

基于RSM和GA-BP-GA优化的油茶籽仿真参数标定

丁辛亭^{1,2} 李凯^{1,2} 郝伟^{1,2} 杨其长³ 闫锋欣¹ 崔永杰^{1,2}

(1.西北农林科技大学机械与电子工程学院,陕西杨凌 712100;

2.农业农村部农业物联网重点实验室,陕西杨凌 712100;

3.中国农业科学院都市农业研究所,成都 610213)

摘要:采用逆向工程技术,在EDEM软件中建立了油茶籽离散元模型;通过物理试验测得油茶籽堆积角为 $(27.93 \pm 1.46)^{\circ}$,以及密度、碰撞恢复系数和油茶籽-钢板间静摩擦因数的参数区间,采用Plackett-Burman Design和最陡爬坡试验筛选显著性因素;以堆积角为响应值,采用响应面(RSM)和机器学习对显著性参数进行优化和对比。结果显示,基于遗传算法(GA)的BP人工神经网络的预测能力与稳定性优于随机森林、支持向量机和BP人工神经网络;采用GA寻优得到油茶籽-油茶籽间静摩擦因数为0.443、油茶籽-钢板间静摩擦因数为0.319、油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数为0.063,测得仿真堆积角为 27.63° ,与实际堆积角的相对误差为1.09%;采用RSM得到油茶籽-油茶籽间静摩擦因数为0.383、油茶籽-钢板间静摩擦因数为0.335、油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数为0.064,测得仿真堆积角为 26.99° ,相对误差为3.33%。研究结果表明,在油茶籽参数标定中,GA-BP-GA的参数优化效果优于RSM,并且该研究所建油茶籽模型与参数标定结果可用于离散元仿真。

关键词:油茶籽;离散元;参数标定;遗传算法;BP神经网络

中图分类号: S565.9; TP181

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)02-0139-12

OSID:



Calibration of Simulation Parameters of *Camellia oleifera* Seeds
Based on RSM and GA-BP-GA Optimization

DING Xinting^{1,2} LI Kai^{1,2} HAO Wei^{1,2} YANG Qichang³ YAN Fengxin¹ CUI Yongjie^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. Institute of Urban Agriculture, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Chengdu 610213, China)

Abstract: In the study of production and processing technologies such as mechanical shelling, sowing and planting of *Camellia oleifera* seeds, due to the lack of accurate discrete element simulation models and parameters, the simulation and actual errors of design equipment are large. Reverse engineering techniques were used to establish a discrete element model of *Camellia oleifera* seeds in EDEM software. Through physical tests, the angle of repose (AOR) of *Camellia oleifera* seeds was measured to be $(27.93 \pm 1.46)^{\circ}$. The parameter intervals of density, collision recovery coefficient and static friction coefficient between camellia seed and plate were measured. The discrete model parameters of *Camellia oleifera* seeds were filtered by using the Plackett-Burman Design to obtain the parameters that had a significant impact on the AOR. The path of steepest ascent method was carried out to determine the optimal value range of the parameters. The central composite design (CCD) response surface method (RSM) and machine learning were used to establish the regression models involving the AOR and the significant parameters. The results showed that the predictive ability and stability of BP artificial neural network based on genetic algorithm (GA) were better than that of random forest, support vector regression and BP artificial neural network. GA optimization was used to obtain the static friction coefficient between seeds, which was 0.443, the static friction coefficient between seeds and steel plates was 0.319, and the rolling friction coefficient between seeds was 0.063. The simulated AOR was measured to be 27.63° , and the relative

收稿日期: 2022-11-05 修回日期: 2022-12-26

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFD1002401)、国家自然科学基金项目(31971805)和陕西省重点研发计划项目(2019ZDLNY02-04)

作者简介: 丁辛亭(1994—),男,博士生,主要从事设施农业装备设计及自动化研究,E-mail: dingxinting@nwfau.edu.cn

通信作者: 崔永杰(1971—),男,教授,博士生导师,主要从事果蔬生产自动化研究,E-mail: agriculturalrobot@nwfau.edu.cn

error from the actual AOR was 1.09%. RSM optimization was used to obtain the static friction coefficient between seeds, which was 0.383, the static friction coefficient between seeds and steel plates was 0.335, and the rolling friction coefficient between seeds was 0.064. The simulated AOR was measured to be 26.99°, and the relative error from the actual AOR was 3.33%. The results showed that GA – BP – GA had better parameter optimization effect than RSM in the parameter calibration of *Camellia oleifera* seeds. Moreover, the built model and parameter calibration results of *Camellia oleifera* seeds can be used for discrete element simulation research.

Key words: *Camellia oleifera* seeds; discrete element; parameter calibration; genetic algorithm; BP neural network

0 引言

油茶 (*Camellia oleifera* Abel.) 作为中国特有的一种纯天然高级油料,广泛种植于浙江、江西、河南、湖南、广西等地区,种植面积超过 $4.47 \times 10^6 \text{ hm}^2$,油茶籽、茶油产量分别达到 3.14×10^6 、 $7.2 \times 10^5 \text{ t}^{[1]}$ 。通过推广优良品种、扩大种植面积、改造中低产林,油茶生产潜力持续提升,但是油茶籽剥壳、播种、栽植等生产加工环节的机械化水平仍然较低,成为制约油茶进一步发展的重要因素。

随着计算机技术的发展,离散元仿真为颗粒动态行为的虚拟仿真提供了一种全新的思路^[2-3],具有省时省力、成本低、结果可视化等优点,为机具设计及优化提供理论依据^[4]。国内外学者对土壤^[5]、谷物^[6-11]、三七^[12]、花生^[13]、葵花籽^[14]等物料进行了离散元建模与参数标定,结果表明不同物料间的接触参数差异较大,而对油茶籽离散元仿真参数的标定鲜有报道。

以上各物料均采用响应面法 (Response surface methodology, RSM) 对显著性参数进行优化,而机器学习作为一种新兴的非线性回归建模方法,在数据拟合、预测和优化方面表现出优异的灵活性和预测能力。尤其是基于遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 的 BP (Back propagation) 神经网络 (GA – BP),能够避免 RSM 容易产生局部最优解的影响,更适合于达到全局最优组合设计的目标,具有更高的拟合度与精准的预测值^[15],但该方法未见应用于离散元仿真参数优化与标定中。

本文以油茶籽为研究对象,采用逆向工程技术提取 4 种常见形状油茶籽的轮廓,在 EDEM 软件中建立填充球形颗粒的油茶籽离散元模型;结合油茶籽堆积角 (Angle of repose, AOR) 物理试验与仿真试验,通过 Plackett – Burman Design 和最陡爬坡试验筛选出对油茶籽堆积角有显著影响的参数及其取值范围;比较随机森林、支持向量机 (Support vector regression, SVR)、BP 人工神经网络 (BP) 和 GA – BP 4 种机器学习回归模型的预测能力和拟合稳定性,

选择最优模型作为油茶籽堆积角预测模型;并与 RSM 方法对比,寻求最优的显著性参数组合,以进一步减小仿真误差、提高参数标定精度。

1 仿真参数标定方法

1.1 试验材料

本文油茶籽为 2021 年野生油茶籽,产自浙江省衢州市开化县。用数显游标卡尺 (精度 0.01 mm) 随机测量 100 个油茶籽颗粒,其形状主要有球体、半球体、1/4 球体和 1/6 球体,其各形状占比约为 10%、30%、50% 和 10%。油茶籽半径分布如图 1 所示。

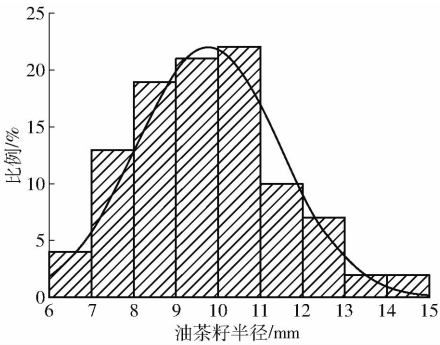


图 1 粒径分布

Fig. 1 Camellia seed radius distribution

使用排水法测量油茶籽密度。将质量为 w 的油茶籽缓缓放入 100 mL 量筒内,为了防止加水后油茶籽漂浮,将 100 g 砝码缓缓放入量筒内置于油茶籽上方。向量筒内添加 50 mL 水,测得总体积为 v 。使用同样方法测得 100 g 砝码体积为 v_F ,油茶籽密度计算式为

$$\rho = \frac{w}{v - v_F - 50} \tag{1}$$

通过 5 次试验测得油茶籽密度为 0.864 ~ 0.996 g/cm³。

1.2 物理试验

1.2.1 堆积角

将 152.2 g 油茶籽放入直径 63 mm、高 150 mm 的无底 316 钢制圆筒中,圆筒以速度 30 mm/s 匀速上提,形成油茶籽堆。使用量角器测量堆积角误差较大,因此采用图像处理方法进行测量。使用基于

Python 语言的 OpenCV 3.4 开源软件包对颗粒堆进行图像处理,首先去除图像的冗余背景,得到原始图像(图 2a),然后对原始图像进行灰度处理(图 2b)和二值化处理(图 2c),接着采用 Canny 边缘检测算法提取边界轮廓(图 2d)并保存。最后采用 Origin 2019b 软件的 Digitizer 工具导入处理后的颗粒堆边界轮廓图像,设置图像像素与坐标轴后选取图像轮廓,即可得到轮廓像素点坐标(图 2e),采用非线性拟合得到其高斯分布函数。参照文献[16 - 17]的高斯函数推导过程,得到油茶籽颗粒堆积角,该试验重复 10 次取平均值,最终得到油茶籽实际堆积角为 $(27.93 \pm 1.46)^{\circ}$ 。油茶籽仿真试验堆积角测量与该方法相同,且以堆积角物理试验平均值 27.93° 为参数标定的寻优目标。

1.2.2 碰撞恢复系数

(1) 油茶籽-油茶籽间碰撞恢复系数

采用双摆装置(图 3)测量油茶籽-油茶籽间碰撞恢复系数。油茶籽 1 与油茶籽 2 的外壳钻 1 mm 孔,并用相同长度的轻质尼龙绳连接油茶籽与钢杆。测试时,使用 i - SPEED 型高速摄影机(最高帧速率 10 000 f/s)记录两油茶籽的运动轨迹。油茶籽 1 自然悬挂于最低点,油茶籽 2 与油茶籽 1 的相对高度 (h_0) 为 80 mm,油茶籽 1 以初速度为 0 释放,下落至最低点时与油茶籽 2 相撞,油茶籽 1 与油茶籽 2 继续摆动,其摆动最高点与最低点的垂直距离分别为 h_1 和 h_2 。根据碰撞恢复系数定义,油茶籽-油茶籽间碰撞恢复系数计算式为

$$e_1 = \frac{v_1' - v_1''}{v_2} = \frac{\sqrt{2gh_2} - \sqrt{2gh_1}}{\sqrt{2gh_0}} = \frac{\sqrt{h_2} - \sqrt{h_1}}{\sqrt{h_0}} \quad (2)$$

式中 e_1 ——油茶籽-油茶籽间碰撞恢复系数
 v_1' 、 v_1'' ——碰撞前、后油茶籽 1 瞬时速度, m/s
 v_2 ——碰撞后油茶籽 2 瞬时速度, m/s
 g ——重力加速度, m/s^2

由 20 次重复试验测试得到油茶籽-油茶籽间碰撞恢复系数为 0.27 ~ 0.51。

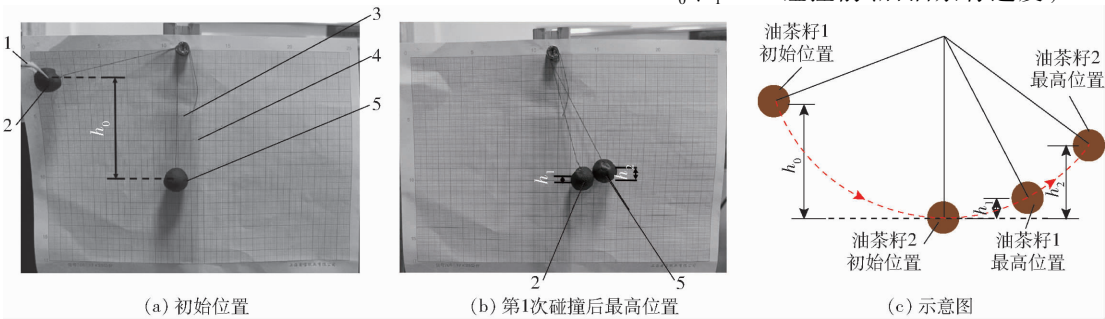


图 3 油茶籽-油茶籽间碰撞恢复系数测量

Fig. 3 Collision recovery coefficient measurement between Camellia seeds

1. 镊子 2. 油茶籽 1 3. 尼龙绳 4. 坐标纸 5. 油茶籽 2

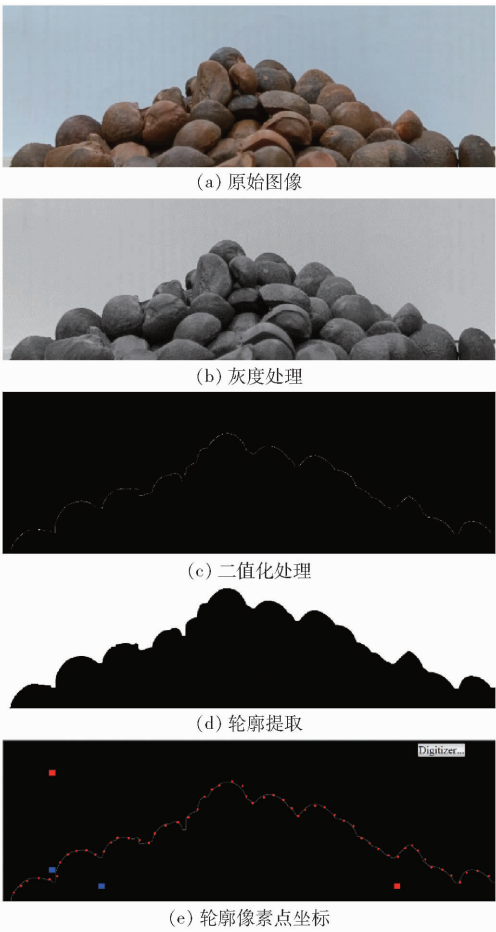


图 2 油茶籽堆积角图像处理

Fig. 2 Image processing of AOR for Camellia seed

(2) 油茶籽-钢板间碰撞恢复系数

采用油茶籽自由落体碰撞钢板的方法(图 4)测量油茶籽-钢板间碰撞恢复系数。测试时,使用高速摄影机记录油茶籽的运动轨迹。油茶籽在距钢板 $H_0 = 170 \text{ mm}$ 以初速度为 0 释放,以自由落体状态与钢板相撞后反弹高度 H_1 。根据碰撞恢复系数的定义,油茶籽-钢板碰撞恢复系数计算式为

$$e_2 = \frac{v_1}{v_0} = \frac{\sqrt{2gH_1}}{\sqrt{2gH_0}} = \frac{\sqrt{H_1}}{\sqrt{H_0}} \quad (3)$$

式中 e_2 ——油茶籽-钢板间碰撞恢复系数
 v_0 、 v_1 ——碰撞前、后油茶籽速度, m/s

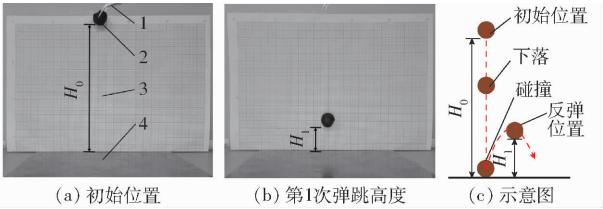


图 4 油茶籽-钢板间碰撞恢复系数测量

Fig. 4 Collision recovery coefficient measurement

between Camellia seed and steel plate

1. 镊子 2. 油茶籽 3. 坐标纸 4. 钢板

由 20 次重复试验测试得到油茶籽-钢板间碰撞恢复系数为 0.33 ~ 0.53。

1.2.3 油茶籽-钢板间静摩擦因数

使用斜面法测量油茶籽-钢板间静摩擦因数,试验装置如图 5 所示。选用非球形油茶籽置于可调坡度的斜面上,缓慢转动旋转轮使斜面一侧抬升,当油茶籽在斜面上具有下滑趋势时,记录油茶籽抬升高度 a 和此时油茶籽距离转轴距离 b 。油茶籽-钢板间静摩擦因数计算式为

$$f = \tan \theta = \frac{a}{b} \tag{4}$$

式中 f ——油茶籽-钢板间静摩擦因数

θ ——斜面与水平面的夹角, (°)

通过 20 次试验测得油茶籽-钢板间静摩擦因数为 0.273 ~ 0.390。

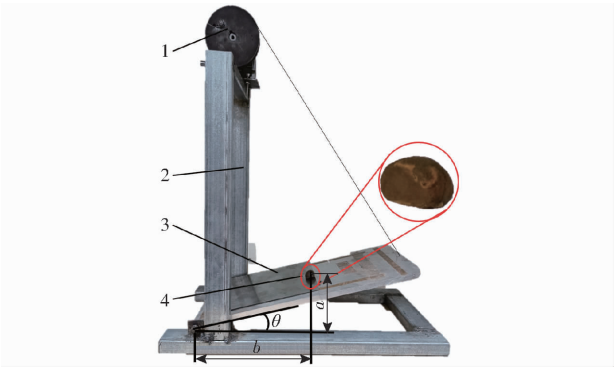


图 5 油茶籽-钢板间静摩擦因数测量装置

Fig. 5 Static friction coefficient measurement device

between Camellia seed and steel plate

1. 旋转轮 2. 机架 3. 钢板 4. 油茶籽

1.3 仿真模型设置

离散元模型需要与实际物体外观大致相符合。在离散元仿真参数设置中,输入值不同时,得到的结果也不同。因此,以物理试验值的堆积角为目标,采用 EDEM 2021 软件对各个本征参数和接触参数进行寻优标定。

1.3.1 油茶籽离散元模型建立

油茶籽为不规则形状颗粒,为了精确建立轮廓模型,选取半径与平均值相近的油茶籽建立轮廓模型,油茶籽实物如图 6 所示。应用逆向工程技术,通

过 OKIO 5M 工业级三维扫描仪 (5×10^6 像素,测量精度 $5 \mu\text{m}$,蓝光光栅扫描)扫描油茶籽外轮廓,将点云数据导至 Geomagic Warp 软件中进行合并拼接得到油茶籽模型,最后将油茶籽模型导入 GOM Inspect 软件,对尖锐、噪点进行锐化去噪得到油茶籽三维模型^[12,14,18]。然后将油茶籽三维模型导入 EDEM 软件中进行颗粒自动填充,设置平滑值为 5,最小颗粒半径为 1.3 mm,得到由不等径颗粒组成的油茶籽离散元模型,球体、半球体、1/4 球体、1/6 球体颗粒数分别为 5、40、40、37。

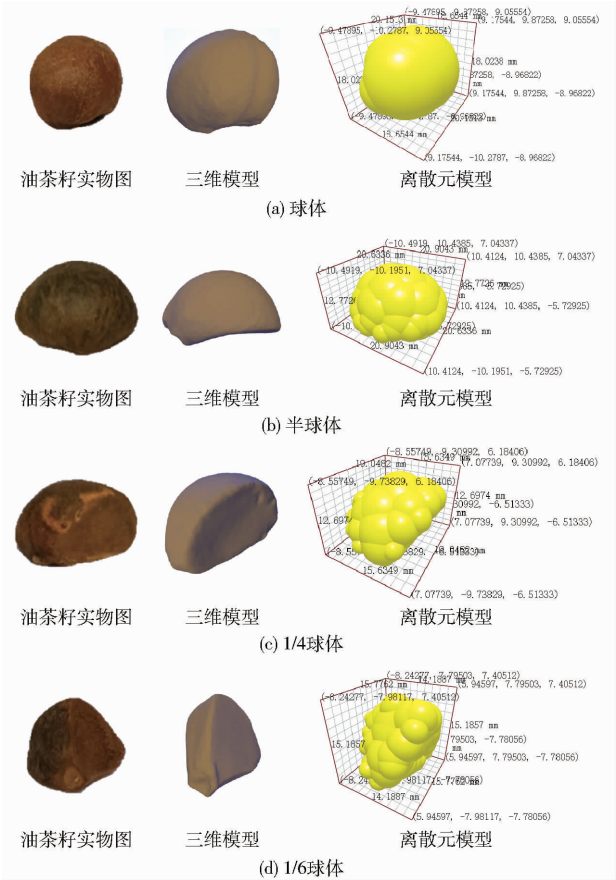


图 6 油茶籽离散元模型构建过程

Fig. 6 Construction process of Camellia seed discrete element model

1.3.2 钢板和无底钢制圆筒模型

用 SolidWorks 软件建立与试验装置相同的钢板和无底钢制圆筒的三维模型,将其保存为 STP 文件导入 EDEM 软件;参照文献[19]得到钢材泊松比为 0.3,密度为 7.865 g/cm^3 ,剪切模量为 $79\,700 \text{ MPa}$ 。

1.3.3 接触模型

试验过程中,除颗粒与颗粒间接触,还会有颗粒与钢材之间的作用力。由于实际试验中油茶籽与钢材表面光滑且几乎无粘附力,因此仿真时选用 Hertz-Mindlin (no slip) 接触模型。

1.3.4 仿真参数设置

在仿真试验时,以速率 40 粒/s、油茶籽形状按

照 1.1 节所述比例生成 100 个油茶籽, 仿真试验的 Rayleigh 时间步长约为 20%, 仿真总时长为 7 s, 数据保存时间间隔为 0.1 s, 网格尺寸为 2.5 倍的最小颗粒半径。

1.4 试验设计与方法

1.4.1 RSM 试验

(1) PBD 试验

并不是所有参数都对堆积角有显著影响, 没有显著影响的参数并不能基于堆积角来标定, 否则标定的参数不准确^[20]。利用 Design-Expert 软件进行 PBD 试验设计与分析, 对油茶籽颗粒的本征参数(泊松比、剪切模量、密度)和接触参数(油茶籽-油茶籽间碰撞恢复系数、油茶籽-钢板间碰撞恢复系数、油茶籽-油茶籽间静摩擦因数、油茶籽-钢板间静摩擦因数、油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数和油茶籽-钢板间滚动摩擦因数)进行筛选, 筛选出对油茶籽堆积角有显著影响的参数。通过试验与参考相关文献, 得到所需标定的 9 个参数取值如表 1 所示。

表 1 PBD 因素编码
Tab.1 Factors and codes of PBD

因素	编码			数值来源
	-1	0	1	
泊松比 A	0.30	0.35	0.40	文献[14,21-22]
剪切模量 B/MPa	10	160	310	文献[14,21-22]
密度 $C/(\text{g}\cdot\text{cm}^{-3})$	0.864	0.930	0.996	本文
油茶籽-油茶籽间碰撞恢复系数 D	0.27	0.39	0.51	本文
油茶籽-钢板间碰撞恢复系数 E	0.33	0.43	0.53	本文
油茶籽-油茶籽间静摩擦因数 F	0.27	0.52	0.77	文献[14,21,23]
油茶籽-钢板间静摩擦因数 G	0.27	0.33	0.39	本文
油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数 H	0	0.10	0.20	文献[14,21-22]
油茶籽-钢板间滚动摩擦因数 J	0	0.10	0.20	文献[14,21-22]

(2) 最陡爬坡试验

应用 RSM 分析方法建立回归模型求解最优值, 其前提是因素的最优值在所选高低水平范围内, 最陡爬坡试验可以较快地确定因素最优值所在区间。以 PBD 试验筛选显著性影响因素 F 、 G 和 H , 将其对应的水平区间等分为 6 份, 非显著性参数选择中间水平, 进行堆积角仿真试验。以最小相对误差为目标, 确定中心组合 RSM 试验的上下限。相对误差计算式为

$$e = \frac{|y - z|}{y} \times 100\%$$

(5)

式中 e ——相对误差, %
 y ——实测油茶籽堆积角, ($^{\circ}$)
 z ——仿真油茶籽堆积角, ($^{\circ}$)

(3) 中心组合响应面试验

综合最陡爬坡试验结果, 采用中心组合响应面 (Central composite design, CCD) 试验进行 RSM 分析试验, 以确定最优参数。将最陡爬坡试验结果范围作为上下限进行 RSM 试验, 非显著性参数选择中间水平, 显著性参数及仿真因素编码如表 2 所示。

表 2 CCD 因素编码
Tab.2 Factors and levels of central composite design

编码	因素		
	F	G	H
-1.682	0.301 821	0.277 637	0.012 728 3
-1	0.37	0.294	0.04
0	0.47	0.318	0.08
1	0.57	0.342	0.12
1.682	0.638 179	0.358 363	0.147 272

1.4.2 机器学习回归拟合建模

对 RSM 所用的相同数据, 采用 Matlab 进行随机森林、SVR、BP、GA - BP 回归拟合建模, 寻找最优回归拟合算法。为了避免过度训练和过度参数化, 将总数据 (23 组) 随机分成 17 组 (70%) 进行训练, 3 组 (15%) 进行测试和 3 组 (15%) 用于验证^[24-25]。选择 mapminmax 函数对输入和输出数据进行归一化处理, 以消除量纲的影响。

(1) 随机森林

随机森林回归通过随机抽取样本和特征, 建立多棵相互不关联的决策树, 通过并行的方式获得预测结果。设置决策树数目为 100, 最小子叶数为 5。

(2) SVR

SVR 是一种有监督的机器学习算法, 使用对称损失函数进行训练。设置 SVR 类型为 epsilon - SVR 回归, 损失函数为 0.01, 核函数为径向基函数, gamma 函数值为 0.8。

(3) BP

使用基于 Levenberg - Marquardt 算法和性能函数均方误差 (MSE) 的反向传播网络来训练网络^[26]。隐含层和输出层的传递函数分别为 Sigmoid 函数和线性函数。规定训练的目标误差为 0.001, 设定学习速率为 0.001, 其中最大训练步数为 50。

选择最优的拓扑结构是神经网络成功应用的关键。输入层设定 3 个神经元: 油茶籽-油茶籽间静摩擦因数 (F)、油茶籽-钢板间静摩擦因数 (G)、油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数 (H), 油茶籽堆积角设定为输出层; 隐含层的隐藏层节点个数 s 需要

采用试错法来确定,隐藏层节点个数 s 计算式为

$$s = \sqrt{n + l} + c \tag{6}$$

式中 n 、 l ——输入层和输出层神经元数

c ——常数,取 $1 \sim 11$ ^[27]

根据式(6)计算 s 取值范围为 $3 \sim 13$ 。

(4)GA – BP

由于 BP 存在对初始权值和阈值敏感,全局搜索能力差,容易陷入局部极小值等问题^[28]。在执行 BP 神经网络之前,利用遗传算法对隐含层和输出层初始权值 w_1 、 w_2 ,以及隐含层和输出层阈值 b_1 、 b_2 进行优化。调用遗传算法 GAOT 工具箱,通过选择、交叉和突变迭代优化个体的种群,把遗传算法优化后得到的初始权值和阈值赋值给 BP 神经网络进行学习更新,直到获得终止标准^[29]。遗传算法参数设置为:进化迭代次数为 300,种群规模为 100,选择函数为几何规划排序选择 (normGeomSelect)、系数为 0.09,交叉系数为 0.8,突变系数为 0.2^[30]。

1.4.3 GA 寻优

对于未知的非线性函数,仅通过函数输入输出数据难以精确寻找函数极值,所以结合遗传算法的非线性寻优能力,以建立的神经网络模型为遗传算法的适应度函数,以堆积角 27.93° 为寻优目标,对油茶籽-油茶籽间静摩擦因数 (F)、油茶籽-钢板间静摩擦因数 (G)、油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数

(H)取值进行寻优。设定遗传算法的进化迭代次数为 100,种群规模为 200,选择函数为 normGeomSelect、系数为 0.8,交叉系数为 2,突变系数为 0.2。

1.4.4 数据分析与处理

采用 Design-Expert 软件进行试验设计、数据处理与统计分析,算法运行平台为 Matlab R2022a。

通过决定系数 R^2 、均方误差 (MSE) 和平均绝对偏差 (AAD) 评估 RSM 和机器学习模型的预测性能^[37], R^2 越大表明模型拟合度越高,MSE 和 AAD 越低,表明模型精度和稳定性越好。

2 结果与讨论

2.1 PBD 试验筛选显著性参数

PBD 试验的 13 次试验方案及结果如表 3 所示。9 个参数对堆积角方差分析如表 4 所示。结果表明,油茶籽-油茶籽间静摩擦因数、油茶籽-钢板间静摩擦因数、油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数对堆积角影响显著 ($P < 0.05$),而其余参数影响不显著。变异系数为 5.87%,小于 15%,说明本次试验结果数据均正常,具有分析意义;校正决定系数 R^2_{adj} 为 0.962 6,大于 0.8,说明回归模型的拟合度很好;精密度是有效信号与噪声的比值,该值越大越好,一般要求大于 4,本次试验精确度为 17.592,因此该试验具有较好的可靠性。

表 3 PBD 方案及结果
Tab.3 Scheme and results of PBD

序号	因素									堆积角/ ($^\circ$)
	A	B/MPa	$C/(\text{g}\cdot\text{cm}^{-3})$	D	E	F	G	H	J	
1	0.4	310	0.864	0.51	0.53	0.77	0.273	0	0.2	21.45
2	0.3	310	0.996	0.27	0.53	0.77	0.273	0	0	16.84
3	0.4	10	0.996	0.51	0.33	0.77	0.39	0	0	26.27
4	0.3	310	0.864	0.51	0.53	0.27	0.39	0.2	0	31.92
5	0.3	10	0.996	0.27	0.53	0.77	0.39	0.2	0.2	35.83
6	0.3	10	0.864	0.51	0.33	0.77	0.273	0.2	0.2	33.87
7	0.4	10	0.864	0.27	0.53	0.27	0.39	0	0.2	24.79
8	0.4	310	0.864	0.27	0.33	0.77	0.39	0.2	0	39.16
9	0.4	310	0.996	0.27	0.33	0.27	0.273	0.2	0.2	30.66
10	0.3	310	0.996	0.51	0.33	0.27	0.39	0	0.2	18.03
11	0.4	10	0.996	0.51	0.53	0.27	0.273	0.2	0	29.85
12	0.3	10	0.864	0.27	0.33	0.27	0.273	0	0	13.05
13	0.35	160	0.93	0.39	0.43	0.52	0.3315	0.1	0.1	28.05

2.2 最陡爬坡试验确定显著性参数最优值区间

根据 PBD 试验的结果,对堆积角的影响效果不显著的因素选用中间水平,即油茶籽泊松比 0.35,剪切模量 160 MPa,油茶籽-油茶籽间碰撞恢复系数 0.39,油茶籽-钢板间碰撞恢复系数 0.43,油茶籽-钢板间滚动摩擦因数 0.10;根据试验测量结果,油

茶籽密度为 0.939 g/cm^3 ;3 个显著性参数(油茶籽-油茶籽间静摩擦因数、油茶籽-钢板间静摩擦因数和油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数)参考 PBD 试验因素水平表取值进行最陡爬坡试验,并计算油茶籽仿真堆积角与实际堆积角的相对误差,试验方案及结果如表 5 所示。

表 4 PBD 试验结果方差分析

Tab.4 ANOVA of test result for PBD

方差来源	均方	自由度	<i>F</i>	<i>P</i>
模型	728.05	9	32.44	0.030 3 *
<i>A</i>	42.67	1	17.11	0.053 8
<i>B</i>	2.59	1	1.04	0.415 1
<i>C</i>	3.82	1	1.53	0.341 3
<i>D</i>	0.095 5	1	0.038 3	0.863 0
<i>E</i>	0.011 2	1	0.004 5	0.952 7
<i>F</i>	52.57	1	21.08	0.044 3 *
<i>G</i>	76.42	1	30.64	0.031 1 *
<i>H</i>	545.15	1	218.60	0.004 5 **
<i>J</i>	4.71	1	1.89	0.303 0
失拟	4.99	2		
总和	734.44	12		

注：* 表示影响显著 ($0.01 \leq P < 0.05$)，** 表示影响极其显著 ($P < 0.01$)，下同。

表 5 最陡爬坡试验方案及结果

Tab.5 Scheme and results of the steepest ascent test

序号	因素			堆积角/ (°)	相对误差/ %
	<i>F</i>	<i>G</i>	<i>H</i>		
1	0.27	0.270	0	18.66	33.19
2	0.37	0.294	0.04	24.54	12.13
3	0.47	0.318	0.08	30.97	10.89
4	0.57	0.342	0.12	38.60	38.21
5	0.67	0.366	0.16	41.39	48.20
6	0.77	0.390	0.20	45.15	61.66

结果表明,随着油茶籽-油茶籽间静摩擦因数 (*F*)、油茶籽-钢板间静摩擦因数 (*G*) 和油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数 (*H*) 的增大,油茶籽仿真堆积角也持续增大。同时堆积角的相对误差呈先减小后增大,其中第 3 组试验的相对误差最小,为 10.89%,因此选择第 3 组试验所选的水平附近,即第 2、3、4 组试验所选的水平进行 RSM 分析试验,建立 RSM 回归模型。

2.3 RSM 分析试验

CCD 试验方案包括 23 个试验点,其中包括 14 个分析因子,9 个零点估计误差,试验设计方案及响应值如表 6 所示。

应用 Design-Expert 软件对试验结果进行分析,得到二次回归模型。该二次回归模型的方差分析如表 7 所示,该回归模型 $P < 0.01$,说明堆积角与所得回归方程关系是极显著的;失拟项 $P = 0.353\ 3 > 0.05$,说明所得回归方程与实际拟合中非正常误差所占比例小,拟合性较好;变异系数为 5.45%,故本试验可靠性较好;决定系数 R^2 为 0.94、校正决定系数 R^2_{adj} 为 0.90,故所得回归方程可靠度较高;精确度为 18.37,故该回归模型精确度良好。另外,油茶籽-油茶籽间静摩擦因数 (*F*)、油茶籽-钢板间静摩擦因数 (*G*)、油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数 (*H*)、

表 6 CCD 方案及结果

Tab.6 Scheme and results of CCD

序号	因素			堆积 角/(°)
	<i>F</i>	<i>G</i>	<i>H</i>	
1	0.47	0.318	0.08	29.56
2	0.57	0.342	0.12	44.29
3	0.37	0.342	0.04	28.00
4	0.638 179	0.318	0.08	40.50
5	0.47	0.318	0.147 272	43.00
6	0.47	0.277 637	0.08	26.44
7	0.47	0.318	0.08	31.87
8	0.47	0.318	0.08	30.35
9	0.47	0.318	0.08	33.46
10	0.47	0.358 363	0.08	34.00
11	0.47	0.318	0.08	31.99
12	0.301 821	0.318	0.08	24.03
13	0.37	0.342	0.12	35.48
14	0.57	0.294	0.12	38.65
15	0.47	0.318	0.08	31.74
16	0.37	0.294	0.04	24.48
17	0.47	0.318	0.08	30.01
18	0.57	0.342	0.04	37.72
19	0.47	0.318	0.08	32.28
20	0.37	0.294	0.12	34.15
21	0.47	0.318	0.08	27.99
22	0.47	0.318	0.012 728 3	26.36
23	0.57	0.294	0.04	31.00

表 7 CCD 二次回归模型方差分析

Tab.7 ANOVA of central composite design quadratic

model					
方差来源	均方和	自由度	均方	<i>F</i>	<i>P</i>
模型	626.18	9	69.58	22.18	<0.000 1 **
<i>F</i>	239.99	1	239.99	76.52	<0.000 1 **
<i>G</i>	65.57	1	65.57	20.91	0.000 5 **
<i>H</i>	257.82	1	257.82	82.20	<0.000 1 **
<i>FG</i>	7.05	1	7.05	2.25	0.157 7
<i>FH</i>	1.07	1	1.07	0.342 1	0.568 6
<i>GH</i>	1.34	1	1.34	0.426 2	0.525 3
<i>F</i> ²	10.18	1	10.18	3.25	0.094 8
<i>G</i> ²	0.095 4	1	0.095 4	0.030 4	0.864 2
<i>H</i> ²	43.39	1	43.39	13.84	0.002 6 **
残差	40.77	13	3.14		
失拟	18.26	5	3.65	1.30	0.353 3
误差	22.52	8	2.81		
总和	666.96	22			

油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数的平方项 (H^2) 对油茶籽堆积角的影响极其显著 ($P < 0.01$)。

剔除对二次回归模型影响不显著的因素,优化后的回归模型方差分析如表 8 所示,失拟项为 0.342 3、精确度为 25.10,较优化前所得回归方程的可靠性和精确性有改善。优化后回归方程为

$$\alpha = -19.32 + 41.92F + 91.30G - 56.03H + 1\ 029.09H^2$$

(7)

式中 α ——堆积角, (°)

表 8 CCD 优化回归模型方差分析

Tab.8 ANOVA of central composite design modified model					
方差来源	均方和	自由度	均方	<i>F</i>	<i>P</i>
模型	606.46	4	151.61	45.11	<0.000 1 **
<i>F</i>	239.99	1	239.99	71.40	<0.000 1 **
<i>G</i>	65.57	1	65.57	19.51	0.000 3 **
<i>H</i>	257.82	1	257.82	76.71	<0.000 1 **
<i>H</i> ²	43.08	1	43.08	12.82	0.002 1 **
残差	60.50	18	3.36		
失拟	37.98	10	3.80	1.35	0.342 3
误差	22.52	8	2.81		
总和	666.96	22			

2.4 交互因素对堆积角的影响

油茶籽-油茶籽间静摩擦因数(*F*)固定时,油茶籽-钢板间静摩擦因数和油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数的响应曲面如图 7a 所示,当油茶籽-钢板间静摩擦因数(*G*)不变时,堆积角随着油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数(*H*)增大逐渐增加,且变化趋势明显;当油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数(*H*)不变时,堆积角随着油茶籽-钢板间静摩擦因数(*G*)增大逐渐增加。

油茶籽-钢板间静摩擦因数(*G*)固定时,油茶籽-油茶籽间静摩擦因数(*F*)和油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数(*H*)的响应曲面如图 7b 所示,当油茶籽-

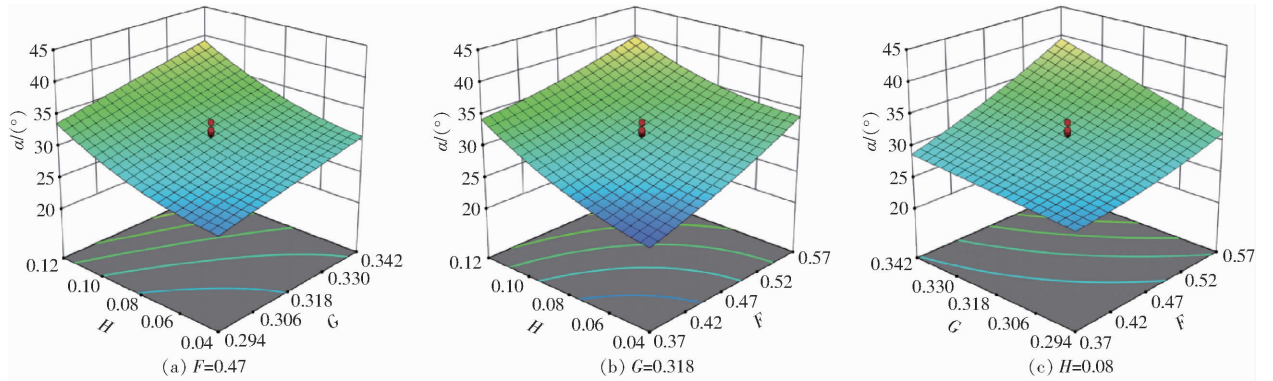


图 7 交互因素对堆积角的影响

Fig.7 Influence of interaction factors on AOR

油茶籽间静摩擦因数(*F*)不变时,堆积角随油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数(*H*)增大逐渐增加;当油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数(*H*)不变时,堆积角随着油茶籽-油茶籽间静摩擦因数(*F*)增大逐渐增加,两者变化趋势显著。

油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数(*H*)固定时,油茶籽-油茶籽间静摩擦因数(*F*)和油茶籽-钢板间静摩擦因数(*G*)的响应曲面如图 7c 所示,当油茶籽-油茶籽间静摩擦因数(*F*)不变时,堆积角随油茶籽-钢板间静摩擦因数(*G*)增大逐渐增加;当油茶籽-钢板间静摩擦因数(*G*)不变时,堆积角随油茶籽-油茶籽间静摩擦因数(*F*)增大逐渐增加。

2.5 机器学习回归模型对比

通过比较 4 种回归模型算法的 R^2 、MSE 和 AAD,来确定能够适用后续试验的回归模型。对于 BP 来说,隐含层神经元数量较少容易导致模型欠拟合;数量过多可能会导致过拟合和训练时间过长,因此采用试错法对隐含层中的神经元数 3~13 进行研究。由于训练样本较少,回归拟合时会出现误差,因此重复训练 5 次,结果如表 9 所示。

由表 9 可知,SVR 和 GA-BP 两种算法的预测能力比随机森林和 BP 更准。其中 SVR 的变异系数

最小,拟合效果最稳定;但是 SVR 的 R^2 (0.956 4)、AAD(0.099 1)和 MSE(1.077 4)不及隐含神经元数为 11 的 GA-BP 网络,该网络具有最大的 R^2 (0.960 1)、最小的 AAD(0.099 4)和最小的 MSE (0.898 4),并且其变异系数相对较小,即拟合效果较稳定。因此,选择 11 个隐含神经元的 GA-BP 为本研究的回归模型。由此,建立 GA-BP 模型的拓扑结构为 3-11-1(图 8)。

如图 9 所示,随着训练周期的增加,以训练组、验证组和测试组的 MSE 进行性能评价。MSE 能够根据数据的变化程度衡量数据的平均误差,MSE 越小,模型描述试验结果的精确度越好。在训练至第 2 步时获得了最佳验证性能,MSE 为 0.009 56,表示神经网络训练完成。因此,该 GA-BP 网络训练收敛速度较快且非常稳定,表明该模型能够较好地满足试验需求。

在上述优化的基础上,得到了性能优良的神经网络模型。如图 10 所示,训练后分析显示,训练、验证、测试和所有数据相关系数 R 分别为:0.979 5、0.999 0、0.973 3 和 0.965 8,表明预测和实际数据之间具有良好的相关性。说明该神经网络模型能够适用后续的试验分析。

表 9 机器学习回归模型对比

Tab. 9 Comparison of machine learning regression models

算法	隐含层神 经元数量	R^2	AAD	MSE	算法	隐含层神 经元数量	R^2	AAD	MSE		
随机森林	最小值	0.244 9	0.631 7	22.089 4	SVR	最小值	0.929 5	0.113 4	1.362 4		
	最大值	0.270 4	0.625 8	20.150 1		最大值	0.956 4	0.091 1	1.077 4		
	变异系数	0.050 8	0.077 9	0.121 5		变异系数	0.013 5	0.138 1	0.150 6		
BP	3	最小值	0.451 0	0.535 4	15.674 9	GA-BP	3	最小值	0.817 5	0.177 0	1.760 7
	最大值	0.548 5	0.478 3	12.227 1	最大值		0.918 67	0.180 3	1.963 8		
	变异系数	0.100 2	0.103 7	0.271 0	变异系数		0.048 9	0.175 6	0.342 1		
	4	最小值	0.714 5	0.359 0	9.909 0		4	最小值	0.818 3	0.274 7	4.962 5
	最大值	0.909 0	0.166 8	2.137 2	最大值		0.934 7	0.171 9	2.073 9		
	变异系数	0.134 3	0.424 9	0.882 3	变异系数		0.060 0	0.309 1	0.420 3		
	5	最小值	0.523 4	0.324 8	12.735 0		5	最小值	0.510 0	0.578 5	13.350 0
	最大值	0.812 1	0.285 2	4.181 4	最大值		0.901 5	0.220 3	3.010 5		
	变异系数	0.222 9	0.065 5	0.569	变异系数		0.248 0	0.674 1	0.997 1		
	6	最小值	0.708 9	0.317 6	7.793 1		6	最小值	0.653 3	0.431 1	10.809 7
	最大值	0.781 9	0.352 2	6.358 8	最大值		0.917 6	0.131 4	1.235 9		
	变异系数	0.053 1	0.087 5	0.110 5	变异系数		0.196 7	0.561 2	0.844 6		
	7	最小值	0.910 5	0.130 6	1.999 1		7	最小值	0.611 0	0.485 6	9.394 8
	最大值	0.697 9	0.305 4	5.473 8	最大值		0.942 7	0.130 8	1.530 9		
	变异系数	0.138 0	0.407 7	0.568 9	变异系数		0.233 3	0.591 0	0.828 4		
	8	最小值	0.792 9	0.376 1	6.970 0		8	最小值	0.776 4	0.218 8	5.295 3
	最大值	0.948 9	0.134 9	1.704 4	最大值		0.927 0	0.176 6	2.526 9		
	变异系数	0.089 5	0.540 1	0.679 5	变异系数		0.071 2	0.291 3	0.307 4		
	9	最小值	0.803 5	0.282 6	3.563 4		9	最小值	0.696 1	0.462	7.985 9
	最大值	0.909 7	0.185 3	1.822 5	最大值		0.951 5	0.128 2	1.362 4		
	变异系数	0.078 1	0.252 0	0.352 3	变异系数		0.237 0	0.612 0	0.972 3		
	10	最小值	0.691 4	0.431 3	8.905 7		10	最小值	0.879 9	0.207 0	7.023 2
	最大值	0.799 5	0.253 7	6.164 4	最大值		0.943 0	0.154 8	1.796 2		
	变异系数	0.075 0	0.313 4	0.206 4	变异系数		0.145 4	1.708 2	0.752 2		
	11	最小值	0.656 8	0.341 5	5.794 9		11	最小值	0.899 1	0.225 2	2.297 4
	最大值	0.790 0	0.358 2	6.554 4	最大值		0.960 1	0.094 4	0.898 4		
	变异系数	0.098 3	0.117 2	0.226 6	变异系数		0.030 6	0.488 4	0.396 2		
	12	最小值	0.823 2	0.235 8	6.154 1		12	最小值	0.887 8	0.198 8	2.870 3
	最大值	0.875 7	0.208 0	2.869 2	最大值		0.960 1	0.101 5	0.939 5		
	变异系数	0.034 9	0.077 1	0.438 0	变异系数		0.081 0	0.435 5	0.733 0		
	13	最小值	0.732 8	0.396 1	8.817 6		13	最小值	0.695 5	0.272 9	6.826 2
	最大值	0.748 9	0.214 8	7.014 8	最大值		0.944 4	0.158 5	1.743 2		
	变异系数	0.012 0	0.292 4	0.127 7	变异系数		0.159 5	0.325 1	0.696 5		

2.6 RSM 和 GA-BP-GA 优化方法比较

图 11 为两种模型的实测值与预测值的对比。由图 11 可知两种模型均具有较好的拟合精度。GA-BP-GA 模型的评价指标 ($R^2 = 0.928\ 3$, AAD 为 0.200 0, MSE 为 1.988 2) 均优于 RSM 模型 ($R^2 = 0.909\ 3$, AAD 为 4.237 3, MSE 为 2.629 7), R^2 提高 2.09%, AAD 和 MSE 分别降低 95.28% 和 24.39%。这表明 GA-BP-GA 模型预测能力优于 RSM, 具有较高的预测精度, 这与人研究结果相似^[31-32]。

2.6.1 RSM 参数优化

应用 Design-Expert 软件以油茶籽实际堆积角

平均值 (27.93°) 为目标, 利用 Numerical 模块对回归模型进行优化求解, 优化约束条件为

$$\begin{cases} \alpha \rightarrow 27.93^\circ \\ \text{s. t.} \begin{cases} 0.37 \leq F \leq 0.57 \\ 0.294 \leq G \leq 0.342 \\ 0.04 \leq H \leq 0.12 \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

对得到的若干组解进行油茶籽堆积角仿真验证, 得到与物理试验形状相近的一组最优解: 油茶籽-油茶籽间静摩擦因数为 0.383、油茶籽-钢板间静摩擦因数为 0.335、油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数为 0.064。测得油茶籽仿真堆积角为 26.99°, 与油茶

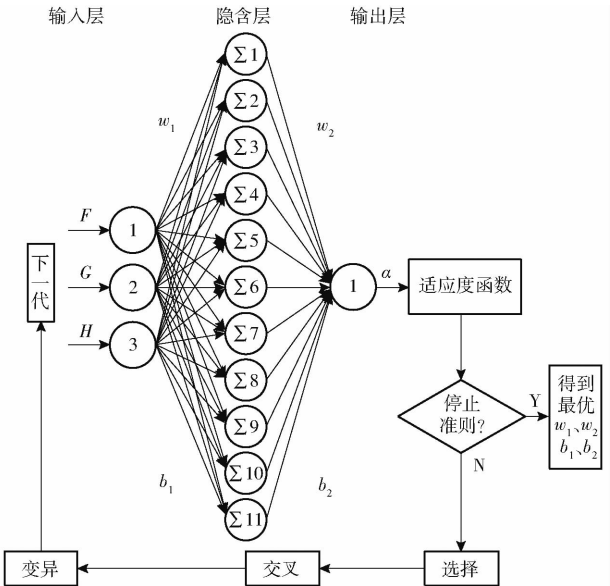


图 8 GA-BP 最优拓扑结构图

Fig. 8 Optimal topology of feed-forward back-propagation neural network with GA optimization

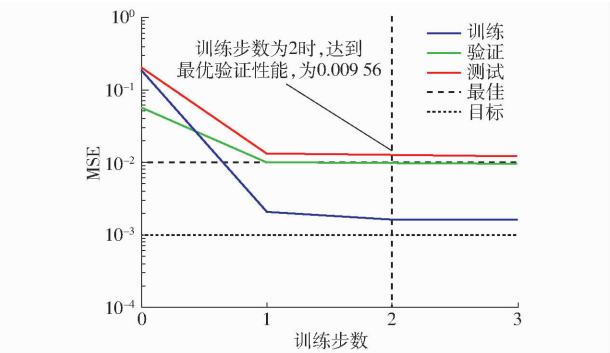


图 9 性能曲线

Fig. 9 Performance

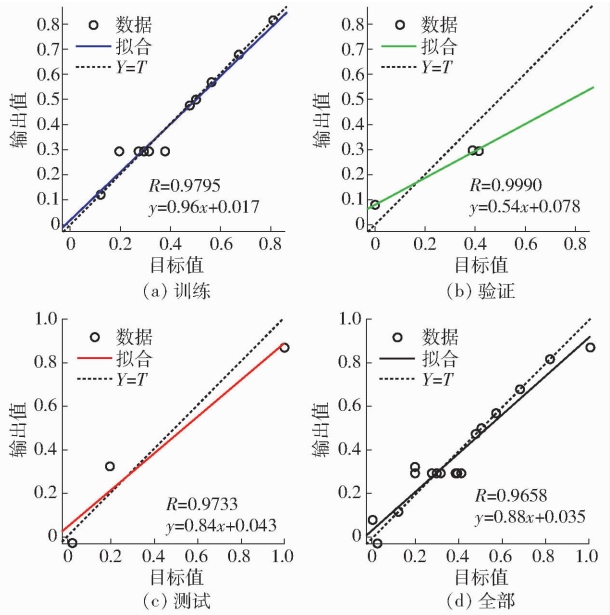


图 10 回归分析结果

Fig. 10 Regression analysis

籽实际堆积角的相对误差为 3.33%。

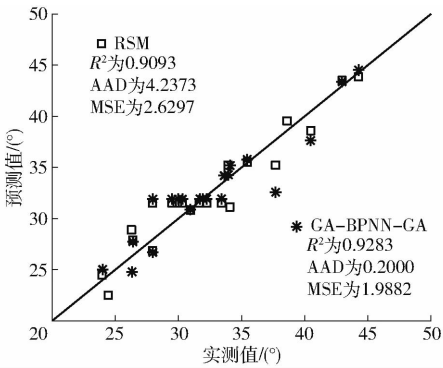


图 11 RSM 和 GA-BP-GA 方法的预测值与实测值

Fig. 11 Relationship between actual and predicted values by using RSM and GA-BP-GA

2.6.2 GA-BP-GA 参数优化

图 12 为随进化代数变化的适应度变化曲线。最初 GA 利用其群体搜索特性使得被选择个体的适应度骤降;随后,GA 进行多次的交叉和选择处理,被选择个体的适应度产生小范围的正向改变,逐步向目标值靠近;当进行到第 42 次迭代时,适应度曲线逐渐收敛于 0 附近,这表明预测值与目标值之差极小;通过多次循环迭代,当进化迭代次数达到目标值 100 时,GA 停止选择并得出适应度最接近的个体。运行得到的最优参数:油茶籽-油茶籽间静摩擦因数为 0.443、油茶籽-钢板间静摩擦因数为 0.319、油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数为 0.063。测得油茶籽仿真堆积角为 27.63°,与油茶籽实际堆积角的相对误差为 1.09%。

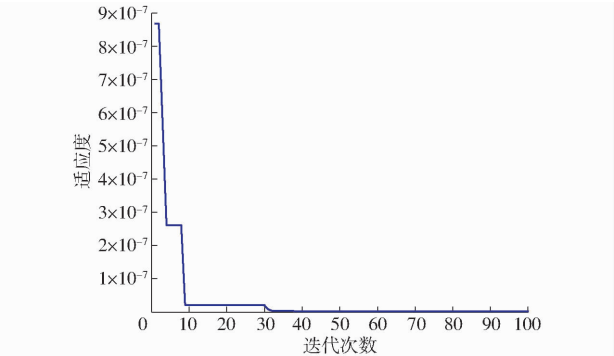


图 12 适应度变化曲线

Fig. 12 Fitness curve in evolution process

两种模型堆积角预测误差均小于 5.00%,说明所得 3 个显著性参数的最优值准确可靠,两种方法均可用于堆积角预测。而 GA-BP 的预测精度高于 RSM,并且 GA-BP-GA 寻优后的堆积角预测误差比 RSM 更小,表明 GA-BP-GA 的预测结果与真实值更接近,这与其他工艺优化结论一致^[27,30,33]。

2.7 验证试验

仿真试验与物理试验对比如图 13 所示,两者油茶籽颗粒堆轮廓接近,表明仿真堆积角与物理堆积

角试验休止角无显著性差异,该研究所建油茶籽模型与参数标定结果可用于离散元仿真研究。

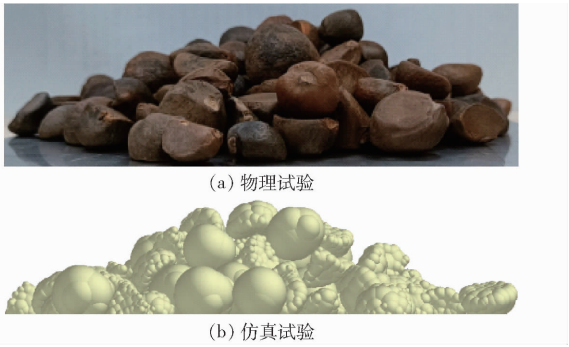


图 13 参数标定的物理试验与仿真试验对比
Fig. 13 Comparison of physical and simulation tests of parameter calibration

3 结论

- (1)采用逆向工程技术提取了 4 种形状油茶籽的轮廓,并在 EDEM 软件中通过自动填充方式,建立了填充球形颗粒的油茶籽离散元模型。
- (2)通过物理试验测得油茶籽的堆积角为 $(27.93 \pm 1.46)^{\circ}$,以及密度、碰撞恢复系数和油茶

籽-钢板间静摩擦因数的参数区间,采用 PBD 试验和最陡爬坡试验筛选出影响堆积角的显著性因素(油茶籽-油茶籽间静摩擦因数、油茶籽-钢板间静摩擦因数、油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数),并进一步缩小显著性参数取值范围。

(3)比较了随机森林、SVR、BP 和 GA - BP 4 种机器学习回归模型的 R^2 、AAD、MSE 及变异系数,当隐含层神经元数为 11 时,GA - BP 的 R^2 (0.960 1) 最大、AAD(0.099 4)和 MSE(0.898 4)最小,并且其变异系数相对较小,表明其预测能力和拟合稳定性较高,由此建立了拓扑结构为 3 - 11 - 1 的 GA - BP 回归模型作为油茶籽堆积角预测模型。

(4)采用遗传算法对 GA - BP 回归模型进行反函数寻优,得到油茶籽-油茶籽间静摩擦因数为 0.443、油茶籽-钢板间静摩擦因数为 0.319、油茶籽-油茶籽间滚动摩擦因数为 0.063,测得仿真堆积角为 27.63° ,与实际堆积角的相对误差为 1.09%,优于 RSM 的相对误差 (3.33%)。表明在油茶籽参数标定中,GA - BP - GA 的参数优化效果优于 RSM,并且该研究所建油茶籽模型与参数标定结果可用于离散元仿真研究。

参 考 文 献

[1] 杨钧钰. 不同植物生长调节剂处理对油茶开花与座果率的影响[D]. 桂林: 广西师范大学, 2022.
YANG Junyu. Effects of different plant growth regulators on flowering and fruit setting rate of *Camellia oleifera* [D]. Guilin: Guangxi Normal University, 2022. (in Chinese)

[2] WANG Xuezen, LI Peng, HE Jinpu, et al. Discrete element simulations and experiments of soil-winged subsoiler interaction [J]. Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(1): 50 - 62.

[3] 苑进, 尹然光, 刘功, 等. 原位混肥挖坑回填复式果树栽植机设计与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(2): 110 - 121.
YUAN Jin, YIN Ranguang, LIU Gong, et al. Design and experiment of in-situ fertilizer mixing integrated digging and backfilling planter for fruit tree[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(2): 110 - 121. (in Chinese)

[4] 曾智伟, 马旭, 曹秀龙, 等. 离散元法在农业工程研究中的应用现状和展望[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4): 1 - 20.
ZENG Zhiwei, MA Xu, CAO Xiulong, et al. Critical review of applications of discrete element method in agricultural engineering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 1 - 20. (in Chinese)

[5] 孙景彬, 刘琪, 杨福增, 等. 黄土高原坡地土壤与旋耕部件互作离散元仿真参数标定[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 63 - 73.
SUN Jingbin, LIU Qi, YANG Fuzeng, et al. Calibration of discrete element simulation parameters of sloping soil on Loess Plateau and its interaction with rotary tillage components[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 63 - 73. (in Chinese)

[6] 张胜伟, 张瑞雨, 陈天佑, 等. 绿豆种子离散元仿真参数标定与排种试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 71 - 79.
ZHANG Shengwei, ZHANG Ruiyu, CHEN Tianyou, et al. Calibration of simulation parameters of mung bean seeds using discrete element method and verification of seed-metering test [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 71 - 79. (in Chinese)

[7] 张荣芳, 焦伟, 周纪磊, 等. 不同填充颗粒半径水稻种子离散元模型参数标定[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊 1): 227 - 235.
ZHANG Rongfang, JIAO Wei, ZHOU Jilei, et al. Parameter calibration and experiment of rice seeds discrete element model with different filling particle radius[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 227 - 235. (in Chinese)

[8] LIU Yan, MI Guopeng, ZHANG Shilin, et al. Determination of discrete element modelling parameters of Adzuki bean seeds [J]. Agriculture, 2022, 12(5): 626.

[9] 刘瑞, 李衍军, 刘忠军, 等. 包衣玉米种子离散元参数分析与标定[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 1 - 8, 18.
LIU Rui, LI Yanjun, LIU Zhongjun, et al. Analysis and calibration of discrete element parameters of coated maize seed[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 1 - 8, 18. (in Chinese)

[10] MI Guopeng, LIU Yan, WANG Tao, et al. Measurement of physical properties of Sorghum seeds and calibration of discrete element modeling parameters[J]. Agriculture, 2022, 12(5): 681.

[11] ZHOU Long, YU Jianqun, LIANG Liusuo, et al. DEM parameter calibration of maize seeds and the effect of rolling friction

- [J]. *Processes*, 2021, 9(6): 914.
- [12] 于庆旭, 刘燕, 陈小兵, 等. 基于离散元的三七种子仿真参数标定与试验[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(2): 123–132.
YU Qingxu, LIU Yan, CHEN Xiaobing, et al. Calibration and experiment of simulation parameters for *Panax notoginseng* seeds based on DEM[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(2): 123–132. (in Chinese)
- [13] 吴孟宸, 丛锦玲, 闫琴, 等. 花生种子颗粒离散元仿真参数标定与试验[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(23): 30–38.
WU Mengchen, CONG Jinling, YAN Qin, et al. Calibration and experiments for discrete element simulation parameters of peanut seed particles[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(23): 30–38. (in Chinese)
- [14] 郝建军, 魏文波, 黄鹏程, 等. 油葵籽粒离散元参数标定与试验验证[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(12): 36–44.
HAO Jianjun, WEI Wenbo, HUANG Pengcheng, et al. Calibration and experimental verification of discrete element parameters of oil sunflower seeds[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(12): 36–44. (in Chinese)
- [15] 张漫, 李婷, 季宇寒, 等. 基于 BP 神经网络算法的温室番茄 CO₂ 增施策略优化[J]. *农业机械学报*, 2015, 46(8): 239–245.
ZHANG Man, LI Ting, JI Yuhua, et al. Optimization of CO₂ enrichment strategy based on BPNN for tomato plants in greenhouse[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(8): 239–245. (in Chinese)
- [16] 罗帅, 袁巧霞, GOUDA Shaban, 等. 基于 JKR 粘结模型的蚯蚓粪基质离散元法参数标定[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(4): 343–350.
LUO Shuai, YUAN Qiaoxia, GOUDA Shaban, et al. Parameters calibration of vermicomposting nursery substrate with discrete element method based on JKR contact model[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(4): 343–350. (in Chinese)
- [17] XIE Cai, YANG Jingwei, WANG Baoshuai, et al. Parameter calibration for the discrete element simulation model of commercial organic fertilizer[J]. *International Agrophysics*, 2021, 35(1): 107–117.
- [18] 刘彩玲, 王亚丽, 宋建农, 等. 基于三维激光扫描的水稻种子离散元建模及试验[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(15): 294–300.
LIU Cailing, WANG Yali, SONG Jiannong, et al. Experiment and discrete element model of rice seed based on 3D laser scanning[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(15): 294–300. (in Chinese)
- [19] UCGUL M, FIELKE J M, SAUNDERS C. Three-dimensional discrete element modelling (DEM) of tillage: accounting for soil cohesion and adhesion[J]. *Biosystems Engineering*, 2015, 129: 298–306.
- [20] 韩燕龙, 贾富国, 唐玉荣, 等. 颗粒滚动摩擦因数对堆积特性的影响[J]. *物理学报*, 2014, 63(17): 174501.
HAN Yanlong, JIA Fuguo, TANG Yurong, et al. Influence of granular coefficient of rolling friction on accumulation characteristics[J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(17): 174501. (in Chinese)
- [21] WANG Shuai, YU Zhihong, ZHANG Wenjie, et al. Friction coefficient calibration of sunflower seeds for discrete element modeling simulation[J]. *Phyton-International Journal of Experimental Botany*, 2022, 91(11): 2559–2582.
- [22] WANG Shuai, YU Zhihong, AORIGELE, et al. Study on the modeling method of sunflower seed particles based on the discrete element method[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 198: 107012.
- [23] 敖日格乐, 张文杰, 王帅, 等. 葵花籽物理接触参数测定与离散元仿真标定[J]. *农机化研究*, 2023, 45(4): 139–147.
AORIGELE, ZHANG Wenjie, WANG Shuai, et al. Measurement of physical contact parameters and discrete element simulation calibration of sunflower seeds[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2023, 45(4): 139–147. (in Chinese)
- [24] PALANIVEL R, DINAHARAN I, LAUBSCHER R F. Application of an artificial neural network model to predict the ultimate tensile strength of friction-welded titanium tubes[J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2019, 41: 111.
- [25] THAKKER M R, PARIKH J K, DESAI M A. Microwave assisted extraction of essential oil from the leaves of *Palmarosa*: multi-response optimization and predictive modelling[J]. *Industrial Crops and Products*, 2016, 86: 311–319.
- [26] LASHKARBOLOOKI M, SHAFIPOUR Z S, HEZAVE A Z. Trainable cascade-forward back-propagation network modeling of spearmint oil extraction in a packed bed using SC–CO₂[J]. *The Journal of Supercritical Fluids*, 2013, 73: 108–115.
- [27] BU Xueying, XU Yaqin, ZHAO Meimei, et al. Simultaneous extraction of polysaccharides and polyphenols from blackcurrant fruits: comparison between response surface methodology and artificial neural networks[J]. *Industrial Crops and Products*, 2021, 170: 113682.
- [28] ZHOU Xinjie, SUN Xinjian, LI Yongye, et al. Creep parameter inversion for high CFRDs based on improved BP neural network response surface method[J/OL]. *Soft Computing*, 2022, <https://doi.org/10.1007/s00500-022-06735-3>.
- [29] SALIM N, SANTHIAGU A, JOJI K. Process modeling and optimization of high yielding L-methioninase from a newly isolated *Trichoderma harzianum* using response surface methodology and artificial neural network coupled genetic algorithm[J]. *Biocatalysis and Agricultural Biotechnology*, 2019, 17: 299–308.
- [30] GAMMOUDI N, MABROUK M, BOUHEMDA T, et al. Modeling and optimization of capsaicin extraction from *Capsicum annum* L. using response surface methodology (RSM), artificial neural network (ANN), and Simulink simulation[J]. *Industrial Crops and Products*, 2021, 171: 113869.
- [31] AL OTHMAN Z A, AHMED Y B H, HABILA M A, et al. Determination of capsaicin and dihydrocapsaicin in *Capsicum* fruit samples using high performance liquid chromatography[J]. *Molecules*, 2011, 16(10): 8919–8929.
- [32] KAUR P, GUPTA R C, DEY A, et al. Optimization of salicylic acid and chitosan treatment for bitter secoiridoid and xanthone glycosides production in shoot cultures of *Swertia paniculata* using response surface methodology and artificial neural network[J]. *BMC Plant Biology*, 2020, 20: 225.
- [33] NANVAKENARI S, MOVAGHARNEJAD K, LATIFI A. Evaluating the fluidized-bed drying of rice using response surface methodology and artificial neural network[J]. *LWT—Food Science and Technology*, 2021, 147: 111589.