

# 基于 LMD-PE 与神经网络的刀具故障诊断方法

杨瑞元, 尹 晨, 何建樑, 王禹林

(南京理工大学 机械工程学院, 南京 210094)

**摘要:** 针对刀具故障诊断信号信噪比低、诊断结果不准确等问题, 采用局域均值分解 (LMD) 结合排列熵 (PE) 来处理采集到的刀具加工时的振动信号, 然后将提取到的特征向量输入到训练好的长短期记忆神经网络 (LSTM) 中得到诊断结果, 为了提高 LSTM 的诊断效率, 结合卷积神经网络 (CNN) 对 LSTM 进行了改造; 试验表明, 文章提出的方法诊断准确率比 BP 神经网络提高了将近 12%, 改进 LSTM 网络比传统 LSTM 的诊断时间缩短了 50%。

**关键词:** 刀具故障诊断; 局域均值分解; 排列熵; 长短期记忆神经网络; 卷积神经网络

## Tool Fault Diagnosis Method Based on LMD-PE and Neural Network

Yang Ruiyuan, Yin Chen, He Jianliang, Wang Yulin

(Machinery Institute, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of low signal-to-noise ratio of tool fault diagnosis signals and inaccurate diagnosis results, local mean value decomposition (LMD) combined with permutation entropy (PE) is used to process the collected vibration signals during tool processing, and then the extracted feature vectors are inputted to the trained long and short-term memory neural network (LSTM) to get the diagnosis result. In order to improve the diagnosis efficiency of LSTM, combined with convolutional neural network (CNN) to transform LSTM. Experiments show that the diagnostic accuracy of the method proposed in this paper is nearly 12% higher than that of the BP neural network, and the improved LSTM network reduces the diagnostic time of the traditional LSTM by 50%.

**Keywords:** tool fault diagnosis; local mean decomposition; permutation entropy; long and short-term memory neural network; convolutional neural network

## 0 引言

机械加工离不开机床的使用, 在使用机床进行加工机械加工时, 需要对对刀具的磨损状态进行精确地预测, 以便在机械加工过程中提高机械加工的质量和效率。

在现有研究中, 文献 [1] 采用 BP 神经网络融合多特征信息对刀具的状态进行监测, 虽然提高了监测的效率, 但是 BP 神经网络收敛速度慢, 监测准确度不高; 文献 [2] 采用了长短期记忆神经网络对刀具的磨损状态进行监测, 虽然提高了监测的准确度, 但是采用小波包变化和滤波器来提取特征能量值, 会丢失部分关键特征。

基于以上内容, 本研究采用局域均值分解排列熵 (LMD-PE) 刀具状态的特征向量, 输入到训练好的长短期记忆神经网络 (LSTM) 中进行预测, 使刀具的故障诊断效率和准确性均得到大幅度的提高。

## 1 基于 LMD-PE 和 LSTM 的刀具故障诊断

刀具出现的故障形式通常有破损和磨损。破损大部分

都是错误使用刀具造成的, 磨损是正常使用中不可避免的<sup>[3]</sup>。产生故障的刀具在加工过程会产生不同的振动信号, 因为产生的振动信号噪声大、信噪比低<sup>[4]</sup>, 采用 LMD-PE 对振动信号的处理和 LSTM 模型的训练对刀具的故障类型进行预测。下面对 LMD、PE、LSTM 的原理进行介绍。

### 1.1 局域均值分解 LMD 原理

LMD 可以根据刀具振动信号的局部极值点, 采用波动不大的迭代循环方法进行迭代循环, 便能够将纯调频信号和包络小信号从原始的振动信号中分离出来<sup>[5]</sup>, 然后对纯调频信号和包络信号进行乘积得到 PF 分量, 对于一个振动信号  $x(t)$ , 进行 LMD 分解的过程如下<sup>[6]</sup>:

1)  $x(t)$  是一个时间序列的振动信号, 根据 LMD 原理首先要找出  $x(t)$  的所有局部极值点  $n_i$ , 计算极大值和极小值的均值以及包络估计值:

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (1)$$

收稿日期: 2020-09-30; 修回日期: 2020-11-25。

基金项目: 南京理工大学机械工程学院重点科技项目 (2018ZX04002001-008)。

作者简介: 杨瑞元 (1995-) 男, 湖南岳阳人, 硕士研究生, 主要从事智能制造方向的研究。

通讯作者: 王禹林 (1981-) 男, 江苏南京人, 教授, 博导, 主要从事智能制造, 精密测控技术, 绿色制造等方向的研究。

引用格式: 杨瑞元, 尹 晨, 何建樑, 等. 基于 LMD-PE 与神经网络的刀具故障诊断方法[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(6): 25-29.

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i-1}|}{2} \quad (2)$$

式 (1) 中,  $m_i$  为两个极值的均值, 式 (2) 中,  $a_i$  为两个极值的包络估计值。

计算完成后, 用直线将所有的  $m_i, a_i$  连接, 然后采用移动平均法对连接后完成后的折线进行平滑处理<sup>[7]</sup>, 得到局域均值函数和包络估计函数。

2) 分离局域均值函数:

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (3)$$

式 (3) 中,  $x(t)$  为原始振动信号的时间序列,  $m_{11}(t)$  为局域均值函数,  $h_{11}(t)$  为分离后得到的函数。

3) 对分离后的  $h_{11}(t)$  进行降调:

$$s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (4)$$

式 (4) 中,  $h_{11}(t)$  为原始振动信号的时间序列分离局域均值函数后得到的函数,  $a_{11}(t)$  为包络估计函数,  $s_{11}(t)$  为  $h_{11}(t)$  降调后的函数。

4) 判断  $s_{11}(t)$  是否为纯调频信号, 当  $a_{12}(t) = 1$  时, 则认为  $s_{11}(t)$  是一个纯调频信号, 如果  $s_{11}(t)$  不是一个纯调频信号, 则计算进行步骤 1) ~ 3), 直至  $a_{1n}(t) = 1$  为止, 需要强调的是, 在实际的运算中,  $a_{1n}(t) \approx 1$  即可停止迭代<sup>[8]</sup>。

5) 计算第一个分量的包络信号:

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\cdots a_{1n}(t) = \prod_{p=1}^n a_{1p}(t) \quad (5)$$

式 (5) 中,  $a_{1n}(t)$  为上述迭代运算产生的包络估计函数,  $p$  为迭代次数。

6) 计算原始振动信号的第一个 PF 分量<sup>[9]</sup>:

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (6)$$

式 (6) 中,  $a_1(t)$  为第一个分量的包络信号,  $s_{1n}(t)$  为得到的纯调频信号。

7) 将得到的第一个 PF 分量与原始振动信号的时间序列分离, 得到一个新的时间序列, 将得到的新的时间序列作为原始时间序列重复上述步骤 1) ~ 6), 直到得到的新时间序列为一个单调函数为止, 这时, 原始振动信号的时间序列可以看做  $n$  个 PF 分量与最后的单调函数之和<sup>[10]</sup>:

$$x(t) = \sum_{q=1}^N PF_q(t) + u_N(t) \quad (7)$$

式 (7) 中,  $u_N(t)$  为最后得到的单调函数。

### 1.2 排列熵原理 PE

排列熵是一种新的信息熵计算方式, 能够度量一个时间序列的复杂程度, 该方法不仅计算速度快, 还能够准确地反映振动信号的微小突变行为<sup>[11]</sup>, 非常适合刀具的振动信号的处理和分析。其原理如下:

假设一个振动信号时间序列  $\{X(i), i = 1, 2, \dots, N\}$ , 采用相空间重构可以得到矩阵  $\mathbf{X}^{[12]}$ :

$$\begin{bmatrix} x(1) & x(1+\tau) & \cdots & x(1+(d-1)\tau) \\ x(2) & x(2+\tau) & \cdots & x(2+(d-1)\tau) \\ x(j) & x(j+\tau) & \cdots & x(j+(d-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(k) & x(k+\tau) & \cdots & x(k+(d-1)\tau) \end{bmatrix}$$

$$j = 1, 2, \dots, k \quad (8)$$

式 (8) 中,  $\tau$  为时间序列的延迟时间,  $d$  为嵌入维数,  $k$  为重构分量的数量,  $\mathbf{X}(j)$  为矩阵  $\mathbf{X}$  的第  $j$  行分量。

将  $\mathbf{X}(j)$  按从小到大的顺序排序, 确定每个元素在向量中的位置  $j_1, j_2, \dots, j_d$ 。因为重构矩阵的空间维数为  $d$ , 所以一共会有  $d!$  种排列可能, 此时排列熵<sup>[13]</sup>的计算公式为:

$$H_P = - \sum_{j=1}^k P_j \ln(P_j) \quad (9)$$

式 (9) 中,  $H_P$  为排列熵,  $P_j$  为排列的概率。

进行归一化处理<sup>[14]</sup>:

$$H_P = \frac{H_P}{\ln(d!)} \quad (10)$$

最终得到的  $H_P$  就是时间序列  $\mathbf{X}(i)$  的排列熵。

### 1.3 长短期记忆神经网络 LSTM

在 LSTM 模型中, 该模型的算法特点能够对时间序列数据进行适当地预测, 应用过程中采用了 RNN 循环神经网络模型, 进行有效地改进, 实现数据信息的计算。首先需要构建 RNN 循环神经网络, 该模型在架构上包括输入层、隐含层和输出层<sup>[15]</sup>。其中隐含层在整个数据模型中具有举足轻重的作用, 是算法的核心部分, 该算法的架构如图 1 所示。

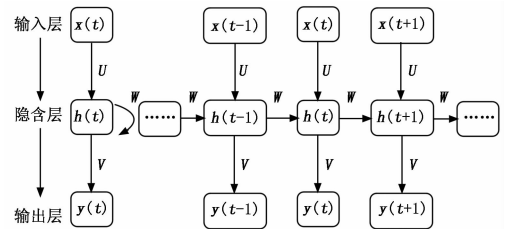


图 1 RNN 结构

图 1 中,  $x(t)$  为输入序列,  $h(t)$  为隐藏层序列,  $y(t)$  为输出序列。  $U$ 、 $W$ 、 $V$  为权重矩阵, 则有:

$$h_t = f_a(Ux_t + Wh_{t-1} + b_h) \quad (11)$$

$$y_t = f_y(Vh_t + b_y) \quad (12)$$

式 (11)、(12) 中,  $f_a$ 、 $f_y$  为激励函数;  $b_h$  为隐含层的偏置向量;  $b_y$  为输出层的偏置向量。

RNN 结构的隐含层如图 2 所示。

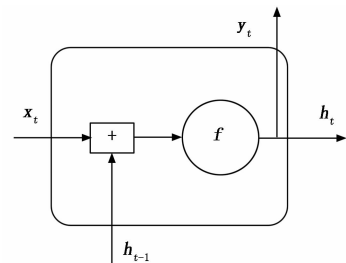


图 2 RNN 隐含层结构

采用 RNN 循环神经网络的目的在于: 该模型具有较强的记忆功能, 在处理关于时间序列数方面有突出的技术优

势,但是容易出现梯度消失、梯度紊乱、记忆时间短等技术弊端<sup>[16]</sup>。

在本研究算法的计算过程中,采用改进型 LSTM 循环神经网络的特点在于:对 RNN 的隐含层的计算功能进行进一步地提升,下面通过模型结构对本研究的创新点进行说明,结构如图 3 所示。

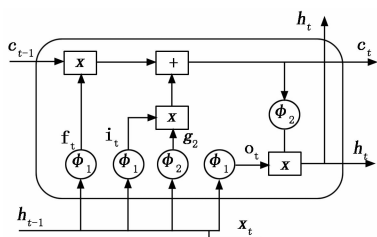


图 3 LSTM 隐含层结构

在新型的架构设计中,在 LSTM 隐含层中融合多种智能控制门的计算,比如输入门、遗忘门和输出门等<sup>[17]</sup>,即图中的  $f_t$ 、 $i_t$ 、 $o_t$ ,输入门的作用是控制信息的输入,遗忘门的作用是对输入的数据进行预处理,输出门的作用则是控制信息的输出。图中, $t-1$ 时刻的细胞输出信息  $c_{t-1}$ , $h_{t-1}$ 经过函数  $\varphi_1$ 、 $\varphi_2$  处理能够得到  $t$ 时刻的细胞输出信息  $c_t$ , $h_t$ ,其中, $\varphi_1$ 为 sigmoid 函数, $\varphi_2$ 为 tanh 函数<sup>[18]</sup>。

但是 LSTM 模型没有解决 RNN 模型的预测滞后问题,因此需要对 LSTM 模型进行改造,卷积神经网络 (CNN) 的优势在于能够从输入的信息中提取到更高阶的信息,同时把无用信息剔除<sup>[19]</sup>。基于此,本研究提出用 CNN 对输入的时间序列信息进行降维处理,提现更高阶的特征,再输入到 LSTM 模型中进行训练<sup>[20]</sup>,这样训练速度就会大大加快,从而解决了预测滞后问题,同时 CNN 和 LSTM 使用相同的初始权重,不仅能够增强网络记忆模块的性能,还能减轻网络负载<sup>[21]</sup>,具体结构如图 4 所示。

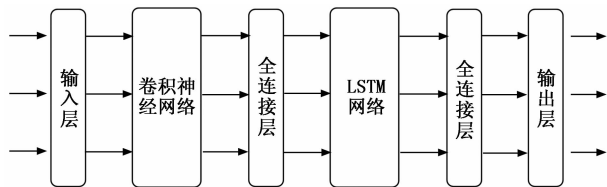


图 4 改进 LSTM 模型结构

卷积神经网络和 LSTM 模型使用相同的全连接层,这样能够保证卷积神经网络提取的高阶特征能够完全传递到 LSTM 模型<sup>[22]</sup>。

#### 1.4 刀具故障诊断

因为刀具在加工时的振动信号时间序列波动大,不宜直接输入到 LSTM 模型进行故障诊断,因此要先对刀具振动信号的时间序列进行 LMD-PE 运算,然后再输入到 LSTM 模型中,诊断的效果更好。

故障诊断的主要步骤:

- 1) 采集刀具加工时的振动信号时间序列。
- 2) 将振动信号发生的时间序列进行预处理,以获取较为纯净的数据信息,通过 LMD 算法模型,将振动信号分解输出多个 PF 分量,其中在这些 PF 分量中,能够提取刀具的故障类型<sup>[23]</sup>。
- 3) 选取合适的 PF 分量,剔除与原始刀具振动信号相关系数低的 PF 分量<sup>[24]</sup>,因为刀具在加工时的振动信号会有噪声干扰,这些噪声的振动会影响到故障的诊断结果。
- 4) 将提取出来的 PF 分量进行空间重构,进而计算出排列熵。
- 5) 选取排列熵特征向量。
- 6) 最后将输出的刀具特征向量输入到训练的 LSTM 模型中,对提取的数据信息量进行训练。
- 7) 得到诊断结果。

## 2 实验仿真

为了验证上述刀具故障诊断方法的有效性,通过在 CNN 数控车床上使用 YT-15 和 YT16 两种型号的硬质合金铣刀进行零件加工,这两种型号的主轴以 1 200 r/min 的转速进行旋转,刀具进给量以 0.02 mm 的位移进行,切削深度以 1 mm 的深度进行。然后通过振动传感器对刀具加工过程中的振动信号进行信息采集,采集频率为 50 kHz,采集时间为 1 s,对上述两种刀具的开始加工到报废全加工过程进行振动采集,每切削十分钟采集 1 次,将采集结果输入到电脑进行处理和分析,其中电脑的硬件配置 CPU 为 intel i7-4500 h,运行内存为 16 G,硬盘内存 1 T。

在刀具工作过程中采集到的刀具信号进行 LMD-PE 运算,得到 7 个乘积分量和 1 个最终的单调函数,刀具的故障特征就包含在这些乘积分量中,但是采集的振动信号会受到噪音的影响,如果直接进行特征提取则最后的故障诊断结果不准确,所以要求取乘积值与原始序列的相关值,求取结果如表 1 所示。

在表 1 的数据信息中,可以发现以下数据现象:与原始时间序列的相关系数相比,PF1、PF2、PF5 和 PF7 差距较大,这表明通过 LMD 模型之后,输出分解的 PF 分量,相比于原始时间序列,存在较大的数据相关性,在这种数据信息中,将特征分量提取出来,其他数据信息分量与开始获取的时间序列的相关性就显得比较小,在进行数据分析时,就不将这些信息作为提取的重点来计算。为了提高数据分析的精度,需要将 PF3、PF4、PF6 和 U 这几个分量剔除处理。

刀具故障产生的根本原因是刀具在高速运转时与工件产生的摩擦力,即刀具在切削工件时,会受到工件的力<sup>[25]</sup>,排列熵的计算就是捕获刀具与工件之间的相互作用力的变化,选择不同的嵌入维数就可以得到信号在不同频率下的故障特征,这就需要对信息数据中的多个维数中的排列熵进行计算,嵌入维数越多,排列熵值也会随之增加。不同维

表 1 乘积值与原始序列的相关系数

信号分量	PF1	PF2	PF3	PF4	PF5	PF6	PF7	U
与原始序列的相关系数	0.868 2	0.847 5	0.421 5	0.365 4	0.752 1	0.417 8	0.874 9	0.357 4

数之间的排列熵值区别很大，选取不同维数下的排列熵值没有交叉耦合的故障特征向量作为输入到模型中的向量。

为了验证本研究的技术效果，将相同刀具故障信息的特征向量分别输入到 BP 神经网络和本文的改进 LSTM 神经网络，观察二者之间的处理效果，然后进行故障分析、对比。在采用 BP 神经网络和 LSTM 神经网络这两种不同的算法模型进行刀具的磨损程度诊断时，一般会经历以下阶段，比如在进行刀具的磨损诊断时，存在初步磨损阶段、正常磨损阶段和剧烈磨损阶段，每个阶段分为前、中、后期，诊断结果如表 2 所示。

表 2 刀具磨损程度诊断结果

磨损阶段	诊断结果	
	LSTM	BP
初步磨损前期	初步磨损前期	初步磨损中期
初步磨损中期	初步磨损中期	初步磨损中期
初步磨损后期	初步磨损中期	初步磨损中期
正常磨损前期	正常磨损中期	正常磨损中期
正常磨损中期	正常磨损中期	正常磨损中期
正常磨损后期	正常磨损后期	正常磨损后期
剧烈磨损前期	剧烈磨损前期	正常磨损中期

通过表 2 中的数据可知，对于刀具磨损的诊断，LSTM 的正确率比 BP 的正确率高。但是只根据对磨损的诊断结果并不能够判断方法对故障诊断的正确性，将两种神经网络的正确率进行统计，得到的正确率对比如图 5 所示。

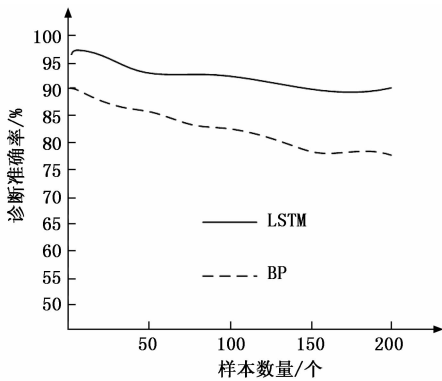


图 5 两种神经网络的诊断正确率对比

通过图 5 可知，当试验的样本数量比较小时，利用 LSTM 模型的诊断时，其正确率在 95% 以上，BP 模型的诊断正确率只有 90%，随着样本数量的增多，两种模型的诊断正确率都随之降低，在样本数大于 200 以后，LSTM 模型的诊断准确率稳定在 92% 左右，BP 模型稳定在 78% 左右，提高了 12% 左右。

下面对上述改进的 LSTM 模型和传统 LSTM 模型的诊断效率进行对比试验，采用上述数据输入到两种模型中进行诊断，不记录诊断结果，只记录诊断所需时间，将结果进行整理得到数据，如表 3 所示。

表 3 诊断时间数据

样本数量/个	改进 LSTM 诊断	传统 LSTM 诊断
	时间/s	时间/s
50	253.2	510.4
100	504.3	1 006.7
150	752.1	1 500.5
200	1 004.8	2 026.5
250	1 253.4	2 541.8

从表中数据可以看出，在相同的样本数量下，改进后的 LSTM 诊断时间比传统的 LSTM 诊断时间少，通过计算改进 LSTM 的诊断时间比传统 LSTM 诊断时间缩短了 50% 左右。

综上所述，上述提到的刀具故障诊断方法的可靠性高。

### 3 结束语

通过对刀具的振动信号进行 LMD-PE 处理，选取合适的特征向量输入到 LSTM 神经网络中对刀具的进行故障诊断，通过验证证明了方案的可行性并得出以下结论：

- 1) 刀具的振动信号会受到噪声的影响，采集的信号不能直接提取特征向量。
- 2) 排列熵的计算嵌入维数尽量选取大的，有利于特征向量的提取。
- 3) LSTM 神经网络的诊断效率较慢，结合卷积神经网络可以提高效率。

上述的方案能够为刀具的故障诊断提供一定的思路，但是由于试验样本较少，故障诊断方法会有很多的不足，需要在实际的诊断中不断地改进和完善。

#### 参考文献：

[1] 聂鹏, 贾彤, 张锴锋, 等. 基于 HPSO 优化 BP 神经网络的刀具磨损状态识别 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020 (3): 152-155.

[2] 何彦, 凌俊杰, 王禹林, 等. 基于长短时记忆卷积神经网络的刀具磨损在线监测模型 [J]. 中国机械工程, 2020, 31 (16): 1959-1967.

[3] 冯胜. 基于 LMD-PE 与 SVM 机床刀具磨损故障诊断 [J]. 工具技术, 2019, 53 (7): 111-115.

[4] 邓丰曼. 一种基于 LMD 与 HMM 的刀具磨损故障诊断方法 [J]. 机械设计与制造工程, 2019, 48 (12): 111-114.

- [5] 聂鹏, 高辉, 陈彦海, 等. 局部均值分解在刀具故障诊断中的应用 [J]. 北京理工大学学报, 2012, 32 (11): 1125 - 1128, 1133.
- [6] 张宁, 魏秀业, 徐晋宏. 基于 LMD 样本熵与 ELM 的行星齿轮箱故障诊断 [J]. 机械传动, 2020, 44 (4): 152 - 157.
- [7] 何雷, 刘溯奇, 蒋婷, 等. 基于改进 LMD 与 BP 神经网络的变速箱故障诊断 [J]. 机械传动, 2020, 44 (1): 171 - 176.
- [8] 陈长征, 魏巍. 基于改进 LMD 与小波包降噪对故障弱信号的提取 [J]. 机械设计与制造, 2020 (1): 165 - 168, 172.
- [9] Shi Y C, Liu H Y, Zhang X C, et al. Wear Identification of Vibration drilling bit based on improved LMD and BP neural network [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 9: 12 - 20.
- [10] 范卓幽, 高晓蓉, 罗林. 基于改进 LMD 和 MED 的滚动轴承故障诊断研究 [J]. 铁路计算机应用, 2019, 28 (12): 10 - 14.
- [11] 武哲, 张强, 黄华蒙, 等. 基于多尺度排列熵的复合行星齿轮故障诊断研究 [J]. 机械设计与制造, 2020 (9): 182 - 186.
- [12] 王泽, 王红军. 基于多尺度排列熵的滚动轴承故障特征提取 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020 (8): 30 - 34, 38.
- [13] Francisco T, Walter L, Francisco O. Influence of the signal to noise ratio for the estimation of permutation Entropy [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2020: 553.
- [14] 黄天然, 谭建平, 薛少华, 等. EMD 与排列熵在提升机跳绳故障诊断中的应用 [J]. 传感器与微系统, 2020, 39 (7): 150 - 153, 160.
- [15] 范宇雪, 王江文, 梅桂明, 等. 基于 BI-LSTM 的小样本滚动轴承故障诊断方法研究 [J]. 噪声与振动控制, 2020, 40 (4): 103 - 108.
- [16] 赵慧敏, 张志强, 梅检民, 等. 基于 FRFT 和 LSTM 的变速器齿轮早期故障诊断 [J]. 军事交通学院学报, 2020, 22 (4): 36 - 41.
- [17] 付文秀, 李弘扬, 靳东明. 基于 LSTM 的列车测速测距设备故障诊断 [J]. 北京交通大学学报, 2020, 44 (2): 9 - 16.
- [18] 程起泽, 陈泽华, 张雲钦, 等. 基于 CNN-LSTM 的太阳能光伏组件故障诊断研究 [J]. 电子技术应用, 2020, 46 (4): 66 - 70.
- [19] 庄雨璇, 李奇, 杨冰如, 等. 基于 LSTM 的轴承故障诊断端到端方法 [J]. 噪声与振动控制, 2019, 39 (6): 187 - 193.
- [20] 于洋, 何明, 刘博, 等. 基于 TL-LSTM 的轴承故障声发射信号识别研究 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40 (5): 51 - 59.
- [21] 周剑飞, 刘晨. 基于 LSTM 的设备故障在线检测方法 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56 (1): 272 - 278.
- [22] 张鹏, 杨涛, 刘亚楠, 等. 基于 CNN-LSTM 的 QAR 数据特征提取与预测 [J]. 计算机应用研究, 2019, 36 (10): 2958 - 2961.
- [23] 王志坚, 吴文轩, 马维金, 等. 基于 LMD-MS 的滚动轴承微弱故障提取方法 [J]. 振动·测试与诊断, 2018, 38 (5): 1014 - 1020, 1085.
- [24] 李巧艺, 单奇, 陈跃威, 等. 改进 LMD 和排列熵的滚动轴承故障诊断 [J]. 机械设计与制造, 2018 (4): 51 - 53, 7.
- [25] 曹伟青, 傅攀, 李晓晖. 刀具磨损早期故障智能诊断研究 [J]. 中国机械工程, 2014, 25 (18): 2473 - 2477.
- [4] GJB 2547-95 装备测试性大纲 [S]. 北京: 国防科学技术委员会, 1995.
- [5] 韩国泰. 改进目前测试性设计的若干建议 [J]. 测控技术, 2003, 22 (11): 7 - 9.
- [6] 田仲, 石君友. 系统测试性设计分析与验证 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2003.
- [7] 崔广宇. 现代飞机测试性详细设计方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (8): 2380 - 2386.
- [8] 丁定浩. 测试性设计的主要目的和具体的实施方法 [J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2014, 32 (3): 1 - 5.
- [9] 戴兴龙, 沈明强. 军用武器装备测试性分析与研究 [J]. 通信对抗, 2010 (4): 11 - 14.
- [10] 张秋菊, 张冬梅. 电子系统故障预测与健康管理工作研究 [J]. 光电技术应用, 2012 (1): 19 - 24.
- [11] 王鉴渊, 李光升. BIT 技术发展及应用综述 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (4): 1 - 4.
- [12] 陈璞, 徐亨成. 航空电子系统 BIT 综述 [J]. 中国水运
- [13] 李春化, 黄黎祥, 张云展. 关于雷达系统 BIT 模块化工作的考虑 [J]. 火控雷达技术, 1995 (24): 5 - 10.
- [14] 丁定浩. 测试性设计的主要目的和具体的实施方法 [J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2014, 32 (3): 1 - 5.
- [15] 张小林, 刘海彬. 电子系统 BIT 设计技术初探 [J]. 中国测试技术, 2008, 34 (4): 80 - 83.
- [16] 李奕, 姬长法, 聂士权. 军用飞机开展测试性设计技术 [J]. 航空标准化与质量, 2011 (4): 31 - 34.
- [17] Emmert G. Method for improving design testability through modeling [A]. IEEE AUTOTESTCON, 2010: 1 - 4.
- [18] 王雯. 机载计算机测试性工作改进方案研究 [J]. 信息通信, 2019 (5): 278 - 279.
- [19] 文佳, 李阜东. 基于模型的综合模块化航电系统测试性设计方法 [J]. 电讯技术, 2020, 60 (1): 21 - 26.
- [20] 冯婷婷, 赵越让, 孙炎, 等. 机载雷达系统测试性分析与优化 [J]. 测控技术, 2012, 31 (1): 92 - 95.