

数字孪生驱动的船用柴油发动机 多工况故障诊断研究

马杰¹, 刘扬¹, 辛鑫², 付雨桐¹,
杨晓祺¹, 靳子儒¹, 黄晓通¹, 赵振¹

(1. 青岛科技大学 信息科学技术学院, 山东 青岛 266061;
2. 山东鲁控电力设备有限公司, 山东 德州 253200)

摘要: 基于数字孪生的船用柴油发动机故障诊断技术能够通过虚拟仿真和实时数据融合实现设备状态的精准预测和高效维护; 针对物理空间与虚拟空间之间的信息鸿沟以及孪生故障模式有限, 导致诊断模型难以直接应用于实际工业环境且难以识别未知故障的问题, 提出了一种基于动态三元组对抗增强和自适应选择性的多工况船用柴油发动机故障诊断方法; 构建了船用柴油发动机数字孪生模型, 获取不同运行状态下的孪生数据; 设计了一种基于动态三元组对抗联合损失的数据增强方法, 弥补孪生数据与物理空间数据间的分布差异以提高孪生数据的质量; 设计了基于自适应权重的选择性域自适应方法, 在无先验信息的情况下识别不同工况下已知故障及未知故障模式; 建立了船用柴油发动机数字孪生系统, 基于实时运行数据实现柴油发动机的精准管控及虚实同步; 实验结果表明, 所提方法有效提升了故障诊断的准确性和未知故障的识别能力, 验证了所提框架的可行性和工程应用价值。

关键词: 数字孪生; 船用柴油发动机; 故障诊断; 自适应权重; 域自适应; 未知故障

Research on Multi Condition Fault Diagnosis of Marine Diesel Engines Driven by Digital Twins

MA Jie¹, LIU Yang¹, XIN Xin², FU Yutong¹, YANG Xiaoxi¹,
JIN Ziru¹, HUANG Xiaotong¹, ZHAO Zhen¹

(1. School of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology,
Qingdao 266061, China;
2. Shandong Lukong Power Equipment Co., Ltd., Dezhou 253200, China)

Abstract: A marine diesel engine fault diagnosis technology based on digital twins can precisely predict and efficiently maintain equipment status through virtual simulation and real-time data fusion. There are the information gap between physical and virtual spaces and the limited fault modes of twins, making it difficult for diagnostic models to directly apply to actual industrial environments and to identify unknown faults, this paper proposes a multi-condition fault diagnosis method for marine diesel engines based on the dynamic triplet adversarial enhancement and adaptive selectivity. A digital twin model of the marine diesel engine is constructed to obtain twin data under different operating conditions. A data augmentation method based on the dynamic triplet adversarial joint loss is designed to mitigate distribution discrepancies between twin data and physical space data, thereby enhancing the quality of the twin data. Additionally, a selective domain adaptation method based on the adaptive weight is developed to identify known and unknown fault modes under various conditions without prior

收稿日期:2024-11-21; 修回日期:2024-12-27。

基金项目:国家自然科学基金(62201314);德州市重大科技创新工程项目;德州市现代产业领军人才工程项目;青岛强链计划(231-1-2-qdjh-18-gx)。

作者简介:马杰(2000-),男,硕士研究生。

刘扬(1988-),男,博士,副教授。

通讯作者:赵振(1982-),男,博士,副教授。

引用格式:马杰,刘扬,辛鑫,等.数字孪生驱动的船用柴油发动机多工况故障诊断研究[J].计算机测量与控制,2025,33(12):1-12,21.

information. A marine diesel engine digital twin system is established to achieve precise control and virtual-real synchronization of the diesel engine based on the real-time operational data. Experimental results demonstrate that the proposed method significantly improves fault diagnosis accuracy and enhances the recognition of unknown faults, verifying the feasibility and engineering value of the proposed framework.

Keywords: digital twins; marine diesel engine; fault diagnosis; adaptive weight; domain adaptation; unknown fault

0 引言

随着人工智能、物联网、大数据和通信等技术在船舶领域的广泛应用，船舶正朝着自主化和无人化方向发展，智能航行已成为该领域的重要研究课题，给船舶动力系统带来了新的需求和挑战。船用柴油发动机是船舶的关键动力源，是所有船载系统正常运行的基础^[1]。船用柴油发动机是船舶的核心动力源，负责确保所有系统正常运行。然而，由于其复杂性、维修难度和高成本^[2]，且工作环境恶劣，未及时检测的故障可能导致效率降低和可靠性下降，严重时还可能造成经济损失和安全风险^[3]。因此，提升船用柴油发动机的监测与维护水平，确保船舶的高效、安全运行，已成为智能化船舶发展的关键问题。

深度学习的方法为船用柴油发动机的智能诊断带来了重大突破。它通过丰富的历史故障数据，构建并训练深度神经网络模型，挖掘原始数据中的复杂特征，从而降低了对专业知识的依赖^[4-5]。例如，文献[6]使用卷积神经网络(CNN)的特征提取能力和双向门控递归单元(BiGRU)的时间序列数据预测能力，提前预测其运行状态，判断船用柴油发动机是否处于异常状态，保证了船舶的安全航行。文献[7]分别采用自编码深度神经网络和卷积神经网络对柴油发动机进行故障诊断。然而，在实际柴油机工程场景中，柴油发动机主要处于健康状态，存在故障数据不足的问题，限制了上述方法的应用。

得益于传感技术、高保真仿真、物联网、数据分析技术的发展，数字孪生为解决故障数据不足提供了创新性的解决方案。数字孪生是在物联网支持下构建的虚拟模型，这些模型能够全面反映物理实体在其生命周期中的静态特征和动态演化过程。虚拟实体在整个生命周期中与物理实体共同演化，展现了出色的仿真和预测能力。迄今为止，数字孪生在制造业中表现出巨大的应用潜力，例如智能农业^[8]、零件制造^[9]、异常检测^[10]、机械设备^[11]，并逐渐扩展到医疗服务^[12]和智慧城市^[13]等领域。数字孪生的样本增强只需少量实际数据即可完成样本扩充^[14]。文献[15]建立叶片质量不平衡状态下的双馈风力发电机仿真数学模型，模拟多种风速、温度条件下不同原因导致的风机故障状况数据，并提出一种改进的 ASL-CatBoost 算法，在故障数据不平衡情况下，实现风机故障的精准检测。文献[16]构建了轴承

的数字孪生系统，用于故障诊断和裂纹尺寸识别。对于数字孪生辅助的多工况下的故障诊断，文献[17]提出了一种基于深度迁移学习的数字孪生辅助故障诊断方法，用于分析加工工具的操作状况，并且证明了数字孪生辅助的故障诊断的高精度表现。文献[18]采用数字孪生辅助的迁移学习对三缸泵进行了多工况的故障诊断。上述方法为数字孪生辅助的故障诊断方法，无需大量实际数据，从而解决了故障样本不足的问题。然而，物理实体和虚拟实体之间的数据特征是存在差距的，直接采用孪生数据训练模型会影响故障诊断的精度。

针对孪生数据与物理空间数据的差异，文献[19]提出了一种基于参数敏感度分析的数字孪生模型更新方案，以增强模型的适应性。文献[20]通过最大平均差异损失和类对比损失的应用，有效减少了虚拟数据与物理数据之间的差异，该方法在数据分布相对稳定的情况下展示了良好的性能。文献[21]使用成熟的动态模型构建数字孪生模型，并通过 Pearson 相关系数(PCC)进行修正，保证了孪生模型的可靠性，该方法依赖于高质量的动态模型和准确的相关系数计算，可能在复杂系统中受到限制。近年来，文献[22]建立了变速器的数字孪生模型，以生成不同健康状态下的振动数据，并且提出基于生成对抗网络的数据融合方法，提高了虚拟数据的质量，用于故障诊断模型的训练。然而，以上方法只能学习到实际数据的整体分布。文献[23]为弥补基于图神经网络(GNN)在域适应性方面的不足，设计了一种基于三元损失的域自适应训练策略，使几何感知稀疏网络(GASN)能够利用少量源域数据实现自适应的目标域多类别故障识别。三元组损失被证明可以有效帮助 GASN 在实现源域和目标域对齐的同时，实现对目标域中包含可分类图的可分子结构的细粒度对齐，从而显著增强了源域和目标域之间的分布匹配效果。因此，本文基于生成对抗网络(GAN)及动态三元组损失提高孪生数据和物理空间数据的在类级别的细粒度对齐以提高孪生数据的质量。

孪生的故障模式是有限的，在实际故障诊断中，当出现孪生故障模式缺失的未知故障时，传统的故障诊断模型会错误地将未知类识别为公共类(已有孪生故障模式)^[24]，不仅无法有效识别未知故障，并且公共类的识别效果也会降低。因此，如何在无先验信息的情况下识别不同工况下已知故障类别及未知故障是本文要解决的

一个关键问题。文献 [25] 提出了目标域中只有部分类别与源域是共享的情况下域自适应方法, 即开放集域自适应方法 (OSDA)。近年来, 文献 [26] 提出一种基于深度学习的开放集域自适应方法, 基于实例级加权机制来反映具有已知健康状态的测试样本的相似性, 该方法通过固定阈值判断, 可以有效识别未知类故障, 并通过对目标域样本实例进行加权, 实现共享类故障特征的对齐。文献 [27] 特征对齐过程中为共享类分配大权重, 为异常类分配小权重, 即以根据预定义固定的阈值和样本概率分布过滤未知样本。文献 [28] 基于距离度量的权重项和基于判别困难度的权重项, 来判断样本属于源域中已知样本的概率大小, 通过设定的阈值来为样本分配伪标签训练离群分类器, 以识别未知样本。以上研究主要依赖固定阈值, 但是固定阈值限制了上述方法的实际应用^[29], 忽略了目标域中不同故障类别的差异, 降低了模型的泛化能力。文献 [30] 提出了一种加权对抗网络模型, 根据分类不确定性动态调整每个样本的权重, 以控制模糊数据对于对抗性学习的影响, 抑制决策边界附近的负迁移, 因此基于加权对抗网络的思想, 动态调整目标域样本的参与度, 并且为了避免单一指标局限性问题, 提出多指标融合的方法, 实现已知样本的正向迁移, 并减小目标域中未知样本对知识迁移的干扰。

本文提出一种基于动态三元组对抗增强和自适应选择性的多工况船用柴油发动机故障诊断方法。首先, 构建了船用柴油发动机模型, 以获取不同运行状态的孪生数据。其次, 设计了一种基于动态三元组对抗联合损失的数据增强模块, 其中对抗损失用于优化生成器和判别器对抗的过程。动态三元组损失用于保持来自虚拟空间和物理空间样本之间相同类别的语义关系。通过联合损失, 实现孪生数据和物理空间数据类级别的细粒度对

齐, 提高类别的可区分性, 从而提高孪生数据的质量。此外, 本文设计了基于自适应权重的选择性域自适应模块, 通过 Mahalanobis 距离以及基于置信度、样本熵 (Sample Entropy) 的权重指标, 为目标域样本分配权重, 从而减小孪生故障模式缺失的未知故障对已知类对齐的干扰。在此基础上, 将权重应用于域分类器及状态分类器, 通过特征提取器与加权域分类器、特征提取器与加权状态分类器的双对抗训练, 构建已知类别与未知类别的决策边界, 实现不依赖于固定阈值且在孪生故障模式有限及无先验信息的情况下识别不同工况下已知及孪生故障模式缺失的未知故障。最后, 基于数字孪生模型、基于动态三元组对抗增强和自适应选择性的多工况船用柴油发动机故障诊断算法, 建立了船用柴油发动机数字孪生系统。实验结果表明, 整体方法有效地提升了故障诊断的准确性和未知故障的识别能力, 实现了柴油发动机的实时监测、精准管控和虚实同步, 验证了所提框架的可行性和工程应用价值。

1 船用柴油发动机数字孪生五维模型构建

如图 1 所示, 数字孪生五维模型包括船用柴油发动机物理实体 (物理实体维度)、虚拟船用柴油发动机 (虚拟模型维度)、数据连接 (连接维度)、数据中心 (数据维度) 及应用服务 (服务维度)。

1.1 船用柴油发动机物理实体

船用柴油发动机的物理实体由多个子系统组成, 包括燃烧系统、冷却系统及润滑系统等, 各子系统通过传感器采集的实时数据, 支持数字孪生模型的构建, 确保虚拟模型能够实时反映物理实体的运行状态。船用柴油发动机包括活塞、连杆、曲轴和喷油器等结构共同支持发动机的运作。数据采集通过在物理实体上部署振动传感器、温度传感器、压力传感器等监测装置进行, 采集

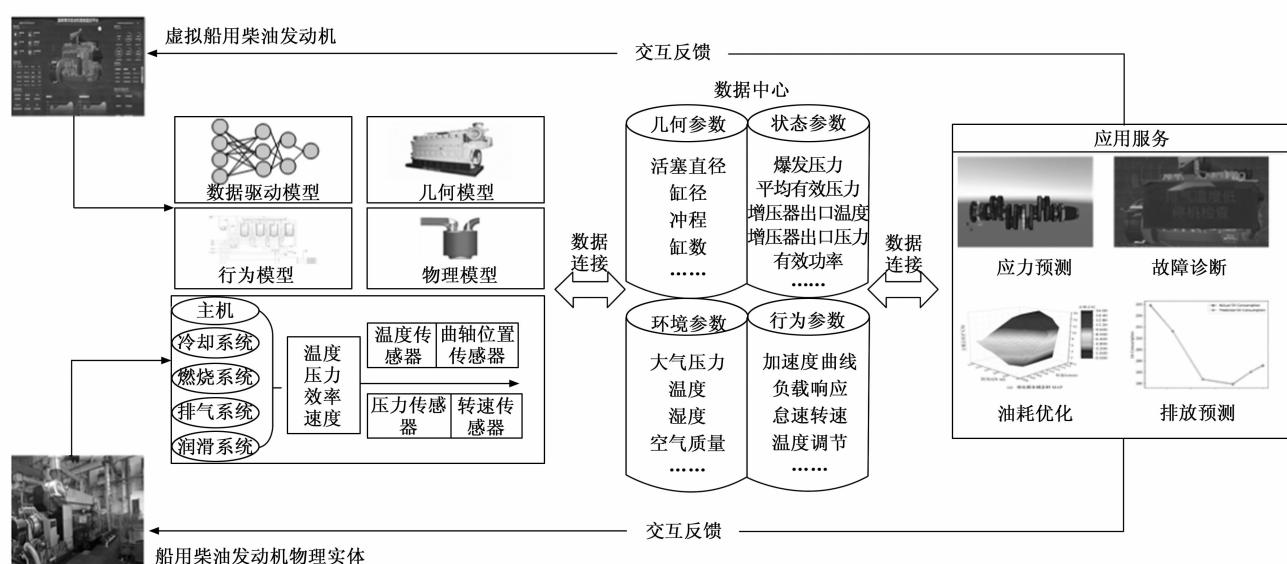


图 1 船用柴油发动机数字孪生五维模型

的数据将传输至数字孪生系统，支持虚拟实验和仿真，并为设计改进、预测维护需求、提高效率和预防故障提供数据支持。

1.2 虚拟船用柴油发动机与应用服务

船用柴油发动机孪生模型是通过数字化技术创建的虚拟对象或实体，是物理实体的高保真映射。孪生模型能够反映物理实体的几何形状、结构、属性及状态等，并能够模拟物理实体的运动、行为和性能。孪生模型主要包括几何模型、数据驱动模型、行为模型、物理模型。船用柴油发动机的数字孪生系统包括几何模型、数据驱动模型、行为模型和物理模型。几何模型通过激光扫描采集发动机点云数据，导入 SolidWorks 编辑优化，确保精确反映组件形状与尺寸。数据驱动模型利用数据分析与机器学习技术，基于大量训练数据，实现对曲轴应力、油耗、排放等的预测与优化，支持智能决策。行为模型描述系统响应机制，将发动机分解为子系统，通过爆发压力、排气温度、功率输出等参数，为数字孪生应用提供支持。物理模型基于物理定律与工程原理，描述发动机的运动、力学和热学特性，用于优化设计与操作策略。

数字孪生应用服务指的是数字孪生系统所提供的服务，例如，状态监测、故障诊断、智能预测、智能决策、智能控制及结构优化等。如图 2 所示，应用服务由几何模型、数据驱动模型、行为模型和物理模型支持，并具体应用于柴油发动机的数字孪生系统。

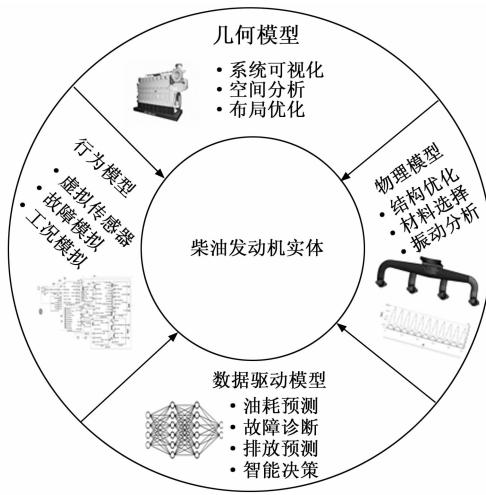


图 2 孪生船用柴油发动机模型与应用服务

1.3 数字孪生数据中心

数字孪生数据中心存储柴油发动机的实时数据、历史数据以及孪生模型生成的数据，具备多源异构、虚实融合的特点。它支持实时动态更新和交互，能够进行柴油发动机全生命周期的管理、数据集成和分析。

1.4 柴油发动机数字孪生数据连接

数据连接将来自不同来源和类型的数据集成至统一

的数字孪生系统，确保实时数据的持久性与完整性。虚拟发动机根据实时数据更新状态，应用服务则读取数据中心的数据，通过接口实现虚实同步，进行性能预测、故障诊断和控制策略的制定。

2 故障建模与数据持久化

2.1 柴油发动机运行原理分析

本文主要以四冲程直列船用柴油发动机为研究目标，其工作主要分为 4 个步骤：进气、压缩、燃烧和排气，其工作原理如图 3 所示，首先，柴油发动机通过进气门将空气吸入气缸内；接着，活塞向上运动，压缩气缸内的空气，显著增加空气的温度和压力，为后续的燃烧过程提供条件；然后在压缩的末端，喷油系统将柴油喷射到气缸内，柴油在高温高压下瞬间雾化，形成可燃混合物。由于高温高压的作用，柴油在气缸内自燃，产生的高温高压气体推动活塞向下运动；最后，活塞下行时将燃烧后的废气排出气缸。

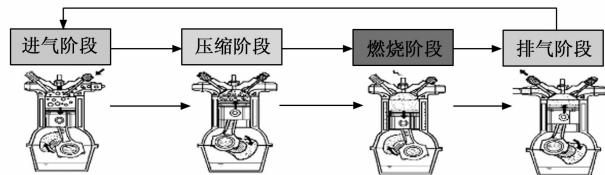


图 3 四冲程船用柴油发动机原理图

2.2 柴油发动机故障建模

本文采用 Matlab/Simulink 构建船用柴油发动机模型，并模拟了 3 种故障：排气阀密封不良、压缩故障、喷油嘴堵塞故障。

排气阀是柴油机燃烧室的关键部件，直接影响换气过程，从而影响柴油机的动力性能和排放水平。由于工作环境恶劣，排气阀容易发生热变形和磨损，导致密封不良。密封不良会引起燃气泄漏，降低发动机效率并缩短使用寿命。排气阀密封不良会影响气缸内压力，瞬时压力变化可通过气体状态方程描述：

$$P_c(t) = \frac{m(t)RT}{V(t)} \quad (1)$$

式中， $m(t)$ 为气缸内瞬时气体质量， T 为气缸内气体的温度， $V(t)$ 表示气缸内瞬时容积。

排气阀门密封不良时，泄露流量可以描述为：

$$Q = C_d A_v \sqrt{\frac{2\rho(P_c - P_e)}{P_c}} \quad (2)$$

式中， C_d 为排气阀的泄露系数， A_v 为排气阀有效泄露面积， ρ 为气缸内气体的密度， P_c 为气缸内压力， P_e 为排气系统压力。

通过注入泄露面积故障参数，进而影响排气阀泄露流量，有效模拟排气阀密封性不良的故障。

针对压缩故障，柴油发动机的压缩比是关键的性能

参数, 压缩比 (CR) 定义为:

$$CR = \frac{V_t}{V_c} \quad (3)$$

式中, V_t 为气缸内活塞处于下止点时的总容积, V_c 为活塞处于上止点时燃烧室的容积。压缩比对发动机的效率和燃烧特性有着重要影响。通过降低压缩比, 模拟气缸内空气压缩不足的故障。

喷油嘴在柴油发动机中负责将燃油雾化并喷入燃烧室, 其性能对燃烧效率和发动机整体性能至关重要。喷油嘴阻塞会导致喷射不均匀和雾化效果差, 进而降低功率并增加排放。喷孔阻塞主要由喷嘴锈蚀、燃油杂质或积炭造成。通过减小喷油嘴直径 d , 可以有效模拟喷油嘴阻塞故障。故障情况下的喷孔直径可以描述为:

$$d_F = d - \alpha \quad (4)$$

式中, α 为直径减小的参数。喷油嘴阻塞会直接导致喷油流量减少, 喷油流量 Q_F 为:

$$Q_F = \sqrt{2\rho \frac{P_s}{P}} \quad (5)$$

式中, A 为喷油孔有效面积。 ρ 为燃油的密度。 P_s 为喷油器前后压差。本文通过减小喷油嘴直径有效模拟喷油嘴阻塞故障。

2.3 数据采集与持久化

本模块提供了一套完整的解决方案, 涵盖从传感器数据采集、传输到持久化, 确保监控过程的可靠性和高效性。如图 4 所示, 传感器数据采集是性能监测的基础, 安装在关键部位的传感器实时监控发动机运行状况。数据通过 TCP 协议传输, 确保完整性和顺序性。数据包设计优化了传输效率, 传感器数据首先通过串口



图 4 数据采集及持久化

传输至 4G 模块, 再通过 TCP/IP 协议发送至远程服务器的 Netty 服务器进行初步解析与校验。为应对高并发, 系统使用 RabbitMQ 作为消息队列, 确保数据可靠传输至后端处理。数据持久化部分则优化了数据库表结构和字段设计, 提高查询效率并支持后续的预测性维护和故障诊断。

3 基于动态三元组对抗增强和自适应选择性的多工况船用柴油发动机故障诊断方法

3.1 模型介绍

如图 5 所示, 本文提出的基于动态三元组对抗增强和自适应选择性的多工况船用柴油发动机故障诊断模型包括两个部分: 基于动态三元组对抗联合损失的数据增强模块和基于自适应权重的选择性域自适应模块。

基于动态三元组的对抗联合损失数据增强模块通过联合对抗损失和动态三元组损失优化孪生数据的特征分布。该模块的主要作用是提高孪生数据的质量, 以确保孪生数据训练的模型能够用于实际应用环境。基于自适应权重的选择性对抗域自适应模块通过权衡目标域样本的未知类别属于已知类别的概率, 减小目标域中已知类别对齐的干扰, 并将权重引入对抗域自适应中, 其次通过在特征提取器、域分类器、状态分类器引入对抗学习, 实现共享类的对齐以及未知类的分离。在无先验信息的情况下, 识别不同工况下已知及孪生故障模式缺失的未知故障。通过这两个模块的协同作用, 能够更精确地进行故障诊断, 特别是在面对多工况和未知故障时, 具有较强的适应能力和准确性。

3.2 基于动态三元组对抗联合损失的数据增强模块

基于动态三元组对抗联合损失的数据增强模块 WGAN (Wasserstein Generative Adversarial Networks) 引入了三元组计算模块 TC, 整体由生成器 GDT、判别器 D 以及三元组计算网络组成, 旨在生成与物理空间数据分布更接近且具有更好类别区分性的孪生数据。

物理空间数据 $D_p = \{x_p^j, y_p^j\}_{j=1}^{N_p}$, 其中有 N_p 个已标记样本。孪生数据 $D_{DT} = \{x_{DT}^i, y_{DT}^i\}_{i=1}^{N_{DT}}$ 中含有 N_{DT} 个已标记样本。其中物理空间数据和孪生数据中均含有 N 种状态类别, 记 $(f_1, f_2, f_3, \dots, f_N)$ 。

首先, 随机挑选第 N 类孪生数据 X_{DT}^N , 输入生成器以生成样本 \hat{x}_{DT}^N :

$$\hat{x}_{DT}^N = GDT(x_{DT}^N) \quad (6)$$

将生成样本 x_{DT}^N 及同类别物理空间数据 x_p^N 输入至判别器。判别器基于 Wasserstein 距离作为度量特征之间分布的差异, Wasserstein 距离计算如下:

$$W(P_1, P_2) = \inf_{g \sim \Pi(P_1, P_2)} E_{(x, y)} [\|x - y\|] \quad (7)$$

式中, $\Pi(P_1, P_2)$ 是 P_1, P_2 分布所有联合分布的集合, $E_{(x, y)} [\|x - y\|]$ 表示联合分布上对 $(x - y)$ 的期望,

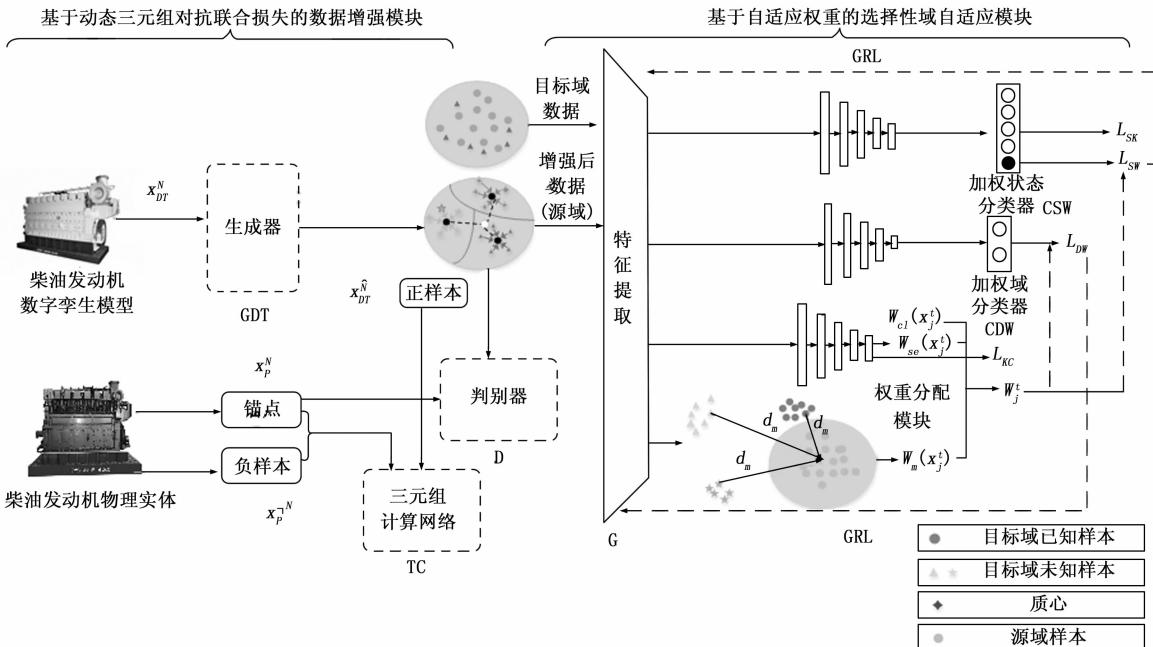


图 5 模型结构

$\|x - y\|$ 表示 x 与 y 的欧氏距离。

为了进一步提升生成器的生成能力，引入了三元组计算模块。构建三元组 $(x_p^N, \hat{x}_{DT}^N, x_p^{-N})$ 作为三元组计算模块的输入，其中 x_p^N （锚点）为物理空间中的第 N 类数据， \hat{x}_{DT}^N （正样本）为生成器生成样本， x_p^{-N} （负样本）为物理空间中的非第 N 类数据。三元组计算模块旨在让生成样本更靠近与其同类别的物理空间数据并远离与其不同类别的物理空间数据。

在训练过程中，首先固定生成器，训练判别器，判别器区分生成样本 \hat{x}_{DT}^N 是物理空间数据还是生成数据。以帮助生成器生成更接近物理空间数据分布的样本。其损失函数 L_D 定义为：

$$L_D = E_{x-P_s}[D(x_{DT}^N)] - E_{\hat{x}-P_s}[D(\hat{x}_{DT}^N)] \quad (8)$$

其次，同时训练生成器及三元组计算模块优化生成器参数。生成器通过最小化 Wasserstein 距离生成更接近物理空间数据分布的样本 \hat{x}_{DT}^N 。三元组计算模块通过计算锚样本、正样本、负样本的距离，优化生成器最小化锚样本与正样本之间的距离，同时最大化锚样本与负样本之间的距离。由于固定超参数边界对于正样本对距离很近的三元组过于宽松，而对于正样本对距离较远又过于严格，因此本文引入根据具体的样本对动态调整边界值，以增强模型的学习能力和鲁棒性。三元组计算模块的损失定义为：

$$L_{\text{triplet}} = \{ \max[0, d(\hat{x}_{DT}^N, x_{DT}^N) - d(\hat{x}_{DT}^N, x_{DT}^{-N})] + \alpha [1 + d(\hat{x}_{DT}^N, x_{DT}^N)] \} \quad (9)$$

将生成器的 Wasserstein 距离损失和三元组计算模块损失结合起来，形成生成器的联合损失函数：

$$L_G = E_{\hat{x}-P_s}[D(\hat{x}_{DT}^N)] + \lambda L_{\text{triplet}} \quad (10)$$

通过判别器、生成器和三元组计算模块的训练的交替训练，生成器能够生成与物理空间数据分布更接近且具有更好类别区分性的孪生数据。

3.3 基于自适应权重的选择性域自适应模块

为了进一步适应实际工业场景，本文基于动态三元组对抗联合损失的数据增强模块，将增强后的孪生数据应用于不同工况下的船用柴油发动机故障诊断中。经过增强后的孪生数据所在的工况作为源域 $D_s = \{x_s^i, y_s^i\}_{i=1}^{N_s}$ ，其中有 N_s 个已标记样本，源域标签空间为 U_s 。目标域定义为 $D_t = \{(x_t^i)\}_{i=1}^{N_t}$ ， N_t 个未标记样本，目标域标签空间为 U_t 。由于孪生故障模式有限，因此在实际运行环境中， U_s 为 U_t 的子集，即 $U_s \subset U_t$ 。已知类别可表示： $U_k = U_s \cap U_t$ 。基于自适应权重的选择性域自适应方法由权重分配模块、选择性域自适应模块实现。

3.3.1 权重分配

权重分配模块用于权衡已知故障类别和孪生故障模式缺失的未知故障类别的相似性。其分为两部分，分别是基于 Mahalanobis 距离的权重分配及基于置信度、样本熵 (Sample Entropy) 的权重分配。

一方面，尽管源域和目标域存在领域差距，但相同的类在不同条件下通常具有相似的特征，并且在特征空间中应该具有更近的距离^[29]。目标域中距离源域类别质心近的样本属于此类别的可能性大，相反，距离源域类别质心远的数据属于此类别的可能性小。因此，未知类别是远离于任何质心的。

特征提取器 G 提取源域样本的特征可以表示为：

$$f_i^s = G(x_i^s) \quad (11)$$

计算源域中每个已知类的聚类中心 μ_c ：

$$\mu_c = \frac{1}{N_c} \sum_{x \in N_c} f_i^s \quad (12)$$

计算源域中每个已知类别的协方差:

$$\sum_c = \frac{1}{N_c} \sum_{x \in N_c} (f_i^s - \mu_c)(f_i^s - \mu_c)^T \quad (13)$$

式中, $\frac{1}{N_c}$ 为类别 C 的样本数量。

使用在线 K 均值更新对于每一个目标域样本 x_j^t , 特征 f_j^t 为:

$$f_j^t = G(x_j^t) \quad (14)$$

使用在线 K 均值更新聚类中心 μ_c^* :

$$\mu_c^* = \frac{n_c \mu_c + f_j^t}{n_c + 1} \quad (15)$$

使用在线 K 均值更新质心 μ_c^* :

$$\mu_c^* = \frac{N_c}{N_c + 1} \sum_c + \frac{1}{N_c + 1} [(f_j^t - \mu_c)(f_j^t - \mu_c)]^T \quad (16)$$

目标域与所有质心的 Mahalanobis 距离 d_M 可以表示为:

$$d_M = \sqrt{(f_j^t - \mu_c)^T \sum_c^{-1} (f_j^t - \mu_c)} \quad (17)$$

式中, μ_c 为聚类中心, \sum_c^{-1} 为协方差的逆矩阵。

将 $\frac{1}{d_M}$ 作为视为样本与已知类的相似程度的分数,

因此基于 Mahalanobis 距离的权重 $W_m(x_j^t)$:

$$W_m(x_j^t) = \frac{1}{d_M} \quad (18)$$

当 Mahalanobis 距离越大时, 目标域样本被赋予较小的权重。

另一方面, 基于置信度、样本熵的权重分配模块通过源域 $D_s = \{(x_i^s, y_i^s)\}_{i=1}^{N_s}$ 训练的已知类别分类器 C_{kc} 量化属于已知类别的概率, 其损失函数可以表示为:

$$L_{kc} = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} [C_{kc}(f_i^s), y_i^s] \quad (19)$$

分类器输出为 K 维, 概率向量 $y_j^s = \{P_1, P_2, P_3, \dots, P_k\}$, 表示分类器对于目标域样本 x_j^t 属于对应已知类的概率。基于概率向量, 已知类别的概率向量中有一个显著的值, 而未知类别的概率向量是较为均匀的。因此本文通过置信度和样本熵来建模目标域样本属于已知类的概率。

置信度 W_d 是概率向量中的最大值, 表示为:

$$W_d(x_j^t) = \max(y_j^s) \quad (20)$$

样本熵用于度量不确定性, 如果样本属于已知类别, 预测结果相对明显, 熵值较小:

$$W_s(x_j^t) = \frac{1}{\sum_m y_j^s \log(y_j^s)} \quad (21)$$

将 $W_m(x_j^t)$ 、 $W_d(x_j^t)$ 、 $W_s(x_j^t)$ 分别进行归一化:

$$W_{m,nor}(x_j^t) = \frac{W_m(x_j^t) - W_{m,min}(x_j^t)}{W_{m,max}(x_j^t) - W_{m,min}(x_j^t)} \quad (22)$$

$$W_{d,nor}(x_j^t) = \frac{W_d(x_j^t) - W_{d,min}(x_j^t)}{W_{d,max}(x_j^t) - W_{d,min}(x_j^t)} \quad (23)$$

$$W_{s,nor}(x_j^t) = \frac{W_s(x_j^t) - W_{s,min}(x_j^t)}{W_{s,max}(x_j^t) - W_{s,min}(x_j^t)} \quad (24)$$

最终, 对于源域样本 x_j^t , 权重 W_t 可以表示为:

$$W_t^t = \frac{W_{m,nor}(x_j^t) + W_{d,nor}(x_j^t) + W_{s,nor}(x_j^t)}{3} \quad (25)$$

3.3.2 选择性域自适应

基于上述权重分配模块, 未知类特征被分配较小的权重, 而已知类特征则赋予相对更大的权重。这些“较小”和“较大”的权重是在选择性域自适应训练过程中动态调整的。具体而言, 选择性域自适应模块由加权状态分类器 (CSW)、加权域分类器 (CDW) 和特征提取器 (G) 组成。在选择性域自适应过程中, 权重通过迁移至标签分类器和域分类器, 实现了随着训练进程的动态变化。迁移后的权重用于指导目标域的对齐, 其中, 通过特征提取器与加权域分类器的对抗训练, 已知类别得以对齐; 同时, 特征提取器与加权状态分类器的对抗训练帮助确定未知类和已知类的划分决策边界。选择性域自适应模块通过减少未知类在域自适应过程中的参与, 从而有效地减小目标域中未知类对已知类对齐的干扰。

加权域分类器 CDW 可以促进特征的选择性领域对齐, 实现共享类特征的跨领域匹配, 其中权重用于指导目标域中类别的对齐程度。加权域分类器的对抗损失可以表示为:

$$L_{DW} = \frac{1}{N_s} \left\{ \sum_{i=1}^{N_s} L_d [CDW(f_i^s), d_i^t] \right\} + \alpha \sum_{j=1}^{N_t} W_j^t L_d [CDW(f_j^t), d_j^t] \quad (26)$$

式中, N_s 、 N_t 分别为源域和目标域的样本数, d_i^s 、 d_j^t 分别为源域和目标域的域标签。

特征提取器的目标是最大化 L_{DW} , 以混淆源域数据和目标域数据, 实现 L_{DW} 的最大化, 加权域分类器的目标是最小化 L_{DW} 。

加权状态分类器 CSW 为 $K+1$ 维, 其中前 K 维属于每个已知类别的概率, 最后一个维度表示预测样本属于目标域中未知类的概率。为了能够识别已知类别, 利用源域数据已知类别训练加权状态分类器:

$$L_{sk} = -\frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \log [CSW^{1:k+1}(f_i^s), y_i^s] \quad (27)$$

另外, 加权分类器通过与特征提取器通过对抗实现未知类与已知类决策边界的划分。加权状态分类器的对抗损失定义为:

$$L_{sw} = -\frac{1}{N_s} L [CSW^{1:k+1}(f_i^s), (1 - W_i^s)] \quad (28)$$

加权状态分类器目标是最小化 L_{sc} ，而特征提取器目标是最大化 L_{sw} ，以此对抗学习构建未知类别与已知类别的决策边界。

4 船用柴油发动机数字孪生系统实现与实验分析

4.1 船用柴油发动机数字孪生系统构建

如图 6 所示，本文构建了船用柴油发动机数字孪生系统。传感器采集的实时数据经数据采集模块处理后存入数据库，并在前端实现状态参数可视化。具体来说，离线模式下，通过 Simulink 生成孪生数据并进行数据增强，以支持基于动态三元组对抗增强和自适应选择性的多工况船用柴油发动机故障诊断模型的训练。在训练结束之后，保存模型至数字孪生应用服务，使用 Flask 框架将其封装为一个应用程序编程接口（API），负责处理输入数据并返回诊断结果。数字孪生系统通过 HTTP 请求与 Flask 服务进行交互，发送输入数据并接收模型的故障诊断结果后展示在平台前端。在线模式中，系统将实时采集柴油发动机实体运行数据，使用应用程序编程接口调用故障检测服务实现故障检测。对识别出的未知故障，系统将当前阶段的运行参数存入数据库，为后续模型更新和新故障训练提供数据支持。具体而言，首先，系统将数据库中未知类别的具体运行参数输入至 Simulink，生成相应的孪生数据；随后，经过增强模块处理的孪生数据被用来训练故障诊断模型，确保模型能够随着新故障的识别和出现而持续优化，从而实现闭环处理。这种闭环机制为系统提供了对未知故障的快速响应能力，确保系统的长期稳定运行。

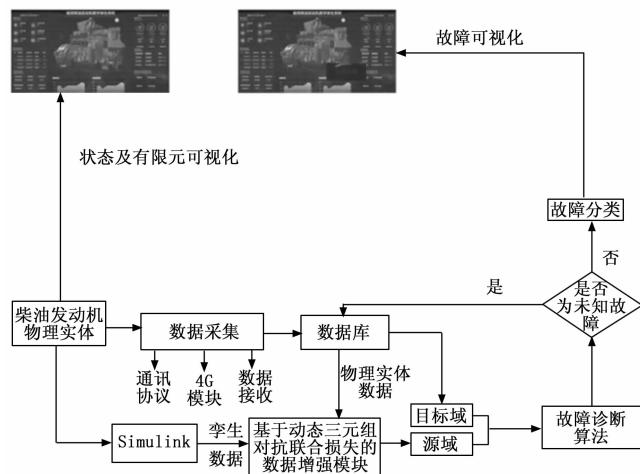


图 6 数字孪生系统故障诊断流程图

4.2 孪生船用柴油发动机状态及实时有限元可视化

本文构建的船用柴油发动机数字孪生系统状态及实时有限元可视化界面如图 7 所示。通过 SolidWorks 构建几何模型，并导入 Unity 实现状态变化和数据库连接，最后嵌入前端使用 JavaScript 与 WebGL 通信，完成虚实交互。系统级建模采用 Simulink，包括缸内工作

过程、排气、进气、增压和中冷模块，并通过故障参数注入生成故障数据。数据采集利用传感器和 4G 模块，结合 Netty 进行解析，并通过消息队列与 MySQL 数据库持久化。实时有限元分析使用 Ansys，对关键部件进行应力和热力分析，并通过 C# 脚本渲染分析结果。

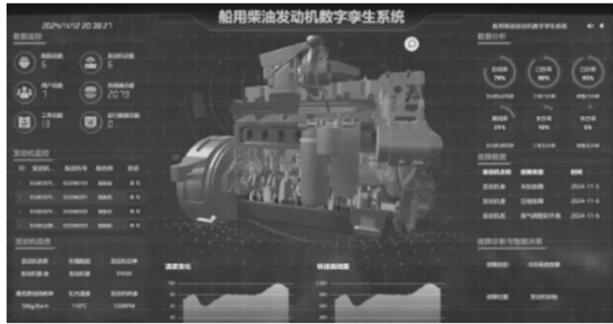


图 7 柴油发动机数字孪生状态及实时有限元可视化

4.3 孪生船用柴油发动机故障可视化

图 8 展示了船用柴油发动机数字孪生系统的故障可视化界面。该界面通过故障诊断算法实时监测和分析发动机的运行状态，及时识别潜在故障。一旦检测到故障，界面会通过提示板即时显示故障类型，并详细说明故障信息。同时，所有故障数据会存储到数据库中，供后续分析与维护使用。该可视化界面不仅帮助工程师快速定位和解决问题，还能通过故障数据进行趋势分析与预测，提升柴油发动机的可靠性与运行效率。

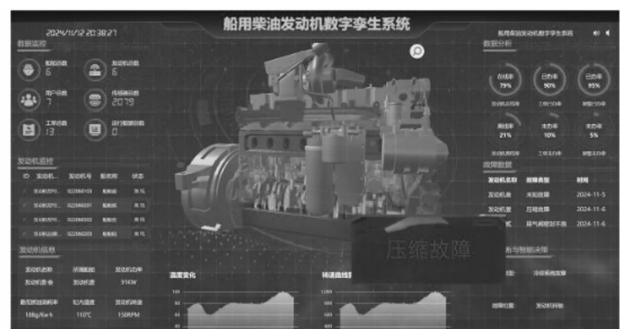


图 8 柴油发动机数字孪生故障可视化

4.4 实验数据集

本文以某船用柴油发动机公司 8N350 型号的船用柴油发动机数据为研究对象。8N350 船用柴油发动机技术参数如表 1 所示。通过在试验台上部署传感器，实现对柴油发动机 4 个工况（如表 2 所示）运行数据的实时采集及持久化存储。每个工况物理空间数据包括 33 000 个正常状态样本，2 200 个故障样本（其中排气阀密封不良故障样本 500 条、压缩故障样本 400 条、喷油嘴堵塞故障 500 条，以及增压器故障 800 条并作为未知故障类型之一）。每个工况孪生数据共 40 000 条（其中，正常状态、排气阀密封不良故障样本、压缩故障样本和喷油嘴堵塞故障样本各 10 000 条）。数据增强模块提升了

孪生数据的质量且扩充了故障模式数据, 将经过数据增强模块的孪生数据样本作为源域样本集, 其他各工况下的物理空间数据(正常状态样本 1 000 条、排气阀密封不良故障样本 500 条, 压缩故障样本 500 条, 喷油嘴堵塞故障 500 条以及增压器故障 600 条)作为目标域样本, 其中目标域样本的训练集和测试集以 7 : 3 的比例划分, 用于船用柴油发动机多工况故障诊断实验。为了验证其他未知类别的识别能力, 将增压器故障类别及孪生故障类别交叉轮流作为目标域未知故障类别。本文设置了 12 个迁移任务, 具体标签信息如表 3 所示, 迁移任务如表 4 所示。本文数据集包括 20 个特征维度, 如表 5 所示。

表 1 8N350 船用柴油发动机技术参数

参数	数值
型式	立式、水冷、四冲程船用柴油发动机
气缸数	8
气缸内径	350
行程	450
压缩比	14
发火顺序	1—4—7—6—8—5—2—3—1
重量	47

表 2 工况信息

工况	A	B	C	D
负荷%	6.4	25	50	100
转速/(r/min)	264	415	524	660

表 3 标签信息

类别	类别标签
正常状态	1
排气阀密封不良	2
压缩故障	3
喷油嘴堵塞	4
增压器故障	5

表 4 迁移任务

任务编号	源域	目标域	源域标签	目标域标签	样本数	
					源域	目标域
1	A	B	1,2,3	1,2,3,4,5	40 000	3 100
2	A	C	1,2,3	1,2,3,4,5	40 000	3 100
3	A	D	1,2,3	1,2,3,4,5	40 000	3 100
4	B	C	1,3,4	1,2,3,4,5	40 000	3 100
5	B	D	1,3,4	1,2,3,4,5	40 000	3 100
6	B	A	1,3,4	1,2,3,4,5	40 000	3 100
7	C	D	1,2,4	1,2,3,4,5	40 000	3 100
8	C	A	1,2,4	1,2,3,4,5	40 000	3 100
9	C	B	1,2,4	1,2,3,4,5	40 000	3 100
10	D	A	1,3,4	1,2,3,4,5	40 000	3 100
11	D	B	1,3,4	1,2,3,4,5	40 000	3 100
12	D	C	1,3,4	1,2,3,4,5	40 000	3 100

表 5 船用柴油发动机数据集特征参数

特征参数	含义	特征参数	含义
Time	时间	Crankshaft_Angle	曲轴角度
Out_Power	输出功率	CO ₂ _Concentration	二氧化碳浓度
Speed	转速	Cylinder_Ex_Tem	排气温度
Dynamometer_R	测功机读数	Intake_Pressure	进气压力
Fuel_Consumption_Rate	油耗率	Booster_Oil_Pre	增压器油压
Intake_flow_rate	进气流量	Booster_Speed	增压器转速
Exhaust_Flow_rate	排气流量	Tem_Before_Intercooling	中冷前温度
Cylinder_Temp	缸内温度	Average_Effe_pre	平均有效压力
Fuel_Pressure	燃油压力	Cylinder_Pressure	缸内压力
Tem_After_Intercooling	中冷后温度	Exhaust_Pressure	排气压力

4.5 实验结果与分析

4.5.1 孪生数据可靠性验证

为了验证基于 Simulink 搭建柴油发动机数字孪生行为模型的可靠性, 在 25% 负荷和 415 r/min 的工况下, 分别对正常状态、排气阀密封不良故障、喷油嘴堵塞故障、压缩故障下的孪生环境中的缸内压力与物理空间中的实际缸内压力进行对比。实验结果如图 9 所示, 各个状态的孪生缸内压力与实际缸内压力的差异较小, 证明了孪生数据能够反映物理环境下船用柴油发动机的基本运行状态, 进一步地, 孪生数据能够为数字孪生驱动的船用柴油发动机故障诊断提供有效支持。

4.5.2 故障诊断实验评价指标

基于相关故障诊断工作, 采用目标域内所有类别的诊断准确率(OS)以及已知类别的诊断(OS*)作为评价指标。已知类别准确率反映模型在已孪生出的类别上的识别能力, 目标域内所有类别的准确率, 体现模型识别孪生模式缺失的未知类别的能力和已知类别的综合能力, 具体评价指标计算公式如下所示:

$$OS = \frac{C_{\text{known}} + C_{\text{unknown}}}{N_{\text{known}} + N_{\text{unknown}}} \quad (29)$$

$$OS^* = \frac{C_{\text{known}}}{N_{\text{known}}} \quad (30)$$

式中, C_{known} 表示已知类别中正确识别的样本总数, C_{unknown} 表示正确识别的未知类别样本总数, N_{known} 表示目标域中已知类别样本总数, N_{unknown} 表示目标域内未知类别样本总数。

4.5.3 对比实验

为了验证本文在不同工况下已知类别及孪生模式缺失的未知类别诊断方法的优势, 选取了 3 个开放集域自适应模型对比。具体来说, OpenMax^[31]通过引入 Open-Max 层, 用于估计输入样本来自未知类别的概率, 基于极值理论(EVT)对激活向量分布进行建模, 从而

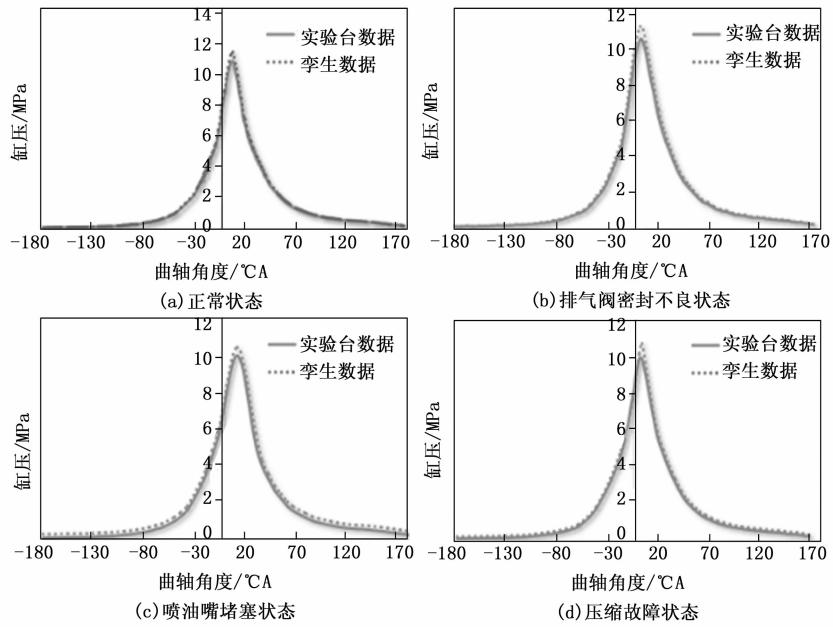


图 9 25% 负荷和 415 r/min 的工况下李生数据和物理空间数据缸压对比图

识别未知类别的样本。STA^[32] 是一种逐步分离的方法，首先利用源域的已知类别样本训练模型，同时通过特征空间的距离度量与域适应技术来迭代分离目标域中的未知样本，模型通过多次迭代，逐步强化已知类别的特征表示，其次使用特征空间对齐技术来减少源域和目标域已知类别之间的分布差异。OSBP^[33] 采用对抗性神经网络和二值交叉熵损失函数来学习目标样本的概率分布，并通过估算该概率来识别未知样本。

实验结果如表 6 所示，本文方法的所有类别的诊断准确率 (OS) 与已知类别的诊断率 (OS*) 均超越了其他 3 种方法，具体来说，在 12 个迁移任务中的已知类别的平均诊断率和所有类别诊断平均准确率分别为 92.99%、91.64%。由于 OSBP 模型使用设定阈值来判定未知故障特征，导致了未知故障被误分类。阈值超参

表 6 12 组迁移诊断任务对比 %

任务 编号	OpenMax ^[31]		STA ^[32]		OSBP ^[33]		本文方法	
	OS*	OS	OS*	OS	OS*	OS	OS*	OS
1	84.81	82.14	87.14	83.46	86.67	85.80	91.65	89.07
2	80.33	79.36	86.29	83.12	82.72	81.18	91.15	88.21
3	81.55	80.26	85.96	84.53	82.32	81.25	89.38	87.39
4	89.18	86.18	92.14	89.13	92.35	91.61	95.45	94.68
5	92.51	89.03	96.70	92.38	95.62	95.33	96.23	96.51
6	93.37	90.78	96.10	93.66	95.10	96.94	97.57	97.64
7	82.69	80.60	88.29	85.44	84.37	83.77	95.30	94.42
8	84.19	82.13	88.38	87.40	86.82	82.49	92.16	89.18
9	80.86	78.98	86.14	84.45	84.16	80.24	88.97	87.10
10	82.90	81.14	85.86	82.32	84.25	82.62	92.63	89.85
11	84.62	83.62	87.57	85.01	86.38	84.31	92.04	92.63
12	82.96	80.31	88.29	85.22	85.11	85.06	93.39	92.98
平均	85.00	82.88	89.07	86.34	87.16	85.88	92.99	91.64

数的设定削弱了模型的灵活性，使其无法有效处理不同故障类别之间的差异。STA 综合表现较好，已知类别的平均诊断率和所有类别诊断平均准确率分别为 89.07%、86.34%。STA 基于二元分类器衡量目标域与源域的相似性，而 OpenMax 通过距离分布得到概率分布，进而分配目标域权重，单一指标影响了已知类和未知类的划分。本文提出的方法通过自适应权重的选择性域自适应模块，动态调整对目标域样本的权重分配，不再依赖于固定的阈值设定。同时，结合 Mahalanobis 距离、基于置信度和样本熵的权重指标，提升了特征的匹配准确性，从而有效减少了李生故障模式缺失的未知故障对已知类对齐的干扰，显著增强了故障诊断的准确性和可靠性。

4.5.4 消融实验

首先，为了验证基于动态三元组对抗联合损失的数据增强模块的有效性。设计了以下 3 组消融实验，第一组是剔除了动态三元组损失，仅保留 WGAN 模块，记作 WGAN；第二组是将动态三元组损失替换为对比损失，记作 WGAN-Contrastive；第三组是基于 VAE 的数据增强方法，记作 VAE。所有类别诊断准确率 (OS) 能够综合体现模型对已知及未知类别的识别能力，因此将 OS 作为消融实验的评估指标。

实验结果如表 7 所示，3 组消融实验的所有类别的诊断平均准确率分别为 87.78%、90.07%、85.74%，与本文方法相比，3 组消融实验的诊断准确率分别降低了 3.9%、1.57%、5.9%。具体来说，动态三元组计算模块的引入能够更好地捕捉不同类别故障之间的细微差异，不仅增强了数据的代表性，还提升了模型在处理复杂任务时的适应性和泛化能力。相比之下，仅使用 WGAN 时，由于缺少动态三元组对抗机制的细粒度调节，模型虽然能够生成有效的增强数据，但在区分复杂故障类别方面存在一定的局限性。对比损失的引入使模型在处理样本对时能够有效拉近同类样本之间的距离，同时推远不同类别样本之间的距离，从而提高了模型对故障类别的识别能力，增强类内紧凑性，降低类间混淆。然而对比损失在优化过程中仅考虑样本对，未能充分利用锚样本与正负样本之间的相对位置关系。使用 VAE 作为数据增强模块时，虽然其生成的样本在多样性和分布上能捕捉到数据特征，但在精细化区分故障类别时表现不佳。因此，动态三元组模块的引入对于提升李生数据质量和模型的鲁棒性至关重要，通过引入基于动态三元组对抗联合损失的数据增强模块，有效地缩小

了孪生数据与物理空间数据之间的差距, 增强了模型对复杂工况的适应能力, 提高了故障诊断的准确率。验证了数据增强模块在提升故障诊断效果方面的重要性。

表 7 基于动态三元组对抗联合损失的数据增强模块消融实验

%

任务编号	WGAN	WGAN-Contrastive	VAE	本文方法
1	86.93	87.97	84.23	89.07
2	85.36	87.78	84.48	88.21
3	83.25	85.18	82.17	87.39
4	90.51	93.59	88.35	94.68
5	94.47	96.35	92.16	96.51
6	94.97	96.54	91.59	97.64
7	90.86	92.40	88.42	94.42
8	83.44	85.17	80.75	89.18
9	83.14	85.17	81.89	87.10
10	85.25	88.67	82.54	89.85
11	87.71	91.15	86.02	92.63
12	87.42	90.92	86.27	92.98

其次, 为了进一步验证基于自适应权重的选择性域自适应模块的有效性, 设计了如下 3 组消融实验, 第一组剔除选择性域自适应模块, 记为 DSDA, 验证选择性域自适应模块能够有效实现源域和目标域已知类别的对齐。第二组去掉自适应权重部分, 用固定阈值代替自适应阈值, 记为 DWAM, 根据前人研究^[34-35], 本文将固定阈值设置为 0.5, 以评估自适应阈值的有效性。第三组将样本熵权重分配模块剔除, 保留置信度和 Mahalanobis 距离权重分配模块, 记为 DSEW, 第四组将 Mahalanobis 距离权重分配模块剔除, 保留不确定性的距离权重分配模块, 记为 DMDW, 最后将置信度权重分配模块剔除, 保留信息熵和 Mahalanobis 距离的权重度量模块, 记为 DCLW。如表 8 所示, 首先, 剔除选择性域自适应模块后的所有类别识别平均准确率仅为 63.14, 反映了源域和目标域的特征分布差异, 验证了选择性域自适应模块在减小域间特征分布差异方面的有

表 8 基于自适应权重的选择性域自适应模块消融实验

任务编号	DSDA	DWAM	DSEW	DMDW	DCLW	本文方法
1	61.40	75.32	86.42	87.32	85.07	89.07
2	62.05	74.42	85.44	84.92	82.72	88.21
3	64.67	79.40	84.60	84.40	82.81	87.39
4	67.66	77.47	92.80	93.47	90.12	94.68
5	65.67	87.26	92.95	95.26	93.40	96.51
6	69.15	84.60	95.63	95.60	95.50	97.64
7	60.26	79.21	92.86	93.21	91.43	94.42
8	59.88	75.44	87.29	87.44	84.86	89.18
9	57.97	73.55	84.48	85.55	83.57	87.10
10	58.05	75.51	87.47	86.62	85.78	89.85
11	66.49	75.66	89.26	89.66	88.78	92.63
12	64.41	77.45	89.22	90.45	87.71	92.98

效性。其次, 在剔除自适应阈值条件下, 所有类别的诊断平均准确率为 77.94%, 明显低于自适应阈值时的表现。这表明, 本文自适应阈值在处理多样化故障数据时能够更好地调整模型的决策边界, 提升整体诊断的准确性。因此, 固定阈值限制了模型的灵活性, 未能充分应对不同故障类别间的差异, 从而影响了诊断效果。最后, 在分别剔除了样本熵、Mahalanobis 距离、置信度权重分配模块后, 所有类别的平均准确率分别为 89.04%、89.49%、87.64%, 分别比本文方法降低 2.60%、2.15%、4.00%。本文的多权重分配模块可以有效地为目标域样本分配权重, 以便更好地区分未知类和已知类。

4.6 数字孪生系统故障诊断测试

为了验证船用柴油发动机数字孪生系统故障诊断的可靠性, 基于数字孪生系统进行实际工况测试。实时对船用柴油发动机进行测试, 并记录数字孪生平台中故障的可视化结果。最后, 通过混淆矩阵展示测试结果。系统测试结果如图 10 所示, 各故障类别的平均识别准确率为 92%。测试结果表明, 本文提出的船用柴油发动机数字孪生系统在不同工况下能够有效地进行故障诊断, 在识别孪生故障类别和孪生故障模式缺失的未知故障方面, 具有较高的准确性, 验证了该系统的工程应用价值和故障诊断能力。

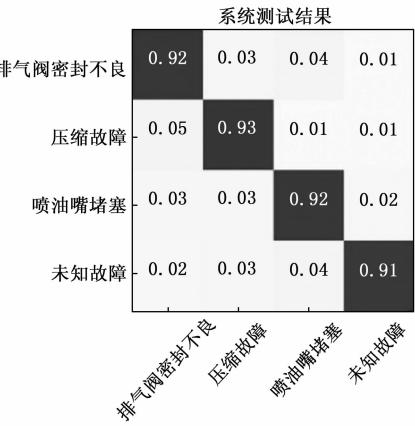


图 10 船用柴油发动机数字孪生系统故障诊断测试结果

5 结束语

本文以某船用柴油发动机公司 8N350 型号柴油发动机为研究对象, 基于数字孪生技术, 构建了船用柴油发动机的多工况故障诊断系统。本文主要完成了以下工作: 首先, 本文基于数字孪生模型, 获取了排气阀密封不良故障、压缩故障及喷油嘴堵塞故障的孪生数据。其次, 设计了基于动态三元组对抗联合损失的数据增强模块, 以减小孪生数据和物理空间数据的差异。另外, 本文构建了基于自适应权重的选择性域自适应模块, 解决了由于孪生故障类型有限而导致传统域自适应模型无法有效识别未知故障而导致的负迁移问题, 实现多工况下已知及未知故障的识别。最后, 基于船用柴油发动机模

型,结合柴油发动机工作原理、历史数据和深度学习算法,建立了船用柴油发动机数字孪生系统,实现了船用柴油发动机的故障诊断、状态实时可视化、故障展示及实时有限元等功能的落地应用。

未来将继续深化船用柴油发动机的理论研究与技术创新,推动船用柴油发动机的数字化和智能化建设。

参考文献:

- [1] HOU X, WANG Y, DAI L, et al. Study on the corrosion and wear behaviors of cylinder liner in marine diesel engine burning low sulfur fuel oil [J]. Engineering Failure Analysis, 2023, 147: 107151.
- [2] TAMURA M, SAITO H, MURATA Y, et al. Misfire detection on internal combustion engines using exhaust gas temperature with low sampling rate [J]. Applied Thermal Engineering, 2011, 31 (17/18): 4125–4131.
- [3] HU J, YU Y, YANG J, et al. Research on the generalisation method of diesel engine exhaust valve leakage fault diagnosis based on acoustic emission [J]. Measurement, 2023, 210: 112560.
- [4] HUANG R, LIAO Y, ZHANG S, et al. Deep decoupling convolutional neural network for intelligent compound fault diagnosis [J]. IEEE Access, 2018, 7: 1848–1858.
- [5] SUN C, MA M, ZHAO Z, et al. Sparse deep stacking network for fault diagnosis of motor [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14 (7): 3261–3270.
- [6] LIU B, GAN H, CHEN D, et al. Research on fault early warning of marine diesel engine based on CNN-BiGRU [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 11 (1): 56.
- [7] TAGAWA Y, MASKELIŪNAS R, DAMASEVICIUS R. Acoustic anomaly detection of mechanical failures in noisy real-life factory environments [J]. Electronics, 2021, 10 (19): 2329.
- [8] VERDOUW C, TEKINERDOGAN B, BEULENS A, et al. Digital twins in smart farming [J]. Agricultural Systems, 2021, 189: 103046.
- [9] BERGS T, GIERSLINGS S, AUERBACH T, et al. The concept of digital twin and digital shadow in manufacturing [J]. Procedia CIRP, 2021, 101: 81–84.
- [10] LIU S, LU Y, LI J, et al. A blockchain-based interactive approach between digital twin-based manufacturing systems [J]. Computers & Industrial Engineering, 2023, 175: 108827.
- [11] YANG X, RAN Y, ZHANG G, et al. A digital twin-driven hybrid approach for the prediction of performance degradation in transmission unit of CNC machine tool [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2022, 73: 102230.
- [12] ELAYAN H, ALOQAILY M, GUIZANI M. Digital twin for intelligent context-aware IoT healthcare systems [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8 (23): 16749–16757.
- [13] RAMU S P, BOOPALAN P, PHAM Q V, et al. Federated learning enabled digital twins for smart cities: Concepts, recent advances, and future directions [J]. Sustainable Cities and Society, 2022, 79: 103663.
- [14] QIN Y, LIU H, WANG Y, et al. Inverse physics-informed neural networks for digital twin-based bearing fault diagnosis under imbalanced samples [J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 292: 111641.
- [15] 梁宏涛, 孔翊超, 刘国柱, 等. 融合数字孪生的风电机组故障检测 ASL-CatBoost 方法 [J]. 系统仿真学报, 2024, 36 (4): 873–887.
- [16] PILTAN F, KIM J M. Crack size identification for bearings using an adaptive digital twin [J]. Sensors, 2021, 21 (15): 5009.
- [17] DEEBAK B D, AL-TURJMAN F. Digital-twin assisted: Fault diagnosis using deep transfer learning for machining tool condition [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2022, 37 (12): 10289–10316.
- [18] WANG J, ZHANG Z, LIU Z, et al. Digital twin aided adversarial transfer learning method for domain adaptation fault diagnosis [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 234: 109152.
- [19] WANG J, YE L, GAO R X, et al. Digital Twin for rotating machinery fault diagnosis in smart manufacturing [J]. International Journal of Production Research, 2019, 57 (12): 3920–3934.
- [20] FENG K, JI J C, ZHANG Y, et al. Digital twin-driven intelligent assessment of gear surface degradation [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 186: 109896.
- [21] WANG H, ZHENG J, XIANG J. Online bearing fault diagnosis using numerical simulation models and machine learning classifications [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 234: 109142.
- [22] XIA J, HUANG R, CHEN Z, et al. A novel digital twin-driven approach based on physical-virtual data fusion for gearbox fault diagnosis [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 240: 109542.
- [23] CHANG Y, CHEN J, ZHENG W, et al. Triplet adversarial Learning-driven graph architecture search network augmented with Probsparse-attention mechanism for fault diagnosis under few-shot & domain-shift [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 199: 110462.

(下转第 21 页)