基于光纤光栅传感器的精冲机换向阀阀芯卡滞间接故障诊断

魏文婷[1,2] 张书照[1,2] 刘艳雄[1,2*] 华 林[1,2]
1.武汉理工大学高温轻合金及应用技术全国重点实验室,武汉,430070
2.武汉理工大学现代汽车零部件技术湖北省重点实验室,武汉,430070

摘要:液压式精冲机作为高端制造装备,其液压阀的健康与否关乎其寿命与加工精度。目前对阀芯卡滞故障诊断研究主要采用人工搭建的平台开展试验,未在工业场景得到验证。为此,提出了一种基于光纤布拉格光栅(FBG)传感器与一维卷积神经网络(1DCNN)的精冲机快进系统换向阀阀芯卡滞故障诊断方法。以HFB-500精冲机为对象,通过AMESim仿真研究阀芯卡滞对滑块与阀的影响进而确定FBG传感器的测点与数据采集方法,而后将试验数据通过Savitzky-Golay(SG)滤波以及去除基线漂移处理,结果表明FBG传感器能够准确捕获阀芯卡滞故障下快进时间会增加这一特征。最后利用1DCNN对阀芯卡滞故障分类,准确率达99.9%,通过与支持向量机(SVM)及长短时记忆网络(LSTM)分类性能的对比验证了1DCNN的优异性能,能够准确识别阀芯卡滞故障。

关键词:光纤光栅传感器;精冲机;换向阀;阀芯卡滞
中图分类号:TG385;TP277
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.09.004 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Indirect Fault Diagnosis of Spool Sticking in Fine Blanking Press Directional Control Valve Based on FBG Sensor

WEI Wenting[1,2] ZHANG Shuzhao[1,2] LIU Yanxiong[1,2*] HUA Lin[1,2]
1.State Key Laboratory of Light Superalloys, Wuhan University of Technology, Wuhan, 430070
2.Hubei Key Laboratory of Advanced Technology for Automotive Components, Wuhan University of Technology, Wuhan, 430070

Abstract: As high-end manufacturing equipment, the fine blanking press was directly affected by the health of its hydraulic valves in terms of service life and machining accuracy. Current research on diagnosing spool sticking faults has primarily relied on manually constructed testing platforms, lacking validation in industrial environments. Therefore, a fault diagnosis method was proposed for spool sticking in the rapid approach system directional control valve of the fine blanking press, based on FBG sensor and 1D convolutional neural network (1DCNN). Using the HFB-500 fine blanking press as the test subject, AMESim simulations were conducted to investigate the impact of spool sticking on the slide and valve, thereby determining the measurement points and data acquisition methods for the FBG sensor. Subsequently, experimental data were processed through Savitzky-Golay(SG) filtering and baseline drift removal. The results demonstrate that the FBG sensor may accurately capture the characteristic increase in rapid approach time during spool sticking faults. Finally, a classification accuracy of 99.9% was achieved by 1DCNN for spool sticking faults. The superior performance of 1DCNN was verified through comparative analyses with support vector machine(SVM) and long short-term memory(LSTM) models, demonstrating its capability to accurately identify spool sticking faults.

Key words: fiber Bragg grating(FBG) sensor; fine blanking press; directional valve; spool sticking

0 引言

精冲压力机作为一种高端制造装备,被广泛用于汽车工业、航空航天、兵器装备等领域的零部件生产制造[1]。随着智能制造技术的发展,机械加工装备的智能监测至关重要,换向阀作为液压式精冲机的关键液压元件,其健康状态影响关键精冲工艺阶段,一旦出现卡滞故障将严重影响精冲件的成形质量以及精冲机的使用寿命,造成严重的经济损失[2-3]。如果能够在换向阀卡滞时做出及时识别,有助于及时止损并减少装备的维护成本。因此,有必要对换向阀开展健康监测与故

收稿日期:2025-11-11

障诊断。

目前对液压阀故障诊断研究主要通过在阀体的关键位置安装压力、声发射、加速度等类型的传感器采集数据，然后结合数据处理方法与深度学习或机器学习模型进行故障分类。WANG等[4]针对等码数字液压系统中故障特征相似、难以定位的问题，提出了基于卷积神经网络-长短时记忆网络(CNN-LSTM)混合模型的方法，利用系统固有压力信号与控制信号实现了对快速切换阀的高精度故障识别与定位，准确率达98.68%。YIN等[5]针对液压系统在油液污染下泄压阀易发生阀芯卡滞故障的问题，提出了一种结合弹性权重巩固与改进深度残差收缩网络的方法，准确率达98.8%。ZHANG等[6]提出了一种基于数字孪生与一维卷积神经网络(1D convolutional neural network，1DCNN)-门控循环单元-注意力机制的智能诊断框架，在多路换向阀故障诊断中实现了高精度识别。SHI等[7]针对液压阀内部磨损导致的泄漏故障，提出了一种基于本征模式函数与加权密集连接卷积网络的诊断方法，通过振动信号分析有效识别了磨损位置与严重程度，分类准确率达98%。针对多级电磁液压阀组故障诊断中的数据冗余与信息淹没问题，MA等[8]提出了基于局域化电流信号与余弦相似度-支持向量机的健康指标构建方法，实现了阀组异常状态的快速检测与故障类型的精准识别。VENKATA等[9]基于振动分析的故障检测方法，利用支持向量机对流量控制阀的振动信号进行分类，实现了对供压不足与流量异常等故障的非侵入式诊断，准确率达97%。除此之外，多传感器信息融合技术已被应用于液压阀故障诊断，通过特征优选、决策融合或置信度集成等策略，能显著提高液压阀故障诊断的精度与鲁棒性，增强状态监测的可靠性[10-12]。

上述研究大都应用传统的传感器采集数据，这些传感器易受电磁干扰、不便于集成，特别是检测振动信号的传感器，需要优异的数据处理方法，在复杂的工业环境中应用受限。而且大部分研究均直接将传感器布置于阀体或阀块上，在工业环境中容易受到油污的干扰导致信号失真，且多数研究为人工搭建的实验平台，其故障诊断方法未在真实的工作环境中得到验证。部分研究采用机器学习进行故障诊断，这需要人工提取特征，而特征的选择对识别准确率影响颇大。

光纤布拉格光栅(fiber Bragg grating，FBG)传感器相比传统类型传感器具有抗电磁干扰、灵敏度高、便于集成、环境适应性优异等特点[13-15]，不少人基于FBG传感器开展智能监测相关研究。魏鹏等[16]利用FBG传感器开展装甲车滚动轴承故障诊断试验，结合共振解调技术成功检测到轴承的故障频率。曾宪旺等[17]提出了一种FBG检测技术与故障诊断算法相结合的风机齿轮箱健康状态评估方法。JIANG等[18]提出了一种基于FBG传感器与集合经验模态分解的故障诊断方法，能够快速准确评估变压器的振动故障状态。JANG[19]利用FBG传感器实现了复合材料层合板低速冲击的精准定位。以上研究表明，FBG传感器对难度较大的轴承故障也可以实现准确的诊断，因此FBG传感器已被应用于结构健康监测、机械零部件故障诊断、冲击定位等领域。

本文基于FBG传感器的优势提出了一种基于FBG传感器和1DCNN的精冲机快进系统换向阀阀芯卡滞间接故障诊断方法。

1 研究方法

1.1 精冲机液压系统模型与仿真方法

液压式精冲机由多个复杂的液压模块组成，文献[20]在AMESim中构建了精冲机液压系统模型，本研究应用了其模型(图1)，该系统主要包括主冲裁系统、压边子系统、反顶子系统、快进子系统以及液压源子系统。精冲的工艺过程包括快进(FA)、检测(DT)、精冲(FB)以及快退(FR)4个阶段，快进系统控制精冲工艺过程的快进和快退阶段。

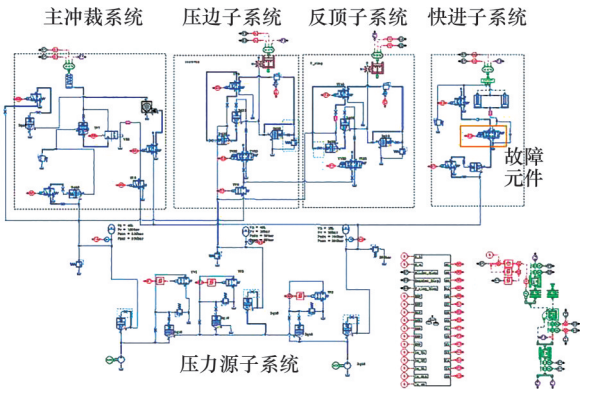


图1 HFB-500液压式精冲机的液压系统

Fig.1 Hydraulic system of HFB-500 hydraulic fine blanking press

在快进系统中，如图2所示，三位四通电磁换向阀扮演着重要角色，一旦出现阀芯卡滞故障，将会影响快进和快退过程，从而影响精冲件的成形质量与精冲机的工作寿命。为此，在AMESim中通过调整输入电磁换向阀的电信号调整阀的位

置，从而模拟阀芯卡滞的故障状态。分别模拟了正常状态、轻微阀芯卡滞以及严重阀芯卡滞下的滑块位移、滑块速度、阀出口的压力和流量。



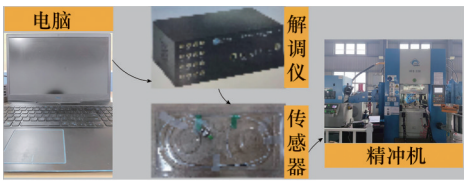
图2　快进系统三位四通电磁换向阀

Fig.2　Three-position four-way solenoid directional valve for rapid traverse system

1.2　试验与数据采集方法

为得到阀芯卡滞故障数据，采用FBG数据采集系统采集试验数据。如图3所示，采集系统由光纤光栅解调仪、FBG传感器、计算机、网线以及HFB-500液压式精冲机组成。本文采用TV-1600型解调仪，最大采样频率为1000 Hz，采用聚酰亚胺涂层的FBG传感器。由解调仪自带软件采集阀芯卡滞试验的波长数据，经网线传输至计算机。

如图3所示，阀芯卡滞会影响滑块的运动状态，结合仿真结果将测点布置于凸模上。设定解调仪采样频率为100Hz，通过调整精冲机快进系统三位四通换向阀的电信号来调整阀芯的位置实现故障模拟，利用测点的FBG传感器分别采集换向阀正常工作、轻微卡滞、严重卡滞下精冲机运行过程中凸模位置传感器的中心波长数据变化，每组分别采集10 h。



(a)数据采集系统示意图



(b)数据采集现场

图3　数据采集系统

Fig.3　Data acquisition system

1.3　试验数据预处理方法

1.3.1　SG滤波平滑去噪

传感器采集的数据由于传感器自身以及环境和运行装备的原因，包含大量直流分量和噪声。Savitzky-Golay(SG)滤波器基于局部多项式最小二乘拟合的原理，该算法通过对数据段进行拟合来实现平滑，不仅能够有效抑制噪声，还有助于保持信号的真实变化趋势与波形特征，从而得到更精确的数据结果[21]。对于SG滤波器，最关键的参数为多项式阶数与滤波窗口长度。本研究采用基于综合评价指标的参数自适应寻优方法搜索最佳滤波参数，设置多项式阶数优化空间为[2,5]，窗口长度优化空间为[15,63]，计算得到每组参数下的去噪效果综合评价分数F：

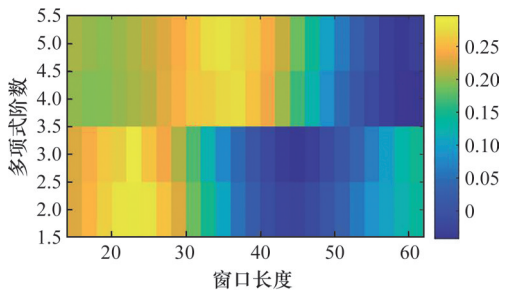
$$F=\alpha R_{\mathrm{SNR}}^{*}-\beta E_{\mathrm{RMSE}}^{*}$$

$$R_{\mathrm{SNR}}^{*}=\frac{R_{\mathrm{SNR}}-R_{\mathrm{SNR\,min}}}{R_{\mathrm{SNR\,max}}-R_{\mathrm{SNR\,min}}}$$

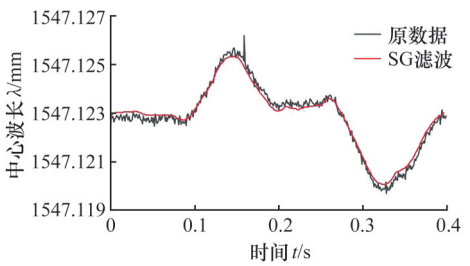
$$E_{\mathrm{RMSE}}^{*}=\frac{E_{\mathrm{RMSE}}-E_{\mathrm{RMSE\,min}}}{E_{\mathrm{RMSE\,max}}-E_{\mathrm{RMSE\,min}}}$$

式中：F为去噪效果综合评价分数；R_{SNR}^{*}为归一化的信噪比；E_{RMSE}^{*}为归一化的均方根误差；R_{SNR}为信噪比，表征噪声的抑制水平；E_{RMSE}为均方根误差，表征滤波信号与原信号的偏移程度；α为信噪比所占评价指标的权重，本文取0.5；β为均方根误差所占权重，本文取0.5。

图4a为优化结果热力图，可见当多项式阶数为3、窗口长度为23时去噪效果最好。窗口长度23对应时间跨度为0.023 s，该长度略大于工频噪声周期(0.02 s)，能有效抑制最主要的工频干扰；同时，该时间尺度约为快进动作周期的2%，保证了滑块启动与停止瞬间的时域特征不发生畸变。图4b为原数据与最优参数SG滤波去噪后的时域对比图，可见去噪效果良好，并且未失真。



(a)不同参数滤波效果热力图



(b)原数据与SG滤波数据时域图

图4　SG滤波参数选择与去噪时域图

Fig.4　SG filter parameter selection and denoising time-domain plot

1.3.2 基于滑动窗口最小值拟合趋势项去除基线漂移

对于传感器长时间连续采集的数据难免会由于采集系统或环境的影响出现基线漂移，即采集信号的低频分量随时间缓慢变化，导致波形上下浮动，影响后续的分析。为此，提出了一种滑动窗口局部最小值拟合趋势项的去除基线漂移的方法。

首先根据采样频率及数据特征在MATLAB中设置窗口大小，结合基线漂移的程度，设置窗口大小包含3个冲程的数据，窗口设置过大将导致趋势不能完全去除，窗口设置太小易增加计算时间。索引初始窗口内的局部最小值，然后滑动至下一组相邻数据依次至数据末端，取每一个窗口内的最小值集合作为要消除的趋势项，将所得趋势项保存为数组 T。最后，将原数据减去趋势项得到去除基线漂移的数据，如图5所示，该方法良好地去除了长时间传感器测得数据出现的基线漂移。

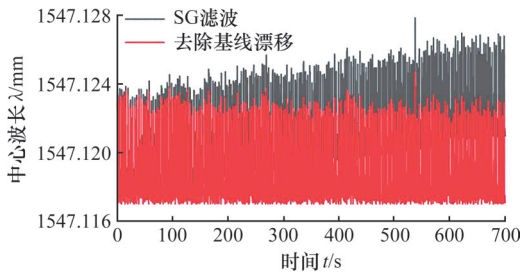


图5 SG滤波与去除基线漂移数据的时域图

Fig.5 Time-domain waveforms of the signal with SG filtering and baseline correction

1.4 1DCNN的结构与参数

卷积神经网络(CNN)是一种深度学习结构，区别于传统的机器学习模型，一维卷积神经网络(1DCNN)可以自动提取特征并学习，从而对输入信息进行分类。如图6所示，本文1DCNN由输入层、3个卷积层、3个最大池化层、展平层、全连接层以及输出层组成。

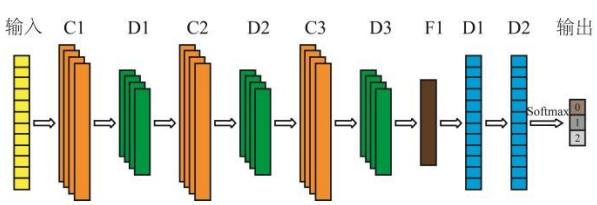


图6 1DCNN结构图

Fig.6 Architecture diagram of 1DCNN

如表1所示，采用大小为3的卷积核，构建合适的感受野，聚焦波长间的局部特征。设定步长为1，确保对输入数据进行逐点、无遗漏的特征提取，最大化信息利用率。最后，使用ReLU激活函数，利用其线性非饱和特性来促进梯度流动，以深化网络结构、避免梯度消失并加速模型收敛。在每个卷积层后加入批量归一化和L2正则化加速模型收敛的同时防止过拟合。在每个卷积层后，采用最大池化层，用于减少特征图的数量。最大池化层能够提取重要特征，提高网络的计算效率和鲁棒性。经最后一轮池化后，得到的特征图被展平层转换为一维的特征向量。随后，该向量被传递至全连接层，最终由softmax函数生成分类结果。

表1 1DCNN网络结构与参数

Tab.1 Architecture and parameters of 1DCNN

网络层	参数
卷积层C1	卷积核个数为32，卷积核尺寸为3，步长为1，激活函数为ReLU
最大池化层M1	池化窗口大小为2
卷积层C2	卷积核个数为64，卷积核尺寸为3，步长为1，激活函数为ReLU
最大池化层M2	池化窗口大小为2
卷积层C3	卷积核个数为128，卷积核尺寸为3，步长为1，激活函数为ReLU
最大池化层M3	池化窗口大小为2
展平层F1	将池化层多维的输出向量转换为一维的向量
全连接层D1	神经元个数为128，激活函数为ReLU
全连接层D2	神经元个数为3，激活函数为softmax

2 阀芯卡滞仿真与试验结果分析

2.1 基于AMESim的精冲机换向阀阀芯卡滞仿真分析

2.1.1 阀芯卡滞对滑块的影响

图7为单冲程滑块位移仿真曲线，根据精冲工艺结合数据特征，可以将整个冲程划分为快进(FA)、检测(DT)、精冲(FB)以及快退(FR)4个阶段，快退过程中包含预卸压过程。

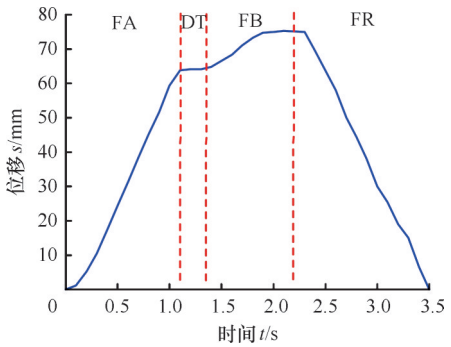


图7 单冲程滑块位移仿真曲线及精冲阶段划分

Fig.7 Simulation curve of single-stroke slide displacement and fine blanking phase division

图8a为不同阀芯卡滞状态下的单冲程滑块位移曲线，对比正常状态，阀芯卡滞增大了快进阶段的时间从而使整个冲程的时间有所延长，阀芯

卡滞越严重，快进阶段的时间越长。值得注意的是，阀芯卡滞对快进乃至各阶段的最大位移并没有影响，即此卡滞状态下精冲机能够正常运行，但随着单冲程的增大，会对生产效率有严重影响。

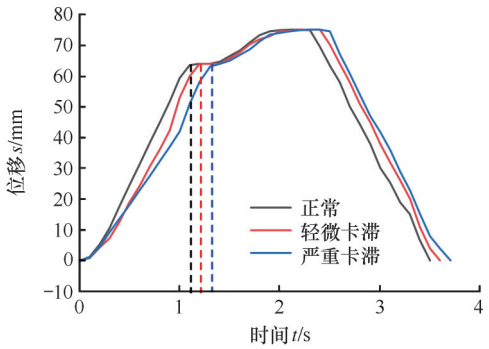
为进一步评估阀芯卡滞对滑块位移的影响，提取了不同阀芯卡滞状态下各阶段的时间。如表2所示，正常状态下快进阶段的时间为1.1 s，轻微卡滞和严重卡滞的快进时间分别为1.2 s和1.3 s，同样说明了快进系统阀芯卡滞会增大精冲快进阶段滑块到达检测点的时间，对其他3个阶段并无影响。

表2　仿真得到的不同阀芯卡滞状态下各精冲阶段的时间

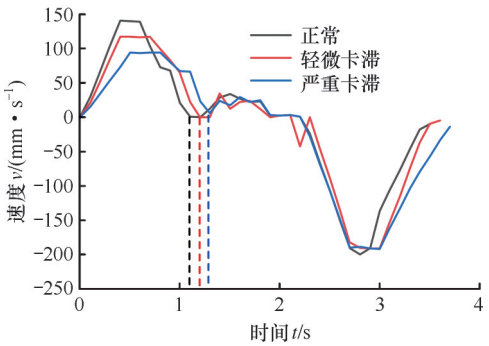
Tab.2　Time of each fine blanking phase under different spool sticking conditions obtained from simulation　s

阀芯卡滞状态	快进时间	检测和精冲时间	快退时间
正常	1.1	1.1	1.3
轻微卡滞	1.2	1.1	1.3
严重卡滞	1.3	1.1	1.3

图8b所示为不同阀芯卡滞状态下单冲程的滑块运动速度。滑块速度大于0对应快进阶段；滑块速度等于0对应检测阶段；之后滑块再次以较低的速度上行完成精冲阶段；最后，滑块以较大的速度快速下行，对应快退阶段。分析对比检测、精冲以及快退阶段，同样发现阀芯卡滞没有造成时间增加，也没有对滑块速度产生影响。在快进阶段，正常状态下滑块的最大速度为148 mm/s，快进阶段时间为1.1 s；轻微阀芯卡滞状态下滑块的最大速度为120 mm/s，快进阶段时间为1.2 s；严重阀芯卡滞状态下滑块的最大速度为86 mm/s，快进阶段时间则为1.3 s。由于阀芯卡滞降低了滑块的运动速度，滑块需要更多的时间到达检测点，这与对滑块位移的影响是一致的，阀芯卡滞会延长快进阶段的时间并且随卡滞的严重程度而加剧。



(a) 不同阀芯卡滞状态下的滑块位移



(b) 不同阀芯卡滞状态下的滑块速度

图8　不同卡滞状态对滑块的影响

Fig.8　Effect of different sticking conditions on slider

2.1.2　阀芯卡滞对阀本身的影响

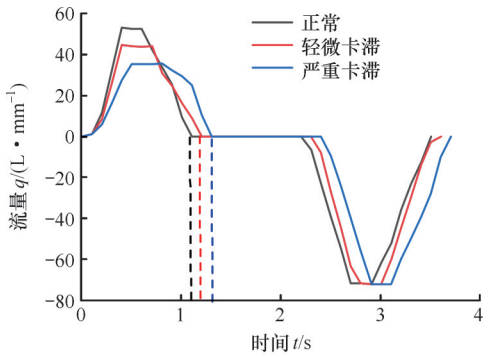
图9a所示为不同阀芯卡滞状态下单冲程的阀出口流量大小，流量大于0对应滑块的快进阶段，等于0对应检测与精冲阶段，小于0对应快退阶段。同样通过分析可知阀芯卡滞并没有对检测、精冲、快退3个阶段下阀出口的流量产生影响。在快进阶段，正常状态下阀出口的最大流量为54 L/min；轻微阀芯卡滞状态下阀出口的最大流量为45 L/min；严重阀芯卡滞状态下阀出口的最大流量为34 L/min，即阀芯卡滞越严重，阀出口流量降低得越多。因此同样为了保证滑块能够到达检测点，阀出口流量降低得越多，快进阶段的时间增加得也越多。

图9b所示为不同阀芯卡滞状态下单冲程的阀出口压力大小，阀出口处仅在快进、检测以及精冲阶段有压力存在。快进阶段，为了保证滑块快速上行，阀出口压力迅速增大；在检测与精冲阶段，阀出口仅有较小的压力防止滑块下移，此时过程中由压边系统、反顶系统以及主冲裁系统完成精冲过程。由图可知，阀芯卡滞并没有影响阀出口处的压力大小。为了使滑块能够到达检测点，阀芯卡滞增大了阀出口处压力的持续时间。

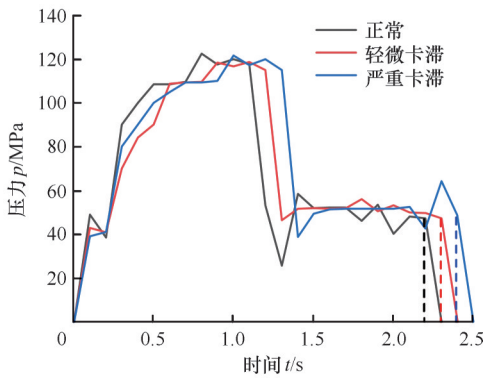
2.2　不同卡滞状态下FBG传感器中心波长时域分析

通过2.1节分析可知，精冲快进阶段的时间会随快进系统换向阀阀芯卡滞而增大，而滑块的运动状态能够直接反映精冲的阶段，对于精冲机而言，滑块的刚度比凸模的刚度小很多，为了避免运动过程中振动对传感器的影响，采集精冲机运行过程中凸模位置的传感器中心波长随时间的变化，经数据预处理后进一步分析。

图10a为精冲机凸模上的FBG传感器测得的单冲程中心波长变化的时域图。对于不同的精冲阶段，凸模的运动规律有很大区别，因此粘贴的FBG传感器中心波长变化具有相似的规律。快进阶段，由于上个冲程快退阶段凸模到达



(a)不同阀芯卡滞状态下的阀出口流量



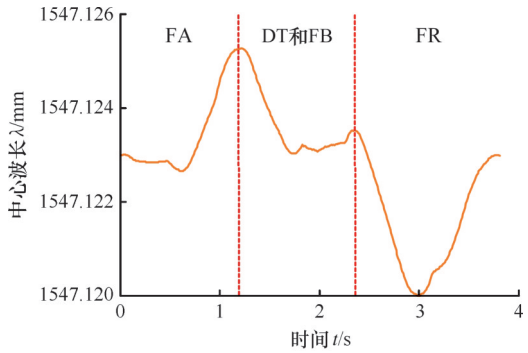
(b)不同阀芯卡滞状态下的阀出口压力

图9 不同卡滞状态对阀本身的影响

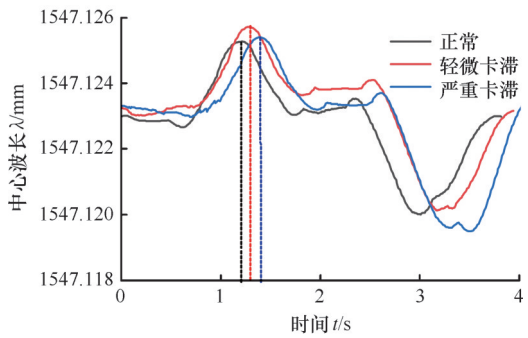
Fig.9 Effect of different spool sticking conditions on valve

下止点时，传感器相当于受到瞬时压缩，而下个冲程开始时传感器又相当于受到拉伸作用，因此在快进开始的一段时间内中心波长无明显变化；然后凸模迅速上行，中心波长也迅速增大，直至到达检测点。在检测阶段，凸模并不会运动，传感器相当于自然复原状态，因此中心波长不断减小。精冲阶段，凸模继续上行，由于速度较低，中心波长缓慢上升。快退阶段，在精冲阶段的最后，模具闭合并且进行预卸压，在这个过程中，传感器同样受到压缩导致中心波长迅速减小，从模具分离直到凸模下止点，传感器受到凸模下行的影响以及自然复原作用，中心波长增至初始中心波长。

图10b为凸模上的FBG传感器测得的不同阀芯卡滞状态下的中心波长变化时域图。分析试验数据发现，快进系统阀芯卡滞对快进阶段时间有影响，对另外3个阶段几乎无影响。表3所示为FBG传感器测得的不同卡滞状态下的各个精冲阶段的时间，不同卡滞状态下另外3个阶段的时间相同，均为1.2 s、1.4 s。正常状态下测得快进阶段的时间为1.2 s，轻微卡滞和严重卡滞分别为1.3 s和1.4 s，同样反映了快进系统阀芯卡滞越严重，快进阶段的时间越长这一规律。



(a)正常状态的时域图及阶段划分



(b)不同阀芯卡滞状态的时域图

图10 FBG传感器采集的单冲程时域图

Fig.10 Single-stroke time-domain diagram acquired by FBG sensor

表3 FBG传感器测得的不同阀芯卡滞状态下各精冲阶段的时间

Tab.3 Time of each fine blanking phase under different spool sticking conditions obtained from FBG sensor s

阀芯卡滞状态	快进时间	检测与精冲时间	快退时间
正常	1.2	1.2	1.4
轻微卡滞	1.3	1.2	1.4
严重卡滞	1.4	1.2	1.4

2.3 FBG传感器与仿真数据误差分析

表4所示为各阶段传感器检测时间与仿真时间的相对误差。通过对比分析发现，传感器测得的数据与仿真数据之间每个阶段都存在0.1 s的绝对误差，最大相对误差为8.33%，各阶段误差均在10%以内。究其原因，一方面仿真分析过程中忽略了液压油的弹性模量与运动黏度，而在精冲机实际连续作业过程中，油温会随时间升高，系统内泄漏量增加，从而使得实际快进速度略低于理想仿真值。另一方面，AMESim模型通常采用简化的库仑摩擦模型模拟滑块导轨阻力。然而，在真实的大吨位精冲装备中，滑块与导轨间存在复杂的混合润滑状态及非线性摩擦特性，这种动态阻力波动是理想模型难以完全复现的。此外，FBG胶黏剂层的剪切滞后效应以及液压系统从阀芯动作到执行机构响应的延迟均会引入毫

秒级系统性偏差。因此本研究认为该误差是合理的。

表4　FBG传感器与仿真结果各阶段误差

Tab.4　Errors between FBG sensor measurements and simulation results at various stages　%

阀芯卡滞状态	快进误差	检测与精冲误差	快退误差
正常	8.33	8.33	7.14
轻微卡滞	7.69	8.33	7.14
严重卡滞	7.14	8.33	7.14

3　1DCNN模型阀芯卡滞故障分类性能评估

3.1　数据集的构建

FBG传感器采集的是长时间的一维序列，在三组序列中提取样本来构建数据集。对于每组数据，从第一个数据点开始，每10 s的数据即1000个数据点作为一个样本，保证每个样本至少包含2个冲程的数据。为了减少采样时间增大数据量，采取重叠采样的方法，即下一个样本包含300个上个样本末端的数据点，每组总共5000个样本，训练样本占比80%，测试样本占比20%，具体的样本数及标签见表5。

表5　样本与标签的设定

Tab.5　Sample and label counts

故障类型	训练样本数	测试样本数	标签
正常	4000	1000	0
轻微卡滞	4000	1000	1
严重卡滞	4000	1000	2

3.2　模型的分类性能评估

3.2.1　评价指标与交叉验证

为消除数据集划分随机性带来的偏差，全面评估模型的泛化能力与鲁棒性，本文采用5折交叉验证方法。将预处理后的数据集随机划分为5个互斥的子集，轮流选取其中1份作为测试集，其余4份作为训练集，循环5次，最终取5次训练结果的平均值作为模型的性能评价指标。

除了基础的准确率外，为更细致地评估模型在不同故障类别上的表现，引入精确率、召回率和F1分数作为多维评价指标。

3.2.2　1DCNN的收敛性分析

图11为最后一折训练过程中的损失与准确率曲线，设置训练轮次(Epoch)为50，可以发现损失曲线迅速下降至0.1以下，并且在25个Epoch以内准确率就能达到98%以上，可见该1DCNN模型训练过程比较稳定并且能够快速收敛，最终准确率达到100%。

3.2.3　模型分类性能对比

为验证本文提出的1DCNN模型在液压阀故障诊断中的优越性，选取支持向量机(SVM)和长短时记忆网络(LSTM)进行对比实验。

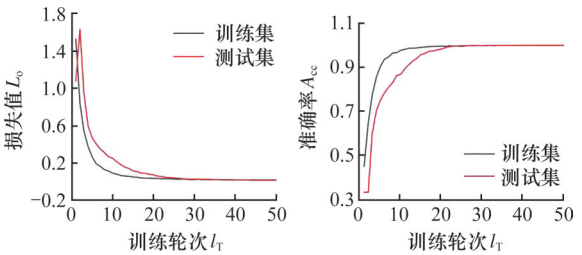


图11　1DCNN最后一折训练过程中的损失与准确率曲线

Fig.11　Training loss and accuracy curves of 1DCNN in the final fold

图12所示为各模型5折交叉验证下的平均准确率与标准差。SVM在本次对比中表现相对较弱，平均准确率只有92.1%。阀芯卡滞故障最显著的物理特征是快进时间的延长，体现在时间轴上的整体向右平移，由于SVM的分类决策依赖于样本在特征空间中的距离度量，它对序列的时域对齐要求较高，当测试样本因卡滞程度不同而出现不同程度的时间滞后时，SVM容易将其误判为形状相似但相位不同的其他类别，因此SVM的标准差也最大。相较于SVM，LSTM作为循环神经网络，能够利用门控机制捕捉时间序列的前后依赖关系，因此准确率提高至94.7%。但LSTM更侧重于提取全局时序演化规律，对局部突变特征敏感度不如卷积神经网络。本文提出的1DCNN模型平均准确率达99.84%，且5次验证的标准差仅为0.0008，表现出极强的稳定性。

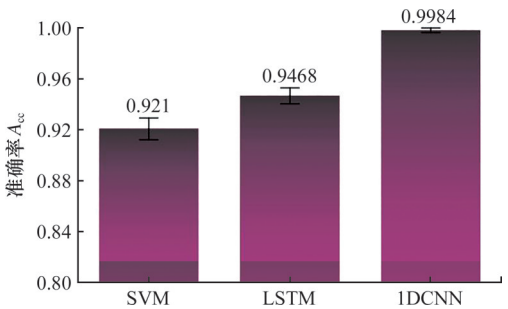


图12　5折交叉验证下各模型的平均准确率与标准差

Fig.12　Average accuracy and standard deviation of each model under 5-fold cross-validation

各模型测试的混淆矩阵如图13所示。SVM在正常状态与轻微卡滞类别间存在明显误判，表明其基于距离的分类机制对由卡滞引起的信号时域平移较为敏感；LSTM凭借时序记忆能力减少了误判，但在类别边界处仍有少量混淆；而1DCNN仅有个别样本错分，几乎完美识别所有类别，证明了卷积核在提取局部拐点特征及克服

时域滞后方面的优势，具有最优的故障诊断性能。

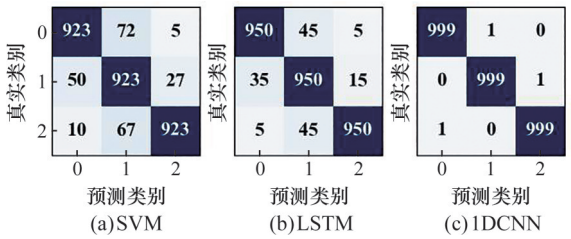


图13 测试的混淆矩阵

Fig.13 Test confusion matrix

基于混淆矩阵，进一步计算了各模型的准确率、精确率、召回率以及F1分数，如图14所示。SVM受限于对信号时域平移的敏感性，精确率与召回率均较低，易在临界故障判断上失准；LSTM虽然准确率增至95%，但受长序列梯度传导限制，区分度仍有不足；相比之下，1DCNN各项指标均高达99.9%，得益于卷积核的平移不变性与局部感知优势，模型能精准捕捉微小故障特征，具有最佳的分类性能。

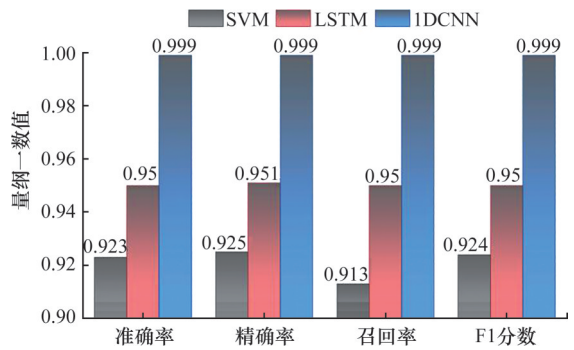


图14 各模型的分类指标

Fig.14 Classification metrics for each model

图15所示为基于t-SNE算法的各模型特征降维可视化结果。SVM的特征分布较为混乱，不同故障类别间存在显著重叠，表明其特征区分度较低；LSTM虽改善了聚类效果，但在类别边界处仍有黏连；相比之下，1DCNN的特征簇呈类内高度紧凑、类间泾渭分明的分布形态，证明该模型能有效提取出对阀芯卡滞高度敏感的深层特征，具有最优的特征表达与故障识别能力。

4 结论

1）本文在AMESim中对HFB-500液压式精冲机通过调整输入电信号进行了快进系统换向阀阀芯卡滞故障对滑块和阀本身影响的仿真研究。当阀芯卡滞时，会降低滑块的快进速度，降低阀出口的流量以及增大阀出口压力的持续时间来保证滑块能够到达检测点，即阀芯卡滞会增大快进阶段的时间。

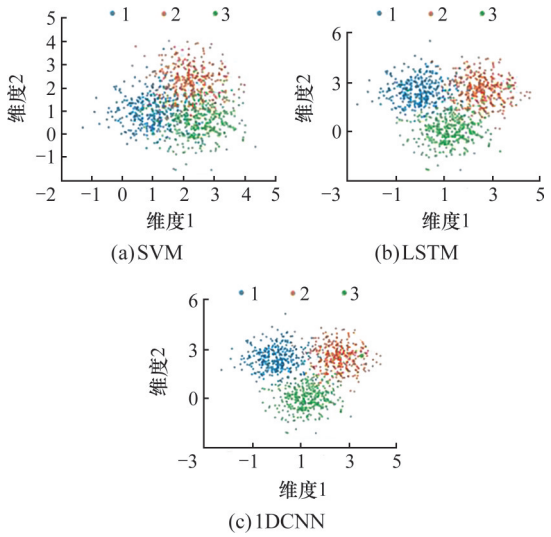


图15 各模型的t-SNE聚类可视化结果

Fig.15 The t-SNE clustering visualization results of each model

2）基于仿真分析结果，在凸模布设FBG传感器并开展阀芯卡滞数据采集试验。经SG滤波以及基于滑动窗口最小值拟合趋势项，去除基线漂移处理后分析，得到传感器成功采集到了阀芯卡滞时快进阶段时间增加这一特征，与仿真结果具有良好的一致性。

3）基于1DCNN模型进行了阀芯卡滞故障诊断，训练过程平稳并且能够快速收敛，最终测试的准确率达99.9%。通过与SVM和LSTM的分类对比，验证了本文模型在阀芯卡滞故障诊断的优异性能，能够准确识别阀芯卡滞故障状态，为精冲装备智能化提供参考。

参考文献：

[1] 华林，刘艳雄. 复合精冲成形理论与技术[M]. 北京：科学出版社，2022.
HUA Lin，LIU Yanxiong. Hybrid Fine Blanking Theory and Technology[M]. Beijing：Science Press，2022.

[2] 曹连民，郭徽，王庭明，等. 液压支架立柱液压系统阀芯卡滞诊断[J]. 山东科技大学学报(自然科学版)，2018，37(5)：104-111.
CAO Lianmin，GUO Hui，WANG Tingming，et al. Valve Core Stagnation Diagnosis of Hydraulic System in Hydraulic Support Column[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science)，2018，37(5)：104-111.

[3] 刘艳雄，张昌邦，徐志成，等. 液压精冲机工况能耗智能云端监测平台研究[J]. 塑性工程学报，2022，29(11)：25-31.
LIU Yanxiong，ZHANG Changbang，XU Zhicheng，et al. Research on Intelligent Cloud Working Condition and Energy Consumption Monitoring Platform for Hydraulic Fine Blanking Machine[J]. Journal of Plasticity Engineering，2022，29(11)：25-31.

[4] WANG Pei，ZHANG Yuxin，LINJAMA M，et al. Fault

Identification and Localization for the Fast Switching Valve in the Equal-coded Digital Hydraulic System Based on Hybrid CNN-LSTM Model[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 224: 112201.

[5] YIN Hao, XU He, FAN Weiwang, et al. Fault Diagnosis of Pressure Relief Valve Based on Improved Deep Residual Shrinking Network [J]. Measurement, 2024, 224: 113752.

[6] ZHANG Guangcheng, ZHANG Kai, SHEN Wei, et al. Intelligent Fault Diagnosis of Multi-way Directional Valves in Hydraulic Systems Using Digital Twin and Deep Learning Approaches[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 230: 112579.

[7] SHI Chong, REN Yan, TANG Hesheng, et al. A Fault Diagnosis Method for an Electro-Hydraulic Directional Valve Based on Intrinsic Mode Functions and Weighted Densely Connected Convolutional Networks[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(8): 084015.

[8] MA Dong, LIU Zhihao, GAO Qinhe, et al. Fault Diagnosis of Multi-step Electromagnetic Hydraulic Valve Group Based on Localized Current Signal CS-SVM[J]. Measurement, 2025, 245: 116632.

[9] VENKATA S K, RAO S. Fault Detection of a Flow Control Valve Using Vibration Analysis and Support Vector Machine[J]. Electronics, 2019, 8(10): 1062.

[10] ZHONG Qi, XU Enguang, SHI Yan, et al. Fault Diagnosis of the Hydraulic Valve Using a Novel Semi-supervised Learning Method Based on Multi-sensor Information Fusion [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 189: 110093.

[11] SHI Jinchuan, YI Jiyan, REN Yan, et al. Fault Diagnosis in a Hydraulic Directional Valve Using a Two-stage Multisensor Information Fusion[J]. Measurement, 2021, 179: 109460.

[12] SHI Jinchuan, REN Yan, TANG Hesheng, et al. Hydraulic Directional Valve Fault Diagnosis Using a Weighted Adaptive Fusion of Multi-dimensional Features of a Multisensor [J]. Journal of Zhejiang University: Science A, 2022, 23(4): 257-271.

[13] 张逸群，张钰民，娄小平，等. 光纤光栅在飞机结构载荷监测中的发展现状及展望[J]. 电子测量与仪器学报，2025, 39(9): 1-15.
ZHANG Yiqun, ZHANG Yumin, LOU Xiaoping, et al. Research Status and the Prospect of Fiber Bragg Grating in Aircraft Structural Load Monitoring[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(9): 1-15.

[14] 田童，李建乐，邓德双，等. 飞行器结构健康监测技术研究进展[J]. 航空制造技术，2024, 67(13): 41-67.
TIAN Tong, LI Jianle, DENG Deshuang, et al. Research Progress of Structural Health Monitoring Technology for Aircraft [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2024, 67(13): 41-67.

[15] ALHUSSEIN A N D, QAID M R T M, AGLIULLIN T, et al. Fiber Bragg Grating Sensors: Design, Applications, and Comparison with Other Sensing Technologies [J]. Sensors, 2025, 25(7): 2289.

[16] 魏鹏，王泽林，尹渝，等. 基于光纤传感的装甲车滚动轴承故障诊断技术[J]. 兵器装备工程学报，2023, 44(1): 175-182.
WEI Peng, WANG Zelin, YIN Yu, et al. Fault Diagnosis Technology of the Rolling Bearing in an Armored Vehicle Based on Optical Fiber Sensors[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2023, 44(1): 175-182.

[17] 曾宪旺，孙文磊，王宏伟. 光纤传感技术结合SVM-ELM的风力机齿轮箱故障诊断分析[J]. 机械设计与制造，2024(4): 149-153.
ZENG Xianwang, SUN Wenlei, WANG Hongwei. Fault Diagnosis and Analysis of Wind Turbine Gearbox Based on Optical Fiber Sensing Technology and SVM-ELM [J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(4): 149-153.

[18] JIANG Hong, WANG Zhichao, CUI Lina, et al. CEEMDAN-MRAL Transformer Vibration Signal Fault Diagnosis Method Based on FBG[J]. Photonics, 2025, 12(5): 468.

[19] JANG B W. Damage Detection and Evaluation in Composite Laminates Using Path Length between Adjacent Peaks of AE Signal from Fiber Optic Sensor [J]. Composite Structures, 2025, 374: 119729.

[20] SHU Yuwen , LIU Yanxiong, XU Zhicheng, et al. Optimization of Hydraulic Fine Blanking Press Control System Based on System Identification[J]. Processes, 2023, 11(1): 59.

[21] 陈铁，陈一夫，李咸善，等. 基于CEEMDAN-SG-BiLSTM的变压器油中溶解气体体积分数预测[J]. 高压电器，2023, 59(12): 168-175.
CHEN Tie, CHEN Yifu, LI Xianshan, et al. Prediction for Dissolved Gas Concentration in Power Transformer Oil Based on CEEMDAN-SG-BiLSTM [J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(12): 168-175.

（编辑　王旻玥）

作者简介：魏文婷，1985年生，副教授、博士研究生导师。研究方向为汽车及运载装备智能监测及关键构件形性控制。E-mail: wei_wt@whut.edu.cn。**刘艳雄***（通信作者），男，1985年生，教授、博士研究生导师。研究方向为汽车及运载装备关键构件复合精冲成形技术与装备。E-mail:liuyx@whut.edu.cn。

本文引用格式：

魏文婷，张书照，刘艳雄，等. 基于光纤光栅传感器的精冲机换向阀阀芯卡滞间接故障诊断[J]. 中国机械工程，2026，37(9)：2115-2123.

WEI Wenting, ZHANG Shuzhao, LIU Yanxiong, et al. Indirect Fault Diagnosis of Spool Sticking in Fine Blanking Press Directional Control Valve Based on FBG Sensor[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(9): 2115-2123.