

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.08.021

球墨铸铁磨削表面粗糙度的声发射智能预测研究*

龙 华^{1,2}, 朱 奇^{1*}, 郭 力³, 黄 俊¹, 王 艺³

(1. 湖南工业职业技术学院 机械工程学院, 湖南 长沙 410208; 2. 复杂薄壁精密零件智能柔性加工技术
湖南省工程研究中心, 湖南 长沙 410208; 3. 湖南大学 机械与运载工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要:针对磨削表面粗糙度声发射预测精度和可靠性较低的问题,对球墨铸铁磨削表面粗糙度的声发射智能预测进行了研究。在球墨铸铁 QT700-2 平面磨削表面粗糙度声发射预测实验 200 组数据的基础上,提取了包含磨削声发射信号经验模态分解 4 个本征模函数的相关系数,和磨削声发射信号波形幅值、均方根值、方差、峰值频率、频谱峰值、功率谱峰值、峭度、偏度、AE 信息熵等 13 个磨削声发射信号特征参数;建立了遗传优化的支持向量回归机 GA-SVR 和粒子群优化的支持向量回归机 PSO-SVR 这 2 个预测模型;在这 200 组磨削表面粗糙度声发射实验数据中,把随机提取的 13 个声发射信号特征参数输入到这 2 个预测模型中,进行了反复训练和预测,以提高其可靠性。研究表明:GA-SVR 和 PSO-SVR 的磨削表面粗糙度声发射预测精度较高;这为磨削声发射在线智能监测汽车发动机球墨铸铁 QT700-2 曲轴磨削表面粗糙度打下了基础。

关键词:磨削表面粗糙度;声发射;本征模函数;支持向量回归机,遗传算法;粒子群算法

中图分类号:TH161.14;TG580.6

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2021)08-1076-05

Acoustic emission intelligent prediction of surface roughness in surface grinding of nodular cast iron

LONG Hua^{1,2}, ZHU Qi¹, GUO Li³, HUANG Jun¹, WANG Yi³

(1. School of Mechanical Engineering, Hunan Industry Polytechnic, Changsha 410208, China; 2. Hunan Engineering
Research Center of Intelligent Flexible Machining Technology for Complex Thin-walled Precision Parts, Changsha
410208, China; 3. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy and low reliability of acoustic emission prediction of grinding surface roughness, 200 sets of experimental data of acoustic emission prediction of surface roughness of nodular cast iron QT700-2 were obtained in surface grinding experiments. 13 characteristic parameters of grinding acoustic emission signals, such as the correlation number of four Intrinsic Mode Functions including empirical mode decomposition of grinding acoustic emission signal and waveform amplitude, root mean square value, variance, peak frequency and spectrum peak value of grinding acoustic emission signal, peak value of power spectrum, kurtosis, skewness and acoustic emission information entropy of grinding acoustic emission signal were obtained. Two prediction models, genetic algorithm support vector regression machine GA-SVR and particle swarm optimization support vector regression machine PSO-SVR, were established. The 13 acoustic emission signal characteristic parameters extracted from the 200 sets of acoustic emission experimental data of grinding surface roughness were input into the two prediction models, GA-SVR and PSO-SVR, for repeated training and prediction to improve their reliability. The results show that GA-SVR and PSO-SVR have higher prediction accuracy. It lays a foundation for on-line intelligent monitoring of grinding surface roughness of nodular cast iron QT700-2 crankshaft in automobile engine by grinding acoustic emission.

Key words: grinding surface roughness; acoustic emission(AE); intrinsic mode functions; support vector regression machine; genetic algorithm(GA); particle swarm optimization(PSO)

收稿日期:2021-02-21

基金项目:湖南省教育厅科学研究资助项目(20C0664)

作者简介:龙华(1972-),女,湖南常德人,副教授,主要从事机械制造、机械设计及智能制造方面的研究。E-mail:24420138@qq.com

通信联系人:朱奇,男,硕士,高级工程师。E-mail:zq051031@163.com

0 引言

汽车发动机的曲轴材料是球墨铸铁 QT700-2。曲轴磨削加工质量极大地影响了曲轴的加工质量,也对汽车发动机的性能有非常重要的影响。因此,常使用表面粗糙度评价其磨削加工质量^[1]。在曲轴磨削加工时,越早发现表面粗糙度的超差,越能及早地采取相应措施降低损失。表面粗糙度是磨削表面完整性的重要指标,但由于磨削参数、砂轮状态、工件材料及尺寸误差、磨削液、振动等都对磨削表面粗糙度有影响,曲轴磨削表面粗糙度很难准确预测^[2]。

PLAZA G 等^[3]指出,在磨削加工过程中存在大量的声发射(AE)现象。声发射监测是一种无损监测,可以利用声发射技术进行曲轴磨削表面粗糙度在线监测,该技术对于汽车发动机曲轴磨削加工的智能化极其重要。

目前,研究人员针对磨削表面粗糙度的声发射预测已开展了诸多研究。石建^[4]利用小波分析提取出了磨削 AE 信号的特征参数,并将其输入 BP 神经网络,以判别砂轮的磨损状态;然后将砂轮磨损状态、磨削参数、磨削力比输入 BP 神经网络,以预测磨削表面粗糙度。REDDY T S 等^[5]利用加工过程中声发射信号的振铃计数、上升时间以及有效值,预测了加工表面的粗糙度以及砂轮的磨损状态。CHEN X 等^[6]利用单颗磨粒磨削 AE 实验,探究了磨削机理,即滑擦、犁耕和切削 3 个过程中的声发射信号规律。刘贵杰等^[7]将 AE 信号特征作为输入,使用附加动量法优化其神经网络。DIAS E A 等^[8]结合快速傅里叶变换与小波变换分析 AE 信号,生成智能信息,开发了一种无心磨削过程中监测其表面质量的工具。胡仲翔等^[9]将磨削 AE 信号中 300 kHz~400 kHz 频段信号作为学习样本,提取了 AE 信号特征值输入,使用附加动量方法优化了 BP 神经网络,以此来预测磨削表面的粗糙度,结果表明其对粗糙度的预测效果较好。熊巍等^[10]利用不同频段声发射信号的能量比,来预测磨削表面的粗糙度,并将其应用于铣削过程。郭力等^[11]采用遗传算法优化 BP 神经网络,根据磨削声发射信号均方根和快速傅里叶变换峰值 2 个特征值,对平面磨削加工中的曲轴(球墨铸铁材料)表面粗糙度进行了较高精度的预测。孙林等^[12]利用最小二乘支持向量机表面预测模型,对磨削表面粗糙度进行预测,得到了较高的预测精度。林献坤等^[13]以磨削工况参数作为输入,使用支持向量机进行了磨削表面的粗糙度预测。

另外,还有一些基于磨削工况参数的磨削表面粗

糙度预测的实验研究。PAN Y 等人^[14]将磨削加工中的砂轮转速、进给速度以及磨削深度作为 BP 神经网络的输入,对磨削表面的粗糙度进行了预测。

但是,以往关于磨削表面粗糙度预测的研究中尚存在一些问题:(1)实验数据偏少,磨削声发射信号特征值较少,影响了磨削表面粗糙度预测的可靠性和准确性;(2)一些磨削表面粗糙度预测研究是基于磨削工况参数,不是基于磨削声发射信号,而磨削声发射信号中包含的表面粗糙度信息要比磨削工况参数丰富;(3)一般支持向量机声发射预测磨削表面粗糙度的精度要比 BP 神经网络高。

因此,本文采用多实验数据、多磨削声发射信号特征值,并且通过优化支持向量机,来对磨削表面的粗糙度进行声发射预测,以提高曲轴磨削表面粗糙度的智能在线监测精度和可靠性。

1 球墨铸铁磨削声发射实验

此处研究的平面磨削声发射实验的曲轴材料是球墨铸铁 QT700-2,其工件尺寸为 50 mm×20 mm×15 mm;砂轮采用外径 200 mm、粒度 100#的氧化铝砂轮,砂轮线速度 20 m/s。

实验过程中,保持工作台速度不变,仅改变磨削的深度;磨削工件的方向为沿着 50 mm×20 mm 面的 50 mm 方向;磨削深度为 10 μm、20 μm、30 μm;共测量有 200 个磨削 QT700-2 声发射信号和对应的表面粗糙度。

实验中,负责采集磨削声发射信号的是美国物理声学公司 PAC 生产的 PCI-2 声发射采集系统;此处设置声发射信号采样频率为 2 MHz,设置声发射前置放大增益为 40 dB;使用声发射信号的波形流采集功能对原始磨削声发射信号进行完整采集,以对采集到的信号进行后续的分析。

实验中使用光学表面轮廓仪 Wyko NT9100 对 QT700-2 工件的磨削表面粗糙度进行测量,测得工件磨削典型表面形貌,即其表面粗糙度。在声发射预测磨削表面粗糙度的研究中,实验测得的 200 个表面粗糙度值分布范围广泛、均匀^[15]^[14-15]。进行磨削表面粗糙度声发射预测模型中,笔者随机挑选训练 AE 信号数据集和测试 AE 信号数据集,经多次训练测试,以保证实验数据的无序性;并消除由于训练数据集输入顺序造成的预测结果误差,以保证实验的可靠性。

在磨削表面粗糙度声发射预测中,笔者提取 AE 信号特征参数作为支持向量回归机(support vector regression,SVR)的输入;同时使用优化算法优化上述支持向量回归机,来提高磨削表面粗糙度预测的精确度。其中

的优化算法有遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)。

2 磨削 AE 信号特征参数

在笔者应用 MATLAB 软件提取的曲轴材料磨削声发射 AE 信号的特征参数中,主要包含 AE 信号时域及频域统计特征参数,如声发射信号波形幅值、均方根值、方差、峰值频率、频谱峰值、功率谱峰值、峭度、偏度、AE 信息熵等 9 个特征值;另外,在 AE 信号时频域联合分析特征参数中,4 个本征模函数 IMF(5~8)为

表 1 部分磨削 AE 信号特征参数

磨削深度/ μm	波形幅值/V	有效值/V	方差/ V^2	峰值频率/kHz	频谱峰值/V	功率谱峰值/dB	峭度
10	0.61	0.15	0.41	16.24	0.09	-21.10	8.65
10	0.52	0.10	0.33	9.74	0.02	-33.76	11.65
20	2.54	0.41	0.60	9.58	0.04	-28.00	16.30
20	2.62	0.53	0.67	11.99	0.25	-11.99	6.60
30	4.35	0.82	0.85	21.42	0.05	-25.36	7.01
30	4.18	0.88	0.87	17.12	0.22	-13.19	8.53

表 1 (续)部分磨削 AE 信号特征参数

磨削深度/ μm	偏度	AE 信息熵	IMF5 相关系数	IMF6 相关系数	IMF7 相关系数	IMF8 相关系数
10	-0.07	1.62	0.67	0.44	0.34	0.36
10	-0.47	1.61	0.78	0.47	0.41	0.39
20	-0.05	1.91	0.45	0.57	0.48	0.47
20	-0.64	1.94	0.43	0.55	0.57	0.53
30	0.26	1.75	0.66	0.67	0.55	0.40
30	-0.36	1.71	0.61	0.68	0.45	0.43

磨削深度为 10 μm 的磨削声发射原始 AE 信号以及快速傅里叶变换 FFT 频谱,如图 1 所示。

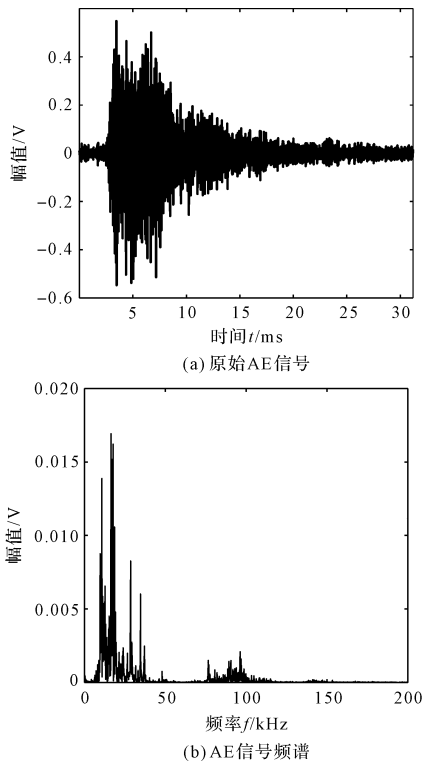


图 1 磨削 AE 信号及其频谱

磨削 AE 信号经过经验模态分解(EMD)后,包含了原始磨削 AE 信号特征频率的 4 个主分量;分析这 4 个主分量与原始磨削 AE 信号的相关性,即可得到 IMF(5~8)的相关系数。

笔者选取反映磨削 AE 信号的 9 个特征值和这 4 个相关系数共 13 个特征参数作为磨削声发射信号数据集的特征参数,并对实验数据集进行归一化操作,以消除计算误差^{[15]20}。

部分磨削 AE 信号特征参数实验值如表 1 所示。

由图 1 可以看出:AE 信号的能量集中在 0~100 kHz 频率范围内,且其主要尖峰幅值特征频率分别为 11 kHz、17 kHz、34 kHz、56 kHz。

声发射信号经过经验模态分解 EMD 后的本征模函数 IMF(5~8)的频谱,如图 2 所示。

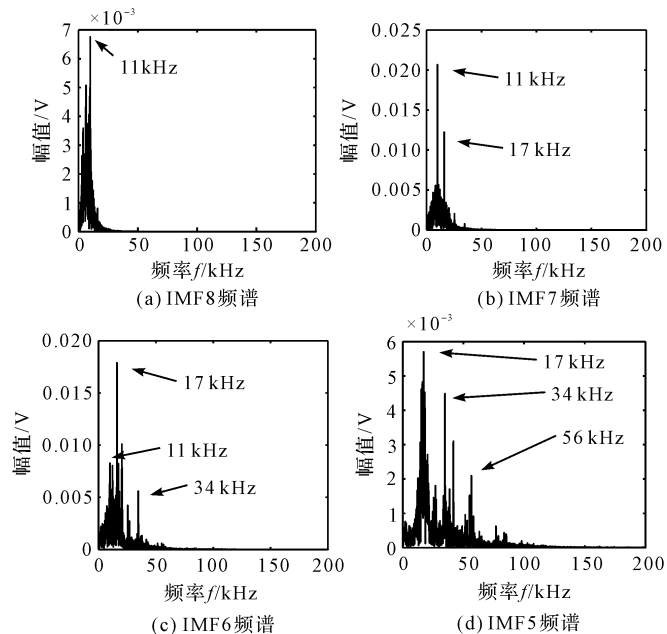


图 2 磨削 AE 信号的 EMD 分解主要分量频谱

图 2 中:分量 IMF8 的 AE 信号频谱尖峰频率分别为 11 kHz,分量 IMF7 的 AE 信号频谱尖峰频率分别为 11 kHz、17 kHz,分量 IMF6 的 AE 信号频谱尖峰频率分别为 11 kHz、17 kHz,分量 IMF5 的 AE 信号频谱尖峰频率分别为 17 kHz、34 kHz、56 kHz;以上结果与前述磨削 AE 信号快速傅里叶变换 FFT 频谱结果相吻合。

在磨削深度增大条件下,磨削声发射信号的频率幅值会随深度的增加而增大,但 AE 信号频谱尖峰频率变化不明显;且经过 EMD 分解后,AE 信号包含频谱频率尖峰的本征模函数仍为 IMF(5~8)。因此,磨削 AE 信号 EMD 的本征模函数 IMF(5~8)反映了磨削 AE 信号的主要特征^{[15]16-17}。

定义相对误差 RE 和均方根误差 MSE 如下:

$$RE = \left| \frac{Ra' - Ra}{Ra} \right| \times 100\% \quad (1)$$

$$MSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Ra'_i - Ra_i)^2} \quad (2)$$

式中: N —测试集数据的大小; Ra' —磨削表面粗糙度的声发射预测值; Ra —磨削表面粗糙度实际测量值。

此处磨削表面粗糙度声发射试验中获取的样本数量为 200 组,在支持向量回归机表面粗糙度预测模型的建立过程中,随机选取其中 90% 的样本 180 组作为训练集,余下 10% 的样本 20 组作为测试集。笔者先利用训练集的 180 组样本对支持向量回归机进行训练,建立支持向量回归机;再用测试集的 20 组样本通过支持向量回归机得到 20 个磨削表面粗糙度预测值,利用式(1,2)可以得到 20 个磨削表面粗糙度预测集的误差,并将 20 个表面粗糙度值相对误差的算术平均值,作为本次支持向量回归机预测的单次预测相对误差。

在保持表 2 中支持向量回归机参数设置不变的情况下,重新按照上述比例,笔者在 200 组样本中随机选取磨削表面粗糙度声发射信号训练集和预测集,并按照上述步骤完成对支持向量回归机的训练,以及磨削表面粗糙度支持向量回归机测试集的预测。重复上述过程共 30 次,分别求取这 30 次预测的单次预测相对误差和均方根误差,并将单次预测相对误差和均方根误差的均值(30 次平均相对误差和 30 次平均均方根误差)作为评价支持向量回归机预测模型的指标。

该方法不仅可以避免支持向量回归机在应用过程中出现的欠拟合(训练误差、测试误差均较大)和过拟合(训练误差仍在减小,测试误差开始增大)带来的结果较差的情况,以及偶然出现的结果极好的情况;同时可以避免选择性使用磨削声发射实验数据给预测结果

带来的误差,保证了磨削声发射表面粗糙度预测结果的可靠性。

3 SVR 的表面粗糙度 AE 预测

相对于 BP 神经网络,支持向量回归机 SVR 具有一定的优点,其解在理论上是全局最优的,不存在陷入局部最小值陷阱的危险;同时,其实验数据样本少,分析运算的时间短。

笔者采用遗传算法和粒子群算法来优化磨削表面粗糙度声发射支持向量回归机 SVR 预测模型,两者均通过找到最优参数惩罚参数 c 、核参数 g 来优化支持向量回归机。

模型 SVR 优化算法的参数设置如表 2 所示^{[15]27}。

表 2 模型 SVR 优化算法的参数设置

模型	参数	值	参数	值
GA-SVR	种群规模	30	进化代数	200
	交叉概率	0.2	变异概率	0.1
PSO-SVR	种群粒子数	30	迭代次数	200
	个体学习因子 C1	1.5	种群学习因子 C2	1.5
	粒子位置限制	± 5	粒子速度限制	± 1

笔者将表 1 中提取的曲轴材料磨削声发射信号 13 个特征参数与磨削表面粗糙度一一对应,建立了 200 组实验数据集,随机选取了其中 90% 为训练集、10% 为测试集,并对数据集进行了归一化操作。适应度函数确定为支持向量回归机 SVR 预测值的均方差函数。将训练集输入最优解确定的支持向量回归机,进行训练,得到了支持向量回归机预测模型;通过输入实验数据测试集进行磨削表面粗糙度的声发射支持向量回归机预测。

笔者使用表 1 的曲轴磨削声发射信号特征参数数据集,输入两种优化的支持向量回归机,进行磨削表面粗糙度声发射预测。对两个支持向量回归机预测模型进行 30 次的磨削表面粗糙度声发射预测做比较评价。

优化 SVR 的表面粗糙度预测结果如表 3 所示。

表 3 优化 SVR 的表面粗糙度预测结果

模型	单次预测相对误差/%		30 次平均 相对误差/%	30 次平均 均方根误差
	最大	最小		
GA-SVR	32.07	1.27	10.70	0.54
PSO-SVR	32.60	0.13	11.26	0.54
BP	48.33	3.55	20.32	0.61

由表 3 可知:遗传优化 GA-SVR 得到的优选参数惩罚参数 $c = 1.1086$ 、核参数 $g = 8.5402$ 、最优适应度为 0.026,磨削表面粗糙度声发射测试集多次平均相对误差为 10.70%;粒子群算法优化 PSO-SVR 得到的优选参数惩罚参数 $c = 1.3359$ 、核参数 $g = 6.6843$,最

优适应度为 0.03,磨削表面粗糙度声发射测试集多次平均相对误差为 11.26%;两者的适应度曲线均收敛,两种优化算法支持向量回归机 SVR 预测模型得到的磨削表面粗糙度预测结果相差较小。

对比表 3 中的 BP 神经网络,磨削表面粗糙度声发射预测模型多次平均相对误差为 20.32%^{[15]25-28},可见支持向量回归机磨削表面粗糙度声发射预测模型的误差较小、准确度较高。

4 结束语

针对磨削表面粗糙度声发射预测精度和可靠性较低的问题,笔者采用多实验数据、多磨削声发射信号特征值,并且通过优化支持向量机,来对磨削表面的粗糙度进行声发射预测,提高了曲轴磨削表面粗糙度的智能在线监测精度和可靠性。

笔者展开了研究工作并得到了相关结论:

(1)获得了 200 组磨削表面粗糙度声发射实验数据,提取了包含磨削声发射信号 EMD 分解的 4 个本征模函数相关系数在内的 13 个特征参数;建立了遗传算法优化的支持向量回归机 GA-SVR、粒子群算法优化的支持向量回归机 PSO-SVR;

(2)随机在 200 组实验数据中,提取了 13 个磨削声发射信号特征参数,输入到 2 个预测模型中,反复进行了训练和预测,提高了其可靠性,较 BP 神经网络,支持向量回归机 GA-SVR 和 PSO-SVR 的磨削表面粗糙度声发射预测精度有明显提高。

在后续的研究中,笔者将进行磨削声发射在线监测汽车发动机曲轴磨削表面粗糙度的研究。

参考文献 (References):

[1] 张晓菊,吴晓强,张春友. 基于支持向量回归机的外圆纵向磨削表面粗糙度预测[J]. 机械设计与制造,2016(8):131-134.

[2] 王宗勇. YB-70 钢精密磨削工艺及砂轮磨损的研究[D]. 大连:大连理工大学机械工程学院,2013.

[3] PLAZA G, CHEN X, OUARAB L A. Abrasive Feature Related Acoustic Emission in Grinding[C]. Proceedings of the

25th International Conference on Automation & Computing, Lancaster UK: Lancaster University,2019.

- [4] 石建. 基于声发射技术磨削表面粗糙度在线检测研究[D]. 长春:长春理工大学机电工程学院,2014.
- [5] REDDY T S, REDDY C E. On-line monitoring of tool wear and surface roughness by acoustic emission in CNC turning[J]. **International Journal of Robotics and Automation**, 2011,26(3):1.
- [6] CHEN X, ÖPÖZ T T. Effect of different parameters on grinding efficiency and its monitoring by acoustic emission[J]. **Production & Manufacturing Research**, 2016, 4(1):190-280.
- [7] 刘贵杰,巩亚东,王宛山. 外圆磨削表面粗糙度的在线监测方法研究[J]. 辽宁工程技术大学学报:自然科学版,2003,22(1):107-109.
- [8] DIAS E A, PEREIRA F B, FILHO S L M R, et al. Monitoring of through-feed centreless grinding processes with acoustic emission signals[J]. **Measurement**, 2016, 94(7):71-79.
- [9] 胡仲翔,滕家绪,钱耀川,等. 用声发射信号和改进的 BP 神经网络预测磨削表面粗糙度[J]. 装甲兵工程学院学报,2009,23(6):76-79.
- [10] 熊巍,李郝林. 基于声发射信号的铣削加工表面粗糙度预测技术研究[J]. 制造技术与机床,2013(9):88-92.
- [11] 郭力,邓喻. 采用遗传算法优化神经网络的铸铁表面粗糙度声发射预测[J]. 机械科学与技术,2018,37(10):1512-1516.
- [12] 孙林,杨世元. 基于最小二乘支持向量机的成形磨削表面粗糙度预测及磨削用量优化设计[J]. 机械工程学报,2009,45(10):254-260.
- [13] 林献坤,李郝林,袁博. 基于 PSO-SVR 的数控平面磨削表面粗糙度智能预测研究[J]. 系统仿真学报,2009,21(24):7805-7808.
- [14] PAN Y, WANG Y, ZHOU P, et al. Activation functions selection for BP neural network model of ground surface roughness[J]. **Journal of Intelligent Manufacturing**, 2020,31(8):1825-1836.
- [15] 王艺. 球墨铸铁和氧化铝陶瓷磨削声发射智能监测研究[D]. 长沙:湖南大学机械与运载工程学院,2020.

[编辑:李辉]

本文引用格式:

龙华,朱奇,郭力,等. 球墨铸铁磨削表面粗糙度的声发射智能预测研究[J]. 机电工程,2021,38(8):1076-1080.

LONG Hua, ZHU Qi, GUO Li, et al. Acoustic emission intelligent prediction of surface roughness in surface grinding of nodular cast iron[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2021,38(8):1076-1080.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>