学校代号 学 号

分 类 号 密 级

徽标

描述已自动生成

工程优化课程作业

# 基于图像的测试时自适应旋转机械故障诊断方法

|  |  |
| --- | --- |
| **姓名:** | **苏天宇** |
| **学号:** | **S230200178** |

# 基于图像的测试时自适应旋转机械故障诊断方法

苏天宇

(湖南大学机械与运载工程学院 长沙 410082)

**摘要：**旋转机械故障诊断对于保障安全生产，降低运行成本等有着重要意义。在大数据时代数据隐私问题愈发凸显，且有标签数据往往难以获取且成本较高。 本工作将聚焦测试时自适应方案，在不接触源域数据的前提下，使用目标域数据微调预训练好的部分网络结构，使模型在经小波变换处理之后的源域数据集上得到更好的泛化。

**关键词：**旋转机械故障诊断；图像方案；测试时自适应；基于图像的

**Image-based test time adaptation method for rotating machinery fault diagnosis**

SU Tianyu

(College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Chang Sha, 410082)

**Abstract：**Fault diagnosis of rotating machinery is of great significance to ensure safe production and reduce operating costs. In the era of big data, data privacy issues are becoming more and more prominent, and tagged data is often difficult to obtain and costly. In this work, we will focus on the adaptive scheme during testing, and use the target domain data to fine-tune the pre-trained part of the network structure without touching the source domain data, so that the model can be better generalized on the source domain dataset processed by wavelet transform.

**Key words:** Rotating mechanical fault diagnosis; vision solutions; Test-time adaptation

# Introduction

旋转机械是工业生产的重要支柱之一，其安全性与可靠性与生产效率和安全息息相关。由于长期运行的原因，旋转机械的关键部件不可避免的会发生退化或损伤，为了有效避免各类故障对工业生产造成影响，应用故障诊断方法实现对旋转机械故障的诊断逐渐称为现代工业中必不可少的技术。过去的几年中，包括滤波、去噪以及机器学习等各类先进方法不断提出[1]。

随着互联网、物联网以及工业大数据的不断发展，应用深度学习方法以数据驱动的方式实现智能诊断逐渐成为研究的重点，并取得了令人瞩目的成就。不同于传统故障诊断技术立足于各类信号分析方法，基于深度学习的各类故障诊断方案往往将诊断问题归纳为一个端到端的健康模式识别问题，具体来说，特征提取以及特征选择被集成在一个网络中[2]。

尽管深度学习网络体现出了较高的性能，但是其模型性能奏效立足于一个前提，即数据的同分布假设。由于工作状态以及检测环境的不确定性，训练模型所用数据构成的训练域以及使用深度学习模型进行测试的数据所构成的测试域的数据特征或者分布往往不可避免地存在差异。由于训练模型与使用模型的数据无法时时满足前述的先决条件，模型性能在测试域的性能往往会存在急剧下降。具体而言，训练好的模型无法直接部署用于处理跨域的故障诊断任务。尽管可以使用测试域的数据进一步微调模型，但由于需要目标数据标注，微调模型往往耗时且昂贵。

针对以上问题，近年来已经提出了基于无监督域自适应（UDAD）的诊断方案，这些方法目标在于减少域偏差，通过在公共的表示空间将源域数据和无标记目标域数据对齐，可以实现源域训练的模型在目标域上的推广。由于这类方案可以有效地提取域不变特征，基于深度无监督域自适应的诊断方案成为了一个重要的故障诊断研究方向。这类方法中常见的策略包括利用各种度量来测量和减少特征分布之中的差异，例如统计特征举例或使用对抗的思想来学习域间可转移知识，最终实现源域和目标域的对齐。

尽管UDAD可以较为成功地解决域偏移带来的模型性能衰减，但这类方案要求源域数据在训练过程中始终可用。然而，这样的前提不符合客观的真实场景，由于隐私保护以及知识产权问题，源域数据并不是总是可以访问的。具体来说，检测数据中包含大量的与设备信息和薄弱环节的敏感信息，这些信息对于提高企业的竞争力有重要意义，相比较而言，企业或组织更愿意提供预训练的模型而非数据。其次，采集数据的监测过程往往要进行高频采样，这无可避免地会要求更多的数据存储和加载成本，这会限制数据在平台上的传输和使用。围绕着以上问题，有学者进行了无源域的UDAD研究，其研究目标旨在不访问源域数据的前提下仅利用目标域的数据实现模型在目标域的适应[3]。

本项工作中，我们将尝试通过使用基于能量的方法实现无源域无监督机械故障诊断

我们的主要贡献如下：

**1.无源域无监督旋转机械域自适应故障诊断方案：**提出了一种基于能量的无源域无监督故障诊断方案，该方案可以在不接触源域的前提下仅利用预训练模型和目标域数据对源域模型进行微调，最终实现模型的跨域自适应。

**2.广泛实验：**在两大开源数据上进行了实验，验证了所提方案的有效性。与现有的无源域无监督故障诊断方案基线任务进行了对照。

# Related Works

## 能量模型

基于能量的模型时一种非归一化概率模型，相较于其他的概率模型，基于能量的模型无需规范化常数且无需显式网络生成样本，从而实现了隐式的生成过程[4]。基于能量的模型使参数化更为灵活，且允许在更广泛的概率分布建模。依赖其灵活性，基于能量的模型可以构造兼有区分能力和生成能力的混合模型。

## 测试时自适应方法

近年来随着深度学习技术的不断发展，应用深度学习模型进行故障诊断成为了研究的一大重点。基于深度学习的故障诊断方案往往需要先在大量有标签数据基础之上对模型进行充分训练，使之获取足够的捕捉数据中相关特征以及利用这些特征的能力。

但是深度学习模型奏效依赖于一个前提，即部署模型时的目标域数据与训练模型所用的源域数据需要满足独立同分布的条件。而真实情况中，由于源域数据和目标域数据会受到信息采集，环境因素等影响导致数据分布存在差异，即域偏移，模型在真实应用过程中往往会面临性能衰减。

测试时自适应方法（Test-Time Adaptation, TTA）是一种在深度学习模型部署阶段动态调整模型以适应未知目标域的数据[5]。这类方案往往通过引入一定机制去评估源域模型与目标域数据分布的一致性，进而通过相关指标对模型的部分结构进行微调，最终实现模型对目标域数据的适应。

## 基于能量的测试时自适应方法

利用能量模型可以有效地评估模型对目标域数据的适应程度，相关实验证明，模型对输入样本的预测越准确，则模型对该样本的输出logits经由能量函数映射得到的能量值就越小。

将能量函数嵌入到旋转机械故障诊断框架之中，可以并以减小模型对输入样本logits的能量映射，从而实现对模型部分结构的微调即可以实现基于能量的测试时自适应。

在图像腐蚀领域，能量相关方案取得了令人印象深刻的效果[6]。

## 无监督域自适应故障诊断

无监督域自适应故障诊断是故障诊断领域的研究热点，其研究目的在于解决域偏差造成模型性能下降以及无标签等问题。常见的无监督域自适应故障诊断方案主要依赖于两种主流思想：度量学习和对抗学习。

度量学习立足于使用一个具有明确物理意义的统计矩来对域间差异进行量化，并以缩小该量化差异作为模型的优化方向最终实现源域和目标域的对齐。常用的量化方式包括最大平均差异、Wasserstein距离等。在[7]中，报告了用于机器故障识别的残余域自适应网络，其中部署了联合MMD以测量和最小化域偏差。Chen等人。[8]提出了一种UDAD方法，该方法采用互信息最大化（IM）来提高知识的可转移性，并采用MMD来减少域差异。Li等[9]引入中心矩度量，最大限度地减小了不同工况下数据分布的差异，实现了故障的准确诊断。

不同于度量学习方案，基于对抗学习的无监督域自适应故障诊断方案构造通过使用特征提取器和域判别器或者使用特征提取器和两个判别器构造极大极小博弈，最终实现隐式的特征对齐。Zhao等人。[10]利用注意力策略和两个分类器机制开发了一个深度多尺度对抗领域诊断网络。Jiao等人[11]开发了一个周期一致的对抗适应网络，以保证源域和目标域之间具有足够的特征相似性。Deng等人[12]将类别信息集成到特征空间中，开发了一种多目标域自适应诊断方法;此外，还引入了相关正则化来减少负迁移。

随着无监督域自适应故障诊断的研究的不断深入，也有学者将以上两种思想结合起来以实现更出色的诊断性能[13]。

## 无源域无监督域自适应故障诊断

无源域无监督域自适应故障诊断充分考虑了真实环境中源域数据无法获取背景下，现有无监督域自适应故障诊断方案的弊端。

将测试时自适应的相关技术应用于旋转机械故障诊断过程之中，可以实现模型在不接触源域数据的前提下利用目标域数据对模型进行微调，从而使模型逐步适应目标域数据。这类方法的实现有助于提高模型的泛化性，进一步降低企业组织成本，提高故障诊断过程的经济性。Jiao等人首先尝试利用伪标签实现无源域无监督域自适应，并在相关数据集上验证了这类方案的有效性[14]。

# Proposed Method

在本节中，首先描述了无监督域自适应诊断的问题设置，而后具体介绍了所提出的方法。

## 问题设置

指定有的有标签样本的源域为，其中，，目标域为，其中包含有个无标签样本，其中，和为数据空间和标签空间。源域数据和目标域数据各自的边缘分布为，，两个域的数据分布存在差异。在源域数据集上训练的分类器，其参数为，表示为，训练好的分类器学习到的数据分布表示为，此后被称为模型分布。

无源域无监督域自适应故障诊断问题目的在于学习一个可以转移的模型，在存在域偏移的前提下使模型在目标域之中仍能获取准确的诊断结果，但是不同于无监督域自适应故障诊断方法可以时刻访问源域数据，在本任务之中，模型任务不变，即学习一个目标函数实现，但是前提条件为，只有源域模型可以提供，源域数据无法访问。

更直观的来说，无源域无监督故障诊断可以视作一个两阶段的框架：第一阶段中，要利用适当的网络使用有标记的源域数据进行学习。第二阶段，要在不访问源域数据的前提下仅利用阶段一中训练好的模型以及无标签的目标数据实现模型对目标域的适应。

## 整体架构

本工作的整体架构如图1所示。考虑到无源域无监督自适应任务应当在不同的模型上具有普遍的有效性。因此我们选用了ResNet50作为基础的故障诊断模型，并分别在源域数据上进行训练学习。在训练细节上，我们首先使用小波变换对旋转机械故障诊断中常见的振动信号进行处理。通过该方案可以在保留时序特征的同时有效挖掘信号的频率信息，从而便利模型的特征提取。为了防止模型过拟合，保证模型泛化性并为方便模型在目标域上的适应，通过设置阈值限制模型在源域上的训练精度。在第二阶段，即模型的适应阶段，模型以-log-sum-exp()的方式将模型对单个输入样本处理之后输出的logits映射到一个标量空间，该空间可以有效地权衡模型学习到的数据分布与目标域样本部分的一致性。实验验证，模型对输入样本的分类越可靠，其能量值越低。以能量降低为模型的优化目标，我们对模型的特定网络结构进行微调，为了保证模型训练能够正常收敛，使用Langevin Dynamics迭代生成样本，构造最大最小博弈，实现最小化传入的测试样本的能量，放大经过SGLD从分类器分布获得的虚构样本的能量。

图示

中度可信度描述已自动生成

图1 基于能量的无源域无监督旋转机械故障诊断流程

# Experiments

## 数据集

实验选用凯斯西储大学（CWRU）轴承数据集以及西安交通大学（XJTU）齿轮箱数据集进行实验。

对于CWRU数据集，根据实验平台的负载不同，构造出不同的四个域用于模拟真实情况下负载不同引入域偏移的情况。构造的每个域之中包含十类故障模式：三种程度的滚动体故障，三类情况的内圈故障，三类情况的外圈故障以及正常情况。具体域划分以及故障类型如表1所示。

表1 CWRU数据集域构造

|  |  |
| --- | --- |
| Domain | Contents |
| 1730\_12K\_load3\_final | B007\_3;  B014\_3;  B021\_3;  IR007\_3;  IR014\_3;  IR021\_3;  normal\_3;  OR007@6\_3;  OR014@6\_3;  OR021@6\_3 |
| 1750\_12K\_load2\_final |
| 1772\_12K\_load1\_final |
| 1797\_12K\_load0\_final |

PADE数据集提供了四种不同的工况，包括负载扭矩变动、转速变化、径向负载变化，四类工况具体细节如表2所示。

表2 PADE数据集包含的四类工况

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **No.** | **Rotational speed**  [rpm] | **load Torque**  [Nm] | **Radial force**  [N] | **Name of Setting** |
| 0 | 1500 | 0.7 | 1000 | N15\_M07\_F10 |
| 1 | 900 | 0.7 | 1000 | N09\_M07\_F10 |
| 2 | 1500 | 0.1 | 1000 | N15\_M01\_F10 |
| 3 | 1500 | 0.7 | 400 | N15\_M07\_F04 |

结合数据集中的四类工况，我们选用正常、内圈点蚀（轻度、中度、重度）、外圈点蚀、外圈塑性变形、内外圈点蚀（轻度、中度、重度）共九种故障模式作为故障诊断目标，具体细节如表格3所示

表3 XJTU数据集域构造

|  |  |
| --- | --- |
| Domain | Contents |
| Domain1 | 正常 K001  初始内圈点蚀 KI04  中度内圈点蚀 KI18  重度内圈点蚀 KI16  外圈点蚀 KA04  外圈塑性变形 KA30  内外圈初始点蚀 KB27  内外圈中度点蚀 KB23  内外圈重度点蚀 KB24 |
| Domain2 |
| Domain3 |
| Domain4 |

## 模型设置

我们选用ResNet50作为基础的故障诊断模型。两类模型将使用不同的方法在两个数据集构造的不同域之上进行应用，进而实现对自适应方法的比较和评估。

## 基线模型

所提方案将与有监督域自适应相关方案进行对比，以验证提出的基于能量的测试时自适应旋转机械故障诊断方案的有效性。

**源域模型直接部署：**源域模型直接部署即将源域训练的模型直接部署在目标域之中，模型没有自适应过程。该方案可以有效的呈现出域偏移带来的模型性能衰减。

## 部署细节

使用小批量随机梯度下降算法对所有的诊断模型进行训练，动量为0.9，权重衰减为0，批量大小被设置为32。

源域数据与目标域数据均按照7：3划分训练集和测试集。每个源域中的训练集都将被用于训练以提供预训练模型，而作为目标域的训练集将用于进行域自适应，而目标域中的测试集将用于评估模型域自适应效果。

实验所有方法都在Pytorch平台上使用NVIDIA 4090 GPU执行实现。

## 实验分析

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 表4 PADE实验结果 | | | | | | | | | | | | |
| 方法 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| source | 0.3563 | 0.3435 | 0.4088 | 0.2640 | 0.5851 | 0.8548 | 0.4265 | 0.6114 | 0.5911 | 0.2965 | 0.8797 | 0.5181 |
| energy | **0.5513** | **0.5254** | **0.6593** | **0.3879** | **0.6943** | **0.8014** | **0.4720** | **0.7316** | **0.7400** | **0.5015** | **0.8914** | **0.7515** |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 表5 CWRU实验结果 | | | | | | | | | | | | |
| 方法 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| source | 0.964 | 0.912 | 0.831 | 0.914 | 0.961 | 0.908 | 0.899 | 0.935 | 0.964 | 0.829 | 0.872 | 0.954 |
| energy | **0.970** | **0.919** | **0.874** | **0.940** | **0.965** | **0.939** | **0.900** | **0.963** | **0.975** | **0.868** | **0.937** | **0.979** |

通过实验对照可以验证，在解决由于工况变动导致的域偏移问题上，所提出方法在不接触源域数据的前提下可以有效实现模型对目标域无标签数据的自适应，且故障诊断精度提高明显，有效验证了所提出方案的可行性。

# Conclusions

本工作针对无源域无监督旋转机械故障诊断展开，通过使用能量函数的方式评估模型对目标域数据的适配程度，并以减小目标域数据的能量作为优化目标。我们使用ResNet50作为基线模型在PADE以及CWRU两个数据集上进行了实验，验证了所提方法的有效性。

由于时间紧张，本项目暂未对已有的域自适应故障诊断方案进行对比，这有赖后期工作的进一步推进。

# Reference

1. Z. Gao, C. Cecati, and S. X. Ding, “A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—Part I: Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches,” IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 62, no. 6,pp. 3757–3767, Jun. 2015.
2. J. Jiao, M. Zhao, J. Lin, and K. Liang, “A comprehensive review on convolutional neural network in machine fault diagnosis,” Neurocomputing, vol. 417, pp. 36–63, 2020.
3. J. Jiao, H. Li, T. Zhang and J. Lin, "Source-Free Adaptation Diagnosis for Rotating Machinery," in *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 19, no. 9, pp. 9586-9595, Sept. 2023, doi: 10.1109/TII.2022.3231414.
4. Yann LeCun, Sumit Chopra, Raia Hadsell, M Ranzato, and Fujie Huang. A tutorial on energy-based learning. Predicting structured data, 1(0), 2006. 2, 3
5. Jian Liang, Ran He, and Tieniu Tan. A comprehensive survey on test-time adaptation under distribution shifts. arXiv preprint arXiv:2303.15361, 2023. 1, 2
6. Yuan, Y., Xu, B., Hou, L., Sun, F., Shen, H., & Cheng, X. (2023). TEA: Test-time Energy Adaptation. *ArXiv, abs/2311.14402*.
7. J. Jiao, M. Zhao, J. Lin, and K. Liang, “Residual joint adaptation adversarial network for intelligent transfer fault diagnosis,” Mech. Syst. Signal Process., vol. 145, 2020, Art. no. 106962.
8. J. Chen, J. Wang, J. Zhu, T. H. Lee, and C. W. de Silva, “Unsupervised cross-domain fault diagnosis using feature representation alignment networks for rotating machinery,” IEEE/ASME Trans. Mechatronics, vol. 26, no. 5, pp. 2770–2781, Oct. 2021.
9. X. Li, Y. Hu, J. Zheng, M. Li, and W. Ma, “Central moment discrepancy based domain adaptation for intelligent bearing fault diagnosis,” Neurocomputing, vol. 429, pp. 12–24, 2021.
10. B. Zhao, X. Zhang, Z. Zhan, and Q. Wu, “Deep multi-scale adversarial network with attention: A novel domain adaptation method for intelligent fault diagnosis,” J. Manuf. Syst., vol. 59, pp. 565–576, 2021.
11. J. Jiao, J. Lin, M. Zhao, K. Liang, and C. Ding, “Cycle-consistent adversarial adaptation network and its application to machine fault diagnosis,” Neural Netw., vol. 145, pp. 331–341, 2022.
12. M. Deng, A. Deng, Y. Shi, and M. Xu, “Correlation regularized conditional adversarial adaptation for multi-target-domain fault diagnosis,”IEEE Trans. Ind. Inform., vol. 18, no. 12, pp. 8692–8702, Dec. 2022.
13. Y. Li, Y. Song, L. Jia, S. Gao, Q. Li, and M. Qiu, “Intelligent fault diagnosis by fusing domain adversarial training and maximum mean discrepancy via ensemble learning,” IEEE Trans. Ind. Inform., vol. 17, no. 4, pp. 2833–2841, Apr. 2021.
14. J. Jiao, H. Li, T. Zhang and J. Lin, "Source-Free Adaptation Diagnosis for Rotating Machinery," in IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 19, no. 9, pp. 9586-9595, Sept. 2023, doi: 10.1109/TII.2022.3231414.