

基于特征优化与鲸鱼算法的刀具磨损状态识别模型

叶晓蕾, 曹宪硕

浙江理工大学机械工程学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2023年3月18日; 录用日期: 2023年5月19日; 发布日期: 2023年5月26日

摘要

为了提高对刀具磨损状态识别的精度, 提升识别效率, 针对铣刀的磨损状态提出一种基于鲸鱼算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的刀具磨损状态识别模型。本文首先对采集到的刀具磨损信号进行预处理, 并进行多域信号分析, 进行特征提取; 其次, 利用主成分分析(PCA)对特征向量进行优化选择, 得到冗余度低的特征向量; 然后利用WOA优化SVM的参数, 惩罚参数 C 与核参数 σ ; 最后利用优化好的WOA-SVM分类器实现刀具磨损状态的识别。通过实验对比分析, 相比于SVM、PSO-SVM模型, WOA-SVM模型准确率最高, 达到97.89%, 且参数优化时间也比PSO-SVM模型缩短了47.35%, 从两个方面验证了WOA-SVM模型的优越性。

关键词

鲸鱼优化算法, 支持向量机, 主成分分析, 特征提取

Tool Wear State Recognition Model Based on Feature Optimization and Whale Optimization Algorithm

Xiaolei Ye, Xianshuo Cao

School of Mechanical Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

Received: Mar. 18th, 2023; accepted: May 19th, 2023; published: May 26th, 2023

Abstract

To improve the accuracy and efficiency of tool wear state recognition, a tool wear state recognition model based on the Whale Optimization Algorithm (WOA) and Support Vector Machine (SVM)

is proposed for milling cutter wear states. In this paper, the collected tool wear signals are pre-processed and analyzed in multiple domains for feature extraction. Principal Component Analysis (PCA) is then utilized to optimize and select feature vectors with low redundancy. WOA is used to optimize the SVM parameters, including the penalty parameter and kernel parameter. Finally, the optimized WOA-SVM classifier is employed to achieve tool wear state recognition. Through experimental comparative analysis, the WOA-SVM model achieved the highest accuracy of 97.89%, which is superior to the SVM and PSO-SVM models. Additionally, the parameter optimization time was reduced by 47.35% compared to the PSO-SVM model, which further demonstrates the superiority of the WOA-SVM model.

Keywords

Whale Optimization Algorithm, Support Vector Machine, PCA, Feature Extraction

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着我国大力推进制造 2025, 机械制造业对智能化的要求越来越高[1]。作为机械生产加工的重要环节, 刀具的磨损程度严重影响着工件的精度和企业的制造成本。传统的换刀方式大多是根据经验, 决定停刀和换刀的时机。过早换刀会造成刀具的浪费[2], 而过晚换刀会降低工件的质量, 导致报废。在加工过程中, 及时准确地监测刀具的磨损情况, 既有利于提高产品的加工精度, 又有利于降低企业的制造成本和人工成本。因此, 对刀具磨损状态的智能识别已成为一个重要的课题。

常见的分类模型有线性分类器、支持向量机、随机森林、k-近邻算法以及人工神经网络等。相较于其他分类算法, SVM 在训练小数据样本上, 具有训练时间短、分类精度高、泛化能力强等优点。张锴锋[3]等采用小波包理论和改进的盒计数法对信号进行了滤波和特征提取, 并利用 QGA 对 SVM 的输入和参数做了优化, 经过对比分析实验后发现优化后的 SVM 分类准确率为 92.2% 远高于未优化前 86.7%, 但模型的准确率并不高。伍鸣[4]首先提取的特征与磨损状态的映射关系, 再将粒子群优化算法(PSO)与 SVM 相结合, 构建分类模型对刀具磨损状态进行识别, 识别率最高达到了 95.71%, 但存在易陷入局部最优和收敛速度慢等缺点。彭明松[5]等利用花粉授粉优化算法, 对 SVM 模型中的惩罚系数 C 和 RBF 的参数 g 进行了寻优, 最终通过实验发现优化后的支持向量积模型总体识别率达到了 95.5%。但花粉授粉优化算法在全局搜索能力、鲁棒性等方面仍然存在不足。Pandiyani [6]等利用 GA 和支持向量机分类, 成功地实现了对带式磨削刀具状态进行多分类预测, 并取得了 94.7% 的预测准确率, 但 GA 算法的初始参数较多, 容易使模型的运行时间增长, 且也存在容易陷入局部最优解的缺点。

针对上述分析, 本文提出一种基于 WOA-SVM 的刀具磨损状态识别模型。鲸鱼算法的受参数影响, 交替地进行全局和局部搜索, 且局部搜索时, 概率的使用不同的方法更新位置, 可以有效地避免陷入局部最优解, 找到全局最优解, 且算法的参数少, 可以加快模型收敛速度, 优化 SVM 的模型性能。首先对原始数据进行预处理, 并对数据进行时域、频域、小波包分解分析, 提取特征向量; 其次为了进一步去除特征向量中的冗余信号, 使用 PCA 对特征向量进行降维处理; 然后以模型分类错误率为鲸鱼算法的适应度函数, 寻找惩罚系数 C 与核参数 σ 的最优解, 建立基于 WOA-SVM 的刀具磨损状态模型。相对于现存的模型, 本文提出的模型准确率达到 97.89%。

2. 算法原理

2.1. 主成分分析(PCA)

特征降维是一种预处理高维特征数据的方法,它能够从数据中抽取最重要的特征并去除噪声和不重要的特征,以提高数据处理速度。最常见的特征降维的方式为主成分分析法(PCA)其本质都是将原始数据映射到维度更低的样本空间中。降维过程如下所示:

Step 1: 最大最小归一化处理特征向量,使结果 X 映射到 $[0, 1]$ 的区间内,计算公式见式 1;

Step 2: 计算相关系数矩阵 $R (n \times n)$; 计算特征向量与特征值;

Step 3: 计算贡献率与累计贡献率,计算见公式 2~3;

Step 4: 根据累计贡献率确定主成分个数,通过归一化的原始数据与主成分对应的特征向量,得到特征降维后的数据。

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

$$\tau_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^n \lambda_k}, i \in [1, n] \quad (2)$$

$$\eta_i = \frac{\sum_{k=1}^i \lambda_k}{\sum_{k=1}^n \lambda_k}, i \in [1, n] \quad (3)$$

2.2. 支持向量机(SVM)

支持向量机是一种基于统计理论和结构风险最小化学习原理,对数据进行二元分类的广义线性分类器[7]。支持向量机的本质思想是寻找一个可以使得不同类别样本分类间隔最大的分离超平面,该问题可以转换成一个求解凸二次规划问题,如下所示。

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (4)$$

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

其中, $C \geq 0$ 为惩罚因子, $K(x_i, x_j)$ 为核函数, σ 为核参数。

若最优解为 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_m^*)^T$, 则分类决策函数如下:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^m y_i \alpha_i^* K(x_i, x_j) + b^*\right) \quad (6)$$

2.3. 鲸鱼算法(WOA)

鲸鱼算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)是一种群体智能优化算法[8]。受到座头鲸捕鱼行为的启发,通过搜索、包围和捕获猎物的方式来更新搜索空间中的位置。

鲸鱼在识别猎物的位置后,环绕包围猎物时,会朝着选择的猎物的位置更新自己的当前位置,此行为的位置更新数学表达如下所示:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{A} \cdot |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}(t)| \quad (7)$$

其中, t 为迭代次数, \mathbf{A} 与 \mathbf{C} 为矢量因子, $\mathbf{X}^*(t)$ 为鲸鱼位置的历史最优位置, $\mathbf{X}(t)$ 为鲸鱼的当前位置。向量 \mathbf{A} 和 \mathbf{C} 可由以下公式计算得到:

$$\mathbf{A} = \mathbf{a} \cdot (2r - 1) \quad (8)$$

$$\mathbf{C} = 2r \quad (9)$$

其中, \mathbf{a} 从 2 线性下降到 0, r 为 [0, 1] 之间的随机数。

鲸鱼在捕捉猎物的过程中, 会以环形收缩同时螺旋上升的方式逼近猎物, 更新机制示意图如图 1 所示, 数学模型如下:

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{A} \cdot |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}(t)| & p < 0.5 \\ |\mathbf{X}^*(t) - \mathbf{X}(t)| \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \mathbf{X}^*(t) & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

其中, p 为 [0, 1] 之间的随机数, \mathbf{X}^* 为当前最优的鲸鱼位置, b 为常数, 决定对数螺旋线的形状, l 为 [-1, 1] 间的任意数。

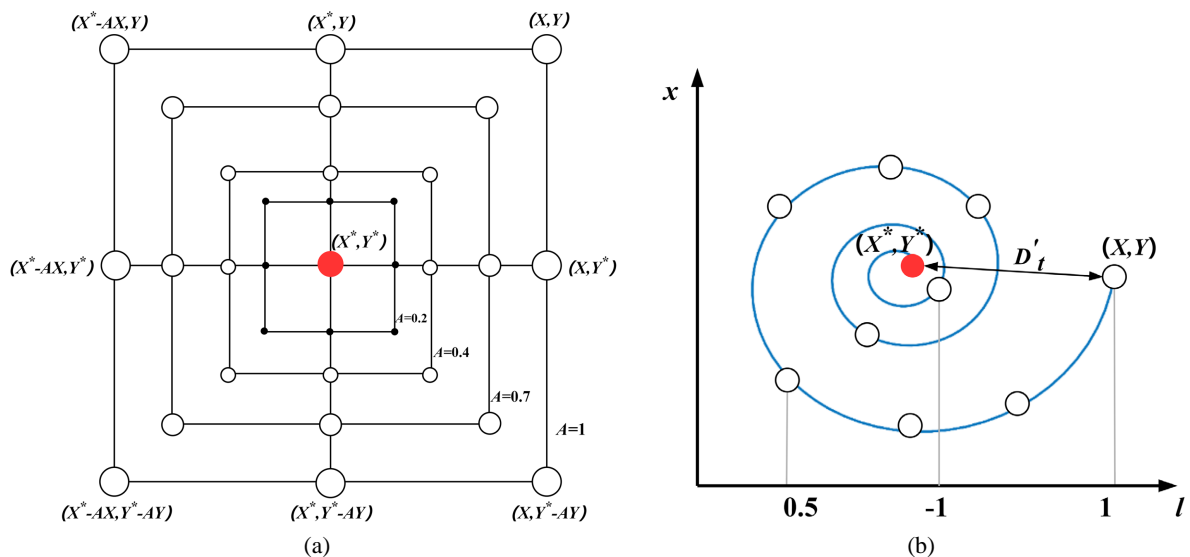


Figure 1. (a) Ring position update, (b) Spiral position update

图 1. (a) 环形位置更新, (b) 螺旋位置更新

鲸鱼在寻找猎物的过程中位置是根据其他鲸鱼的位置随机搜索更新的。当 $|\mathbf{A}| \geq 1$ 时, 远离搜索粒子, 进行全局寻优。因此当数学模型表达如下:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_{rand} - \mathbf{A} \cdot |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}_{rand} - \mathbf{X}| \quad (11)$$

其中, \mathbf{X}_{rand} 为当前随机选择的鲸鱼位置向量。

3. 基于 WOA-SVM 的刀具磨损模型

SVM 模型中惩罚参数 C 与核参数 σ 的调整, 需要花费大量的时间和丰富的经验, 对于初学者, 并不友好。WOA 算法具有收敛速度快, 参数少、算法易实现等优点。在 SVM 算法中引入 WOA, 用以寻找

SVM 中的惩罚系数参数的最优值。

WOA 算法的伪代码流程如下:

```

初始化参数
种群初始化:  $X_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 
计算每个搜索粒子的适应度值,  $X^*$  为最优的搜索粒子
while  $t <$  最大迭代数

更新  $a, A, C, l$  和  $p$ 

  If1  $p < 0.5$ 

    If2  $|A| < 1$ 

      根据公式 3-31 更新当前搜索粒子位置

    Elseif2  $|A| \geq 1$ 

      选择一个随机搜索粒子  $X_{rand}$ 

      根据公式 13 更新当前搜索粒子位置

    Endif2

  Elseif1  $p \geq 0.5$ 

    根据公式 13 更新当前搜索粒子位置

  Endif1

Endfor

检查所有搜索粒子是否超出搜索边界, 并修改

计算每个搜索粒子的适应度

对比适应度, 更新最优搜索粒子  $X^*$ 

 $t = t + 1$ 

Endwhile

```

WOA-SVM 模型的基本思路是: 利用 WOA 优化算法在训练集上以分类错误率最小为适应度函数, 优化迭代惩罚参数 C 与核参数 σ , 直至得到最优解, 并训练得到最优参数所对应的最优 SVM 模型, 最后将测试集数据输入最优 SVM 模型中, 得到预测结果。基于 WOA-SVM 的算法流程如图 2 所示。

4. 实验与结果

4.1. 数据采集

本文使用 PHM 协会 2010 年发布的刀具磨损数据集[9]进行了验证。实验参数见表 1。

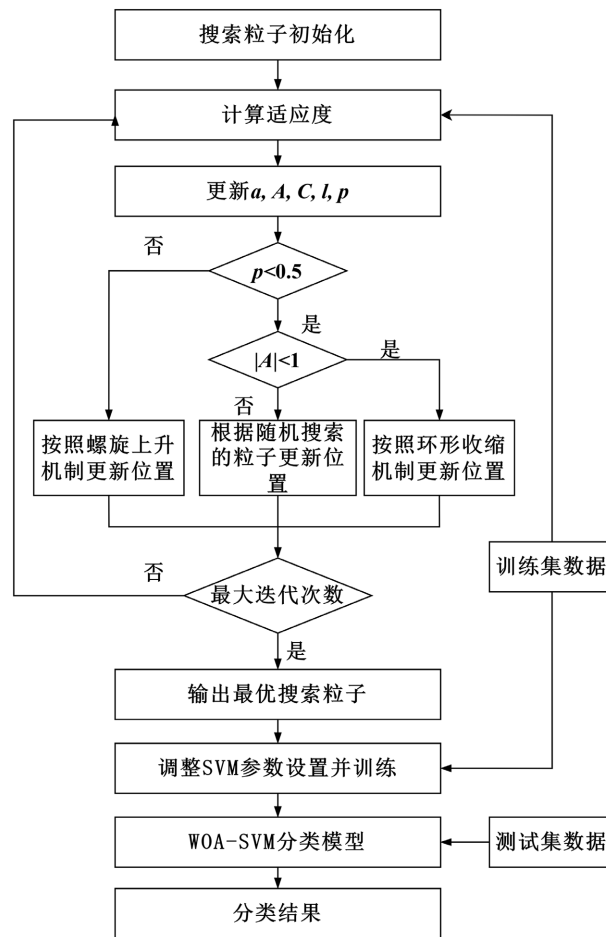


Figure 2. Flow chart of the WOA-SVM algorithm
图 2. WOA-SVM 算法流程图

Table 1. Experimental parameters
表 1. 实验参数

切削条件	参数	硬件条件	型号
主轴转速(r/min)	10,400	力传感器	Kistler 9265B 三向测力仪
进给速度(mm/min)	1555	振动传感器	Kistler 三轴加速度传感器
轴向切削深度(mm)	0.2	声发射传感器	Kistler 声发射传感器
径向切削深度(mm)	0.125	电荷放大器	Kistler 5019A 多通道电荷放大器
进给量(mm)	0.001	数据采集卡	NI DAQ 数据采集卡
采样频率(kHz)	50	磨损测量器	LEICA MZ12 显微镜

实验使用的工具为三齿立铣刀, 加工材料为 HRC52 不锈钢。实验是在室温下干切削进行的。传感器位置设置如图 3 所示。在每个加工过程中, 刀具在 x 方向上的切削长度为 108 mm。该实验一共采集了 6 把刀的加工数据, 其中, 给出了 C1、C4、C6 三把刀的刀具磨损值, 采集到的加工数据有 7 个通道, 分别为 x、y、z 轴的切削力信号, x、y、z 轴的振动信号以及声发射信号。根据国际标准化组织 ISO 的建议, 三个刀刃磨损的平均值 \overline{VB} 被作为该把的真实磨损值。

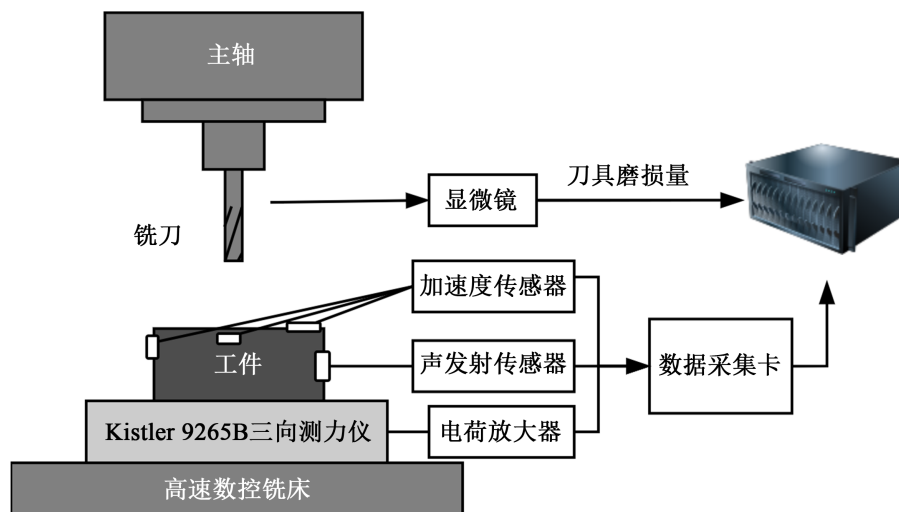


Figure 3. Experimental equipment and structure
图 3. 实验设备与结构

刀具磨损状态通常被划分为三类：初期、正常和急剧磨损阶段。以 C1 刀具为例，如图 4 所示，第 1 至 34 次走刀， $\overline{VB} \in [0, 80)$ (mm)，划分为初期磨损阶段；第 35 至 211 次走刀， $\overline{VB} \in [80, 120)$ (mm)，划分为正常磨损阶段；第 212 至 315 次走刀， $\overline{VB} \in [120, \infty)$ (mm)，划分为急剧磨损阶段。

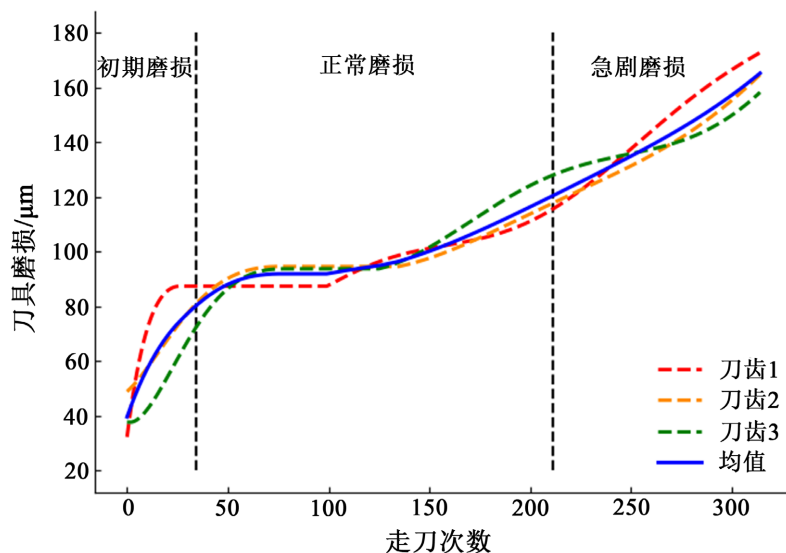


Figure 4. Tool wear phases
图 4. 刀具磨损阶段划分

4.2. 数据预处理

由于实验采样频率高达 50 kHz，每个样本的长度多达 20,000 个样本点，这会导致数据量巨大，从而影响模型训练的效率。虽然使用原始数据作为输入可以避免信息的丢失，但考虑到数据中还包含进刀和退刀信号，需要进行数据处理来缩短计算时间和减少不稳定信号的影响。以 C1 为例，如图 5 所示，采用了截取每个样本中的 3 个区间数据的方法，每个区间包含 5000 个样本点，取各区间的均值作为 C1 刀具的原始数据。

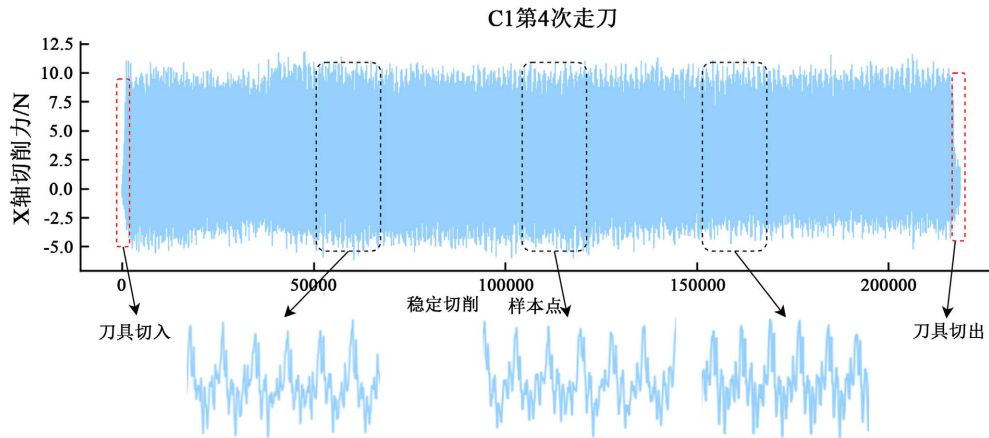


Figure 5. Schematic diagram of the data interception interval
图 5. 数据截取区间示意图

经过数据均值处理的数据样本依旧很大，且加工过程中采集到的数据中，包含了许多的噪点，为了提高数据质量，对数据样本进行时域、频域、小波包分解，提取的特征如下表 2 所示：

Table 2. System resulting data of standard experiment
表 2. 标准试验系统结果数据

特征分类	特征
时域特征(10 个)	平均值、标准差、均方根、最大值、最小值、峰值、偏斜度、峭度、振幅因素、波形因素
频域特征(3 个)	重心频率、频率偏差、均方频率
小波包分解(8 个)	小波包能量特征

共提取 147 个特征值。但提取的特征中仍存在无效冗余的特征，继而使用 PCA 对提取到的特征进行降维，减少数据量以提高模型训练效率。根据 2.1 小节中算法，保留累计贡献率大于 99% 的数据，以 C1 为例，如图 6 所示，共保留 43 个特征。

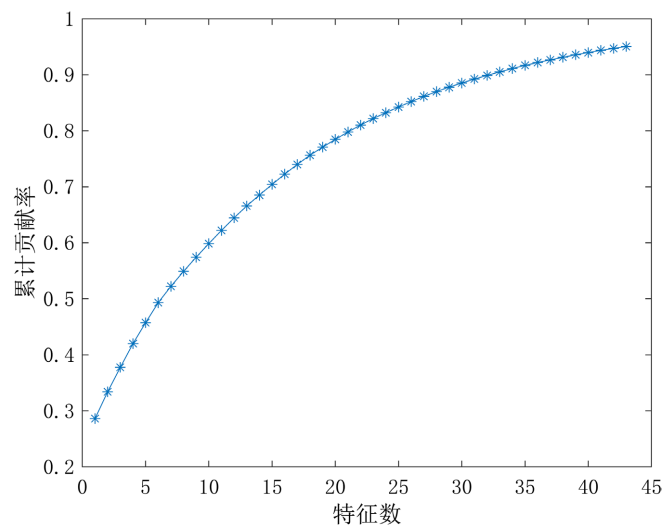


Figure 6. Cumulative contribution rate
图 6. 累积贡献率

4.3. 实验设计与参数设置

为了验证本文提出的基于 WOA-SVM 模型的刀具磨损状态识别模型的准确性以及有效性, 基于 Matlab 语言与 libsvm 工具包, 构建多个模型, 并使用相同的数据作为输入进行训练。模型与参数设置如下表 3 所示。

Table 3. Model and parameter settings

表 3. 模型与参数设置

模型	参数设置
SVM	惩罚因子 $C = 6$, 核参数 $\gamma = 11$
PSO-SVM	种群规模: $N = 40$, 最大迭代数: $T = 30$, 学习因子: $c_1 = c_2 = 2$, 权重参数: $\omega = 0.8$
WOA-SVM	种群规模: $N = 40$, 最大迭代数: $T = 30$, 对数螺旋线的形状参数: $b = 1$

本文共 945 个样本数据, 以 8:2 的比例划分训练集与验证集。以 SVM 模型的分错误率作为刀具磨损分类模型的评价标准, 公式如下所示。PSO 算法与 WOA 算法的适应度函数与模型评价标准一致。

$$\text{error} = \left(1 - \frac{\text{预测正确的个数}}{\text{总个数}}\right) \cdot 100\% \quad (12)$$

4.4. 实验结果对比与分析

WOA-SVM 模型的训练结果如下图 7, 图 8 所示。该模型应用在测试集上时, 有两组处于初期磨损阶段的立铣刀被识别成正常磨损阶段, 还有 2 组处于正常磨损阶段的立铣刀被识别成急剧磨损阶段。但模型整体的识别准确率为 97.89%。

从模型准确率角度分析, 由图 9 可知, 以经过 PCA 降维处理后的特征向量作为输入, PSO-SVM 模型的准确率均高于 SVM 模型, 准确率提高了 4.74%; 相较于 PSO-SVM 模型和 SVM 模型, WOA-SVM 模型的准确率为三者中最高的, 准确率分别提高了 1.57% 和 6.31%。验证了使用 WOA 优化 SVM 的参数, 可以取得更好分类结果, 体现了 WOA-SVM 模型在分类准确率上的优越性。

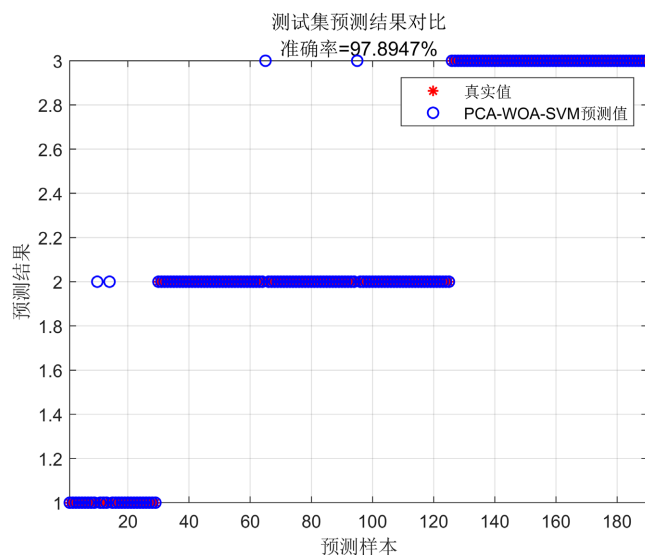


Figure 7. Identification results of wear conditions

图 7. 磨损状态识别结果

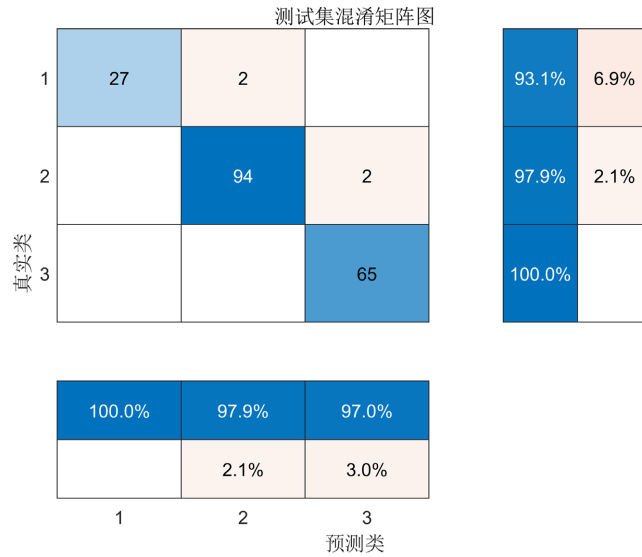


Figure 8. Confusion matrix diagram for wear state identification
图 8. 磨损状态识别混淆矩阵图

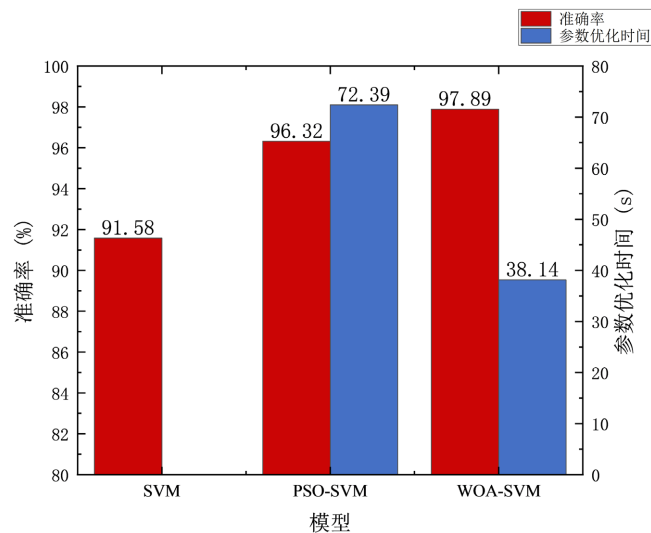


Figure 9. Comparison of accuracy and parameter optimization time of different methods
图 9. 不同方法的准确率与参数优化时间对比

从参数优化时间角度分析, 相同种群规模和迭代次数下, 相较于 PSO-SVM 模型, WOA-SVM 模型参数优化时间总体有了明显的缩短, 缩短了 34.25 s, 降幅达到了 47.3%。再次从时间维度证明了 PCA-WOA-SVM 模型相较于其他模型的优越性。

5. 结论

本文提出了一个基于鲸鱼算法优化非线性支持向量机的新模型(WOA-SVM)。以模型分类错误率最低为目标函数构建与之相对应的适应度函数, 使用 WOA 模型, 寻找全局最优解, 作为 SVM 模型的最优核参数与最优惩罚因子, 在训练集上训练出最优模型, 并在测试集上验证。另外, 利用 PCA 对多域特征进行降维, 去除累计贡献率低的信息, 以提高计算效率。为了验证 WOA-SVM 模型的优越性, 设计了 3 个模型, 以 PCA 降维后的特征作为输入进行模型训练。

实验结果表明, PCA 既有利于提高 WOA-SVM 分类模型的准确率, 同时又实现大大缩短 WOA-SVM 模型中的参数优化时间, 优化时间缩短了 47.35%; 虽然 WOA-SVM 模型分类准确度, 相较于 PSO-SVM 模型, 提高的不是特别明显, 但在模型的运行时间上, WOA-PSO 模型的时间消耗远远小于 PSO-SVM 模型, 体现出了明显的优越性, 更好地为实际加工中的刀具磨损状态监测提供参考。

基金项目

浙江省 2023 年度“尖兵”“领雁”研发攻关计划(2022C01SA111123), 国家自然科学基金资助项目(51475434)。

参考文献

- [1] Salierno, G., Leonardi, L. and Cabri, G. (2021) The Future of Factories: Different Trends. *Applied Sciences*, **11**, 9980. <https://doi.org/10.3390/app11219980>
- [2] Ni, C., *et al.* (2020) Research on Tool Wear Monitoring in Drilling Process Based on APSO-LS-SVM Approach. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **108**, 1-11.
- [3] 张锴锋, 袁惠群, 聂鹏, 等. 基于 AE 信号与优化 SVM 的刀具磨损状态识别[J]. 测控技术, 2015, 34(11): 20-23+28. <https://doi.org/10.19708/j.ckjs.2015.11.006>
- [4] 伍鸣. 基于功率与振动信号的刀具磨损状态智能监测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京林业大学, 2020. <https://doi.org/10.26949/d.cnki.gblyu.2020.000293>
- [5] 彭明松, 王二化, 张屹. 基于 PCA 和 SVM 的微铣刀磨损状态识别[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022, 575(1): 130-133. <https://doi.org/10.13462/j.cnki.mmtamt.2022.01.029>
- [6] Pandiyan, V., Caesarendra, W., Tjahjowidodo, T. and Tan, H.H. (2018) In-Process Tool Condition Monitoring in Compliant Abrasive Belt Grinding Process Using Support Vector Machine and Genetic Algorithm. *Journal of Manufacturing Processes*, **2018**, 31. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2017.11.014>
- [7] Vapnik, V. (1998) *Statistical Learning Theory*. Vol. 3, Wiley, New York, 401-492.
- [8] Mirjalili, S. and Lewis, A. (2016) The Whale Optimization Algorithm. *Advances in Engineering Software*, **95**, 51-67. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008>
- [9] Li, X., Lim, B., Zhou, J.H., *et al.* (2009) Fuzzy Neural Network Modelling for Tool Wear Estimation in Dry Milling Operation. *Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society*, San Diego, 1 January 2009, 1-11.