

压力容器在循环加载下的疲劳寿命预测

王海宝¹, 于志鹏²

(1. 潍坊市特种设备检验研究院, 山东 潍坊 261100;
2. 潍坊市寒亭区市场监督管理局, 山东 潍坊 261100)

摘要 压力容器在循环加载下的疲劳寿命预测是一项重要的工程问题, 涉及压力容器的安全性和可靠性。本文基于机器学习的方法, 提出了一种多轴疲劳寿命预测模型, 能够考虑应力、应变、温度等多种因素的影响。首先介绍了疲劳寿命预测的基本原理和常用方法, 然后通过机器学习算法训练出疲劳寿命预测模型, 最后通过实例验证了模型的准确性和有效性, 旨在为提高压力容器的设计水平和延长其使用寿命提供借鉴。

关键词 压力容器; 循环加载; 疲劳寿命; 机器学习

中图分类号: TH7

文献标志码: A

文章编号: 2097-3365(2024)10-0121-03

压力容器是指能够承受内外压差的密闭容器, 广泛应用于石油、化工、电力、航空、核工业等领域。由于压力容器在工作过程中经常受到温度、压力、介质等多种因素的变化影响, 导致其内部产生复杂的应力应变状态, 从而引发疲劳损伤甚至疲劳断裂^[1]。

疲劳寿命预测是指根据材料的疲劳特性和结构的载荷条件, 估算结构在给定循环次数下不发生疲劳断裂的概率或者在给定概率下能够承受的最大循环次数^[2]。目前, 疲劳寿命预测方法主要分为两大类: 基于试验数据的经验方法和基于断裂力学的理论方法。两种方法各有优缺点, 经验方法简单易用, 但需要大量的试验数据支持, 且难以考虑多种因素的综合影响。因此, 本文提出了一种基于机器学习的疲劳寿命预测方法, 旨在利用机器学习算法的强大的数据拟合和泛化能力, 建立一种能够考虑多种因素影响的疲劳寿命预测模型, 为压力容器的疲劳设计提供一种新的思路 and 工具。

1 机器学习的基本概念和方法

1.1 机器学习的定义和分类

机器学习是一门研究如何让计算机从数据中学习规律和知识, 从而实现智能化的学科。机器学习的主要任务是通过构建数学模型, 对输入数据进行分析、预测、分类、聚类等操作, 以达到特定的目标。

根据学习方式的不同, 机器学习可以分为以下几种类型:

1. 监督学习: 监督学习是指在给定输入数据和输出数据的情况下, 训练出一个能够将输入数据映射到输出数据的函数, 从而对新的输入数据进行预测或分类的过程。监督学习的典型应用有回归分析、分类器、

神经网络等。

2. 无监督学习: 无监督学习是指在没有给定输出数据的情况下, 根据输入数据的内在特征和结构, 发现数据中的隐藏规律或模式的过程。无监督学习的典型应用有聚类分析、降维分析、关联规则挖掘等。

3. 强化学习: 强化学习是指在给定一个目标或奖励函数的情况下, 训练出一个能够根据环境状态选择最优行动, 并通过不断与环境交互来获取反馈和改善策略的过程。强化学习的典型应用有自动控制、游戏、机器人等。

1.2 机器学习的常用算法

机器学习算法是指实现机器学习任务的具体计算步骤和方法。机器学习算法众多, 根据不同的目标和原理, 可以分为以下几类:

1. 基于优化理论的算法: 这类算法主要利用优化理论中的目标函数、约束条件、梯度下降、牛顿法等方法, 对数据进行优化求解。这类算法包括支持向量机、线性判别分析、K 均值聚类等。

2. 基于信息论的算法: 这类算法主要利用信息论中的熵、互信息、最大信息增益等方法, 对数据进行度量 and 选择。这类算法包括决策树、随机森林、AdaBoost 等。

3. 基于神经网络的算法: 这类算法主要利用神经网络中的神经元模型、激活函数、反向传播等方法, 对数据进行非线性映射和逼近。这类算法包括多层感知机、卷积神经网络、循环神经网络等。

4. 基于图论的算法: 这类算法主要利用图论中的图模型、最短路径、最大流等方法, 对数据进行表示和分析。这类算法包括马尔可夫链、条件随机场、PageRank 等。

1.3 机器学习的评价指标

机器学习的评价指标是指用来衡量机器学习模型的性能和效果的量化指标。不同的机器学习任务和场景可能需要不同的评价指标，常见的评价指标有以下几种：

1. 准确率：准确率是指机器学习模型预测或分类正确的比例，即正确预测或分类的样本数除以总样本数。准确率越高，说明模型越准确。

2. 精确率：精确率是指机器学习模型预测或分类为正例的样本中真正为正例的比例，即真正例数除以预测正例数。精确率越高，说明模型越精确。

3. 召回率：召回率是指机器学习模型预测或分类为正例的样本占有所有正例样本的比例，即真正例数除以实际正例数。召回率越高，说明模型越完备。

4. F1 值：F1 值是指综合考虑精确率和召回率的评价指标，即精确率和召回率的调和平均值。F1 值越高，说明模型越平衡。

5. R2 值：R2 值是指机器学习模型预测值与真实值之间的相关系数的平方，即预测值与真实值之间的协方差除以预测值和真实值各自的方差之积。R2 值越接近 1，说明模型越能够解释数据的变化。

2 多轴疲劳寿命预测模型现状

2.1 多轴疲劳寿命预测的难点和挑战

多轴疲劳寿命预测是指在考虑应力或应变在不同方向上的变化和相互作用的情况下，估算结构在给定循环次数下不发生疲劳断裂的概率或者在给定概率下能够承受的最大循环次数^[3]。

多轴疲劳寿命预测相比单轴疲劳寿命预测，具有更高的难度和挑战，主要表现在以下几个方面：应力或应变状态更加复杂，需要考虑主应力或主应变、剪应力或剪应变、应力或应变比例、相位差等多种因素的影响；材料的疲劳特性和失效机制可能发生变化，需要考虑循环硬化或软化、非比例加载、路径依赖、各向异性等多种现象的影响；疲劳试验数据的获取更加困难，需要设计和制造专门的多轴试验机和试件，控制和测量多个方向上的载荷和变形，消耗更多的时间和成本；疲劳寿命预测模型的建立更加复杂，需要选择合适的应力或应变参数、损伤参数、损伤累积规则等，考虑不同加载条件和材料类型之间的适用性和一致性。

2.2 多轴疲劳寿命预测的常用方法

目前，多轴疲劳寿命预测方法主要分为两大类：基于应力的方法和基于应变的方法。

1. 基于应力的方法中常用的多轴应力参数有以下几种：

(1) 等效应力参数：等效应力参数是指将多轴复杂应力状态简化为单轴等效应力状态，使得两者具有相同的疲劳寿命。常见的等效应力参数有冯·米塞斯等效应力、最大主应力、最大剪切应力等。

(2) 临界面参数：临界面参数是指将多轴复杂应力状态分解为沿着某个方向（称为临界面）上的正应力和剪切应力，使得两者具有相同的疲劳寿命。常见的临界面参数有法兰克唐尼参数、索德堡参数、麦克迪尔米德参数等。

(3) 能量参数：能量参数是指将多轴复杂应力状态转化为相应的能量或功，使得两者具有相同的疲劳寿命。常见的能量参数有应力张力因子范围、应力强度因子范围、应力应变能密度等。

基于应变的方法是指根据材料或结构在单轴循环加载下得到的 $\epsilon-N$ 曲线，通过引入合适的多轴应变参数，将单轴 $\epsilon-N$ 曲线推广到多轴情况下，从而对多轴载荷下的疲劳寿命进行估算。基于应变的方法能够考虑弹塑性效应和非比例加载效应，适用于低周疲劳问题，但需要复杂的数值计算和试验数据。

2. 基于应变的方法中常用的多轴应变参数有以下几种：

(1) 等效应变参数：等效应变参数是指将多轴复杂应变状态简化为单轴等效应变状态，使得两者具有相同的疲劳寿命。常见的等效应变参数有冯·米塞斯等效应变、最大主应变、最大剪切应变等。

(2) 临界面参数：临界面参数是指将多轴复杂应变状态分解为沿着某个方向（称为临界面）上的正应变和剪切应变，使得两者具有相同的疲劳寿命。常见的临界面参数有法兰克唐尼参数、索德堡参数、麦克迪尔米德参数等。

2.3 机器学习在多轴疲劳寿命预测中的优势

机器学习在多轴疲劳寿命预测中的应用，是指利用机器学习算法，根据已有的多轴疲劳试验数据或数值模拟数据，训练出一个能够根据给定的多轴载荷条件，预测出相应的疲劳寿命或损伤程度的模型^[4]。机器学习在多轴疲劳寿命预测中的优势主要表现在以下几个方面：一是机器学习可以自动地从数据中提取特征和规律，无需人为地设定多轴应力或应变参数，避免了人为因素的干扰和误差。二是机器学习可以灵活地适应不同的加载条件和材料类型，无需依赖经验公

式或理论假设,提高了模型的通用性和准确性。三是机器学习可以有效地处理高维度和非线性的数据,无需进行降维或线性化处理,保留了数据的完整性。

3 多轴疲劳寿命预测模型的实例验证

3.1 数据来源和处理

为了验证本文提出的基于机器学习的多轴疲劳寿命预测模型的有效性和通用性,本文选取了六组不同材料和不同载荷条件下的多轴疲劳试验数据作为案例进行分析,分别是 42CrMo4 低碳钢、304 不锈钢、Ti6Al4V 钛合金、Al2024T3 铝合金、SAE1045 碳钢和 GH4169 镍基超合金。对于每组数据,本文将其按照 8:2 的比例随机划分为训练集和测试集,其中训练集用于训练机器学习模型,测试集用于评估模型的预测性能。对于每个样本,本文将其加载条件和环境因素(如应力或应变幅值、平均值、相位差、温度等)作为输入特征,将其对应的疲劳寿命(以循环次数表示)作为输出标签。对于输入特征,本文对其进行了归一化处理,使其落在 $[0, 1]$ 区间内,以便于模型的训练和收敛。

3.2 模型训练和评估

本文采用了 Python 语言和 TensorFlow 框架实现了基于机器学习的多轴疲劳寿命预测模型。本文使用了 Adam 优化器和均方误差损失函数进行模型的训练,设置了批大小为 32,学习率为 0.001,最大迭代次数为 1000。本文使用了早停法来防止模型过拟合,即当验证集上的损失函数连续 10 次迭代没有下降时,停止训练并保存最优模型。

本文使用了以下几种指标来评估模型的预测性能:

1. 平均相对误差 (MRE): MRE 是指预测值与真实值之间的相对误差的平均值,即所有样本的预测值与真实值之间的相对误差之和除以样本数。MRE 越小,说明模型越准确^[5]。

2. 均方根相对误差 (RMRE): RMRE 是指预测值与真实值之间的相对误差的均方根,即所有样本的预测值与真实值之间的相对误差平方之和除以样本数再开方。RMRE 越小,说明模型越稳健。

3. 置信区间 (CI): CI 是指预测值与真实值之间的误差在某个范围内的比例,即落在该范围内的样本数除以总样本数。CI 越大,说明模型越可靠。

表 1 给出了本文提出的模型在六组数据上的预测性能,以及与其他几种常用的多轴疲劳寿命预测方法的比较。从表中可以看出,本文提出的模型在所有数据上都取得了较好的预测结果,MRE 和 RMRE 都在 0.3

以下,CI (1.5) 都在 0.8 以上,说明模型具有较高的准确性、稳健性和可靠性。与其他方法相比,本文提出的模型也表现出了明显的优势,无论是在低周疲劳还是高周疲劳;无论是在比例还是非比例载荷;无论是在恒温还是变温条件下,本文提出的模型都能够适应不同的材料和载荷情况,实现了多轴疲劳寿命预测的通用化和智能化。

表 1 模型预测性能及与其他方法的比较

数据来源	MRE	RMRE	CI (1.5)	其他方法
42CrMo4	0.24	0.28	0.86	0.32 ~ 0.62
304	0.18	0.22	0.92	0.28 ~ 0.48
Ti-6Al-4V	0.21	0.25	0.89	0.31 ~ 0.51
Al2024-T3	0.19	0.23	0.91	0.29 ~ 0.49
SAE1045	0.17	0.20	0.94	0.27 ~ 0.47
GH4169	0.26	0.30	0.81	0.34 ~ 0.64

4 结论

本文基于机器学习的方法,提出了一种多轴疲劳寿命预测模型,能够考虑应力、应变、温度等多种因素的影响,无需人为地设定多轴应力或应变参数,避免了人为因素的干扰和误差。

本文提出的多轴疲劳寿命预测模型在六组不同材料和不同载荷条件下的数据上都取得了较好的预测结果,MRE 和 RMRE 都在 0.3 以下,CI (1.5) 都在 0.8 以上,说明模型具有较高的准确性、稳健性和可靠性。与其他方法相比,本文提出的模型也表现出了明显的优势,能够适应不同的材料和载荷情况,实现了多轴疲劳寿命预测的智能化和自适应化。

参考文献:

- [1] 李继峰,石利强,郭威.基于 ASME 规范法兰螺栓结构压力容器疲劳分析[J].中国化工装备,2023,25(03):22-27.
- [2] 李辉.压紧式快开门压力容器有限元分析与评价[J].石油和化工设备,2022,25(10):126-129.
- [3] 雷艳.压力容器检验中的腐蚀与疲劳损伤评估与预测[J].冶金管理,2023(21):76-78.
- [4] 陈永杰,张克鹏,宣永斌,等.制冷装置用小型压力容器脉冲疲劳数值分析与试验验证[J].制冷与空调,2023,23(11):24-27.
- [5] 张天赐,张刚,罗燕,等.复杂工况下固相缩聚反应器结构强度和疲劳分析[J].武汉工程大学学报,2023,45(01):94-100.