

• 机械工程 •

DOI:10.12454/j.jsuese.202300765



本刊网刊

基于集成正交实验与CNN方法的微细电火花微孔加工精度

莫远东, 王雅芝, 黄舒琦, 钟佳俊

(岭南师范学院 机电工程学院, 广东 湛江 524048)

摘要: 针对改善微细电火花微孔加工精度问题, 提出一种集成正交试验与卷积神经网络的方法。首先, 利用正交试验研究进给速度、主轴转速、脉冲占空比和脉冲频率4个因素对微细电火花加工H62黄铜微孔入口过切(EnOV)、出口过切(ExOV)和锥度(TA)的影响规律及其最优加工工艺参数。然后, 采用基于PyTorch框架的卷积神经网络对试验结果进行预测。结果表明: 对于微孔加工入口过切, 各因素按影响程度由高到低依次为脉冲占空比、脉冲频率、进给速度和主轴转速; 对于微孔加工出口过切, 各因素按影响程度由高到低依次为进给速度、主轴转速、脉冲占空比和脉冲频率; 对于微孔加工锥度, 各因素按影响程度由高到低依次为进给速度、脉冲占空比、主轴转速和脉冲频率。综合考虑并分析各因素之间关系, 通过验证实验得到微孔加工精度最优组合参数: 进给速度为0.02 mm/s、主轴转速为1 000 r/min、脉冲占空比为60%、脉冲频率为3 000 Hz。微孔加工入口过切、出口过切和锥度的预测值与试验真实值吻合程度较高, 两者相对误差均小于12%。基于PyTorch框架的卷积神经网络(CNN)具有较高的预测准确性, 满足实际生产加工需求, 为微细电火花微孔加工精度预测研究提供了新方法, 也为实际生产加工指导提供了依据。

关键词: 微细电火花加工; 正交实验; 卷积神经网络; H62黄铜; 微孔

中图分类号: TG661

文献标志码: A

文章编号: 2096-3246(2024)04-0261-12

随着航天航空、电子、医疗器械和汽车等领域产品和零部件微型化^[1-2], 高精度、高精密的微孔零部件需求呈增长趋势, 应用日趋广泛^[3-4]。微细电火花加工具有非接触、无切削力及与被加工材料硬度、强度和韧性无关等特点, 特别适合金属基体微孔的加工^[5-8]。为改善微细电火花微孔加工精度, 国内外科研工作者进行了相关研究: 王民等^[9]针对电火花加工小孔时具有非线性和非平稳的动态特性, 提出基于LSTM循环神经网络构建的预测模型, 能更准确地映射出工艺参数与性能指标之间关系; Das等^[10]提出混合多目标决策(MCDM)方法, 解决微电火花加工过程的参数优化问题, 优化效果优于传统的加权和多目标优化(WSMO)方法; Ghasempour-Mouziraji等^[11]采用人工神经网络(ANN)和非支配排序遗传算法(NSGA)混合方法, 有效地减少了线切割加工生产零件的几何偏差; Cai等^[12]针对电火花加工参数优化问

题进行研究, 提出一种新的GA-BP神经网络算法, 新算法的预测精度高于传统算法; Lakshmi等^[13]提出一种基于卷积神经网络的电火花加工钢表面裂纹检测性能评估方法, 与传统的模型相比具有更高的准确性; Huang等^[14]采用正交实验和卷积神经网络相结合的方法, 对混合纤维增强再生骨料混凝土的抗压强度进行研究并取得预期效果。

上述研究为改善微孔微细电火花加工精度提供了有意义的参考。但目前尚未发现结合正交实验与深度学习预测电火花微孔加工精度的相关研究。因此, 本文将深度学习应用于微细电火花微孔加工领域, 提出一种集成正交实验与卷积神经网络相结合的方法以提高微细电火花微孔加工的精度, 并取得了良好的实验结果。研究进给速度(v)、主轴转速(n)、脉冲电源频率(f)和脉冲电源占空比(D)4个因素对用H62黄铜进行旋转微细电火花所加工微孔的入口

收稿日期:2023-09-25 修回日期:2023-11-30 网络出版日期:2024-05-24

基金项目:广东省普通高校青年创新人才类项目(2022KQNCX041); 岭南师范学院自然科学一般项目(YB2111)

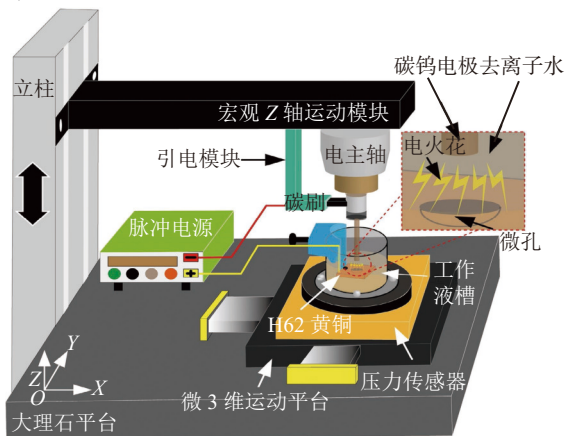
作者简介:莫远东(1988—), 男, 实验师。研究方向:微细电火花加工; 精密加工。E-mail: 328342953@qq.com

过切、出口过切及锥度的影响,并设计4因素3水平的 $L_{27}(3^{13})$ 正交实验,且对实验结果分别进行极差和方差分析,同时利用扫描电镜(SEM)对验证结果加工形貌进行分析。此外,在正交实验基础上采用基于PyTorch框架的卷积神经网络对微细电火花的实验结果进行预测分析。研究有望提高微细电火花微孔加工精度和指导实际生产加工技术。

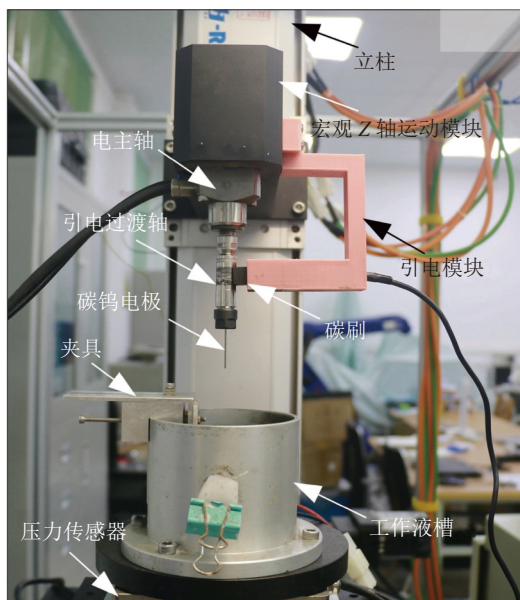
1 实验

1.1 实验加工原理及平台

微细电火花加工是通过脉冲电源对工具和工件之间施加电压,利用工具和工件之间脉冲性火花放电产生的局部、瞬时高温蚀除工件材料。图1为微细电火花加工原理及实验平台。H62黄铜微孔的工作原理,如图1(a)所示;自主研发的微细电火花加工实验平台,如图1(b)所示。



(a) 工作原理



(b) 实验平台实物

图 1 微细电火花加工原理及实验平台

Fig. 1 Principle and experimental platform of micro electrical discharge machining

1.2 实验材料

H62黄铜是制造精密、智能化微型零件的重要材料^[15-16],具有良好的导电、导热和耐磨等性能^[17-19],选其作为工件材料,尺寸规格为40 mm×20 mm×2 mm。碳钨具有耐高温、高硬度和高热稳定性等特点,选其作为工具电极,尺寸规格为直径1 000 μm的圆柱。加工过程中所用的工作介质为去离子水。

1.3 正交实验设计

采用正交实验法,既能保证后续利用卷积神经网络对实验结果预测分析的数据量,又能减少实验次数。考察的因素包括进给速度 v (因素A)、主轴转速 n (因素B)、脉冲空占比 f (因素C)和脉冲频率 D (因素D)。通过实验结果分析确定4个因素对加工小孔的入口过切、出口过切及锥度的影响程度,并得到最优加工参数。选择 $L_{27}(3^{13})$ 正交实验,实验因素和水平如表1所示。

表 1 正交实验因素和水平

Tab. 1 Orthogonal experimental factors and levels				
水平	因素			
	A(v)/(mm·s ⁻¹)	B(n)/(r·min ⁻¹)	C(f)/%	D(D)/Hz
1	0.02	1 000	60	3 000
2	0.05	1 500	70	4 000
3	0.08	2 000	80	5 000

1.4 实验过程与方法

根据表1的3种水平,每组参数在相同的实验条件下重复3次,以平均值作为最终实验结果进行极差和方差分析,并将所获实验结果作为卷积神经网络的预测样本。工件加工路径如图2所示,每片工件材料进行3组实验,共加工9个微孔,每次实验后更新工具电极和工作液介质,整个实验过程脉冲电源电压保持为60 V恒定不变。首先,利用超声波清洗机清洗加工完毕的样品1 min;然后,将其擦拭干净并置于空气中自然干燥5 min左右;最后,装于密封袋中待测量,使用光学显微镜(品牌:科视威;型号:CSWGA-H2KACL;最大倍数:30~200)测量所有加工微孔的入口直径(Φ_{En})和出口直径(Φ_{Ex}),并根据所测入口、出口直径计算微孔锥度。

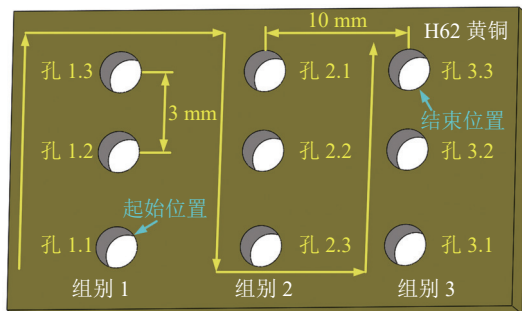


图 2 工件加工路径

Fig. 2 Machining path

微细电火花加工微孔过程,火花放电能量具有分散性,分布存在随机性,工件被蚀除的面积大小存在不确定性。此外,在加工过程中工具电极端部损耗程度各异,造成不同加工工艺参数所加工微孔的入口、出口过切和锥度不一样。因此,微孔的入口、出口过切和锥度是评价微细电火花加工精度的重要性能指标,且三者结果越小,说明微孔加工精度越高。微孔入口过切、出口过切和锥度如图3所示。

根据图3及几何理论可知,微孔的入口过切(EnOV,用S表示)可由式(1)求出:

$$S = \Phi_{En} - \Phi_T \quad (1)$$

式中, Φ_T 为工具电极直径(理论直径)。

同理,微孔的出口过切(ExOV,用Q表示)可由式(2)求出:

$$Q = \Phi_{Ex} - \Phi_T \quad (2)$$

微孔的锥度(TA,用Z表示)可由式(3)求出:

$$Z = \tan^{-1}(\Phi_{En} - \Phi_{Ex})/2h \quad (3)$$

式中, h 为工件厚度。

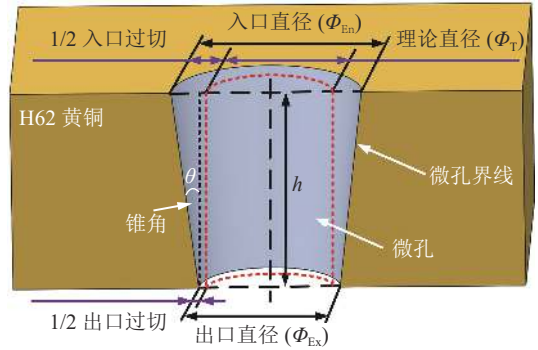


图3 微孔入口过切、出口过切和锥度

Fig. 3 Micro hole entry overcut, exit overcut, and taper

2 实验结果与分析

2.1 实验结果

微细电火花加工H62黄铜微孔的正交实验结果如表2所示。

表2 正交实验结果

Tab. 2 Orthogonal experimental results

实验序号	进给速度 $v/(mm \cdot s^{-1})$	主轴转速 $n/(r \cdot min^{-1})$	脉冲占空比 $f/\%$	脉冲频率 D/Hz	S/mm	Q/mm	$Z/(\circ)$
H-1	0.02	1 000	60	3 000	0.336 0	0.147 7	0.047 0
H-2	0.02	1 000	70	4 000	0.372 7	0.141 3	0.057 8
H-3	0.02	1 000	80	5 000	0.389 0	0.174 7	0.053 5
H-4	0.02	1 500	60	5 000	0.324 7	0.310 0	0.003 7
H-5	0.02	1 500	70	3 000	0.431 7	0.303 0	0.032 2
H-6	0.02	1 500	80	4 000	0.312 0	0.238 7	0.018 3
H-7	0.02	2 000	60	4 000	0.281 0	0.253 3	0.006 9
H-8	0.02	2 000	70	5 000	0.276 0	0.243 7	0.008 1
H-9	0.02	2 000	80	3 000	0.371 0	0.266 7	0.026 1
H-10	0.05	1 000	60	5 000	0.330 0	0.254 3	0.018 9
H-11	0.05	1 000	70	3 000	0.420 0	0.354 0	0.016 5
H-12	0.05	1 000	80	4 000	0.422 7	0.327 7	0.023 7
H-13	0.05	1 500	60	4 000	0.318 7	0.237 7	0.020 2
H-14	0.05	1 500	70	5 000	0.318 7	0.265 7	0.013 2
H-15	0.05	1 500	80	3 000	0.265 0	0.258 0	0.001 7
H-16	0.05	2 000	60	3 000	0.262 0	0.242 0	0.005 0
H-17	0.05	2 000	70	4 000	0.295 7	0.290 3	0.001 3
H-18	0.05	2 000	80	5 000	0.316 3	0.252 0	0.016 1
H-19	0.08	1 000	60	4 000	0.295 7	0.234 7	0.015 2
H-20	0.08	1 000	70	5 000	0.306 0	0.226 7	0.019 8
H-21	0.08	1 000	80	3 000	0.277 3	0.212 3	0.016 2
H-22	0.08	1 500	60	3 000	0.240 3	0.211 3	0.007 2
H-23	0.08	1 500	70	4 000	0.416 7	0.269 0	0.036 9
H-24	0.08	1 500	80	5 000	0.439 3	0.225 3	0.053 4
H-25	0.08	2 000	60	5 000	0.420 0	0.222 0	0.049 5
H-26	0.08	2 000	70	3 000	0.410 0	0.183 7	0.056 5
H-27	0.08	2 000	80	4 000	0.424 3	0.216 7	0.051 9

入口过切、出口过切和锥度正交实验结果变化趋势如图4所示。

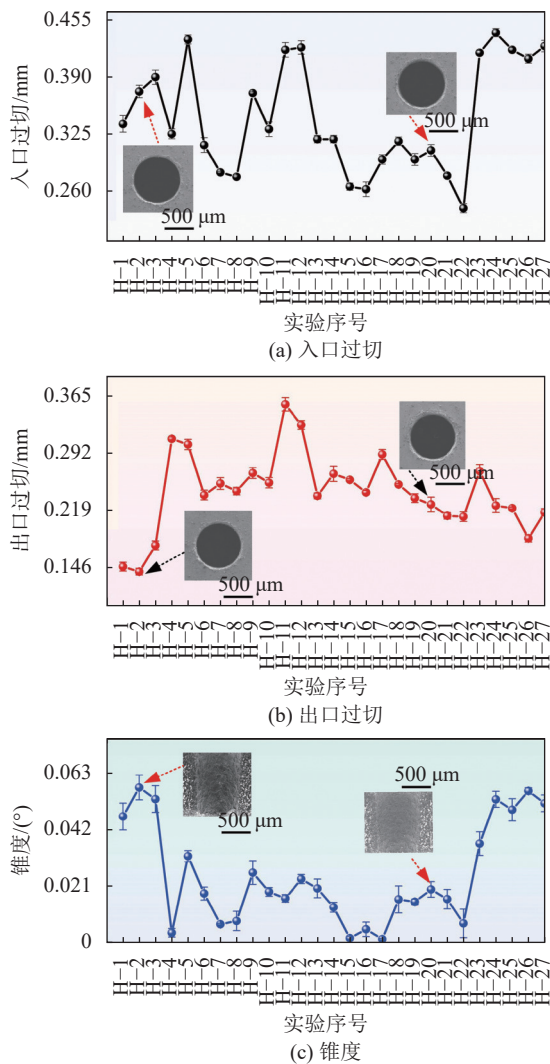


图4 入口过切、出口过切和锥度正交实验结果变化趋势
Fig. 4 Trends of orthogonal experimental results for entry overcut, exit overcut, and taper

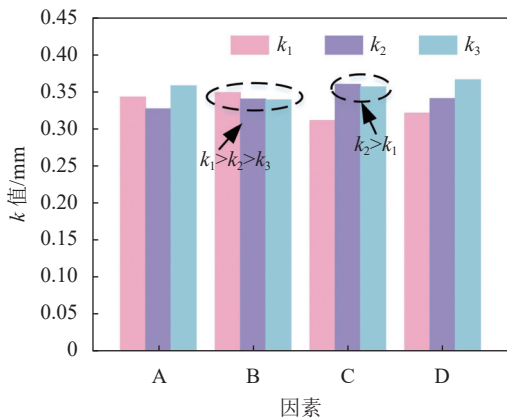
2.2 极差分析

采用极差分析法^[13]分别对微孔入口过切、出口过切和锥度的实验结果进行分析,如图5、6和7所示。图5、6和7中, k_n ($n=1, 2, 3$)为各因素在第 n 个水平下实验指标的平均值。 k 值越小,该因素影响越显著;极差 R 值越大,该因素影响越显著。

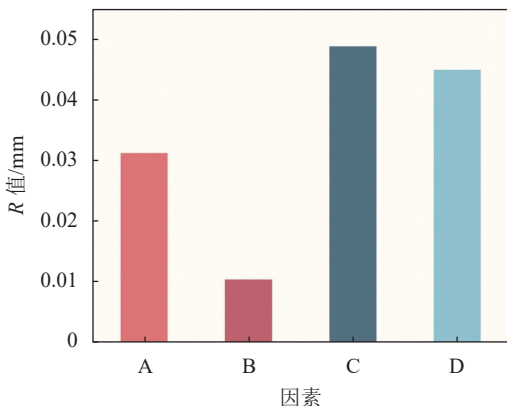
2.2.1 微孔入口过切

由图5(a)可知:因素A中 $k_2 < k_1 < k_3$,是因为进给速度小时,微孔入口处经历多次放电烧蚀,导致EnOV的值 S 增大;进给速度过大时,入口处工作液受到快速挤压,放电区域因工作液量快速减少而不能及时冷却,入口处加工区域热烧蚀时间过长,导致 S 增大。因素B中 $k_3 < k_2 < k_1$,主轴转速从1 000 r/min逐渐增大

到2 000 r/min,微孔EnOV的值 S 逐渐减小,其原因是随着主轴转速的提高,工具电极对入口处工作液的扰动加强,放电烧蚀区冷却充分,热影响区面积减小。因素C中 $k_1 < k_3 < k_2$,脉冲占空比由60%逐渐增大到70%,微孔EnOV的值 S 增幅较大(15.64%),其原因是随着脉冲占空比的增加,单次火花放电的能量增大,热影响区增大;脉冲占空比由70%逐渐增大到80%,微孔EnOV的值 S 变化不大,仅有0.95%的变化幅度。因素D中 $k_1 < k_2 < k_3$,脉冲频率由3 000 Hz逐渐增大到5 000 Hz,微孔EnOV的值 S 逐渐增大,其原因是随着脉冲频率增加,在微孔入口处单位时间放电次数增加,热影响区增大。由上述分析可知, $A_2B_3C_1D_1$ 为最优组合参数,即当进给速度为0.08 mm/s、主轴转速为2 000 r/min、脉冲占空比为60%、脉冲频率为3 000 Hz时,微孔加工入口过切最小。由图5(b)可知,各因素对微孔加工的入口过切影响程度顺序为 $C > D > A > B$,即对微孔加工影响最为显著的是脉冲占空比,其次是脉冲频率,再次是进给速度,最小是主轴转速。



(a) 入口过切各因素不同水平的 k 值



(b) 入口过切各因素的 R 值

图5 微孔入口过切实验结果极差分析
Fig. 5 Analysis of experimental results' range for entry overcut in micro hole machining

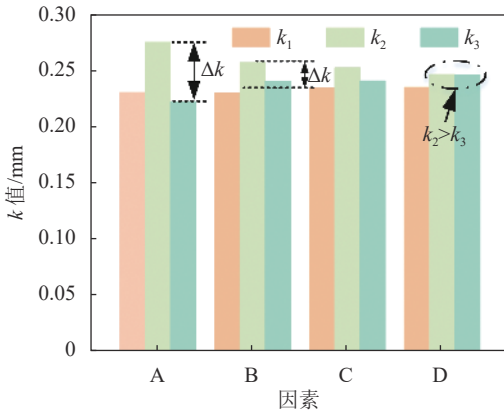
2.2.2 微孔出口过切

由图6(a)可知:因素A中 $k_3 < k_1 < k_2$,随着进给速度增大,微孔ExOV的值 Q 先增大后逐渐减小,其原因是进给速度小时,电极放电次数增加造成端部损耗过大,端部“锥形”严重,微孔ExOV的值 Q 减小;当进给速度大时,因放电次数少,其损耗也小,端部“锥形”不明显,微孔ExOV的值 Q 减小。因素B中 $k_1 < k_3 < k_2$,随着主轴转速增大,微孔ExOV的值 Q 先增大后减小,其原因是主轴转速还未增大至临界点,微孔底部碎屑重力大于螺旋上升力,出口处侧壁不易发生二次放电,于是微孔ExOV的值 Q 变小;反之,出口处侧壁容易发生二次放电,微孔ExOV的值 Q 变大。因素C中 $k_1 < k_3 < k_2$,脉冲占空比由60%增大至70%,微孔ExOV的值 Q 逐渐增大,其原因是随着脉冲占空比的增加,单次火花放电的能量增大,热影响区增大,ExOV的值 Q 增大;而脉冲占空比由70%增大至80%,微孔ExOV的值 Q 逐渐减小,是由于脉冲占空比增加,电极端部损耗加剧,造成电极端部直径减小。因素D中 $k_1 < k_3 < k_2$,脉冲频率由3 000 Hz增大至

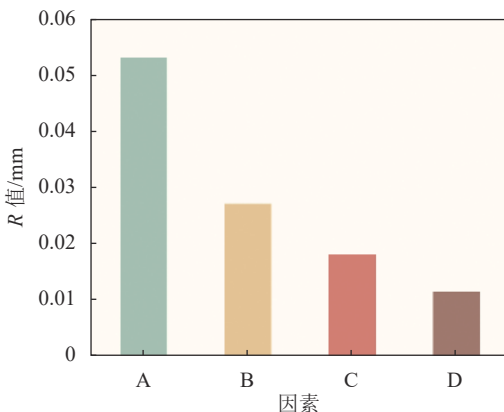
4 000 Hz,微孔ExOV的值 Q 增大,其原因是随着脉冲频率的增加,微孔出口处单位时间放电次数增加,热影响区增大;而脉冲频率由4 000 Hz增大到5 000 Hz,微孔ExOV的值 Q 略有减小,降幅仅有0.24%,原因是随着脉冲频率增大,单位时间放电频率增大,电极端部损耗速度比之前略有加快。由上述分析可知, $A_3B_1C_1D_1$ 为最优的工艺组合参数,即当进给速度为0.08 mm/s、主轴转速为1 000 r/min、脉冲占空比为60%、脉冲频率为3 000 Hz时,微孔加工出口过切最小。由图6(b)可知,各因素在微孔加工中入口过切影响程度依次为 $A > B > C > D$,即在微孔加工中影响最为显著的是进给速度,其次是主轴转速,再次是脉冲占空比,最小是脉冲频率。

2.2.3 微孔锥度

由图7(a)可知,因素A中 $k_2 < k_1 < k_3$,进给速度由0.02 mm/s增大至0.08 mm/s,微孔TA的值 Z 先减小后增大,原因是进给速度小时,微孔入出口处经历放电次数多,热烧蚀区面积大,其直径变化不大,微孔TA的值 Z 减小;进给速度大时,加工过程电极端部未得到充分冷却,其端部出现严重的“锥形”,使出口直径变小,最后造成微孔TA的值 Z 增大。因素B中 $k_2 < k_3 < k_1$,随着主轴转速的增大,微孔锥度先减小后增大,原因是主轴旋转提高对工作液的扰动加强,加工区冷却充分,热影响区面积减小,微孔TA的值 Z 减小;但由于主轴转速过高,入口处出现“旋涡”区域,该区域因工作液少而冷却不充分,入口直径变大,此时微孔TA的值 Z 增大。因素C中 $k_1 < k_2 < k_3$,脉冲占空比由60%逐渐增大到80%,微孔TA的值 Z 逐渐增大,其原因是随着脉冲占空比增大,单次放电能量增大,入口热影响区增大,造成入口直径也逐渐增大;同时,由于加工过程电极损耗逐渐加大,其端部直径逐渐减小,导致小孔出口直径逐渐变小。因素D中 $k_1 < k_2 < k_3$,加工过程中脉冲频率由3 000 Hz逐渐增大到5 000 Hz,微孔TA的值 Z 逐渐增大,其原因是随着脉冲频率增大,单位时间放电次数增加,微孔入口处热影响区增大,造成微孔入口直径逐渐增大;同时,加工过程中电极端部损耗逐渐加大,导致微孔出口处直径逐渐减小。由上述分析可知, $A_2B_2C_1D_1$ 为最优组合参数,即当进给速度为0.05 mm/s、主轴转速1 500 r/min、脉冲占空比为60%和脉冲频率为3 000 Hz时,微孔加工锥度最小。由图7(b)可知,各因素对微孔加工的入口过切影响程度依次为 $A > C > B > D$,即在微孔加工中影响最为显著的是进给速度,其次是脉冲占空比,再次是主轴转速,最小是脉冲频率。



(a) 出口过切各因素不同水平的 k 值



(b) 出口过切各因素的 R 值

图6 微孔出口过切实验结果极差分析

Fig. 6 Analysis of experimental results' range for exit overcut in micro hole machining

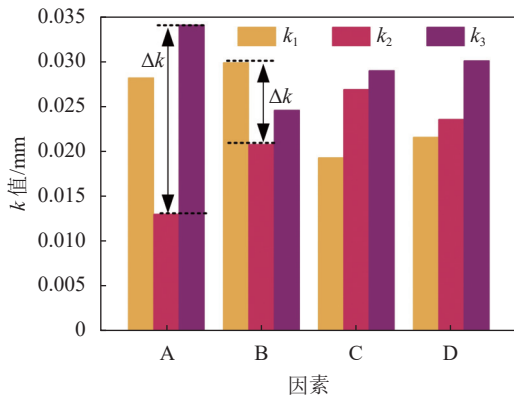
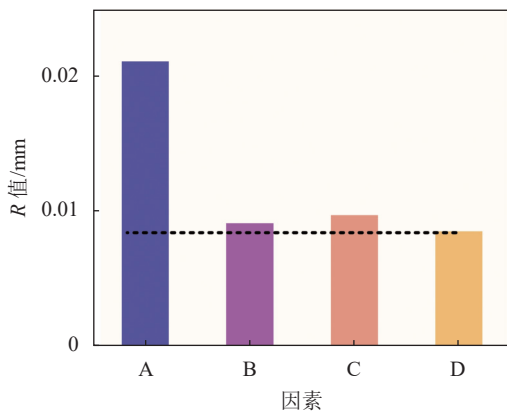
(a) 锥度各因素不同水平的 k 值(b) 锥度各因素的 R 值

图 7 微孔锥度实验结果极差分析

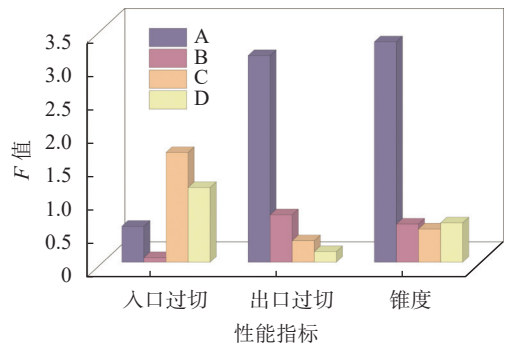
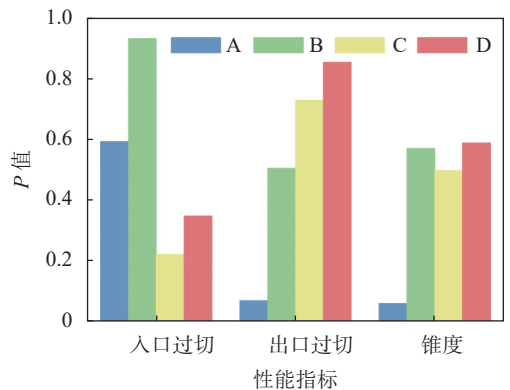
Fig. 7 Analysis of experimental results' range for taper in micro hole machining

2.3 方差分析

为了进一步分析进给速度、主轴转速、脉冲占空比和脉冲频率4个因素对微细电火花加工H62黄铜微孔入口过切、出口过切和锥度的影响程度,对实验结果方差 F 值(反映各组之间的均值差异是否显著)与 P 值(通过方差分析计算得出,用于判断实验因素对实验结果的影响是否显著)进行分析,其中: F 值越大,说明该因素影响越显著; P 值越小,证明该因素影响越显著。微孔加工中入口过切、出口过切和锥度实验结果的方差分析 F 值、 P 值分别如图8和9所示。

由图8、9可知,4个因素对加工微孔入口过切的影响显著性都为 $C>D>A>B$,即在微孔加工中影响最为显著的是脉冲占空比,其次是脉冲频率,再次是进给速度,最小是主轴转速。这一分析结果和极差分析结果完全一致,验证了极差分析结果的可靠性;4个因素对加工微孔出口过切的影响显著性为 $A>B>C>D$,即在微孔加工中影响最为显著的是出口过切,其次是主轴转速,再次是脉冲占空比,最小是脉冲频率。这一分析结果和极差分析结论一致,也说明了极差分析结果的准确性。同理,由图8、9可

知,4个因素在微孔加工中锥度的影响显著性为 $A>C>B>D$,即在微孔加工中影响最为显著的是进给速度,其次是脉冲占空比,再次是主轴转速,最小是脉冲频率。这一分析结果和极差分析结果一致,进一步证实了极差分析结果的正确性。

图 8 微孔入口过切、出口过切和锥度实验结果的方差分析 F 值Fig. 8 F -values for variance analysis of experimental results in entry overcut, exit overcut, and taper for micro hole machining图 9 微孔入口过切、出口过切和锥度实验结果的方差分析 P 值Fig. 9 P -values for variance analysis of experimental results in entry overcut, exit overcut, and taper for micro hole machining

2.4 验证实验

微孔的加工精度由入口过切、出口过切和锥度3个性能指标综合决定,为了确定微孔加工精度最优参数组合,对极差和方差分析结果进一步深入分析。对于因素A,由极差分析结果可知,最优水平应在 A_2 与 A_3 中选择。但由方差分析可知,在入口过切中因素A显著性排序为倒数第二位,且由图5(a)可知, k_1 与 k_2 相差不大, A_2 与 A_3 选择哪个水平对微孔加工精度影响不大。对于出口过切与锥度,因素A显著性均为最高,但由图6(a)、7(a)可知,锥度中 k_2 与 k_3 的差值明显大于出口过切 k_2 与 k_3 的差值。因此,选择 A_2 为因素A最优水平。对于因素B,由极差分析结果可知,最优水平在3个水平中都有可能。

由方差分析可知,在入口过切中,因素B显著性排序为最弱,选择哪个水平对微孔加工精度影响都很小。在入口过切、锥度中,因素B显著性排序分别为2和3,且由图6(a)、7(a)可知,在出口过切与锥度中的 k_1 与 k_2 差值相差比较小。因此,选择 B_1 为B因素最优水平。对于因素C、D,由极差分析可知,分别选择 C_1 和 D_1 为因素C和D最优水平。综上所述,微孔加工精度最优参数组合为 $A_2B_1C_1D_1$,在此基础上对 $A_2B_1C_1D_1$ 组合进行实验验证,微孔入口及剖面如图10所示。

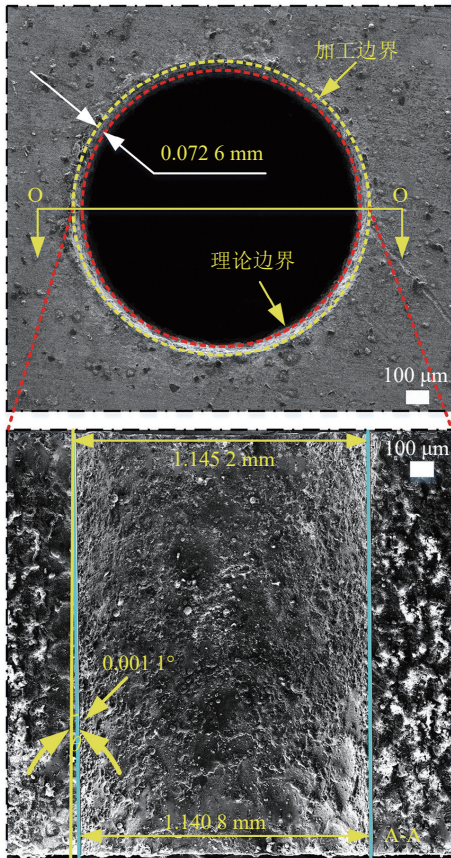


图10 最优参数组合 $A_2B_1C_1D_1$ 条件下加工微孔入口及剖面
Fig. 10 Machining micro hole entry and profile under the optimal parameter combination $A_2B_1C_1D_1$ condition

由图10可知,微孔入口过切、出口过切和锥度分别为0.0726 mm、0.0704 mm和0.0011°,均比正交实验结果表现优异,加工精度明显提高。验证实验结果表明,微细电火花H62黄铜微孔加工精度最优参数组合为 $A_2B_1C_1D_1$,即进给速度为0.02 mm/s、主轴转速为1000 r/min、脉冲占空比为60%和脉冲频率为3000 Hz。

3 基于PyTorch框架的卷积神经网络

由极差和方差分析结果得知,进给速度、主轴转

速、脉冲占空比和脉冲频率对微细电火花加工H62黄铜微孔的入口过切、出口过切和锥度均有影响,且各因素与3个性能指标呈非线性关系。另外,虽然正交实验分析能得到各因素参数对微孔入口过切、出口过切和锥度的影响趋势和显著性,但参数范围仅限正交方案中的因素及水平,在实际中不可能对所有因素的情况进行实验。在微细电火花加工的实验过程中,由于实验成本与工作量的限制,不可能采集到大量的可靠数据。可见,微细电火花微孔加工精度预测是一种小样本预测问题。此外,经过正交实验处理获得的数据具有网络结构特征,而卷积神经网络^[20-23]是一种专门用来处理具有类似网络结构的数据的神经网络。因此,本文采用卷积神经网络对其进行预测,提出一种集成正交实验与卷积神经网络的方法,为微细电火花微孔加工精度预测研究提供新方法。

3.1 数据标准化处理

预测模型将微孔入口过切、出口过切和锥度3通道数据作为输入层,对每一个通道数据进行标准化处理,消除不同通道数据量纲的影响,形成独立同分布的数据,具体过程如下^[24]。

首先,计算每一个通道数据平均值 \bar{x} :

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i \quad (4)$$

式中, x_i 为每一个通道的第*i*个数据值, n 为每一个通道数据总数。

其次,计算每一个通道数据的标准差 σ :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (5)$$

最后,计算每一个通道数据的标准化结果 \hat{x} :

$$\hat{x} = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \quad (6)$$

3.2 基于PyTorch框架的卷积神经网络

基于PyTorch框架的卷积神经网络结构主要由数据输入层、卷积层、激励层、池化层和全连接层组成,如图11所示。

3.2.1 卷积层

卷积层作用是通过卷积计算提取输入数据的特征。假设样本数据集表示为 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 。本模型的网络结构有3个卷积层,则第*j*个通道数据的第*l*层卷积运算公式为^[25]:

$$x_j^l = f \left(\sum_{j \in m} x_{l-1} * k_{lj} + b_{lj} \right) \quad (7)$$

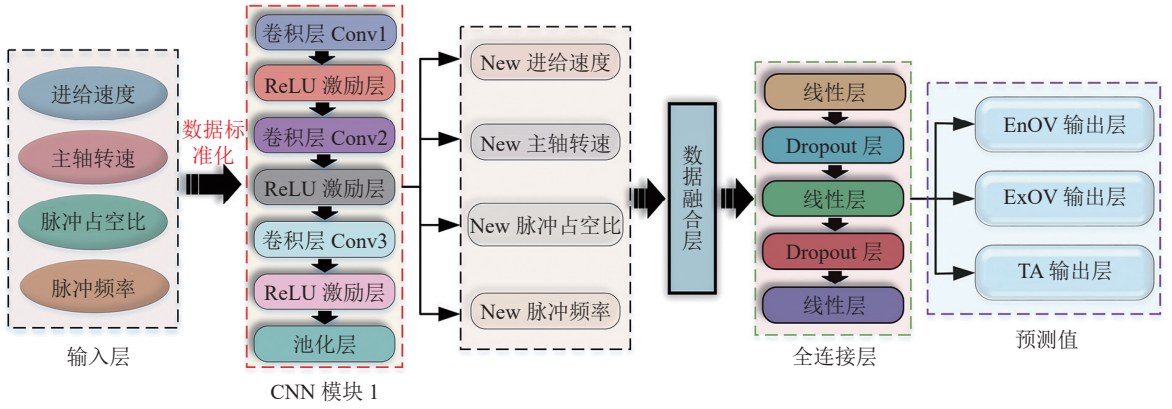


图 11 基于PyTorch框架的卷积神经网络结构

Fig. 11 Convolutional neural network architecture based on the PyTorch framework

式中: k_{lj} 和 b_{lj} 分别为第 l 层特征 j 赋予的权重和偏置; * 为卷积; f 函数为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

3.2.2 激励层

激励函数的作用是增加神经网络非线性表达能力, 加速网络收敛, 使网络具有稀疏表达性, 同时减少参数间的关联性, 一定程度上解决了过拟合的问题。ReLU 函数具有收敛快、求梯度简单等特点, 是常用激励函数之一, 其函数表达式为^[26]:

$$\text{ReLU} = \max(0, x) \quad (9)$$

当计算量大时, ReLU 函数输出为 0, 即 $f(x)=0$ 。

3.2.3 池化层

池化层又称降采样层, 其目的是压缩数据和参数的量, 减少训练参数, 这样不仅能有效加速模型训练, 还可以防止出现过拟合情况。选用平均池化层进行运算, 即 Average pooling。假如对 n 个样本数据的 m 个特征进行卷积, 卷积核大小为 $h \times w$ 。在此令 $n' = n/(h \times w)$, 平均池化层的卷积核步长为 s , 则经过池化层运算后, 输出数据将由原样本 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 得到新的样本为 $\mathbf{X}' = [x_1, x_2, \dots, x_{n'}]$ 。输出函数的表达式为^[27]:

$$\mathbf{X}' = \text{Averagepool}(x_r, s) \quad (10)$$

$$1 \leq r \leq h \times w$$

3.2.4 全连接层

为防止出现过拟合, 在全连接层加入随机丢弃层 (Dropout)^[28], 随机丢弃率设置为 0.5。输出层使用均方误差 (MSE) 作为损失函数, 代表真实的微孔入口过切、出口过切、锥度与预测值的均方误差。此外, 使用适应性矩估计 (Adam) 优化器对模型进行迭代训练, 能有效调节模型内部权重, 让 MSE 趋于最小, 使模型预测值不断逼近真实值, 从而达到最优的预

测结果。损失函数计算式为:

$$L_{\text{MSE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (11)$$

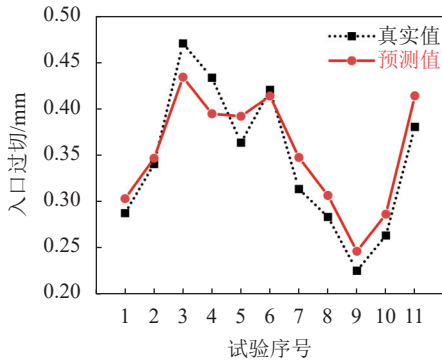
式中, y_i 代表第 i 个样本真实的实验值, \hat{y}_i 代表第 i 个样本的预测值。

3.3 模型预测结果与分析

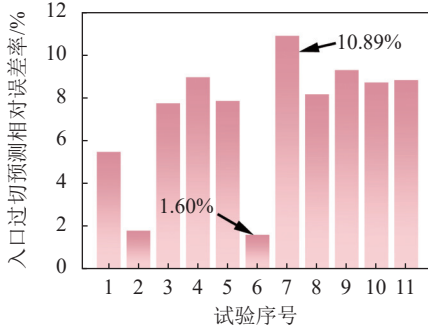
理论上, 卷积神经网络是一种专门处理具有类似网格结构数据的神经网络。实验中, 70 组数据可采用卷积神经网络进行训练, 而本文通过正交实验所获得的入口过切、出口过切和锥度数据具有网格结构的特征, 因此, 利用正交实验获取入口过切、出口过切和锥度的 81 组数据作为卷积神经网络的预测数据。为验证模型预测的准确性, 选取 11 组数据作为预测样本, 剩余的 70 组数据作为训练样本, 进行 CNN 训练和预测。基于 PyTorch 框架卷积神经网络的微孔入口过切、出口过切和锥度的预测结果分别如图 12、13 和 14 所示。由图 12(a)、13(a)、14(a) 可知, 采用基于 PyTorch 的卷积神经网络对入口过切、出口过切和锥度均具有较高的预测精度, 预测值与实验真实值非常接近。

由图 12(b) 可知, 微孔入口过切的预测值与实验真实值的最小相对误差率为 1.60%, 最大相对误差率为 10.89%; 由图 13(b) 可知, 微孔出口过切的预测值与实验真实值的最小相对误差率为 2.44%, 最大相对误差率为 11.10%。

由图 14(b) 可知, 微孔锥度的预测值与实验真实值的最小相对误差率为 2.75%, 最大相对误差率为 11.82%。由于入口过切、出口过切和锥度的最大相对误差率均小于 12%, 可见, 基于 PyTorch 的卷积神经网络的拟合结果很好, 具有较好的预测性能, 与实验真实值吻合度较高, 能有效地对加工数据进行预测。由此说明, 模型具有很强的适用性, 能满足实际生产加工需求。



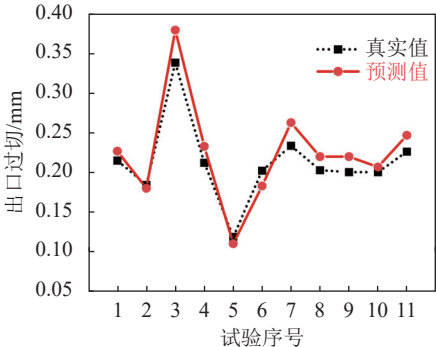
(a) 入口过切预测值与真实值比较



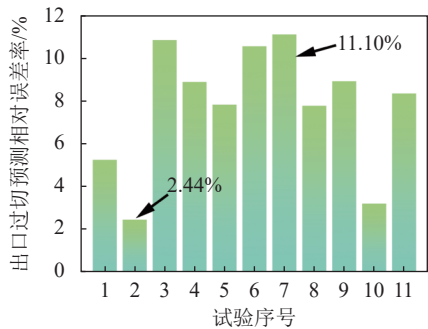
(b) 入口过切预测相对误差率

图 12 基于 PyTorch 框架卷积神经网络的微孔入口过切预测结果

Fig. 12 Prediction results of micro hole entrance overcut based on PyTorch framework convolutional neural network



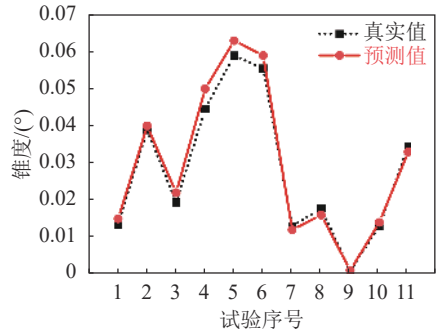
(a) 预测值与真实值比较



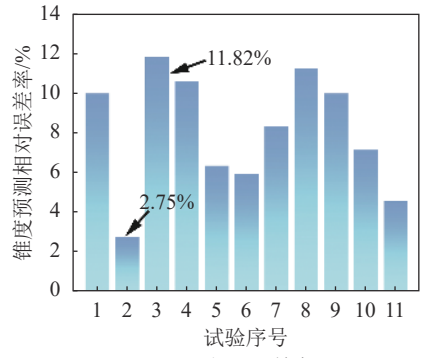
(b) 相对误差率

图 13 基于 PyTorch 框架卷积神经网络的微孔出口过切预测结果

Fig. 13 Prediction results of micro hole exit overcut based on PyTorch framework convolutional neural network



(a) 预测值与真实值比较



(b) 相对误差率

图 14 基于 PyTorch 框架卷积神经网络的微孔锥度预测结果

Fig. 14 Prediction results of micro hole taper based on PyTorch framework convolutional neural network

4 结 论

提出了一种集成正交实验与卷积神经网络的方法,以提高微细电火花微孔加工精度,得到以下结论:

1)对于微孔加工入口过切,各因素的影响程度由高到低依次为脉冲占空比、脉冲频率、进给速度和主轴转速,最优参数组合为 $A_2B_3C_1D_1$ 。

2)对于微孔加工出口过切,各因素的影响程度由高到低依次为进给速度、主轴转速、脉冲占空比和脉冲频率,最优参数组合为 $A_3B_1C_1D_1$ 。

3)对于微孔加工锥度,各因素的影响程度由高到低依次为进给速度、脉冲占空比、主轴转速和脉冲频率,最优参数组合为 $A_2B_2C_1D_1$ 。

4)对于微孔整体加工精度,最优加工参数组合为 $A_2B_1C_1D_1$ 。

5)采用基于PyTorch框架的卷积神经网络对微孔加工入口过切、出口过切和锥度进行预测,发现预测值与实验真实值相对误差率均小于12%,满足实际生产加工需求,具有较高的预测准确率。

6)实验结果表明,基于PyTorch框架的卷积神经网络具有很好的拟合结果,模型具有很强的适用性,对于加工数据的预测表现良好,能采用正交试验的

数据对任意参数组合进行预测,为微细电火花微孔加工精度预测研究提供了新方法,也为指导实际生产加工提供了依据。

参考文献:

- [1] Wu Xiaolong, Ma Yuping, Wang Haihang, et al. Progress in ultra-precision machining of micro hole[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2021, 40(12):1913–1928. [武晓龙, 马玉平, 王海航, 等. 微孔超精密加工研究进展[J]. *机械科学与技术*, 2021, 40(12):1913–1928.]
- [2] Jeon Y, Choi H, Kim D. Forming a flanged hole when quenching press-hardened steel for mechanical fastening[J]. *Metals*, 2021, 11(5):721.
- [3] Feng Xinke, Xu Bin, Lei Jianguo, et al. Elimination of hole mouth burr in multilayer PCB micro-hole by using micro-EDM[J]. *Micromachines*, 2021, 12(6):688.
- [4] Zhang Hailong, Mao Yang, Kang Min, et al. Fabrication of high aspect ratio micro-holes on 304 stainless steel via backside-water-assisted laser drilling[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2023, 162:107426.
- [5] Chu Xuyang, Zhou Kesheng, Zhuang Weihuang, et al. Study on EDM method based on strip electrode for micro-channel structure[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(19):283–292. [褚旭阳, 周可升, 庄伟煌, 等. 微通道结构带状电极电火花加工方法研究[J]. *机械工程学报*, 2022, 58(19):283–292.]
- [6] Chuang Minchun, Jan C M, Wang Y J, et al. Intelligent monitoring and compensation between EDM and ECM[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(2):927.
- [7] Ismail M R M, Thangaraj M, Karmiris–Obratański P, et al. Design of real-time extremum-seeking controller-based modelling for optimizing *MRR* in low power EDM[J]. *Materials*, 2023, 16(1):434.
- [8] Sahoo R, Singh N K, Bajpai V. A novel approach for modeling *MRR* in EDM process using utilized discharge energy[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 185:109811.
- [9] Wang Min, Gao Xiaodong, Liu Jianyong. Target performance prediction of small hole EDM based on LSTM neural network[J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2020(12):75–82. [王民, 高晓东, 刘建勇. 基于LSTM循环神经网络电火花小孔加工工艺目标性能预测[J]. *现代制造工程*, 2020(12):75–82.]
- [10] Das P P, Tiwary A P, Chakraborty S. A hybrid MCDM approach for parametric optimization of a micro-EDM process[J]. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJDeM)*, 2022, 16(4):1739–1759.
- [11] Ghasempour–Mouziraji Mehran, Hosseinzadeh Morteza, Hajimiri Hossein, et al. Machine learning-based optimization of geometrical accuracy in wire cut drilling[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, 123(11):4265–4276.
- [12] Cai Jie, Zhang Wei, Deng Jinlian, et al. Optimization method of machining parameters based on intelligent algorithm[J]. *Distributed and Parallel Databases*, 2022, 40(4):737–752.
- [13] Lakshmi M, Das R. Performance evaluation of CNN-based crack detection for electrical discharge machined steel surfaces[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*, 2024, 238(2):738–751.
- [14] Huang Wei, Quan Wenli, Ge Pei. Orthogonal tests investigation into hybrid fiber-reinforce recycled aggregate concrete and convolutional neural network prediction[J]. *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*, 2022, 21(3):986–1001.
- [15] Lü Dan, Yin Huawei, Cao Yachao, et al. Fabrication and properties of superhydrophobic myristic acid/TiO₂ coating on brass surface via two-step method[J]. *Journal of Functional Materials*, 2023, 54(1):1215–1223. [吕丹, 尹华伟, 曹亚超, 等. 两步法制备黄铜表面超疏水肉豆蔻酸/TiO₂涂层与性能研究[J]. *功能材料*, 2023, 54(1):1215–1223.]
- [16] Jiao Long, Sun Chengyu, Yan Naying, et al. Discrimination of *Salvia miltiorrhiza* from different geographical origins by laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) with convolutional neural network (CNN)[J]. *Analytical Letters*, 2023, 56(16):2625–2636.
- [17] Wang Xuankai, Xie Yi, Feng Chao, et al. Atmospheric corrosion of tin coatings on H62 brass and T2 copper in an urban environment[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2022, 141:106735.
- [18] Zhang Xin, Mei Wan, Huang Lianpeng, et al. Galvanic corrosion behavior of 5083 alloy/H62 brass couple under magnetic field[J]. *Journal of Materials Research and Technology*, 2023, 22:192–205.
- [19] Chen Luanxia, Liu Zhanqiang, Cai Yukui, et al. Tribological performance of multiscale micro-textured H62 brass surface fabricated by micro-milling and wet micro-blasting[J]. *Journal of Tribology*, 2022, 144(9):091201.
- [20] Naf'an E, Sulaiman R, Ali N M. Optimization of trash identification on the house compound using a convolutional neural network (CNN) and sensor system[J]. *Sensors*, 2023, 23(3):1499.
- [21] Xue Zhigang, Xu Chenxu, Wen Dongdong. Structural damage detection based on one-dimensional convolutional neural network[J]. *Applied Sciences*, 2022, 13(1):140.
- [22] Li Bin, Yang Akun, Li Yanbing, et al. Research on co-phasing detection of segmented mirror based on convolutional neural networks[J]. *Optics & Laser Technology*, 2023, 167:109737.

- [23] Cai Hongyun, Yuan Shilin, Wen Yu, et al. Shilling attacks detection based on CNN and hesitant fuzzy sets[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2022, 54(3): 80–90. [蔡红云, 袁世林, 温玉, 等. 基于CNN和犹豫模糊决策的欺诈攻击检测[J]. *工程科学与技术*, 2022, 54(3): 80–90.]
- [24] Dong Jingchuan, Xu Mingda, Wang Taiyong, et al. Application of distributed convolutional neural network in wear prediction of tool[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2020, 39(3): 329–335. [董靖川, 徐明达, 王太勇, 等. 分布式卷积神经网络在刀具磨损量预测中的应用[J]. *机械科学与技术*, 2020, 39(3): 329–335.]
- [25] Sharma A K, Chaurasia S, Srivastava D K. Sentimental short sentences classification by using CNN deep learning model with fine tuned Word2Vec[J]. *Procedia Computer Science*, 2020, 167: 1139–1147.
- [26] Yang Liuqing, Chen Wei, Zha Bei. Prediction and application of reservoir porosity by convolutional neural network[J]. *Progress in Geophysics*, 2019, 34(4): 1548–1555. [杨柳青, 陈伟, 查蓓. 利用卷积神经网络对储层孔隙度的预测研究与应用[J]. *地球物理学进展*, 2019, 34(4): 1548–1555.]
- [27] Zhou Chuanhua, Zhou Jiayi, Yu Cai, et al. Multi-channel sliced deep RCNN with residual network for text classification[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2020, 29(5): 880–886.
- [28] Mao Y, Liu Y. Pet dog facial expression recognition based on convolutional neural network and improved whale optimization algorithm[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1): 3314.

Micro-electrical Discharge Machining of Micro-holes Based on Integrated Orthogonal Experiments and CNN Methods

MO Yuandong, WANG Yazhi, HUANG Shuqi, ZHONG Jiajun

(School of Electromechanical Eng., Lingnan Normal Univ., Zhanjiang 524048, China)

Abstract:

Objective To improve the precision of the micro-electrical discharge machining (micro-EDM) of micro-holes, a pioneering approach is undertaken in this study. Deep learning is applied innovatively to micro-hole micro-EDM, weaving together orthogonal experiments and deep learning to present an intricate methodology, i.e., an integrated fusion of orthogonal experiments and convolutional neural networks (CNNs). This synthesis strives to secure a robust dataset for subsequent predictive analyses of experimental outcomes via a CNN while concurrently minimizing the number of experiments.

Methods The initial phase involves a meticulous $L_{27}(3^{13})$ orthogonal experiment, featuring four factors and three levels. The intricate impact patterns and optimal processing parameters for feed rate, spindle speed, pulse duty cycle, and pulse frequency regarding entrance overcut (EnOV), exit overcut (ExOV), and taper angle (TA) in the micro-EDM of H62 brass micro-holes are investigated meticulously in this study. Rigorous range and variance analyses are conducted on the experimental results, complemented by the deployment of scanning electron microscopy (SEM) to scrutinize the machined morphology for result validation. Subsequently, to validate the precision and applicability of the model predictions, 81 groups of data from orthogonal experiments on entrance overcut, exit overcut, and taper angle serve as predictive data for a CNN based on the PyTorch framework. Eleven groups of data are chosen meticulously as prediction samples, leaving the remaining 70 groups for training samples to predict experimental results.

Results and Discussions The results show that feed rate, spindle speed, pulse duty cycle, and pulse frequency wield significant influence over entrance overcut, exit overcut, and taper angle in the micro-EDM of H62 brass micro-holes. For the entrance overcut in micro-hole machining, the hierarchy of impact intensity from high to low is pulse duty cycle, pulse frequency, feed rate, and spindle speed, and the identified optimal combination of parameters is a feed rate of 0.08 mm/s, a spindle speed of 2 000 r/min, a pulse duty cycle of 60%, and a pulse frequency of 3 000 Hz. For the exit overcut in micro-hole machining, the determined order is feed rate, spindle speed, pulse duty cycle, and pulse frequency, and the optimal combination of parameters is a feed rate of 0.08 mm/s, a spindle speed of 1 000 r/min, a pulse duty cycle of 60%, and a pulse frequency of 3 000 Hz. For the taper angle in micro-hole machining, the hierarchy is feed rate, pulse duty cycle, spindle speed, and pulse frequency, and the optimal combination parameters is a feed rate of 0.05 mm/s, a spindle speed of 1 500 r/min, a pulse duty cycle of 60%, and a pulse frequency of 3 000 Hz. A holistic consideration and analysis of the relationships between various factors pinpoints the optimal combination of parameters for micro-hole machining precision through validation experiments, i.e., a feed rate of 0.02 mm/s, a spindle speed of 1 000 r/min, a pulse duty cycle of 60%, and a pulse frequency of 3 000 Hz. The PyTorch-based CNN demonstrates remarkable predictive accuracy while underscoring the resilience of its results. The predicted values of entrance overcut, exit overcut, and taper angle for micro-hole machining align closely with the true experimental values, exhibiting minimum and maximum relative errors of 1.60% and 10.89% for entrance overcut, 2.44% and 11.10% for exit overcut, and 2.75% and 11.82% for taper angle. All the predicted values have relative errors below 12%, affirming a resilient fit of the PyTorch-based CNN and demonstrating exceptional predictive performance. The model's applicability extends impressively, showcasing the capability to utilize orthogonal-experiment data for predicting any parameter combination, thereby effectively meeting practical production and machining require-

ments. A novel and advanced method for predicting the precision of micro-EDM for micro-holes is introduced in this study. Additionally, it serves as a valuable guide for actual production and machining processes, providing insights and directions for future advancements in the field. As a result, the research contributes significantly to the ongoing efforts in enhancing micro-hole machining precision, providing a new methodology and serving as a foundational basis for guiding practical applications in the field of micro-electrical discharge machining. Expanding on the implications of these findings, it is evident that the integration of deep learning with traditional experimental approaches presents a paradigm shift in micro-EDM research.

Conclusions The synergistic combination of orthogonal experiments and CNNs optimizes the utilization of experimental data while minimizing the resources required for conducting a vast number of experiments. The meticulous analysis of the impact patterns and optimal parameters for micro-EDM of H62 brass micro-holes offers a comprehensive understanding of the intricate relationships between various machining factors. The utilization of SEM further validates the experimental results by providing a detailed analysis of the machined morphology. The subsequent validation of the model predictions using a PyTorch-based CNN demonstrates the accuracy and applicability of the proposed approach. The model's ability to predict entrance overcut, exit overcut, and taper angle with high precision, as evidenced by the minimal relative errors, establishes its reliability and effectiveness. The findings contribute to the theoretical understanding of micro-EDM processes while also providing practical insights for optimizing machining parameters in real-world applications. The recommended optimal combination of parameters provides a clear guide for achieving high precision in micro-hole machining, addressing a critical need in industries where micro-EDM is employed. The study's emphasis on the applicability of the model to diverse parameter combinations ensures its relevance in various manufacturing scenarios. The high predictive accuracy of the CNN suggests its potential for broader applications beyond the specific parameters investigated in this study. In conclusion, this research advances the theoretical understanding of micro-EDM processes and introduces a practical and efficient methodology for optimizing machining parameters. The integration of deep learning with traditional experimental approaches opens new avenues for research in precision machining. The model's applicability and accuracy position it as a valuable tool for industries relying on micro-EDM, offering a systematic and data-driven approach to enhance precision and efficiency in micro-hole machining. As industries continue to embrace advanced technologies, the findings of this study pave the way for the integration of deep learning in manufacturing processes, marking a significant contribution to the field of micro-electrical discharge machining.

Key words: micro-EDM; orthogonal experiments; convolutional neural network; H62 brass; micro-hole

(编辑 周璇)

引用格式: Mo Yuandong, Wang Yazhi, Huang Shuqi, et al. Micro-electrical discharge machining of micro-holes based on integrated orthogonal experiments and CNN methods[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2024, 56(4): 261–272. [莫远东, 王雅芝, 黄舒琦, 等. 基于集成正交实验与CNN方法的微细电火花微孔加工精度[J]. *工程科学与技术*, 2024, 56(4): 261–272.]