陈萌, 曹从咏, 申缘琪, 等. 基于数字孪生技术的道岔转辙机退化状态识别[J]. 智能计算机与应用,2026,16(5):182-189.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24080802

基于数字孪生技术的道岔转辙机退化状态识别

陈 萌, 曹从咏, 申缘琪, 冯雅凡
(南京理工大学 自动化学院, 南京 210094)

摘 要: 采用数字孪生技术可以实现对转辙机全生命周期状态的监管,有利于保障道岔安全运行。本文以 S700K 型转辙机为研究对象,提出了基于数字孪生的 CEEMDAN-GG 状态识别模型: 首先构建转辙机数字孪生体的 3D 模型与信息模型,为数据驱动和可视化以及转辙机状态识别提供基础;然后构建 CEEMDAN-GG 状态识别模型,通过自适应噪声完备集合经验模态分解(Complete Ensemple Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)对数字孪生模型中信息模型部分获取的电功率曲线数据进行分解,对分解得到的本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量计算能量熵并构建特征向量,采用 GG 聚类(Gath-Geva Fuzzy Clustering,GG)进行状态识别。最后进行实验验证,模型识别准确率为 96.3%。在数字孪生模型中使用 CEEMDAN-GG 状态识别方法对转辙机模型状态进行识别,并给出 5 种退化状态的识别结果图。测试结果表明基于数字孪生的 CEEMDAN-GG 状态识别可以对转辙机退化状态进行有效识别。

关键词: 数字孪生; 退化状态识别; 转辙机; 自适应噪声完备集合经验模态分解(CEEMDAN); Gath-Geva 聚类(GG)
中图分类号: TP391.9 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)05-0182-08

Degradation state recognition of switch machine based on digital twins

CHEN Meng, CAO Congyong, SHEN Yuanqi, FENG Yafan
(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The use of digital twin technology can achieve monitoring of the entire lifecycle status of switch machines, which is beneficial for ensuring the safe operation of switches. This article takes the S700K type switch machine as the research object and proposes a CEEMDAN-GG state recognition model based on digital twins. Firstly, a 3D model and information model of the digital twin of the switch machine are established to provide a basis for data-driven and visualization as well as switch machine state recognition; Then, a CEEMDAN-GG state recognition model is constructed, and the complete empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) is used to decompose the electric power curve data obtained from the information model part of the digital twin model. The intrinsic mode function (IMF) components obtained from the decomposition are subjected to energy entropy calculation to construct feature vectors, and state recognition is performed using Gath-Geva Fuzzy Clustering (GG). Finally, experimental verification was conducted, and the model recognition accuracy was 96.3%. Use the CEEMDAN-GG state recognition method is used in the digital twin model to identify the degraded states of the switch machine, and recognition result graphs for the five degraded states are given. The test results indicate that CEEMDAN-GG state recognition based on digital twins can effectively identify the degraded state of switch machines.

Key words: digital twin; degradation state recognition; switch machine; Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise

0 引 言

道岔转辙机是轨道交通的“方向盘”, 基于数字孪生技术对转辙机状态进行识别,可以实现对转辙机进行全生命周期的实时状态监控,有利于及时高效发现道岔潜在故障并提供维修,延长转辙机使用寿命,保障道岔健康安全运行。物理孪生模型以及状态识别模块是道岔转辙机数字孪生系统的重要组成部分。

当前针对转辙机状态识别国内外展开了大量研

作者简介: 陈 萌(1999—),女,硕士研究生。主要研究方向:交通信息工程及控制;申缘琪(2000—),男,硕士研究生。主要研究方向:交通信息工程及控制;冯雅凡(1998—),女,硕士研究生。主要研究方向:交通信息工程及控制。
通信作者: 曹从咏(1964—),男,博士,教授。主要研究方向:交通信息工程及控制。Email:jy108@njust.edu.cn。

收稿日期: 2024-08-08

究，魏文军等[1]对功率曲线进行时域特征挖掘和变分模态分解，采用模糊聚类算法对 S700K 道岔转辙机运行状态进行识别。LAO 等[2]提出了一种基于改进 LightGBM 的状态识别方法，提取时域特征和多尺度排列熵以识别故障。刘伊敏等[3]将连续隐马尔科夫模型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。随着人工智能技术的发展，当前针对转辙机的研究中还引入了多种机器学习方法，大量研究采用神经网络[4-8]方法，部分研究也采用了支持向量机(SVM)[9]、Q 学习[10]等强化学习方法，此外，一些研究还采用了自监督学习或无监督学习[11-13]等前沿方法对转辙机进行状态识别。这些算法通过学习和训练从数据中提取的特征，实现了对转辙机状态的精确识别和故障诊断。

数字孪生(Digital Twin，DT)是充分利用物理模型、传感器更新、运行历史等数据，构建多学科、多物理量、多尺度、多概率的仿真过程，在虚拟空间中完成映射，从而反映相对应的实体装备的全生命周期过程[14]。近些年来随着计算机技术、大数据、物联网技术等的发展，数字孪生技术已被广泛应用于各个领域。

在前人研究的基础上，对转辙机进行物理模型和信息模型建模，为实现其可视化仿真分析提供基础。本文提出了基于 CEEMDAN-GG 的状态识别方法，借助传入数字孪生模型中信息模型部分的电信号数据，建立基于功率数据的特征向量集，以此判断道岔转辙机的退化状态。并将该方法应用于数字孪生模型中，通过可视化和数据驱动方法，实现数字孪生模型对转辙机状态的判别。

1　数字孪生状态识别方法

1.1　数字孪生

数字孪生是基于虚拟建模和实时数据连接的技术概念，旨在将实际物体与其在虚拟环境中的精确数字模型相对应，实现实体与虚拟之间的相互映射和交互。数字孪生的目标是通过整合实时数据、传感器信息和模拟仿真等多源数据，实时反映和预测物体状态和行为。

国内北京航空航天大学的陶飞等[15-16]提出数字孪生五维模型，包括物理实体(Physical Equipment，PE)、虚拟实体(Virtual Equipment，VE)、连接(Connection，CN)、孪生数据(DT Data，DD)和服务(Services，Ss)，数字孪生五维模型如图 1 所示。

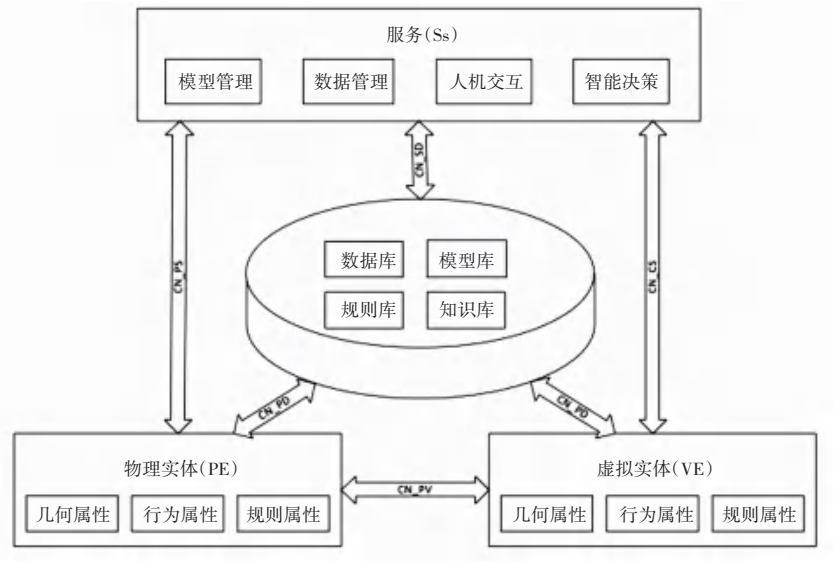


图 1　数字孪生五维模型

Fig. 1　Five-dimensional model of digital twin

1.2　数字孪生状态识别流程

构建基于数字孪生系统的状态识别模型，首先要实现对道岔转辙机孪生空间搭建，然后建立状态识别模型并检验识别模型效果，最后，将模型算法导入 Unity3D 中实现对设备的状态识别。数字孪生模型包括：几何模型、功能模型、行为模型、动力学模型[17]。文章主要对几何模型以及行为模型进行建模。首先分析道岔转辙机的物理性质搭建道岔转辙机的物理模型，再通过实时获取道岔转辙机电功率曲线数据并传入数据库来实现虚拟模型对物体实体的映射。基于数字孪生的状态识别流程如图 2 所示。

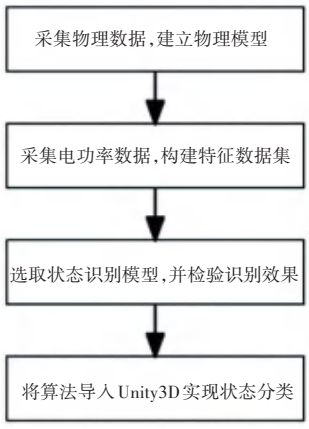


图 2 基于数字孪生的状态识别流程图

Fig. 2 State recognition flowchart based on digital twin

2 转辙机的数字孪生模型构建

2.1 物理模型建模

对转辙机进行数字孪生建模包括物理模型及动画制作、物理实体与模型之间的信息交互两个部分。为了更贴近真实世界,本文在构建转辙机数字孪生模型的同时,对对应道岔进行建模。

S700K 型转辙机构成部件包括:电机、电机齿轮、中间齿轮、大齿轮、摩擦连接器、滚珠丝杠驱动装置、操纵板、锁闭块、弹簧、接点组、保持器、检测杆、动作杆[18]。建模采用 Blender 软件,采用从局部到整体的建模方式,建模过程参考 S700K 转辙机三视图和说明书。对各个部件进行外形建模时,首先在物体界面顶部菜单中选择添加→网格→选择基本体形状,选择基本体形状由部件形状决定;然后对物体进行细节编辑,如细分、环切、倒角等,通过这些操作对具体点线面的改变来建立具体的模型。以上两步完成后,部件外形建模基本完成,最后对模型进行平滑操作,使模型外观更加贴近实际。在建模的过程中,挖洞操作以及相关部件存在嵌入关系,采用 Blender 界面右侧菜单的修改器属性中的布尔操作完成;部件中的弹簧、齿轮,以及部件上需要的螺丝、螺母均可以使用 Blender 的具体插件来制作。各个部件建模完成后,将各个部件以追加的方式在空白文件中打开,通过旋转、平移、缩放等操作将部件拼接到一起,完成转辙机模型建立。转辙机模型如图 3 所示。对道岔的建模以普通单开道岔为例,完成对钢轨、轨枕、钢轨夹、尖轨、护轨等的建模并进行线形组合。道岔尺寸如下:使用 60 kg 标准的钢轨进行铺设,钢轨高度 176 mm,底宽 150 mm,头宽 73 mm,腰厚 16.5 mm。对道岔的建模和转辙机部件建模一致。道岔各结构建模完成之后,将转辙机安装到位,并制作好道岔与转辙机的联动动画之后,整个道岔的建模便完成了,单开道岔模型图如图 4 所示。

道岔建模完成后,将道岔和转辙机组合模型文件导出为 fbx 格式,以便后续导入 Unity3D 平台用于后续数字孪生系统的信息建模、数据驱动以及可视化操作。

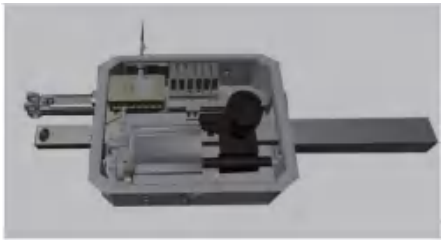


图 3 S700K 转辙机模型图

Fig. 3 S700K turnout model diagram

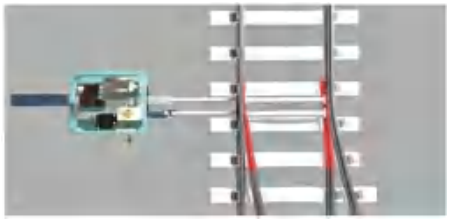


图 4 单开道岔模型图

Fig. 4 Single turnout model diagram

2.2 信息模型

在数字孪生系统中,数据是其运作核心。信息模型主要包括两类数据:静态数据,即道岔设备的相关参数;动态数据,即设备运行时的实时数据。

道岔的静态数据包括设备型号,结构参数,设计标准,材料信息,配置参数,安装要求以及维护保养信息等,是设备自身的固有属性,通常由设备的型号决定。

动态数据由道岔设备运行产生,这些数据会随着道岔设备的工作状态的改变而改变,如电流,电压,功率,尖轨位置等数据。利用电压、电流、力矩、位移等传感器实时采集道岔转辙机数据,通过阿尔泰数据采集卡将传感器采集到的连续的模拟信号转换为离散数字信号,经过 USB 总线通讯的方法传输到 MySQL 数据库。并在 MySQL 数据库中创建一个名为 Operating Data 的子数据库,然后在子数据库中分别以 Current Data、Voltage Data、Resistance Data、Switch position Data 命名四张数据采集表来记录不同类型数据。通过上述方式来实现数据的实时传输,建立实时、高效的信息模型。

2.3　数据驱动及可视化

数据驱动与分析是基于数字孪生的状态识别模型关键部分，是借助道岔实体的实时监测以及高速数据传输，来实现对虚拟模型的驱动以及道岔运行状态的可视化。数据驱动与分析的实现流程如图 5 所示。

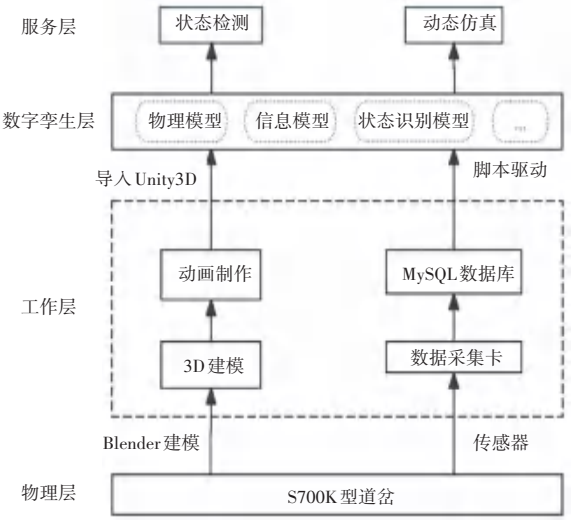


图 5　数据驱动及可视化流程图

Fig. 5　Data driven and visualized flowchart

首先在物理层提供数字孪生模型所需的三维数据以及数据驱动所需的实时数据，其次在过渡层进行数字孪生建模的准备工作包括 3D 建模、脚本编写等，最后将 Blender 中创建的模型及动画导入 Unity3D 中，在 Unity3D 脚本中使用 MySqlConnection 和 MySqlCommand 类来建立数据库连接、执行查询，并使用 MySqlDataReader 来读取查询结果并可视化。数据更新频率设置为 40 ms 一次。

3　CEEMDAN-GG 状态识别模型

有效的特征提取和退化指标构建对于转辙机状态识别和预测具有关键意义。将 CEEMDAN 与能量熵计算相结合可以实现对功率曲线的显著特征提取和指标建立。同时结合 GG 聚类对模型状态进行识别，构建 CEEMDAN-GG 状态识别模型。

3.1　CEEMDAN 分解

自适应噪声完备集合经验模态分解（Complete EEMD with Adaptive Noise，CEEMDAN）是一种基于 EMD（Empirical Mode Decomposition，EMD）的模态分解方法。通过引入高斯噪声，结合多次叠加并平均，抑制噪声和模态混叠问题，适用于非线性、非平稳信号的时频特征分析。具体分解步骤如图 6 所示。

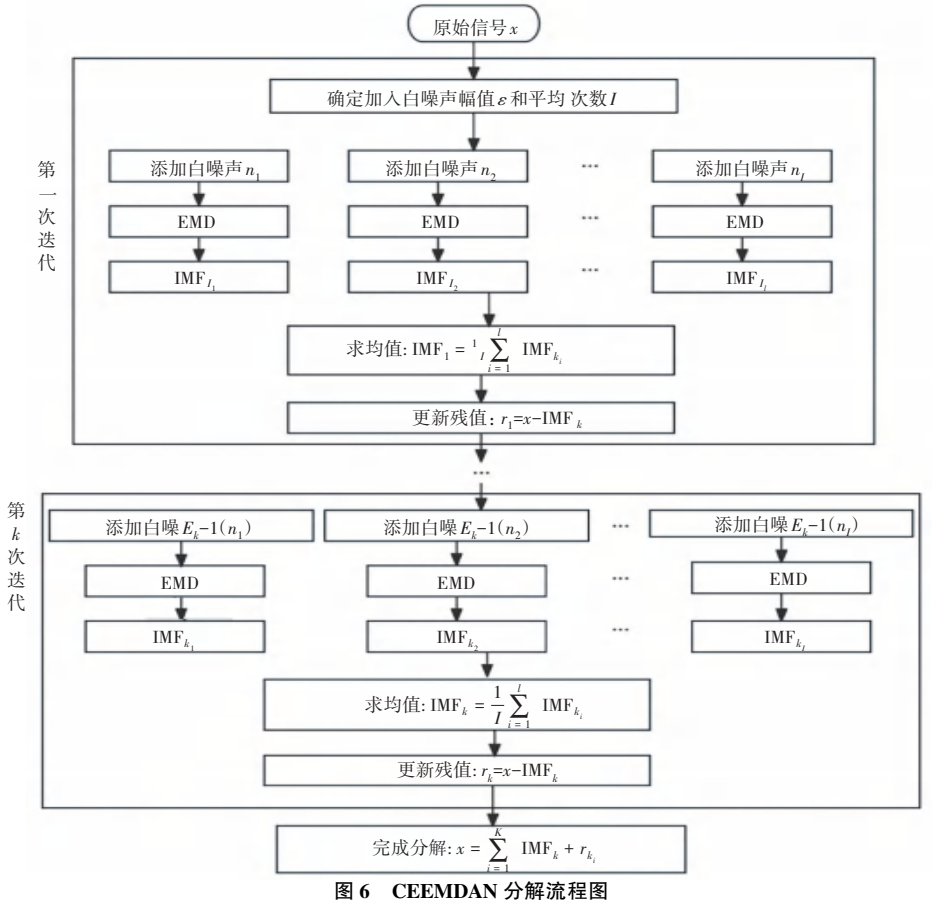


图 6　CEEMDAN 分解流程图

Fig. 6　CEEMDAN decomposition flowchart

CEEMDAN 方法将原始功率曲线分解成多组 IMF 组合,不同频率的振动信号对应的能量幅值分布是不同的,为了准确反映这种区别有必要引入能量熵(Energy Entropy,EE)的概念[19]。能量熵是一种基于信号能量分布的熵度量。假定 CEEMDAN 分解不考虑剩余组分,根据其正交性质,分解出的 IMF 分量之和等于原始信号,能量熵 H 定义如下:

$$H = -\sum_{i=1}^{n} p_i \log p_i \tag{1}$$

其中:

$$E = \sum_{i=1}^{n} E_i \tag{2}$$

$$p_i = E_i / E \tag{3}$$

式中:p_i 表示第 i 个 IMF 的能量占总能量的比重;E_i 表示第 i 个 IMF 的能量。

3.2 GG 聚类

GG 聚类算法使用模糊最大似然估计来衡量样本之间的距离,与 Fuzzy、C-means 和 GK 算法相比,可以进行非规则分布、不同形状方向的数据分析。转辙机的退化过程具有随机、模糊、不可预知的特点,并且无法有效确定转辙机性能退化边界,因此对转辙机退化状态划分具有一定的困难性。目前多采用无监督聚类方法进行退化状态划分[20]。因此采用 GG 聚类算法来对转辙机退化状态进行划分。GG 聚类具体步骤如下:

(1)设 S700K 转辙机运行数据样本矩阵 $\boldsymbol{X} = \{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$,集合内 $x_k (k = 1, 2, \cdots, n)$ 含有 d 个特征指标 $H_1, H_2, H_3, \cdots, H_d$,集合 $\boldsymbol{X}$ 的聚类中心向量 $\boldsymbol{V} = (v_1, v_2, \cdots, v_n)$,使隶属度矩阵 $\boldsymbol{U} = [\mu_{ik}]_{c \times n} \in [0,1]$,表示第 k 个样本对第 i 类的隶属度。通过迭代 $(\boldsymbol{U}, \boldsymbol{V})$,使目标函数 J_m 取最小值。

$$J_m(\boldsymbol{U}, \boldsymbol{V}) = \sum_{i=1}^{c} \sum_{k=1}^{n} (\mu_{ik})^M D_{ik}^2 \tag{4}$$

其中:M 为加权指数,D_{ik} 为距离测度($D_{ik} = 2$)。

(2)计算聚类中心

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^{n} (\mu_{ik}^{l-1})^{M_{xk}}}{\sum_{k=1}^{n} (\mu_{ik}^{l-1})^{M}}, \ i = 1, 2, \cdots, c \tag{5}$$

$$u(x_k, v_i) = \exp(0.5(x_k - v_i^{(l)})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{A}_i^{-1} (x_k - v_i^{(l)}) \tag{6}$$

其中:$\boldsymbol{A}_i$ 表示第 i 个聚类协方差矩阵。

(3)更新协方差矩阵

$$\mu_{ik}^{(1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^{c} \left(\frac{D_{ik}(x_k, v_i)}{D_{jk}(x_k, v_i)} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \tag{7}$$

当 $\| U(l) _ U(l-1) \| \leqslant \varepsilon$ 时停止运算,否则令 $l = l + 1$,直到满足终止条件。

4 案例仿真

本文选取南京某站点铁路信号集中检测系统采集的 S700K 道岔功率曲线数据作为研究对象,共获取有效样本 200 条。

4.1 特征提取

通过 CEEMDAN 分解方法对 S700K 转辙机的所有功率曲线样本数据进行分解,得到每条功率曲线对应的 IMF 分量,给定满足正态分布、标准差为 1 的高斯白噪声,噪声幅值和比例分别为 1、0.005,加入噪声次数为 100 次。分解结果以健康状态为例,退化状态 CEEMDAN 分解如图 7 所示。

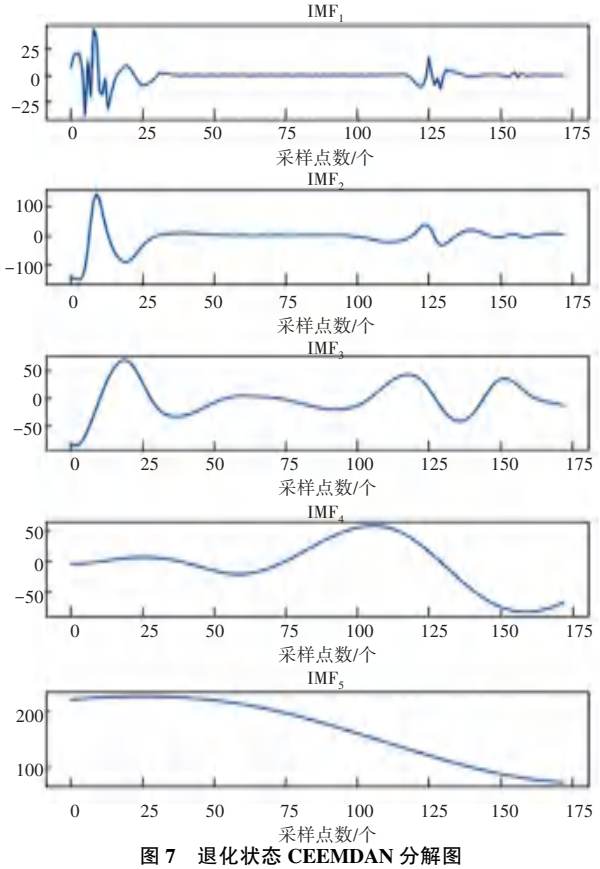


图 7 退化状态 CEEMDAN 分解图

Fig. 7 Decomposition diagram of degraded state CEEMDAN

将所有 S700K 转辙机功率曲线通过 CEEMDAN 分解得到多个 IMF 分量,通过皮埃尔相关系数法,最终确定与原始信号相关系数最高的 5 个 IMF 分量作为有效特征,并分别计算,通过这些分量计算得到特征参数,构建的特征参数集值见表 1。

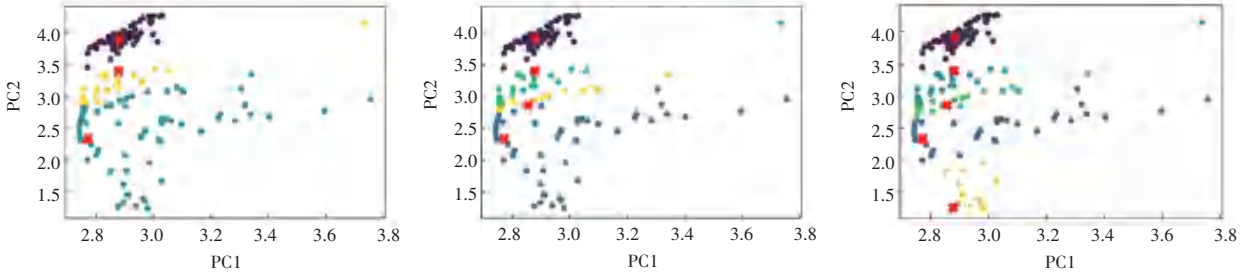
表 1　S700K 特征参数集

Table 1　S700K feature parameter set

样本数据	H_1	H_2	H_3	H_4	H_5
1	0.007 0	0.008 4	0.011 1	0.011 4	0.012 6
2	0.008 0	0.008 0	0.010 8	0.011 1	0.012 4
3	0.007 7	0.008 4	0.011 0	0.011 0	0.012 5
4	0.007 1	0.007 5	0.010 5	0.010 1	0.010 8
5	0.007 8	0.007 8	0.011 0	0.010 8	0.012 6
118	0.007 9	0.008 6	0.010 6	0.010 8	0.011 4
119	0.008 4	0.009 0	0.011 1	0.011 5	0.011 4
120	0.006 8	0.008 1	0.010 1	0.010 4	0.011 2

4.2　退化状态识别

由退化状态研究文献可知[21]，将退化状态分为 3~5 个较为合理。首先，通过主成分分析法对 IMFS 特征向量降维得到两个最具有代表性的特征 PC1、PC2。随后采用 GG 算法进行聚类，设置模糊度指数 $m = 2$、收敛阈值 $e = 0.000\ 01$，分别对聚类数为 3、4、5 的情况进行聚类。聚类结果如图 8 所示，图中红色叉表示聚类中心。



(a) $c = 3$　　(b) $c = 4$　　(c) $c = 5$

图 8　聚类结果图

Fig. 8　Cluster result chart

为评估不同聚类数的分类效果，选取戴维森堡丁指数（Davies－Bouldin Index，DBI）、轮廓系数（Silhouette Coefficient，SC）、CH 指标（Calinski－Harabasz，CH）作为分类结果的评价指标，结果见表 2。其中，DBI 指标越小、SC 值越接近于 1，CH 值越大、聚类效果越好[22]，观察表 2 可知，当聚类数目为 5 时聚类效果最优。结合实际情况，将转辙机的退化过程分为 5 种状态：非常健康状态、良好状态、一般状态、轻微退化、严重退化。各状态的聚类中心坐标见表 3。

表 2　评价指标

Table 2　Evaluation indicators

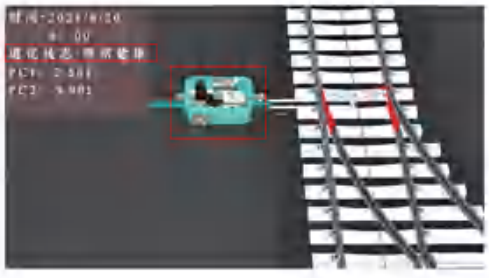
聚类数	DBI	SC	CH
3	0.460	0.747	678.542
4	0.355	0.785	1 219.500
5	0.301	0.813	1 834.240

表 3　聚类中心坐标

Table 3　Cluster center coordinates

状态	PC1	PC2
非常健康	2.882	3.911
良好状态	2.772	2.330
一般状态	2.880	3.404
轻微退化	2.855	2.856
严重退化	2.878	1.266

在实验数据集的基础上，选取转辙机故障发生前 5 个月的功率数据曲线，从中等间隔抽取 80 条数据作为测试数据集，将该数据集输入聚类模型进行测试，最终模型分类准确率达到 96.3%。由于分类准确率较高，可证明该模型具有有效性，能够作为道岔转辙机数字孪生模型中转辙机状态识别模块的核心算法。将该方法应用于数字孪生模型后，可实现对转辙机状态识别的可视化，如图 9 所示。



(a) 非常健康



(b) 良好状态



(c) 一般状态



(d) 轻微退化



(e) 严重退化

图 9 基于数字孪生的 5 种状态识别图

Fig. 9 Five state recognition diagrams based on digital twins

5 结束语

本文在数字孪生技术的背景下,使用了开源软件 Blender 构建了 S700K 型转辙机的物理模型,同时构建信息模型,然后提出了 CEEMDAN-GG 模型对转辙机状态识别,通过 CEEMDAN 将非线性功率曲线数据分解为 5 个 IMF 分量,并计算相应分量的能量熵构建特征向量集,利用 GG 聚类方法进行聚类并确定聚类数为 5 时聚类效果最佳。输入测试集后,模型聚类准确率达到 96.3%,具有一定准确性。在数字孪生技术中运用该模型并给出可视化状态图,实现对转辙机设备状态的有效监管。

参考文献

[1] 魏文军,李政,武晓春. 基于功率曲线时域特征和变分模态分解的 S700K 转辙机运行状态诊断算法 [J]. 中国铁道科学, 2022, 43(3): 144-154.

[2] LAO Zhenpeng, HE Deqiang, WEI Zexian, et al. Intelligent fault diagnosis for rail transit switch machine based on adaptive feature selection and improved LightGBM [J]. Engineering Failure Analysis, 2023, 148: 107219. DOI: 10. 1016/j. engfailanal. 2023. 107219.

[3] 刘伊敏,张汶,罗文刚,等. 基于 CHMM(连续隐马尔科夫模型)的转辙机故障预测方法 [J]. 城市轨道交通研究,2024,27(6): 334-338. DOI:10. 16037/j. 1007-869x. 2024. 06. 063.

[4] 高利民,许庆阳,李锋,等. 基于 SOM-BP 混合神经网络的道岔设备退化状态研究 [J]. 中国铁道科学,2020,41(3):50-58.

[5] CAO Yuan, JI Yuanshu, SUN Yongkui, et al. The fault diagnosis of a switch machine based on deep random forest fusion [J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2023, 15(1): 437-452. DOI:10. 1109/MITS. 2022. 3174238.

[6] 张轩赫,梁志国,张宏扬,等. 基于联锁运行数据的转辙机健康状态智能分析方法 [J]. 北京交通大学学报,2023,47(2):137-146.

[7] 陈永刚,许继业,王海涌,等. 基于自适应神经模糊网络的转辙机故障诊断方法 [J]. 吉林大学学报(工学版),2023,53(11): 3274-3280. DOI:10. 13229/j. cnki. jdxbgxb. 20220893.

[8] 付雅婷,温世明,杨辉,等. 基于多通道输入和 1DCNN-LSTM 的道岔转辙机故障诊断 [J]. 铁道学报,2023,45(11):98-106.

[9] ASADA T,ROBERTS C,KOSEKI T. An algorithm for improved performance of railway condition monitoring equipment: Alternating-Eurrent point machine case study [J]. Transportation Research Part C-emerging Technologies, 2013, 30: 81-92. DOI: 10. 1016/j. trc. 2013. 01. 008.

[10] WANG Zishuo, SUN Di, ZHOU Jin, et al. Health monitoring analysis of an urban rail transit switch machine[J]. Sustainability, 2024, 16(9): 3527. DOI:10. 3390/su16093527.

[11] LAO Zhenpeng, HE Deqiang, JIN Zhenzhen, et al. Few-shot fault diagnosis of turnout switch machine based on semi-supervised weighted prototypical network [J]. Knowledge-based Systems, 2023, 274: 110634. DOI:10. 1016/j. knosys. 2023. 110634.

[12] HE Yiling, HE Deqiang, LAO Zhenpeng, et al. Few-shot fault diagnosis of turnout switch machine based on flexible semi-

supervised meta - learning network [J]. Knowledge - based Systems, 2024, 294: 111746.
[13]郑启明,王小敏,江磊. 基于无标签自监督表示学习的转辙机故障诊断方法研究[J]. 铁道科学与工程学报,2025,22(1):404-415. https://doi.org/10.19713/j.cnki.43-1423/u.T20240574.
[14] 李三忠,索艳慧,戴黎明,等. 元地球与数字孪生:思想突破、技术变革与范式转换[J]. 地学前缘, 2024, 31 (1): 46-63.
[15]陶飞,张辰源,刘蔚然,等. 数字工程及十个领域应用展望[J]. 机械工程学报,2023,59(13):193-215.
[16]TAO F, ZHANG M, NEE A Y C. Five-dimension digital twin modeling and its key technologies[M]//Digital Twin Driven Smart Manufacturing. 2019: 63-81. DOI:10.1016/b978-0-12-817630-6.00003-5.
[17]周祖德,姚碧涛. 数字制造的科学体系与技术架构[J]. 机械工程学报,2023,59(19):126-151.
[18]张超,陈建军,郭迅. 基于 EEMD 能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(3): 932-939.
[19]谢正媛,唐娅,吴文英. 基于 SolidWorks 的 S700K 型转辙机三维建模与仿真研究[J]. 科技创新与应用, 2020,10(33): 38-39.
[20]武晓春,楚昕. 基于小波包分解与 GG 模糊聚类的转辙机退化阶段划分研究[J]. 铁道学报, 2022, 44(1): 79-85.
[21]陈清华,梁作友,关维娟,等. 高低温试验箱数字孪生系统构建方法[J]. 系统仿真学报,2025,37(6):1400-1411. https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.24-0178.
[22]余浩,高镱滈,潘险险,等. 基于改进高斯混合模型的变电站负荷聚类算法[J]. 全球能源互联网,2024,7(5):591-601. http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1550.TK.20240731.1322.002.html.