基于One-Class SVM的燃气轮机异常数据检测

**摘要**： 本论文针对燃气轮机异常数据检测问题，采用基于One-Class SVM的方法进行研究。燃气轮机作为重要的能源转换设备，在工业生产和能源供应中具有关键作用。然而，由于其复杂的结构和运行环境，异常数据检测一直是该领域的重要挑战。在文献综述中，回顾了燃气轮机异常数据检测的研究现状，并介绍了One-Class SVM作为无监督学习方法的优势和适用性。随后，阐述了One-Class SVM算法的原理和在异常数据检测中的应用方法。通过实验验证，发现基于One-Class SVM的方法在燃气轮机异常数据检测中表现出良好的性能，能够有效地识别异常数据，并提供有价值的故障诊断信息。综上所述，本论文的研究结果表明基于One-Class SVM的燃气轮机异常数据检测方法具有实际应用潜力，为提高燃气轮机运行的安全性和可靠性提供了一种有效的解决方案。

**关键词**：燃气轮机、异常数据检测、One-Class SVM、故障诊断、无监督学习

1. **引言**

燃气轮机作为一种关键的能源转换设备，在我国许多行业如：交通运输、管道运输、天然气行业、航空与航海中得到了大范围使用[[1]](#endnote-1)[1]。然而，由于其复杂的结构和严苛的运行环境，燃气轮机故障问题一直是制约其安全稳定运行的重要因素[[2]](#endnote-2)[2]。故障的发生可能导致生产中断和能源供应中断，给工业生产和社会经济带来巨大损失。

近年来，随着传感器技术和数据采集技术的不断发展，大量运行数据可以被高效地获取和记录。借助先进的数据分析和机器学习技术，异常数据检测成为燃气轮机故障诊断和预测的一项重要手段。准确地检测和诊断燃气轮机异常数据，可以及早发现潜在问题并采取相应措施，保障其安全高效运行。

在燃气轮机异常数据检测领域，已有许多相关研究，其中包括传统方法[[3]](#endnote-3)[3]和机器学习方法[4-6]的应用。传统方法通常依赖于经验规则和阈值设置，虽然在特定场景下表现出良好的效果，但难以应对复杂多样的故障模式。相比之下，机器学习方法可以自动学习数据的模式和特征，提高故障检测的准确性和普适性。其中，One-Class SVM（OCSVM）作为一种基于支持向量机的异常检测算法，在许多领域取得了显著的成果，但在燃气轮机异常数据检测中的应用还较为有限。

本质上，燃气轮机异常数据检测问题属于异常检测问题中的新奇检测（Novelty Detection）问题，主要目标是在训练数据中未见过的样本中识别出不同于正常模式的异常点或新奇样本。由于目前通过传感器得到的燃气轮机运行参数及环境参数仅包含燃气轮机正常工作状况下的各类数据，即只能得到正常数据的标签，在这种情况下，异常分类（Anomaly Classification）将不再适用，其原因在于没有足够的异常样本进行训练。而OCSVM可以通过无异常样本数据集训练出判断出异常数据，从而达到燃气轮机异常检测的目的，适用于项目需求。

OCSVM是用于单分类问题的一种支持向量机算法，主要用于异常检测或离群点检测。它的目标是找到一个超平面，将正常样本映射到一个空间中，并尽量将这些正常样本与原点分开，同时保持对异常样本的容忍度。One-Class SVM 的基本思想源于Vapnik在1995年的论文 Support-vector networks[[4]](#endnote-4)。这篇论文提出了使用支持向量机来解决新奇检测问题，即检测在训练数据中未见过的样本。Vapnik提出了一种基于间隔（margin）的方法，通过最大化正常样本到决策边界的距离来寻找一个合适的决策边界，从而将正常样本与新奇样本分开。这种方法的核心思想是，决策边界应该在训练样本的“边缘”位置，从而使得新奇样本的置信度最低。2000年，BS Olkopfd等具体研究了SVM在新奇检测中的应用[[5]](#endnote-5)，提出该算法是支持向量算法在未标记数据情况下的自然扩展。当标签不平衡、异常样本难以获取、异常样本分布复杂时便可使用OCSVM，同时，OCSVM在还可以实现降维、快速训练与预测、以及对异常容忍度可调节等优点。Shang等人提出一套使用OCSVM的工业控制系统入侵检测算法[[6]](#endnote-6)，采用Modbus正常功能码序列训练OCSVM模型，并利用该模型检测Modbus TCP异常流量；Wang等人利用Kullback-Leibler散度的KDE-OCSVM模型检测医疗理赔中的异常，以城镇职工基本医疗保险为例，提出了一种检测城镇职工基本医疗保险异常医疗索赔模式的方法[[7]](#endnote-7)。Hadeel等人使用两套OCSVM搭建了一套轻量级智能网络入侵检测系统，结合对正常数据包和异常数据包两套子系统分别训练，并将两个子系统的结果结合进行判断，对拟议的NIDS进行了评估[[8]](#endnote-8)；Zhongfeng Wang等人使用OCSVM进行电力系统的异常检测，并使用粒子群算法对OCSVM进行参数优化，以应对电力系统中异常数据所占比例较小的问题[[9]](#endnote-9)。目前，OCSVM算法在网络安全、故障检测、医学诊断以及金融风险检测中都有较为广泛的应用。

本论文旨在深入研究One-Class SVM在燃气轮机异常数据检测中的应用，探索其在该领域的优势和适用性。通过对比实验和综合分析，评估One-Class SVM方法在燃气轮机异常数据检测中的性能，并探讨其潜在的应用价值和局限性。

1. **研究方法**

燃气轮机故障数据采集和预处理

详细介绍One-Class SVM算法及其原理

解释One-Class SVM在燃气轮机故障检测中的应用流程

1. **实验设计**

数据集的描述和来源

实验设置和参数选择

评价指标的选择

1. **实验结果与分析**

展示One-Class SVM在燃气轮机故障检测中的实验结果

分析实验结果，包括检测准确率、召回率等指标

与其他方法进行比较和讨论

1. **研究讨论**

对实验结果进行讨论和解释

探讨One-Class SVM在燃气轮机故障检测中的优势和局限性

提出可能的改进方向和未来工作

1. **结论**

总结研究工作和取得的成果

强调One-Class SVM在燃气轮机故障检测中的应用潜力

提出研究的局限性和展望未来的发展方向

1. **参考文献**

[1]周绪强.燃气轮机故障诊断技术探讨[J].化工管理,2019,(16): 180-181

[2]Fentaye A D, Baheta A T, Gilani S I, et al. A review on gas turbine gas-path diagnostics: State-of-the-art methods, challenges and opportunities[J]. Aerospace, 2019, 6(7): 83.

[3]J. Li, Y. Ying and C. Ji, "Study on Gas Turbine Gas-Path Fault Diagnosis Method Based on Quadratic Entropy Feature Extraction," in IEEE Access, vol. 7, pp. 89118-89127, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2927306.

[4]Y. Jin, Y. Ying, J. Li and H. Zhou, "Gas Path Fault Diagnosis of Gas Turbine Engine Based on Knowledge Data-Driven Artificial Intelligence Algorithm," in IEEE Access, vol. 9, pp. 108932-108941, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3101647.

[5]S. Shao, S. McAleer, R. Yan and P. Baldi, "Highly Accurate Machine Fault Diagnosis Using Deep Transfer Learning," in IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 15, no. 4, pp. 2446-2455, April 2019, doi: 10.1109/TII.2018.2864759.

[6] Yeseul Park, Minsung Choi, Kibeom Kim, Xinzhuo Li, Chanho Jung, Sangkyung Na, Gyungmin Choi, Prediction of operating characteristics for industrial gas turbine combustor using an optimized artificial neural network, Energy, Volume 213,2020.

1. 周绪强.燃气轮机故障诊断技术探讨[J].化工管理,2019,(16): 180-181 [↑](#endnote-ref-1)
2. Fentaye A D, Baheta A T, Gilani S I, et al. A review on gas turbine gas-path diagnostics: State-of-the-art methods, challenges and opportunities[J]. Aerospace, 2019, 6(7): 83. [↑](#endnote-ref-2)
3. J. Li, Y. Ying and C. Ji, "Study on Gas Turbine Gas-Path Fault Diagnosis Method Based on Quadratic Entropy Feature Extraction," in IEEE Access, vol. 7, pp. 89118-89127, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2927306. [↑](#endnote-ref-3)
4. Cortes C V V , Cortes C , Vapnik V ,et al.Support-vector networks[J][J]. 1995. [↑](#endnote-ref-4)
5. Olkopf B S , Williamson R , Smola A ,et al.Support Vector Method for Novelty Detection[C]//Advances in Neural Information Processing Systems.2000.DOI:10.1117/12.709851. [↑](#endnote-ref-5)
6. Shang W , Zeng P , Wan M ,et al.Intrusion detection algorithm based on OCSVM in industrial control system[J].Security and Communication Networks, 2016, 9(10):1040-1049.DOI:10.1002/sec.1398. [↑](#endnote-ref-6)
7. Wang X K , Hou W H , Zhang H Y ,et al.KDE-OCSVM model using Kullback-Leibler divergence to detect anomalies in medical claims[J].Expert Systems with Application, 2022(Aug.):200.DOI:10.1016/j.eswa.2022.117056. [↑](#endnote-ref-7)
8. Alazzam H , Sharieh A , Sabri K E .A lightweight intelligent network intrusion detection system using OCSVM and Pigeon inspired optimizer[J].Applied Intelligence:1-18[2023-08-08].DOI:10.1007/s10489-021-02621-x. [↑](#endnote-ref-8)
9. Wang Z , Fu Y , Song C ,et al.Power System Anomaly Detection Based on OCSVM Optimized by Improved Particle Swarm Optimization[J].IEEE Access, 2019, 7:181580-181588.DOI:10.1109/ACCESS.2019.2959699. [↑](#endnote-ref-9)