

doi: 10.7690/bgzdh.2022.01.008

基于多层双向长短时记忆网络的装甲车辆柴油机喷油器故障诊断

靳莹, 乔新勇

(陆军装甲兵学院车辆工程系, 北京 100072)

摘要: 针对装甲车辆柴油机喷油器故障诊断不能满足实时在线监测的问题, 提出一种基于多层双向长短时记忆网络(bidirectional long short term memory, Bi-LSTM)的装甲车辆柴油机喷油器故障诊断方法。对柴油机喷油器故障进行模拟实验, 利用多层双向长短时记忆网络具备较长距离的时序分析能力的优势, 分别将压力波特征值和压力波时序信号作为输入进行故障模式识别验证。结果表明: 该方法具有较高的识别精度和较快的分类速度, 能够满足实时在线监测的要求。

关键词: LSTM; 压力波; 喷油器故障; 特征提取

中图分类号: TJ811 **文献标志码:** A

Injector Fault Diagnosis of Armored Vehicle Diesel Engine Based on Multi-layer Bidirectional Long Short Term Memory Network

Jin Ying, Qiao Xinyong

(Department of Vehicle Engineering, Army Armored Forces Academy, Beijing 100072, China)

Abstract: Aiming at the problem that the fault diagnosis of armored vehicle diesel engine injector can not meet the real-time on-line monitoring, a fault diagnosis method of armored vehicle diesel injector based on multi-layers bidirectional long short term memory (Bi-LSTM) network is proposed. The simulation experiment of diesel injector fault is carried out. Taking advantage of the long-distance time sequence analysis ability of multi-layer bidirectional long-short term memory network, the fault pattern recognition verification is carried out by taking the pressure wave feature value and pressure wave time sequence signal as input respectively. The results show that the method has higher recognition accuracy and faster classification speed, and can meet the requirements of real-time online monitoring.

Keywords: LSTM; pressure wave; injector failure; feature extraction

0 引言

柴油机以其经济、可靠的优点, 一直是坦克装甲车辆的首选动力机。柴油机一旦发生故障将直接影响整个车辆的技战术性能, 故障严重时甚至导致装甲车辆瘫痪, 战时将造成不可估量的人员和装备损伤^[1]。燃油喷射系统是柴油机的重要组成部分, 也是柴油机的主要故障来源, 其中喷油器直接决定了燃油喷射质量; 因此, 喷油器故障分析对柴油机故障诊断具有重要意义^[2-3]。

为实现柴油机喷油器故障的准确诊断, 通过准确高效地从信号中提取特征和选取更具泛化能力的分类器 2 方面提高故障诊断的准确率。随着深度学习的发展, 长短时记忆网络(long short term memory, LSTM)作为一种特殊的循环神经网络(recurrent neural network, RNN)应用于分类识别, 提高了序列分类问题的模型性能和模式识别能力。笔者通过

柴油机故障模拟试验, 测取柴油机高压油管压力波信号进行喷油器故障诊断, 并基于长短时记忆理论, 通过将压力波特征值和压力波时序信号分别作为输入, 提出一种基于多层双向长短时记忆网络(Bi-LSTM)进行喷油器故障的分类识别方法。通过对比分析, 验证了该方法具有较高的故障诊断效率和准确率。

1 试验方法及信号采集

如图 1 所示, 故障模拟试验在 12 150 L 柴油机喷油泵试验台上进行, 试验时将外卡式压力传感器固定在高压油管靠近喷油器端的外壁面。将高压油泵的转速调整至 850 r/min, 喷油器 400 次循环累计喷油量为 (64±1) mL, 设置信号采样频率为 20 kHz。

如图 2 所示, 按照上述试验条件进行模拟试验, 通过数据采集系统采集正常状态下的燃油压力波信号。

收稿日期: 2021-09-21; 修回日期: 2021-10-15

基金项目: 武器装备维修改革项目(2015WX05)

作者简介: 靳莹(1981—), 女, 辽宁人, 博士, 讲师, 从事装甲车辆状态检测与故障诊断研究。E-mail: nancy.jin-ying@163.com。

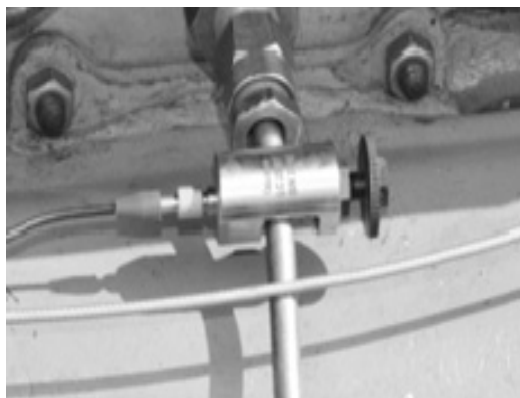


图 1 外卡式压力传感器安装

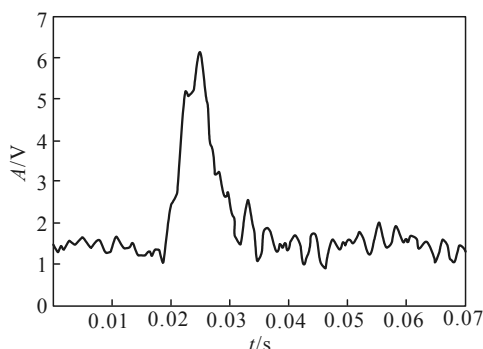


图 2 试验测得高正常状态压油管压力波形

模拟开启压力降低、针阀下卡死、喷油孔堵塞和针阀偶件磨损 4 种典型喷油器典型故障^[1], 采集 4 种典型故障 5 种故障状态下的燃油压力波信号, 模拟方式及采集的信号压力波形如下:

1) 开启压力降低。

喷油压力的标准与否, 决定着柴油机能否正确喷油和雾化良好。如果降低喷油器压力, 容易造成许多不良现象, 如不完全燃烧、积碳和黑烟排放。喷油器的正常开启压力为 21 MPa。随着使用时间的增加, 开启压力逐渐降低, 一般在使用结束后降至 17~19 MPa。试验中, 在开启压力调节试验台上调节开启压力, 模拟开启压力 18.5 MPa 和 20 MPa。压力波形如图 3—4 所示。

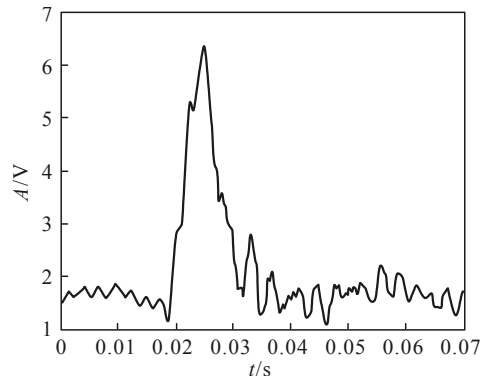


图 3 启喷压力 20 MPa

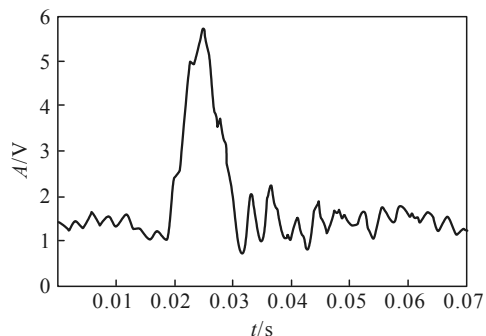


图 4 启喷压力 18.5 MPa

2) 针阀下卡死。

由于针阀加工精度, 安装不当, 燃料中杂质含量、水分过多和渗漏等问题, 导致针阀卡死在封闭状态。用刚性螺栓代替弹簧来控制针阀, 使针阀无法抬起, 喷油器无法喷油。压力波形如图 5 所示。

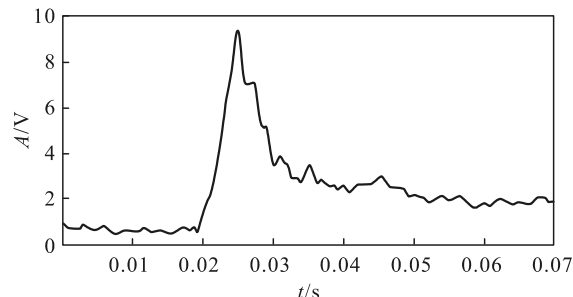


图 5 针阀下卡死

3) 喷油孔堵塞。

柴油雾化不良、燃烧不充分产生积碳及燃油中的杂质沉积在喷油孔内会造成喷油孔堵塞。采用低电流钎焊方法将 2 个喷油孔堵塞进行故障模拟。压力波形如图 6 所示。

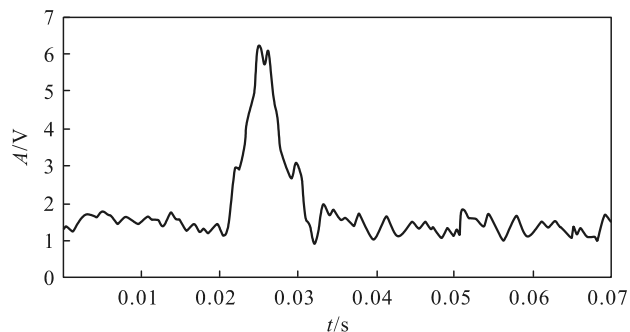


图 6 喷油孔堵塞

4) 针阀偶件磨损。

针阀与阀体为一对精密配合件, 配合间隙为 0.002~0.004 mm。在喷油器工作过程中, 针阀频繁往复运动, 在落座时承受冲击力和燃油中杂质的共同作用, 会导致针阀偶件的磨损。试验中采用磨削针阀法将偶件配合间隙扩大到 0.006 mm, 模拟偶件的磨损状态。压力波形如图 7 所示。

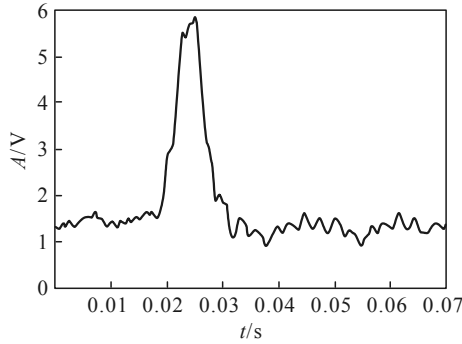


图 7 针阀磨损

2 高压油管燃油压力波形分析及特征提取

2.1 燃油压力波动原理分析

以高压油管正常状态下的燃油压力波形为例，分析燃油压力的波动特性，如图 8 所示。

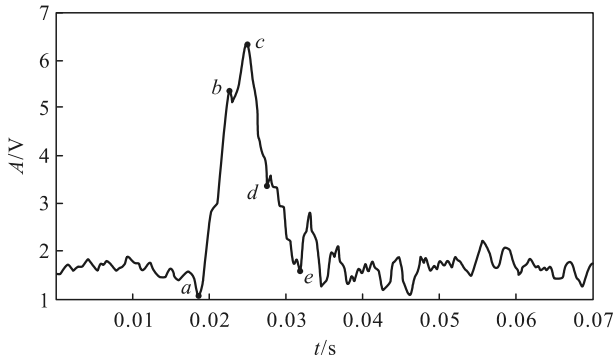


图 8 高压油管燃油压力波动特征

从上图可以看出：此时出口阀打开(a 点)，由于柱塞的挤压，高压油管内的燃油压力开始急剧上升；当燃油压力大于针阀的开启压力时，针阀将升起(b 点)，燃油开始喷入气缸；此时，由于进入喷油器的燃油量大于喷入气缸的燃油量，压力将略微升高，直到达到最大压力点(c 点)；之后，回油孔打开，燃油不再进入喷射系统；燃油喷入气缸后，压力急剧下降，直到针阀关闭(e 点)，出口阀在该点关闭。

2.2 燃油压力波特征提取

以 a 点作为基准点，沿时间横轴和幅值纵轴构建波形特征参数，其含义如下：

T_{ac} 为供油持续时间； T_{bd} 为喷油持续时间； T_{ab} 为针阀开启时间； P_{ab} 为针阀开启压力特征； P_{ac} 为压力峰值特征； P_{ad} 为针阀落座特征。

利用压力波动特征进行故障诊断时，时间特征量和幅值特征量在维数和量级上是不同的^[4]。为消除特征量对特征空间的影响，对特征量进行归一化处理^[5]。将故障状态特征量除以正常状态特征量，

以 a 点处的 P_a 和 T_{ae} 作为标准值进行转换，即 $C'_p = C_p / P_a$ ， $C'_t = C_t / T_{ae}$ 。式中： C_p 、 C_t 分别为压力、时间特征量； C'_p 、 C'_t 分别为转换后的压力、时间特征量。经过数据处理后随机选取不同故障模式下各组计算特征量如表 1 所示，表中 M1—M6 分别代表开启压力降低 I(降至 20 MPa)、开启压力降低 II(降至 18.5 MPa)、针阀下卡死、喷孔堵塞、针阀偶件磨损以及正常状态 6 种模式。

表 1 不同故障及正常状态模式下特征量

特征值	故障模式					
	M1	M2	M3	M4	M5	M6
T'_{ac}	0.465	0.496	0.387	0.498	0.409	0.481
T'_{bd}	0.520	0.581	0.320	0.592	0.511	0.526
T'_{ab}	0.158	0.332	0.138	0.185	0.148	0.156
P'_{ab}	1.323	1.200	3.514	1.037	1.563	1.549
P'_{ac}	1.930	1.289	17.464	5.887	1.711	3.704
P'_{ad}	2.083	1.785	11.405	0.242	2.051	1.586

3 压力波特征值和 Bi-LSTM 的故障诊断

LSTM 是一种特殊的循环神经网络，由 Hochreiter 和 Schmidhuber 于 1997 年提出，是对 RNN 模型的改良。传统的 RNN 通过隐状态存储历史信息，但隐状态每个时刻都会被重写，是一种短期记忆。当输入序列很长时，RNN 会出现梯度爆炸和梯度消失问题。LSTM 能够建立较长距离的时序依赖关系，并有效解决 RNN 梯度爆炸和梯度消失问题，具有能够学习的长期依赖的能力，而不是通过学习或训练获得^[6]。目前 LSTM 已广泛应用于多个领域，并得到不断完善和推广。

3.1 长短期记忆网络原理

LSTM 能够按时间展开成由重复的神经元模块组成的链式结构，LSTM 循环结构如图 9 所示。LSTM 的关键是单元状态，而控制单元状态的是“门”(gate)结构，分别为输入门 i_t 、遗忘门 f_t 和输出门 o_t 。3 个门的控制功能由 3 个取值在 (0,1) 之间的门控制函数 sigmoid 控制筛选。 x_t 、 c_t 、 \tilde{c}_t 、 h_t 分别表示时刻的输入、记忆单元、候选状态和隐藏层的输出， c_{t-1} 和 h_{t-1} 分别表示记忆单元和隐藏层在 $t-1$ 时刻的输出。 x_t 和 h_{t-1} 叠加分别通过 3 个门控制函数运算和记忆单元的 tanh 激活函数运算，通过权重系数和偏置项的调整，叠加上一时刻的记忆单元，最终返回隐藏层的输出 h_t ，记忆单元输出 c_t ，从而完成记忆信息的更新和隐藏层的时序信息返回，以实现单元状态的控制和保护，控制记忆信息和时序信息的保存和传递。

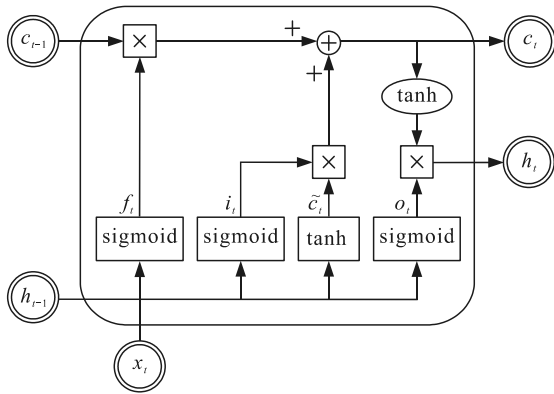


图 9 LSTM 循环结构

LSTM 循环结构单元通过控制遗忘门、输入门和输出门的开关程度，控制信息的流动。特别是遗

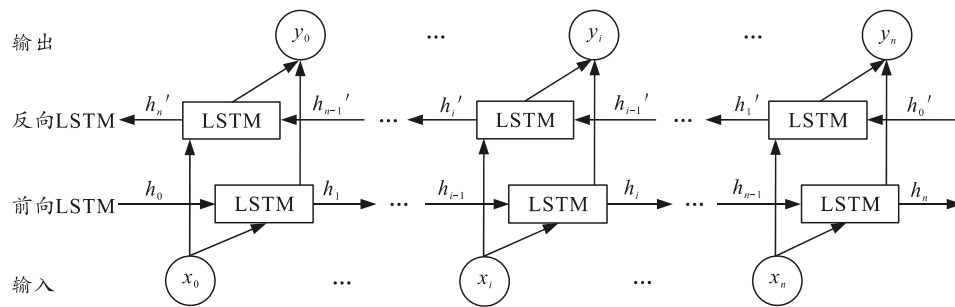


图 10 Bi-LSTM 网络结构

输入的喷油器压力波作为一种时间序列，在 Bi-LSTM 的每个时间步输入序列中的一个压力值嵌入表示，并进行当前时间步隐藏状态的计算，用于当前时间步的输出以及传递给下一个时间步和下一个压力值一起作为 LSTM 单元输入，再进行下一个时间步 LSTM 隐藏状态的计算，重复以上步骤直至输入压力信号序列中的每个压力值。当将压力信号特征值作为输入时，需要 6 个时间步；将压力波原始信号作为输入时，需要 2 800 个时间步。

3.3 Bi-LSTM 网络诊断模型建立及验证

经过研究发现：LSTM 网络层数的增加能够实现不同时间尺度的分块观察，且增加 LSTM 网络单元的数量有利于增强模型的分类识别能力，故采用多层 Bi-LSTM 神经网络进行喷油器故障诊断方法研究。

1) 多层 Bi-LSTM 网络模型。

在多层 Bi-LSTM 网络中，LSTM 单元是分层排列，每个单元的输出都成为其他单元的输入，通过多层排列使网络能够捕获更多的依赖项。模型采用 2 层 LSTM 神经网络层，隐含层神经元数分别为 256、48，通过全连接层输出预测结果。多层 Bi-LSTM 网络模型如图 11 所示。

忘门的设置，可以对上一个时段的输入信息进行筛选，从而保留关键信息，遗忘一部分不重要信息，通过有选择性地记忆历史信息，解决梯度爆炸与梯度消失问题。

3.2 双向长短时记忆网络

Bi-LSTM 是传统 LSTM 的扩展，能够提高序列分类问题的模型性能。Bi-LSTM 包含前向 LSTM 和反向 LSTM 共 2 个网络，每个网络包含相同数量的 LSTM 单元，前向 LSTM 隐藏层的输出 h_t 与 h_{t-1} 有关，而反向 LSTM 隐藏层的输出 h_{t-1} 与 h_{t+1} 有关，双向输出最终合并完成分类识别。网络结构如图 10 所示。

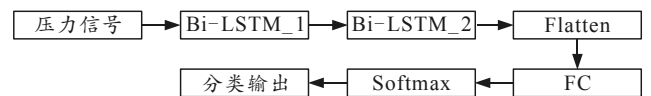
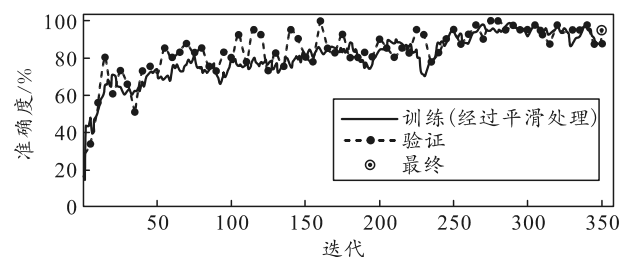


图 11 多层 Bi-LSTM 网络模型

2) 多层 Bi-LSTM 网络诊断及验证。

按照图 11 创建一个多层 Bi-LSTM 网络，设置第 1 层 Bi-LSTM_1 的隐含单元个数为 96，第 2 层 Bi-LSTM_2 的隐含单元个数为 48。全连接层节点数为 6，对应喷油器故障的 6 种不同模式。

对正常状态和 5 种故障状态的特征量进行分割，特征量样本由 6 个特征值构成作为输入，此数据集由 6 种状态共 540 组构成，每种工况下随机选取 70% 作为训练样本，其余 30% 作为测试样本。通过训练集对网络进行训练并通过测试集进行仿真，得到分类进度及准确率曲线如图 12 所示。验证结果表明，该方法分类识别正确率达到 95.12%。



(a) 训练进展

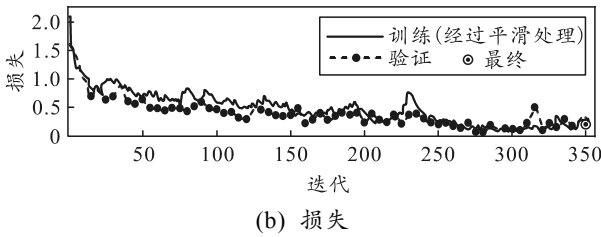


图 12 Bi-LSTM 网络分类进度及准确率

4 压力波时序信号和 Bi-LSTM 的故障诊断

采用压力波特征值，通过神经网络模型进行故障诊断。由于在故障状态下压力波特征点存在不易识别的问题；因此，在应用中对诊断者的专业要求较高。下面通过直接采用压力波的时序信号值进行诊断，验证该方法应用的可能性。

4.1 基于压力波时序信号和 Bi-LSTM 的诊断方法

采用高压油管压力原始数据作为输入，输入维度为 1，节点数为 2 800。设置第 1 层 Bi-LSTM_1 的隐含单元个数为 256，第 2 层 Bi-LSTM_2 的隐含单元个数为 48。将数据集的 70% 作为训练集，30% 作为测试集，进行训练仿真，分类进度及准确率曲线如图 13 所示。验证结果表明，该方法分类识别准确率为 96.08%。

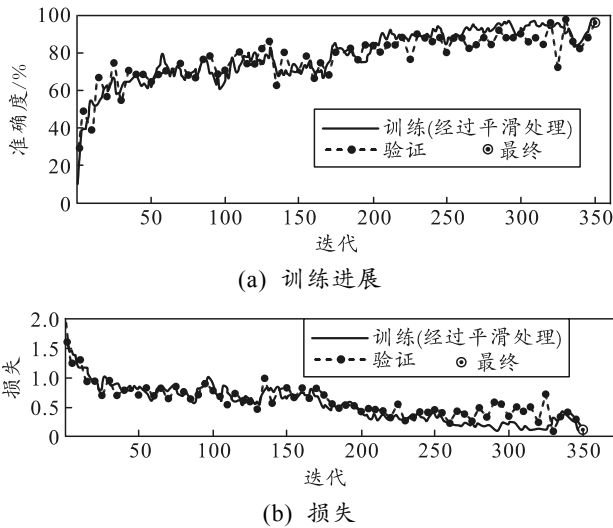


图 13 基于时序信号的分类进度及准确率

4.2 对比分析

1) 通过上述诊断分析，对比相同网络模型、不

同输入向量的分类结果，表明基于压力波时序信号的多层 Bi-LSTM 网络的诊断效果要优于基于压力波特征值的多层 Bi-LSTM 网络模型。

2) 不同输入向量下的网络分类结果表明：以压力波时序信号值作为网络输入向量的情况下，分类正确率高于提取特征值作为输入向量的正确率。由于以压力波时序信号值作为网络输入向量，向量维数较大；因此，训练时间较长，而提取特征值的过程相当于进行了降维处理，以特征值作为输入会以更快的速度完成分类识别，具备一定的准确率。

5 结论

笔者提出基于多层双向长短时记忆网络的装甲车辆柴油机喷油器故障诊断的方法，通过模拟喷油器故障，测取 6 种模式下的燃油压力波，提取燃油压力波特征值，利用 Bi-LSTM 具备较长距离的时序分析能力和解决序列分类问题的优势，建立了基于多层 Bi-LSTM 的神经网络模型，完成喷油器故障诊断。对比分析试验结果表明：笔者提出的多层 Bi-LSTM 喷油器故障诊断方法，在特征值输入和时序信号输入时均具有较高的诊断准确率，为实时在线监测提供了新方法。

参考文献：

- [1] 乔新勇, 刘东利, 康葳, 等. 基于压力波的柴油机喷油器故障诊断研究[J]. 无损检测, 2004, 26(4): 180-189.
- [2] 马超, 王伏, 龚笑舞, 等. 一种共轨喷油器故障诊断策略开发[J]. 现代车用动力, 2016(3): 49-53.
- [3] 王金鑫, 王忠巍, 马修真, 等. 柴油机燃油系统多故障的解耦与诊断技术[J]. 控制与决策, 2019, 34(10): 2249-2255.
- [4] 孙宜权, 王滨, 张英堂, 等. 基于自适应平行因子的柴油机喷油故障诊断研究[J]. 兵工学报, 2013, 34(5): 519-526.
- [5] 崔海英, 石秀华, 王文斌, 等. 基于 LMBP 算法的柴油机喷油器故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(4): 466-469, 481.
- [6] 王鑫, 吴际, 刘超, 等. 基于 LSTM 循环神经网络的故障时间序列预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(4): 772-784.