

doi:10.12068/j.issn.1005-3026.2025.20240096

# 基于迁移学习的NiCo-FGM机器人砂带磨削工艺

辛博, 李宏亮, 孙文鑫, 刘洛君

(东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819)

**摘要:** 为提高镍钴功能梯度材料(nickel-cobalt-functional gradient materials, NiCo-FGM)去除深度的一致性,采用自适应磨削力控制系统对5种不同质量分数IN718的NiCo-FGM进行恒力分区磨削实验,探究工艺参数对材料去除深度及表面粗糙度的影响趋势及程度. 然后对迁移学习进行可行性分析并对比迁移学习与经验公式的去除深度建模精度. 最后对比恒力与变力磨削的去除深度预测结果. 结果表明:法向力对材料去除深度与表面粗糙度的影响最显著. 迁移学习预测的平均误差降低了4.07%,且效率更高. 恒力磨削下其余含量的IN718与50%IN718去除深度最大差值为8.955  $\mu\text{m}$ ,100%IN718与0%IN718去除深度最大差值为15.619  $\mu\text{m}$ ,而通过变力磨削可以提高去除深度一致性.

**关键词:** 镍钴功能梯度材料;迁移学习;去除深度一致性;机器人砂带磨削;自适应磨削力控制系统

中图分类号: TH 161 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2025)06-0066-10

## Transfer Learning-Based Robotic Belt Grinding Process for NiCo-FGM

XIN Bo, LI Hong-liang, SUN Wen-xin, LIU Ming-jun

(School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: XIN Bo, E-mail: xinbo@me.neu.edu.cn)

**Abstract:** In order to improve the removal depth consistency of nickel-cobalt functional gradient materials (NiCo-FGM), an adaptive grinding force control system was constructed to carry out constant force zonal grinding experiments on five types of NiCo-FGM with different mass fractions of IN718 to investigate the trend and extent of the influence of the process parameters on the removal depth and surface roughness of the materials. The feasibility of transfer learning was then analyzed and the accuracy of the removal depth modelling was compared with that of empirical formulas. Finally, comparing the removal depth prediction results of constant force and variable force grinding. The results showed that the normal force has the most significant effect on the removal depth and surface roughness of the materials. The average error in the prediction of transfer learning is reduced by 4.07%, and the efficiency is higher. The maximum difference in removal depth between the remaining content of IN718 and 50%IN718 under constant force grinding is 8.955  $\mu\text{m}$ , and the maximum removal depth difference between 100%IN718 and 0%IN718 is 15.619  $\mu\text{m}$ , whereas the removal depth consistency can be improved by variable force grinding.

**Key words:** nickel-cobalt functional gradient material (NiCo-FGM); transfer learning; removal depth consistency; robotic belt grinding; adaptive grinding force control system

镍钴功能梯度材料(NiCo-FGM)是一种典型的耐高温金属基复合材料,其制件能满足不同区域的差异化功能需求(如工作温度、冲击韧性

和疲劳强度等),应用于航空发动机、高速飞行器等能显著提升产品服役性能.但NiCo-FGM零件的材料属性导致其磨削表面质量难以控制,在现

收稿日期: 2023-08-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52005093);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N2203014);辽宁省科学技术计划项目(2023-MS-085).

作者简介: 辛博(1988—),男,吉林通化人,东北大学副教授,博士生导师.

有恒压力磨削控制策略下,材料去除深度一致性难以保证<sup>[1-3]</sup>.因此,如何在磨削复杂曲面类NiCo-FGM零件的过程中,通过实时调控磨削力,适应不同材料的磨削特性且提高材料去除深度的一致性,是功能梯度合金精密加工需要解决的关键问题之一.为提高去除深度一致性,于富明<sup>[4]</sup>根据待加工工件曲面的曲率变化调控磨削力以获得均匀的材料去除量.王恭硕<sup>[5]</sup>使用补偿砂带磨损后规划的法向接触力实现均匀的材料去除,抵消砂带磨损的影响.

基于六轴工业机器人的砂带磨削方法具有自动化程度高、柔性好、磨削表面质量优且不易烧伤等优势<sup>[6]</sup>,尤其适合复杂曲面NiCo-FGM零件的变压力磨削,配合力、位移传感器进行闭环控制后能显著提高磨削表面质量和加工稳定性.机器人砂带磨削材料去除深度受诸多因素的影响,Preston方程<sup>[7]</sup>是线性去除模型的代表,但因其缺乏精准的理论支持,必须根据工艺参数进行修正.虽然计时鸣等<sup>[8]</sup>、张雷等<sup>[9]</sup>都对其进行了修正,但是不同材料的物理性能差异很大,去除材料机理表现不同,材料去除深度的变化大多呈非线性规律.因此,Cabaravdic等<sup>[10]</sup>提出了非线性材料去除模型,描述进给速度、接触力、砂带线速度对材料去除深度的影响.但建立一种材料的磨削去除深度模型需要大量的实验支撑,而NiCo-FGM所含材料组分众多,且各组分的切削性能难以标定,因此实现不同材料去除深度模型之间的知识迁移具有重要意义.王恭硕<sup>[5]</sup>基于迁移学习方法建立了不锈钢与钛合金的材料去除深度模型,实验次数少且预测精度高.

本文选取IN718镍基合金和Stellite 6钴基合金进行NiCo-FGM激光定向能量沉积增材成形,通过迁移学习<sup>[10-15]</sup>建立NiCo-FGM的去除深度模型,并搭建了机器人自适应磨削力控制系统,通过变力磨削提高NiCo-FGM合金去除深度的一致性.

## 1 实验设备与材料

### 1.1 自适应系统搭建

#### 1.1.1 磨削末端执行器结构设计

末端砂带磨削装置主体结构包括3部分:①动力模块,包括砂带磨削主驱动电主轴、高精度电推杆;②测量模块,包括高精度长度计、六维(三轴力+力矩)测力仪、限位器等;③支撑结构模

块,包括转接法兰、砂带轮系(驱动轮、张紧轮、支撑轮、接触轮)及其相关支撑结构等.自适应磨削力控制系统的机械结构示意图及实物如图1,图2所示.

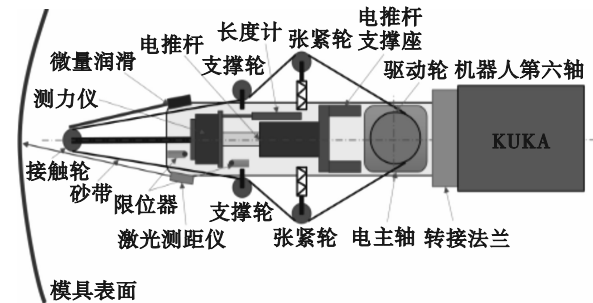


图1 机械结构示意图

Fig. 1 Mechanical structure schematic diagram



图2 机械结构实物图

Fig. 2 Mechanical structure physical drawing

其硬件选型为:控制元件采用PLC(200SMART);检测及反馈元件有六维力传感器(坤维有限公司的KWR75系列)、位移计(西瓦卡的CW-341)、倾角传感器(迈科LVT系列倾角传感器);执行元件采用电缸,其伺服电机型号为60SG,驱动器型号为60ST,电缸型号为YHX50.

#### 1.1.2 基于模糊PID的控制算法设计

如图3所示,将设定的目标力输入到PID控制程序中,目标力与反馈的实际力对比后,PID控制程序将运算结果传递到运动控制程序作为输入,运动控制程序便可控制电推杆进行伸缩运动,电推杆与工件接触后便可产生力、位移与倾角,这些参数经过补偿和滤波处理后反馈回PID程序,形成闭环控制.若采用自适应模糊PID控制,则需将模糊控制加入其中,模糊控制为“二输入三输出”,其功能为根据预先设定的模糊控制

规则自适应调节PID控制3个参数(比例、积分、微分)的大小,另外模糊控制的参数可以通过粒

子群算法进行仿真.针对超程保护设计了位移与力的超程保护程序.

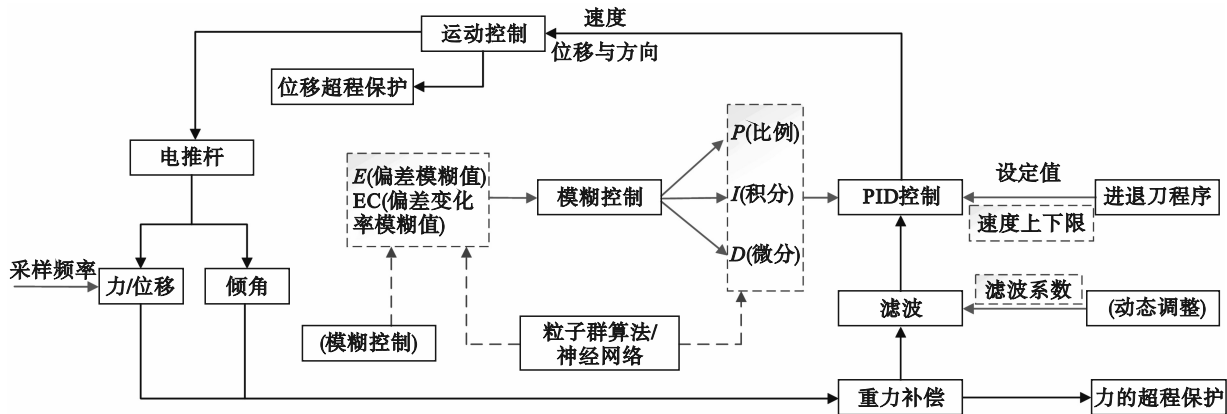


图3 控制算法逻辑图

Fig. 3 Control algorithm logic diagram

### 1.2 NiCo-FGMs合金试件制备

如表1所示,IN718和Stellite 6两组材料具有相似的热物理属性,因此可以进行梯度材料的制备.实验前将两种材料粉体置于烘干箱中200 °C烘干2 h后随炉冷却至室温,对于基板须使用400#粗砂纸对其表面进行打磨以去除氧化皮、杂质及污浊物,经过砂纸打磨之后的基板表面须保持水平,保证激光熔覆过程始终在同一平面内进行.使用增减材复合加工中心进行NiCo-FGM试件成形加工,再将其表面磨平以便后续加工,实验参数如表2所示.共制备5种不同质量分数IN718的NiCo-FGM(100%IN718,75%IN718,50%IN718,25%IN718,0%IN718),即5种不同梯度的NiCo-FGM,同一质量分数IN718试件的尺寸为80 mm×6 mm×4 mm.

表1 IN718和Stellite 6的热物性参数(20 °C)

Table 1 Thermophysical parameters of IN718 and Stellite 6 (20 °C)

参数	IN718	Stellite 6
弹性模量/GPa	205	230
泊松比	0.3	0.34
线膨胀系数×10 <sup>6</sup> /°C <sup>-1</sup>	13.0	13.6
导热系数/[W·(m·K) <sup>-1</sup> ]	11.4	13.6
比热容/[J·(kg·K) <sup>-1</sup> ]	435	500

## 2 迁移学习可行性分析

迁移学习是机器学习的一大分支,侧重于利用数据、任务或者模型之间的相似性,将在历史任务中学到的知识应用于新领域<sup>[16]</sup>.本文制备了

5种不同质量分数IN718的NiCo-FGM,若为每种含量的IN718都建立去除深度模型,则需大量实验做支撑,而迁移学习恰好能有效解决这个问题.文献[17]已成功将迁移学习应用于回归分析当中.本节主要目的是验证迁移学习是否适用于NiCo-FGM.

表2 实验参数

Table 2 Experimental parameters

参数名称	值
水质量分数×10 <sup>8</sup> %	<4
氧质量分数×10 <sup>8</sup> %	<100
激光功率/W	1 800
扫描速率/(mm·min <sup>-1</sup> )	600
送粉速率/(g·min <sup>-1</sup> )	15

### 2.1 NiCo-FGM的关联分析

#### 2.1.1 NiCo-FGM的元素含量及磨削力关联分析

表3为IN718与Stellite 6粉末的化学成分,为了验证NiCo-FGM涂层试件各材料组分的准确性,对涂层试件进行了EDS点扫描分析,不同质量分数IN718的NiCo-FGM主要元素质量分数结果如图4所示.

根据图4可知,随着测试材料中IN718质量分数逐渐减少,Co和Cr元素质量分数逐渐增大,Ni和Fe元素质量分数逐渐减小,其中Ni,Co元素变化最为明显.这种元素含量的逐渐变化规律与预期的IN718质量分数分布是一致的,验证了相邻梯度材料的元素含量是平滑过渡的,表明了NiCo-FGM涂层试件材料梯度的准确性.

表 3 粉末材料的化学成分(质量分数)  
Table 3 Chemical composition of powder material (mass fraction) %

粉末材料	C	Si	Mn	Cr	Mo	Ti	Fe	Al	Co	Ni
IN718	0.05	0.71	0.16	18.17	2.32	0.93	20.89	0.63	—	余量
Stellite 6	1.15	1.58	0.75	31.25	0.89	—	3.54	—	余量	2.54

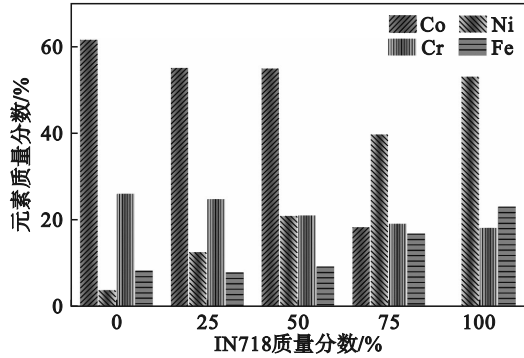


图 4 4 种主要元素质量分数随 IN718 含量变化规律  
Fig. 4 Mass fractions of four main elements changing with the content of IN718

对 NiCo-FGM 进行了单颗磨粒沿 0%IN718 到 100%IN718 方向的磨削力仿真,如图 5 所示.可以看出,从 0%IN718 磨削至 100%IN718 处,随着 IN718 质量分数的增加,平均磨削力逐渐减小.该仿真为恒定进给深度磨削仿真,可以看出,在相同去除深度的情况下,不同梯度的 NiCo-FGM 所需法向力是不同的.本文主要通过机器人砂带变力磨削提高 NiCo-FGM 去除深度的一致性.

综上所述,NiCo-FGM 的元素含量与磨削力均从一种材料平滑地过渡到另一种材料,同时证明 50%IN718 与其他含量的 IN718 有密切的关联.

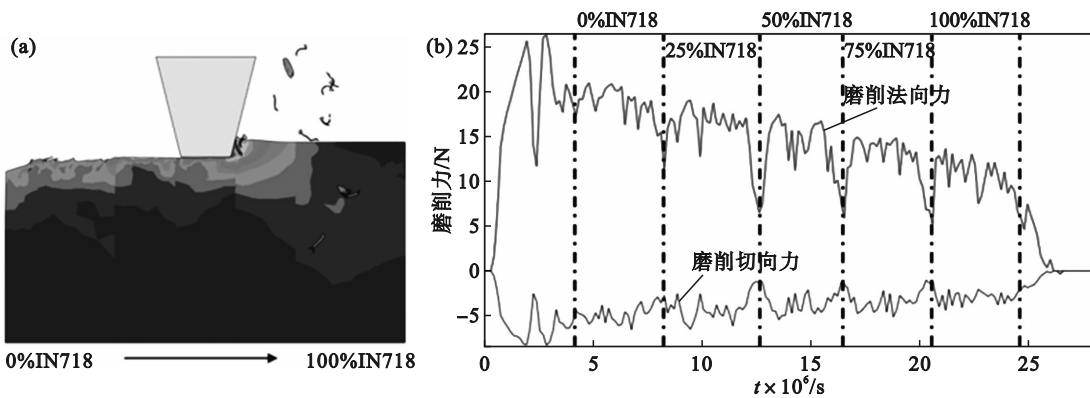


图 5 不同磨削方向 NiCo-FGM 连续磨削力变化  
Fig. 5 Continuous grinding force change of NiCo-FGM in different grinding directions  
(a)一仿真示意图;(b)一仿真磨削力结果.

2.1.2 NiCo-FGM 硬度关联分析

计时鸣等<sup>[8]</sup>将加工工件硬度  $H_w$  与磨粒硬度  $H_p$  的比值(硬度比)引入到 Preston 方程中,对 Preston 方程进行修正,根据其理论可知,在其他因素相同的条件下,加工工件硬度越大,去除深度越小.由此可见,工件硬度也是影响去除深度的因素之一.因此,利用 HVS-1000M 显微维氏硬度计对 NiCo-FGM 进行硬度测量,对测量表面进行打磨、抛光、腐蚀处理后,每隔 8 mm 进行一次硬度检测,共进行 8 次,实验结果如图 6 所示.可以发现随着 IN718 含量的增加,硬度在逐渐降低.

综上所述,无论从元素含量、磨削力还是硬度来看,NiCo-FGM 都是从一种梯度平滑地过渡

到另一种梯度的,因此,IN718 与 Stellite 6 质量分数均为 50%的这一梯度与其余质量分数的 IN718 都有密切的关联.

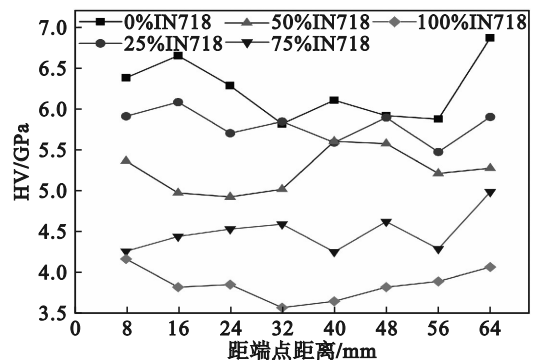


图 6 NiCo-FGM 各梯度硬度  
Fig. 6 Hardness of NiCo-FGM alloy by gradient

## 2.2 概率分布相似性验证

### 2.2.1 实验设计

本实验均采用金字塔砂带,粒度为 A65 (P240),磨粒材料为氧化铝,并在上述机器人自适应力调控磨削系统中,对 NiCo-FGM 试件的 5 种梯度分别进行磨削实验(如图 7 所示).为探究 NiCo-FGM 的 5 种不同质量分数 IN718 的梯度间是否满足概率分布相似性,进行如下实验:

1) 磨削实验.对 5 种不同质量分数 IN718 进行如表 4 所示的正交实验,共 45(5×3×3)组.

2) 结果测量.磨削后测量材料去除深度,在每个平面内选择 5 个测量点进行测量,取平均值为实验结果;利用 LEXT OLS4100 激光显微镜测量其表面粗糙度,每张图取 5 个测量点的平均值作为实验结果.

### 2.2.2 实验结果

测量 5 种不同质量分数 IN718 的三因素三水平正交实验的表面粗糙度与材料去除深度,结果如图 8 所示.由图可知,不同质量分数 IN718 的磨

削深度与表面粗糙度虽然不同,但是随磨削工艺参数的变化趋势却是相似的.因此,通过迁移学习方法实现功能梯度材料不同梯度的磨削材料去除深度预测是可行的.

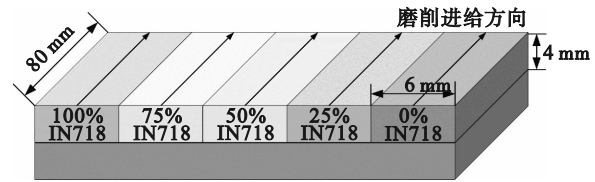


图7 磨削方案示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the grinding program

表4 不同质量分数 IN718 的正交实验水平表

Table 4 Orthogonal experimental level table of IN718 with different mass fractions

水平	因素		
	$v_s/(m \cdot s^{-1})$	$F_n/N$	$v_w/(mm \cdot s^{-1})$
1	4.712	4	3
2	7.069	8	4.5
3	9.425	12	6

注: $v_s$ 为砂带线速度; $F_n$ 为磨削法向力; $v_w$ 为进给速度.

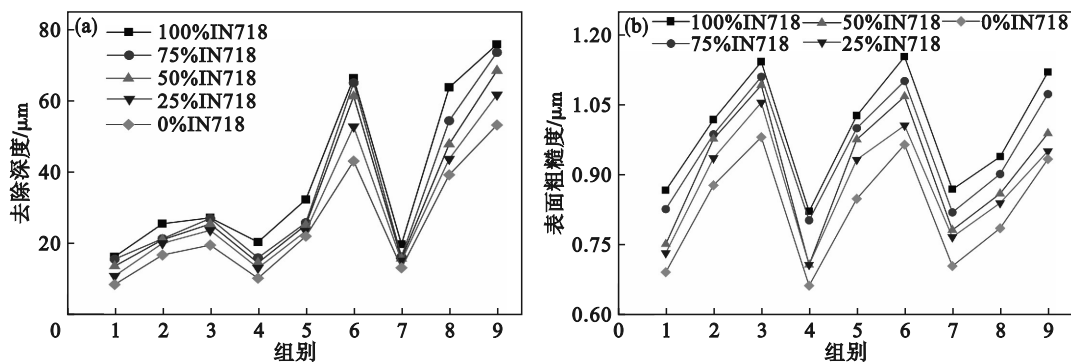


图8 正交实验结果

Fig. 8 Results of the orthogonal experiments

(a)—去除深度;(b)—表面粗糙度.

## 3 基于迁移学习的去除深度建模

文献[17-18]表明,迁移学习已成功应用于回归分析中.本文参考文献[18]的迁移学习建模方法,其过程如图9所示.

### 3.1 源数据集实验

选择 50%IN718 作为源材料,其余质量分数的 IN718 作为目标材料.由于 NiCo-FGM 每种梯度只有 9 组实验,代入经验公式中所得结果不够准确,所以将 IN718 质量分数为 50% 的实验组数扩充为 27(3×3×3)组,实验参数如表 4 所示.利用该 27 组实验进行经验公式建模,建模公式采用 Cabaravdic 等<sup>[10]</sup>针对各参数对材料去除深度影响的复杂性提

出的非线性材料去除模型,表达式如下:

$$r = C_g \cdot \frac{(v_s)^\alpha}{(v_w)^\beta} \cdot F_n^\gamma \quad (1)$$

式中: $r$ 是材料的磨削去除量; $C_g, \alpha, \beta, \gamma$ 通过磨削实验结果进行回归分析获得.在本文中,去除深度  $h$  为公式中去除量  $r$ .将 IN718 质量分数为 50% 时的实验组数扩充为 27 组,实验结果如图 10 所示,通过正交实验结果进行线性回归分析,建立  $v_w, F_n, v_s$  与去除深度的非线性模型为

$$h = 1.414 v_s^{0.916} F_n^{1.056} v_w^{-0.610} \quad (2)$$

从建立好的模型中生成 125(5×5×5)组数据作为源数据集  $T_{src}$ . $v_s$ 取 4.712, 6.126, 7.069, 8.011, 9.425 m/s;  $v_w$ 取 3, 3.8, 4.5, 5.3, 6.0 mm/s;  $F_n$ 取 4, 6, 8, 10, 12 N.

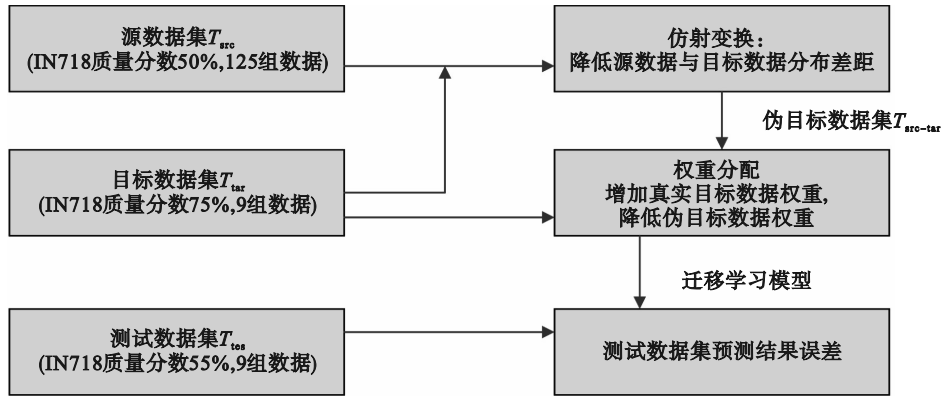


图 9 迁移学习流程图

Fig. 9 Flowchart for transfer learning

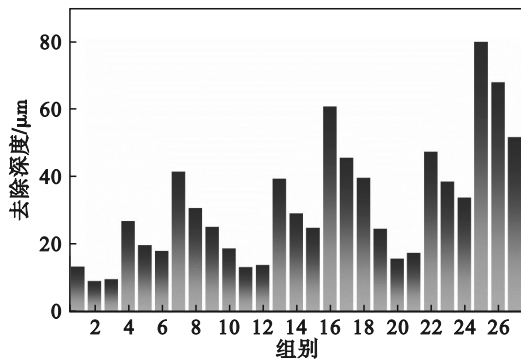


图 10 50%IN718 扩充实验结果

Fig. 10 Expanded experimental results of 50%IN718

### 3.2 目标数据集与测试数据集实验

将已经完成的 9 组 IN718 质量分数为 75% 的正交实验作为目标数据集  $T_{tar}$ , 又对 IN718 质量分数为 75% 的试件按照表 5 的水平-因素进行了 9 组正交实验作为测试数据集, 用于验证迁移学习的效果.

表 5 75%IN718 正交实验水平表

Table 5 Orthogonal experimental level table of 75%IN718

水平	因素		
	$v_s/(m \cdot s^{-1})$	$F_n/N$	$v_w/(mm \cdot s^{-1})$
1	5.312	5	3.4
2	7.669	9	4.9
3	10.025	13	6.4

### 3.3 域自适应与权重分配

为了将源数据应用于目标数据建模中, 首先需要解决源域与目标域样本分布差异的问题, 本文采用仿射变换的方式降低源域数据与目标域数据之间的分布差距. 利用仿射变换将源数据和真实目标数据之间的差异最小化, 如式(3)所示,

以构造伪目标数据集  $T_{src-tar}$ .

$$T_{src-tar} = \min |T_{src,1}W - T_{tar,1}| \quad (3)$$

其中,  $W \in \mathbb{R}^{5 \times 5}$  为仿射变换矩阵;

$$T_{src,1} = \begin{bmatrix} x_1^{src} & y_1^{src} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^{src} & y_n^{src} & 1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times 5}; \quad (4)$$

$$T_{tar,1} = \begin{bmatrix} x_1^{tar} & y_1^{tar} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m^{tar} & y_m^{tar} & 1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times 5}. \quad (5)$$

式中:  $x_i^{src}, x_j^{tar}$  代表工艺参数 ( $v_w, F_n, v_s$ ),  $i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m$ ;  $y_i^{src}, y_j^{tar}$  代表去除深度;  $n$  为源数据数量;  $m$  为目标数据数量.

由于目标数据比伪目标数据可靠性更高, 所以需要调节真实目标数据与伪目标数据的权重. 利用真实目标数据和仿射得到的伪目标数据进行神经网络训练后, 获得材料去除深度模型. 最终将测试数据集代入迁移学习模型中, 得到预测结果. 预测误差对比如表 6 所示. 采用经验公式建立模型的方法, 最大误差接近 20%, 平均误差为 9.405%; 采用迁移学习方法, 最大误差为 15.840%, 平均误差为 5.336%; 采用神经网络方法, 最大误差接近 95%, 平均误差为 38.071%. 由此可以看出, 由于数据量较小, 采用神经网络的方法准确度不高. 与经验公式方法相比, 迁移学习方法预测的平均误差降低了 4.07%, 最大误差降低了 3.90%. 另外, 通过经验公式建立准确模型需要 135 (27×5) 组实验, 而迁移学习的方法只需进行 63 (27+4×9) 组实验, 因此通过迁移学习的方法建模可以减少 72 组实验. 由此可见, 在只针对目标梯度进行少量实验的情况下, 基于迁移学习的材料去除深度预测方法能建立更加精确的材料去除深度模型.

表 6 75%IN718 去除深度经验公式、神经网络与迁移学习误差对比

Table 6 Comparison of empirical formulas, neural networks and transfer learning errors in the removal depth of 75%IN718

编号	$v_w/(mm \cdot s^{-1})$	$F_n/N$	$v_s/(m \cdot s^{-1})$	去除深度 $h/\mu m$	预测误差/%		
					神经网络	经验公式	迁移学习
1	5.312	5	3.4	15.545	24.451	19.735	15.840
2	5.312	9	4.9	28.655	43.600	8.909	5.362
3	5.312	13	6.4	35.296	68.530	11.249	2.596
4	7.669	5	4.9	22.247	94.781	10.042	10.366
5	7.669	9	6.4	28.181	35.695	7.294	2.882
6	7.669	13	3.4	67.068	0.298	6.957	1.644
7	10.025	5	6.4	23.442	53.298	10.014	7.087
8	10.025	9	3.4	59.917	6.311	5.153	0.769
9	10.025	13	4.9	74.106	15.670	5.295	1.477
平均	—	—	—	—	38.071	9.405	5.336

## 4 去除深度一致性研究

### 4.1 实验结果分析

#### 4.1.1 极差分析

机器人砂带磨削的平均极差结果如图 11 所示.可以看出:表面粗糙度的平均极差值排序如下:磨削法向力( $0.281 \mu m$ )、砂带线速度( $0.047 \mu m$ )、进给速度( $0.042 \mu m$ );材料去除深度的平均极差值排序如下:磨削法向力( $34.876 \mu m$ )、砂带线速度( $24.595 \mu m$ )、进给速度( $17.982 \mu m$ ).所以在实际机器人砂带磨削加工时,磨削法向力的选择能够在极大程度上决定加工零件的表面粗糙度与材料去除深度.

#### 4.1.2 均值分析

各因素所有水平的均值分析结果如图 12 所示.由图可知:随着砂带线速度增加或进给速度降低,材料去除深度增加、表面粗糙度减小;随着 IN718 含量或磨削法向力的增加,材料去除深度增加、表面粗糙度增大.

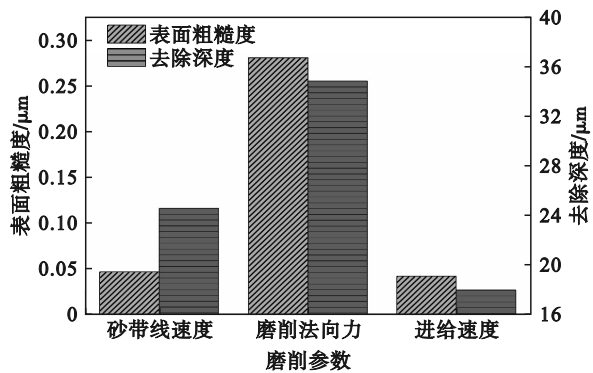
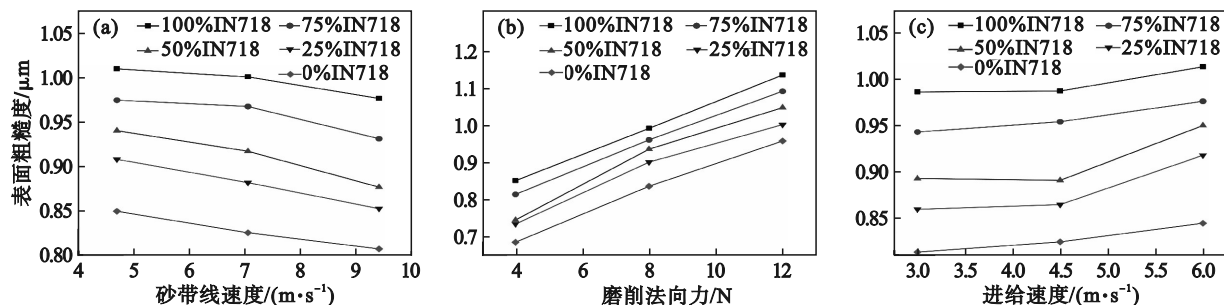


图 11 极差分析结果

Fig. 11 Extreme variance analysis results

### 4.2 去除深度一致性研究结果

在已有的少量实验的情况下,通过迁移学习的方式建立了材料去除深度模型.通过极值分析发现,法向力对材料去除深度影响最大.所以,为提高去除深度一致性,固定砂带线速度( $7.069 m/s$ )与进给速度( $4.5 mm/s$ ),对 NiCo-FGM 每种梯度进行变法向力磨削实验.表 7 为设定相同目标去除深度值,代入去除深度模型后,得出不同 IN718 含量对应的法向力大小.



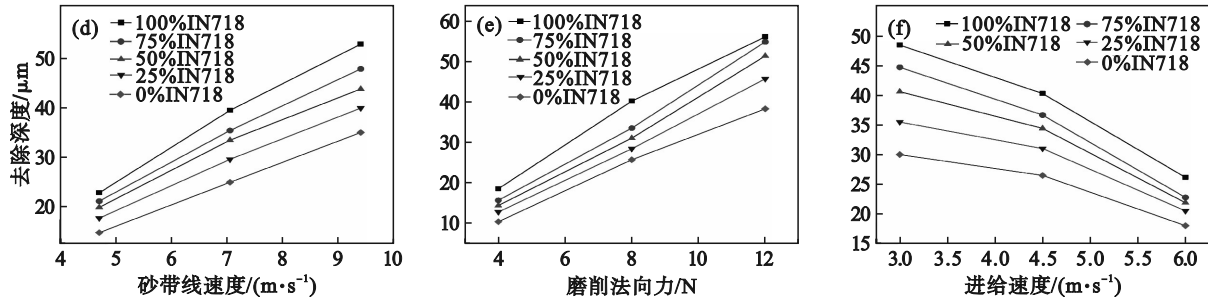


图 12 均值分析结果

Fig. 12 Mean value analysis results

(a)一砂带线速度对表面粗糙度的影响;(b)一磨削法向力对表面粗糙度的影响;(c)一进给速度对表面粗糙度的影响;  
 (d)一砂带线速度对去除深度的影响;(e)一磨削法向力对去除深度的影响;(f)一进给速度对去除深度的影响.

再将输出的 50%IN718 的法向力作为恒力, 输出每种梯度的去除深度值, 结果如表 8 所示. 由表 8 可以看出, 100%IN718 与 0%IN718 的去除深度差异最大, 最大差值为 15.619  $\mu\text{m}$ , 最小差值为 10.826  $\mu\text{m}$ . 在恒力磨削的条件下, 其余 4 个不

同含量的 IN718 与 50%IN718 去除深度的差值如图 13 所示, 最大差值为 8.955  $\mu\text{m}$ , 最小差值为 1.309  $\mu\text{m}$ . 因此, 对比恒力磨削, 理论上通过变力磨削可以消除上述差异, 提高材料去除深度一致性.

表 7 相同去除深度下不同 IN718 含量的磨削法向力

Table 7 Grinding normal forces with different IN718 contents at the same removal depth

目标去除深度 $h/\mu\text{m}$	磨削法向力/N				
	100%IN718	75%IN718	50%IN718	25%IN718	0%IN718
20	3.929	5.012	5.370	5.784	7.074
22	4.397	5.459	5.877	6.277	7.591
24	4.865	5.905	6.383	6.761	8.095
26	5.333	6.348	6.885	7.237	8.587
28	5.801	6.789	7.386	7.707	9.071
30	6.270	7.227	7.885	8.174	9.549
32	6.739	7.662	8.382	8.640	10.024
34	7.208	8.095	8.878	9.108	10.498
36	7.678	8.527	9.372	9.580	10.974

表 8 相同磨削法向力下不同 IN718 含量的去除深度

Table 8 Removal depths of different IN718 contents under the same grinding normal force

磨削法向力 $F_n/\text{N}$	去除深度/ $\mu\text{m}$				
	100%IN718	75%IN718	50%IN718	25%IN718	0%IN718
5.370	26.419	21.309	20.000	17.882	15.593
5.877	28.760	23.728	22.000	19.869	17.380
6.383	31.075	26.110	24.000	21.838	19.114
6.885	33.378	28.472	26.000	23.803	20.810
7.386	35.676	30.835	28.000	25.778	22.485
7.885	37.979	33.217	30.000	27.779	24.158
8.382	40.292	35.635	32.000	29.817	25.849
8.878	42.617	38.099	34.000	31.896	27.573
9.372	44.955	40.607	36.000	34.013	29.336

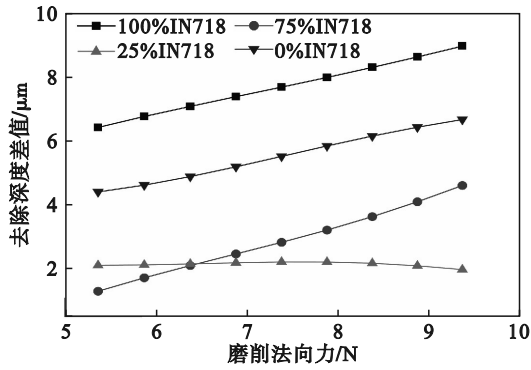


图 13 去除深度差值

Fig. 13 Removal depth difference

## 5 结 论

1) 表面粗糙度的平均极差值排序如下:磨削法向力( $0.281 \mu\text{m}$ )、砂带线速度( $0.047 \mu\text{m}$ )、进给速度( $0.042 \mu\text{m}$ );材料去除深度的平均极差值排序如下:磨削法向力( $34.876 \mu\text{m}$ )、砂带线速度( $24.595 \mu\text{m}$ )、进给速度( $17.982 \mu\text{m}$ )。所以磨削法向力的选择能够在极大程度上决定加工零件的表面粗糙度与材料去除深度。另外,随着砂带线速度增加或进给速度降低,材料去除深度增加、表面粗糙度降低;随着 IN718 含量或磨削法向力的增加,材料去除深度增加、表面粗糙度增加。

2) 采用经验公式建立的模型,最大误差为 19.735%,平均误差为 9.405%;采用迁移学习方法,最大误差为 15.840%,平均误差为 5.336%。与经验公式方法相比,迁移学习方法预测的平均误差降低了 4.07%,最大误差降低了 3.90%。通过迁移学习的方式建模可以减少 72 组实验且能保证较好的精度。

3) 依据去除深度模型,在恒力磨削 50%IN718 去除深度在  $20\sim 36 \mu\text{m}$  区间、砂带线速度为  $7.069 \text{m/s}$ 、进给速度为  $4.5 \text{mm/s}$  时,其余含量的 IN718 与 50%IN718 去除深度最大差值为  $8.955 \mu\text{m}$ ,最小差值为  $1.309 \mu\text{m}$ 。100%IN718 与 0%IN718 的去除深度差异最大,最大差值为  $15.619 \mu\text{m}$ ,最小差值为  $10.826 \mu\text{m}$ 。对比恒力磨削,理论上通过变力磨削可以消除上述差异,提高材料去除深度一致性。

### 参考文献:

[1] Loh G H, Pei E, Harrison D, et al. An overview of functionally graded additive manufacturing [J]. *Additive Manufacturing*, 2018, 23: 34-44.  
 [2] Wang Y F, Chen X Z, Su C C. Microstructure and mechanical properties of Inconel 625 fabricated by wire-arc

additive manufacturing [J]. *Surface and Coatings Technology*, 2019, 374: 116-123.

- [3] Bobbio L D, Otis R A, Borgonia J P, et al. Additive manufacturing of a functionally graded material from Ti-6Al-4V to Invar: experimental characterization and thermodynamic calculations [J]. *Acta Materialia*, 2017, 127: 133-142.  
 [4] 于富明. 基于工件曲率的变压力砂带磨削技术研究[D]. 沈阳:东北大学,2017.  
 (Yu Fu-ming. Research on variable pressure abrasive belt grinding technology based on workpiece curvature [D]. Shenyang: Northeastern University, 2017.)  
 [5] 王恭硕. 面向航空发动机整体叶盘材料去除精度要求的机器人磨抛技术研究[D]. 武汉:华中科技大学,2022.  
 (Wang Gong-shuo. Research on robotic grinding and polishing technology for aero-engine integral blisk material removal accuracy requirements [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022.)  
 [6] 巩亚东,赵显力,张伟健,等. 机器人砂带磨削单磨粒材料去除影响因素[J]. 东北大学学报(自然科学版),2023,44(9):1285-1291.  
 (Gong Ya-dong, Zhao Xian-li, Zhang Wei-jian, et al. Factors influencing single abrasive material removal for robotic abrasive belt grinding [J]. *Journal of Northeastern University(Natural Science)*, 2023, 44(9): 1285-1291.)  
 [7] Preston F W. The theory and design of plate glass polishing machines [J]. *Journal of the Society of Glass Technology*, 1927(11):277-281.  
 [8] 计时鸣,李琛,谭大鹏,等. 基于 Preston 方程的软性磨粒流加工特性[J]. 机械工程学报,2011,47(17):156-163.  
 (Ji Shi-ming, Li Chen, Tan Da-peng, et al. Study on machinability of softness abrasive flow based on Preston equation [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(17):156-163.)  
 [9] 张雷,袁楚明,周祖德,等. 模具曲面抛光时表面去除的建模与试验研究[J]. 机械工程学报,2002,38(12):98-102.  
 (Zhang Lei, Yuan Chu-ming, Zhou Zu-de, et al. Modeling and experiment of material removal in polishing on mold curved surfaces [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2002, 38(12):98-102.)  
 [10] Cabaravdic M, Kuhlentkötter B. Optimising belt grinding processes[J]. *Metal Surface*, 2005(4):44-47.  
 [11] Himeur Y, Elnour M, Fadli F, et al. Next-generation energy systems for sustainable smart cities: roles of transfer learning [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2022, 85: 104059.  
 [12] Hazarika D, Poria S, Zimmermann R, et al. Conversational transfer learning for emotion recognition [J]. *Information Fusion*, 2021, 65: 1-12.  
 [13] Lu J, Bebbod V, Hao P, et al. Transfer learning using computational intelligence: a survey [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2015, 80: 14-23.  
 [14] Zhuang F Z, Qi Z Y, Duan K Y, et al. A comprehensive

- survey on transfer learning [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2021, 109(1): 43-76.
- [15] Wang J D, Chen Y Q, Feng W J, et al. Transfer learning with dynamic distribution adaptation [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2020, 11(1): 1-25.
- [16] Tzeng E, Hoffman J, Darrell T, et al. Simultaneous deep transfer across domains and tasks [C]// 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago, 2015: 4068-4076.
- [17] Pardoe D, Stone P. Boosting for regression transfer [C]// 27th International Conference on Machine Learning. Haifa, 2010: 863-870.
- [18] 杨吉祥,王恭硕,叶葱葱,等.一种基于迁移学习的材料去除率模型的建立方法和装置:CN202110230749.5 [P]. 2021-07-06.  
(Yang Ji-xiang, Wang Gong-shuo, Ye Cong-cong, et al. A method and device for establishing a material removal rate model based on transfer learning: CN202110230749.5 [P]. 2021-07-06.)

(上接第55页)

- [4] 段雪,林彦军,项项,等.青海盐湖镁锂资源综合利用的建议与实践 [J]. *青海科技*, 2022, 29(3): 4-10.  
(Duan Xue, Lin Yan-jun, Xiang Xu, et al. Suggestion and practice on comprehensive utilization of magnesium and lithium resources in Qinghai salt lakes [J]. *Qinghai Science and Technology*, 2022, 29(3): 4-10.)
- [5] Chubar N, Gerda V, Megantari O, et al. Applications versus properties of Mg-Al layered double hydroxides provided by their syntheses methods: alkoxide and alkoxide-free sol-gel syntheses and hydrothermal precipitation [J]. *Chemical Engineering Journal*, 2013, 234: 284-299.
- [6] Chubar N, Gilmour R, Gerda V, et al. Layered double hydroxides as the next generation inorganic anion exchangers: synthetic methods versus applicability [J]. *Advances in Colloid and Interface Science*, 2017, 245: 62-80.
- [7] Wang Z H, Zhang W, Li C Q, et al. Recent progress of hydrogenation and hydrogenolysis catalysts derived from layered double hydroxides [J]. *Catalysts*, 2022, 12(11): 1125-1133.
- [8] Vu V N, Pham T H T, Chanthavong M, et al. Enhanced photocatalytic degradation of rhodamine-b under led light using cuznal hydrotalcite synthesized by co-precipitation technique [J]. *Inorganics*, 2022, 10(7): 89.
- [9] Maegawa K, Zhang F, Johnson Q, et al. Control of micro- and nanostructures of layered double hydroxides by hydrothermal treatment [J]. *Crystal Growth and Design*, 2023, 23(4): 2128-2137.
- [10] 狄跃忠,马广超,沈自强,等. $\text{SO}_4^{2-}$ 对电沉积法制备氢氧化镁的影响 [J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2020, 41(10): 1415-1420.
- (Di Yue-zhong, Ma Guang-chao, Shen Zi-qiang, et al. Effect of  $\text{SO}_4^{2-}$  on preparation of magnesium hydroxide by electrode position [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2020, 41(10): 1415-1420.)
- [11] Chen Y N, Wu L, Yao W H, et al. Growth behavior and corrosion resistance of graphene oxide/Mg-Al layered double hydroxide coating grown on micro-arc oxidation film of magnesium alloys [J]. *Journal of Industrial and Engineering Chemistry*, 2023, 11(7): 319-332.
- [12] Tan J K E, Balan P, Birbilis N, et al. Corrosion-resistant  $\text{Mg}(\text{OH})_2/\text{Mg}-\text{Fe}$  layered double hydroxide (LDH) composite films on magnesium alloy WE43 [J]. *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, 2021, 131: 104169.
- [13] Rutavi G, Tarimo D J, Maphiri V M, et al. Exploration of metal-layered double hydroxide composite material for hybrid capacitor produced by facile and efficient electrodeposition process [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2022, 929: 167216.
- [14] Gualandi I, Monti M, Scavetta E, et al. Electrodeposition of layered double hydroxides on platinum: insights into the reactions sequence [J]. *Electrochimica Acta*, 2015, 152: 75-83.
- [15] Monti M, Benito P, Basile F, et al. Electrosynthesis of Ni/Al and Mg/Al layered double hydroxides on Pt and FeCr alloy supports: study and control of the pH near the electrode surface [J]. *Electrochimica Acta*, 2013, 108: 596-604.
- [16] Yao P Y, Li Z, Zhu J C, et al. Controllable synthesis of NiCo-LDH/ $\text{Co}(\text{OH})_2$ @PPY composite via electrodeposition at high deposition voltages for high-performance supercapacitors [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2021, 875: 160042.