

DOI:10.19344/j. cnki. issn1671-5276.2024.04.028

基于人工神经网络的离心泵空化故障诊断

刘朝玺¹, 叶志锋¹, 王彬¹, 严社斌²

(1. 南京航空航天大学, 江苏 南京 210016;

2. 贵州红林航空动力控制科技有限公司, 贵州 贵阳 550009)

摘要:为了研究离心泵空化故障诊断问题,探究人工神经网络在该问题上的预测效果,通过数值仿真的方法对离心泵流场进行模拟,采集不同状态下流场内各点压力值及工作点作为输入特征,以旋转区域气体体积分数为标签特征,对离心泵空化状态进行神经网络建模。使用 LSTM 和一维卷积网络处理时序数据,并在特征提取阶段添加正则化损失函数以保证网络稀疏性。最终模型在测试集上的分类任务准确率达到 95% 以上,能够有效地对离心泵空化程度进行诊断。

关键词:离心泵;空化;人工神经网络;自编码器

中图分类号:TP277.3 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2024)04-0151-03

Centrifugal Pump Cavitation Fault Diagnosis Based on Artificial Neural Network

LIU Chaoxi¹, YE Zhifeng¹, WANG Bin¹, YAN Shebin²

(1. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 2100016, China;

2. AECC Guizhou Honglin Aero-engine Control Technology Co., Ltd., Guiyang 550009, China)

Abstract:In order to study the cavitation fault diagnosis of centrifugal pump and explore the prediction effect of artificial neural network concerning the fault diagnosis, the flow field of centrifugal pump was simulated by numerical simulation, the pressure values and working points of various points in the downstream field in different states were collected as the input characteristics and the volume fraction of the gas in the rotating region was taken as the label characteristic to conduct the neural network modeling for the cavitation state of the centrifugal pump. The LSTM and one-dimensional convolutional network were used to process the time series data, and the regularization loss function was added in feature extraction stage to ensure network sparsity. The accuracy rate of classification task of the trained model on the test set exceeded 95%, which can effectively diagnose the cavitation degree of centrifugal pump.

Keywords:centrifugal pump; cavitation; artificial neural network; autoencoder

0 引言

在航空航天领域中,离心泵由于其结构简单、质量较轻以及能承受较高转速等优点,在燃油、液压系统中获得广泛应用。而在其日常运行中,空化故障是其最常发生的故障之一。在离心泵内部流场中,当局部的压力低于液体的汽化压力时,液体会气化而形成气泡,并在流到高压区后发生破裂,对周围产生冲击,这种现象就称为空化。泵空化时由于内部的气泡会占据流道,干扰正常的流动,影响液泵的加压性能,并且气泡不断地产生与破灭会对壁面持续产生冲击,使得叶片发生损伤或腐蚀^[1]。由于空化现象机理复杂,涉及到湍流、两相流等多个方面,且对离心泵的正常工作具有很大的影响,因此其故障诊断方法一直受到广大学者的重视。

目前工业领域故障诊断主要有 3 种方法,基于失效物理模型、基于统计可靠性和基于数据驱动的故障诊断方法^[2]。对于实际的复杂系统而言,直接使用其物理模型进行理论上的分析推导来得到一个可靠的模型十分困难。此时基于数据驱动的故障诊断方法就可以发挥重要作用。文献[3]则将压力信号和诊断信号两种数据进行结合建模,实现了基于 SVM 的航空燃油泵故障识别。通过仿真、实验等多种方法获取正常或异常工作状态下的数据,绕过系统的机理,直接对数据进行建模,最终形成一个只依靠数据的映射模型,来对系统的故障进行诊断。文献[4]以齿轮泵为研究对象,对其 4 种常见的故障进行了小波变换+SVM 建模,最终建立了一个由 4 个 SVM 构成的诊断模型,能够对包括正常工作的 5 种状态进行有效区分。文献[5]对振动信号进行经验模式分

第一作者简介:刘朝玺(1996—),男,河南驻马店人,硕士研究生,研究方向为航空发动机与流体机械,liuchaoxi@nuaa.edu.cn。

解,得到了多个固有模态函数(IMF),并将IMF中的前6个送入广义回归神经网络中进行故障诊断,最终分类正确率达到了97.5%。

考虑到实际空化原理十分复杂,对其进行纯理论分析显得十分困难,基于CFD软件的数值模拟方法和实验成为了研究空化现象的主要方法^[6]。本文以旋转区域的气体体积分数做为离心泵空化程度的度量并将之作为神经网络输出,使用流场中监测点的特征以及工作点参数作为输入,建立离心泵空化模型,研究神经网络对离心泵空化程度的诊断效果。

相较于一般的使用神经网络建模,本文充分考虑到了不同数据类型的处理方式,分别对时序型数据、数值型数据设计了网络层并对其进行特征融合,以使网络建模思路可以在其他更广泛的问题上得到应用。此外,本文对使用的稀疏自编码器进行了改进,通过修改稀疏性限制函数来实现更好的正则化,并将自编码器直接置于大的预测网络之中,使得自编码器在训练过程中可得到预测结果方向的梯度,优化了训练过程。

1 离心泵流场数值仿真

为了获得离心泵在不同状态下的内部流场特征,获取空化故障诊断模型的训练数据,本文使用CFD软件对流场进行了数值仿真。与实验相比,数值仿真不仅简单易行,且可以获取离心泵内部气体分布情况,直接对离心泵空化的程度进行分析。

1.1 数值仿真方法

对流场中的湍流计算选用了标准 $k-\varepsilon$ 模型。该模型由Launder和Spalding提出,计算简单,鲁棒性好,且在大范围湍流的情况下具有较好的预测效果。此外,对于空化模型选择了Signal全空化模型^[7]。

1.2 物理模型与计算条件

选择某型单吸离心泵为研究对象,仿真软件为Pumplinx。如图1所示,根据区域划分笛卡儿网格,最终网格数量为35万。

离心泵额定工作状态为:转速9 000 r/min,进口压力0.2 MPa,出口流量50 000 L/h。为了得到离心泵在不同空化状态下的流场特征,通过在不同转速与流量的工况下减小进口压力,以逐步诱发离心泵空化。



图1 离心泵网格模型

2 离心泵空化诊断建模

在得到离心泵在不同状态下的流场数据后,使用人工神经网络来构建泵的空化程度与所选特征的映射模型,并对神经网络模型在离心泵空化诊断上的有效性进行验证。

2.1 数据集构建

基于本文上一节的仿真方案,选定神经网络模型输入数据为:流场内各部位如进出口、叶片流道、转动轴附近预先设置的检测点压力、离心泵工作转速、进口压力和出口流量。

对于离心泵空化程度的表达,选用了转动区域的气体体积分数为判定标准。由于体积分数的大小随着选定区域的总体积大小变化而变化,而且在一定小范围内出现的波动几乎不会对流场产生影响,尤其在空化初生阶段,往往在流场内要积累有一定量的气体才会对外表现出空化的特征。因此,本文对仿真结果进行等级划分,将气体体积分数划分为4个等级来表达空化的程度,将问题转化为典型的分类问题。

2.2 神经网络模型

模型的输入数据有两种类型:一是监测点压力值,按照软件设置的非稳态仿真时间间隔进行采集,得到的是典型的多维时序数据,格式为二维张量;二是工作点状态,属于数值型数据,格式为一维张量。

网络整体结构如图2所示,其中,Predict为预测网络,负责输出最终结果。编码器Encoder和解码器Decoder网络组成了一个自编码器网络。本文采取了稀疏自编码器^[8]的思想,不直接限制中间层编码 h 的维数,而是对其实际表达信息量进行限制,并使用一种新的稀疏性限制损失函数:对中间层编码 h 的各维度分量进行了限制。在神经网络中,一般认为某个分量等于0,便认为其基本不携带信息。对于中间层各分量,如果其低于某个阈值,便将其置为0,而高于阈值的置为1,这

就使得中间层的有效输出维度受到了抑制,实现了稀疏性限制。

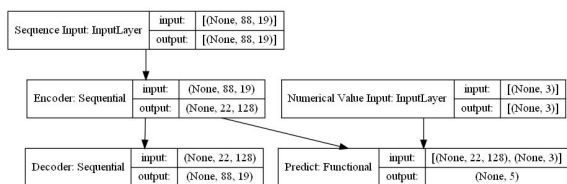


图2 神经网络模型

2.3 网络训练

在工作点中随机取 15 个作为测试集,15 个作为验证集,剩余的 56 个为训练集。由于每个工作点都截取了 3 段数据,因此训练集最终包含有 168 条数据,验证集和测试集各 45 条。将训练集数据送入未经训练的网络,使用 Adam 算法对网络进行迭代,并在每轮结束后再验证集上进行准确率测试。

2.4 网络训练结果分析

图 3 和图 4 为神经网络在训练集和验证集上分类损失函数的变化过程,横轴为迭代次数,纵轴为网络输出与实际标签的交叉熵损失值。可以看出,损失函数随着迭代次数的增加呈现出了显著的下降趋势,而在训练末期,训练集上损失函数虽仍有下降,但验证集上却开始有上升,出现了过拟合趋势,网络过度偏向于训练集的数据本身,忽略了输入数据的深层特征,使得网络仅仅能适合于训练集数据而不具有足够的泛用性。因此最终选取验证集上损失最小时刻的模型为最终结果。

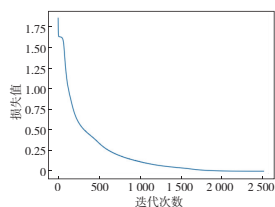


图3 训练集损失

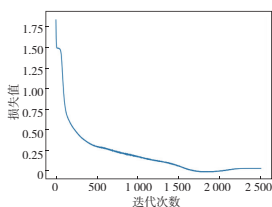


图4 验证集损失

在神经网络建模流程中,由于测试集在一开始便独立划分出去,并未参与模型的训练与调整,因此可以将其视为全新的数据,基于此数据的预测性能也可看做是模型的最终效果。将此前划分的 45 条测试集作为网络输入进行预测,最终获得的结果如表 1 所示,其准确率为 95.6%,达到了预期效果。

表1 神经网络性能

训练集 损失	训练集 准确率	验证集 损失	验证集 准确率	测试集 准确率
0.002	1.000	0.082	0.978	0.956

3 结语

1) 神经网络可以有效地建立离心泵流场特征与空化程度之间的对应模型,最终准确率达到了 95% 以上。因此,使用神经网络来诊断离心泵空化情况的方法是有效的,在未来的仿真模拟或者实机运行中可以发挥作用。

2) 在网络中嵌入了稀疏自编码器,并对稀疏性损失函数进行优化,能够有效地对带有噪声的数据进行降噪,并且在实现信息压缩的情况下防止过拟合。

3) 针对实际数据中最常见的两种类型:时间序列和数值型特征,设计了不同的网络类型对其进行处理,并且使用 concatenate 层将二者的信息进行了融合。对于没有出现的分类型特征,也可以参考数值型特征使用全连接或其他网络层进行处理,基本可包含所有可能出现的数据类型。通过多种类输入、多网络融合的神经网络设计思路,使该网络以及其建模思想获得更广的应用场景。

参考文献:

- [1] LU J X, YUAN S Q, ZHOU B L, et al. Research on the characteristics under the condition of asymmetric cavitation in a centrifugal pump [C]//2014 ISFMFE - 6th International Symposium on Fluid Machinery and Fluid Engineering. Wuhan. London: IET, 2015: 1-8.
- [2] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 1-9, 16.
- [3] 陈俊柏, 刘勇智, 陈勇, 等. 基于 EMD 和 SVM 的机载燃油泵故障诊断研究[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(8): 1687-1696.
- [4] 毋文峰, 苏勋家, 陈小虎, 等. 基于小波包和支持向量机的液压泵故障诊断[J]. 机床与液压, 2011, 39(9): 146-147, 154.
- [5] AZIZI R, ATTARAN B, HAJNAYEB A, et al. Improving accuracy of cavitation severity detection in centrifugal pumps using a hybrid feature selection technique [J]. Measurement, 2017, 108: 9-17.
- [6] 程文洁, 张飞宇. 低温泵内空化流动演化规律的数值仿真[J]. 低温与超导, 2021, 49(8): 78-81, 92.
- [7] SINGHAL A K, ATHAVALE M M, LI H Y, et al. Mathematical basis and validation of the full cavitation model [J]. Journal of Fluids Engineering, 2002, 124(3): 617-624.
- [8] NG A. Sparse autoencoder [J]. CS294A Lecture Notes, 2011, 72(1): 1-19.

收稿日期: 2023-01-30