

微铣削刀具磨损状态监测方法研究

潘春龙¹, 王二化², 张屹¹

(1. 常州大学 机械工程学院, 江苏 常州 213164;

2. 常州市高端制造装备智能化技术重点实验室, 江苏 常州 213164)

摘要: 为提高金属微铣削过程中刀具磨损状态在线监测系统的预测效率与精度, 提出一种基于线性判别分析与改进型 BP 神经网络模型识别刀具磨损的方法; 该方法通过传感器与数据采集系统采集微铣削过程振动信号, 提取其时域和频域特征并通过线性判别方法进行降维约简; 将降维后的特征输入经灰狼优化改进的 BP 神经网络模型, 从而实现微铣刀磨损状态特征的分类; 结果表明, 提出的微铣刀在线监测方法能够准确识别微铣刀的各种磨损状态; 此外, 和其它分类算法相比, 提出的基于灰狼优化算法的 BP 神经网络模型在分类精度和计算效率方面具有综合优势; 这对实际生产过程中微铣刀的磨损状态监测具有非常重要的实际意义。

关键词: 微铣削; 刀具磨损; 线性判别分析; BP 神经网络; 灰狼优化

Research on Monitoring Method of Wear State of Micro-milling Tool

PAN Chunlong¹, WANG Erhua², ZHANG Yi¹

(1. School of Mechanical Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China;

2. Changzhou Key Laboratory of Intelligent Technology for High-end Manufacturing Equipment, Changzhou 213164, China)

Abstract: In order to improve the prediction efficiency and accuracy of the online tool wear monitoring system in the metal micro-milling process, a method based on linear discriminant analysis and improved BP neural network model to identify tool wear is proposed. This method collects the vibration signal of the micro-milling process through a sensor and a data acquisition system, extracts its time-domain and frequency-domain features, and performs dimensionality reduction through a linear discrimination method. The dimensionality-reduced features are input into the BP neural network model optimized and improved by the gray wolf, so as to realize the classification of the characteristics of the wear state of the micro-milling cutter. The results show that the proposed online monitoring method for micro-milling cutters can accurately identify various wear states of micro-milling cutters. In addition, compared with other classification algorithms, the proposed BP neural network model based on gray wolf optimization algorithm has comprehensive advantages in classification accuracy and computational efficiency. This has very important practical significance for monitoring the wear status of micro-milling cutters in the actual production process.

Keywords: micro milling; tool wear; linear discriminant analysis; BP neural network; gray wolf optimization

0 引言

近年来, 社会技术类型逐步倾向于精密化, 尤其是一些重点领域^[1]。这一要求带动了微铣削加工技术^[2-3]的发展。但是由于微铣刀尺寸急剧减小, 且主轴转速更快。微铣刀是更易磨损的。而刀具的磨损必然对加工工件的精度和质量造成影响。因此, 对微铣削刀具的磨损进行监测是必要的。

当前的刀具磨损监测方法主要有直接测量法^[4]和间接法^[5]两种。直接测量法, 就是在切削加工平台上安装高速相机, 从而达到拍摄刀具磨损图像的目的, 最后从图像中就可以直接测量出刀具磨损量。但是在微铣削加工中, 刀

具尺寸急剧减小, 主轴转速很快, 而且有切削碎屑以及冷却液的影响, 不利于高质量图像的获得。因此, 为了解决直接测量法的缺陷, 提出了间接法, 该方法是基于信号处理技术与特征分类算法完成对刀具磨损的监测。

间接法首先采集与磨损状态相关的信号, 随后进行时域分析^[6]、频域分析^[7]和时频域分析^[8], 并提取特征量, 再用分类模型对刀具磨损特征进行分类, 实现刀具磨损状态的在线监测。目前间接法常用信号有: 声发射信号^[9-10], 它虽然携带了一定的刀具磨损信息, 但是在加工过程中, 必然存在着大量噪声干扰信号; 切削力信号^[11-12], 它同样也携带了一定的刀具磨损信息。但是切削力受切削工况影响, 一旦工况改变必然导致切削力改变, 此时已经无法判

收稿日期: 2021-04-13; 修回日期: 2021-05-14。

基金项目: 国家关键基础研究计划项目(2011CB706803); 常州市高端制造装备智能化技术重点实验室(CM20183004)。

作者简介: 潘春龙(1994-), 男, 安徽铜陵人, 硕士, 主要从事加工过程动态监测及机电系统控制方向的研究。

王二化(1981-), 男, 河南驻马店人, 博士, 副教授, 主要从事机械动力学、微铣削状态监测方向的研究。

引用格式: 潘春龙, 王二化, 张屹. 微铣削刀具磨损状态监测方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(11): 22-28, 40.

断切削力的改变是否由刀具磨损引起; 振动信号^[13-14], 它就不存在上述问题, 它是设备状态信息的重要载体, 其内蕴含大量与刀具磨损相关的信息。间接法提取出的特征量一般都是高维的, 必然存在不相关的和冗余信息, 对提取出的特征进行降维约简是必要的。因此, 本文以振动信号为微铣刀磨损监测信号, 并且通过线性判别分析^[15] (LDA, linear discriminant analysis) 对提取出来的高维特征量进行降维约简, 获取与微铣削刀具磨损息息相关的最优特征集。

分类识别模型主要有 K 近邻 (KNN, k nearest neighbors)^[16]、决策树 (DT, decision trees)^[17]、支持向量机 (SVM, support vector machines)^[18] 和 BP 神经网络^[19-20], 选择出最优的特征分类方法对微铣刀磨损状态分类识别至关重要。和其它分类算法相比, BP 神经网络由于结构简单、易于实现, 因此被广泛使用。然而, 它也有过拟合和局部最优问题的存在, 主要是由于 BP 神经网络的权值、阈值难以确定引起的。为了解决这个问题, 提高 BP 神经网络的分类精度, 本文提出采用灰狼优化 (GWO, gray wolf optimization)^[21] 算法对 BP 神经网络模型进行优化。

综上所述, 本文提出了一种基于 LDA 与 GWO-BP 神经网络模型的微铣刀磨损状态在线监测方法。首先通过振动传感器采集微铣刀磨损过程中的振动信号, 对其进行时域、频域分析, 提取特征量。接着采用 LDA 将提取出的高维特征量进行降维约简, 得到与微铣刀磨损状态密切相关的最优特征集。最后通过 GWO-BP 神经网络模型实现微铣刀磨损状态的分类识别。

1 实验原理及装置结构

本文以微铣削刀具磨损状态为研究对象, 通过传感器以及信号采集系统将微铣刀切削工件过程中所引起的振动信号进行采集。随之对其进行分析处理, 通过时域, 频域分析, 提取特征向量。为了排除掉不相关的和冗余信息, 需要对提取出的特征量进行降维约简操作, 选择出与刀具磨损密切相关的最优特征集, 使之后续的识别更加高效且准确。最后着重提出了将灰狼优化算法同 BP 神经网络进行结合, 使其用于微铣削刀具磨损状态的识别中, 对微铣刀磨损特征进行分类。本论文主要工作原理如图 1 所示。



图 1 实验原理图

为验证本文方法的有效性, 将模具钢 NAK80 在五轴加工中心 Huron K2X5 上进行一系列的切削实验。在本实验中, 为了获得更多的实验数据进行后期的分析, 一共选择了 32 把微铣刀进行模具钢的切削实验。该微铣刀是直径为 0.5 mm、螺旋角为 30° 的硬质合金刀具, 毛坯尺寸为: 70 cm × 50 cm × 20 cm。在本实验中, 选用的切削参数如表

1 所示。

表 1 实验参数

序号	主轴转速/(r/min)	切削深度/mm	进给速度/(mm/r)
1	16 000	0.01	0.003
2	18 000	0.015	0.004
3	20 000	0.02	0.005
4	21 000	0.025	0.006

在实验过程中, 要全程采集振动信号, 这就需要振动传感器和数据采集系统来完成。本文选择的振动传感器为三向加速度传感器, 型号为 1A314E, 频率范围为 (±10%) 0.5 Hz~10 kHz, 灵敏度为 10 mV/m · s⁻²。数据采集系统选择 DH5902N 坚固型数据采集系统, 采样频率为 5 000 Hz。

2 特征提取

2.1 时域特征量提取

根据得到的切削过程的时域信号, 进行时域特征量的提取, 其计算公式如表 2 所示。

表 2 时域特征量

特征量	定义、表达式
均值	$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$
均方根	$x_{rms} = \sqrt{(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2) / n}$
峰值因子	$C = \bar{x} / x_{rms}$
方差	$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})$
峭度	$K = \left\{ \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{x_{rms}} \right)^4 \right\} - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)}$
偏态	$c_1 = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^3}{x_{rms}^3}$
自主权因子	$LF = \frac{\max(x)}{(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x ^+)^2}$
整流平均值	$av = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i $
波形因子	$SF = \frac{x_{rms}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i }$
脉冲因子	$IF = \frac{\max(x)}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i }$
备注	$x = [x_1, x_2, \dots, x_n], n$ 为信号长度; i 为信号连续的尺度参数。

根据表 2 中的公式, 提取出了 10 个与微铣刀磨损相关的时域特征值。提取出的时域特征值一部分如表 3 所示。

表 3 部分时域特征值

序号	均值	均方根	峰值因子	方差	峭度	偏态	自主权因子	整流平均值	波形因子	脉冲因子
1	-0.074 3	0.455 7	4.392 3	0.202 5	2.106 2	0.051 4	2.991 3	0.385 9	1.180 8	5.186 2
2	-0.096 9	0.502 5	4.252 2	0.243 6	1.924 5	0.035 9	2.816 4	0.434 1	1.157 5	4.922 1
3	-0.116 1	0.499 0	4.740 4	0.236 0	2.005 0	0.039 5	3.497 9	0.426 8	1.169 2	5.542 3
4	-0.122 0	0.474 4	4.090 1	0.210 6	2.026 0	0.038 1	3.021 3	0.405 3	1.170 5	4.787 4
5	-0.122 8	0.522 3	4.136 8	0.258 2	2.025 7	0.045 2	3.032 3	0.443 8	1.177 0	4.868 9
6	-0.106 2	0.503 9	4.299 1	0.243 1	2.019 9	0.022 0	3.037 1	0.429 3	1.173 7	5.045 9
7	-0.084 0	0.517 2	4.967 6	0.260 9	2.145 7	0.058 2	3.376 9	0.436 9	1.183 9	5.881 0
8	-0.055 8	0.505 1	4.863 1	0.252 5	2.163 6	0.059 2	3.400 4	0.430 2	1.173 9	5.709 0
9	-0.028 0	0.466 1	4.643 2	0.216 9	2.052 2	0.027 8	3.131 5	0.398 8	1.168 7	5.426 4
10	0.004 1	0.488 6	4.761 9	0.239 2	2.104 6	0.079 9	3.465 9	0.413 5	1.181 7	5.627 3
11	0.023 5	0.505 8	4.354 1	0.255 8	1.918 0	0.038 5	2.946 8	0.433 2	1.167 7	5.084 4
12	0.041 7	0.517 0	4.838 9	0.266 0	2.152 5	0.039 4	3.478 8	0.437 7	1.181 0	5.714 7
13	0.054 9	0.485 3	4.585 4	0.233 0	2.139 8	0.087 8	3.373 4	0.409 1	1.186 2	5.439 3
...

2.2 频域特征量提取

为了进行频域分析,首先要对 Z 方向切削时刻的振动加速度信号进行 FFT 分析,随后进行频域特征量的提取。其计算公式如表 4 所示。

表 4 频域特征量

特征量	定义、表达式
总功率谱	$G = \sum_{i=1}^n s(f_i)$
莱斯频率	$f_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (s(f_i))^2}{G}}$
频率重心	$F_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s(f_i)$
频率方差	$V_f = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (s(f_i) - F_c)^2$
均值频率	$p_1 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^K f_i^2 \cdot S(f_i)}{\sum_{i=1}^K S(f_i)}}$
波形均值频率	$p_2 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^K f_i^3 \cdot S(f_i)}{\sum_{i=1}^K f_i^2 \cdot S(f_i)}}$
波形稳定因子	$p_3 = \frac{\sum_{i=1}^K f_i^2 \cdot S(f_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^K S(f_i) \sum_{i=1}^K f_i^4 \cdot S(f_i)}}$
变异系数	$p_4 = \frac{\sigma}{\bar{f}}$
频域偏态	$p_5 = \frac{\sum_{i=1}^K (f_i - \bar{f})^3 \cdot S(f_i)}{\sigma^3 K}$
频域峭度	$p_6 = \frac{\sum_{i=1}^K (f_i - \bar{f})^4 \cdot S(f_i)}{\sigma^4 K}$
频域均方根	$p_7 = \frac{\sum_{i=1}^K \sqrt{(f_i - \bar{f})} \cdot S(f_i)}{\sqrt{\sigma} \cdot K}$
备注	$S(f_i)$ 为 welch 方法计算的功率谱度; K 为谱线数, $\bar{f} = \frac{\sum_{i=1}^K f_i \cdot S(f_i)}{\sum_{i=1}^K S(f_i)}, \sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^K (f_i - \bar{f})^2 \cdot S(f_i)}{K}}$

根据表 4 中的公式,提取出了 11 个与微铣刀磨损相关的频域特征值。提取出的频域特征值一部分如表 5 所示。

2.3 特征降维(线性判别分析)

虽然提取出的时域、频域特征里包含了与微铣刀磨损相关的信息,但是这其中仍然存在大量的不相关和冗余信息。若是将这些特征直接输入后续的认识模型,必然影响分类精度和效率。因此对提取出的特征进行降维约简,提取出与微铣刀磨损类别息息相关的最优特征集是十分有必要的。本文选用线性判别分析(LDA)对提取出的时域、频域特征进行降维约简。

LDA,它的算法原理是将最大化样本的类间散度和类内散度作比较,将他们的比值用来求解最优的投影向量。最优投影向量为:

$$W = \operatorname{argmax} \frac{\omega^T S_b \omega}{\omega^T S_w \omega} \quad (1)$$

式中, S_b 为类间散度矩阵, S_w 为类内散度矩阵,它们被分别定义为:

$$S_b = \sum_{i=1}^N n_i (\mu_i - \mu) (\mu_i - \mu)^T \quad (2)$$

$$S_w = \sum_{l=1}^N \sum_{j=1}^{n_l} (x_j^{(l)} - \mu_l) (x_j^{(l)} - \mu_l)^T \quad (3)$$

其中: N_c 为样本的类别数; n_l 表示第 l 类的样本数目; μ_l 是第 l 类的均值向量; $x_j^{(l)}$ 代表 x_j 的类别标签为 l 。在 LDA 算法中,广义特征方程最大值问题的求解,成为了算法最佳判别方向的解决思路。其公式如下:

$$S_b \omega = \eta S_w \omega \quad (4)$$

其中: $\eta_j (j=1, 2, \dots, N_c-1)$ 是特征向量 ω_j 对应的特征值。

最终通过 LDA 算法提取出了与微铣刀磨损状态密切相关的最优特征集,用于后续刀具磨损状态特征的识别分类。

3 特征分类

本文将灰狼优化算法同 BP 神经网络进行结合作为分类

表 5 部分频域特征值

序号	总功率谱	频率重心	莱斯频率	频率方差	均值频率	波形均值频率	波形稳定因子	变异系数	频域偏态	频域峭度	频域均方根
1	176.222 3	0.234 7	0.203 8	7.276 2	1 540.074	1 812.391	0.849 7	0.147 6	-3.608 0	30.415 0	0.075 4
2	185.708 0	0.247 3	0.208 0	7.984 1	1 489.067	1 810.558	0.822 4	0.185 9	-2.562 5	20.023 9	0.088 0
3	196.452 4	0.261 6	0.218 4	9.318 3	1 415.191	1 808.336	0.782 6	0.218 4	-1.587 3	15.263 4	0.088 9
4	196.286 8	0.261 4	0.216 4	9.134 4	1 413.716	1 814.493	0.779 1	0.223 6	-1.490 5	14.620 0	0.090 4
5	204.369 7	0.272 1	0.207 4	8.729 9	1 493.157	1 806.743	0.826 4	0.207 7	-2.387 2	16.168 0	0.105 4
6	184.563 0	0.245 8	0.209 6	8.058 8	1 491.068	1 803.044	0.827 0	0.176 8	-2.705 5	21.535 4	0.085 6
7	203.193 4	0.270 6	0.231 8	10.863 8	1 572.514	1 814.057	0.866 8	0.137 7	-4.044 6	33.356 7	0.081 0
8	198.265 6	0.264 0	0.236 0	10.988 8	1 608.108	1 811.147	0.887 9	0.107 4	-4.967 0	47.072 2	0.072 9
9	173.206 9	0.230 6	0.213 3	7.837 3	1 648.398	1 801.651	0.914 9	0.083 4	-5.625 8	56.312 1	0.073 1
10	193.276 8	0.257 4	0.211 2	8.569 6	1 709.206	1 814.418	0.942 0	0.079 4	-6.637 3	63.064 9	0.091 7
11	165.782 3	0.220 7	0.219 2	7.924 5	1 582.998	1 788.138	0.885 3	0.089 4	-4.827 0	52.830 4	0.060 2
12	215.810 3	0.287 4	0.224 1	10.765 9	1 684.267	1 820.261	0.925 3	0.104 5	-5.826 5	50.439 7	0.099 8
13	184.291 3	0.245 4	0.208 0	7.921 5	1 619.677	1 807.952	0.895 9	0.118 0	-4.943 4	42.289 6	0.086 4
...

模型, 将其用于微铣削刀具磨损特征的分类。

3.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种按误差反向传播算法训练的多层前馈网络, 一般包括输入层、隐含层和输出层。和其它分类算法相比, BP 神经网络由于结构简单、易于实现, 因此被广泛使用。神经网络的训练过程如下所示:

1) 对得出的训练样本进行归一化操作, 并且将归一化处理的样本数据作为识别模型的输入。

2) 从神经网络的输入层开始, 进行各层神经元的输出计算, 并且此种计算是基于正向计算的。最终计算到输出层。

3) 计算神经网络的输出层误差, 此输出层误差是基于期望输出值计算出来的。除了此种处理, 还要反向的计算各层误差, 一直到神经网络的第二层才结束。

4) 由上述的误差大小, 进行整个识别模型 BP 神经网络权重这个重要参数的调整。此时 4 个步骤已经完成了 BP 神经网络的基本算法流程, 但是此时误差不一定达到要求。如果达到要求则结束, 不达到要求的话, 则还要进行上述步骤的重复, 直到满足我们的要求为止。

3.2 灰狼优化算法

为解决 BP 神经网络模型的过拟合和局部最优的问题, 提高 BP 神经网络的分类精度。本文采用灰狼优化 (GWO) 算法对 BP 神经网络的权值、阈值进行优化。

在 GWO 中, 种群的每一个潜在解由每只灰狼代表。灰狼的社会等级通过此算法模拟出来, 分别由 α 狼、 β 狼、 δ 狼和 ω 狼, 代表最优解、优解、次优解和候选解。其中, α 、 β 和 δ 引导搜索, ω 跟随。

包围猎物: 设搜索空间维度为 M , 狼群数量为 N , 则第 i 头狼的位置定义为 $X_{i,j} = (X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,m})$, $i = 1, 2, \dots, n$ 。则可以定义包围猎物如下:

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad (5)$$

$$X(t+1) = X(t) - A \cdot D \quad (6)$$

式中, t 为当前迭代次数; A 和 C 为系数向量; X_p 为猎物位置, X 为灰狼位置, D 表示灰狼与猎物的距离。向量 $A = 2a r_1 - a$ 和 $C = 2r_2$ 。其中 $a = 2 - 2(t / (\max_t))$, 且 a 的分量从 2 线性减少到 0; r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 中的随机数。

GWO 算法通过 $|A| > 1$ 的随机值来强迫搜索狼远离猎物, 有利于全局搜索;

猎物的随机权重由 C 提供, 有利于搜索及避免陷入局部最优。

狩猎: 狩猎中, α 、 β 、 δ 狼拥有更多的猎物信息, 每次迭代中, 保留 3 个最优解, 其他的 ω 狼通过这 3 个最优解更新自己的搜索位置, 具体如下:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X| \\ D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X| \\ D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X| \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta \end{cases} \quad (8)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (9)$$

灰狼个体与 α 、 β 和 δ 狼的距离由式 (7) 得出, 灰狼个体移动的位置由式 (8)、(9) 得出。根据 GWO 的原理, 将其用于 BP 神经网络模型权值、阈值的优化。其优化过程如图 2 所示。

4 实验结果与分析

在微铣刀切削模具钢实验中, 一开始将刀具磨损分成 5 种类别。在不同类别下分别对模具钢进行切削, 全程采集振动信号, 并每隔 3 min 停机, 拆下刀具, 通过影像仪观察刀具切削部位的图像。通过影像仪观察得知, 在第 5 种磨损等级下, 刀具磨损程度过深, 已经完全不能用于加工工件了, 且在第 4 种磨损等级下, 微铣刀的磨损已经达到重

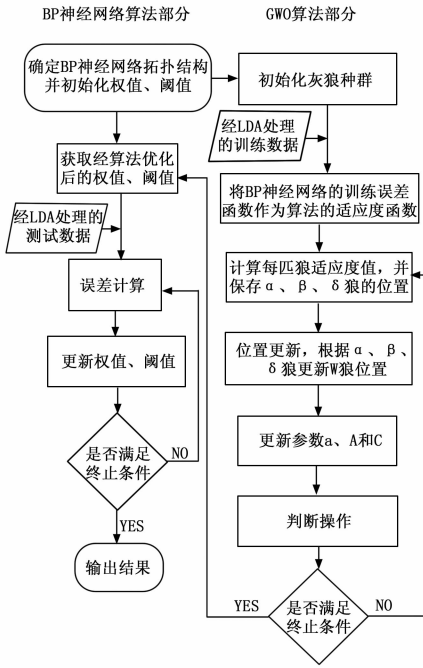


图 2 GWO—BP 神经网络算法流程图

度磨损了。因此对第 5 种等级的磨损研究毫无意义。所以本文将微铣刀磨损状态分为 4 个级别：初始磨损状态，轻度磨损状态，中度磨损状态和重度磨损状态。本实验中，4 种磨损状态下采集到的振动信号，在切削时刻的时域波形图如图 3~6 所示。

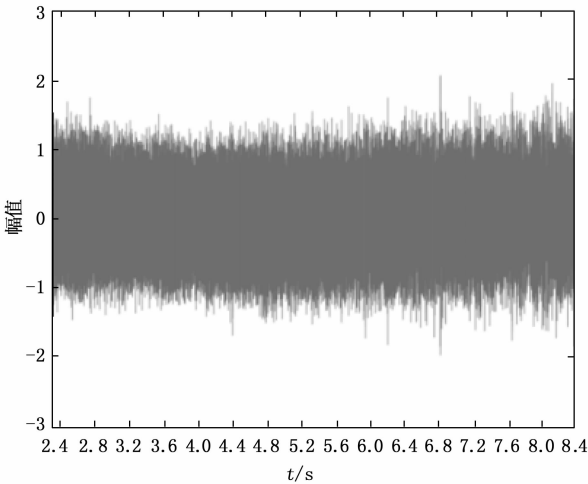


图 3 初始磨损状态时域波形图

由图可知，随着磨损量的变大，磨损程度加剧，从时域图中毛刺的密集程度可以看出，振动的强度是有所增大的。并且随着磨损量变大，磨损程度加剧，多个瞬时振动幅值的峰值增大。

在不同磨损状态下，对 Z 方向切削时刻的振动加速度信号进行 FFT 分析，得到了振动信号的频域图像，如图 7~10 所示。

通过对微铣削加工过程中，微铣刀的 4 种不同磨损状

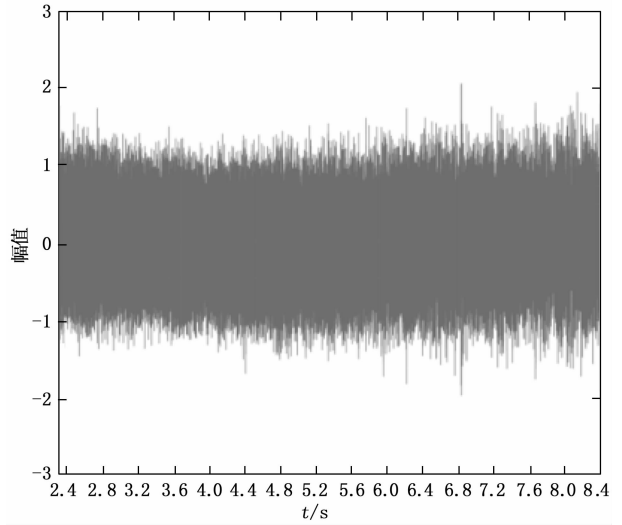


图 4 轻度磨损状态时域波形图

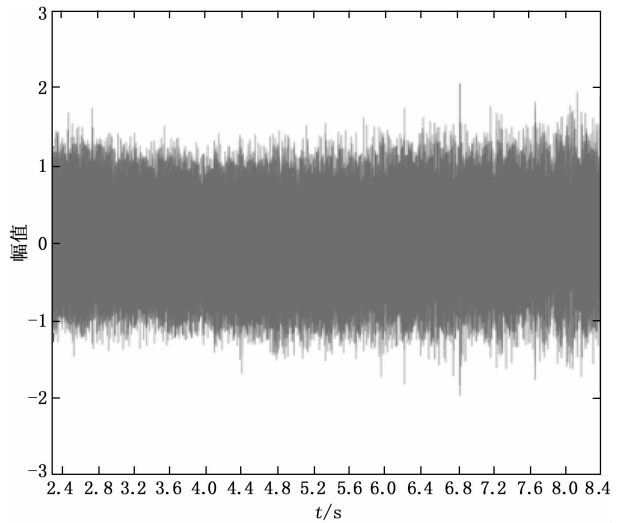


图 5 中度磨损状态时域波形图

态下的 Z 方向的振动监测信号的频域图像的分析。可以看出，采集的振动监测信号，随着磨损量的增加，磨损程度的加剧，频谱有高频移动的趋势。

在 4 种不同的磨损类别下，提取了 10 个时域特征值和 11 个频域特征值。每种磨损状态下各 900 组数据，一共 3 600 组。经过 LDA 处理，最终提取出了 4 维最优特征集。相比原始 21 个特征，最优特征个数大大减少，排除了冗余的和无关的特征参数，提升了后续的分类精度和速度。任意选择 3 200 组数据作为训练数据去训练 GWO—BP 神经网络模型，剩下的 400 组数据用来测试 GWO—BP 神经网络分类模型的有效性。

通过 LDA 约简后新的最优特征空间由 4 个特征量构成，故 BP 神经网络输入节点有 4 个。而输出状态为初始磨损状态、轻度磨损状态、中度磨损状态和重度磨损状态 4 种情况，所以输出节点为 4 个，微铣刀的磨损状态与输出目标存在一一对应的关系，其对应关系如表 6 所示。

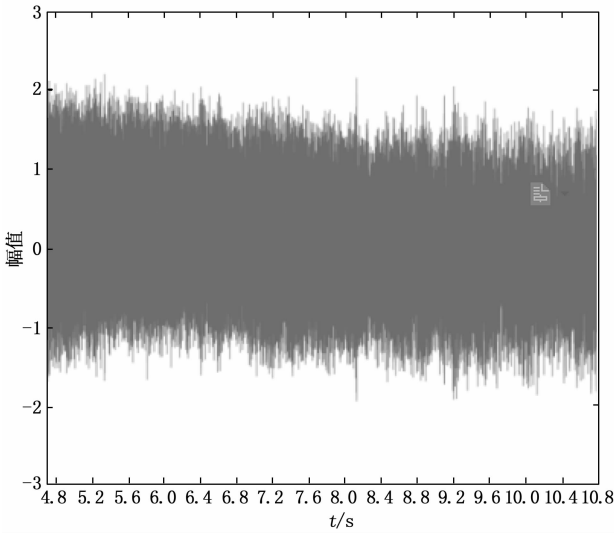


图 6 重度磨损状态时域波形图

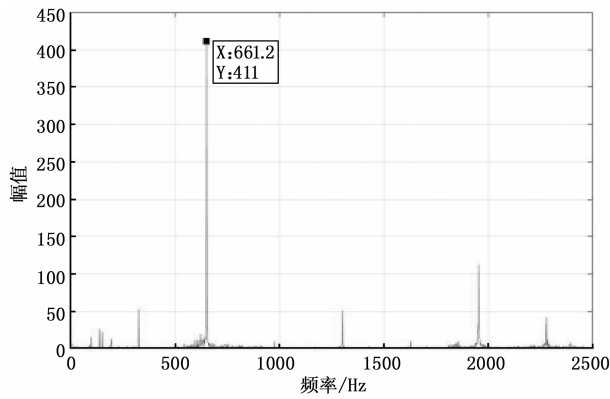


图 7 初始磨损振动信号频谱图

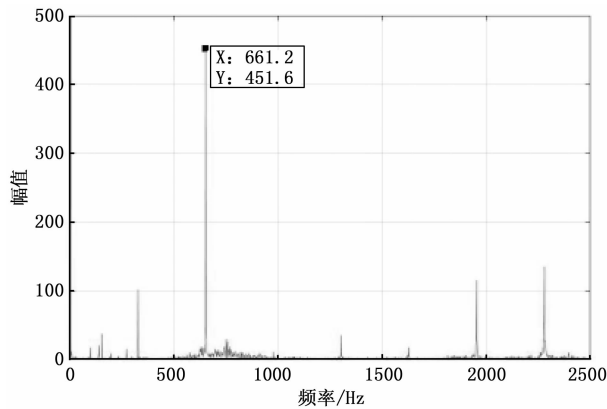


图 8 轻度磨损振动信号频谱图

表 6 刀具磨损状态与输出目标的关系

类型	输出目标
初始磨损状态	1 0 0 0
轻度磨损状态	0 1 0 0
中度磨损状态	0 0 1 0
重度磨损状态	0 0 0 1

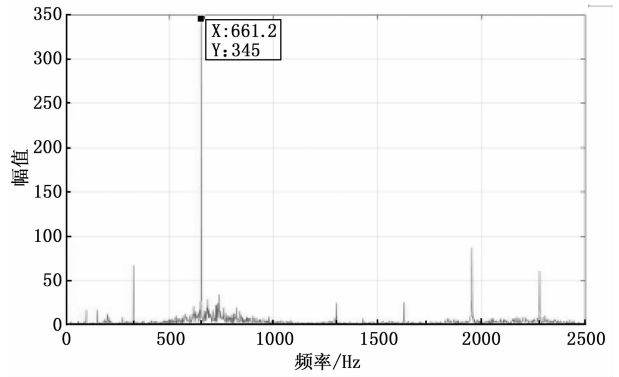


图 9 中度磨损振动信号频谱图

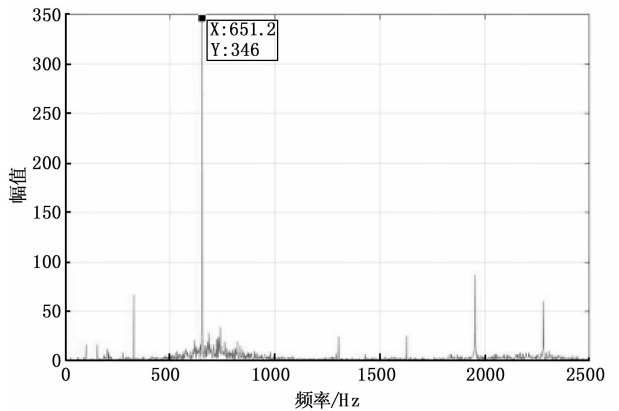


图 10 重度磨损振动信号频谱图

最佳隐含层数的大致范围确定一般参考如式 (10):

$$l < \sqrt{(m+n)} + a \quad (10)$$

式中, n 为输入层节点数, l 为隐含层节点数, m 为输出层节点数, a 为 0~10 之间的常数。本文首先通过上式确定一个大致范围, 随后利用试凑法确定最佳节点数。通过大量的实验分析, 最终试凑出最佳节点数为 5 个。因此本文构建的 BP 神经网络模型结构为 4-5-4, 其拓扑结构如图 11 所示。

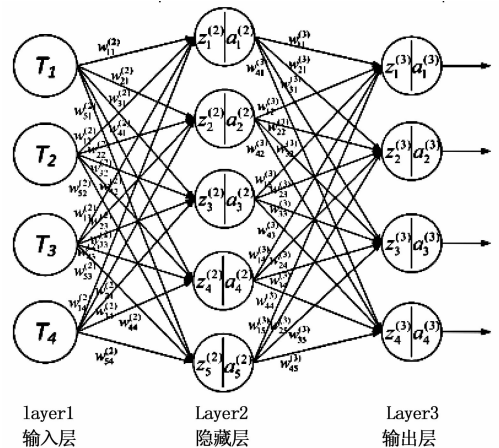


图 11 BP 神经网络模型结构图

经过上述的实验与分析, 基于线性判别分析与改进型 BP 神经网络模型识别刀具磨损的方法。用训练好的 GWO-BP 神经网络模型分类刀具磨损状态特征信号, 其计算结果如表 7 所示。

表 7 模型分类识别正确率

刀具磨损状态	初始磨损	轻度磨损	中度磨损	重度磨损
识别率/%	100	98.04	99.78	98.01

从表 7 可以直观的看出, GWO-BP 神经网络模型对微铣刀不同磨损状态的识别精度高。该算法能够准确识别出刀具磨损状态特征信号所属类别。

为了进一步验证本文提出的 GWO-BP 神经网络分类模型的微铣刀磨损状态监测方法的有效性, 将计算结果与 KNN、DT、SVM 进行对比, 其结果如图 12 所示。

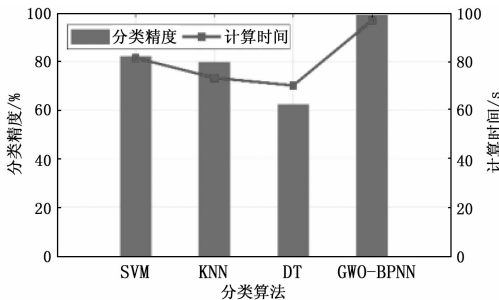


图 12 各种分类算法计算结果比较

从图中可以直观地看出, 和其他分类算法相比较, 本文提出的 GWO 改进型 BP 神经网络的分类精度是最高的, 也最稳定。但计算时间要比其它分类算法高。这是由于 BP 神经网络的全连接结构对其识别时间有点影响, 因为 BP 神经网络需要计算的阈值和权值较多。此外, 由于引入的 GWO 优化算法在提高分类精度的同时也延长了计算时间。

为了验证对时域、频域特征参量降维操作的必要性和有效性, 采用没有进行降维约简的时域、频域特征值直接作为训练数据和测试数据。输入到 GWO-BP 神经网络模型中进行微铣刀磨损类别的分类。将其与经过特征降维约简提取出的最优特征集作为输入的分类计算结果进行比较。其比较结果如表 8 所示。

表 8 有无降维约简分类结果比较

有无特征降维	有	无
平均识别精度/%	99.27	60.13
平均识别时间/s	97	181

通过表 8 可以直观的看出, 虽然分类识别模型都是 GWO-BP 神经网络。但是若直接将时域、频域提取的特征值作为识别模型的输入, 其识别率大大降低。不仅如此, 由于提取出的时域、频域特征量之间存在的冗余与不相关

信息, 明显对模型的计算时间产生较大影响。其识别时间几乎增长了一倍。因此在本研究中, 对特征参量进行降维约简是十分有必要的。

5 结束语

基于微铣削振动信号, 本文提出了基于 LDA 和 GWO-BP 神经网络模型的微铣刀磨损在线监测方法。经过验证, 提出的微铣刀在线监测方法能够准确识别微铣刀的各种磨损状态。此外, 将计算结果与其它分类算法进行了对比, 同时分析了对时域、频域提取出的特征值进行降维约简的必要性。结果表明, 本文提出的微铣刀磨损在线监测方法在分类精度和计算时间方面具有综合优势, 对实际生产过程中微铣刀的磨损状态监测具有非常重要的实际意义。

参考文献:

- [1] 于华东. 超精密微机械制造技术研究进展 [J]. 长春理工大学学报 (自然科学版), 2008, 31 (3): 1-8.
- [2] 李 迎. 微铣削加工技术研究现状及发展趋势 [J]. 电子机械工程, 2008 (6): 26-32.
- [3] 刘战强, 雷原忠. 微切削加工技术 [J]. 工具技术, 2006, 40 (3): 28-34.
- [4] 胡芑庆, 陈徽鹏, 程 哲, 等. 基于经验模态分解和深度卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法 [J]. 机械工程学报, 2019, 55 (7): 9-18.
- [5] 王 岩, 罗 倩, 邓 辉. 基于变分贝叶斯的轴承故障诊断方法 [J]. 计算机科学, 2019, 46 (11): 323-327.
- [6] LEI W, MING L. Chatter detection based on probability distribution of wavelet modulus maxima [J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2009, 25 (6): 989-998.
- [7] ZHOU Y, CHANG S H, WU S, et al. FFT-ApEn Analysis for the Vibration Signal of a Rotating Motor [J]. International Journal of Acoustics and Vibrations, 2018, 23 (2): 203-207.
- [8] KAJETAN D, ADAM J, ZIEMOWIT D. A Novel Method for Speed Recovery from Vibration Signal under Highly Non-stationary Conditions [J]. Measurement, 2018, 128: 13-22.
- [9] 杨大勇, 王信义. 加工过程刀具破损监测的声发射传感新技术 [J]. 制造业自动化, 1999, 21 (3): 37-39.
- [10] 董全成, 艾长胜, 樊 宁. 刀具磨损声谱特征的分析 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2006, 000 (3): 35-38.
- [11] 刘战强, 万 熠, 艾 兴. 高速铣削中切削力的研究 [J]. 中国机械工程, 2003 (9): 20-23.
- [12] 高宏力. 切削加工过程中刀具磨损的智能监测技术研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2005.
- [13] HSIEH W H, LU M C, CHIOU S J. Application of backpropagation neural network for spindle vibration-based tool wear monitoring in micro-milling [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 61 (1-4): 53-61.
- [14] 杨建玺, 周锦国, 崔风奎. 用振幅比检测刀具磨损状况 [J]. 精密制造与自动化, 2001 (4): 44-45.

(下转第 40 页)