

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.04.008

基于声信号与 SVM 的机械加工表面粗糙度在线监测

马鸿

(陕西工业职业技术大学, 陕西 咸阳 712099)

摘 要:针对硬车削过程中表面粗糙度的在线监测需求,采用声学信号结合支持向量机(SVM)进行加工质量诊断,并通过主成分分析(PCA)对声学特征进行降维处理。结果表明:提取的第一主成分与材料去除率和表面粗糙度参数具有强相关性,第三主成分与切削速度密切相关。基于这种相关性,开发一种使用 RBF 核函数的 SVM 分类器来识别 3 个不同等级的表面粗糙度。在最优配置下,该方法实现了 100.0% 的识别准确率。研究证实了声学信号可以作为硬车削过程中表面粗糙度监测的有效工具,为实现加工过程的在线质量监控提供了新的解决方案。

关键词:表面粗糙度;声学监测;硬车削;PCA;SVM

中图分类号:TH161 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2026)04-0039-05

Online Monitoring of Machined Surface Roughness Based on Acoustic Signal and SVM

Ma Hong

(Shaanxi Polytechnic University, Xianyang 712099, China)

Abstract: To address the need for online monitoring of surface roughness during hard turning, acoustic signals combined with a support vector machine (SVM) are employed for machining quality diagnosis, and principal component analysis (PCA) is applied to reduce the dimensionality of the acoustic features. The results show that the extracted first principal component is strongly correlated with material removal rate and surface roughness parameters, while the third principal component is closely related to cutting speed. Based on this correlation, an SVM classifier using the RBF kernel function is developed to identify three different levels of surface roughness. Under the optimal configuration, the method achieves a recognition accuracy of 100.0%. The study confirms that acoustic signals can serve as an effective tool for monitoring surface roughness during hard turning, providing a new solution for online quality monitoring in machining processes.

Keywords: surface roughness; acoustic monitoring; hard turning; PCA; SVM

0 引言

机械加工过程监测方法分为直接和间接两类^[1-2]。其中,间接监测方法因不干扰加工过程的特点而备受关注^[3-5]。近年来,声信号因其采集方便、成本低廉的特点成为研究热点。在声信号监测研究方面,Salgado 等^[6]首次将声信号与电流信号结合用于刀具状态监测,采用奇异谱分析验证了方法的可靠性。Lu 等^[7]研究了微铣削中的高频声信号,提出了基于归一化声信号的监测方法。在表面粗糙度预测方面,Özel 等^[8]提出了基于神经网络的预测模型。Frigieri 等^[9]发现声信号的梅尔频率倒谱系数与表面粗糙度具有强相关性,并提出了基于高斯混合模型的诊断系统。

然而,现有研究主要关注刀具磨损监测,对表

面质量诊断关注较少;且缺乏有效的特征降维和多类识别方法^[10-12]。针对这些问题,本文提出了基于主成分分析(principal component analysis, PCA)降维的支持向量机(support vector machine, SVM)表面粗糙度诊断方法。该方法通过 PCA 有效降低了特征维度,并利用 SVM 实现了多类别表面粗糙度的精确识别。在 AISI 52100 硬钢加工试验中,该方法实现了 100.0% 的识别准确率,证明了其在实际应用中的可靠性。

1 方法

本研究的基本流程包括 3 个主要步骤:首先通过窗口化方法将声音信号分帧,并提取每帧的频谱能量;接着采用 PCA 对信号进行降维;最后,通过 SVM 进行表面粗糙度的诊断。图 1 展示了

基金项目:陕西省教育厅科学研究计划项目(24JK0318)

作者简介:马鸿(1990—),男,陕西咸阳人,讲师,硕士,研究方向为航空精密制造,btxa647@163.com。

整体方法框架。

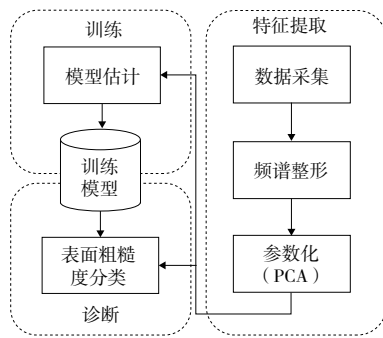


图1 整体方法框架

1.1 声音信号的处理与窗函数应用

加工过程中的声音信号具有较强的动态性,因其受加工材料、振动和转速波动等因素的影响^[13]。为了精确捕捉信号变化,采用窗口化方法处理信号。每帧信号由 N_F 个样本组成,窗长为 t_w ,窗内样本数为 N_w ,每帧信号间有 50% 重叠。窗函数采用 Hamming 窗,其计算公式为

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N_w - 1}\right), \quad 0 \leq n \leq N_w - 1 \quad (1)$$

窗加权后的信号可以表示为

$$\tilde{x}(n) = x(n)w(n), \quad 0 \leq n \leq N_w - 1 \quad (2)$$

式中: n 为窗内采样点序号; N_w 为每帧窗内样本点数(点); $\tilde{x}(n)$ 为加窗后的信号; $x(n)$ 为原始信号。对每个窗加权后的信号,利用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)计算其功率谱

$$S(k) = |X(k)|^2 \quad (3)$$

式中: k 为离散频率索引; $X(k)$ 为窗加权信号 $\tilde{x}(n)$ 的离散傅里叶变换结果,计算公式为

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} \tilde{x}(n) e^{-\frac{2\pi kn}{N}} \quad (4)$$

式中: N 为 FFT 点数,功率谱 $S(k)$ 包含 $N/2+1$ 个能量值。

这种逐帧计算功率谱的方法称为频谱塑形,如图2所示。

1.2 主成分分析

考虑到频谱中许多能量值可能存在自相关性,直接分析这些高维数据可能效果不佳。因此,采用 PCA 进行降维,保留信息量最大的主成分。PCA 通过线性变换将原始数据映射到一个新的特征空间,并通过选择累计方差贡献超过 90% 的主成分来降低数据维度^[14-15]。PCA 的基本步骤

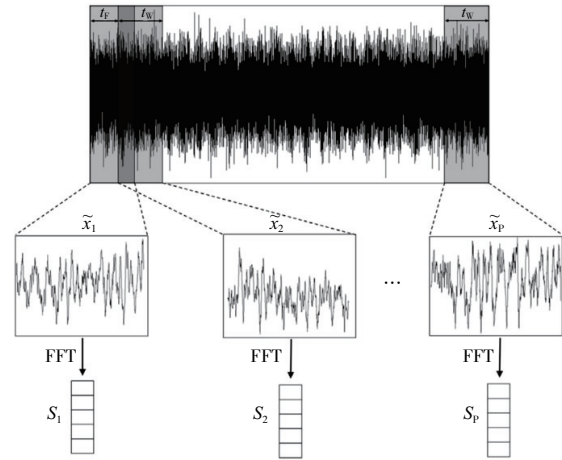


图2 频谱塑形

如下:

- 1) 计算输入数据的协方差矩阵;
- 2) 求解协方差矩阵的特征值和特征向量;
- 3) 选择能够解释 90% 以上方差的主成分;
- 4) 将原始数据投影到选定的主成分上,得到降维后的特征表示。

PCA 帮助提取了信号中最具代表性的成分,降低了数据的复杂性,同时保留了大部分信息。

1.3 SVM

SVM 是一种强大的分类方法,广泛应用于模式识别领域。它通过最大化类别间的间隔来构造最优分类超平面,旨在最小化结构风险^[16]。SVM 的决策函数可以表示为

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i,j=1}^M y_i a_i K(x_i, x_j) + b\right) \quad (5)$$

式中: b 为偏置项(截距); x_i 为训练样本; y_i 为训练样本 x_i 的标签; a_i 为拉格朗日乘子; $K(x_i, x_j)$ 为核函数,本文采用了线性核与高斯径向基核(radial basis function, RBF)。SVM 通过求解二次规划问题得到最佳的分类超平面。

SVM 在多类分类问题中的应用采用“OAA”或“OAO”策略。在“OAA”方法中,为每个类别构建一个二分类模型;在“OAO”方法中,构建所有类别对之间的二分类模型。分类过程基于最大投票法,即选择投票最多的类别作为最终分类结果。

2 实验

2.1 实验设置

实验在一台主轴最大转速为 4 000 r/min、主电机功率为 5.5 kW 的数控车床上进行。切削刀具

采用涂有薄层氮化钛的 Wiper 混合陶瓷刀片。工件为 AISI 52100 硬化钢(尺寸:直径 49 mm,长 50 mm,硬度 49~52 HRC,表面深度 3 mm)。

表面粗糙度使用 Mitutoyo Surftest SJ 201 粗糙度仪(切割长度 0.25 mm)测量,声音信号通过连接 Dell Vostro 笔记本的麦克风和 Audacity 软件(采样频率 44.1 kHz,16 位分辨率)记录,微观结构分析使用 Zeiss 电子扫描显微镜。

2.2 实验方法

本文采用中央复合设计(central composite design, CCD)确定切削参数并创建实验运行集^[17-20]。根据 D 最优准则,选择了 10 组切削参数(切削速度、材料去除率、切削深度和材料去除率),表 1 列出了每次实验运行的参数值。

表 1 所有加工设置的表面粗糙度均值

设定	参数				表面粗糙度					
	C_s	F	D	M_{RR}	Ra	Ry	Rz	Rq	Rt	Rsm
M_{s1}	200.00	0.10	0.10	2.00	0.15	1.05	0.75	0.18	1.44	85.60
M_{s2}	240.00	0.10	0.10	2.40	0.16	1.17	0.81	0.20	1.56	91.30
M_{s3}	200.00	0.20	0.10	4.00	0.44	2.39	1.76	0.53	3.09	169.72
M_{s4}	200.00	0.10	0.20	4.00	0.19	1.36	1.00	0.24	1.80	58.91
M_{s5}	240.00	0.10	0.20	4.80	0.18	1.32	0.89	0.23	1.89	100.67
M_{s6}	240.00	0.20	0.20	9.60	0.52	2.90	2.24	0.63	3.41	195.46
M_{s7}	186.36	0.15	0.15	4.19	0.26	1.87	1.25	0.33	2.71	104.31
M_{s8}	220.00	0.15	0.23	7.72	0.50	2.62	2.06	0.60	3.10	212.34
M_{s9}	220.00	0.15	0.23	7.72	0.26	1.90	1.29	0.33	2.70	73.04
M_{s10}	220.00	0.15	0.15	4.95	0.19	1.42	0.97	0.24	2.10	88.14

每个实验条件重复 15 次,总计进行了 150 次实验。在每次实验中,记录声音信号,并测量以下表面粗糙度参数:算术平均粗糙度(Ra)、最大粗糙度(Ry)、均方根粗糙度(Rq)、十点高度(Rz)和最大峰谷高度(Rt)。在工件的 4 个位置测量并计算平均值与方差。每次实验后更换刀具以保证一致的切削条件。其中,切削速度 C_s 单位为 m/min,进给量 F 单位为 mm/rev,切削深度 D 单位为 mm,材料去除率 M_{RR} 单位为 cm^3/min ,表面粗糙度参数 Ra 、 Ry 、 Rz 、 Rq 、 Rt 及 Rsm 单位均为 μm 。

为减少干扰,实验期间周围未进行其他加工操作。音频数据样本(7~10 s)在切削稳定期采集,避免了切削工具进出工件时的干扰。

3 声能相关性分析

本研究使用 44.1 kHz 采样率,从可听声音数据中提取频率成分。基于 20 ms 窗长和 10 ms 窗移,每次实验生成 $k=900$ 个特征向量,采用 256 点 FFT 计算功率谱,频谱划分为 128 个频率分量。本研究观察不同加工设置下的谱图发现,信号能量呈现随机波动,所有信号行为相似。假设每个加工设置 i 和复制品 j 的谱图 $S_{PEij}=(l,r)$,其中, l 和 r 分别表示所有 k 帧的均值和标准差。本研究采用 PCA 对谱图均值向量 l 进行处理,进行降维,图 3 显示,前 4 个主成分解释了大部分变异性。图 4 展示了 P_{C1} 得分,显示不同设置间得分稳定性较强,但高 M_{RR} 设置(如 M_{s6} 、 M_{s8} 、 M_{s9})差异较大,表明能量与加工参数存在相关性。

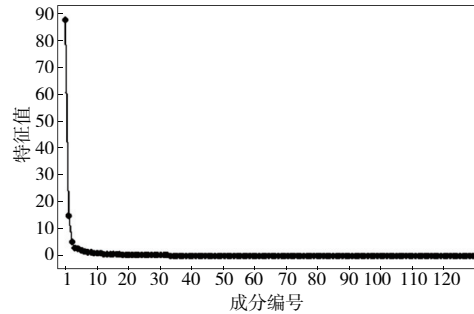


图 3 主成分分析的碎石图

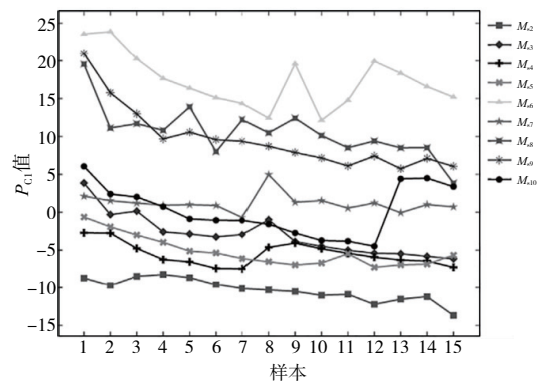


图 4 各加工设置在 15 个样本中的 PC1 分数

4 结果讨论

4.1 相关性分析

为识别与加工参数和表面粗糙度显著相关的得分,本文进行了简单的相关性分析^[21-22]。表 2 显示了各主成分与加工参数的 Pearson 相关系数。其中, a 表示皮尔逊相关系数, b 表示 P 值,粗体值表示统计显著性较高的皮尔逊相关系数(P 值小

于 5%)。结果显示, P_{C1} 得分与材料去除率 (M_{RR}) 及各表面粗糙度参数 (Ra 、 R_y 、 R_z 、 Rq 、 Rt 、 Rsm) 呈较强的相关性, 尤其与最大表面粗糙度 (R_y) 表现出较高的相关性。 P_{C3} 得分与切削速度 (C_s) 的相关性较为显著。

表 2 分数、加工设置参数与表面粗糙度之间的相关性分析

分数	C_s	F	D	M_{RR}	Ra	R_y	R_z	Rq	Rt	Rsm
P_{C1}	0.208a	0.676	0.532	0.879	0.667	0.738	0.704	0.680	0.731	0.523
	0.011b	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
P_{C2}	0.213	-0.087	0.037	0.072	0.175	0.139	0.183	0.168	0.038	0.120
	0.009	0.292	0.654	0.379	0.032	0.090	0.025	0.040	0.642	0.145
P_{C3}	0.797	-0.256	0.345	0.225	-0.219	-0.192	-0.178	-0.216	-0.218	-0.184
	0.000	0.002	0.000	0.006	0.007	0.018	0.029	0.008	0.007	0.024
P_{C4}	-0.266	-0.217	0.415	0.021	-0.234	-0.167	-0.172	-0.226	-0.106	-0.474
	0.001	0.008	0.000	0.799	0.004	0.042	0.035	0.005	0.198	0.000

4.2 表面粗糙度诊断

为识别声学信号模式并与表面粗糙度进行关联分析, 本研究采用层次聚类分析方法对加工设置进行分类。通过分析表面粗糙度 Ra 和材料去除率 M_{RR} 的相似性, 本文将加工设置分为 3 类: $I_1 = \{M_{s1}, M_{s2}\}$ 、 $I_2 = \{M_{s3}, M_{s4}, M_{s5}, M_{s7}, M_{s10}\}$ 、 $I_3 = \{M_{s6}, M_{s8}, M_{s9}\}$, 如图 5 所示。结果表明, 一些加工设置的表面粗糙度 Ra 差异较小, 无法支持将所有 10 个加工设置分开。因此, 某些加工设置可能会导致相似的表面粗糙度水平, 从而归为同一类。

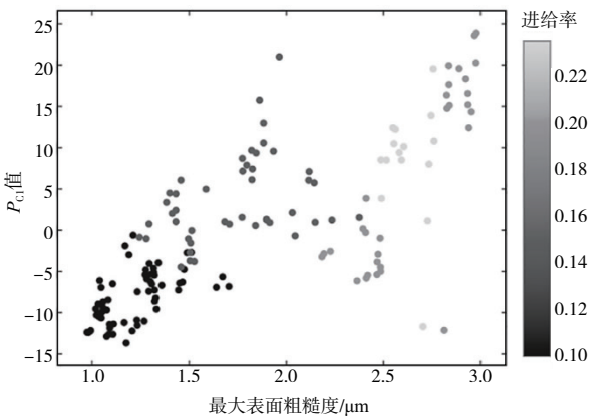


图 5 各频率下的粗糙度分布 (3 个聚类)

为进一步进行表面粗糙度诊断, 本文使用 SVM 训练分类模型, 采用线性核和 RBF 核, 并结合 OAO 多类分类方法。在每个加工设置中, 15 个样本中随机选择 8 个用于训练, 7 个用于测试。表 3 展示了训练和测试数据的划分情况。每一批

次训练后, 测试数据用于计算分类器的准确性, 即正确分类的复制品数量与测试复制品总数之比。表 4 展示了不同加工设置的 SVM 分类准确性, 表明 RBF 核的表现优于线性核, 且 OAO 和 OAA 分类方法对结果的影响较小, 表明该系统的分类性能稳定。

表 3 训练和测试参数

测试集	训练样本	测试样本
1	1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15	2, 4, 6, 8, 10, 12, 14
2	1, 2, 5, 6, 9, 10, 13, 14	3, 4, 7, 8, 11, 12, 15

表 4 基于 SVM 系统的表面粗糙度诊断精度

类别	切削速度/ (m/min)	进给率/ (mm/rev)	切削 深度/mm	测试 集	精度/%
2	186	0.15	0.15	1	100.0
3	220	0.23	0.15	1	85.7
3	220	0.15	0.23	1	100.0
1	240	0.10	0.10	1	100.0
2	240	0.10	0.20	1	100.0
2	220	0.15	0.15	1	100.0
3	240	0.20	0.20	1	85.7
1	200	0.10	0.10	1	100.0
2	200	0.20	0.10	1	100.0
2	200	0.10	0.20	1	100.0
2	186	0.15	0.15	2	100.0
3	220	0.23	0.15	2	85.7

续表 4

类别	切削速度/ (m/min)	进给率/ (mm/rev)	切削 深度/mm	测试 集	精度/%
3	220	0.15	0.23	2	100.0
1	240	0.10	0.10	2	85.7
2	240	0.10	0.20	2	100.0
2	220	0.15	0.15	2	100.0
3	240	0.20	0.20	2	100.0
1	200	0.10	0.10	2	100.0
2	200	0.20	0.10	2	100.0
2	200	0.10	0.20	2	100.0

5 结语

本研究通过中心复合设计方法,对 AISI 52100 硬钢车削过程中的声学信号与加工质量进行了系统研究。通过相关性分析发现,提取的主成分 P_{C1} 与材料去除率和表面粗糙度参数具有很强的相关性, P_{C3} 则与切削速度密切相关。基于此特征,研究开发了一种基于 SVM 的表面粗糙度诊断方法。结果表明,使用 RBF 核函数的 SVM 分类器在识别 3 种不同表面粗糙度水平时达到了 100.0% 的准确率。这种基于声学信号的在线监测方法不需要中断加工过程,为硬车削加工质量控制提供了一种实用的解决方案。

参考文献:

- [1] 张蜀红. 基于深度置信网络的机械加工故障诊断系统设计[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(2): 149-152.
- [2] 许龙铭. 基于 LoRa 的机械冲压机故障检测系统设计[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2023, 23(7): 88-91.
- [3] 杨剑博. 在机测量技术在数控机械加工中的应用分析[J]. 中国设备工程, 2024(19): 240-242.
- [4] 郑铁铭. 大型机械加工设备轴承故障诊断方法研究[J]. 中国设备工程, 2024(20): 20-22.
- [5] 段建梅, 胡海洋. 煤矿机械加工智能生产线运行监控的研究[J]. 今日制造与升级, 2023(9): 88-90.
- [6] Salgado D R, Alonso F J. An approach based on current and sound signals for in-process tool wear monitoring[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2007, 47(14): 2140-2152.
- [7] Lu M C, Wan B S. Study of high-frequency sound signals for tool wear monitoring in micromilling[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 66(9): 1785-1792.

- [8] Özel T, Karpat Y. Predictive modeling of surface roughness and tool wear in hard turning using regression and neural networks [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2005, 45(4/5): 467-479.
- [9] Frigieri E P, Brito T G, Ynoguti C A, et al. Pattern recognition in audible sound energy emissions of AISI 52100 hardened steel turning: a MFCC-based approach [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 88(5/6/7/8): 1383-1392.
- [10] 姜银仙. 机械加工过程中的刀具磨损监测分析[J]. 电子技术, 2023, 52(8): 374-375.
- [11] 王秋莲, 周啸宇, 黎敏, 等. 基于递归分析和机器学习的小批量机械加工过程状态监测[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(12): 4339-4351.
- [12] 邹同合. 递归分析驱动下的机械加工过程状态监测分析[J]. 中国机械, 2024(15): 83-87.
- [13] 陈燕, 陈亚林, 郑军. 一种改进的基于 PCA 的数据预处理方法[J]. 电子技术应用, 2020, 46(1): 96-99.
- [14] 单一琳, 马燕, 黄慧, 等. 融合多重直方图和 SVM 的交互式图像分割算法[J]. 计算机与数字工程, 2024, 52(6): 1604-1611.
- [15] 梁川, 陈雪军. 基于 CNN-DE-SVM 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 微型电脑应用, 2023, 39(9): 38-41.
- [16] 张帆, 黄燕琴, 肖琼, 等. 基于 GWCA-SVM 混合模型的公路工程造价估算研究[J]. 科技创新与应用, 2026, 16(6): 106-109, 113.
- [17] 马月红, 王晓成, 李桂景, 等. 基于 ISSA 优化 SVM 的牵引变压器故障诊断方法研究[J]. 铁道学报, 2026, 48(2): 48-55.
- [18] 李纬洲, 范晋军, 崔文洁. 基于 ETO-SVM 的 WX 区块煤层气含气量计算方法研究[J]. 陕西煤炭, 2026, 45(2): 104-109.
- [19] 夏凯, 黄豪飞, 贾鹏琦. 基于 SVM-SVR 算法的飞机发动机润滑油监测分析[J]. 粘接, 2026, 53(2): 451-454.
- [20] 陈运杰. 提高平面轴承圈质量的新途径[J]. 热处理, 2025, 40(3): 36-40.
- [21] 王曰辉. 基于全因子试验设计及响应曲面分析的硬车削工艺参数优化[J]. 金属加工(冷加工), 2025(6): 72-75.
- [22] 张茗斐, 谢劭峰, 唐友兵, 等. 基于 PCA-GWR 模型的 $PM_{2.5}$ 浓度空间插值[J]. 环境监测管理与技术, 2026, 38(1): 74-79.

收稿日期: 2024-11-20