

自动化与智能化技术

螺旋式布料机输送量的精确预测

蔡安江¹, 刘亚东¹, 刘俊强¹, 庞秋生²

(1. 西安建筑科技大学 机电工程学院, 西安 710055;

2. 德州海天机电科技有限公司, 山东 德州 253000)

摘要: **目的** 针对预制构件所需布料机输送的混凝土质量问题, 以螺旋输送量预测为目标, 构建一种以工艺因素和结构因素为输入量的改进灰狼算法优化 BP 神经网络的输送量预测模型。**方法** 通过 EDEM 对布料机输送过程进行仿真模拟, 把输送速率和平均质量流率作为正交实验的 2 种评价标准, 并用极差法和矩阵分析法求出螺旋布料机各因素对两标准的影响顺序, 并通过混沌种群初始化、步长更新公式及自适应收敛因子的方法改进灰狼算法收敛速度慢和限于局部最优解的问题。**结果** 通过改进灰狼算法优化 BP 神经网络的权值和阈值, 优化后的输送量预测结果的平均绝对百分误差为 8%、决定系数为 0.95, 比其他实验对比组的输送量模型预测值误差更小。**结论** 研究可为预制构件的定量布料提供混凝土设定目标值。

关键词: 螺旋式布料机; 输送量; 正交实验; 预测; BP 神经网络; 改进灰狼算法

中图分类号: TU69; TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)13-0175-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.13.021

Accurate Prediction of Conveying Volume of Spiral Distributor

CAI An-jiang¹, LIU Ya-dong¹, LIU Jun-qiang¹, PANG Qiu-sheng²

(1. Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;

2. Dezhou Haitian Electromechanical Technology Limited Company, Shandong Dezhou 253000, China)

ABSTRACT: The work aims to take prediction of screw conveying volume as the target, and propose an improved gray wolf algorithm to optimize the conveying volume prediction model of BP neural network with process factors and structural factors as input, to solve quality issue of concrete conveyed by the distributor required for prefabricated components. The conveying process of the distributor was simulated by EDEM, and the conveying rate and the average mass flow rate were used as two evaluation standards of orthogonal experiment. The range method and matrix analysis method were used to obtain the effect order of various distributor factors on the two standards. The methods of chaotic population initialization, step size update formula and adaptive convergence factor were used to improve the slow convergence speed of gray wolf algorithm and the limitation to local optimal solution. The weights and thresholds of BP neural network were optimized through the improved algorithm. For the optimized conveying volume prediction, the average absolute percentage error was 8%, and the coefficient of determination is 0.95, which was smaller than the predicted value error of the conveying volume model of other experimental comparison groups. The study can provide concrete setting target values for the quantitative distribution of prefabricated components.

KEY WORDS: spiral distributor; conveying volume; orthogonal experiment; prediction; BP neural network; improved gray wolf algorithm

收稿日期: 2022-05-22

基金项目: 教育部科技发展中心产学研创新基金(2021DZ022)

作者简介: 蔡安江(1965—), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为数字化与智能化制造技术等。

螺旋式布料机是整个预制构件生产线上的一个主要装备。布料机在布料过程中通过控制 8 个螺杆转速及其对应的出料口, 将料斗内的混凝土输送到底模盘的范围内, 因此, 混凝土输送量对产品质量和生产线有着举足轻重的效用。合理而精确的混凝土输送量预测可以缩短布料时间, 减少物力、物料的浪费及企业的运行成本, 且输送量精准预测是实现预制构件的混凝土布料自动化和布料数字化的基本保证和重要任务^[1]。

Justin 等^[2]基于离散元方法选择不同螺杆直径对颗粒质量流量、功率消耗等的影响来预测水平螺旋给料系统中的颗粒输送; Davide 等^[3]以一阶加死区时间的双螺杆输送机动力学机理模型的方法, 通过选择不同螺旋转速用于预测质量流量, 然后用非线性模型来控制以保持准确质量流量; Dheeraj 等^[4]建立了螺旋输送机的理论模型, 通过多种方法研究了输送机各性能参数对物料的输送量、功率需求和混合性能的影响; 周鹏等^[5]基于混凝土输送机机理, 建立了基于 BP 神经网络的输送量预测模型, 取得了一定的输送量预测结果; 王友胜等^[6]针对螺旋给料机的堵料问题, 以工艺参数为设计变量, 螺旋体质量和效率为目标, 运用遗传算法和 Ansys 得到其结构合理性。王震民等^[7]针对小麦粉螺旋喂料器流量误差降低设计准确性的问题, 通过粒子群算法, 以修正后的小麦粉流量和螺旋体质量为目标、各种影响参数为变量, 对结构参数进行了寻优。

上述研究对螺旋输送量进行了机理建模研究, 验证了对螺旋输送机输送量的主要影响因素, 但是对影响输送量预测的各影响因素概括不够全面, 输送量预测模型对影响参数的非线性行为响应不当导致预测精度不够准确。为此, 构建一种优化 BP 神经网络螺旋布料机输送量预测模型, 以避免混凝土物料或布料机参数发生变化时导致混凝土输送量预测失效, 可为布料机准确控制混凝土输送量提供依据, 并为包装工程的螺旋装置提供螺旋输送的依据。

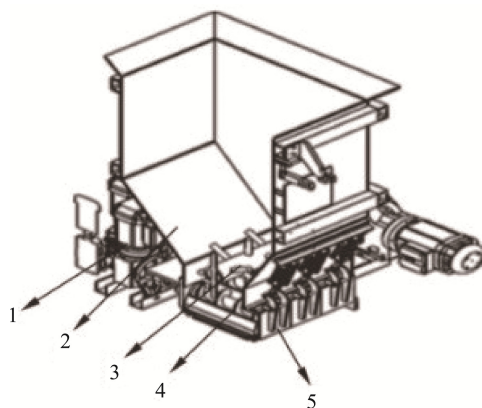
1 螺旋输送工作原理及其模型的建立

1.1 螺旋布料机结构及工作原理

混凝土螺旋布料机的内部示意图和整体结构如图 1 所示。

整个布料系统包括钢结构支架、大车装置和小车装置。大车装置主要在沿支架梁方向行走布料, 小车装置在垂直于支架梁的桁架上转向。螺旋布料机内部的螺旋杆由步进电机控制, 并采用螺旋推动出料的方式在预制构件的模具中进行混凝土的布料工作。大车、小车行走装置在各自轨道上运动, 将

料斗里的混凝土输送到预制构件模具里。



1. 步进电机; 2. 布料机料斗; 3. 打散棒;
4. 螺杆; 5. 出料口。

图 1 布料机结构示意图

Fig.1 Structural diagram of distributor

1.2 螺旋输送仿真模型建立

由文献[8]可知, 计算螺旋输送速率的公式见式(1)。

$$Q = 47(D^2 - d^2) \cdot S \cdot n \cdot \gamma \cdot \varphi \quad (1)$$

式中: Q 为输送速率, kg/s; D 螺旋叶片直径, m; d 为螺旋内轴径, m; S 为螺距, m; n 为转速, r/min; γ 为物料容重, t/m³; φ 为填充率。

质量流率计算式见式(2)^[9]。

$$q_m = \int_0^A V \cdot A \cdot \rho dA \quad (2)$$

式中: q_m 为质量流率, kg/s; V 为横截面积 dA 上的流速, m/s; A 为布料机布料口的横截面积, mm²; ρ 为混凝土的密度, kg/mm³。

为了描述混凝土螺旋布料机在布料过程中的螺旋输送效果, 参考某混凝土螺旋布料机参数, 通过 Soliworks 建立模型, 利用石、砂和水泥颗粒模拟预制构件所需混凝土的配比。在 EDEM 软件中分别建立颗粒直径分别为 10、25、35 mm, 颗粒数分别为 9 000、7 500、4 500 颗的水泥、砂和石的颗粒模型。水泥、砂、石与钢的材料属性参数见文献[10]。采用离散元法中的 Hertz-Mindlin 模拟混凝土的物理状态, 然后利用 2 个评价指标来评价布料机螺旋输送性能。

2 螺旋输送方案设计及输送结果分析

2.1 螺旋输送方案设计

混凝土螺旋布料机的转速(工艺因素)、螺距(结构因素)、螺旋叶片直径(结构因素)影响其输送性能。布料机在布料工作中转速太大, 易输出太多的混凝土物料造成浪费。若螺旋布料机在布料工作中转速

过小,则容易造成布料时混凝土物料的阻塞,不利于螺旋布料机的布料工作。螺旋布料机螺距和螺旋叶片也不宜过小,否则会造成堵塞现象从而影响布料机对混凝土的输送结果。

故将输送速率和平均质量流率作为三水平三因素的正交试验的指标,并通过 9 种方案来研究混凝土螺旋布料机各因素对输送性能的影响。同时,将螺距(A 因素)设置为 35、48、60,代号为 1、2、3;螺旋叶片直径(B 因素)为 60、70、80,代号为 1、2、3;转速(C 因素)为 25、30、35,代号为 1、2、3。

2.2 螺旋输送结果分析

利用建立的三维布料机模型和 EDEM 软件模拟仿真 9 组试验方案的混凝土输送过程,并由图 2 描述 0~9 s 时间内统计区总颗粒质量。

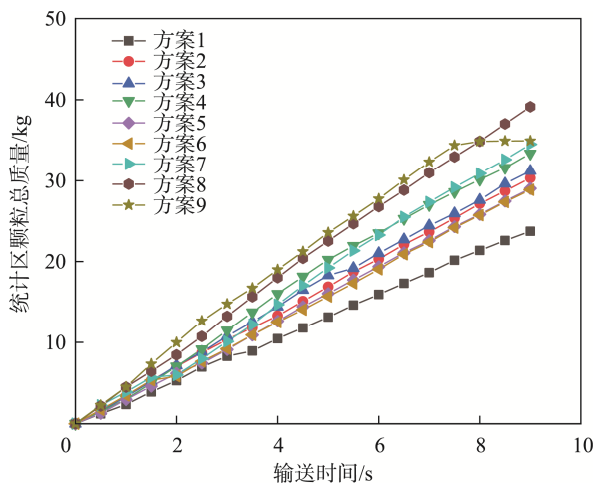


图 2 统计区总颗粒质量变化趋势
Fig.2 Change trend of sum particle quantity in statistical area

图 2 显示了 EDEM 软件进行模拟仿真 9 s 后的统计区混凝土总颗粒质量变化。由图 2 可知,布料机中

的混凝土颗粒分别在 8 个螺旋叶片的助推下在预制构件的模具中布料。由于每个方案的输送速度、螺距和螺旋叶片直径不同,在一定的时间范围内,颗粒质量是与输送时间呈正相关的关系,在 EDEM 软件的混凝土颗粒的质量和输送速率也各不相同,如表 1 所示。

当混凝土颗粒落入料槽时,由于没有颗粒间的摩擦及堆积,使得输送的流率加大;随着时间的推移颗粒全部落入到模具里,会有颗粒摩擦、颗粒与料槽及叶片的摩擦及输送速度等因素会使颗粒受到阻力作用,随着螺旋叶片的匀速移动,各阻力作用逐渐减小,使得颗粒全部被输送到统计区;针对不同的预制构件板件需要布料,输送过程中平均质量流率会有先大后小,甚至为 0 的结果。又因为正交试验中的布料机参数的区别,最终结果为 0 的时刻也不同。

因为最优方案在 2 个不同指标下结果不同,须建立两指标和三因素的权重矩阵,并由权重大小确定输送性能因素的主次因素。表 2 是通过极差法和矩阵分析法对正交实验的直观分析结果^[11]。

因此由表 2 可以确定正交试验的最优布料机几何参数组合: A₃、C₃、B₁ 的权重较大,同时通过对各因素各水平对应的权重求和可以得出对平均输送量流率和输送速率 2 个指标综合影响的主次顺序为螺距、转速、螺旋叶片直径,也即影响布料机输送量的因素参数为螺距、转速、螺旋叶片直径。

3 螺旋布料机输送量预测实验与分析

鉴于常规的布料机输送量机理公式所求得混凝土输送量有一定的缺陷或不足,因此建立改进灰狼算法优化 BP 神经网络的输送量预测模型,并把布料机螺距、转速、螺旋叶片直径作为预测模型的输入量,对混凝土输送量进行预测。

表 1 9 组方案仿真结果
Tab.1 Simulation results of 9 schemes

方案号	螺距/mm	螺旋叶片直径/mm	转速/(r·min ⁻¹)	平均输送量流率/(kg·s ⁻¹)	输送速率/(kg·s ⁻¹)
1	1	3	2	3.428	2.536
2	1	2	3	4.164	3.266
3	1	1	1	4.837	3.257
4	2	3	3	5.689	3.689
5	2	2	1	4.148	3.545
6	2	1	2	4.786	3.087
7	3	3	1	4.885	4.575
8	3	2	2	4.245	4.173
9	3	1	3	4.830	4.385

表 2 极差法和矩阵分析法下的正交试验直观分析结果
Tab.2 Visual analysis results of orthogonal experiments under range method and matrix analysis method

评价指标	方案号	螺距 A	叶片直径 B	转速 C
平均输送量流率	K_{1j}	4.143	4.817	4.623
	K_{2j}	4.874	4.185	4.153
	K_{3j}	4.653	4.667	4.894
	极差	0.731	0.632	0.741
	优化方案	A_2	B_1	C_3
输送速率	K_{1j}	3.019	3.576	3.729
	K_{2j}	3.440	3.661	3.265
	K_{3j}	4.377	3.600	3.780
	极差	1.358	0.085	0.515
	优化方案	A_3	B_2	C_3

3.1 改进的灰狼算法 (EGWO)

为了提升灰狼算法的搜索效率,用混沌映射代替随机数初始化的方法,可以确保群体的多样性,让种群具有较好的遍历性和不重复性^[12]。

SkewTent 映射产生混沌序列的数学模型见式 (3)。

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k / \varphi & 0 < x_k < \varphi \\ x_{k+1} = (1 - x_k) / (1 - \varphi) & \varphi < x_k < 1 \end{cases} \quad (3)$$

通过改进步长更新公式来解决原位置方程权重系数保持稳定的问题,来克服灰狼算法的局部收敛和收敛速度慢问题^[13]。

本文通过采用线性递减权重的方法来更新灰狼的位置公式,从而使得传统的标准灰狼算法具有全局搜索的能力。

$$X_{t+1} = \varphi X_t(t) - AD \quad (4)$$

$$\varphi(t+1) = \varphi_{\max} - (\varphi_{\max} - \varphi_{\min}) \cdot \frac{t}{t_{\max}} \quad (5)$$

式中: φ 为惯性权重; $\varphi_{\max}$ 、 $\varphi_{\min}$ 为惯性权重的最大值、最小值,一般取值分别为 0.9、0.4。

通过改变收敛因子参数 a 的线性行为,找到一个平衡探索和开发的方法^[14]。

$$a = a_{\max} - \left[1 + \exp\left(-\frac{t}{t_{\max}}\right) \right]^{-1} \quad (6)$$

式中: $a_{\max}$ 为最大收敛因子的值; t 为次数; $t_{\max}$ 为最大迭代次数。

3.2 构建改进灰狼算法优化 BP 神经网络 (EGWO-BP) 模型

1) 初始化 GWO 参数。首先规定狼群数量 N 、最大迭代次数 $t_{\max}$ 、 a 、 A 、 C 和 $\overline{X}_\alpha$ 、 $\overline{X}_\beta$ 、 $\overline{X}_\sigma$ 的

初始值。

2) 建立 BP 神经网络。对 BP 神经网络结构进行选择,也对网络中间层的节点数进行规定。

3) 确定适应度函数。比较适应度值,确定最优解、次优解和第三优解,并更新剩余狼的位置和参数 a 、 A 、 C 的值。

4) 当达到规定误差值或最多迭代次数后,满足条件,灰狼算法输出 2 个最优值,将最优值赋予 BP 神经网络进行训练,输出最终预测结果。上述流程见图 3。

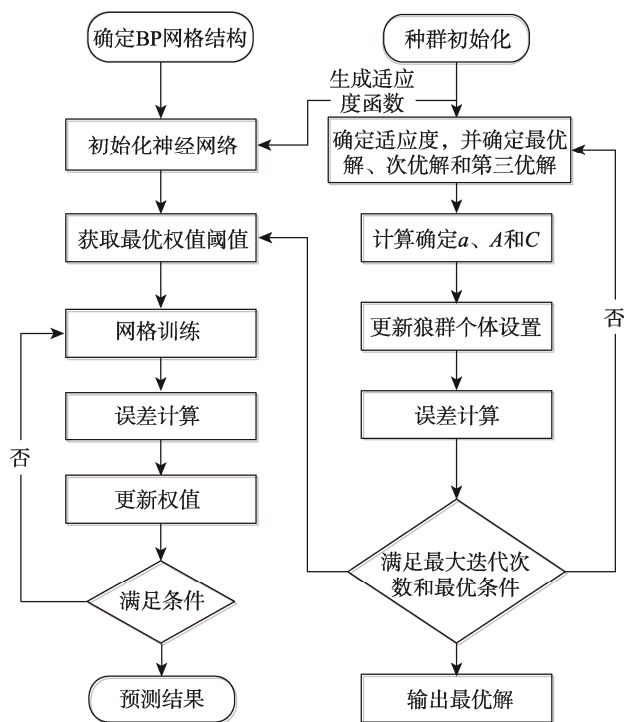


图 3 预测模型程序流程
Fig.3 Flow chart of prediction model program

3.3 样本数据获取及实例分析

由文献[5]可知, 可取螺距、螺杆转速、螺旋叶片直径以及常用 4 种预制构件混凝土配比。从上述因素的随机排列组合中取 30 组作为样本数据, 23 组作为训练数据, 7 组作为验证数据。将获取的实验样本数据分别输入本文构建的模型进行混凝土输送量的预测。

在图 4 中, 基于 EGWO-BP 神经网络模型的混凝土输送量预测输出相较于 BP 神经网络模型和 GWO-BP 神经网络模型的预测输出相对精确, 与实际输送量值趋于一致。图 5a 中基于 GWO-BP 神经网络模型的混凝土输送量预测结果与实际值有大致的走向趋势, 会随着时间的推移, 误差会随之增加, 图 5b 基于 BP 神经网络模型的混凝土输送量预测结果不能满足实际的变化趋势, 也不能很好地拟合期望输出。

使用 3 个预测模型的平均绝对百分比误差 (MAPE) 和决定系数 (R^2) 独立运行 15 次, 并评估 3 个模型的预测效率^[15]。由表 3 可知, GWO-BP 神经网络模型和 BP 神经网络模型的混凝土输送量预测误差较 EGWO-BP 神经网络模型的误差大, 体现了

EGWO-BP 神经网络模型在混凝土输送量预测上的精度相对较好。从绝对系数达到 0.95 也可看出, EGWO-BP 神经网络模型的混凝土输送量预测较另外 2 个预测模型有很高的预测精度。

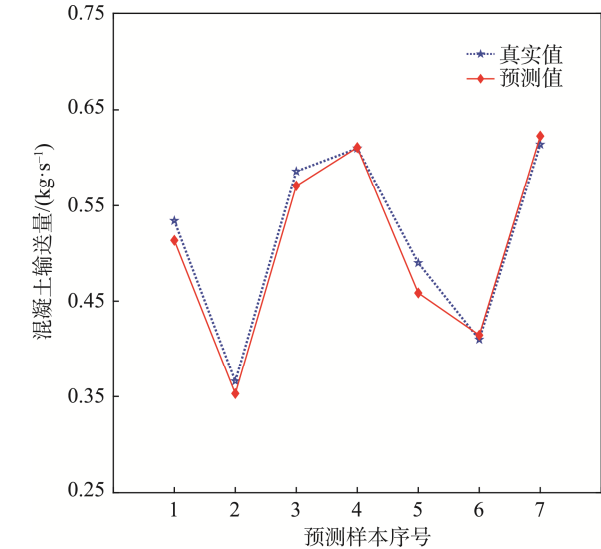


图 4 基于 EGWO-BP 的混凝土预测对比
Fig.4 Comparison chart of concrete prediction based on EGWO-BP

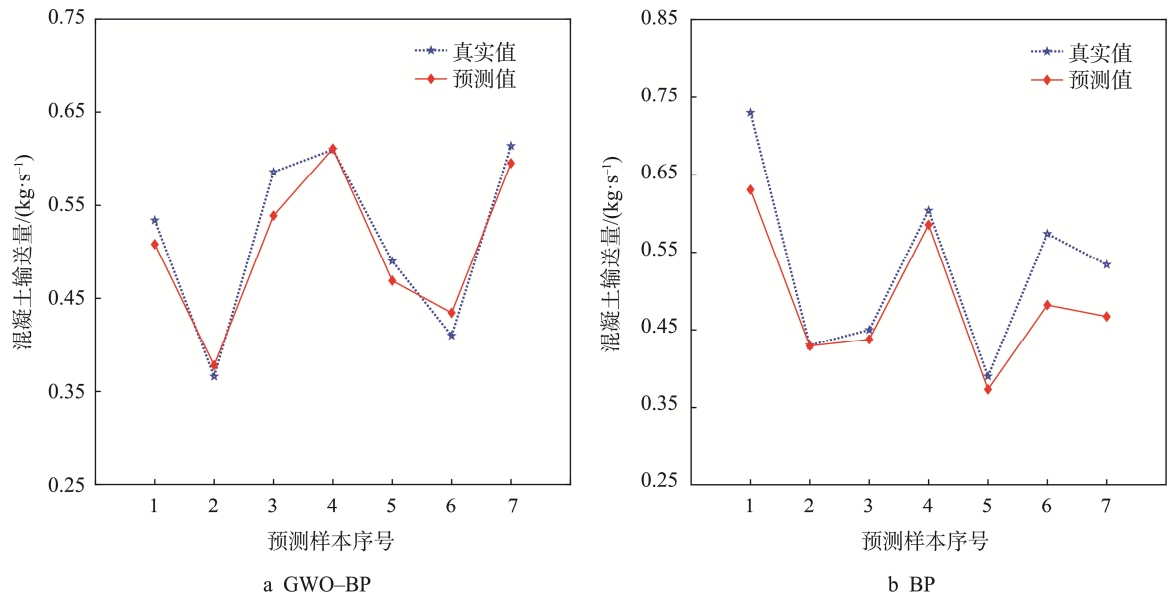


图 5 基于 GWO-BP 和 BP 的混凝土输送量预测对比
Fig.5 Contrast chart of concrete conveying volume prediction based on GWO-BP and BP

表 3 3 种预测模型的性能评价 Tab.3 Evaluation on performance of 3 prediction models		
预测模型	MAPE 值/%	R^2
EGWO-BP	8	0.95
GWO-BP	5.5	0.9
BP	9.1	0.71

4 结语

为确定混凝土螺旋布料机输送性能的影响参数, 通过离散元方法进行仿真模拟, 并把输送速率和平均质量流率作为评价指标。运用极差法和矩阵分析法析正交方案, 得出影响输送量的因素主次顺序为螺

距、转速、螺旋叶片直径。

针对预制构件所需的混凝土输送量问题,建立基于改进灰狼算法优化 BP 神经网络混凝土输送量预测模型,提高了影响输送量的结构因素及工艺因素线性模型的非线性响应问题,EGWO-BP 神经网络模型的混凝土输送量预测结果的平均绝对百分误差为 8%,绝对系数也达到 0.95,预测结果可用于混凝土质量控制系统设定重量目标参考值,并为预制构件的生产自动化奠定基础。

本文通过离散元方法、正交实验、极差法和矩阵分析法确定了影响输送量的因素,并通过改进灰狼算法对输送量预测。可为包装装备的螺旋输送确定影响输送量的因素,同时也可包装工程中有关输送量的预测提供方法。

参考文献:

- [1] 邹德芳,周鹏,孙健,等.大型智能 PC 外墙板混合生产线工艺及成套设备介绍[J].混凝土与水泥制品,2017(4): 37-41.
ZOU De-fang, ZHOU Peng, SUN Jian, et al. Introduction of Technology and Complete Sets of Equipment for Large-Scale Intelligent PC External Wall Panel Mixing Production Line[J]. China Concrete and Cement Products, 2017(4): 37-41.
- [2] JUSTIN W F, PAUL W C, WILLIAM M. Effect of Screw Design on Hopper Drawdown Of Spherical Particles in A Horizontal Screw Feeder[J]. Chemical Engineering Science, 2011, 66(22): 5585-5601.
- [3] DAVIDE B, FEDERICO G, NILAY S, et al. Modelling and Nonlinear Model Predictive Control of a Twin Screw Feeder[J]. IFAC PapersOnLine, 2019, 52(18): 156-161.
- [4] DHEERAJ M, ABHISHEK S, HARSH P et al. A Review of Granular Flow in Screw Feeders and Conveyors[J]. Powder Technology, 2020, 366: 369-381.
- [5] 周鹏,郭菁菁,李冬,等.基于神经网络的布料机输送预报与仿真研究[J].计算机仿真,2021,38(3): 476-481.
ZHOU Peng, GUO Jing-jing, LI Dong, et al. Research on Prediction and Simulation of Distributor Conveying Based on Neural Network[J]. Computer Simulation, 2021, 38(3): 476-481.
- [6] 王友胜,许焕敏,高腾,等.螺旋给料机结构优化设计[J].机械设计与制造,2021,366(8): 185-187.
WANG You-sheng, XU Huan-min, GAO Teng, et al. Optimization Design of Screw Feeder Structure[J]. Machinery Design & Manufacture, 2021, 366(8): 185-187.
- [7] 王震民,李永祥,徐雪萌.粉体密实变螺距螺杆结构设计及仿真分析[J].包装工程,2020,41(23): 172-178.
WANG Zhen-min, LI Yong-xiang, XU Xue-meng. Structural Design and Simulation Analysis of Powder Compact Pitch Screw[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(23): 172-178.
- [8] 中国农业机械化科学研究院.实用机械设计手册[M].北京:中国农业机械出版社,1985: 524-532.
China Agricultural Machinery Science and Technology Research Institute. Practical Mechanical Design Manual[M]. Beijing: China Agricultural Machinery Press, 1985: 524-532.
- [9] 耿娣.锅炉煤粉质量流量检测装置研究与设计[D].石家庄:石家庄铁道大学,2018: 64-65.
GENG Suo. Research and Design of Quality Flow Measurement Device for Boiler Coal[D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Tiedao University, 2018: 64-65.
- [10] 刘军,欧可活.基于 EDEM 的行星式混凝土搅拌设备的搅拌仿真分析[J].建筑机械,2020(11): 62-65.
LIU Jun, OU Ke-huo. Simulation Analysis of Planetary Concrete Mixing Equipment Based on EDEM[J]. Construction Machinery, 2020(11): 62-65.
- [11] 陈思杨,管幸生,吴正仲.基于正交实验的快递包装循环利用的优化分析[J].包装工程,2022,43(4): 279-285.
CHEN Si-yang, GUAN Xing-sheng, WU Zheng-zhong. Optimization Analysis of Express Package Recycling Based on Orthogonal Experiment[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(4): 279-285.
- [12] SEYEDALI M, IBRAHIM A, MAJDI M, et al. Grey Wolf Optimizer: Theory, Literature Review, and Application in Computational Fluid Dynamics Problems[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [13] LONG Wen, JIAO Jian-jun, LIANG Xi-ming, et al. An Exploration-Enhanced Grey Wolf Optimizer to Solve High-Dimensional Numerical Optimization[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence (the International Journal of Intelligent Real-Time Automation), 2018: 63-80.
- [14] 张文胜,郝孜奇,朱冀军,等.基于改进灰狼算法优化 BP 神经网络的短时交通流预测模型[J].交通运输系统工程与信息,2020,20(2): 196-203.
ZHANG Wen-sheng, HAO Zi-qi, ZHU Ji-jun, et al. BP Neural Network Model for Short-Time Traffic Flow Forecasting Based on Transformed Grey Wolf Optimizer Algorithm[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 20(2): 196-203.
- [15] EMADALDIN M G, ALI B, MEHRDAD A. Predicting The Compressive Strength of Normal and High-Performance Concretes Using ANN and ANFIS Hybridized with Grey Wolf Optimizer[J]. Construction and Building Materials, 2020, 232: 117-266.