

基于 DCVAE-ELM 的立铣刀磨损状态识别方法^{*}

杨 超, 李宏坤, 彭德锋, 欧佳玉, 王朝东

(大连理工大学机械工程学院 大连, 116024)

摘要 在立铣刀铣削过程中,由于工件较硬、切削深度较大、采用摆线铣加工方式使刀具磨损较快、空刀段较多,无法准确识别刀具磨损状态。针对这种情况,提出了一种利用深度约束变分自编码器(deep-constrained variational auto-encoder,简称DCVAE)和极限学习机(extreme learning machine,简称ELM)的刀具磨损状态识别方法。首先,将电流有效值信号、加速度信号和声压信号进行融合,将其转化为三维彩色图像;其次,采用DCVAE模型对彩色图像中包含的数据进行降维处理,提取其中的隐藏特征信息,增加编码器以增强提取数据特征的能力,利用约束条件使特征分布进一步集中;然后,使用特征可视化技术直观表现刀具不同磨损状态的特征类聚;最后,采用极限学习机对特征进行分类识别,得到刀具磨损状态的识别准确率为95.07%。通过实验分析及模型对比表明,本研究方法抗干扰能力强、稳定性好,能够准确识别刀具磨损状态。

关键词 立铣刀磨损;多信息融合;极限学习机;刀具磨损状态识别;深度约束变分自编码器

中图分类号 TH165+.3;TP206

引 言

为了确保切削设备的高效运转,准确评估设备刀具的磨损状况至关重要^[1]。叶轮在重大装备领域中是广泛应用的元件之一,叶轮设备故障率中有65%的故障是由叶轮引起,在涡轮汽轮机转子故障中因叶轮失效占比达到一半^[2]。因此,提高叶轮的加工质量具有重要意义。在铣刀加工叶轮的的实际生产中,如果刀具发生严重磨损时并未及时更换刀具,可能会出现刀具崩刃、甚至断裂的现象,更为严重时会导致叶轮损坏。刀具的磨损监测分为直接法和间接法,直接监测法必须停机离线测量刀具磨损量,影响生产效率且无法及时判断刀具磨损状态。目前,广泛使用间接监测法识别刀具磨损状态^[3]。

科研人员采用多信息融合的方式进行刀具磨损状态监测。李紫薇^[4]提出基于时域卷积网络与自注意力机制的刀具磨损状态监测模型,在曲面特征下具有较好识别率。方鹏^[5]通过构建特征向量及融合多信号特征,采用深度残差收缩网络模型实现刀具磨损状态监测,监测结果达到99.84%。冯元彬^[6]使用声音传感器采集声音信号,使用振动传感器采集振动信号,采用传统时域方法对信号进行预处理和特征提取,通过卷积神经网络完成刀具磨损状态识别。令狐克进^[7]采用Relief-F算法对振动和声发射

信号的原始特征进行二次筛选,以此为样本输入到多特征融合和多数投票法识别模型中,刀具磨损状态监测效果良好。

在刀具磨损监测领域中,传统方法有支持向量机(support vector machine,简称SVM)^[8]、人工神经网络(artificial neural network,简称ANN)和模糊聚类算法(fuzzy c-means algorithm,简称FCM)^[9]等。谢振龙等^[10]提出基于经验模态分解(empirical mode decomposition,简称EMD)及SVM模型识别硬质合金刀具的磨损状态。梁柱等^[11]建立鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm,简称WOA)和SVM预测模型,使建模时间进一步缩短,有较好的识别精度。这些方法虽然广泛使用并有良好的识别效果,但也存在一些缺点:对样本的选择和处理需要先验经验;容易产生局部最优且收敛速度不易控制;无法挖掘深层特征。

深度学习相比于传统的机器学习,克服了局部最优和无法发掘深层特征等瓶颈,被广泛用于各个领域。其中,自动编码器(auto-encoder,简称AE)的使用较为常见。穆殿方^[12]使用多信息融合的堆叠稀疏自编码网络(stack sparse auto-encode,简称SSAE)进行数据降维和特征学习,在网络中加入Softmax分类器识别刀具的磨损类型。张洪亮等^[13]使用跳跃接连结构优化了变分自编码(variational

^{*} 国家自然科学基金资助项目(U1808214);大连市科技创新基金资助项目(2021JJ12GX011)

收稿日期:2022-12-13;修回日期:2023-06-25

auto-encode, 简称 VAE) 网络结构, 构建宽核深度卷积网络, 实现对滚动轴承的故障诊断。Shi 等^[14]建立了数据驱动的深度神经网络, 该模型融合多个堆叠稀疏自编码, 提高了特征提取和高层次特征融合的能力, 可以成功完成刀具状态分类。周宇偲等^[15]提出 VAE 和长短期记忆 (long short-term memory, 简称 LSTM) 网络相结合的模型, 用于检测电梯的异常状态。笔者提出一种 DCVAE-ELM 的刀具磨损状态识别方法。其中, DCVAE 是在 VAE 的基础上增加了编码器和约束条件, 以增强模型的学习能力和提取能力, 并克服隐藏变量在生成时较为随机的问題。首先, 将采集的信号进行融合并转化为三维图像; 其次, 由 DCVAE 对三维图像进行降维和特征提取; 最后, 将提取后的低维特征数据输入 ELM 中, 完成刀具磨损状态的识别。实验表明, 本研究方法在实际应用中有着较高的识别精度。

1 算法理论介绍

1.1 深度约束变分自编码

VAE 由编码器和解码器构成, 编码器提取输入数据的特征, 解码器通过采样数据重新构建输入数据。首先, 给定一批数据样本 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$, 理想情况下根据这批样本获得 X 的分布 $p(X)$, 然后, 根据分布进行采样, 使原始数据样本 X 与重构之后的数据 $\hat{X}$ 尽可能相似。

$$p(X) = \sum_Z p(X|Z) p(Z) \quad (1)$$

其中: $p(X|Z)$ 为似然函数, 表示生成模型由输入的隐藏变量 Z 生成 X ; $p(Z)$ 为先验分布, 表示隐藏变量 Z 的向量分布。

重构数据 $\hat{X}$ 和原始数据 X 之间的误差用 $\rho(X, \hat{X})$ 表示。为了让重构数据 $\hat{X}$ 尽可能接近原始数据 X , 需要使误差 $\rho(X, \hat{X})$ 达到最小化。隐藏变量 Z 通过采样得到, 即

$$Z = \mu + \sigma \varepsilon \quad (2)$$

其中: μ 和 σ 分别为均值和标准差; ε 为高斯白噪声, 随机生成且服从标准正态分布。

引入 Kullback-Leibler (简称 KL) 散度来表示 $p(Z|X_k)$ 接近标准正态分布的损失, 即 $KL(N(\mu, \sigma^2) \| N(0, 1))$, 其表达式为

$$KL(N(\mu, \sigma^2) \| N(0, 1)) = L_\mu + L_\sigma \quad (3)$$

其中: L_μ 为数据样本均值 μ 的损失; L_σ 为数据样本方差对数 $\log \sigma^2$ 的损失。

L_μ 的表达式为

$$L_\mu = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \mu_{(i)}^2 \quad (4)$$

L_σ 的表达式为

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\sigma_{(i)}^2 - \log \sigma_{(i)}^2 - 1) \quad (5)$$

其中: m 为隐藏变量 Z 的维度; $\mu_{(i)}$ 为正态分布均值向量的分量; $\sigma_{(i)}^2$ 为正态分布方差向量的分量。

目标函数的证据下界 (evidence lower bound objective, 简称 ELBO) 表示为

$$ELBO = \rho(X, \hat{X}) + KL(N(\mu, \sigma^2) \| N(0, 1)) \quad (6)$$

最终的计算公式为

$$ELBO = \|X - \hat{X}\|^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^d (\mu_{(i)}^2 + \sigma_{(i)}^2 - \log \sigma_{(i)}^2 - 1) \quad (7)$$

为了解决传统 VAE 模型预测能力的不稳定性和目标函数 ELBO 值较大的问题, 笔者提出了一种新的 VAE 变体, 即 DCVAE。图 1 为 DCVAE 结构示意图。

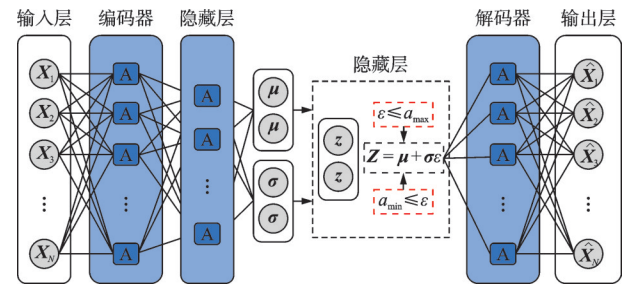


图1 DCVAE结构示意图

Fig.1 The architecture of DCVAE

笔者利用输入隐藏层数据的最大值和最小值约束随机生成的高斯白噪声, 克服变分自编码器中隐藏变量在生成时较为随机的问題, 提出约束变分自编码器。虽然模型计算时间有所增长, 但 ELBO 值有效减小, 从而提高了模型精度。当随机生成的高斯白噪声大于输入隐藏层的最大值 $a_{\max}$ 时, 令 $\varepsilon = a_{\max}$; 当 ε 小于输入隐藏层的最小值 $a_{\min}$ 时, 令 $\varepsilon = a_{\min}$ 。

$$a_{\min} \leq \varepsilon \leq a_{\max} \quad (8)$$

DCVAE 在约束变分自编码器的基础上, 通过增加编码器的数量, 将上一编码器的输出作为下一编码器的输入, 这样可以增强模型的学习能力, 提取数据中更深层次的特征。该模型增加的编码器数量不能太多, 否则会出现过拟合的现象。

1.2 极限学习机

ELM 是一种结构简单、学习速度快和训练精度

高的网络算法^[16],由输入层、隐藏层和输出层构成,图2为ELM结构示意图。其中: (X_i, T_i) 为 N 个训练样本中的第 i 个样本; X_i 为输入模型的 n 维向量, $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T$, $X_i \in R^n$; T_i 为与 X_i 相关联的 m 维期望值,也可称为标签, $T_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T$, $T_i \in R^m$ 。

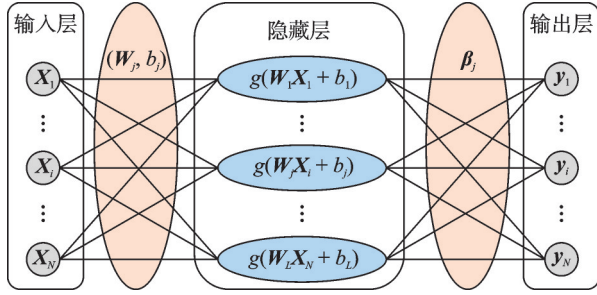


图2 ELM结构示意图

Fig.2 The architecture of ELM

中间隐藏层有 L 个节点,ELM的数学模型表达式为

$$\sum_{j=1}^L g(W_j X_i + b_j) \beta_j = y_i \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (9)$$

其中: $g(x)$ 为激活函数; $W_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn}]^T$,为输入层和隐藏层之间的权重矩阵,即输入权重; $\beta_j = [\beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{jm}]^T$,为隐藏层和输出层之间的权重矩阵,即输出权重; b_j 为隐藏层第 j 个单元的偏差; $W_j X_i$ 为 W_j 和 X_i 的内积; y_i 为实际输出矩阵。

若实际输出值 $Y = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im}]^T$ 与期望值 T 的差值为零,此时模型最优,表示为

$$\sum_{i=1}^N \|y_i - t_i\| = 0 \quad (10)$$

以矩阵的形式表示为

$$H\beta = T \quad (11)$$

其中:隐藏层的输出矩阵 H 为

$$\begin{bmatrix} g(W_1 X_1 + b_1) & \dots & g(W_L X_1 + b_L) \\ \vdots & & \vdots \\ g(W_1 X_N + b_1) & \dots & g(W_L X_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}; \text{输出权重矩阵 } \beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \beta_2^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m}; \text{期望输出矩阵 } T = \begin{bmatrix} T_1^T \\ T_2^T \\ \vdots \\ T_L^T \end{bmatrix}_{N \times m}。$$

随着输入权重和偏差的确定,可以计算出输出权重。由于训练样本的数量和隐藏层节点的数量不相等,多数情况下样本数量多于隐藏层节点数量,因

此需要通过最小二乘解来计算输出权重,即

$$\beta = H^+ T \quad (12)$$

其中: H^+ 为 H 的Moore-Penrose(简称MP)广义逆矩阵。

2 数据处理过程

2.1 数据预处理

本实验将机床主轴电机的三相电流信号、刀具加速度信号和加工过程中的声压信号作为原始信号,将预处理后的原始信号作为数据集。数据预处理流程如图3所示。

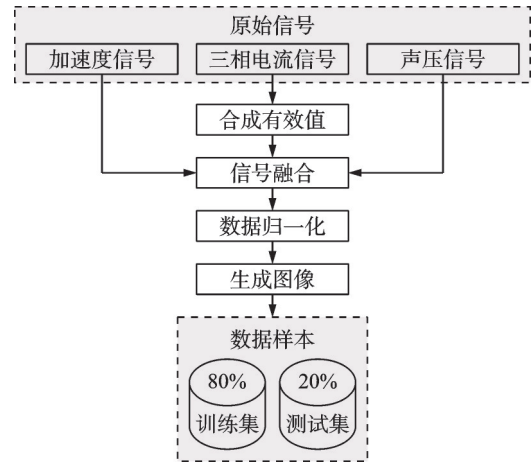


图3 数据预处理流程

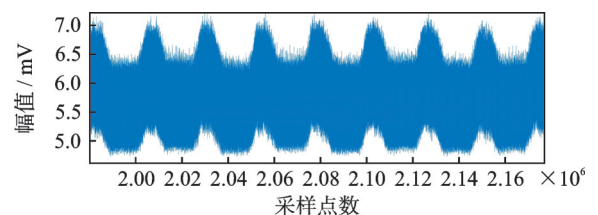
Fig.3 The preprocess of data

将采集到的三相电流合成电流有效值,计算公式为

$$I_{rms} = \sqrt{(I_u^2 + I_v^2 + I_w^2)/3} \quad (13)$$

其中: I_u 、 I_v 和 I_w 分别为 u 、 v 和 w 相电流。

将处理好的电流有效值信号与加速度信号和声压信号相匹配;把3种信号叠加在一起融合成一个样本;去除样本信号中的异常值,并对其进行正则化;将样本信号数据写入图像文件,生成三维图像数据集;将数据集划分为80%的训练集和20%的测试集。图4为3种信号图。



(a) 电流有效值信号

(a) Current signal effective value

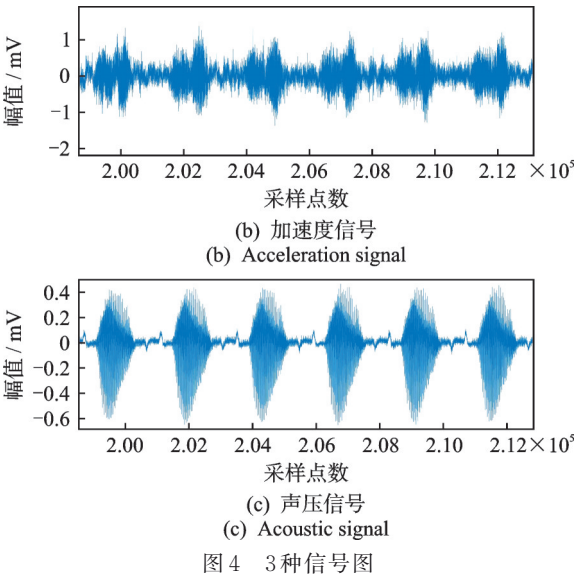


图4 3种信号图

2.2 刀具磨损状态识别模型框架

刀具磨损状态识别框架如图5所示。笔者采用DCVAE-ELM模型对刀具磨损状态进行识别,具体步骤如下:

- 1) 安装电流传感器、加速度传感器和声压传感器采集机床加工零件时的信号,将采集到的原始信号经过预处理制成数据集;
- 2) 把数据集输入DCVAE模型中完成无监督训练,保存由编码器网络对数据集实现的特征提取;
- 3) 将提取到的数据特征输入ELM网络模型,利用标签信息对数据的特征信息进行分类识别,并获取识别准确率。

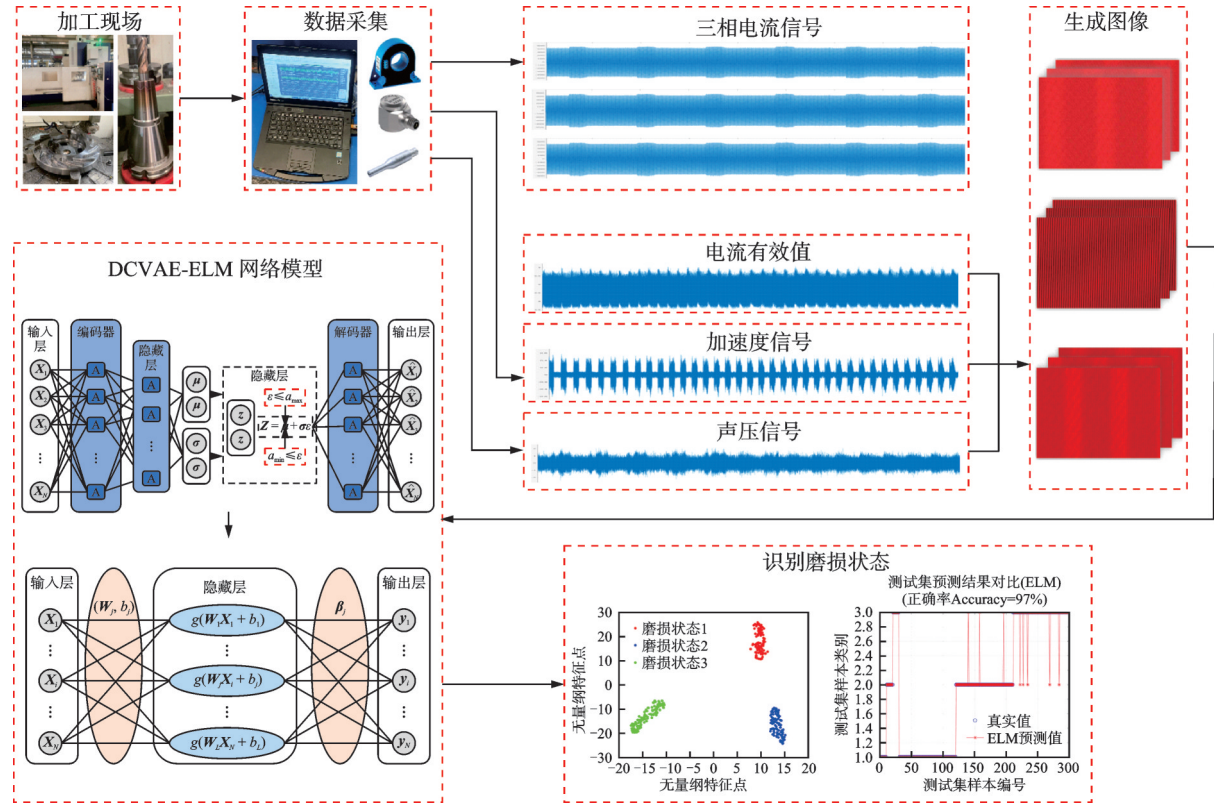


图5 刀具磨损状态识别框架

Fig.5 Framework for identifying tool wear state

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

实验是在沈阳某单位车间进行,真实采集刀具切削工件整个过程的数据。数控机床为GMC1020L三轴卧式铣床,采用西门子828D数控系统,版本号

为V04.07+SP07+HF01。传感器有3种类型,电流信号由LT108-S7 闭环霍尔效应电流传感器采集,加速度信号由3035BG型加速度传感器采集,声压信号由130F20 SN42481型声压传感器采集。实验过程图片如图6所示。机床在加工零件的过程中,主轴转速为2 000 r/min,刀具为林氏公司的硬质合金4刃平头立铣刀,刀具直径为16 mm,工件材料为KM_N,无

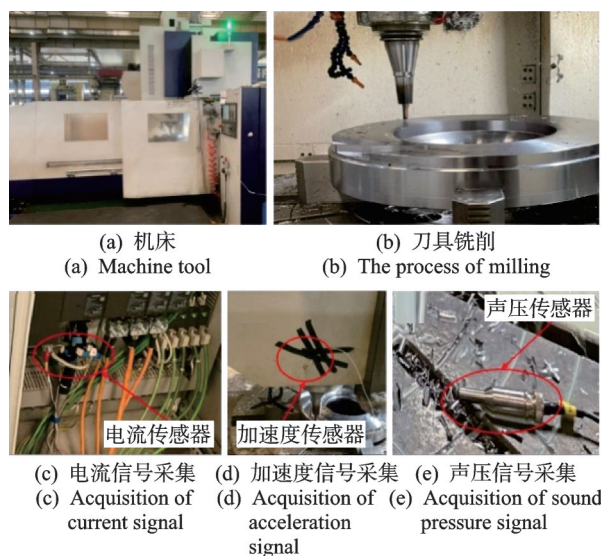


图6 实验过程图片

Fig.6 Pictures of the experimental process

需切削液,采样频率为10.24 kHz。

刀具在切削过程中,依据后刀面磨损量的不同来划分刀具的磨损状态。经实验测量,直径为16 mm的刀具在后刀面磨损量到达0.5 mm之前需更换刀具。由于刀具在初期磨损和急剧磨损阶段磨损速度较快,且磨损状态变化较为明显,故将这2种阶段划分为2种磨损状态。在正常磨损阶段,刀具磨损速度较慢且磨损状态变化不明显,故将这一阶段单独划分为1种磨损状态。因此,笔者将实验中的铣刀全寿命分为3种磨损状态,样本划分如表1所示。磨损状态1,刀具后刀面磨损量为0~0.1 mm;磨损状态2,刀具后刀面磨损量为0.1~0.4 mm;磨损状态3,刀具后刀面磨损量为0.4~0.5 mm。每种磨损状态设样本数为80,一个样本包含172 800个点。其中,样本数量的80%作为训练集(包含64个样本),样本数量的20%作为测试集(包含16个样本),以验证整个网络磨损的识别精度。

表1 样本划分

Tab.1 Division of samples

磨损状态	训练集样本数	测试集样本数	标签
1	64	16	1
2	64	16	2
3	64	16	3

3.2 损失计算

DCVAE模型通过对样本数据提取的特征进行采样,经解码网络重构样本数据。重构之后的整体误差由目标函数ELBO表示,即称为ELBO损失函

数。为了能够得到最小ELBO损失,需要对模型进行多次迭代。DCVAE模型ELBO损失曲线如图7所示。设置初始迭代次数为450次,在迭代到150次的时候,ELBO损失变化趋于稳定,其值维持在70左右。

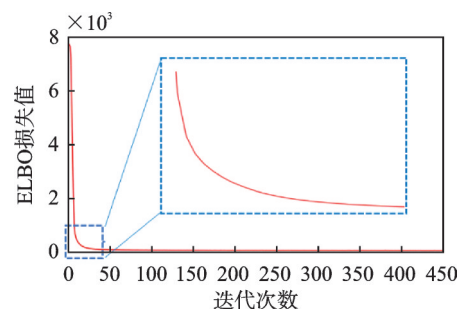


图7 DCVAE模型ELBO损失曲线

Fig.7 ELBO loss of DCVAE model

为了说明DCVAE模型有较好的性能,将其与VAE模型进行对比。ELBO损失对比如图8所示。经过450次迭代,对比2种模型的ELBO损失。从5次迭代开始,DCVAE模型的损失值一直小于VAE模型。由于DCVAE模型收敛速度快,且相较于VAE模型的ELBO损失降低了8.85%,说明DCVAE模型可以较好地实现样本数据的特征提取,减少采样重构样本数据的损失。

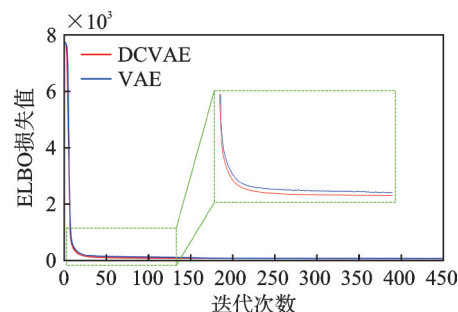


图8 ELBO损失对比

Fig.8 Comparison of ELBO loss

将训练集输入DCVAE模型,在多次迭代过程中,模型根据学习到的样本特征信息重构样本数据。迭代结果如图9所示。可以看出,随着模型迭代次数的增加,图像纹理布局逐渐清晰,图像质量逐渐提高。在迭代后期,模型已经学习到样本中足够的信息,其变化也不明显。

实验中迭代450次的计算时间较长,且在150次之后ELBO损失无明显变化,说明在迭代150次之后学习效果并不明显。因此,实验设置迭代次数为200。

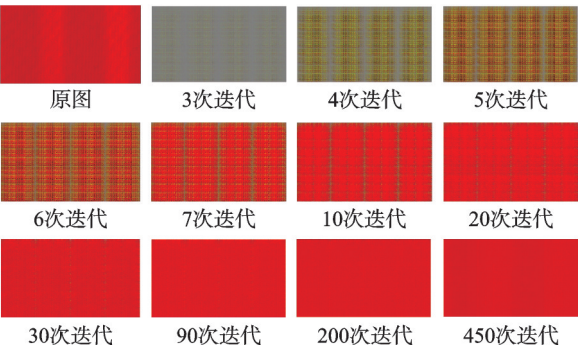


图9 迭代结果

Fig.9 Results of iteration

3.3 特征分布及准确率对比

将DCVAE模型与VAE模型进行对比,以验证DCVAE模型对特征提取的有效性。将相同的样本数据输入不同模型中,不进行任何网络参数和结构调整。为了直观体现对样本数据特征的提取结果,采用样本可视化技术绘制二维图,2种模型提取的特征分布如图10所示。由图10可知:VAE模型提取到的特征彼此互相重叠且重叠区域较广,且不同状态下的特征较为分散,这些因素会导致识别刀具磨损状态的准确率下降;DCVAE模型使特征信息聚类明显,基本互不重叠且分布区域较小。

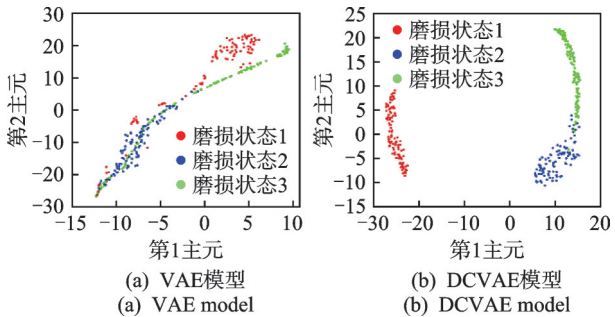


图10 2种模型提取的特征分布

Fig.10 The feature distribution of extraction for two models

将2种模型提取到的特征分别输入ELM模型中进行刀具磨损状态识别,识别结果如图11所示。其中:测试集样本类别表示测试集在不同磨损状态下的样本类别;测试集样本编号表示测试集在不同磨损状态下的样本经特征提取后,得到的特征矩阵行数的编号。结果显示,VAE-ELM模型的准确率为82%,DCVAE-ELM模型的准确率为95.67%。

为了能够更加精准描述识别的准确性,分别将VAE-ELM和DCVAE-ELM 2种模型运行10次,将获得的10次识别结果进行对比,如图12所示。

由计算可得,VAE-ELM模型的平均准确率为82.50%,DCVAE-ELM模型的平均准确率为

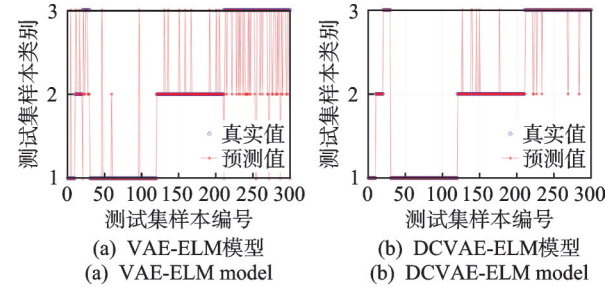


图11 识别结果

Fig.11 Comparison of recognition results

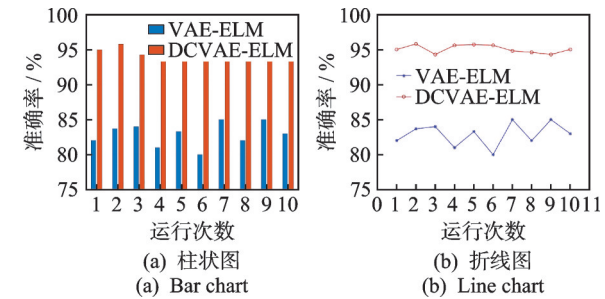


图12 10次识别结果对比

Fig.12 Comparison of multiple recognition results

95.07%。可见,DCVAE-ELM模型的准确率明显高于VAE-ELM模型。此外,从图12(b)可知,DCVAE-ELM模型在处理带有干扰数据的原始样本时,表现出较为稳定的识别准确率,而VAE-ELM模型的准确率波动较大,这说明DCVAE-ELM模型的抗干扰能力强。通过对比分析,证明本研究方法具有较好的分类识别能力和较强的抗干扰能力。

为了进一步证明本研究方法的有效性,采用VAE-ELM、VAE-SVM和SSAE-Softmax方法进行对比。不同识别方法的识别结果如表2所示。

表2 不同识别方法的识别结果	
Tab.2 Comparison of recognition results of different methods	
识别方法	准确率/%
DCVAE-ELM	95.07
VAE-ELM	82.50
VAE-SVM	80.07
SSAE-Softmax	79.23

4 结 论

1) 将3种信号进行融合之后生成三维图像,从不同维度方面包含刀具的相关信息。同时,一张三维图像中含有172 800个数据点,其内部有足够的特征信息,可以减少异常信息的干扰。

2) 设计的DCVAE模型通过增加一层编码网

络,不仅增强了模型的学习能力、降低了数据中干扰因素的影响,还可以获取样本数据中深层的特征信息。此外,针对采样中生成高斯白噪声随机范围大的问题,利用输入隐藏层的数据来约束高斯白噪声,使刀具在不同磨损状态下的特征分布更为集中。

3) 通过与VAE-ELM模型对比发现,笔者采用增加编码网络和约束条件的DCVAE-ELM模型将ELBO损失降低8.85%,识别精度提高12.57%,收敛速度快且识别准确率较为稳定,在对样本数据进行特征信息提取方面具有较好性能,对刀具磨损状态的识别成功率达95.07%,能够准确识别刀具磨损状态。

4) 由于实验信号是在现场实际加工中采集得到,且该方法可以基于融合信号有效实现刀具磨损状态识别,证明本研究方法在实际工程应用中有较好的适用性。与时域、频域及时频域等传统分析方法相比,本研究方法不需要完成复杂繁琐的特征提取及识别流程,可节省大量时间。

参 考 文 献

- [1] XU X, WANG J, ZHONG B, et al. Deep learning-based tool wear prediction and its application for machining process using multi-scale feature fusion and channel attention mechanism[J]. Measurement, 2021, 177: 109254.
- [2] 张孟哲. 基于主轴电流的变工况铣刀磨损状态监测研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2018.
- [3] RIZAL M, GHANI J A, NUAWI M Z, et al. Cutting tool wear classification and detection using multi-sensor signals and Mahalanobis-Taguchi system[J]. Wear, 2017, 376: 1759-1765.
- [4] 李紫薇. 航空结构件曲面特征加工过程刀具磨损状态监测方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- [5] 方鹏. 基于多传感器信息融合的刀具磨损量监测系统研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2021.
- [6] 冯元彬. 基于多源信号特征融合的刀具磨损状态在线监测[D]. 西安: 西安理工大学, 2021.
- [7] 令狐克进. 多特征融合的车削刀具磨损状态监测技术研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2021.
- [8] GOMES M C, BRITO L C, DA S M B, et al. Tool wear monitoring in micro-milling using support vector machine with vibration and sound sensors[J]. Precision Engineering, 2021, 67: 137-151.
- [9] JAHROMI A T, ER M J, LI X, et al. Sequential fuzzy clustering based dynamic fuzzy neural network for fault diagnosis and prognosis[J]. Neurocomputing, 2016, 196: 31-41.
- [10] 谢振龙, 岳彩旭, 刘献礼, 等. 基于EMD-SVM的钛合金铣削过程刀具磨损监测[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(5): 988-996.
- [11] XIE Zhenlong, YUE Caixu, LIU Xianli, et al. Tool wear monitoring based on EMD-SVM in milling process of tialloy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(5): 988-996. (in Chinese)
- [12] 梁柱, 宋小春. WOA-SVM算法在钛合金端铣刀具磨损预测的研究[J]. 机床与液压, 2022, 50(15): 166-174.
- [13] LIANG Zhu, SONG Xiaochun. Research on tool wear prediction of titanium alloy end milling based on WOA-SVM algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2022, 50(15): 166-174. (in Chinese)
- [14] 穆殿方. 基于信息融合的铣刀磨损状态监测方法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2021.
- [15] 张洪亮, 余其源, 王锐. 跳连接变分自编码器与CNN相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械科学与技术, 2024, 43(4): 681-689.
- [16] ZHANG Hongliang, YU Qiyuan, WANG Rui. Fault diagnosis method of rolling bearing combining jump connected variational auto-encoder with CNN[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2024, 43(4): 681-689. (in Chinese)
- [17] SHI C, PANOUTSOS G, LUO B, et al. Using multiple-feature-spaces-based deep learning for tool condition monitoring in ultraprecision manufacturing[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 66(5): 3794-3803.
- [18] 周宇偲, 单志勇, 潘峰. 基于LSTM-VAE的电梯异常检测[J]. 自动化与仪器仪表, 2022(4): 6-10.
- [19] ZHOU Yusi, SHAN Zhiyong, PAN Feng. Elevator anomaly detection based on LSTM-VAE model[J]. Automation & Instrumentation, 2022(4): 6-10. (in Chinese)
- [20] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks[C]//2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Budapest. Hungary: IEEE, 2004: 985-990.



第一作者简介:杨超,男,1994年10月生,硕士生。主要研究方向为刀具故障诊断、信号处理及模型优化。
E-mail: YangChao1033@163.com

通信作者简介:李宏坤,男,1974年9月生,博士、教授。主要研究方向为机械系统动态测控、微弱信号特征提取、故障诊断及可靠性分析。
E-mail: lihk@dlut.edu.cn