

基于改进深度代理模型的挖掘机 铲斗结构优化设计

陈一馨, 陈再续, 刘永生, 杨 帅, 郭浩杰, 贾晋三

(长安大学 道路施工技术与装备教育部重点实验室, 西安 710064)

摘 要: 为优化挖掘机铲斗结构设计并降低挖掘能耗, 搭建了基于 SOLIDWORKS、ADAMS、EDEM 及 MATLAB 的联合仿真与优化平台, 建立了以铲斗所受最大挖掘载荷、强度为约束条件, 以铲斗质量、单位挖掘能耗为优化目标的某中型反铲液压挖掘机全局优化方法。通过多体动力学与颗粒动力学联合仿真, 得到不同工况下挖掘机作业时的载荷特性; 皮尔逊相关系数表明, 试验与仿真得到的斗杆、动臂关键铰点载荷具有极强相关性, 验证了以联合仿真代替真实挖掘作业的可行性。采用多层感知器 (MLP) 作为代理模型, 并利用 Adam、Hyperband 算法优化 MLP 的参数和超参数。工况 II 下, MLP 对铲斗质量、最大挖掘载荷、挖掘质量及挖掘能耗的决定系数 R^2 分别为 0.999、0.943、0.933、0.984; 工况 IV 下, MLP 的 R^2 分别为 0.999、0.944、0.918、0.925。将优化后的 MLP 结合 NSGA-II 算法对铲斗结构进行迭代优化, 结果表明: 优化后的铲斗在满足最大挖掘载荷及强度要求的前提下, 质量减小 7.06%, 单位挖掘能耗减小 6.47%。

关键词: 机械设计及理论; 挖掘机铲斗; 代理模型; 优化设计; 适应性矩估计算法

中图分类号: TU621 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2025)11-3485-13

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240322

Structural optimization design of excavator bucket based on improved depth surrogate model

CHEN Yi-xin, CHEN Zai-xu, LIU Yong-sheng, YANG Shuai, GUO Hao-jie, JIA Jin-san

(Key Laboratory of Road Construction Technology & Equipment, Ministry of Education, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: In order to optimize the design of excavator bucket structure and reduce the excavation energy consumption, this paper builds a joint simulation and optimization platform based on SOLIDWORKS, ADAMS, EDEM and MATLAB, and establishes a global optimization method for a medium-sized backhoe hydraulic excavator, which takes the maximal excavation load and strength of the bucket as the constraints, and the quality of the bucket and the unit excavation energy consumption as the optimization objectives. Through combined simulation of multibody dynamics and particle dynamics, load characteristics of the excavator during operation under different working conditions were obtained. Pearson correlation

收稿日期: 2024-03-28.

基金项目: 国家科技支撑计划项目 (2015BAF07B02); 陕西省自然科学基金基础研究计划项目 (2022JQ-576).

作者简介: 陈一馨 (1984-), 女, 副教授, 博士. 研究方向: 工程机械结构设计. E-mail: chenyx@chd.edu.cn

coefficients show a very strong correlation between experimental and simulated loads on the key hinge points of the bucket rod and boom, confirming the feasibility of using combined simulation to replace actual excavation operations. Multilayer perceptron (MLP) is used as the surrogate model and the parameters and hyper-parameters of MLP are optimized using Adam, Hyperband algorithm. The coefficients of determination R^2 of MLP for bucket mass, maximum excavation load, excavation mass and excavation energy consumption are 0.999, 0.943, 0.933, 0.984 for Case II; the R^2 of MLP are 0.999, 0.944, 0.918, 0.925 for Case IV. The optimized MLP is combined with the NSGA-II algorithm to iteratively optimize the bucket structure. The results show that the optimized bucket achieves a mass reduction of 7.06 % and a unit excavation energy consumption reduction of 6.47 % under the premise of meeting the requirements of the maximum excavation load and strength.

Key words: machine design and theory; excavator bucket; surrogate model; optimized design; Adam algorithm

0 引言

反铲液压挖掘机是土方机械中重要的机种之一,广泛应用于各类工程施工中。结构合理且性能良好的铲斗可以有效提高挖掘机作业效率、降低能耗和自身质量,且使用寿命更长、耐久性更高。因此,铲斗结构优化对提升挖掘机“绿色化”和“节能化”具有重要的工程应用价值和意义。

目前,已有部分学者对挖掘机挖掘性能进行分析。文献[1]采用离散元法建立土壤介质模型,并联合多体动力学对土壤挖掘阻力进行模拟。蔡敢为等^[2]基于牛顿-欧拉法对挖掘机关键部件的受力情况进行分析,降低了所需的油缸推力。Palomba等^[3]提出了一种估算液压挖掘机外力的方法,有效估计了挖掘力和载荷力。

由于仿真过程耗时较长,导致优化效率偏低,因此利用代理模型技术替代仿真过程一直是工程优化领域的研究热点。常用的代理模型有神经网络、响应面法(Response surface methodology, RSM)、径向基函数(Radial basis function, RBF)、Kriging、支持向量机(Support vector machine, SVM)等。Saldaña等^[4]将RSM与神经网络相结合以替代有限元模型,所得模型预测精度较高,且实现了结构轻量化。Yuan等^[5]以RBF为代理模型,降低了取料机单位体积能耗。Sun等^[6]引入顺序多点加点点准则优化Kriging权重,使模型具有出色的精度,并实现了斗轮取料机前臂结构轻量化。Shi等^[7]采用SVM、神经网络和逻辑回归作为代理模型预测挖掘机的工作阶段,结果表明SVM在测试集上的精度最高。其中,RSM对低

维问题具有明确的表达式,但对于高维复杂问题精度不高^[8];Kriging对非线性数据的适应性较高,但模型透明度较差;SVM目前多用于分类问题^[9]。

多层感知器(Multilayer perceptron, MLP)适用于非线性函数逼近^[10],并且能够逼近任意连续和离散函数^[11]。目前已有大量学者提出MLP的参数调优方法。单德山等^[12]结合二阶梯度下降和正则化策略训练MLP,能够精确地预测索力调整量。林景亮等^[13]提出主动闭环蒙特卡洛试验设计方法,实现了变幅缸参数预测,得到变幅缸压力波动最大值。文献[14-16]采用群启发式优化算法优化MLP,并取得了较好的预测效果。基于梯度下降法的神经网络参数调优也是研究热点,其中Adam算法因训练速度快、超参数调整简单等优点被广泛使用。文献[17-19]采用Adam算法优化MLP参数,取得了优秀的预测效果。

本文针对挖掘机铲斗结构,搭建了多软件联合仿真平台。通过对比仿真与实测得到的铰点载荷,验证了联合仿真模型的精度。为提高优化效率,采用Hyperband-Adam算法对MLP进行优化,建立联合仿真代理模型。最终将建立的代理模型与NSGA-II算法相结合,实现对铲斗结构的优化。

1 挖掘机与土壤模型构建

1.1 挖掘机模型及铲斗参数化建模

通过SOLIDWORKS软件构建挖掘机三维模型,挖掘机主要工作装置包括铲斗、斗杆、动臂、

转台、连杆、摇杆及 4 组液压油缸,挖掘机的结构组成如图 1 所示。

为提高后续的研究效率,对铲斗进行参数化建模。如图 2 所示,铲斗结构由斗齿、前板、底板、后板、侧板、耳板等部分组成。由于斗齿倒角及斗齿弧度在大尺度仿真中影响较小,可忽略不计,因此剔除斗齿结构的影响^[20,21]。本文选择铲斗的底半径 R_1 、前板长度 L 、宽度 B 、侧板厚度 D_2 、斗齿倾角 A 、侧板凹半径 R_2 ,以及后板、斗底和前板的厚度 D_1 七个关键参数作为铲斗结构的可控变量。

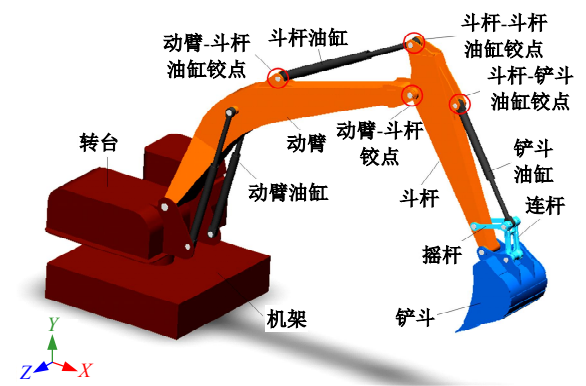


图 1 挖掘机结构组成
Fig. 1 Excavator structure composition

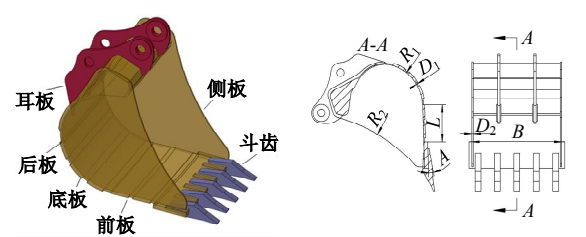


图 2 铲斗模型及关键尺寸参数
Fig. 2 Bucket model and key dimension parameters

1.2 土壤离散元模型建立

根据文献[22],中型挖掘机的作业介质通常分为 5 类。其中,Ⅳ类与Ⅴ类并为一类,属于装载工况;Ⅰ~Ⅲ类属于挖掘工况。鉴于篇幅有限,且工况Ⅱ在中型挖掘机作业周期中占比较大,故本文主要以Ⅱ类原生土与铲斗互作用为例,说明分析过程。

铲斗及土壤颗粒的材料参数如表 1 所示。在铲斗与土壤的接触模型中,由于Ⅱ类原生土颗粒间黏附强度较高,因此本文采用 Hertz-Mindlin

表 1 铲斗及土壤颗粒材料参数

Table 1 Bucket and soil granular material parameters			
材料参数	密度/(kg·m ⁻³)	泊松比	剪切模量/Pa
铲斗	7 801	0.29	2.09×10 ¹¹
Ⅱ类土	1 800	0.25	1×10 ⁷

with JKR 接触模型。根据文献[20,23],选用球形颗粒代替土壤颗粒形状。颗粒接触参数参考同课题组以往研究成果^[22],并参考 EDEM 模型库选择土壤接触参数,具体如表 2 所示。为提高计算效率,参考文献[24-26]中的颗粒放尺方法,将颗粒半径设定为 18 mm。

建立挖掘作业时的局部土壤模型及颗粒模型如图 3 所示,料堆几何尺寸为 5 m×1.5 m×1.5 m,土壤颗粒共计 80 000 个。

表 2 土壤接触参数

Table 2 Soil contact parameters			
接触参数	恢复系数	静摩擦因数	动摩擦因数
Ⅱ类土-Ⅱ类土	0.35	0.8	0.1
Ⅱ类土-铲斗	0.5	0.7	0.3

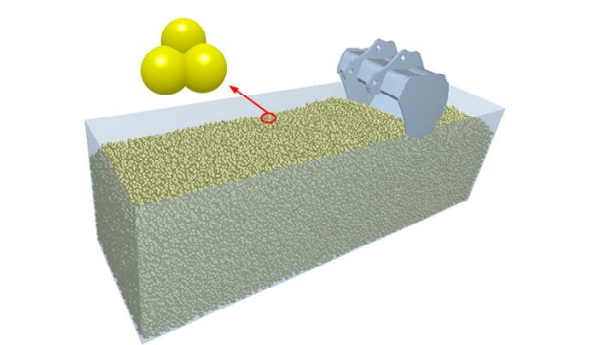


图 3 土壤模型
Fig. 3 Soil model

2 挖掘机载荷测试试验及其挖掘性能仿真分析

2.1 挖掘机载荷测试试验

在挖掘机载荷测试试验中,通过布置在挖掘机上的拉线式传感器和压力传感器,采集各液压油缸的位移量和油缸油液压力信号。试验测试布置方案如图 4 所示,挖掘机作业分为 4 个阶段(见图 5)。



图 4 挖掘机测试方案
Fig. 4 Excavator test program



图 5 挖掘机作业的 4 个阶段

Fig. 5 Four stages of excavator work

以工况Ⅱ为例,对采集到的信号进行处理后,得到铲斗油缸、斗杆油缸和动臂油缸的行程数据(如图 6 所示),数据采样周期为 0.05 s,采样时间为 60 s;不同工况下,铲斗油缸、斗杆油缸和动臂油缸的大小腔油液压力如图 7 所示,数据采样周期为 0.05 s,采样时间为 20 s。

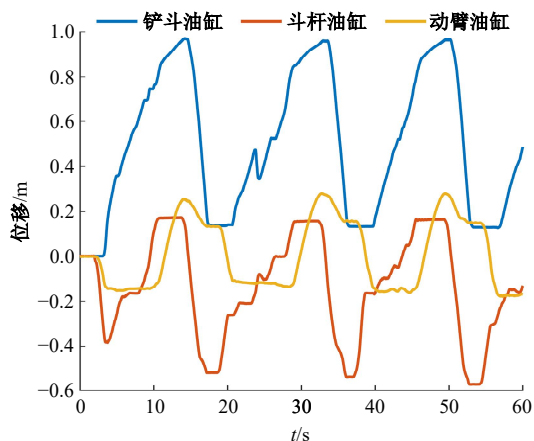


图 6 实测油缸位移

Fig. 6 Measured cylinder displacement

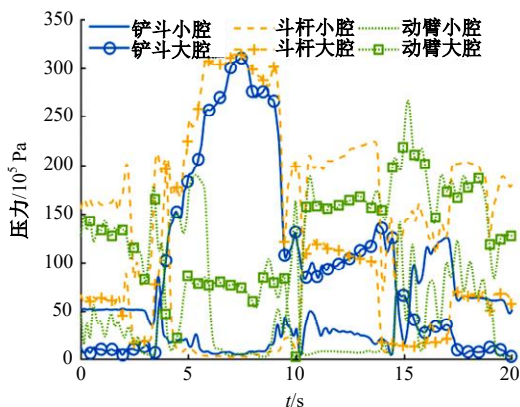


图 7 实测油缸压力

Fig. 7 Measured cylinder pressure

2.2 挖掘机运动学仿真

将 SOLIDWORKS 建立的挖掘机模型导入 ADAMS,将图 6 中的液压油缸位移数据添加至挖掘机油缸作为驱动参数,以实现试验数据驱动虚拟挖掘机复现真实运动姿态。设置仿真步长为 0.05 s,仿真时间为 60 s,得到斗齿的轨迹包络线(如图 8 所示)。

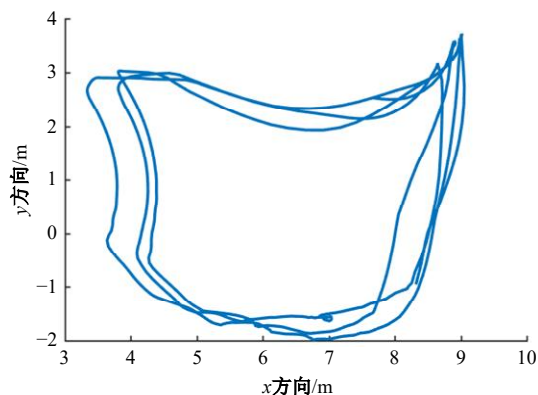


图 8 斗齿包络线

Fig. 8 Bucket tooth envelope line

2.3 DEM-MBD 联合仿真

铲斗与土壤相互作用模型的建立过程如图 9 所示。首先,采用 SOLIDWORKS 完成挖掘机整体建模,并对铲斗进行参数化建模。其次,将模型分别导入 ADAMS 和 EDEM,在 ADAMS 中完成虚拟挖掘机运动学仿真,并在各构件质心处添加 GFORCE(载荷传递);在 EDEM 中,根据试验所测土壤介质数据,对不同作业工况进行建模。

在联合仿真过程中,每个时间步内,ADAMS 计算挖掘机各构件在 3 个方向的平动值和转动值,并传递给 EDEM 中对应构件;EDEM 则计算此时作业介质对铲斗的作用力与作用力矩,并将数据回传。下一个时间步开始时,ADAMS 根据新的载荷信息、位置数据、油缸伸长量等驱动联合仿真计算,获得对应构件的铰点力-时间历程、油缸力-时间历程、油缸位移-时间历程等数据。如此循环交互传递数据,完成双向联合计算,详细计算流程如图 10 所示。

2.4 铲斗载荷特性分析

以一个挖掘周期作为仿真时长,铲斗在挖掘、提升回转及卸载阶段均受到土壤颗粒的作用。以工况Ⅱ为例,铲斗质心处 x 、 y 、 z 3 个方向的力与力矩随时间变化曲线如图 11 所示。

具体分析铲斗的载荷特性,4~10 s 为挖掘阶段,10~14 s 为提升回转阶段,14~18 s 为卸载阶段。

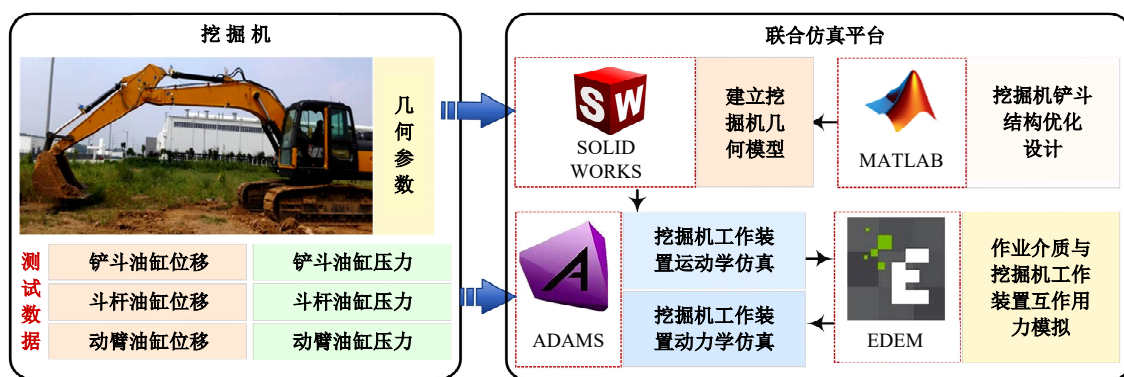


图9 联合仿真平台

Fig. 9 Joint simulation platform

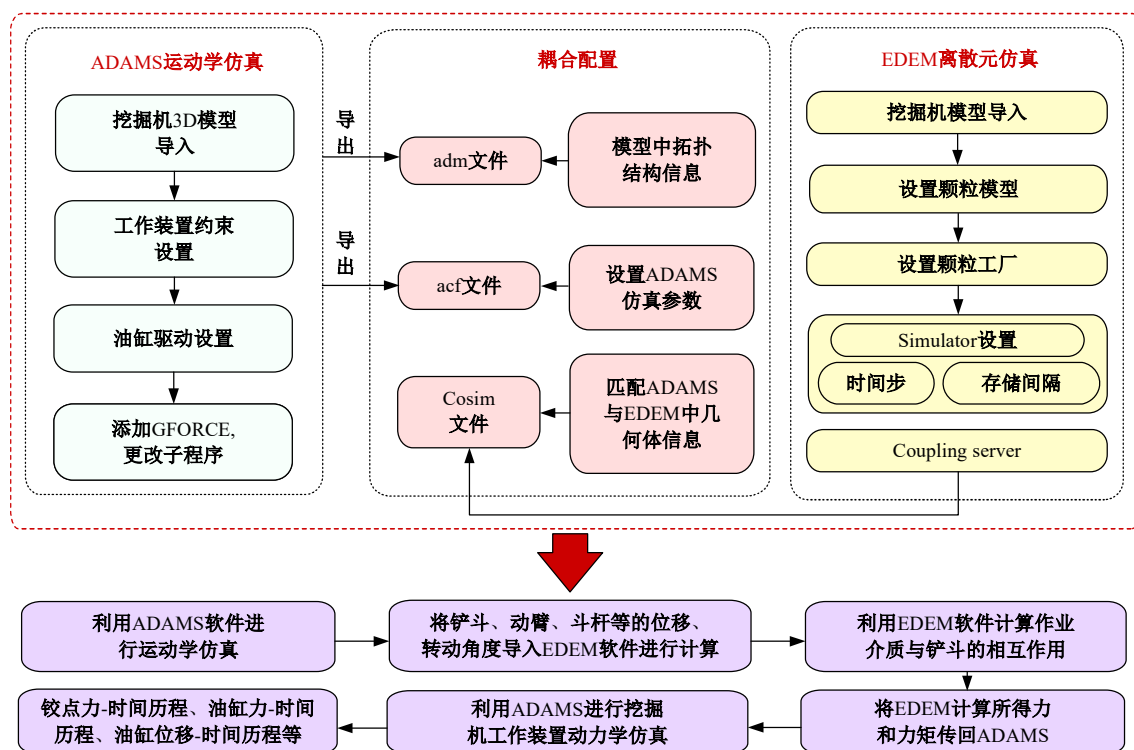


图10 双向联合计算原理与流程图

Fig. 10 Two-way joint calculation principle and flow chart

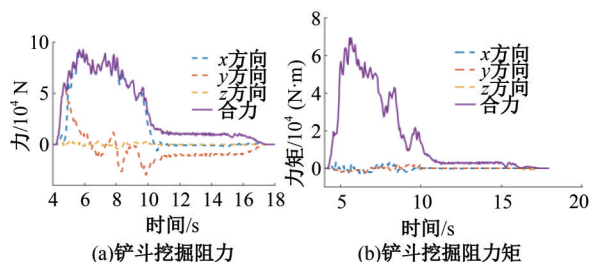


图11 铲斗载荷时间历程

Fig. 11 Bucket load time history

段。载荷在 x 方向上的分量急剧增大至90 kN,随后不断减小。这是由于挖掘阶段当铲斗斗齿分割土壤颗粒时,受到巨大的切向力,导致铲斗水平方向的分力急剧增大;当铲斗到达土壤最深处时,进

入提升回转阶段,由于铲斗此时在 x 方向上的位移很小,因此 x 方向的载荷急剧减小;当铲斗提升离开土壤后,在 x 方向上的载荷分量几乎为0。载荷在 y 方向上的分量先增大至60 kN,随后缓慢减小至-12 kN。这是由于挖掘阶段当铲斗刚接触土壤时,受到与铲斗竖直运动方向相反的作用力;当铲斗运动至土壤最深处时,受到土壤的重力作用不断增大, y 方向的载荷缓慢减小至-28 kN。当铲斗开始提升时,随着铲斗不断上升,积压在铲斗上的土壤颗粒缓慢减小;当铲斗脱离土壤运动至卸载位置时,铲斗内的土壤颗粒随运动洒落,铲斗受土壤颗粒重力的作用以更缓慢的速度不断减

小;当铲斗达到卸载位置时,铲斗内的土壤颗粒急剧减小,最终 y 方向的载荷分量为0。铲斗受到 z 方向分力是由于土壤颗粒对铲斗侧板的作用所致。一般情况下,挖掘机作业过程中两条履带几乎处于平行状态,物料在铲斗内不会产生很大的倾斜,因此 z 方向的载荷分量很小,几乎为0。

2.5 关键铰点处载荷特性

通过 ADAMS 和 EDEM 联合仿真,可获得斗杆和动臂各铰点力随时间的变化曲线。根据实测获得的油缸行程及油缸油液压力数据,本课题组基于达朗贝尔动静法原理,考虑重力、铰点力和惯性力的共同作用,分别对铲斗、斗杆及动臂建立动

力学模型,进而求解出工作装置各铰点的载荷。工况 I 和工况 II 下,仿真与实测关键铰点载荷对比结果分别如图 12、图 13 所示。

综合对比可知,由于仿真模型与实际工况存在一定差异,因此个别数据点偏差较大,但各铰点载荷的整体变化趋势一致。为定量分析仿真模型精度,采用 Pearson(皮尔逊)相关系数 R 描述仿真与实测载荷的相关性,不同铰点的相关系数如表 3 所示,可以看出,在不同工况下,试验与联合仿真所得斗杆、动臂关键铰点载荷均具有极强相关性,因此认为 DEM-MBD 联合仿真可以较为准确地模拟挖掘机的作业过程。

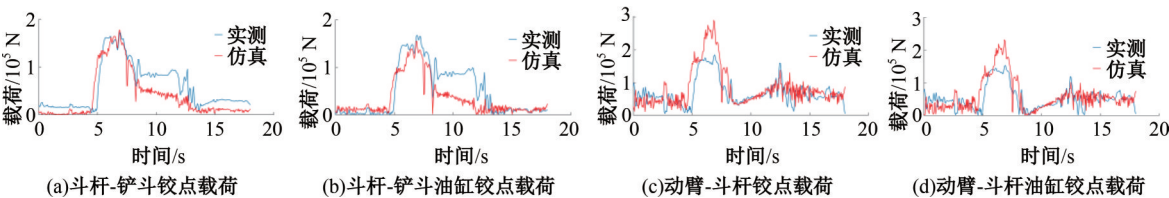


图 12 工况 I 斗杆、动臂关键铰点载荷对比

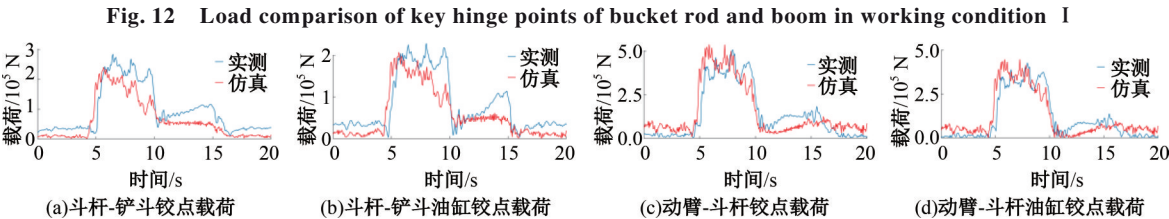


图 13 工况 II 斗杆、动臂关键铰点载荷对比

Fig. 12 Load comparison of key hinge points of bucket rod and boom in working condition I

Fig. 13 Load comparison of key hinge points of bucket rod and boom in working condition II

表 3 不同工况下关键铰点的相关系数

Table 3 Correlation coefficient of key hinge points under different working conditions				
铰点位置	斗杆-铲斗	斗杆-铲斗油缸	动臂-斗杆	动臂-斗杆油缸
工况 I	0.899 2	0.849 3	0.879 2	0.758 3
工况 II	0.891 7	0.887 1	0.879 2	0.887 6

表 4 铲斗结构关键参数取值范围

Table 4 Range of key parameters of bucket structure							
尺寸变量	$R_1/$ mm	$L/$ mm	$B/$ mm	$D_1/$ mm	$A/$ (°)	$R_2/$ mm	$D_2/$ mm
原始尺寸	487	376	1 042	9	4.73	1 800	15
上边界	537	406	1 142	11	10	1 950	18
下边界	437	346	942	7	0	1 650	12

3 基于代理模型的铲斗结构优化

3.1 铲斗结构优化数学模型建立

如图 2 所示,本文选择 R_1 、 L 、 B 、 D_2 、 A 、 R_2 和 D_1 七个关键参数作为铲斗结构的优化设计变量,铲斗结构的关键参数取值范围如表 4 所示。

铲斗结构的优化设计应满足强度要求,因此对铲斗结构进行有限元分析。铲斗材料为 Q355B,安全系数取 1.48,结构满足 $\sigma < 239$ MPa。以工况 II 为例,根据图 11 可知,铲斗在 5.9 s 时受到的挖掘阻力最大,将该时刻铲斗所受最大挖掘阻力通过 EDEM 导入 Workbench,如图 14 所示,结果显

示铲斗挖掘阻力主要集中在斗齿与侧板上,同时对铲斗每个铰点孔施加固定约束。由图 15 可知,铲斗最大应力为 208.16 MPa,发生在铲斗耳板与后板连接处,且 < 239 MPa,说明优化前铲斗结构满足强度要求。

铲斗结构设计中,除需满足强度要求外,还应考虑铲斗作业过程中克服 II 类土的能耗,同时铲斗质量 M 过大也会导致能耗的增加。单位挖掘能耗 E 为挖掘能耗 W 与挖掘质量 M_0 的比值^[20],如式(1)所示。本文优化目标为铲斗质量最轻且单位挖掘能耗最低。为保证铲斗的挖掘性能,优

B:优化前铲斗结构分析

Imported Force

Time:1.s

All

Unit:N

2024/5/14 10:16

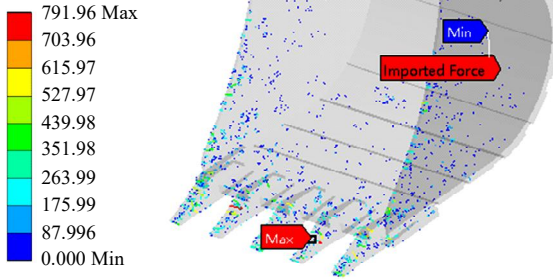


图 14 优化前铲斗受载

Fig. 14 Bucket loaded before optimization

B:优化前铲斗结构分析

Equivalent Stress

Type:Equivalent (von-Mises) Stress

Unit:MPa

Time:1

2024/5/14 10:26

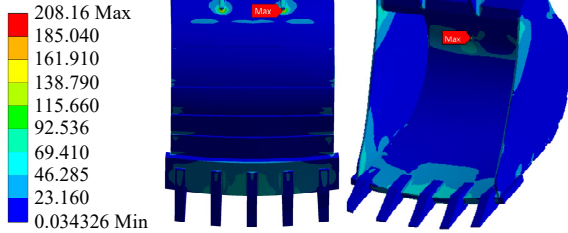


图 15 优化前铲斗结构分析

Fig. 15 Bucket structure analysis before optimization

化后的铲斗应满足最大挖掘载荷 $F_0 \geq 85\ 000\ \text{N}$ 。铲斗结构优化的数学模型如式(2)所示。

$$E = \frac{W}{M_0} = \frac{\int_0^t (F_x V_x + F_y V_y + F_z V_z) dt}{M_0} \quad (1)$$

式中: F_x 、 F_y 、 F_z 分别为铲斗质心在 x 、 y 、 z 方向上的挖掘阻力; V_x 、 V_y 、 V_z 分别为铲斗质心在 x 、 y 、 z 方向上的速度。

$$\begin{cases} \text{Find } x = [R_1, L, B, D_1, A, R_2, D_2]^T \\ \min f(x) = [E, M] \\ \text{subject to } 437 \leq R_1 \leq 537 \\ 346 \leq L \leq 406 \\ 942 \leq B \leq 1\ 142 \\ 12 \leq D_1 \leq 18 \\ 0 \leq A \leq 10 \\ 1\ 650 \leq R_2 \leq 1\ 950 \\ 7 \leq D_2 \leq 11 \\ F_0 \geq 85\ 000 \\ \sigma \leq [\sigma] \end{cases} \quad (2)$$

3.2 铲斗代理模型构建及优化

由于本文样本数据量较小,无需设置过多的神经层,因此采用不超过5个神经层的网络结构,MLP多输入单输出结构如图16所示。

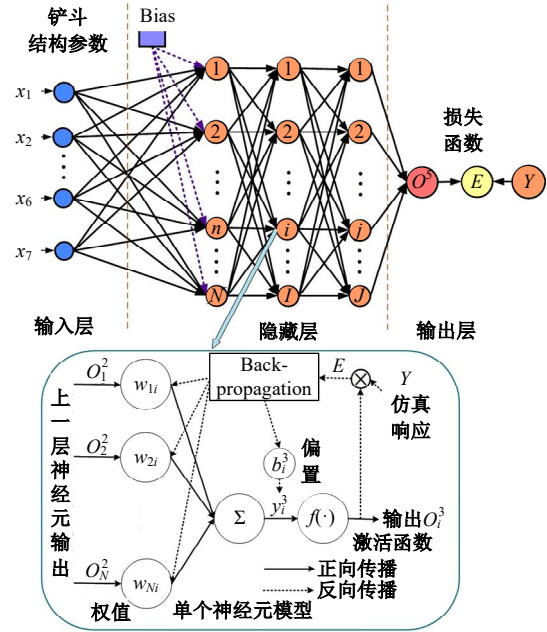


图 16 MLP神经网络模型

Fig. 16 MLP neural network model

MLP的神经元间采用全连接方式,激活函数选用Leaky-ReLU^[27],其表达式如式(3)所示。其中, α 通常基于先验知识人工赋值,一般可取0.01。

$$f(y) = \begin{cases} y, & y \geq 0 \\ \alpha y, & y < 0 \end{cases} \quad (3)$$

考虑到铲斗的7个关键尺寸参数存在数量级差异,需对铲斗关键尺寸参数进行归一化处理,如式(4)所示。

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (4)$$

式中: x_i 为数据集中任一数据; $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 分别为 x_i 中的最大值与最小值; $\hat{x}_i$ 为归一化后的数据。

为使MLP逼近真实的铲斗联合仿真模型,采用Adam算法优化MLP的参数,并以均方误差(Mean squares error, MSE)作为损失函数,其表达式如式(5)所示。

$$E = \frac{1}{2p} \sum_{k=1}^p (O_k - Y_k)^2 \quad (5)$$

式中: E 为损失函数; p 为样本数; O_k 为第 k 组样本在输出层的预测值; Y_k 为第 k 组样本真值。

一组好的超参数不仅能提升MLP的预测精度,还能加快模型收敛速度。本文采用Hyper-

band 算法^[28]对 MLP 超参数进行优化,超参数搜索空间如表 5 所示。

通过 Hyperband-Adam 算法优化 MLP 的超参数和参数,构建铲斗联合仿真代理模型的流程如图 17 所示。具体步骤如下:

(1)通过拉丁超立方(Latin hypercube sampling, LHS)对铲斗参数进行抽样,建立多组仿真数据集,同时对超参数搜索空间进行 LHS 抽样,

表 5 超参数搜索空间

超参数	下界	上界
学习率 α	1×10^{-6}	1×10^{-3}
网络层数 k	3	5
隐藏层神经元数量 $n^{(k)}$	10	100

并设置预算资源。

(2)初始化 MLP 与 Adam 参数,采用 Adam 算法对 MLP 参数进行优化,并记录测试误差,直至迭代次数达到预算。

(3)计算不同超参数的 MLP 测试误差并进行筛选,保留误差较小的超参数进入下一次 Successive Halving(SH)筛选,直至本轮 SH 筛选结束。

(4)重新抽取超参数组,相比上一次,本次抽取的超参数组数量更少,但每组超参数分配的资源更多,随后重复(2)~(3)步,筛选出本次 SH 中效果最优的超参数。

(5)当所有 SH 筛选结束后,选出不同 S 值下的最优超参数,并输出精度最高的 MLP 及其超参数。

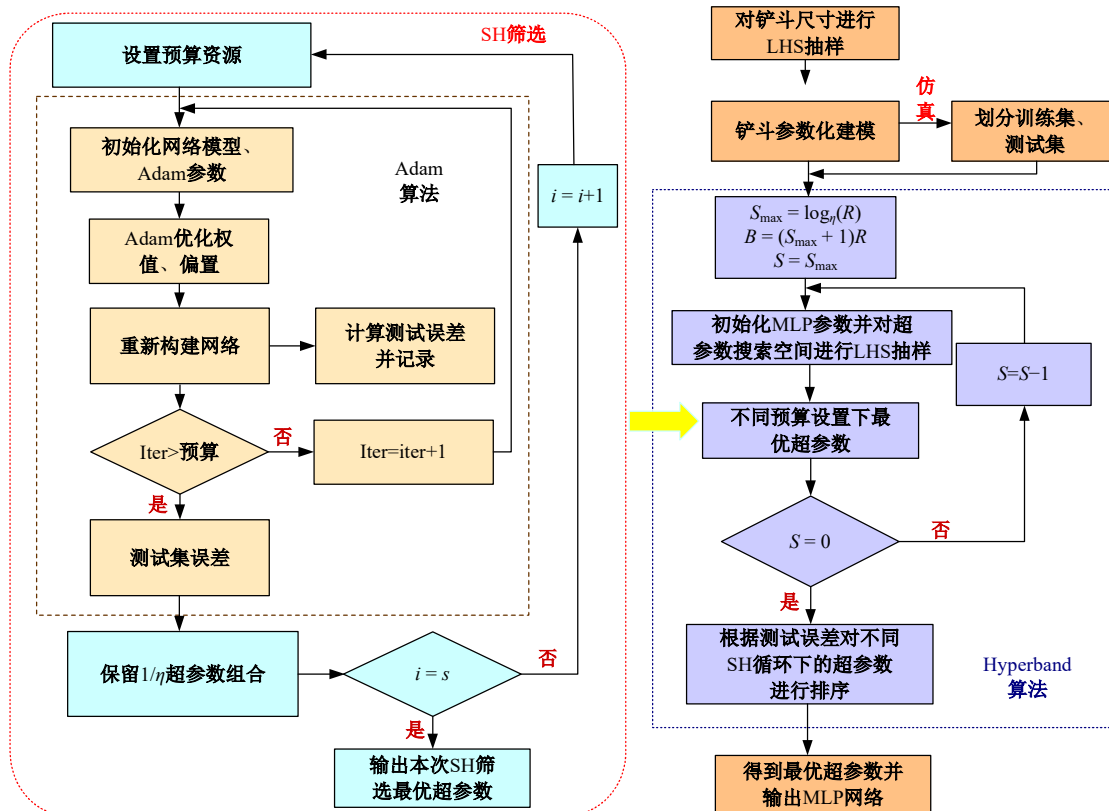


图 17 铲斗代理模型构建流程

Fig. 17 Bucket surrogate model construction process

3.3 实验结果与分析

考虑到联合仿真计算对资源消耗较大,针对挖掘工况(工况 I~工况 III)和装载工况(工况 IV),本文以工况 II 和工况 IV 为研究对象,分别建立代理模型,并验证其精度。

在工况 II 和工况 IV 下,对铲斗关键尺寸参数分别进行 60 次和 70 次抽样,通过铲斗参数化建模与联合仿真,构建数据集。工况 II 下,其中 45 组

作为 MLP 训练样本,其余 15 组作为 MLP 测试样本;工况 IV 下,训练样本与测试样本分别为 55 组、15 组。

在建立 MLP 模型前,需设置 Hyperband 算法的参数,将迭代次数(epoch)作为预算资源,batch size 设为整个训练样本,单位预算资源定义为 20 次 epoch(即预算为 1 时,进行 20 次 epoch),每组超参数可分配的最大预算 R 取 243,筛选比

例 η 取 3。

将铲斗质量、最大挖掘载荷、挖掘质量及挖掘能耗分别作为 MLP 的代理对象。如图 18 所示,对比 MLP 在工况 II 下的预测值和仿真值可知,铲斗质量和挖掘能耗的代理模型预测精度最高,最

大误差分别为 0.27%、1.8%。虽然最大挖掘载荷和挖掘质量的预测值在个别测试点存在一定误差,但误差不超过 5.29%、4.0%,且总体变化趋势一致,满足预测精度要求。同样,如图 19 所示,MLP 在工况 IV 下仍然具有优秀的预测能力。

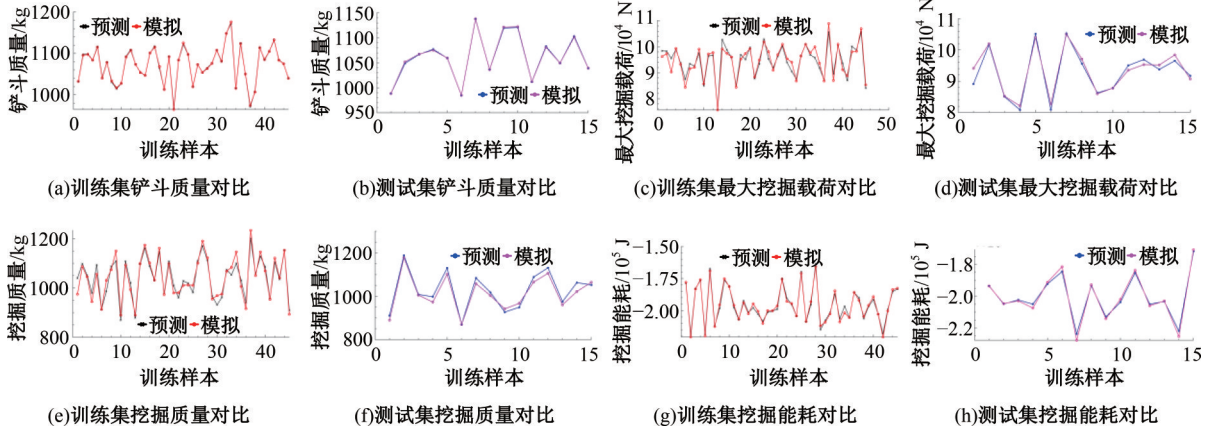


图 18 工况 II 代理模型预测效果

Fig. 18 Prediction effect of working condition II surrogate model

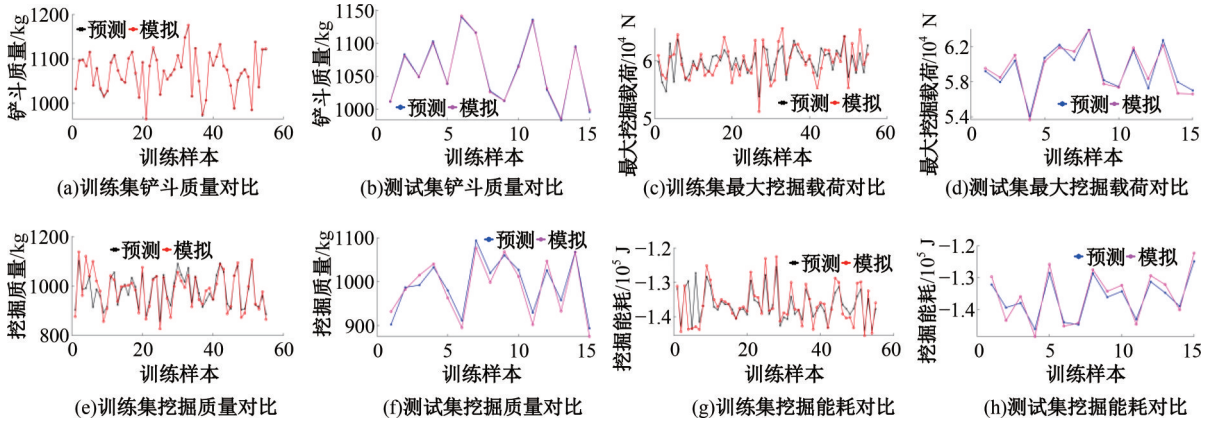


图 19 工况 IV 代理模型预测效果

Fig. 19 Prediction effect of working condition IV surrogate model

为定量分析 MLP 的预测性能,采用如式(6)~式(9)所示的决定系数 R^2 、均方根误差(Root mean square error, RMSE)、最大绝对值误差(Maximum absolute error, MAE)、最大相对绝对误差(Maximcon relative absolute error, MRAE)作为 MLP 精度的评价指标。其中, R^2 的取值范围为 0~1, 数值越大, 说明模型精度越高; 剩余 3 个评价指标数值越小, 说明模型精度越高。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (f_i(x) - \hat{f}_i(x))^2}{\sum_{i=1}^n (f_i(x) - \bar{f}(x))^2} \quad (6)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i(x) - \hat{f}_i(x))^2} \quad (7)$$

$$\text{MAE} = \max |f_i(x) - \hat{f}_i(x)| \quad (8)$$

$$\text{MRAE} = \max \left| \frac{f_i(x) - \hat{f}_i(x)}{f_i(x)} \right| \quad (9)$$

式中: n 为测试样本个数; $f_i(x)$ 为仿真值; $\hat{f}_i(x)$ 为 MLP 预测值; $\bar{f}(x)$ 为 $f_i(x)$ 的平均值。

两种工况下, 铲斗质量、最大挖掘载荷、挖掘质量及挖掘能耗的 MLP 模型预测精度分别如表 6、表 7 所示。以 R^2 为例, 工况 II 中所有代理对象的 R^2 均在 0.93 以上, 工况 IV 中所有代理对象的 R^2 均在 0.91 以上。由此可知, 所建立的 MLP 模型具有很高的预测精度, 证明了本文建立的挖掘机联合仿真代理模型方法的有效性。

表 6 工况Ⅱ下 MLP 评价指标
Table 6 MLP evaluation index under working condition Ⅱ

评估方法	铲斗质量	最大挖掘载荷	挖掘质量	挖掘能耗
R^2	0.999	0.942	0.933	0.984
RMSE	1.241	1 732.905	21.034	1 890.9
MAE	2.803	4 975.78	40.900	4 007.9
MRAE	0.0027	0.052 9	0.040	0.018

表 7 工况Ⅳ下 MLP 评价指标
Table 7 MLP evaluation index under working condition Ⅳ

评估方法	铲斗质量	最大挖掘载荷	挖掘质量	挖掘能耗
R^2	0.999	0.944	0.918	0.925
RMSE	1.722	622.028	18.641	2 159.9
MAE	3.010	1 289.6	29.384	4 030.4
MRAE	0.003	0.023	0.032	0.028 1

3.4 基于 NSGA-Ⅱ 算法的铲斗结构优化

以工况Ⅱ为例,将 NSGA-Ⅱ 算法与铲斗代理模型相结合,以铲斗质量和单位挖掘能耗为优化目标,以铲斗最大挖掘载荷和强度为约束条件,实现对铲斗结构的优化。NSGA-Ⅱ 算法的种群

数量设为 200 个,迭代次数设为 500 次。优化结果如图 20 所示,得到由 70 个种群个体组成的 Pareto 前沿,其中任意两个个体都不互相支配,每个个体都可作为优化结果。经仿真实验对比后,选取铲斗质量 989.43 kg、单位挖掘能耗 179.74 J/kg 作为最终的优化结果。

表 8 为铲斗优化前后的关键尺寸变化,其中铲斗底半径减小了 5.61%,前板长度增加了 7.94%,铲斗宽度减小了 3.06%,底板厚度减小了 22.11%,斗齿倾角减小了 63.58%,侧板上沿凹半径增大了 1.04%,侧板厚度减小了 19.80%。

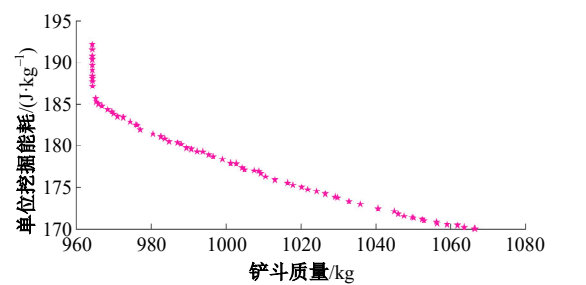


图 20 铲斗优化结果
Fig. 20 Bucket optimization results

表 8 铲斗关键尺寸变化
Table 8 Bucket key size change

尺寸变量	R_1	L	B	D_1	$A/(^{\circ})$	R_2	D_2
优化前	487	376	1042	9	4.73	1 800	15
优化后	459.70	405.87	1 010.13	7.01	1.73	1 818.65	12.03
变化率/%	-5.61	7.94	-3.06	-22.11	-63.58	1.04	-19.80

将优化后的铲斗重新建模并进行联合仿真,表 9 为优化后仿真值与 MLP 预测值的对比。其中,铲斗质量、最大挖掘载荷、挖掘质量、挖掘能耗的预测误差分别为 0.478%、0.393%、2.345%、0.604%。这表明所建立的铲斗代理模型具有较高精度。

如表 10 所示,优化后的铲斗质量下降了 7.06%,最大挖掘载荷下降了 7.80%,挖掘质量下降了 2.63%。这是由优化后铲斗整体结构尺寸变小导致的,虽然整体尺寸变小,但由于优化后

表 10 优化后铲斗结构性能对比

Table 10 Performance comparison of bucket structure after optimization

优化效果	铲斗质量	最大挖掘载荷	挖掘质量	挖掘能耗	单位能耗
优化前	1 069.70	92 594.11	993.986	194 327	195.50
优化后	994.18	85 375.18	968.500	177 094	182.85
变化率/%	-7.06	-7.80	-2.63	-8.87	-6.47

的铲斗结构使挖掘能耗下降了 8.87%,因此单位挖掘能耗下降了 6.47%。

优化后的铲斗受力情况及铲斗结构分析如图 21、图 22 所示,铲斗挖掘阻力仍然主要集中在斗齿与侧板部位,最大应力与优化前一致,同样发生在耳板与后板连接处,最大应力为 217.92 MPa,仍满足铲斗的最大许用应力要求。

综上所述,通过 Hyperband-Adam 算法优化 MLP 建立的铲斗代理模型预测效果良好,虽然在

表 9 MLP 预测与仿真误差

Table 9 MLP prediction and simulation errors

预测效果	铲斗质量	最大挖掘载荷	挖掘质量	挖掘能耗	单位功耗
仿真值	994.18	85 375.18	968.50	177 094.00	182.85
MLP 预测值	989.43	85 039.67	991.21	178 164.44	179.74
相对误差/%	0.478	0.393	2.345	0.604	1.701

C:优化后铲斗结构分析

Imported Force

Time:1.0s

All

Unit:N

2024/5/14 10:35

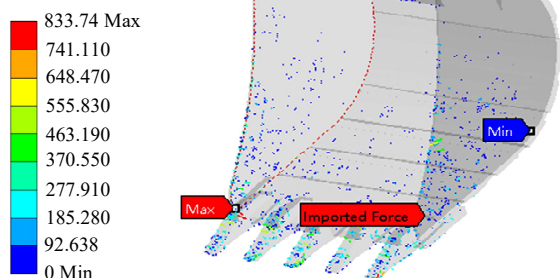


图 21 优化后铲斗受载

Fig. 21 Optimized bucket loading

C:优化后铲斗结构分析

Equivalent Stress

Type:Equivalent(von-Mises) Stress

Unit:MPa

Time:1

2024/5/14 10:35

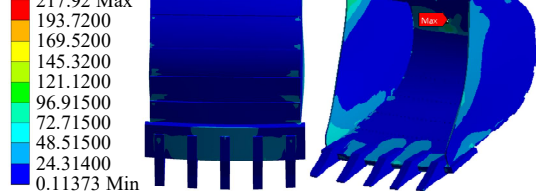


图 22 优化后铲斗结构分析

Fig. 22 Analysis of optimized bucket structure

个别样本测试点存在较大预测误差,但均在可接受范围内。优化后的铲斗在满足强度和最大挖掘载荷要求的同时,实现了铲斗轻量化及挖掘能耗降低。

4 结 论

(1)在ADAMS与EDEM环境下建立了挖掘机联合仿真模型,将仿真得到的斗杆、动臂关键节点载荷与实测载荷进行对比。结果表明,工况Ⅰ和工况Ⅱ的平均相关系数分别为0.847、0.882,具有极强的相关性,说明建立的联合仿真模型可以有效复现挖掘机的真实作业情况。

(2)以铲斗质量、最大挖掘载荷、挖掘质量及挖掘能耗为代理对象,通过Hyperband-Adam算法优化MLP建立代理模型。结果表明,工况Ⅱ和工况Ⅳ在测试集上的平均决定系数 R^2 分别为0.965、0.947,说明通过MLP建立的代理模型能够精确地逼近铲斗联合仿真模型。

(3)将已建立的铲斗代理模型与NSGA-II

算法相结合,对铲斗结构进行迭代优化。结果表明,优化后的铲斗结构在满足最大挖掘载荷及强度要求的前提下,铲斗质量减小了7.06%,单位挖掘能耗减小了6.47%,说明所建铲斗结构优化方法的有效性,可为工程应用提供一定的参考价值。

参考文献:

- [1] 王同建,杨书伟,谭晓丹,等. 基于DEM-MBD联合仿真的液压挖掘机作业性能分析[J]. 吉林大学学报:工学版, 2022, 52(4): 811-818.
Wang Tong-jian, Yang Shu-wei, Tan Xiao-dan, et al. Performance analysis of hydraulic excavator based on DEM-MBD co-simulation[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(4): 811-818.
- [2] 蔡敢为,黄一洋,田军伟,等. 一种新型正铲液压挖掘机工作机构的研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(13): 132-143.
Cai Gan-wei, Huang Yi-yang, Tian Jun-wei, et al. Research on a new working mechanism of face-shovel hydraulic excavator[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(13): 132-143.
- [3] Palomba I, Richiedi D, Trevisani A, et al. Estimation of the digging and payload forces in excavators by means of state observers[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 134: No. 106356.
- [4] Saldana R A, Bustos G A, Peña L D J, et al. Structural design of an agricultural backhoe using TA, FEA, RSM and ANN[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172: No. 105278.
- [5] Yuan Y L, Lv L Y, Wang S, et al. Multidisciplinary co-design optimization of structural and control parameters for bucket wheel reclaimer[J]. Frontiers of Mechanical Engineering, 2020, 15(3): 1-11.
- [6] Sun W, Peng X, Dou J, et al. Surrogate-based weight reduction optimization of forearm of bucket-wheel stacker reclaimer[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2020, 61(3): 1287-1301.
- [7] Shi Y P, Xia Y M, Zhang Y M, et al. Intelligent identification for working-cycle stages of excavator based on main pump pressure[J]. Automation in Construction, 2020, 109: No. 102991.
- [8] Si J K, Zhao S Z, Feng H C, et al. Multi-objective optimization of surface-mounted and interior perma-

- nent magnet synchronous motor based on Taguchi method and response surface method[J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2018, 4(1): 67-73.
- [9] Forrester I A, Keane J A. Recent advances in surrogate-based optimization[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2008, 45(1): 50-79.
- [10] Libano F, Rech P, Tambarar L, et al. On the reliability of linear regression and pattern recognition feedforward artificial neural networks in FPGAs[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2018, 65(1): 288-295.
- [11] Li F, Zurada J M, Liu Y, et al. Input layer regularization of multilayer feedforward neural networks[J]. IEEE Access, 2017, 5: 10979-10985.
- [12] 单德山, 张潇, 顾晓宇, 等. 基于多层感知深度学习的大跨度斜拉桥索力调整[J]. 桥梁建设, 2021, 51(1): 14-20.
- Shan De-shan, Zhang Xiao, Gu Xiao-yu, et al. Cable force adjustment for long-span cable-stayed bridge based on multilayer perceptron deep learning[J]. Bridge Construction, 2021, 51(1): 14-20.
- [13] 林景亮, 黄运保, 李海艳, 等. 基于深度代理模型的叉车臂架液压系统设计优化[J]. 中国机械工程, 2022, 33(3): 290-298.
- Lin Jing-liang, Huang Yun-bao, Li Hai-yan, et al. Design optimization for hydraulic systems of forklift boom based on deep surrogate model[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(3): 290-298.
- [14] 晏福, 徐建中, 李奉书. 混沌灰狼优化算法训练多层感知器[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(4): 872-879.
- Yan Fu, Xu Jian-zhong, Li Feng-shu. Training multi-layer perceptrons using chaos grey wolf optimizer[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(4): 872-879.
- [15] Moayed H, Abdullahi M M, Nguyen H, et al. Comparison of dragonfly algorithm and harris hawks optimization evolutionary data mining techniques for the assessment of bearing capacity of footings over two-layer foundation soils[J]. Engineering with Computers, 2019, 37(1): 1-11.
- [16] Pandey C A, Tikkiwal A V. Stance detection using improved whale optimization algorithm[J]. Complex Intelligent Systems, 2021, 7(3): 1-24.
- [17] Xue Y, Tong Y L, Ferrante N. An ensemble of differential evolution and Adam for training feed-forward neural networks[J]. Information Sciences, 2022, 608: 453-471.
- [18] Wang L, Liu Z C. Data-driven product design evaluation method based on multi-stage artificial neural network[J]. Applied Soft Computing Journal, 2021, 103: No. 107117.
- [19] 南敬昌, 杜有益, 王明寰, 等. 深度学习架构神经网络对超宽带天线建模优化[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(13): 362-368.
- Nan Jing-chang, Du You-yi, Wang Ming-huan, et al. Deep learning architecture and neural network optimization of ultra-wideband antenna modeling[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(13): 362-368.
- [20] 孔翔. 大型矿用挖掘机铲斗结构优化设计[D]. 大连: 大连理工大学机械工程学院, 2018.
- Kong Xiang. Structure optimization design of large mining excavator bucket[D]. Dalian: School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, 2018.
- [21] 雷睿. 液压挖掘机铲斗挖掘效率优化设计研究[D]. 杭州: 浙江大学机械工程学院, 2018.
- Lei Rui. Optimal design of excavation efficiency of hydraulic excavator bucket[D]. Hangzhou: College of Mechanical Engineering, Zhejiang University, 2018.
- [22] 陈一馨, 刘永生, 吕彭民. 挖掘机载荷谱试验的作业介质及作业类型[J]. 筑路机械与施工机械化, 2018, 5(12): 117-122.
- Chen Yi-xin, Liu Yong-sheng, Lv Peng-min, et al. Operation medium and type of load spectrum test of excavator[J]. Road Machinery & Construction Mechanization, 2018, 5(12): 117-122.
- [23] 刘坤宇, 苏宏杰, 李飞宇, 等. 基于响应曲面法的土壤离散元模型的参数标定研究[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(9): 143-149.
- Liu Kun-yu, Su Hong-jie, Li Fei-yu, et al. Research on parameter calibration of soil discrete element model based on response surface method[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(9): 143-149.
- [24] 顿国强, 陈海涛, 纪文义. 基于EDEM仿真与SolidWorks Simulation的凿式深松铲有限元分析[J]. 河南农业大学学报, 2017, 51(5): 678-682.
- Dun Guo-qiang, Chen Hai-tao, Ji Wen-yi. Finite element analysis of chisel-type deep shovel based on EDEM and Solid Works Simulation[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2017, 51(5): 678-682.

- [25] Coetzee C. Review: calibration of the discrete element method[J]. Powder Technology, 2017, 310: 104-142.
- [26] 张锐, 韩佃雷, 吉巧丽, 等. 离散元模拟中沙土参数标定方法研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 49-56.
- Zhang Rui, Han Dian-lei, Ji Qiao-li, et al. Calibration methods of sandy soil parameters in simulation of discrete element method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 49-56.
- [27] Maasa A L, Hannun A Y, Ng A Y. Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models[C]// Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning. Atlanta, USA: PMLR, 2013: 456-462.
- [28] Li L S, Kevin J, Giulia D, et al. Hyperband: a novel bandit-based approach to hyperparameter optimization[J]. Journal of Machine Learning Research, 2018, 18(1): 6765-6816.