旋转机械故障诊断的域泛化：综述

https://github.com/xiaoyiming1999/DG-for-RMFD

问题：分布偏移，即训练和测试数据遵循相似但不同的分布，是在现实环境中部署深度模型时面临的重大挑战[1,2]。在旋转机械故障诊断的背景下，当在不同的作条件下或在不同但相关的机器上收集训练和测试数据时，通常会发生分布偏移[3‒5]。

最开始最简单解决方法是迁移学习（TL），要手动微调。 催生两个无监督版本的TL：域适应（DA）和域泛化（DG）。 DG更适合机器在线健康诊断。

DG 故障诊断研究分成了 6 种任务：multi-source DG、single-source DG、semi-supervised DG、open DG、imbalance DG、federated DG

多源DG技术路线：

**问题定义：什么是 Multi-source DG？**

**已知**：K ≥ 2 个**有标签**的源域D⁽¹⁾, D⁽²⁾, …, D⁽ᴷ⁾，每个域对应一种工况/设备/实验室

**未知**：一个**无标签**且不可访问训练期的目标域 Dᵀ

**目标**：仅用 K 个源域训练一个模型 H(·)=G∘F，使得在 Dᵀ 上的分类误差最小

**关键假设**：所有域共享同一标签空间 C；但 p(X) 随域变化，p(Y|X) 不变（故障机理不变）。

论文把 60+ 篇多源 DG 工作进一步细分为 5 条技术路线，并给出公式与代表文献。整理如下：

1. **Data Augmentation（数据增强）（最省 GPU，）**
2. **Domain Alignment（域对齐）（最经典，代码最成熟）**
3. **Feature Disentanglement（特征解开）（高端路线，效果看场景）**
4. **Meta-learning（元学习）（GPU 最贵，但跨域最稳）**
5. **Model Interpretability（可解释性）**

**ABC是主要领域，DE新兴领域**

**A． *1) Learning generative models （学习生成模型）***

***通过使用生成模型生成潜在域来扩展训练样本，常用***[***生成对抗网络***](https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/generative-adversarial-networks)***（GAN）及其变体***

***2) Manipulating samples（作样本）***

***相对简单，常用Mixup，随机混合来自多个不同域的样本-标签对，同时以相同的比例混合它们的域标签，这进一步增强了生成样本的多样性***

***3) Constructing physical simulation models（构建物理仿真模型）***

***通常通过***[***有限元***](https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/finite-element-method)***分析或数值仿真来构建，即使没有源域样本，也能生成大量样本？？？//仿真模型必须反映机械系统的真实工况，这需要研究人员具备足够的先验物理知识//仿真模型难以模拟真实工况下的背景噪声，这可能会使生成的数据过于纯净，无法为模型训练提供有力支持***

***B． 1) Minimizing statistical distance（最小化统计距离）***

***最小化统计距离明确定义了一个距离来衡量任意两个域的表示分布之间的差异，模型训练的目标是在最小化这种差异的同时最小化分类损失//***

***2) Domain-adversarial training（领域对抗训练）***

***特征提取器和域鉴别器玩一个最小-最大双人游戏，前者使所有源域的表示尽可能与域无关，而后者则试图确定这些表示源自哪个域？？？***

***3) Sample clustering（样本聚类）***

***将来自两个不同域的同一类的两个样本视为正对，将不同类别的两个样本视为负对。相比之下，******[[56]](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474034624007146" \l "b0280)、[******[62]](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474034624007146" \l "b0310)和******[[72]](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474034624007146" \l "b0360)仅根据样本的类别找到锚样本、正样本和负样本来构造三元组，而不管它们来自哪个域。？？？***

***4) Gradient alignment（梯度对齐）***

***通过对模型在每个源域上的最佳优化方向进行归一化来捕获域不变特征，以找到合适的公共方向。？？？***

***C． 1) Ensemble learning（集成学习）***

***2) Casual learning（因果学习）***

**E．现有的可解释故障诊断研究可分为事前解释和事后解释，前者开发嵌入深度模型中的可解释模块，赋予诊断结果物理意义，后者以结果为基础，推断模型在决策中的逻辑。由于事前解释方法假设模型嵌入物理知识后可以增强模型的泛化性，因此它非常适合多源 DG 故障诊断。同时，利用事后解释方法帮助人类理解DG诊断模型，建立人类与模型之间的**[**依赖关系**](https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/dependency-relationship)**也很重要。**