

制造工艺参数的智能优化设计方法进展*

邓建新^{①②} 刘光明^① 王 令^① 袁邦颐^① 黄海宾^①

(^①广西大学机械工程学院, 广西南宁 530004;

^②广西大学广西制造系统与先进制造技术重点实验室, 广西南宁 530004)

摘要: 工艺参数是影响零件成形质量、性能、效率和成本的关键因素。对工艺参数进行智能优化设计是当前智能制造中的基础内容。综合对近年工艺参数智能优化的研究热点、发文量等分析, 将近年来工艺参数智能优化的方法路径分为基于神经网络的智能优化设计、基于数学模型+智能算法的优化设计和基于专家系统(知识)的智能设计三种, 分析了三种方法的国内外研究进展和特点, 归纳和分析了优劣势, 并提出了今后工艺参数智能优化设计的发展趋势。为工艺参数智能优化的研究提供参考基础和方向指引。

关键词: 工艺参数; 智能优化设计; 智能制造; 方法分析; 神经网络

中图分类号: TH16, TP18 **文献标识码:** A

DOI: 10.19287/j.mtmt.1005-2402.2023.05.010

Research progress of intelligent optimization design of manufacturing process parameters

DENG Jianxin^{①②}, LIU Guangming^①, WANG Ling^①, YUAN Bangyi^①, HUANG Haibin^①

(^①School of Mechanical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, CHN; ^②Guangxi Key Lab of Manufacturing System & Advanced Manufacturing Technology, Guangxi University, Nanning 530004, CHN)

Abstract: Process parameters are the key factors affecting the forming quality, performance, efficiency and cost of parts. The intelligent optimization design of process parameters is the basic task of current intelligent manufacturing. According to the analysis of the research hotspots and literature on intelligent optimization design of process parameters in recent years, the method of intelligent optimization design of process parameters is divided into three categories, including intelligent optimization design based on neural network, explicit mathematical model and intelligent algorithms, and expert system (knowledge). Then, the research progress and features of the three methods are analyzed, their advantages and disadvantages are summarized and compared, and the development trend of intelligent optimization design of process parameters in the future is proposed. It can provide a basis and direction guidance for the research on intelligent optimization of process parameters.

Keywords: process parameters; intelligent optimization design; intelligent manufacturing; method analysis; neural networks

工艺参数, 如注塑成型的料筒温度、注射压力^[1], 挤压铸造的挤压压力、浇注温度^[2], 直接影响零件加工的质量、微观组织结构、性能、成本和寿命。确定或设计工艺参数是基于特定工艺实现零件制造的基础活动。根据材料科学, 工艺参数本身受工艺方式、零件材料成分和形状等的影响, 因此, 对未完全确定彼此影响关系, 无法通过公式计算的

工艺参数的设计优化大多数采用“试错”法, 基于特定零件在不同工艺参数下进行反复的试验试制^[3-4], 通过观察工艺参数对零件成形质量(如缩孔率)、性能(如硬度)的影响, 来选择出相对较优的工艺参数。但完全“试错”法周期长, 成本高, 尤其是对大型零件, 且并不能保证产品的最优品质, 因为受试验成本和条件限制, 常常只能测试一定范

* 国家自然科学基金(51965006); 广西自然科学基金(2018GXNSFAA050111); 国家金属材料近净成形工程技术研究中心、金属材料高效近净成形技术与装备教育部重点实验室(B类)开放基金(2019001); 中国—东盟信息港鲲鹏生态创新中心2021年第一批补贴项目(38)

围而非全局工艺参数取值区间。随着对产品性能要求的提升,以及智能制造和材料数字化设计与制造成为制造发展的方向^[5],实现工艺参数智能优化和设计自然成为智能制造和材料设计制造的基本要求和主要内容之一。国内外围绕不用工艺的工艺参数的智能优化设计进行了广泛的研究^[6-14],如图1所示为从CNKI数据库和Web of Science核心数据库,以“工艺参数(process parameters)”+“智能优化(intelligent optimization)”为主题词检索得到的发文章量,近几年平均发文章量在40~50篇左右,表明这方面研究处于活跃状态。

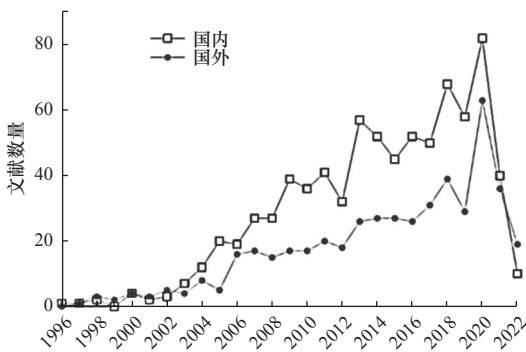


图1 1999-2022年工艺参数智能优化年度发文章量

当前对工艺参数的智能优化分析主要集中在单一工艺,缺少综合性热点趋势分析^[12-14],为了确定现有制造工艺参数的智能优化设计方法的现状,本文分析了国内外制造工艺参数智能优化的热点方法路径,指出了现有智能优化方法存在的问题与不足,为今后工艺参数智能优化设计研究的发展方向提供参考和指引。

1 制造工艺参数智能优化设计方法路径

综合Citespace软件对文献等共现词的分析(图2),按照所使用的智能和优化手段和范围,当前对工艺参数的智能优化设计主要形成了3大路径:①基于神经网络的智能优化设计。利用神经网络对已有数据的智能学习建模能力,构建工艺参数与性能之间的关系模型,以此反向设计工艺参数。因为神经网络模型主要起“预测”作用,并非直接“优化”,因此其对工艺参数的优化依赖于神经网络模型学习到的工艺参数与性能关系的准确性;②基于模型+智能优化算法的设计。主要利用智能优化算法的智能寻优能力,实现工艺参数的优化。同时还出现了神经网络+智能优化算法的优化,即

综合利用机器学习和智能优化能力;③基于专家系统的智能优化设计。体现在利用专家知识来根据特定工件的推理能力,从而实现工艺参数的智能设计。除此外,还有少数应用支持向量机等其他机器学习的方法^[12]。

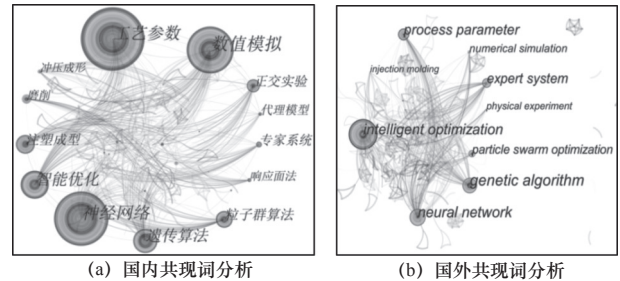


图2 工艺参数智能优化设计文献关键词共现知识图谱

1.1 基于神经网络的智能优化设计

人工神经网络(artificial neural networks, ANN)是人工智能的1个重要分支,通过输入层、隐藏层和输出层结构,对数据进行分析计算,得到预测模型。其不需要精确的数学模型,但可以无限逼近真实的对应函数^[7-8],具有强大的非线性映射能力。ANN的优势在于强大的学习和泛化能力。因此,在设计制造工艺参数时,可基于试验数据来学习确定工艺影响因素与零件性能等之间还未完全确定的关系。是当前工艺参数智能优化设计中最主要的方式,ANN也是工艺参数智能优化文献中除“工艺参数”外出现频率最高的关键词(见图2)。

当前利用ANN来优化设计工艺参数主要采用图3的框架,即建立工艺参数与零件质量或性能参数之间的关系^[7-10]。在焊接^[7]、钻削^[8]和铸造^[9]等主要工艺中都有人应用。可见利用ANN来设计工艺参数的方法相对标准,主要工作涉及获取学习数据和确定基本的ANN参数,因此相关工作也围绕这两方面展开。这提高了工艺参数设计的智能性和便利性。

(1) 学习数据获取方面

产生数据是利用ANN进行工艺参数设计的基础。目前主要基于一系列工艺参数相关物理试验和数值模拟试验获得ANN的学习数据,其中物理试验是最主要的方式,数值模拟模式正成为越来越重要的数据获取方式,尤其在国内外,图2的图谱也反映了这点。如文献^[7-10]都使用正交物理试验来获取ANN的训练数据,而文献^[11,15-20]用数值模拟试验方式获取训练数据。应当看到,目前训练的

数据样本量普遍偏少（见表1），且所使用的数据通常只围绕1个零件或1种材料展开，还没有充分发挥ANN数据驱动的智能。

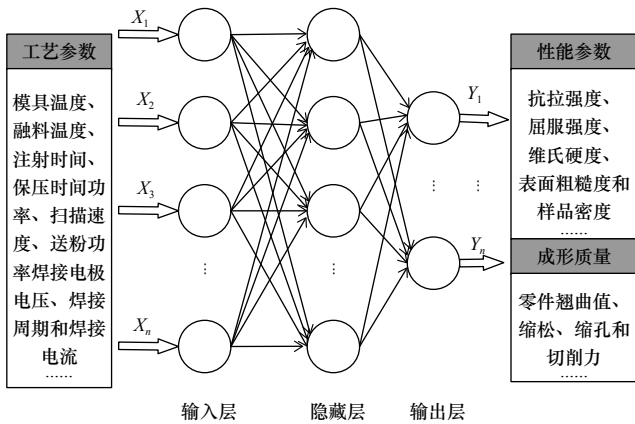


图3 基于ANN的工艺参数智能设计模型特征

（2）ANN结构参数确定方面

ANN的结构影响模型的准确性，目前已出现了BP、径向基函数(radial basis function, RBF)等多种结构。文献分析显示，在当前工艺参数智能设计中主要以应用BP结构为主，少量研究应用了RBFANN^[10]、极限学习机(extreme learning machine, ELM)^[21]等结构，一般只涉及1~2个隐藏层。表1为代表性文献呈现的当前工艺参数智能设计中运用ANN的特征。近年来发展迅速的卷积神经网络和深度神经网络，虽然已有少量研究涉及^[22]，但还不多见。这是因为深度神经网络需要的数据量大，而当前基于特定工件试验获得的数据样本太少，无法满足深度神经网络的学习要求，如文献[22]利用熔融沉积成型工艺参数数据来训练深度ANN模型，使用的数据样本高达2000条。

虽然构建ANN模型来设计工艺参数具有一定优化性能，但其优化依赖于ANN模型学习的工艺参数与性能之间的准确性，即模型越准确，能得到更好性能或质量的工艺参数。因此，一些研究对ANN模型的结构参数进行了优化，以提高模型的准确性。主要途径是利用遗传算法等智能优化算法来优化ANN的结构参数，以此提高ANN模型的准确性，即将ANN的权值等参数作为智能优化算法的输入，并结合其输入输出的误差进行优化，最终通过更准确的ANN来设计工艺参数^[21,23-24]。如，Pang Y F^[23]等为研究激光功率、送粉速率、扫描速度和离焦量对沉积率的影响，建立了通过遗传算法(genetic algorithm, GA)优化初始权值的ANN模

型来预测沉积工艺参数，试验证明预测优化效果比响应面模型更佳。但目前对工艺参数设计ANN的优化以ANN的权值、阈值为重，少有涉及对神经元激活函数、代价(损失)函数的优选，以及ANN的可解释性。但激活函数加入了非线性因素从而增加网络模型的表达能力，代价函数决定了学习效率和学习准确性。因此，当前工艺参数智能优化对这方面和解释性关注还不够。同时该方式对工艺参数的优化是间接通过模型实现的，而非工艺参数本身。

现有研究每次只面向特定目标性能和工艺参数的设计(优化)，如果需要增加设计参数和目标则需要重新开展试验和构建模型，且每次试验获取的数据样本都基于特定形状、特定材料等，而在零部件生产制造中，制造工艺、零件几何外形、材料种类繁多，导致其适应性下降。同时ANN的“黑箱模型”不便于理解工艺参数与性能之间的影响机理和获取工程知识，不同的数据训练样本可能导致不同的优化结果，影响优化结果的鲁棒性。由于所建立的模型并非材料成分等与工艺参数间的关系，即工艺参数并不是模型的输出，因此所建立的ANN模型并不能根据零件和材料信息确定工艺参数。

1.2 基于数学模型+智能算法的优化设计

直接依赖试验结果来选取的工艺参数只能获得局部优化^[25]。为此，越来越多的研究基于试验数据来建立工艺参数与零件性能、质量的数学模型，并通过求得模型的最优解来实现工艺参数的全局优化。其中应用现代智能算法进行智能寻化成为主要方式，也使得工艺参数的优化设计具有智能性。在等材^[26-28]、增材^[29-31]和减材^[32-34]制造中，都有大量研究涉及，具体的工艺有挤压铸造、焊接和铣削等，其研究要点在于数学模型和智能算法的选择上。

在工艺参数智能优化中，目前应用最多的智能算法主要有经典的遗传算法、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)、模拟退火算法(simulated annealing, SA)等，见图2，少见应用近年出现的灰狼算法、麻雀搜索算法、蝗虫优化算法等智能优化算法。而应用的工艺参数设计数学模型主要有：①线性回归^[26-27]、响应面^[28]以及多项式回归模型等显性数学模型，少量文献使用了克里格模型^[29]，形成了线性回归模型+GA、线性回归模型+PSO、响应面模型+GA等多种优化方式；②隐

表 1 当前工艺参数智能设计中 ANN 的运用特征

网络类型	制造类型	工艺类型	涉及文献	激活函数		网络结构	训练数据量
				隐藏层	输出层		
BP	减材制造	切削	[8]	traingdx	learn_gdm	3-8-8-1	16
			[18]	hyperbolic	linear function	3-5-1	41
		磁力研磨	[37]	tansig	trainlm	4-12-1	9
	等材制造	铸造	[9]	sigmoid	purelin	3-15-1	32
			[15]	未报道	未报道	4-14-1	16
			[35]	logsig	trainlm	3-4-1	16
	增材制造	焊接	[7]	hyperbolic tangent	linear function	3-5-10-1	9
			[36]	log-sigmoid	linear function	4-4-1	9
			[42]	log sigmoid	log sigmoid	4-3-1	19
		激光熔覆	[23]	未报道	未报道	4-4-3-1	58
			[39]	未报道	未报道	4-9-1	9
		注塑成型	[16]	sigmoid	purelin	5-6-1	25
			[43]	sigmoid	未报道	5-7-2	30
		直接能量沉积	[11]	sigmoid	trainlm	4-15-15-2	27
		激光烧结	[17]	sigmoid	linear function	4-5-1	40
	等离子喷涂	[40]	未报道	未报道	4-系统确定-1	9	
RBF	等材制造	铸造	[10]	radial	linear function	4-7-4	10
		旋压	[38]	radial	linear function	2-系统确定-2	25
	增材制造	焊接	[24]	gaussian	Log-sigmoid	3-系统确定-4	1 000
ELM	等材制造	注塑成型	[21]	未报道	未报道	5-12-1	20

性 ANN 模型，其优化效果很多时候较线性模型更好^[23-43]。该模式一般将 ANN 模型作为智能优化算法适应度函数进行优化（应用时使用 ANN 预测的结果为适应度值）。其中结合最多的是 ANN 与 GA^[23,35]，其次是 ANN 与 PSO^[39]，也有一些研究将 ANN 和 SA 相结合^[40,44]。与 1.1 中 ANN 与智能算法结合不同，这里主要直接选定 ANN 模型为优化求解模型（目前该方式更为常见），很少涉及对 ANN 结构参数的优化，显然这种优化只作用于单次，当更换工艺条件时（如材料）需要重新进行优化；而 1.1 中利用智能优化算法反向优化后的 ANN 可作用于多次工艺参数设计^[23-24]。

基于模型+智能算法的结合一般采用单一模型+单一智能算法进行优化，也有结合多重方式并通过对比来获取最优结果的研究：①针对单一智能优化算法容易出现寻优时间长、陷入局部最优等问题，少量研究采用了单一模型+多种优化算法组合的优化方式^[41-43]，如 Vagheesan S^[41]等在建立了激光切割工艺参数与切割质量的 ANN 模型后，将训练好的

模型分别与 PSO、GA 结合，并对比求解得到最优工艺参数；②采用不同模型+同一优化算法的方式，如 Osorio-pinzon^[44]等基于切削数值模拟参数数据，分别利用多项式回归和 BP 来建立切削工艺参数与性能之间的模型，然后采用 PSO 确定最佳切削条件下的工艺参数。

由于需要首先构建模型，因此这种模式的优化一般也需要先进行试验，以此获得构建模型的数据，然后利用数据通过统计回归来构建模型和进行优化，因此，其本质上仍然是基于（试验）数据的智能优化设计模式。与第一种模式类似，获取数据的方式同样主要通过物理试验^[26-34,41,44]和数值模拟^[11-20,28]方式。应当看到，与基于物理试验+模型+智能优化算法方法不同，基于数值模拟试验+模型+智能优化则主要构建工艺参数-成形质量之间的关系模型，即介于工艺参数-质量之间，这主要是因为数值模拟软件一般倾向于模拟制造工艺的过程特征，如缩孔^[45]、变形^[17]和切削力^[18]等，受到模拟软件功能限制，当前还无法完全模拟零件制造工艺所关注的

所有问题,因此还没有完全取代物理试验。在基于数值模拟的工艺参数智能优化中,应用最广的建模方法仍然是 ANN。

以上大量优化局限于零件成形质量与性能,近年逐渐有一些研究从生产角度进行工艺参数的优化设计,特别是在绿色制造方向涉及较多^[20],如高东强^[20]等利用多元回归分析法构建了切削工艺参数与切削力、刀具寿命之间的预测模型,并基于模型的显著性检验结果建立了以生产成本、加工效率为目标的数学模型,并运用 GA 优化求解出最优切削工艺参数。随着企业竞争的加剧和制造过程智能化升级,综合考虑成形零件质量、性能和生产成本、环境优化型等的多目标系统性优化将成为趋势。

1.3 基于专家系统的智能优化

专家系统 (expert system, ES) 是人工智能的另一个重要分支,通过推理判断来模拟由专家才能解决的复杂问题。ES 强调的是知识与经验,而非方法。因此,基于 ES 的智能优化也是基于(专家)知识的智能优化,无需试验。在生产制造中,由于零件的质量与工艺参数之间的关系很多难以用线性表达式来描述,因此基于知识和经验的 ES 成为工艺参数智能优化的重要手段^[43-47,50]。如为解决铸铁型材生产中参数优化困难的问题,李生民^[46]等设计了连铸参数优化 ES 来获取优化的拉坯工艺参数,该系统能大大缩短工艺参数优化设置时间,提高连铸生产效率;Wang Z B^[47]等建立了切削参数优化 ES 来优选切削工艺参数,弥补了加工人员经验的不足。但传统的 ES 太死板,当推理过程遇到知识库中没有的问题,就无法给出相应的解决方案。为此,一些研究将其与模糊推理和 ANN 等方法结合,实现了没有直接备案知识的工艺参数预测和推理优选。又主要出现了两种方式:①不改变知识结构,直接通过模糊推理提高其解决问题的适应性^[48],如 Iqbal^[48]等利用模糊逻辑作为推理机制来构建铣削 ES,该系统优化模块能根据期望目标通过模糊推理技术对铣削工艺参数进行优化;②对知识进行二次建模处理,通过新的知识模型来实现其对问题的适应能力和准确性,该方试类似于第 1 类方式,只是其模型学习是专家知识而非试验数据^[46-47],如 Kramar D^[49]等为了预测和优化注塑成型件的机械性能,开发了基于 PSO 优化的模糊 ES,通过响应面法构建工艺参数与断裂力之间的关系模型,利用 PSO 寻优来获得注塑成型件最优的工艺参数。

基于 ES 的工艺参数智能优化依赖于专家知识及其准确性,建立起来并不方便,制约了其推广。而发展起来的案例推理可以拓展使用过去的解决方案,因此将其结合能扩展专家知识和降低 ES 知识库的获取难度。已有学者进行了尝试^[51-52],但还不多见。

2 发展趋势展望

以上分析显示近年来的工艺参数智能优化设计的方法仍以传统的人工智能技术为主。随着新一代人工智能技术、大数据技术和数字孪生等技术的发展,给智能制造提供了新的路径,也将给工艺参数的智能优化带来新的支撑手段。

(1) 数据驱动的工艺参数智能优化。基于模型的工艺参数智能优化都依赖于数据,但当前的研究都局限于自身通过物理或虚拟试验获取数据,样本较少,且常针对特定零件,导致优化效果缺乏普适性,易造成模型过拟合等。随着数据驱动成为研究和智能制造手段,基于更广泛的(大)数据来进行工艺参数设计将成为趋势,如通过整合不同来源的挤压铸造研究数据建立工艺参数模型和优化^[53],基于深度学习等新的人工智能算法的智能优化。而建立的模型目前集中在工艺参数-零件质量(性能)之间,是否可达到最优性能还受材料本身和工艺的影响。因此,应考虑材料成分、零件形状等对工艺参数的影响,构建零件(成分、形状)-工艺参数之间的关系。才能提高零件工艺参数智能设计的普适性和效率。尤其是满足材料数字化设计与制造的工艺参数设计要求。

(2) 基于智能模拟的工艺参数智能优化设计。数值模拟大幅降低了试验成本。当前应用数值模拟支撑工艺参数的智能优化主要是将其作为试验条件,涉及基于数值模拟结果的工艺参数智能优化、优化工艺参数后应用数值模拟进行智能验证两方面。随着数字孪生技术的发展,数值模拟逼近真实试验和真实的成形过程成为可能。因此完全基于迭代数值模拟即可来实现工艺参数的智能优化,即通过提高数值模拟过程的智能化智能模拟工艺参数将成为新的需求和方向。为此需要提高数值模拟的效率、数值模拟模型的准确性和智能化程度。

(3) 面向工艺参数优化的工艺参数设计模型和算法的智能优化。当前应用试验数据、知识的模型多采用 ANN、响应面等模型,智能优化算法主

要应用了遗传算法等,但因为数据样本少,同样的数据常常可以得到多个模型,不同的组合求解的效果、效率存在差异。因此,在数据驱动技术的支持下,可通过大量的试验智能验证混合不同类型优化模型和算法的效果,并智能选择模型和算法,以及与基于集成学习的工艺参数智能优化等,从而实现具有更好优化效果的工艺参数优化。

(4) 集成生产目标的优化设计。当前,对工艺参数的智能优化设计目标大多限于零件成形直接相关的性能和成形质量。而工艺参数优化最终是提高生产质量、降低废品和成本、实现低碳环保和绿色制造等生产目标。因此,系统性地考虑生产目标的优化是应用趋势之一。

3 结语

智能制造是制造业的发展趋势,工艺参数优化设计或确定是影响零件成形质量的关键,因此对工艺参数的智能优化是智能制造的基本任务和重要一环。国内外对工艺参数的智能优化设计已有广泛的研究,大多采用基于对特定零件的试验数据构建模型并应用智能算法求解的方式实现,主要形成了基于 ANN 优化设计、基于数学模型+智能优化算法优化设计、基于专家系统的智能优化设计的三种方法。采用的智能优化算法主要为 GA、PSO。这些研究涉及的数据样本少、模型和算法相对单一,未涉及新的人工智能、大数据和数字孪生等技术的应用。因此未来需要建立和发展基于多源数据驱动的工艺参数智能优化、基于智能模拟的工艺参数智能优化、面向工艺参数优化的工艺参数设计模型和算法的智能优化研究。

参 考 文 献

- [1] Cica D, Kramar D. Intelligent process modeling and optimization of porosity formation in high-pressure die casting[J]. *International Journal of Metalcasting*, 2018, 12(4): 814-824.
- [2] Karthik A, Karunanithi R, Srinivasan S A, et al. The optimization of squeeze casting process parameter for aa2219 alloy by using the taguchi method[J]. *Materials Today:Proceedings*, 2020, 27: 2556-2561.
- [3] Faizal M S E, Rajeswari B, Kumar A R. Experimental investigation of squeeze cast aluminium 2024/Zn alloy using taguchi method[J]. *Materials Today:Proceedings*, 2020, 22: 2412-2423.
- [4] Souissi N, Souissi S, Niniven C L, et al. An experimental design and theoretical analysis of squeeze casting parameters for 2017a aluminium alloy[J]. *International Journal of Materials Engineering Innovation*, 2015, 6(1): 59-73.
- [5] Boddeti N, Ding Z, Kaijima S, et al. Simultaneous digital design and additive manufacture of structures and materials[J]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 1-10.
- [6] Hou H L, Zhang G P, Chen X, et al. Quality prediction of internal thread cold extrusion based on genetic algorithm optimized BP neural network[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2022, 14(3): 1-10.
- [7] Hu H Y, Yang J D, Tian C L. The research on parameter optimization of power battery pack welding based on neural network[C]. 2016 International Conference on Robots & Intelligent System (ICRIS). IEEE, 2016: 457-460.
- [8] Kaviarasan V, Venkatesan R, Natarajan E. Prediction of surface quality and optimization of process parameters in drilling of delrin using neural network[J]. *Progress in Rubber, Plastics and Recycling Technology*, 2019, 35(3): 149-169.
- [9] 喻会,肖凌. 基于ANN的建筑装饰用铝青铜铸造性能优化研究[J]. *热加工工艺*, 2021, 50(7): 81-84.
- [10] Shu F H. Aluminum-zinc alloy squeeze casting technological parameters optimization based on PSO and ANN[J]. *China Foundry*, 2007, 4(3): 202-205.
- [11] Narayana P L, Kim J H, Lee J, et al. Optimization of process parameters for direct energy deposited Ti-6Al-4V alloy using neural networks[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 114(11): 3269-3283.
- [12] 郑方莉,傅南红,焦晓龙,等. 人工智能在注射成型参数设置及优化中的研究进展[J]. *中国塑料*, 2022, 36(1): 84-91.
- [13] 巩江涛,舒林森,王家胜,等. 激光熔覆工艺优化方法研究现状及发展趋势[J/OL]. *激光与光电子学进展*, 2022. [2023-01-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20220701.1024.002.html>.
- [14] 李阳,郭飞,李茂源,等. 塑料注射成形智能技术及其应用[J]. *中国机械工程*, 2020, 31(22): 2734-2744.
- [15] 张庆,李晓棠,于峰,等. 基于BPANN的压铸成型工艺参数的模拟与优化[J]. *铸造设备与工艺*, 2011(5): 35-37,47.
- [16] 刘斌,许建文,江开勇. 基于CAE和ANN的注塑成型工艺参数优化[J]. *工程塑料应用*, 2007, 35(11): 31-34.
- [17] Dastjerdi A A, Movahhedy M R, Akbari J. Optimization of process parameters for reducing warpage in selected laser sintering of polymer parts[J]. *Additive Manufacturing*, 2017, 18: 285-294.
- [18] Chang R L, Han J, Cui G W, et al. Optimization of gear shaper cutting parameters based on bp neural network and genetic algorithm[C]. 2020 5th International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering (ICMCCE). IEEE, 2020: 1602-1605.
- [19] Khadke A, Ghosh S, Li M. Numerical simulations and design of shearing process for aluminum alloys[J]. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 2005, 127(3): 612-621.
- [20] 高东强,黎忠炎,毛志云. 高温合金高速切削性能分析及参数优化[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2010(12): 10-12,17.
- [21] Yi M, Xue M Y. Optimization of injection molding process parameters based on GA-ELM-GA[C]. *MATEC Web of Conferences*, 2022, 355: 01029.
- [22] 董海,高秀秀,魏铭琦. 基于深度学习的完全填充型熔融沉积成型零件质量预测方法[J/OL]. [2022-11-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210726.0744.002.html>.
- [23] Pang Y F, Fu G Y, Wang M Y, et al. Parameter optimization of high deposition rate laser cladding based on the response surface method and genetic neural network model[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(6): 152-162.

- [24] Srinivas K, Vundavilli P R, Manzoor H M. Weld quality prediction of paw by using pso trained rbfn [M]. *Advances in Materials and Manufacturing Engineering*. Springer, Singapore, 2020: 433-439.
- [25] 臧冠男, 张玉荣. 基于有限元法的双轴挤压铸造仿真及试验研究[J]. *热加工工艺*, 2018, 47(1): 92-95.
- [26] Vijian P, Arunachalam V P. Modelling and multi objective optimization of lm24 aluminium alloy squeeze cast process parameters using genetic algorithm[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2007, 186(1): 82-86.
- [27] 王浩杰, 王晓强, 朱其萍, 等. 基于模拟退火的超声滚挤压工艺参数多目标优化[J]. *塑性工程学报*, 2022, 29(4): 14-22.
- [28] Faiz J M, Shayfull Z, Nasir S M, et al. Optimisation of process parameters on thin shell part using response surface methodology (Rsm) and genetic algorithm (GA)[C]//AIP Conference Proceedings. AIP Publishing LLC, 2017, 1885(1): 1-9.
- [29] Jiang P, Wang C, Zhou Q, et al. Optimization of laser welding process parameters of stainless steel 316L using FEM, kriging and NSGA-II[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 99: 147-160.
- [30] Ma X, Sun Z, Cui P, et al. Optimization of the welding process parameters of Mg-5Gd-3Y magnesium alloy plates with a hybrid kriging and particle swarm optimization algorithm[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C:Journal of Mechanical Engineering Science*, 2018, 232(22): 4038-4048.
- [31] Moradpour M A, Hashemi S H, Khalili K. Multi-objective optimization of welding parameters in submerged arc welding of Api X65 steel plates[J]. *Journal of Iron and Steel Research International*, 2015, 22(9): 870-878.
- [32] Savas V, Ozay C. The optimization of the surface roughness in the process of tangential turn-milling using genetic algorithm[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2008, 37(3): 335-340.
- [33] Parthiban A, Chandrasekaran M, Muthuraman V, et al. Optimization of CO₂ laser cutting of stainless steel sheet for curved profile[J]. *Materials Today:Proceedings*, 2018, 5(6): 14531-14538.
- [34] Patel R D, Bhavsar S N. Optimization of machining parameters to minimize surface roughness during end milling of Aisi D₂ tool steel using genetic algorithm[M]. *Advances in Materials and Manufacturing Engineering*. Springer, Singapore, 2020: 231-238.
- [35] 姬庆玲, 夏志林. 基于ANN的AZ31镁合金热挤压成形参数的优化[J]. *热加工工艺*, 2018, 47(21): 165-168.
- [36] Yang R T, Chen Z W. A study on fiber laser lap welding of thin stainless steel[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2013, 14(2): 207-214.
- [37] 赵传营, 赵玉刚, 刘宁, 等. 基于ANN遗传算法的磁粒研磨TC4材料工艺参数优化[J]. *表面技术*, 2020, 49(2): 316-321.
- [38] 余勇, 占刚, 樊文欣, 等. 基于遗传算法的强力旋压连杆衬套工艺参数多目标优化[J]. *锻压技术*, 2019, 44(12): 187-191.
- [39] Yang B. Process parameters optimization of plasma spraying nanostructured coating based on particle swarm optimization algorithm[C]. *Applied Mechanics and Materials*. Trans Tech Publications Ltd, 2014, 665: 68-71.
- [40] Yang B. Process parameters optimization for plasma spraying nanostructured Zro2-7% Y2O3 coating based on simulated annealing algorithm[C]. *Advanced Materials Research*, 2014, 665: 68-71.
- [41] Vagheesan S, Govindarajalu J. Hybrid neural network -particle swarm optimization algorithm and neural network -genetic algorithm for the optimization of quality characteristics during CO₂ laser cutting of aluminium alloy[J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2019, 41(8): 1-15.
- [42] Alkayem N F, Parida B, Pal S. Optimization of friction stir welding process parameters using soft computing techniques[J]. *Soft Computing*, 2017, 21(23): 7083-7098.
- [43] Chen W C, Kurniawan D. Process parameters optimization for multiple quality characteristics in plastic injection molding using taguchi method, BPNN, GA, and hybrid PSO-GA[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2014, 15(8): 1583-1593.
- [44] Osorio-pinzon J C, Abolghasem S, Marañon A, et al. Cutting parameter optimization of Al-6063-O using numerical simulations and particle swarm optimization[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 111(9): 2507-2532.
- [45] Zhang P, Liu G, Wang Y, et al. Optimization of investment casting parameters for reduction of shrinkage porosity in nickel-based superalloy castings by taguchi method[J]. *International Journal of Modern Physics B*, 2021, 35(10): 1-8.
- [46] 李生民, 孙旭霞, 薛旭, 等. 专家系统在水平连铸工艺参数优化设置中的研究与应用[J]. *铸造*, 2005(5): 488-490.
- [47] Wang Z B, Li Z J, Zhu D H. A cutting process parameter optimization expert system for difficult-to-cut materials[C]. *Key Engineering Materials*. Trans. Tech. Publications Ltd., 2008, 375: 574-577.
- [48] Iqbal A, Zhang H C, Kong L L, et al. A rule-based system for trade-off among energy consumption, tool life, and productivity in machining process[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2015, 26(6): 1217-1232.
- [49] Kramar D, Cica D. Predictive model and optimization of processing parameters for plastic injection moulding[J]. *Materiali in Tehnologije*, 2017, 51(4): 597-602.
- [50] Pandey A K, Dubey A K. Fuzzy expert system for prediction of kerf qualities in pulsed laser cutting of titanium alloy sheet[J]. *Machining Science and Technology*, 2013, 17(4): 545-574.
- [51] Shelesh-nezhad K, Siores E. An intelligent system for plastic injection molding process design[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 1997, 63(1-3): 458-462.
- [52] Deng Z, Zhang H, Fu Y, et al. Research on intelligent expert system of green cutting process and its application[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 185: 904-911.
- [53] Deng J X, Ye Z X, Tang R, et al. Reliability evaluation method for squeeze casting process parameter data[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 117(3-4): 1303-1325.

第一作者/通信作者: 邓建新, 男, 1979年生, 副教授、硕士生导师, 省重点实验室副主任, 研究方向为制造系统及其信息学、挤压铸造、物流信息学和精益生产, 已发表论文40余篇。E-mail: dengjxin@163.com

(编辑 高扬)

(收修改稿日期: 2023-01-14)

文章编号: 20230515

如果您想发表对本文的看法, 请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。