

故障诊断

动车组轴温传感器故障诊断策略研究与应用

卢青松, 戴计生, 詹彦豪
(株洲中车时代电气股份有限公司, 湖南 株洲 412001)

摘要: 现有的动车组轴温故障检测模型对温度传感器故障指向不明, 现场难以排查故障点, 造成人力和物力的浪费。为此, 文章基于数据相似度分析和多变量决策树方法, 提出一种轴温传感器故障诊断策略, 其可准确识别传感器故障、线路接触不良和外界干扰等故障原因; 在此基础上, 设计了一款轴温故障智能诊断系统, 其能够实现轴温故障的自动识别, 且轴温传感器故障诊断准确率达到 85% 以上。

关键词: 轴温传感器; 故障诊断; 数据相似度分析; 多变量决策树; 诊断系统

中图分类号: U266.2

文献标识码: A

文章编号: 2096-5427(2021)06-0118-05

doi:10.13889/j.issn.2096-5427.2021.06.018

Research and Application of EMU Axle Temperature Sensor Fault Diagnosis Strategy

LU Qinsong, DAI Jisheng, ZHAN Yanhao
(Zhuzhou CRRC Times Electric Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan 412001, China)

Abstract: Existing EMU axle temperature fault diagnostic models have unclear temperature sensor fault location. It is difficult to troubleshoot the point of failure on site, resulting in wastage of manpower and material resources. Based on the data similarity analysis and multivariable decision tree, a fault diagnosis strategy of axle temperature sensor is proposed, which can accurately identify the fault causes such as sensor fault, poor line contact and external interferences. On this basis, an intelligent diagnosis system of axle temperature fault is designed to realize automatic identification and diagnosis of axle temperature fault, and the diagnosis accuracy is more than 85%.

Keywords: axle temperature sensor; fault diagnosis; data similarity analysis; multivariable decision tree; diagnosis system

0 引言

轴箱、齿轮箱和牵引电机良好的运行状态对列车的行车安全至关重要。列车轴温实时检测系统通过温度传感器采集轴箱、齿轮箱以及牵引电机的温度, 实时记录各传感器温度值; 温度检测单元对温度信号进行处理后, 把各个部件状态和温度值发送给列车网络系统, 以对部件的状态进行监测。现有的轴温监测

系统诊断策略不能准确定位传感器故障, 难以现场排查故障点, 造成人力和物力的浪费。

为提高轴温故障原因诊断的准确度, 学者们展开了大量的研究, 研究重点主要为故障诊断理论方法研究^[1]、轴温数据处理方法研究^[2-3]、轴温系统可靠性^[4-5]及工艺优化研究^[6]和单纯的故障原因分析^[7], 但未提出可有效诊断轴温传感器故障具体原因的方法。为此, 本文基于轴温数据的相似度特性提取和多变量决策树数据分类, 提出了一种轴温传感器故障诊断策略, 其可准确识别并区分由传感器自身故障、线路接触不良和外界干扰造成的轴温传感器故障。

收稿日期: 2021-06-09

作者简介: 卢青松 (1990—), 男, 硕士, 主要从事列车 PHM 技术研究。

基金项目: 国家重点研发计划 (2016YFB1200401)

1 轴温监测系统现状

动车组轴温故障主要分为软硬件故障和传感器故障两大类。软硬件故障主要由电源板、CPU 板、MVB 板和采集板等电子板卡异常导致，该类故障多表现为通信中断、数据丢失等显著特征，容易被判别和排查处理。传感器故障多表现为温度数据跳变、偏差等异常现象。轴温实时监测系统电气连接复杂，列车运行状态和运行环境多变，诸如传感器自身故障、线路连接不良、外界干扰等因素均会导致温度监测值异常变化，但同时也不能排除部件状态异常导致温度真实异常变化的可能性，因此现场排查难度大。

表 1 示出某公司生产的轴温实时检测系统故障统计情况。可以看到，2020 年上半年共发生 35 起传感器故障；但现场检查后发现，其中 20 起其传感器并无异常。为保险起见，现场进行了预防性更换传感器或采集板的处理。

表 1 轴温故障统计
Tab. 1 Statistics of shaft temperature faults

故障类型	故障次数				故障类型占比 /%
	2019 年		2020 年		
	1-6 月份	7-12 月份	1-6 月份	7-12 月份	
软硬件故障	48	29	46	16	55
传感器故障	28	39	35	12	45

可见，现有的轴温监测系统诊断策略不能准确定位传感器故障且现场排查故障点困难，造成了人力和物力的浪费。为此，本文基于数据分析基本原理及轴温数据相似度分析，提出一种轴温传感器故障诊断策略并设计了一款轴温故障专家诊断系统。

2 数据分析基本原理

正常情况下，同车厢各轴的功率和转速一致，各轴同一被测温度的概率密度分布是相对稳定的，均匀分布在众数的两侧；当某个传感器的数据发生异常，对应温度值则偏离众数。本文以众数为参考值，通过分析每个传感器参数实际值与参考值的差异，来研究轴温的异常变化特征。

2.1 相似度分析原理

以同车厢各轴同一位置同一时刻的所有温度值为数据样本，皮尔逊经验法计算样本众数：

$$M_0 = \bar{x} - 3(\bar{x} - x_d)$$

(1)

式中： $\bar{x}$ ——样本平均值； x_d ——样本中位数。

评价个体差异的方法主要有距离度量法和相似度度量法。距离度量法用于衡量两个变量在空间上存

在的距离，距离越近，两个变量的差异越小。相似度度量法即计算两个变量的相似程度，相似度越高，两个变量的差异越小。

欧式距离是最常见的距离度量，即空间中两点的直线距离。 a 和 b 两点的欧式距离为

$$E_{(a,b)} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}$$

(2)

欧式距离为从 0 到正无穷的数，值越大，表示两点越远，相似度越低。将其求倒数，相似度公式如下：

$$S_{(a,b)} = \frac{1}{1 + E_{(a,b)}}$$

(3)

相似度度量算法中运用最广泛的是余弦相似度，其用两个向量夹角的余弦值来度量它们之间的相似性。 A 和 B 两个多维向量的夹角余弦如下：

$$\cos \theta = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2 \times \sum_{i=1}^n (B_i)^2}}$$

(4)

式中： $A=[A_1, A_2, \cdots, A_n]$ ； $B=[B_1, B_2, \cdots, B_n]$ 。

若比较两个温度信号的相似度，则需研究温度的瞬时相似度和区间相似度。瞬时相似度即同一时刻两个温度的相似度，当温度值处于不同数量级时，相同距离度量的相似度应不同。图 1 示出瞬时相似度模型。图中， A_1B_1 和 A_2B_2 的距离量度均为 L ，但 A_1B_1 的数量级大于 A_2B_2 的，所以相似度 $S(A_1B_1) > S(A_2B_2)$ ；由于 $\cos \theta_1 > \cos \theta_2$ ，因此瞬时相似度可表示为

$$S_i = S_{(A,B)} \cdot \cos \theta = \frac{\cos \theta}{1 + E_{(A,B)}}$$

(5)

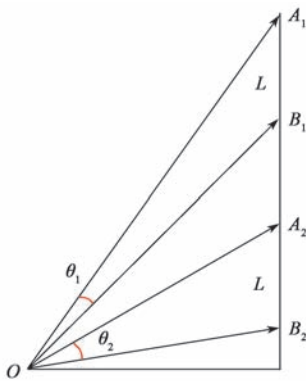


图 1 瞬时相似度模型
Fig. 1 Instant similarity model

区间相似度为一段时间内两个温度的相似度。区间相似度数值越大，两个温度的变化趋势越一致。当某个温度信号出现个别极大值或极小值，会造成两个温度信号分布范围的差别过大，相似度计算值偏小，但实际上两个温度的变化趋于一致。为避免这种情况的发生，计算相似度前需先将温度信息进行标准化处

理。本文采用 z-score 标准化方法对区间温度样本进行标准化处理, 转化公式如下:

$$x' = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \tag{6}$$

式中: σ ——样本标准差; x ——样本原始值; x' ——样本标准化值。

将一段时间的两个温度看成多维空间的两点 a 和 b , 其区间相似度 S' 的计算公式如下:

$$S' = S^3_{(a,b)} \tag{7}$$

2.2 多变量决策树

为研究不同轴温传感器故障数据的特征表现, 需对相似度计算结果进行分类。决策树方法^[8-9]是在分类、规则提取等领域得到广泛应用的一种数据分类方法, 其通过训练集合的学习, 形成决策树分类模型, 并对类型未知的样本进行分类。

列车轴温受列车运行工况、运行环境等因素影响。轴温相似度属性又分为瞬时相似度和区间相似度, 分类决策需由多个特征决定。常用的单变量决策数会导致树结构变得复杂^[10-11], 因此本文采用多变量的决策树方法对数据进行分类。

基于粗糙集构建的多变量决策树是目前最常用的一种多变量决策树方法^[10-12]。决策信息表 $T=\{U, A, V, f\}$ 是一个四元组。其中, U 是论域, 为非空有限对象集; A 为属性的非空有限集合, $A=C \cup D$, C 是条件属性, D 是决策属性; $V=U_{a \in A} V_a$, V_a 为属性 a 的阈值; $f:U \times A \rightarrow V$ 是一个信息函数, 对于 $\forall_a \in A$ 且 $x \in U$, $f(x, a) \in V_a$ 。表 2 是一个决策信息表, 其中 $x_1 \rightarrow x_i$ 为论域, $U=\{x_1, x_2, x_3, \cdots, x_i\}$; $C_1, C_2, C_3, \cdots, C_j$ 为条件属性, $C_1=\{c_{11}, c_{12}, c_{13}, \cdots, c_{1i}\}$, $C_2=\{c_{21}, c_{22}, c_{23}, \cdots, c_{2i}\}$, $C_3=\{c_{31}, c_{32}, c_{33}, \cdots, c_{3i}\}, \cdots, C_j=\{c_{j1}, c_{j2}, c_{j3}, \cdots, c_{ji}\}$; D 为决策属性, $D=\{d_1, d_2, d_3, \cdots, d_i\}$ 。

假设在 C_2 属性下的子集为 $U/C_2 = \{\{x_1, x_4\}, \{x_2, x_5\}, \{x_3, x_6\}\} = \{X_1, X_2, X_3\}$, 对于集合 $X=\{x_2, x_3, x_5, x_6\}$, 存在 $X=X_2 \cup X_3=\{x_2, x_5\} \cup \{x_3 \cup x_6\}$, 则称 X 为 U/C_2 的精确集。若集合 $X=\{x_3, x_5, x_6\}$, 此时集合 X 不能由 X_1, X_2 和 X_3 中的任何一个或多个组成, 则称 X 为 U/C_2 的粗糙集。

表 2 决策信息表
Tab. 2 Decision information table

U	C_1	C_2	C_3	D
x_1	c_{11}	c_{21}	c_{31}	d_1
x_2	c_{12}	c_{22}	c_{32}	d_2
x_3	c_{13}	c_{23}	c_{33}	d_3
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
x_i	c_{1i}	c_{2i}	c_{ji}	d_i

3 轴温传感器故障诊断策略

本文以历史轴温传感器故障数据为分析样本, 对轴温数据的相似度进行分析。图 2 为某列车同车厢 4 个轴相同位置温度的瞬时相似度分析结果, 瞬时相似度 1 为异常温度数据。可以看出, 正常轴温的瞬时相似度均大于 0.1, 只有异常温度的瞬时相似度会出现不大于 0.1 的情况; 瞬时相似度的变化与列车运行速度密切相关, 图中相似度不大于 0.1 的情况均发生在列车高速运行期间。

图 3 示出某列车同车厢 4 个轴相同位置温度的区间相似度分析结果, 区间相似度 1 为异常温度数据。可以看出, 正常温度的区间相似度均大于 0.6, 只有异常温度的区间相似度不大于 0.6, 如图中区间相似度 1 曲线。区间相似度的变化同样与列车运行速度密

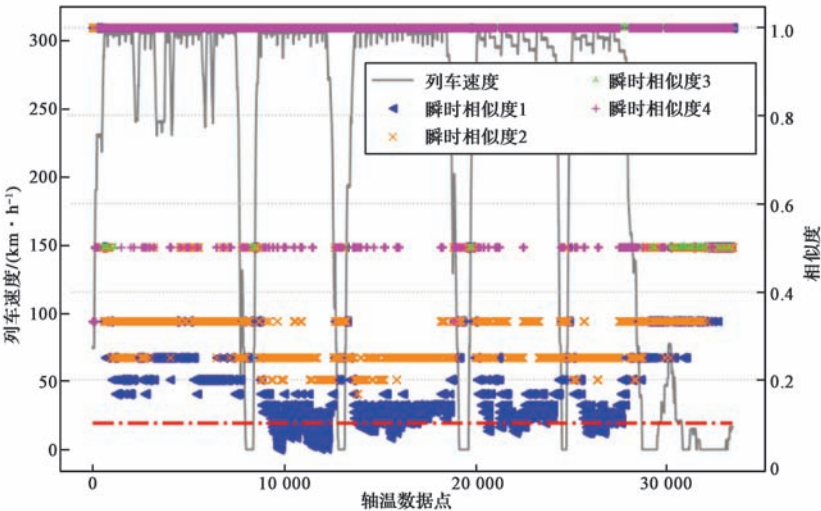


图 2 瞬时相似度分析
Fig. 2 Instantaneous similarity analysis

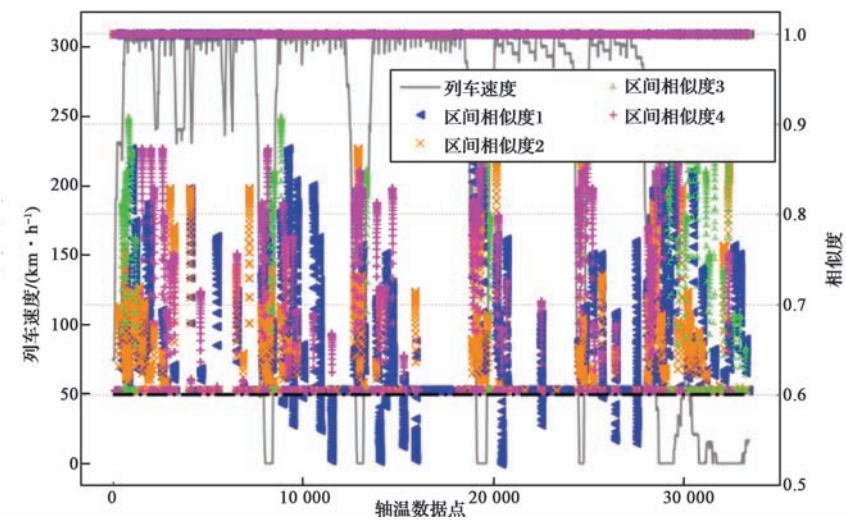


图3 区间相似度分析
Fig. 3 Interval similarity analysis

切相关，图中相似度不大于0.6的情况均发生在列车高速运行期间。

根据相似度的分布规律，设置决策系统的条件属性如下：

$C_1=\{c_{11}$: 列车高速运行, c_{12} : 列车静止 / 低速运行 $\}$;

$C_2=\{c_{21}$: 瞬时相似度 >0.1 , c_{22} : 瞬时相似度 $\leq 0.1\}$;

$C_3=\{c_{31}$: 区间相似度 >0.6 , c_{32} : 区间相似度 $\leq 0.6\}$;

$C_4=\{c_{41}$: 连续发生, c_{42} : 单次发生 $\}$ 。

设置决策系统的决策属性，具体如下：

$D=\{d_1$: 传感器故障, d_2 : 接触不良, d_3 : 信号干扰, d_4 : 无法判断 $\}$

基于粗糙集理论，对轴温传感器故障数据的相似

度特征数据进行分类，得到 x_1, x_2, x_3 和 x_4 四类数据。结合故障发生的真实原因，建立了轴温传感器故障诊断策略，具体如表3所示。

表3 轴温传感器故障诊断策略
Tab. 3 Fault diagnosis strategy of axle temperature sensor

U	属性 1	属性 2	决策
X_1	$\{C_{11}, C_{22}, C_{32}, C_{41}\}$	$\{C_{12}, C_{21}, C_{31}\}$	d_1
X_2	$\{C_{12}, C_{22}, C_{41}\}$	$\{C_{11}, C_{21}, C_{31}\}$	d_2
X_3	$\{C_{22}, C_{42}\}$	C_{31}	d_3
X_4	$\{C_{11}, C_{22}, C_{32}, C_{41}\}$	$\{C_{12}, C_{22}, C_{32}, C_{41}\}$	d_4

4 轴温故障专家诊断系统

本文基于已有轴温故障诊断策略和第3节所述的轴温传感器故障诊断策略，设计了一款轴温故障专家诊断系统（图4），其通过人工或自动导入轴温故障数据，对轴温故障进行自动诊断分析，并给出故障原

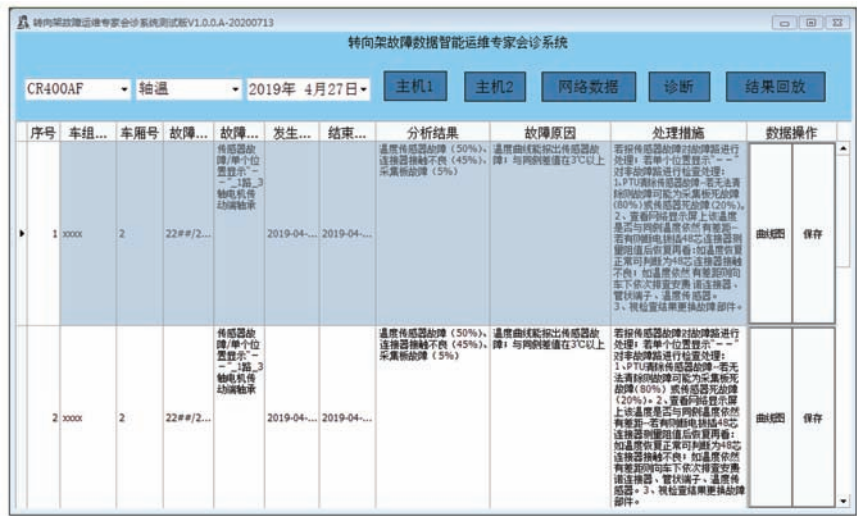


图4 轴温故障专家诊断系统
Fig. 4 Expert diagnosis system for axle temperature faults

因分析和处理指导措施。该系统适用于所有类型轴温故障的诊断。

目前动车组采用的轴温传感器故障诊断策略未能细分故障原因，且诊断准确率低。为验证所提轴温传感器故障诊断策略的准确性，本文收集了 34 起已知故障原因的轴温传感器故障数据（不在前期分析样本内），并导入专家诊断系统进行了测试，测试结果见表 4。可以看到，采用该策略后，对传感器本身故障诊断的准确率达 91.67%，对接触不良 / 信号干扰故障诊断的准确率达到 80%，总体诊断准确率达 88.24%，诊断失误的故障数据均表现出多种故障特征。现有诊断策略将 34 起故障全部诊断为传感器故障，准确率约为 70.59%，新策略诊断准确率大于 85%，表明该系统可有效对轴温传感器故障进行诊断。

表 4 诊断测试结果
Tab. 4 Results of diagnostic test

故障原因	故障总数 / 起	诊断正确数量 / 起	本文策略准确率 / %	现用策略准确率 / %
传感器异常	24	22	91.67	100
接触不良或信号干扰	10	8	80.00	0
总计	34	30	88.24	70.59

5 结语

本文提出了一种基于相似度计算和多变量决策树方法的轴温传感器故障诊断策略并设计了一款轴温故障专家诊断系统。采用该故障诊断策略，可有效区分传感器故障、线路接触不良和外界干扰的轴温故障，诊断测试结果准确率 > 85%，但对于特征复杂的传感器故障，其识别率不高，需进一步研究解决。利用所设计的专家诊断系统，可对轴温故障进行智能分析并给出故障处理措施，能有效提高故障处置效率，节省人力物力。

参考文献：

[1] 杨云, 薛元贺. 基于动态时间规整和证据理论的机车轴温监测预警研究 [J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17(3): 714-721.
YANG Y, XUE Y H. Research on monitoring and pre-warning of locomotive bearing temperature based on dynamic time warping and evidence theory[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2020, 17(3): 714-721.

[2] 王超, 邹益胜, 邓佳林, 等. 基于灰色二次回归的轴温预测模型 [J]. 机械设计与制造, 2020(10): 37-41.
WANG C, ZOU Y S, DENG J L, et al. Prediction model of axle temperature based on grey quadratic regression[J]. Machinery

Design & Manufacture, 2020(10): 37-41.

[3] 吴宇, 蒋雨良, 姜良奎, 等. 基于 AHP-熵值法优化决策的轨道车辆轴承异常温升检测模型 [J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17(11): 2909-2919.
WU Y, JIANG Y L, JIANG L K, et al. A detection model of anomaly temperature of railway vehicle bearings based on AHP-entropy method decision optimization[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2020, 17(11): 2909-2919.

[4] 邓艳俊, 王明轩, 陈春俊, 等. 高速动车组轴温传感器可靠性研究综述 [J]. 电子世界, 2020(20): 82-84.
DENG Y J, WANG M X, CHEN C J, et al. Summary of reliability research on axle temperature sensor of high speed EMU[J]. Electronics World, 2020(20): 82-84.

[5] 王保平. 关于 THDS 红外线轴温探测系统隐性故障的分析与探讨 [J]. 铁道机车车辆, 2016, 36(5): 89-92.
WANG B P. Analysis and discussion on the hidden trouble of THDs infrared axle temperature detecting system[J]. Railway Locomotive & Car, 2016, 36(5): 89-92.

[6] 孙伟, 姜海青. 动车组轴温传感器绝缘不良接地故障原因分析及整治防控措施探讨 [J]. 探索科学, 2019(2): 219.
SUN W, JIANG H Q. Cause analysis of poor insulation and grounding fault of axle temperature sensor of EMU and Discussion on rectification and prevention measures[J]. Explore Science, 2019(2): 219.

[7] 刘泉龙, 赵志刚, 李琪. 铁路客车轴温报警器误报故障分析 [J]. 铁道车辆, 2020, 58(1): 40-41, 5.
LIU Q L, ZHAO Z G, LI Q. Analysis of causes to false alarm of temperature of railway passenger cars axles[J]. Rolling Stock, 2020, 58(1): 40-41, 5.

[8] 刘红岩, 陈剑, 陈国青. 数据挖掘中的数据分类算法综述 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2002, 42(6): 727-730.
LIU H Y, CHEN J, CHEN G Q. Review of classification algorithms for data mining[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 2002, 42(6): 727-730.

[9] 徐鹏, 林森, 刘琼. 基于决策树的流量分类方法 [J]. 计算机应用研究, 2008, 25(8): 2484-2487.
XU P, LIN S, LIU Q. Internet traffic classification using decision tree[J]. Application Research of Computers, 2008, 25(8): 2484-2487.

[10] 梁道雷, 黄国兴, 金健. 一种多变量决策树方法研究 [J]. 计算机科学, 2008, 35(1): 211-212.
LIANG D L, HUANG G X, JIN J. A new multivariate decision tree algorithm[J]. Computer Science, 2008, 35(1): 211-212.

[11] 陈广花, 王正群, 刘凤, 等. 一种多变量决策树的构造与研究 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(25): 217-219, 230.
CHEN G H, WANG Z Q, LIU F, et al. Multi-variable decision tree construction and research[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(25): 217-219, 230.

[12] 王国胤, 姚一豫, 于洪. 粗糙集理论与应用研究综述 [J]. 计算机学报, 2009, 32(7): 1229-1246.
WANG G Y, YAO Y Y, YU H. A survey on rough set theory and applications[J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(7): 1229-1246.