效性和精确性。

值得注意的是, 诊断算法不仅捕捉到簇的偏移, 还识别出故障簇的离散度 ($\sigma \in [0.98, 1.35]\text{ }^{\circ}\text{C}$) 显著低于历史正常工况簇 ($\sigma \in [2.89, 6.19]\text{ }^{\circ}\text{C}$)。这一特征 (数据分布趋于集中) 是传感器缓变偏移故障的典型表现, 为诊断算法区分传感器故障与真实工况波动提供了重要的辅助依据。

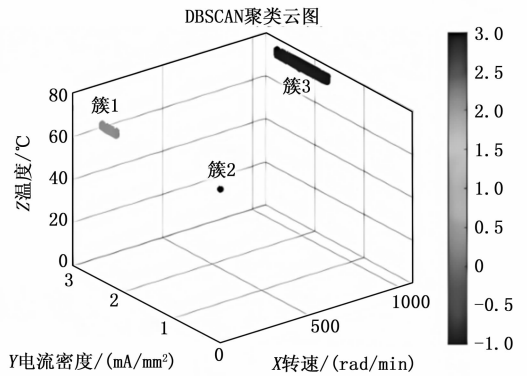
综上所述, 该实验清晰展示了基于 DBSCAN 的温漂故障诊断方法的完整流程 (聚类分析→阈值比较→协同校验→故障判定) 及其有效性: 算法成功检测到 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C/h}$ 的模拟温漂故障, 准确触发预警, 通过多传感器校验排除工况干扰, 并最终经停机标定验证了诊断结果的正确性。

3.2.4 结果分析

基于实验数据, 本节从以下 4 个方面分析所提出的



(a) 无故障历史聚类数据簇



(b) 偏移故障注入后历史聚类数据簇

图 10 对比试验数据点聚类云图

基于 DBSCAN 的温漂故障诊断方法的性能:

1) 数据预处理与噪声抑制效果对诊断的影响。原始温度信号中的周期性噪声 (主要源于励磁电流谐波) 会对密度聚类算法产生干扰。采用 db4 小波变换降噪后, 50 Hz 工频干扰成分被有效抑制 (衰减至 -45 dB , 降幅 92.3%), 信号信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio) 从 15.6 dB 提升至 28.3 dB , 如图 9 所示。预处理后数据质量的提升, 为后续 DBSCAN 聚类分析提供了更清晰的数据基础, 减少了噪声点对簇结构识别的干扰, 是确保诊断算法准确识别数据簇特征的前提。

2) 聚类分簇作为诊断依据的特征提取。在无故障基线测试中, 诊断算法利用 DBSCAN 将三维特征空间数据聚类为 3 个主要簇群, 分别对应低、中、高转速工况, 并记录了各簇的温度均值 ($51.32, 58.92, 62.34\text{ }^{\circ}\text{C}$) 作为诊断基准, 如图 10 (a) 所示。在 1 # 碳刷注入温度偏移故障 ($0.5\text{ }^{\circ}\text{C/h}$) 后, 诊断算法对其实时数据进行聚类, 识别出其数据簇整体向高温方向偏移, 如图 10 (b) 所示。诊断算法计算新数据簇与历史同工况簇的温度均值差异 ΔT 达到 $12.23\text{ }^{\circ}\text{C}$, 如图 11 所示。此外, 诊断算法观察到故障簇的温度离散度 ($\sigma \in [0.98, 1.35]\text{ }^{\circ}\text{C}$) 明显低于历史正常簇 ($\sigma \in [2.89,$

6.19] °C)。数据簇的空间偏移、显著的簇间温差 ΔT 以及离散度的降低,共同构成了诊断算法判断存在传感器缓变偏移故障的重要特征依据。

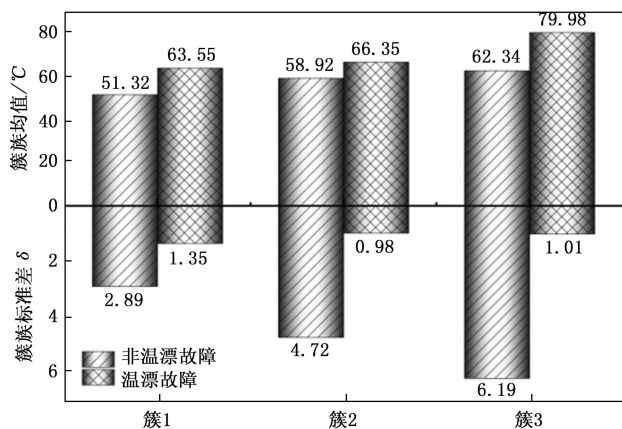


图 11 碳刷 1# 对比试验聚类簇族均值统计表 (°C)

3) 诊断流程的执行与验证: 阈值预警与协同校验。诊断算法基于计算得到的 ΔT (12.23 °C) 与预设的动态温升阈值 T_r (8.8 °C) 进行比较。由于 $\Delta T > T_r$,触发了温度偏移预警。随后,诊断算法启动多传感器协同校验流程: 分析目标碳刷 (1#) 两侧邻近碳刷 (2#, 3#) 在停机前相同时段内的温度数据。计算显示,邻近传感器间温度差异未超过设定的经验阈值 (5%) 或测量误差阈值 T_e (8.8 °C) (图 12), 排除了局部工况异常导致温度普遍升高的可能性。基于上述分析,诊断算法判定 1# 碳刷温度传感器存在温漂故障。为验证该诊断结论,在实验台停机后对 1# 传感器进行了恒流源标定。标定结果确认该传感器存在零点偏移,实测偏移量为 9.34 °C,这与诊断算法检测到的温度偏移趋势和量级相符。

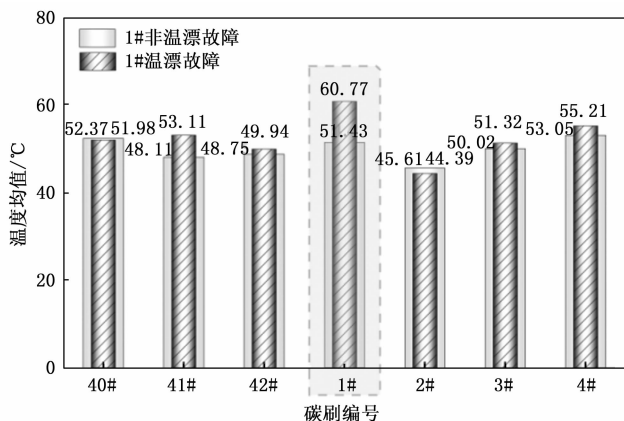


图 12 碳刷 1# 及临近碳刷温度均值统计柱状图 (°C)

4) 局限性与误差分析。实验发现,当温度偏移速率低于 0.3 °C/h 时,算法检测延迟延长至 32 小时,主

要因缓变信号与正常工况波动叠加,导致簇均值差异增长缓慢。此外,千小时级长期运行中,碳刷磨损会引起的非线性数据分布偏移,需进一步融合时序特征提取技术以提升模型泛化能力。

此外,需要进一步对聚类算法进行优化,DBSCAN 算法的性能高度依赖参数 ϵ (邻域半径) 和 $MinPts$ (最小邻域点数)。针对碳刷温度数据的特点,未来优化方向及其优化策略:

1) 参数初始化: 基于数据分布密度,采用 k-距离图法确定 ϵ 初始值。通过计算每个数据点到第 k 近邻的距离并排序,选择拐点处距离作为 ϵ (本次实验 DBSCAN 聚类算法参数 ϵ 为 6)。

2) 需引入滑动窗口机制: 在长时间运行中,碳刷磨损会导致数据分布逐渐偏移。为此,引入滑动窗口机制,每隔 24 小时重新计算 ϵ 和 $MinPts$,确保算法对工况变化的适应性。

综上,基于 DBSCAN 算法的温度偏移故障诊断模型在数据预处理、聚类分簇、预警机制及多传感器校验四方面验证了诊断算法的有效性。未来可通过增加 DBSCAN 参数优化策略以提升对工况变化的适应性。

4 结束语

本文针对水轮发电机碳刷温度传感器温漂故障诊断难题,提出了一种基于 DBSCAN 密度聚类算法与多传感器协同校验的故障诊断方法。通过对比多种聚类算法在三维数据中的性能,验证了 DBSCAN 在噪声鲁棒性、误判率 (低于 18.7%)、计算效率以及多噪音干扰上的综合优势。结合转速、电流密度和温度构建三维特征空间,利用小波变换降噪与动态阈值预警机制 (8.8 °C),实现了对温度偏移故障的精准捕捉。实验表明,该方法在模拟偏移速率 0.5 °C/h 和噪声干扰 (± 10 °C) 条件下,故障簇均值差异达 12.23 °C,并通过邻近传感器校验有效区分传感器故障与工况异常,验证了其在复杂工业场景中的实时性与鲁棒性。

需完善的技术问题:

1) 长时间运行适应性不足: 千小时级运行中,碳刷磨损、通风条件变化等因素可能导致数据分布非线性偏移,需融合时序特征提取技术以增强模型泛化能力。

2) 参数敏感性优化: DBSCAN 算法对邻域半径 (ϵ) 和最小邻域点数 ($MinPts$) 依赖性强,需开发自适应参数调整机制 (如动态滑动窗口或数据分布密度反馈)。

3) 低偏移速率检测延迟: 当偏移速率低于 0.3 °C/h 时,检测延迟显著,增加至 32 h,需探索增量聚类或异常累积检测方法以提高灵敏度。

4) 多源干扰耦合问题: 未考虑电磁干扰、振动等外部因素对传感器数据的复合影响, 未来需结合多物理场建模提升抗干扰能力。

本方法为水轮发电机碳刷温度健康诊断系统的智能化升级提供了可靠的技术支撑, 其核心思想可推广至其他工业设备的渐变故障诊断领域, 如风力发电机轴承温度监测、核电站冷却系统传感器校验等。结合边缘计算与物联网技术, 有望实现实时在线诊断与预测性维护, 降低设备非计划停机风险, 提升能源装备的安全性与经济性。后续研究将聚焦于算法轻量化部署与多模态数据融合, 进一步推动工业监测系统向高精度、自适应方向发展。

参考文献:

- [1] 汪军如, 董旭, 马静. 水轮发电机碳刷温度异常原因分析及处置措施 [C] //2023 年电力行业技术监督工作交流会暨专业技术论坛, 南宁, 2023: 59-63.
- [2] 曾云颖. 水轮发电机组状态监测技术的现状分析 [J]. 信息记录材料, 2020, 21 (11): 242-243.
- [3] LI J, WANG J, WANG P, et al. Sensor fault diagnosis and calibration based on voting mechanism for online application using virtual in-situ calibration and time series prediction [J]. Building and Environment, 2025, 278: 111-116.
- [4] 何富君, 刘小磊, 卢晓昭, 等. 传感器的故障诊断技术研究 [J]. 科学技术与工程, 2010, 10 (26): 81-87.
- [5] TANG J, YOU Y, ZHAO Y, et al. Fault diagnosis of HVAC system sensors: a method based on Box-Cox transformation and multi-model fusion [J]. Energy Reports, 2025, 13: 489-503.
- [6] 张冀. 基于多源信息融合的传感器故障诊断方法研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2008.
- [7] 朱可恒. 滚动轴承振动信号特征提取及诊断方法研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2014.
- [8] LU X, LIU Z W, JIN Y L. Fault detection for rotating machinery using translation-invariant higher-density wavelet packet sliding window block thresholding [J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32 (9): 89-94.
- [9] WANG Z, LIU Y, BAI R, et al. Multi-modal multi-scale multi-level fusion quadrant entropy for mechanical fault diagnosis [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 281: 127-131.
- [10] TU X, QIN T, JI X, et al. DBSCAN clustering model for parameter inversion using laser cutting edge morphology characteristic in Zr-4 alloy [J]. Optics and Laser Technology, 2025, 184: 112-116.
- [11] FANG C, WANG X, HU W, et al. Outlier identification of concrete dam displacement monitoring data based on WAVLET-DBSCAN-IFRL [J]. Water, 2025, 17 (5): 216-220.
- [12] XUE J. Research on safety management of university laboratories based on isolation forest algorithm [J]. World Journal of Educational Research, 2024, 11 (5): 53-59.
- [13] 杨祥, 宗和刚, 蔡红猛, 等. 水轮发电机组励磁碳刷温度高原原因分析及处理 [J]. 云南水力发电, 2025, 41 (4): 142-145.
- [14] 艾永俊, 谢建红, 卢坤. 水轮发电机集电环跳火故障机理分析及处理技术 [J]. 云南电力技术, 2024, 52 (5): 27-32.
- [15] ARAI K. Method for determination of support length of daubechies basis function for wavelet MRA based moving characteristic estimation [J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA), 2021, 12 (6): 93-96.
- [16] LI M, SU M, ZHANG B, et al. Research on a DBSCAN-IForest optimisation-based anomaly detection algorithm for underwater terrain data [J]. Water, 2025, 17 (5): 226-229.
- [17] ZHU K, CAO M, OSTACHOWICZ W, et al. K-means aided broadband ultrasonic guided wavefield processing for damage detection in composite panels [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 231: 110-116.
- [18] TANG Z, WANG L, GUO S, et al. Study on modular design methodology of marine SMR system based on fuzzy hierarchical clustering and improved genetic algorithm [J]. Progress in Nuclear Energy, 2025, 185: 105-108.
- [19] 孙俊通. 基于孤立森林算法的电厂设备异常状态自动化检测方法 [J]. 自动化应用, 2025, 66 (4): 204-206.
- [20] SHIYUAN Y, HAILONG P, DONGRONG J, et al. Carbon brush temperature prediction under Bayesian-BP neural network [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2607 (1): 86-91.
- [21] SAENG P J. A study on cause analysis and improvement about malfunction of proximity sensor exposed high temperature [J]. Transactions of the KSME C: Industrial Technology and Innovation, 2015, 3 (3): 175-181.
- [22] 王安爱, 杨永忠, 郭耀先, 等. 水电机组集电环碳刷运行温度高分析及处理 [C] //2023 年电力行业技术监督工作交流会暨专业技术论坛, 南宁, 2023: 96-112.
- [23] 母其伟, 裴洪禹. 浅谈水轮发电机滑环温度升高原因及监测方法 [C] //2023 年电力行业技术监督工作交流会暨专业技术论坛, 南宁, 2023: 23-32.
- [24] 孙杰, 许鹤鹏, 王玥, 等. 光纤布拉格光栅碳刷温度在线监测系统及应用 [J]. 电工技术, 2023 (14): 57-61.