

直写成形工艺制备的功能梯度材料零件时变挤出系统建模

王世杰 段国林*

河北工业大学机械工程学院,天津,300401

摘要:高精度的计算流体力学表征模型会带来极高的时间成本,这给具有高频次复杂梯度变化的功能梯度材料零件的表征带来挑战。建立了以贝叶斯正则化神经网络为预测模型的时变挤出系统,首先通过高精度的计算流体动力学仿真模型获取数据集并用于训练神经网络模型,将材料目标比例、料腔中初始比例、双进料口流量总和以及适配的螺杆转速作为输入参数,标记交付延迟时间以及过渡延迟时间作为输出参数,再将训练后贝叶斯正则化神经网络融合经典控制理论对系统描述的方法构建完整的时变挤出系统。最后通过打印功能梯度材料样件验证了所构建的计算流体力学仿真模型以及时变挤出系统的准确性与适用性。

关键词:功能梯度材料零件;直写成形工艺;计算流体力学;贝叶斯正则化神经网络;时变挤出系统

中图分类号:TB34

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.02.021

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Modelling of Time-varying Extrusion Systems for Fabrication of FGMs Parts by Direct Ink Writing Processes

WANG Shijie DUAN Guolin*

School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin, 300401

Abstract: High-precision CFD models are time-consuming, creating challenges for the frequent gradient variations in FGMs part printing. Therefore, a time-varying extrusion system was established using a Bayesian regularization neural network as the prediction model. High-precision CFD simulation data sets were first obtained to train the neural network model, with input parameters including the target materials ratio, initial ratio in the chamber, total flow rate of the dual feed rate, and the adapted screw speed. The output parameters were labeled as delivery delay time and transition delay time. Then, the trained Bayesian regularized neural network was merged with the classical control theory approach to system description to construct the complete time-varying extrusion systems.

Key words: functionally graded materials (FGMs) part; direct ink writing process; computational fluid dynamics (CFD); Bayesian regularized neural network; time-varying extrusion system

0 引言

功能梯度材料(functionally graded materials, FGMs)作为一种具有空间上材料组分或结构梯度变化的新型材料,相较于传统复合层压材料能够有效地改善界面应力问题^[1]。因FGMs能够实现材料性能的多样化和梯度化,在航空航天^[2]、生物医学^[3-6]、能源工程^[7]等高端领域表现出巨大的应用潜力,但传统制造FGMs工艺难以响应更高的定制功能需求,制约着FGMs的应用发展^[5,8]。基于增材制造的直写成形(direct ink writing, DIW)

工艺能够实现不同材料的梯度渐变,从而使不同的零件区域满足定制化功能需求,且此工艺具有灵活性强、材料适用性广、材料利用率高等优势,为制备陶瓷基FGMs零件提供优越的适用性^[9-11]。例如:TANG等^[12]采用双螺杆泵进料方式结合被动混合器成功制备出具有—维梯度变化的高岭土-重晶石FGMs。GUO等^[13-14]成功制备出宽丝氧化锆-氧化铝FGMs,建立了相关静态分流混合器计算流体力学(computational fluid dynamic, CFD)模型,对挤出延迟规律以及静态混合器进行探究。

受到DIW工艺特点的限制,在制备过程中由于浆料从进入混料腔到挤出均匀混合的浆料所产生的延迟现象即挤出延迟会造成挤出材料组分的不确定,增加FGMs零件的潜在使用风险。LI

收稿日期:2024-12-02

基金项目:中央引导地方科技发展资金(216Z804G)

等^[15]采用高速旋转叶片混合器成功制备出变化氧化锆/氧化铝FGMs,通过实验定义了挤出延迟包含交付延迟和过渡延迟。在交付延迟阶段,混料腔中挤出的是上一阶段的材料组分,直到过渡延迟阶段,新的材料组分开始被挤出,过渡延迟阶段则是新的材料组分从开始到完成转变所对应的距离。对于单次混合变化后出口应答曲线的表征,会采用Weibull函数基于实验数据确定单次材料连续进给后的停留时间分布函数^[16]。然而,在DIW成形FGMs过程中,材料比例会随功能需求多次变化,挤出延迟距离受到工艺参数、材料流变特性以及混料结构参数的多维影响,难以通过解析函数建模方式直接表征多次材料比例变换后的应答曲线^[17]。材料变换所对应的挤出延迟精准建模能够有效地降低FGMs零件的潜在使用风险,从而得到准确的FGMs零件的性能表征。利用传统试验法探究难以全面地对不同场景下的挤出延迟规律进行表征,且会造成高昂的研究成本。因此,WANG等^[18]基于CFD模型表征销钉式螺杆主动混合器的挤出延迟现象,并通过双料筒速度进给方式制备出二维变化的FGMs零件,文中构建的三维瞬态仿真模型虽能以较低成本获取高精度的混合数据,但计算周期过长,难以在高频次变换工艺参数下快速得到准确的材料组分信息,进而制约FGMs零件的研发效率。

基于数据训练的神经网络系统可以利用仿真数据进行训练和优化得到高精度且高效率的预测模型,能够挖掘受多维因素影响下的复杂规律^[19]。例如YU等^[20-21]通过构建三层人工神经网络模型,结合柱面波导的传播特性和频散曲线特征,实现了对不锈钢-碳化硅FGMs零件内部组分分布的反演分析,该方法为精确表征FGMs零件的实际材料属性提供了有效手段。YU等^[22]开发了用于评估陶瓷FGMs零件的烧结收缩行为模型。该模型基于21组实验数据进行训练优化,最终建立的预测模型最大误差控制在6%以内,展现出良好的预测精度。神经网络预测模型凭借其卓越的非线性映射特性,在处理高维多参数复杂系统时展现出独特优势,它能够基于训练数据有效提取输入输出变量间的深层关联特征,实现对复杂数据内在规律的精确建模。但目前通过神经网络与数值模拟技术相融合,用于预测DIW中的挤出材料组分比例信息的研究仍为空白。

本文针对三维瞬态仿真材料挤出制备FGMs过程时所面临计算周期过长的难题,利用机器学习的优势建立基于贝叶斯正则化神经网络系统的

时变挤出系统,用于高效准确地预测制备FGMs时多频次材料比例变化所对应的挤出混合材料比例信息的应答曲线。首先基于CFD建立DIW制备FGMs混合系统模型,将初始材料比例、目标材料比例、进给总流量作为系统输入量,标记挤出口处应答曲线所对应的交付延迟时间点以及过渡延迟时间点作为输出量。基于不同的输入参数得到70组数据集用于训练优化神经网络模型,最终将训练好的神经网络模型输出结果嵌入时变系统得到挤出材料预测应答曲线。实验验证了所构建系统的准确性以及高效性。

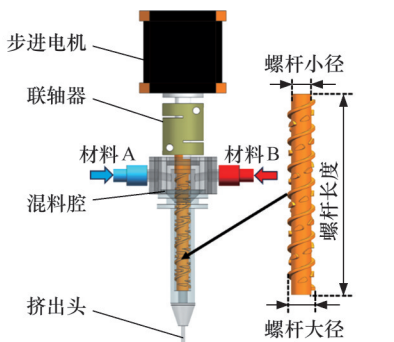
1 基于CFD的主动混料系统建模

1.1 主动混料系统结构参数及边界条件

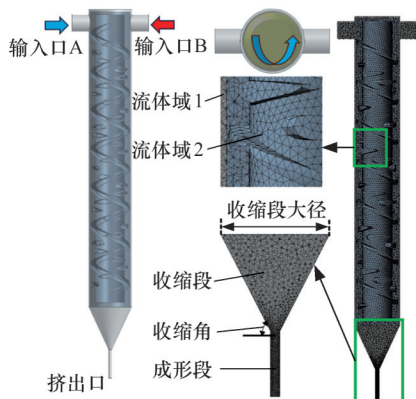
基于直写成形工艺制备功能梯度材料零件时,混料系统是通过将两种不同浆料混合均匀实现材料梯度变化的关键,其核心混料方式包含被动混合与主动混合。被动混合主要是通过料腔中的分布式结构使不同浆料在进给驱动力下被动地完成混合,由于混合效率低,混料器必须保证一定的长度^[13-14]。主动混料器中,销钉式混料结构具有更高效的混合效率,图1a所示的打印系统中,由步进电机驱动销钉式螺杆实现主动混合。这种销钉式混合螺杆具有30个在螺槽表面均匀缠绕分布的等高销钉,能够使浆料在料腔中实现混沌层流混合从而缩短过渡延迟时间^[18,23]。打印FGMs时,材料A与B分别以不同的进给速率输入混合料腔中,再由混料螺杆实现实时混合挤出至打印平台,完成功能梯度材料零件的制备。图1b所示是基于计算流体动力学通过ANSYS FLUENT构建的仿真模型。在CFD模型中采用压力求解器以及瞬态计算方式,基于相对旋转法设置相对静止流体域1与旋转流体域2并关联内表面约束,用于实现螺杆逆时针旋转运动及浆料混合过程模拟。分别以0.4 mm和0.2 mm设置流体域1与流体域2区域的网格尺寸,共计得到了3 370 336个节点与1 741 284个网格单元。主动混料结构参数及工艺参数范围见表1,销钉形状参数见文献^[18]。

1.2 控制方程

对混合浆料进行计算流体动力学分析。混合浆料可被视作一种连续介质,这种连续介质的运动遵循能量、质量以及动量守恒。在本研究中实验过程在室温下进行,并且浆料视为不可压缩流体,即 $\partial\rho/\partial t=0$,混料腔中浆料体积很小以至于其热量交换可以忽略不计。本研究使用的两种



(a)混料系统3D模型



(b)混料系统CFD模型

图1 主动混料系统模型

Fig.1 Mixing system model

表1 混料系统结构参数

Tab.1 Mixing system structural parameters

名称	数值	名称	数值
螺杆长度/mm	60	销钉高度/mm	1
螺杆大径/mm	8	输入口直径/mm	2
螺杆小径/mm	6	挤出口直径/mm	0.5
螺距/mm	8	收缩角度/(°)	65
螺槽高度/mm	1	收缩段大径/mm	8
螺槽宽度/mm	7	成形段长度/mm	6
螺杆转速/(r·min ⁻¹)	21~45	进料口速率和/(mm·s ⁻¹)	0.4~1

浆料为非牛顿流体。假设在等温条件下可以忽略热传递,同时考虑重力因素。不可压缩的多组分黏性浆料的流动用简化的 Navier-Stokes 方程描述^[24]。流体运动的质量连续性方程和动量守恒方程分别如下:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{v}) = 0 \quad (1)$$

$$\rho \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial t} + \rho \mathbf{v} \cdot \nabla \mathbf{v} = -\nabla p + \nabla \tau + \mathbf{G} \quad (2)$$

式中: ρ 为密度,kg/m³; t 为时间,s; \mathbf{v} 为速度矢量,m/s; ∇ 为梯度算子; p 为流体介质所受到的压力,Pa; τ 为应力张量; \mathbf{G} 为重力,N。

1.3 材料参数

为了通过颜色直接进行材料梯度的判别,本文采用绿色和白色两种碳酸钙水基膏体,记作材

料 A 与 B,密度分别为 1120 kg/m³及 1285 kg/m³。其流变特性表现为剪切稀化的非牛顿流体,通过幂律函数进行表征:

$$\tau_i = K \dot{\gamma}^n \quad (3)$$

式中: τ_i 为流体介质受到的剪切应力,Pa·s; K 为稠度系数,Pa·s ^{n} ; $\dot{\gamma}$ 为剪切速率,s⁻¹; n 为量纲一流性系数,它小于 1 表示剪切稀化的流变特性。

流变参数通过旋转流变仪(MCR 302, Anton Paar, Graz, Austria)在室温下进行测试,得到流变特性曲线如图 2 所示,经过幂律函数拟合得到流变参数结果见表 2,并且使用 Fluent 中的函数功能定义流变参数。由于在混料腔中两种高黏度流体受到低速旋转螺杆的作用,故采用层流模型进行计算。

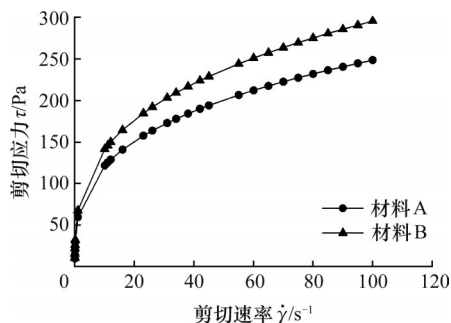


图2 两种材料的流变特性曲线

Fig.2 Rheological characteristic curves of two materials

表2 材料流变特性参数

Tab.2 Material rheological parameters

材料	稠度系数 K /(Pa·s ^{n})	量纲一流性系数 n
A	59.59	0.31
B	67.68	0.32

1.4 CFD 模型计算结果

在 CFD 模型中,输入参数分别是料腔中材料 A 的初始比例、材料 A 的目标比例、双进料口速率和匹配螺杆转速。根据质量守恒原则,混合挤出过程中材料 A 与材料 B 的比例和为 1。图 3 所示为一组 CFD 模型的仿真结果,料腔中的材料 A 所占混合浆料的初始比例为 90%。材料 A 与 B 的目标比例为 0.1:0.9,即在初始时刻按照目标比例进给双材料,双击料口挤入速率和为 0.5 mm/s,由实验可得匹配螺杆转速为 25 r/min。最终监测挤出口处的材料比例应答曲线,得到图 3b 所示结果。由图 3a 可知混合浆料在料腔中的混合状态,两种材料由挤入口进入混合料腔中,经过 210 s 后达到材料目标比例的 5% 时即材料 A 与 B 的目标比例为 0.86:0.14,定义此时刻为交付延迟时间,随后计算时间为 348 s 时达到材料目标比例的 95%,即材料 A 所占比例为 14% 时单次比例变化

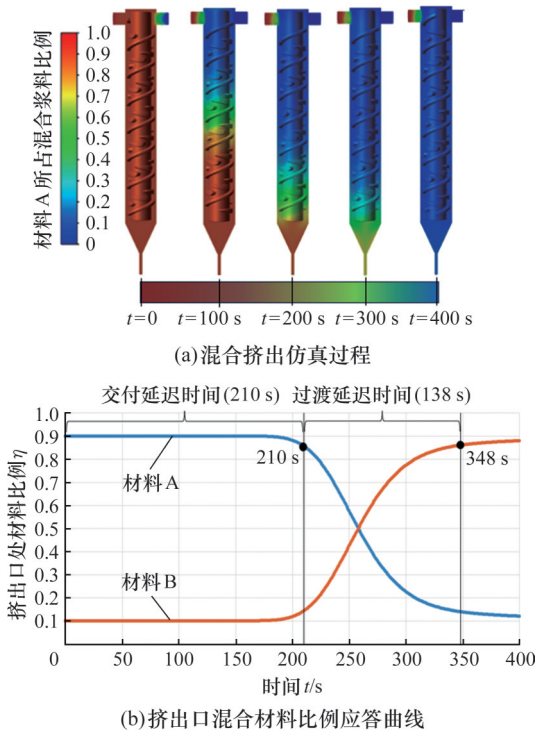


图3 CFD模拟结果

Fig.3 Simulation result of CFD model

所对应的延迟时间为 348 s。本文所采用的仿真硬件是 Corei7-1165G7 以及 16 GB 内存,对 400 s 的仿真结果需要耗时 22 492.158 s。在打印过程中,高频次比例变化后的挤出材料信息的准确获取挑战较大,极大地限制了直写成形制备功能梯度材料的设计过程。因此,基于上述模拟条件共得到 70 组基于随机变化工艺参数仿真结果数据集,用于训练优化神经网络预测模型,采用双次梯度变化打印实验验证模型表征挤出材料信息的准确性。

2 材料挤出系统建模

2.1 贝叶斯正则化神经网络预测模型

贝叶斯正则化神经网络 (Bayesian regularized neural networks, BRNN) 通过结合贝叶斯推断和正则化技术,构建更具泛化能力的预测模型。它在训练过程中将模型参数视为随机变量,通过最大化数据后验概率来优化模型权重与偏置,同时引入正则化项控制模型复杂度,能够有效地避免过拟合^[25]。贝叶斯正则化神经网络模型包含输入层、隐藏层以及输出层,三层之间相互联系。通过输入层接收数据,隐藏层提取和转换特征,最终输出层生成预测结果。在训练过程中基于历史数据集不断地优化更新隐藏层神经元的权重 w 与偏置 b ,各个神经元的权重和偏置在模型的表现和精度中起到了关键作用,权重决定了输入信号对输出信号的影响程度,而偏置

则决定了神经元的激活阈值。根据图 4 所示贝叶斯正则化神经网络模型结构,得到 n 个输入节点以及 m 个隐藏层节点下的隐藏层输出总权重向量 U :

$$U = f(WX + b) \quad (4)$$

式中: W 为 $n \times m$ 的权重矩阵; X 为 n 维输入向量; b 为 m 维偏置向量。

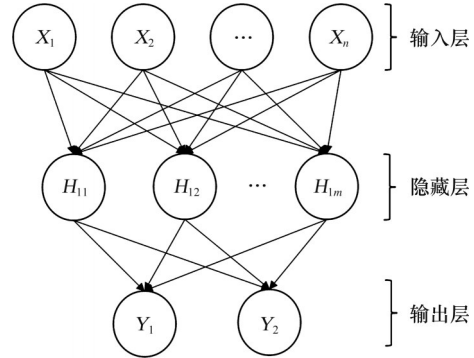


图4 贝叶斯正则化神经网络模型

Fig.4 Bayesian regularized neural networks model

本文中贝叶斯正则化神经网络模型中共设置 10 个隐藏层节点,最大迭代次数为 200,输入层至隐藏层与隐藏层至输出层的激活函数采用 tansig-purelin 函数:

$$\tan \operatorname{sig}(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (5)$$

$$\operatorname{purelin}(x) = x \quad (6)$$

tansig 函数连续且光滑,有助于梯度的稳定更新,减少训练过程中的振荡。Purelin 函数在输出层则保持线性关系,适配回归任务的连续输出需求。

模型训练指标为均方差 (mean squared error, MSE) E_{MS} :

$$E_{\text{MS}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (7)$$

其值越小,模型预测拟合越好。根据上文的仿真环境共有 4 个输入参数:混料腔中初始材料比例以材料 A 所占比例输入,其范围为 0~1;目标材料比例,其范围为 0~1;双进料口总进给率,其范围为 0.4~1 mm/s;所匹配的螺杆转速,其范围为 21~45 r/min。需要注意的是,在随机输入参数中,初始比例与目标材料比例不能一致。共得到 70 组数据结果,其中 58 组数据用于模型训练,12 组数据验证测试,如图 5 所示,经过 43 次训练后达到预测模型的最佳性能,其均方差约为 0.0098。图 6 所示为 12 组测试集与 CFD 计算得到的交付延迟时间与过渡延迟时间的方差结果,方差计算公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (8)$$

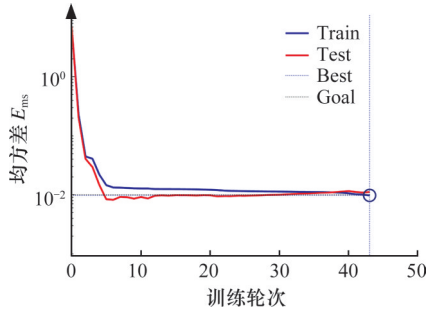


图5 贝叶斯正则化神经网络训练结果

Fig.5 Training result of the Bayesian regularized neural network

式中： y_i 为CFD计算得到的实际值； \hat{y}_i 为BRNN模型得到的预测值； \bar{y}_i 为验证数据集中由CFD计算结果得到的平均值。

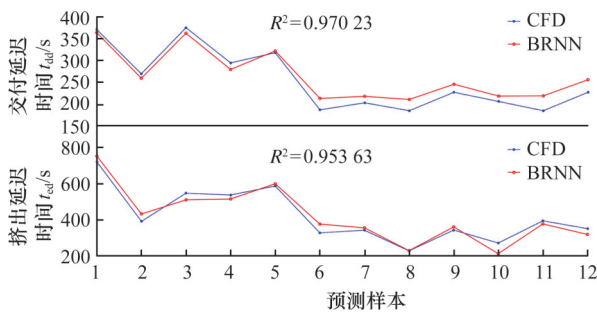


图6 贝叶斯正则化神经网络预测结果与CFD仿真结果对比

Fig.6 Comparison of Bayesian regularized neural network results and CFD results

训练后的BRNN可以高准确率地预测挤出系统中的交付延迟时间与过渡延迟时间,准确率分别可达97.02%、95.36%,最终输入层-隐藏层以及隐藏层-输出层的神经元权重与偏置见表3、表4。

表3 输入层-隐藏层神经元权重与偏置

Tab.3 Input layer-hidden layer neuron weights and bias

神经元	输入层节点1	输入层节点2	输入层节点3	输入层节点4	偏置
1	0.0462	0.0087	-0.037	0.0624	0.1695
2	-0.5147	-0.2851	0.9686	0.3219	0.6197
3	0.0461	0.0086	-0.0369	0.0621	0.1688
4	-0.0463	-0.0087	0.037	-0.0625	-0.1698
5	0.0231	0.003	-0.0151	0.0231	0.0666
6	0.786	0.1731	0.5943	0.4138	-0.5373
7	0.0463	0.0087	-0.037	0.0624	0.1696
8	-0.1406	-0.2974	-0.0317	0.101	-0.1909
9	0.0457	0.0083	-0.0362	0.0606	0.1652
10	-0.0462	-0.0087	0.037	-0.0623	-0.1694

2.2 时变挤出系统建模

由图3得到的单次材料输入变化的过渡延迟时间段对应材料A所占比例可以通过指数函数进行时域表征,即

$$y(t) = K(1 - e^{-t/T(t)}) \quad (9)$$

表4 隐藏层-输出层神经元权重与偏置

Tab.4 Hidden layer-output layer neuron weights and bias

神经元	1	2	3	4	5	6
输出节点1	0.1742	-0.6838	0.1735	-0.1745	0.0675	-0.5071
输出节点2	0.087	-0.1946	0.0866	-0.0871	0.035	-0.5838
神经元	7	8	9	10	偏置	
输出节点1	0.1743	-0.0349	0.1697	-0.1741	0.7766	
输出节点2	0.0871	-0.3633	0.0848	-0.0869	0.4969	

将其转换成时域微分方程后进行拉普拉斯转换,得到一阶传递函数的形式:

$$G(s) = \frac{K}{T(t)s + 1} \quad (10)$$

式中:K为系统增益,由于挤出系统中材料A的变化区间为[0,1],故K恒为1;T(t)为挤出系统因受多维因素影响而随时间变化的时间常数,其值通过BRNN预测模型求得。

建立能够高效精准表征挤出系统的原理,如图7所示。首先确定系统的输入参数,包含定义初始状态下料腔中材料A所占比例的全局变量、以材料A为基准的目标比例变化、双进料口流量总和、匹配螺杆转速。

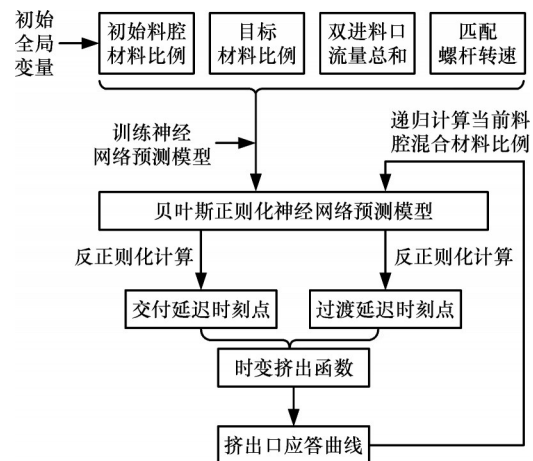


图7 时变挤出系统工作原理

Fig.7 Working principle of the time-varying extrusion system

首先是整体系统的输入参数模块,其定义了全局初始变量,利用InitFcn回调函数来模拟在混料腔在初始时刻材料A的体积分数。目标材料比例则通过Signal builder模块,用户可以自定义设置函数类型(线性函数、多次函数、三角函数等),值得注意的是其变化区间为[0,1]。其次将表3、表4以及输入输出的激活函数参数放入自定义函数模块,用于构建已训练好的贝叶斯正则化

神经网络预测模型。为了集成已训练好的贝叶斯正则化神经网络,需要对输入和输出数据进行预处理和后处理,从而确保模型的稳定性和预测精度。在输入数据处理阶段,采用正则化方法将原始数据归一化到 $[0,1]$ 区间,以减小特征间的量纲差异对模型训练的影响,在输出数据处理阶段,需对模型预测结果进行反正则化处理,从而将归一化的预测值还原到实际物理量的范围。其公式是

$$x_{nor} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (11)$$

$$x_{ori} = x_{nor} (x_{max} - x_{min}) + x_{min} \quad (12)$$

式中: x_{nor} 为归一化后的数据; x 为输入原始数据; x_{min} 、 x_{max} 分别为输入数据的最大值与最小值; x_{ori} 为还原后的实际输出数据。

然后将输入参数传输给贝叶斯正则化神经网络预测模型中得到交付延迟时间点以及完成过渡延迟时间点,根据前文提到的当前材料比例变化达到目标比例值的95%则标记为完成组分过渡,因此,将交付延迟时间点与完成过渡延迟时间点差值的1/3输入时变系统中的时间常数 $T(t)$,进而结合一阶系统完成过渡延迟计算模块的建立。交付延迟时间的计算通过Time Variable Delay模块实现。首先,通过条件判据确定初始时刻混料腔内材料比例对交付延迟时间的响应。时间判据设定为1 ms,小于计算精度0.01 s,以确保计算的准确性。交付延迟时间的初始值由BRNN预测模型和初始时刻材料A的组分比例共同决定。随着打印过程的开始,交付延迟时间会动态变化,并根据挤出材料A的实时响应值不断调整,最终由BRNN预测模型输出确定具体值,从而实现时变挤出过程的准确预测。

最终通过整个时变挤出系统得到挤出口材料A所占比例的应答曲线,同时输出当前比例递归至贝叶斯正则化神经网络系统并定义为当前时刻下料腔内的混合材料情况。本文通过SIMULINK完成时变挤出系统的建模。

3 实验及分析

3.1 实验装置

实验采用自主研发的功能梯度材料零件3D打印样机,如图8所示,其主要结构及功能如下:通过两台独立42电机结合减速器并配合不同进给速度实现材料比例变化的双进给材料进给驱动单元,其作用是通过控制进料流量控制进给比例;由单42电机驱动混料螺杆实现浆料在线混合挤出的主动混料器单元,其作用是保证

混合浆料的均匀性;读取分析包含FGMs零件的几何与材料信息G代码的上位机;通过接收上位机发出的脉冲指令成形FGMs零件的XYZ移动打印平台单元;以及生成FGMs零件G代码的切片系统。

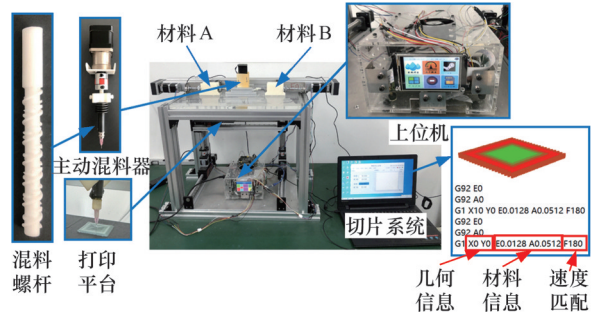


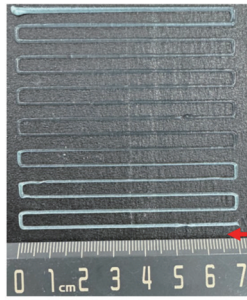
图8 FGMs零件3D打印样机

Fig.8 FGMs part 3D printer

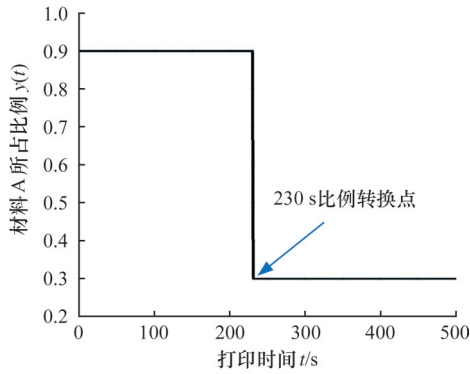
3.2 实验验证

本文以两种颜色碳酸钙水基膏体作为打印原料,记为材料A(绿色)与材料B(白色),其优势在于能够通过颜色结合数字图像处理的方式表征挤出响应曲线。如图9a所示,按图中红色箭头为起始点沿着“之”字形打印出70 mm×100 mm、间隔为7 mm的带有两次梯度变化的挤出丝。工艺参数设定如下:双进料速率总和为1 mm/s,匹配螺杆转速为25 r/min,扫描速度为3 mm/s,打印图10中细丝所用总打印时间为500 s。在打印前先按照材料A与材料B之比为2:8的比例进行混料腔的清理。在打印的开始时刻按照9:1的比例进给230 s,随后按照3:7的比例进给剩余330 s直至完成两次梯度变化,进给比例变化如图9b所示。

如图11所示,本文通过两种不同颜色的打印原料结合数字图像处理的方式来表征其挤出混合材料比例。首先将挤出丝图像转换成灰度图,在每根长度70 mm的丝上按照打印顺序均匀选取8个像素点的灰度值来表示当前点的材料比例情况,扫描点的位置如图10a所示,对应灰度值的变化如图10b中黑色方块所示。在验证过程中分别基于前文所构建的CFD仿真模型以及时变挤出系统,均按照图10b所示的输入材料比例变化参数,可以得到图11b的结果。通过对挤出样丝采样点灰度值结合CFD仿真与时变挤出系统的模拟结果对比分析,可以观察到挤出材料经历了两次显著的材料比例变化,同时在图中标记了预测模型与CFD模型对应的交付延迟与挤出延迟时间点,在图中标记了预测模型与CFD模型对应的交付延迟与挤出延迟时间点,以±5%材料比例

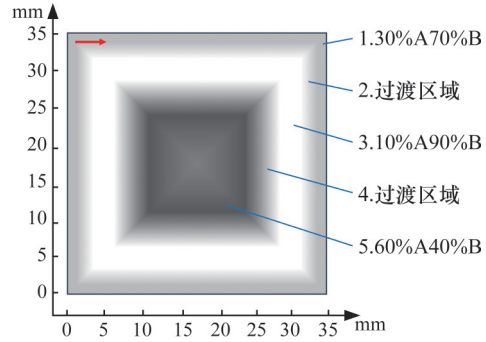


(a) FGMs挤出丝

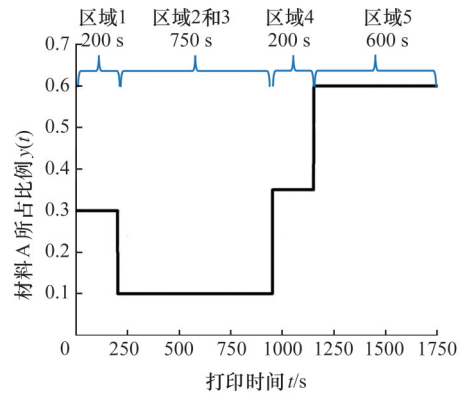


(b) 材料A输入目标比例变化

图9 FGMs挤出丝及材料A系统输入比例变化
Fig.9 FGMs extruded filament and material A system input ratio



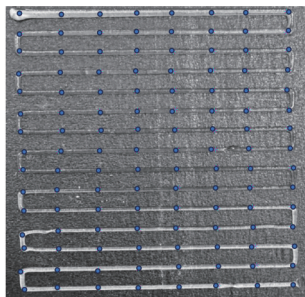
(a) FGMs样品梯度设计



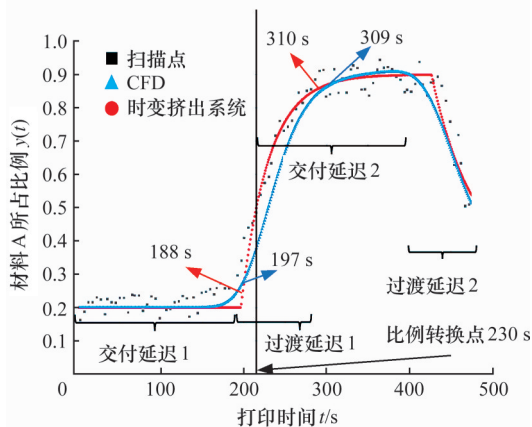
(b) 时变挤出系统进给输入

图11 功能梯度材料样品设计

Fig.11 Design of the functionally graded materials specimen



(a) FGMs挤出丝灰度图



(b) 挤出丝梯度变化

图10 挤出丝数字图像处理结果

Fig.10 The result of digital image processing of extruded filaments

变化标记,当比例达到2.35:7.65时,预测模型对应的时间为188s,CFD计算结果为197s,当比例

达到8.65:1.35时,预测模型对应的时间为310s,CFD计算结果为309s,这表明时变挤出系统的预测精度能够达到较高水平。其次是对挤出材料变化的描述,首先是交付延迟1阶段,其对应的是混料腔中初始材料比例为2:8的混合材料,在交付延迟1阶段,挤出口不会响应新材料比例变化,以及在预测模型中对应时间约为188s。随后进入过渡延迟1阶段,此阶段对应G代码设定的9:1比例的材料进给,并从初始时刻开始持续了230s。在交付时间1阶段(188s)后挤出材料开始发生变化,直到310s时认定其打印比例为9:1。在230s时,材料进给比例被调整为3:7直至打印结束。此过程首先经历了交付延迟2阶段,即从230s后开始,在此阶段挤出口材料的比例仍保持9:1的输出。其中,交付延迟2阶段对挤出口当前材料比例的响应没有影响,这也就解释了在交付延迟2阶段中会按照上一次材料比例的变化持续输出,直到完成交付延迟阶段2所对应的时间400s时,浆料开始发生第二次材料转变的过程,即开始过渡延迟2阶段。在400s后,浆料开始从9:1的比例逐渐向3:7的比例过渡。

由图10a中采样点的扫描结果点的分布情况可以看出,所构建的CFD仿真模型与时变挤出系

统均能很好地表征基于直写成形工艺制备功能梯度材料零件的挤出系统,具有优良的准确性,由此用于训练的70组数据集能够获得高精度的预测模型,并将其融合至时变挤出系统中,能够高效且精准地预测打印材料信息。传统的三维瞬态CFD仿真需要7.5 h才能完成500 s的物理过程模拟,尽管这种方法能提供高精度结果,但其巨大的时间成本严重制约了设计效率。相比之下,本研究提出的贝叶斯正则化神经网络时变系统在保持0.01 s时间精度的同时,仅需2.1 s即可完成相同时间的模拟,为复杂梯度的快速设计提供了新的解决方案。

3.3 FGMs 样件打印

为了进一步验证所构建模型的高效性与准确性,通过自研FGMs打印样机成功制备出35 mm×35 mm×4 mm带有多次梯度变化的二维FGMs样件。图11a所示为FGMs样件的设计梯度变化特征,其中包含5个梯度变化区域:区域1,材料A与材料B的比例为3:7,总宽度和为5 mm;区域2与区域3,包含过渡区域与1:9材料分布区域,总宽度为10 mm;区域4,从材料组分1:9转换到6:4,总宽度为5 mm,过渡区域组分呈现线性变化;区域5,中间部分的材料比例为6:4,宽度为15 mm。

打印路径按照图11a中红色箭头,采用偏置打印的方式,100%填充率,双进料口总进给率为0.5 mm/s,扫描速度为3 mm/s,螺杆转速为25 r/min,打印前以3:7的材料比例进行洗料,确保混料腔中在初始时刻均为此材料比例。根据扫描速度计算得到打印时间为1750 s。在每层中根据每个区域的面积可以得到此区域所需打印时间,区域1的面积为325 mm²,所需要打印时间约465 s;区域2和3的面积为500 mm²,所需打印时间约715 s;区域4的面积为175 mm²,所需打印时间为250 s;区域5的面积为225 mm²,时间约320 s。

根据上述对各区域尺寸的分析,打印策略按照图11b中设计的以材料A为基准的材料进给比例变化实施。具体步骤如下:

区域1,按材料比例3:7进给200 s,以配合原料腔中的初始交付延迟时间完成总宽度为5 mm的区域1矩形环打印。

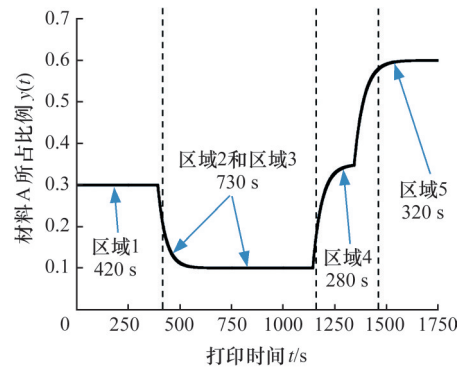
区域2与区域3,两区域总打印时间约为715 s。因此,按照3:7比例进给200 s后即可开始按照区域3的材料比例进给,总进给时间长度为750 s。

区域4,为了实现区域3与区域5之间的材料

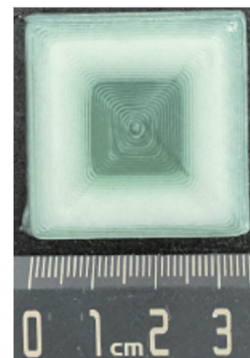
组分线性过渡,在区域3完成打印后按区域3与区域5的中间材料比例3.5:6.5打印200 s,以实现梯度区域均匀过渡。

区域5,在区域4完成后,直接切换至最终目标材料比例6:4,即将最后一次材料变换所对应的交付延迟距离前置到区域4中,并且保持该比例直至打印当前层结束,总进料时间为600 s。

按照上述策略,通过时变挤出预测系统计算得到图12a所示的结果。具体表现如下:按照区域1材料比例响应的打印时间为420 s;区域2和区域3合计总响应时间为730 s;在区域4呈现出线性梯度变化,共打印了280 s;最后在区域5中以材料组分为6:4响应打印时间为320 s,预测结果表明其能够很好地匹配设计的打印需求。整个预测系统的计算耗时仅7.49 s,显著提高了打印规划效率。



(a) 挤出系统时序比例变化



(b) 打印FGMs样件

图12 时变挤出系统响应曲线及功能梯度材料打印样件

Fig.12 Response curve of time-varying extrusion system and FGMs specimen

基于该策略生成了打印指令,最终获得图12b中的FGMs打印样件。从样件的实际打印结果可以看出,它具有良好的几何精度,并能准确再现设计的材料分布。为验证材料分布的准确性,将打印完成的FGMs样件转换为灰度图并对此进行分析,结果如图13所示。根据图13a中红色箭头所示的像素扫描路径分析,样件的材料信息分

布符合设计目标。此外,结合时变挤出系统生成的时序挤出材料响应曲线,可以进一步验证系统的高效性和准确性。

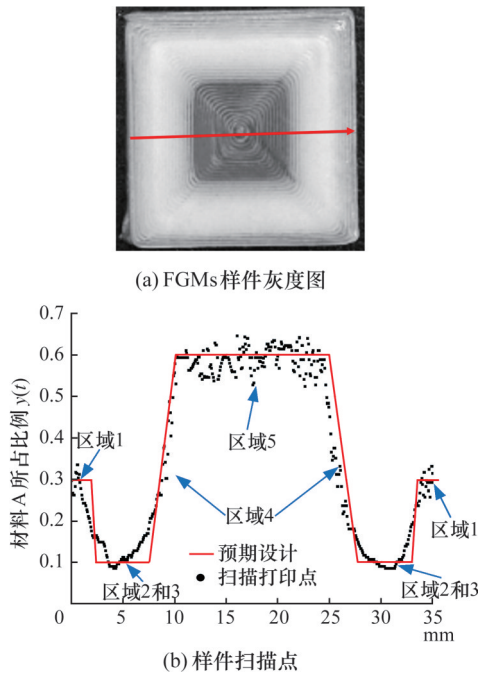


图 13 FGMs 样品材料梯度分布结果

Fig.13 Material gradient distribution results of FGMs sample

4 结语

本文以 CFD 为计算框架得到双料混合系统的仿真模型,以此获得优化训练数据集,基于此数据集构建得到了贝叶斯正则化神经网络预测模型,从而建立了时变挤出系统。此时变挤出系统模型能够高效且准确地表征时变输入情况下的挤出材料组分比例,其中贝叶斯正则化神经系统的预测交付延迟时间以及过渡延迟时间的准确率能够分别达到 97.02%、95.36%。通过打印具有两次梯度变化的挤出丝以及二维变化的 FGMs 样品验证了 CFD 建模的准确性以及时变挤出系统的高效性与适用性。此模型的建立适用于功能梯度材料零件设计初期,特别是对具有多次比例变化的 FGMs 零件能够准确地获知打印材料分布情况,分析其使用性能,避免潜在的使用风险,并且较 CFD 计算模型能够大幅度缩短打印材料的表征时间。此外,通过模型预测可以精准安排 FGMs 的过渡区域分布,并将这些过渡区域智能排布在零件的非关键承载位置,进一步拓展 FGMs 应用潜力。

此模型依然能够适用于今后的研究方向,基于不同种类的打印原料以及挤出头结构,将更多

浆料的流变参数以及挤出头、混料螺杆等结构参数考虑在内,结合巨量的工艺大数据,可进一步扩展时变挤出系统的适用范围。

参考文献:

- [1] LI Xinwei, KIM M, ZHAI Wei. Ceramic Microlattice and Epoxy Interpenetrating Phase Composites with Simultaneous High Specific Strength and Specific Energy Absorption [J]. *Materials & Design*, 2022, 223: 111206.
- [2] HURDOGANOLU D, SAFAEI B, SAHMANI S, et al. State-of-the-art Review of Computational Static and Dynamic Behaviors of Small-scaled Functionally Graded Multilayer Shallow Arch Structures from Design to Analysis [J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2024, 31(1): 389-453.
- [3] COFFIGNIEZ M, GREMILLARD L, BOULNAT X. Sinter-based Additive Manufacturing of Graded Porous Titanium Scaffolds by Multi-inks 3D Extrusion [J]. *Advanced Engineering Materials*, 2023, 25(4): 2201159.
- [4] GEORGE S M, NAYAK C, SINGH I, et al. Multifunctional Hydroxyapatite Composites for Orthopedic Applications: a Review [J]. *ACS Biomaterials Science & Engineering*, 2022, 8(8): 3162-3186.
- [5] ZHANG Yabo, YANG Huiling, LEI Shaoqian, et al. Preparation of Biodegradable Mg/B-TCP Biofunctional Gradient Materials by Friction Stir Processing and Pulse Reverse Current Electrodeposition [J]. *Acta Metallurgica Sinica (English Letters)*, 2020, 33(1): 103-114.
- [6] 刘腾达, 汤磊, 孙畅宁, 等. 3D 打印连续纤维复合假肢接受腔 Z 向强化制造策略 [J]. *机械工程学报*, 2022, 58(7): 267-275.
- [7] LIU Tengda, TANG Lei, SUN Changning, et al. Z-direction Prosthetic Socket of Continuous Fiber Composite [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(7): 267-275.
- [8] CANO P, HINOJOSA M, NGUYEN H, et al. Hybrid III-V/SiGe Solar Cells Grown on Si Substrates through Reverse Graded Buffers [J]. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2020, 205: 110246.
- [9] SAM M, RADHIKA N. Development of Functionally Graded Cu - Sn - Ni/Al₂O₃ Composite for Bearing Applications and Investigation of Its Mechanical and Wear Behavior [J]. *Particulate Science and Technology*, 2019, 37(2): 220-231.
- [10] KUMAR P, SHARMA S K, SINGH R K R. Recent Trends and Future Outlooks in Manufacturing Methods and Applications of FGM: a Comprehensive Review [J]. *Materials and Manufacturing Processes*, 2023, 38(9): 1033-1067.
- [11] REN Luquan, SONG Zhengyi, LIU Huili, et al. 3D Printing of Materials with Spatially Non-linearly Varying Properties [J]. *Materials & Design*, 2018, 156: 470-479.
- [12] 马维东, 李淑娟, 杨磊鹏, 等. 功能梯度材料的低温挤压成形过程建模与实验研究 [J]. *中国机械工程*, 2019, 30(13): 1600-1606.
- [13] MA Weidong, LI Shujuan, YANG Leipeng, et al. Modeling and Experimental Study on Freeze-form Extrusion Fabrication of FGMS [J]. *China Mechanical Engineering*, 2019, 30(13): 1600-1606.
- [14] TANG Danna, HAO Liang, LI Yan, et al. Dual Gradient Direct Ink Writing for Formation of Kaolinite Ceramic Functionally Graded Materials [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2020, 814: 152275.
- [15] GUO Weiwei, JIANG Zhaoliang, ZHONG Honghao,

- et al. Impact of Online Mixing via KSM on the Accuracy of Ingredient Deposition in Manufacturing FGMS[J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2023, 241: 107971.
- [14] GUO Weiwei, JIANG Zhaoliang, ZHANG Cheng, et al. Fabrication Process of Smooth Functionally Graded Materials through a Real-time Inline Control of the Component Ratio[J]. Journal of the European Ceramic Society, 2021, 41(16): 256-265.
- [15] LI Wenbin, ARMANI A, MARTIN A, et al. Extrusion-based Additive Manufacturing of Functionally Graded Ceramics [J]. Journal of the European Ceramic Society, 2021, 41(3): 2049-2057.
- [16] 波坦特 H. 挤出工程设计与计算[M]. 北京: 中国石化出版社, 1986:136-140.
POTENE H. Verfahrenstechnische Auslegung Von Plastifizier-und Schmelzeaggregaten[M]. Beijing: China Petrochemical Press, 1986:136-140.
- [17] BRACKETT J, YAN Yongzhe, CAUTHEN D, et al. Characterizing Material Transitions in Large-scale Additive Manufacturing [J]. Additive Manufacturing, 2021, 38: 101750.
- [18] WANG Shijie, ZHOU Jing, DUAN Guolin, et al. Optimization of Pin Type Single Screw Mixer for Fabrication of Functionally Graded Materials [J]. Applied Sciences, 2024, 14(3): 1308.
- [19] 王世杰, 杨杰, 马硕, 等. 机器学习在功能梯度材料设计-制备中的应用综述[J]. 材料导报, 2023, 37(21): 111-119.
WANG Shijie, YANG Jie, MA Shuo, et al. A Review: Applications of Machine Learning in Design-fabrication of Functionally Graded Materials [J]. Materials Reports, 2023, 37(21): 111-119.
- [20] YU Jiangong, WU Bin. The Inverse of Material Properties of Functionally Graded Pipes Using the Dispersion of Guided Waves and an Artificial Neural Network[J]. NDT & E International, 2009, 42(5): 452-458.
- [21] YU Jiangong. Determination of Material Properties of
- Functionally Graded Hollow Cylinders Using Artificial Neural Network [C] //Proceedings of the 2009 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Zhangjiajie, 2009: 202-205.
- [22] YU C L, YANG H, ZHAO D C, et al. Prediction of the Sintering Shrinkage of Glass-alumina Functionally Graded Materials by a BP Artificial Neural Network[J]. Science of Sintering, 2009, 41(3): 257-266.
- [23] CASTELAIN C, MOKRANI A, LEGENTILHOMME P, et al. Residence Time Distribution in Twisted Pipe Flows: Helically Coiled System and Chaotic System[J]. Experiments in Fluids, 1997, 22(5): 359-368.
- [24] ORISALEYE J I, ADEFUYE O A, OGUNDARE A A, et al. Parametric Analysis and Design of a Screw Extruder for Slightly Non-Newtonian (Pseudoplastic) Materials[J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2018, 21(2): 229-237.
- [25] WONG M L, LEE S Y, LEUNG K S. Data Mining of Bayesian Networks Using Cooperative Coevolution[J]. Decision Support Systems, 2004, 38(3): 451-472.

(编辑 陈勇)

作者简介:王世杰,男,1995年生,博士研究生。研究方向为数字化设计与制造。E-mail:leonhebut@163.com。段国林*(通信作者),男,1963年生,教授、博士研究生导师。研究方向为增材制造、CAD/CAM、人工智能和数字化设计与制造等。E-mail:glduan@hebut.edu.cn。

本文引用格式:

王世杰,段国林.直写成形工艺制备的功能梯度材料零件时变挤出系统建模[J].中国机械工程,2026,37(2):466-475.
WANG Shijie,DUAN Guolin. Modelling of Time-varying Extrusion Systems for Fabrication of FGMS Parts by Direct Ink Writing Processes[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(2): 466-475.

(上接第465页)

- [39] LIU Shutian, LI Quhao, CHEN Wenjong, et al. HDGTP—a Heaviside-function Based Directional Growth Topology Parameterization for Design Optimization of Stiffener Layout and Height of Thin-walled Structures [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2015, 52: 903-913.
- [40] HU Tiannan, DING Xiaohong, ZHANG Heng, et al. Geometry and Size Optimization of Stiffener Layout for Three-dimensional Box Structures with Maximization of Natural Frequencies[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2023, 36(1): 324-341.
- [41] SHEN Lei, DING Xiaohong, HU Tiannan, et al. Simultaneous Optimization of Stiffener Layout of 3D Box Structure Together with Attached Tuned Mass Dampers under Harmonic Excitations[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2021, 64(2): 721-737.
- [42] DONG Xiaohu, DING Xiaohong, XIONG Min. Optimal Layout of Internal Stiffeners for Three-dimensional Box Structures Based on Natural Branching Phenomena[J]. Engineering Optimization, 2019, 51(4): 590-607.
- [43] 张德慧, 丁晓红, 胡天男, 等. 基于改进自适应成长法的薄壁结构频率优化设计[J]. 航空学报, 2023, 44(19): 228378.
ZHANG Dehui, DING Xiaohong, HU Tiannan, et al. Optimization Design of Natural Frequencies for Thin-walled Structures Based on Improved Adaptive Growth Method [J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2023, 44(19): 228378.
- [44] FERRARI F, SIGMUND O, GUEST J K. Topology Optimization with Linearized Buckling Criteria in 250 Lines of Matlab [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2021, 63(6): 3045-3066.
- [45] YE Hongling, WANG Weiwei, CHEN Ning, et al. Plate/Shell Structure Topology Optimization of Orthotropic Material for Buckling Problem Based on Independent Continuous Topological Variables[J]. Acta Mechanica Sinica, 2017, 33(5): 899-911.

(编辑 陈勇)

作者简介:姜学涛,男,1997年生,硕士研究生。研究方向为加筋薄壳优化设计。杨勇*(通信作者),男,1985年生,副教授。研究方向为结构优化设计。E-mail:2528@usts.edu.cn。

本文引用格式:

姜学涛,杨勇,朱季红,等.基于仿生扩散生长驱动加筋板壳抗屈曲拓扑设计[J].中国机械工程,2026,37(2):452-465.
JIANG Xuetao, YANG Yong, ZHU Jihong, et al. Buckling Topological Design of Reinforced Plate/Shell Based on Bionic Diffusion Growth-driven Method [J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(2): 452-465.