

基于 CHMM(连续隐马尔科夫模型)的 转辙机故障预测方法

刘伊敏¹ 张 汶¹ 罗文刚¹ 朱昊晖² 田增贵²

(1. 成都地铁运营有限公司, 610081, 成都; 2. 成都交控科技有限公司, 610041, 成都)

摘 要 [目的] 转辙机作为城市轨道交通信号设备的重要组成部分, 一旦发生故障, 会对运营造成重要影响, 对其健康状态的监测和预测显得尤为重要。[方法] 提出了一种基于 CHMM(连续隐马尔科夫模型)的转辙机故障预测方法。提取转辙机退化状态特征, 并基于 t -SNE 算法对原始输入数据进行降维, 减少冗余特征; 利用谱聚类算法确定最优退化状态数目, 进行聚类分割, 分析转辙机动作功率曲线退化状态特征; 基于 CHMM 模型并与故障诊断模型相结合, 构建退化状态识别模型与故障识别模型, 实现对转辙机的故障预测。以实测数据作为研究对象, 对基于 CHMM 的转辙机故障预测方法进行试验验证。[结果及结论] 该方法以转辙机正常动作功率曲线为研究对象, 深入挖掘监测数据, 提取的退化状态特征具有良好的表征能力。根据严重退化状态下曲线模型与正常曲线模型匹配结果, 在转辙机功率发生异常波动时, 可实现对转辙机故障类型的预测。

关键词 城市轨道交通; 信号系统; 转辙机; 故障预测; 退化状态识别; 隐马尔科夫模型

中图分类号 U213.6⁺1

DOI:10.16037/j.1007-869x.2024.06.063

Research on Switch Machine Fault Prediction Based on CHMM

LIU Yimin¹, ZHANG Wen¹, LUO Wengang¹, ZHU Haohui², TIAN Zengui²

(1. Chengdu Metro Operation Co., Ltd., 610081, Chengdu, China; 2. Chengdu Traffic Control Technology Co., Ltd., 610041, Chengdu)

Abstract [Objective] As an important component of urban rail transit signal equipment, once the switch machine malfunctions, the operation will be seriously affected. Monitoring and predicting its health status is particularly important. [Method] A fault prediction method for switch machine based on CHMM (continuous hidden Markov model) is proposed. The features of the switch machine degradation state are extracted, and the original input data dimension is reduced based on t -SNE algorithm to reduce the redundant features. Spectral clustering algorithm is used to determine the optimal number of degradation

states, make clustering segmentation and analyze the degradation state features of the switch machine action power curve. Based on CHMM model and fault diagnosis model, the switch machine fault prediction is realized by constructing degradation state identification model and fault identification model. The fault prediction method for switch machine based on CHMM is verified through measured data. [Result & Conclusion] With the normal operation power curve of the switch machine as the research object, the above method taps the monitored data deeply, and the extracted degradation state features have good expressive ability. According to the matching results between the curve model in severely degraded state and the normal curve model, the fault types of switch machine can be predicted when the power of the switch machine fluctuates abnormally.

Key words urban rail transit; signal system; switch machine; fault prediction; degradation state identification; CHMM

转辙机作为城市轨道交通重要的信号设备之一,在实际应用中,由于动作频繁,发生故障的可能性大。研究表明,转辙机故障约占信号系统总故障的40%,对列车的安全运行有着至关重要的影响。由于转辙机设备结构复杂且易受外界环境因素影响,已成为城市轨道交通运营过程中的薄弱环节^[1]。而现场维护部门长期以来采用计划修维修方式,不仅增加了设备运用成本,也造成了人力和物力的浪费;同时,转辙机故障具有一定的突发性,一旦发生故障对运营会造成重要影响。因此,转辙机故障预测对及时掌握转辙机设备运用状态、降低运营维护成本、转变维修方式具有重要意义。

近几年对转辙机故障预测研究,多采用微机监测系统实时采集转辙机动作电流和功率信息,存在由人为主观区分转辙机状态以及无法预测故障类型等问题^[2]。针对上述情况,本文提出一种基于

CHMM(连续隐马尔科夫模型)的转辙机故障预测方法,对转辙机退化状态进行特征提取并降维,采用谱聚类算法进行聚类分割,确定退化状态数目,对每个退化状态构建基于CHMM的退化状态识别模型,并与故障诊断模型相结合预测转辙机将要出现的故障类型。该方法以转辙机正常动作功率曲线为研究对象,深入挖掘监测数据,实现对转辙机的故障预测,为后续转辙机维护决策建立基础。

1 转辙机功率曲线分析

转辙机转换过程包含了不同的阶段。不同型号的转辙机运行方式遵循统一步骤,但在故障时,故障信息略有差异。图1是型号为ZYJ7的电液转辙机在正常运行情况下产生的功率曲线,转辙机的功率曲线与转换阻力曲线呈正相关性^[3]。

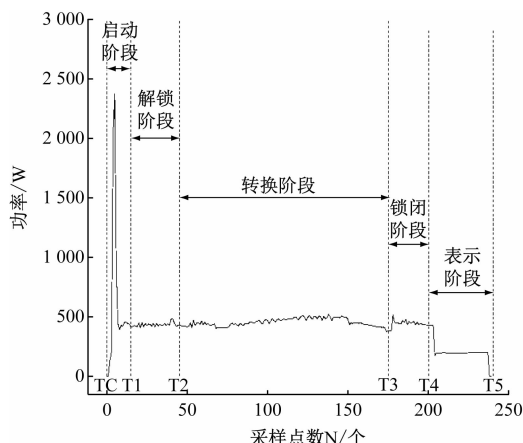


图1 正常运行情况下转辙机功率曲线

Fig. 1 Power curve of switch machine under normal operation

2 特征空间及退化状态分析

2.1 特征空间构建

有效故障预测很大程度上依赖于特征提取质量^[4]。通过研究当前对转辙机特征提取与诊断的各种方法,本文最终确定了用于分析故障的特征数据,即时域、值域、小波分解、EMD(经验模态分解)分解和信息熵。

原始退化状态特征空间组成如表1所示。其中时域特征分别提取启动至解锁阶段、转换阶段及锁闭阶段的最大值、最小值、均方根值、平均值、峰峰值、偏斜度、峭度、方根幅值、标准差、波形因子、脉冲因子、裕度因子、偏斜度指标、峰值指标、峭度指标及转换时间(共46维)。通过值域、小波分解、

EMD分解和信息熵对转换阶段进行分析。选取功率值0.3~0.6 kW区域,以0.02 kW为步长,提取15维值域特征信息;进行5层小波分解,提取6维小波分解能量特征向量;提取前4维EMD分解能量特征向量;提取近似熵、样本熵、小波包能量熵3维信息熵特征。

表1 原始退化状态特征空间

Tab. 1 Feature space in original degradation state

指标	空间/维
时域	0~45
值域	46~60
小波分解	61~66
EMD分解	67~70
信息熵	71~73

本文考虑单调性、趋势性、预测性和鲁棒性等4个退化指标,对所提取的原始退化状态特征空间按照文献[5]进行评价及选择,计算4个预测性指标的加权和适应度函数。由于衡量故障数据的指标为正相关的,因此适应度值的取值范围为[0,1]。本文设定适应度函数阈值为0.15。

2.2 退化状态分析

转辙机在不同的故障状态会生成不同的信息,各类故障有不同的转移过程,本方案将不同故障状态分为各个种类的退化状态,将其作为特征以达到故障诊断的目的^[6-8]。采用t-SNE算法降低原始退化空间的冗余性和相关性,并基于NCut谱聚类算法对降维后的特征集进行退化状态聚类分析,聚类的结果能够将具有相似退化状态的数据进行分组,进而确定退化状态数目。采用簇内稠密程度和簇间离散程度来评判聚类效果。本文采用效果最优的Calinski-Harabasz准则,其计算方法为:

$$S_k = \frac{t_r(B_k)}{t_r(W_k)} \cdot \frac{n-k}{k-1} \quad (1)$$

式中:

- t_r ——矩阵的迹;
- W_k ——类内协方差矩阵;
- B_k ——类间协方差矩阵;
- n ——数据个数;
- k ——聚类个数;
- S_k ——聚类之间的距离。

根据不同聚类数量下 S_k 值大小,自动分割并确定最优聚类数量,即退化状态数目,为接下来训练

不同退化状态模型及自动识别作准备。

3 CHMM 基本原理

HMM(隐马尔科夫模型)是一种统计学算法,通过一系列可观测序列与隐含状态的关系以及状态间的转移关系,推导所需要获取的状态^[9]。HMM 模型如图 2 所示, S_1 、 S_2 、 S_3 分别为隐含状态, X_1 、 X_2 、 X_3 分别为观测序列, a_{11} — a_{33} 为观测时刻。

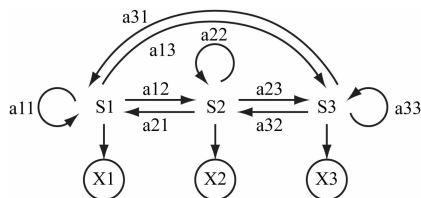


图 2 HMM 模型示意图

Fig. 2 Schematic diagram of HMM model

转辙机发生故障时,由于其反映故障的特征向量是多维的,因此由特征向量构成的功率曲线没有线性规律。但在 HMM 模型中,以转辙机采集的样本作为输入会使模型预测结果输出矩阵过大,影响最终的诊断结果,因此本文基于 HMM 模型引入 CHMM 模型,并基于高斯混合模型优化输出矩阵,根据确定的退化状态数目对不同退化特征集分别进行模型训练,实现转辙机退化状态识别。

实际应用过程中的高斯混合模型是由 K 个单高斯模型组成,基于混合模型优化概率分布的特点优化转辙机故障诊断的准确率,计算公式见文献[10]。

在 CHMM 中,对每一维观测值都为 D 维的观测值矩阵,可以定义观测值概率分布,计算公式见文献[11]。

4 故障预测模型分析与验证

退化状态是实现转辙机故障预测的重要指标。试验中首先通过聚类方式,收集到故障时转辙机的退化状态相关数据,并基于此建立故障预测模型的训练集,输入测试序列,通过计算似然函数值实现转辙机退化状态的识别。

严重退化状态的数据包含了相应故障类型的特征信息。为了能够预测转辙机即将发生的故障类型,对故障数据进行统计分析,结合严重退化状态特征,构建基于 CHMM 的故障识别模型。转辙

机故障预测流程如图 3 所示。

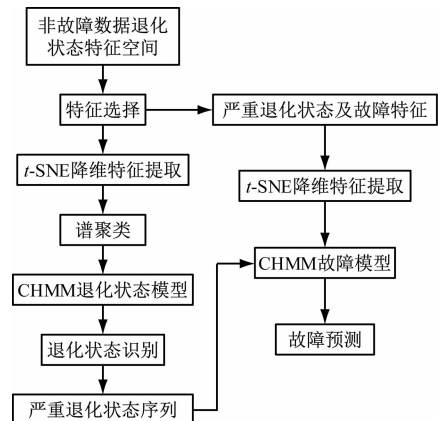


图 3 转辙机故障预测流程图

Fig. 3 Fault prediction flowchart of switch machine

以某车站站内心轨道岔(双机牵引)4个多月的微机监测道岔动作曲线数据作为研究对象,所记录的转辙机发生故障时的信息如表 2 所示。

表 2 转辙机常见故障类型

Tab. 2 Common failure types of switch machine

故障类型	故障现象	次数/次
F1 锁闭区凸起	锁闭区曲线凸起,启动解锁区	38
F2 功率值不回落	电机空转,动作曲线时间延长,功率值不回落	103
F3 动作时间短	动作时间短,曲线不完整	14
F4 转换功率低	转换功率低	18

经时域、值域、小波分解、EMD 分解和信息熵 5 个方面的特征提取,获取 74 维原始退化状态的特征数据,根据特征数据计算故障现象的适应度值,结果如图 4 所示。

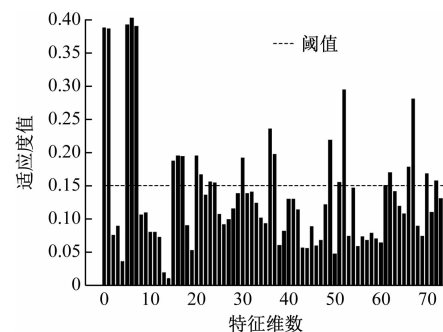


图 4 74 维退化特征的故障现象适应度值

Fig. 4 Fitness value of failure phenomena with 74 dimensional degradation features

采用 t -SNE 算法对选出的特征量进行降维,并基于 NCut 谱聚类算法将故障数据作为空间中单一

的点,根据连接两点之间的距离远近设置权重;将数据点连接图进行分割切片,按权重大小整理,从而达到聚类目的。试验中,将非故障数据进行2至9类的谱聚类,并依据CH准则计算 S_k 值评估聚类效果。由图5可知,聚类个数为4时, S_k 值最大,即分割为4个退化状态是最优的聚类结果。

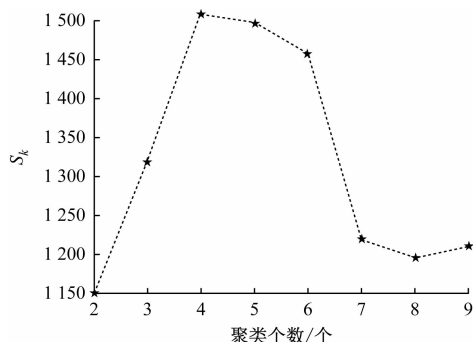


图5 不同聚类个数的 S_k 值

Fig. 5 S_k values of different number of cluster numbers

聚类结果用于监督模型的训练与预测时,需要对转辙机的故障状态进行标签标定。在本方案中,设置的标签为非故障状态T0、轻度退化状态T1、退化状态T2及严重退化状态T3。

每个标签都选取50组数据作为模型的训练集,整体样本中的其余数据作为CHMM模型测试集。将所有测试数据分别输入到训练后的4个输出模型中,各退化状态下的识别情况如表3所示,总精度为90.81%。

表3 各退化状态下识别结果

Tab. 3 Identified results in each degradation state

退化状态	各退化状态下的识别结果数/个				正确率/%
	T0	T1	T2	T3	
T0	167	18	0	0	90.27
T1	0	94	15	0	86.24
T2	0	0	76	11	87.36
T3	0	0	0	98	100

最后对严重退化状态下即将发生的故障类型进行预测,预测结果如图6所示。图6表明,严重退化状态下曲线模型与正常曲线模型匹配度最高,表示转辙机尚处在正常工作状态。将所有故障模型输出结果进行比对,似然概率值最大的为锁闭区凸起故障模型即表示转辙机在今后工作中将会发生锁闭区凸起故障。

对选取的故障数据进行预测,其中误测数量表

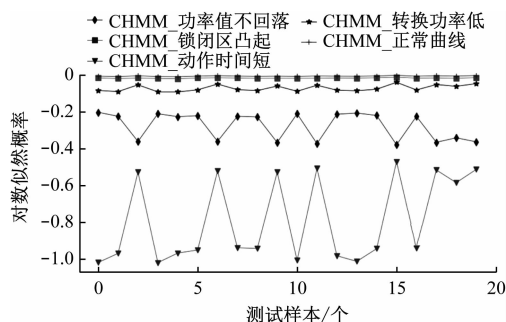


图6 严重退化状态下各故障类型预测结果

Fig. 6 Prediction results of each failure type in severe degradation state

示错误预测的数量。随着迭代次数的增加,误测数量情况如图7所示。

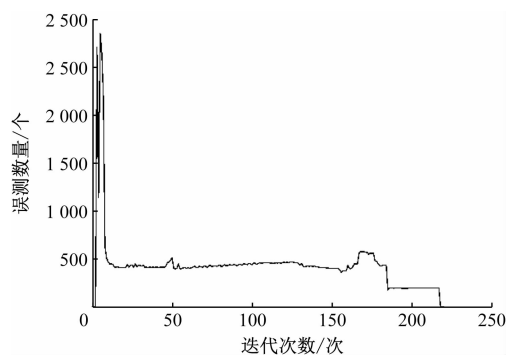


图7 转辙机故障曲线

Fig. 7 Switch machine failure curve

由图7可知,随着迭代次数的增加,误测数量不断减少,表明所提出的方案具有较好的拟合情况,能够很好地预测故障。

5 结语

1) 从多个方面构建转辙机发生故障时特征的退化状态空间,并基于数据的单调与趋势、诊断时的鲁棒性以及是否可预测等指标,对原始数据进行特征选择。

2) 基于 t -SNE算法对原始输入数据进行降维,减少冗余特征,利用谱聚类算法确定最优退化状态数目。

3) 基于CHMM模型对转辙机的退化状态进行识别,将4种转辙机故障模型作为标签,与原始数据一一对应,之后将其作为模型输入对转辙机的故障类型进行训练预测,为转辙机维护检修提供参考。

参考文献

- [1] 林海香,李阳庆. 面向高速铁路道岔的隐患分析与故障定位

- 改进[J]. 铁道科学与工程学报, 2018, 15(9): 2217.
- LIN Haixiang, LI Yangqing. Hidden-security-risk analysis and fault location improvement for high-speed railway switch[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2018, 15(9): 2217.
- [2] 张友鹏, 江雪莹, 赵斌. 融合粗糙集与灰色模型的道岔故障预测[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(9): 2331.
- ZHANG Youpeng, JIANG Xueying, ZHAO Bin. Turnout fault prediction based on Rough Set and Grey Model[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2019, 16(9): 2331.
- [3] 齐小民, 贺玉芹, 刘晓明. 道岔健康状态评估管理系统的研究应用[J]. 铁道通信信号, 2020, 56(8): 21.
- QI Xiaomin, HE Yuqin, LIU Xiaoming. Research and application of switch equipment health assessment management system[J]. Railway Signalling & Communication, 2020, 56(8): 21.
- [4] 刘新发, 魏文军. 基于模糊聚类方法的 S700K 转辙机故障诊断[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2019, 50(9): 2148.
- LIU Xinfu, WEI Wenjun. Fault diagnosis of S700K switch machine based on fuzzy cluster method[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2019, 50(9): 2148.
- [5] COBLE J, HINES J W. Identifying optimal prognostic parameters from data: a genetic algorithms approach[C]// Annual Conference of the PHM Society. San Diego: PHM Society, 2009: 1-13.
- [6] 许庆阳, 刘中田, 赵会兵. 基于隐马尔科夫模型的道岔故障诊断方法[J]. 铁道学报, 2018, 40(8): 98.
- XU Qingyang, LIU Zhongtian, ZHAO Huibing. Method of turnout fault diagnosis based on hidden Markov model[J]. Journal of the China Railway Society, 2018, 40(8): 98.
- [7] VAN DER MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of machine learning research, 2008, 9(11): 143.
- [8] BIAN C, YANG S, HUANG T, et al. Degradation state mining and identification for railway point machines[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 188: 432.
- [9] MINBASHI N, BAGHERI M, GOLROO A, et al. Turnout degradation modelling using new inspection technologies: a literature review[C]// Current Trends in Reliability, Availability, Maintainability and Safety. Cham: Springer, 2016: 49-63.
- [10] 徐婷, 温常磊, 张香, 等. 基于 GMM-CHMM 的城市道路换道行为识别[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(1): 61.
- XU Ting, WEN Changlei, ZHANG Xiang, et al. Lane changing behavior identification of urban road based on GMM-CHMM[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 20(1): 61.
- [11] XIAO Q, FANG Y, LIU Q, et al. Online machine health prognostics based on modified duration-dependent hidden semi-Markov model and high-order particle filtering[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(1): 1283.
- 收稿日期: 2023-09-01 修回日期: 2023-12-10 出版日期: 2024-06-10
Received: 2023-09-01 Revised: 2023-12-10 Published: 2024-06-10
• 通信作者: 刘伊敏, 工程师, septemberliu@126.com
• ©《城市轨道交通研究》杂志社, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license
- transportation[J]. Journal of the China Railway Society, 2018, 40(8): 43.
- [4] 任培勇. 最优速度跟踪控制策略在地铁 ATO 系统中的应用研究[J]. 现代城市轨道交通, 2022(1): 25.
- REN Peiyong. Application of optimal speed tracking control strategy in metro ATO[J]. Modern Urban Transit, 2022(1): 25.
- [5] 张超群, 伦敏杰, 贺又林. ATO 模式下列车运行效率影响因素分析及优化[J]. 铁道通信信号, 2020, 56(7): 82.
- ZHANG Chaoqun, LUN Minjie, HE Youlin. Analysis of influence factors of operating efficiency of train in ATO mode and optimization method[J]. Railway Signalling & Communication, 2020, 56(7): 82.
- 收稿日期: 2024-01-11 修回日期: 2024-03-10 出版日期: 2024-06-10
Received: 2024-01-11 Revised: 2024-03-10 Published: 2024-06-10
• 通信作者: 刘瑞娟, 高级工程师, lrj_d@126.com
• ©《城市轨道交通研究》杂志社, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议
© Urban Mass Transit Magazine Press. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license

(上接第 333 页)

参考文献

- [1] 雷小波. 铁路牵引供电应急能力计算方案[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(8): 9.
- LEI Xiaobo. The calculation scheme for railway traction power supply emergency capacity[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(8): 9.
- [2] 李道德, 刘长利, 张韬. 高速铁路牵引供电故障对动车组运行影响及应急处置研究[J]. 铁道运输与经济, 2021, 43(11): 82.
- LI Dao-de, LIU Chang-li, ZHANG Tao. Influence of power supply failure of high speed railway traction on EMU operation and emergency response plan[J]. Railway Transport and Economy, 2021, 43(11): 82.
- [3] 步兵, 滕昌敏, 陈尔超, 等. 城市轨道交通多车协作节能控制方法研究[J]. 铁道学报, 2018, 40(8): 43.
- BU Bing, TENG Changmin, CHEN Erchao, et al. Research on method of cooperation among trains for energy saving in urban rail