

分类号: TD453

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2220110147



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 基于应力能的砂磨机多转子优选
及粒度尺寸预测研究

论 文 作 者 马晓迪

校 内 导 师 何康（副教授）

校 外 导 师 西成才（高工）

专业学位类别 机 械

研究方向（领域） 湿法研磨

论文提交日期: 2025 年 5 月 20 日

分类号：TD453

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2220110147

基于应力能的砂磨机多转子优选及粒度尺寸预测研究

STUDY ON MULTI-ROTOR SELECTION AND PARTICLE SIZE PREDICTION BASED ON STRESS ENERGY

学生姓名： 马晓迪

指导教师： 何康（副教授）

校外导师： 西成才（高工）

专 业： 机 械

研究方向： 湿法研磨

论文答辩日期： 2025 年 5 月 9 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：马晓迪

日期：2025 年 5 月 17 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于

保 密 ☐，在 ____ 年解密后适用本版权书。

不保密 ☒。

学位论文作者签名：郭晓迪

指导教师签名：何康

日期：2025年 5月 17日

日期：2025年 5月 17日

基于应力能的砂磨机多转子优选及粒度尺寸预测研究

摘要

湿法研磨是大批量生产微纳产品颗粒的物理制备方法，在颜料、油漆、油墨、化妆品以及生物制药等众多工业领域得到了广泛的应用。本文以湿法研磨设备——砂磨机为研究对象，运用理论分析、数值模拟以及实验研究方法，针对砂磨机工业生产中亟待解决的转子选择及粒度尺寸预测问题展开研究，为砂磨机生产效率的提升提供理论指导。本文的主要工作及创新点如下：

（1）基于应力能的多转子优选。基于应力能理论，探讨了多转子优选方法。采用 CFD-DEM 耦合方法对棒销式转子、盘式转子和涡轮式转子进行了耦合模拟，以农药溶液为研磨物料，在不同转速、填充率、浆料粘度工艺条件下对研磨介质碰撞能量和农药悬浮液流场进行了多角度、多层次的对比分析，结果表明棒销式转子具有较优的研磨性能，最后通过实验证实了上述耦合模拟的结论。

（2）产品粒度尺寸预测研究。研究聚焦砂磨机粒度尺寸预测研究，主要内容包括传感器优化布置与粒度预测模型构建及验证。首先，基于应力能理论和 CFD-DEM 耦合模拟，将研磨筒壁划分为 12 个区域，通过计算敏感性指数发现，无论转速、填充率、珠径等工艺条件如何变化，区域 2、5、8、11 的敏感性指数始终最大，确定为传感器最佳布置位置，为粒度预测提供了高效的数据采集点。其次，提出了一种 EFLA-CNN 模型用于产品粒度尺寸预测。依据输入数据的特点，构建了 CNN 模型，并通过将 SFLA 嵌入混沌搜索、自适应遗传算法和自适应粒子群算法，给出了一种新的 EFLA 算法用于优化 CNN 模型参数。以重质碳酸钙为研磨物料，基于田口实验设计，分析了转子转速、研磨时间、初始粒度、浓度等对最终粒度的影响，采集了筒壁振动加

速度信号，构建了数据集。实验分析表明，与现有的 CNN 模型, PBM 模型和 MLR 粒度预测模型相比较而言，本文提出的 EFLA-CNN 模型具有较高的粒度预测精度。最后，基于粒度预测进行了研磨工艺优化分析，结果表明优化后的工艺可使最终粒度更小、能耗更低，显示了粒度预测对于工艺优化的价值体现。

本文所提出的砂磨机多转子优选及产品粒度尺寸预测方法，为湿法研磨工业应用中砂磨机转子的优化选择、粒度的在线监测以及工艺优化难题提供了切实可行的解决方案。

关键词：应力能理论；CFD-DEM 耦合模拟；多转子优选；粒度预测；湿法研磨

STUDY ON MULTI-ROTOR SELECTION AND PARTICLE SIZE PREDICTION BASED ON STRESS ENERGY

ABSTRACT

Wet grinding is a physical preparation method for mass production of micro-nano product particles. It has been widely used in many industrial fields such as pigments, paints, inks, cosmetics and biopharmaceuticals. This paper takes the wet grinding equipment - sand mill as the research object, and uses theoretical analysis, numerical simulation and experimental research methods to study the rotor selection and particle size prediction problems that need to be solved in the industrial production of sand mills, providing theoretical guidance for improving the production efficiency of sand mills. The main work and innovations of this paper are as follows:

(1) Multi-rotor optimization based on stress energy. Based on the stress energy theory, the multi-rotor optimization method is discussed. The CFD-DEM coupling method is used to couple the pin rotor, disc rotor and turbine rotor. The pesticide solution is used as the grinding material. The collision energy of the grinding medium and the flow field of the pesticide suspension are compared from multiple angles and levels under different speeds, filling rates and slurry viscosity process conditions. The results show that the pin rotor has better grinding performance. Finally, the conclusions of the above coupling simulation are confirmed by experiments.

(2) Product particle size prediction research. The study focuses on the prediction of sand mill particle size, and the main contents include sensor optimization layout and particle size prediction model construction and verification. First, based on stress energy theory and CFD-DEM coupling simulation, the grinding cylinder wall is divided into 12 areas. By calculating the sensitivity index, it is found that no matter how the process conditions such as speed, filling rate, and bead diameter change, the sensitivity index of areas 2, 5,

8, and 11 is always the largest, which is determined as the optimal sensor layout position, providing efficient data collection points for particle size prediction. Secondly, an EFLA-CNN model is proposed for product particle size prediction. According to the characteristics of the input data, a CNN model is constructed, and a new EFLA algorithm is given to optimize the CNN model parameters by embedding SFLA into chaos search, adaptive genetic algorithm, and adaptive particle swarm algorithm. Taking heavy calcium carbonate as the grinding material, based on Taguchi experimental design, the influence of rotor speed, grinding time, initial particle size, concentration, etc. on the final particle size is analyzed, the cylinder wall vibration acceleration signal is collected, and a data set is constructed. Experimental analysis shows that compared with the existing CNN model, PBM model and MLR particle size prediction model, the EFLA-CNN model proposed in this paper has higher particle size prediction accuracy. Finally, the grinding process optimization analysis was carried out based on particle size prediction. The results show that the optimized process can make the final particle size smaller and the energy consumption lower, showing the value of particle size prediction for process optimization.

The sand mill multi-rotor optimization and product particle size prediction method proposed in this paper provides a practical solution to the optimization selection of sand mill rotors, online monitoring of particle size and process optimization problems in wet grinding industrial applications.

Keywords: stress energy theory; CFD-DEM coupled simulation; multi-rotor selection; particle size prediction; wet grinding

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	III
插图清单.....	VII
插表清单.....	VIII
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题来源.....	1
1.2 课题的研究背景及意义.....	1
1.3 国内外研究现状.....	1
1.4 问题总结.....	5
1.5 主要研究内容.....	5
第 2 章 应力能理论及其应用.....	8
2.1 应力能理论.....	8
2.2 应力能理论在湿法研磨中的应用.....	10
2.3 本章小结.....	12
第 3 章 基于应力能的多转子优选研究.....	13
3.1 多转子优选的评价依据.....	13
3.2 耦合模拟方案.....	13
3.3 结果分析.....	17
3.3.1 应力数与应力强度的内在关联性.....	17
3.3.2 变转速碰撞能量分析.....	18
3.3.3 变填充率碰撞能量分析.....	19
3.3.4 变粘度碰撞能量分析.....	21
3.3.5 碰撞流场分析.....	22
3.4 实验验证分析.....	23
3.4.1 研磨变转速实验.....	24
3.4.2 研磨变填充率实验.....	25
3.4.3 研磨变粘度实验.....	26
3.5 本章小结.....	27
第 4 章 产品粒度尺寸预测研究.....	29

4.1 基于应力能的传感器优化布置	29
4.1.1 传感器优化布置的必要性	29
4.1.2 传感器优化布置方法	29
4.1.3 耦合模拟方法	30
4.1.4 耦合模拟分析	31
4.2 产品粒度尺寸预测模型	35
4.2.1 卷积神经网络（CNN）与混合蛙跳算法（SFLA）	36
4.2.2 嵌入式蛙跳算法（Embedded Frog Leaping Algorithm, EFLA）	36
4.2.3 CNN 模型构建	37
4.2.4 EFLA-CNN 模型	38
4.2.5 特征提取方法	42
4.3 实验研究	44
4.3.1 实验材料与设备	44
4.3.2 实验规划	44
4.3.3 特征提取	46
4.3.4 数据预处理	49
4.3.5 模型评估与结果分析	49
4.4 基于粒度预测的研磨工艺分析	54
4.5 本章小结	55
第 5 章 全文总结与展望	56
5.1 总结	56
5.2 展望	56
参考文献	57
攻读学位期间发表的学术成果目录	61
致谢	62

插图清单

图 1-1 论文研究思路.....	7
图 3-1 棒销式转子.....	14
图 3-2 盘式转子.....	14
图 3-3 涡轮式转子.....	14
图 3-4 网格无关性分析.....	15
图 3-5 变转速碰撞能量变化.....	18
图 3-6 变填充率碰撞能量变化.....	19
图 3-7 变粘度碰撞能量变化.....	21
图 3-8 棒销式转子流场图.....	22
图 3-9 盘式转子流场图.....	22
图 3-10 涡轮式转子流场图.....	23
图 3-11 工业中试设备 RTSM-30.....	24
图 4-1 转子筒壁区域划分图.....	31
图 4-2 转速不同时各区域敏感性指数图.....	32
图 4-3 填充率不同时各区域敏感性指数图.....	33
图 4-4 珠径不同时各区域敏感性指数图.....	34
图 4-5 研磨实验室设备 RTSM-05.....	44
图 4-6 CNN 模型分析	51
图 4-7 EFLA-CNN 模型分析.....	51
图 4-8 PBM 模型分析.....	52
图 4-9 MLR 模型分析.....	52

插表清单

表 3-1 研磨介质和农药悬浮液属性.....	16
表 3-2 耦合模拟工艺.....	16
表 3-3 应力数与应力强度关系分析.....	17
表 3-4 研磨变转速碰撞能量实验.....	25
表 3-5 研磨变填充率实验.....	26
表 3-6 研磨变粘度实验.....	27
表 4-1 耦合模拟工艺规划.....	31
表 4-2 研磨实验规划.....	45
表 4-3 提取特征表.....	47
表 4-4 工艺优化对比分析.....	54

第 1 章 绪论

1.1 课题来源

该课题由安徽省自然科学基金项目（面上）资助(编号：2108085ME172)。

1.2 课题的研究背景及意义

湿法研磨设备在制备微米和纳米颗粒的诸多工业应用中具有很强的代表性，如颜料、化妆品、制药、食品、矿物工业以及机械活化领域^[1-5]。与其他颗粒制备方法相比，由于其较高的能量密度、连续高产能力以及大量运行参数，使其成为制造高附加值产品（例如先进材料或各种复合材料）的一种高效可控方法。

砂磨机的转子是砂磨机的核心部件，其结构和尺寸影响砂磨机的研磨效率^[6]，不同转子结构的湿磨设备的效率也会不同，高效率转子的湿磨设备相对于其他转子的研磨设备来说，在相同的条件下消耗的能量更少，产量更高^[7-10]，因此，通过对不同结构转子研磨性能的研究能够为企业转子优选提供有价值的参考，对企业的生产实践起到指导作用。

产品粒度尺寸分布是衡量湿法研磨设备的关键属性，产品粒度分布是决定最终产品的有用性和质量的最重要特性之一。定量的产品粒度属性（如颗粒的尺寸和形状）影响产品浆液或粉末的行为（如流动性、过滤性和溶解性等）。这些特性反过来决定了在制粉过程中执行的各种下游产品操作工艺以及所得产品粒度的性能。为此，产品粒度尺寸在线预测能够快速掌握产品的粒度分布状态，有效降低产品粒度测试的成本，对于湿法研磨过程效率提升，工艺优化，以及转子结构优化设计提供重要的参考数据，并可以更精确和全面地识别、描述湿法研磨的运行状态。

因此，砂磨机多转子研磨特性比较以及产品粒度尺寸分布的研究，将能够有效提升转子选择的便捷性以及对于粒度尺寸分布的监测和控制，对提高湿法研磨设备研磨效率和产品质量，洞悉颗粒破碎机理，以及优化设备设计有着重要的理论意义和实用价值。

1.3 国内外研究现状

针对湿法研磨设备的研磨特性的改善和粒度预测的方法，国内外做了很多研究：

转子是砂磨机研磨效率提升的核心部件，为此，国内外学者针对砂磨机转子开展了很多具有现实价值的研究工作。王佳庆等^[11]通过增大转子直径及采用分段换环片设计，对棒销式转子进行优化，拓宽了研磨机适用面，使生产效率较传统机提高 3~5 倍。吴德意等^[12]通过试验表明，新型分散盘在相同的时间内可使得最终的粒径更小，验证了

新型分散盘结构的可行性。王晓波等^[13]针对圆盘式研磨盘转子,通过调整间距和改变形状,不仅提升研磨质量、延长设备寿命、降低物料污染,还改善散热与冷却,从而整体提高磨矿效率,利于化工生产。马畅等^[14]借助 SolidWorks 对圆盘式研磨转子改造,在原结构上增设 4 只爪形以增强搅拌,加速物料混合;同时优化材料并扩大冷却水管通道,提高流动性与散热效果。程广振等^[15]对原研磨盘转子进行改进,设计出带倾角且外圆柱面铣出三均平面新型转子,既增强固液混合时摩擦与冲击,又借助轮毂与辐条形成棒销效应,使转子兼具磨砂与棒销磨砂功能。王霖等^[16]采用 CFD 模拟涡轮式砂磨机单相流场改进涡轮结构,改进后,砂磨机内流体流速、研磨介质颗粒碰撞频率与能量均提升。崔润等^[17]对新型砂磨机主参数填充率和涡轮叶片倾角进行优化,新型砂磨机相比传统砂磨机磨腔内能量强度提升明显,研磨时间明显缩短。张军明等^[18]采用 ADAMS 建立转子三维模型,通过动力学仿真模拟物料破碎时的抛出及载荷分布,解析立轴冲击式破碎机工作原理,为转子优化设计提供依据。黄云东等^[19]采用三重互穿网构弹性体代替红色聚氨酯耐磨材料,对研磨盘进行材料更换,提高了研磨盘的抗磨程度。Fukui 等^[20]对比立式(6 臂)与卧式(4 臂)搅拌磨,证明卧式混合磨粉机制砂效果优于立式,产品更细碎均匀。Salloum 等^[21]数值模拟表明,增加转子叶片数可改善混合及效率,最终选定最优转子 RS; Kioko 等^[22]利用广义降梯度非线性规划和 Pearson 相关系数优化参数,结果显示转子具 9 片转子叶、2 片固定叶、叶片角 500°、间隙 1mm 且功率不少于 5Hp 时,其吞吐量最佳。Zhai 等^[23]构建涵盖疲劳断裂、锤片磨损及共振故障的模型,通过优化结构与工况参数,使转子在疲劳、磨损和振动方面的可靠性分别达 0.979、0.9997 和 0.932,多故障模式下整体可靠性为 0.923。Höfels 等^[24]针对研磨器间距进行优化,实验证明合理调控可缩短研磨时间、降低能耗并显著提升效率,为工业改进提供依据。Jayasundara 等^[25]指出,搅拌器间距对介质在圆盘内循环影响显著:间距增大虽降低碰撞频率,但提升单次碰撞能量;而带孔搅拌器中适当增大孔径有助于能量传递。Kwade 等^[26]提出了应力能理论,搅拌磨中主要研磨机制为机制 C(切向高速介质与低速介质碰撞),其高应力强度和频繁的碰撞次数是高效粉碎的关键。明确了搅拌磨的主要破碎机制,为磨机设计(如圆盘结构、介质尺寸选择)和操作参数优化(如转速、填充率)提供了理论依据,有助于提高粉碎效率和降低能耗。Kwade 等^[27]聚焦湿搅拌介质研磨工艺,旨在通过改进应力模型实现工艺优化与放大。不同类型磨机(环形间隙磨、盘式磨、销式磨、加速磨等)配备不同转子结构,而转子结构会影响研磨介质的运动状态,进而影响应力能量与应力次数等关键参数。文献通过改进应力模型,综合考虑磨机、物料及工艺参数,为转

子优化提供了可参考的理论依据。Montalescot 等^[28]通过应力能模型揭示了珠磨机工艺参数（含转子转速）对微藻破碎效率的影响机制，转子转速作为 SI 的核心变量，其与珠径、填充率的协同作用为转子优化提供了间接依据。例如，针对不同细胞壁强度的物料，可通过调整转子转速（或设计变速转子）匹配最佳 SI，同时结合叶轮布局优化流场，以提升破碎效率并降低能耗。

除了对转子研磨特性的研究之外，国内外很多学者在产品粒度预测方面也做了很多有创新性的研究。Petrakis 等^[29]采用 Rosin-Rammler 方程模拟波兰镍铁渣粒度分布，效果良好。Harish 等^[30]设计带提升器出料端，试验显示当磨机以 60%临界速度运行时，细粒比例最高，再循环负载最低。Bu 等^[31]对湿磨与干磨煤粉样品的粒度分布函数进行表征，结果指出湿磨时 G-G-S 函数拟合最佳，而干磨时 G-M 函数更优。Fu 等^[32]针对 5L 结晶器中乙酰氨基酚连续冷却结晶建立 CFD-PBE 耦合模型，结果表明随平均温升或停留时间延长，混合对最终粒径分布影响减弱，各搅拌速度、槽温及停留时间对结晶影响均较小。Nirupaplava 等^[33]采用全因子设计，分析固体口服制剂中颗粒强度、叶轮转速及残余含水量对关键质量属性的影响，利用群体平衡模型（PBM）预测磨粒粒度分布，并结合偏最小二乘法预测堆积密度与粒径密度。Wentao 等^[34]基于落锤及间歇磨矿试验和球磨机介质运动理论，探讨硫化物矿与铅锌矿粒径预测机理，通过回归拟合揭示破碎能与粒度分布内在关系。周文涛等^[35]提出综合广义回归模型与粒子群算法构建的粒度预测优化模型，经验证适于矿物破碎粒度智能调控。黎芬芳等^[36]结合二段磨矿工艺构建粒度软测模型，并用粒子群算法优化 T-S 模糊神经网络，模型命中率达 94%，平均相对误差仅 0.0054。朱继平等^[37]基于神经网络构建磨矿粒度预测模型，采用最近邻聚类确定网络中心，结果显示该网络具有强非线性处理和逼近能力，学习与运行迅速，满足在线应用要求。Yang J 等^[38]对锡石—多金属硫化矿开展湿式间歇球磨试验，分析单、多粒径球磨介质对产品粒度分布影响，结果表明延长磨矿时间使-0.038mm 颗粒急增，锡品位略升，且球填充率与球径均显著。WentaoZ 等^[39]利用落锤、间歇磨矿试验及球磨机介质运动理论，对锡石多金属硫化矿和铅锌矿采用 Boltzmann-Growth 函数拟合破碎粒度分布，建立磨矿人口平衡预测模型，其预测与实测吻合，为工艺优化提供依据。Petrakis 等^[40]基于 PBM 提出简化方法预测磨削产品粒度分布，将批量磨削方程转为 RR 分布，确定各周期破碎率，经石英与大理石试验验证，模型表现可靠。Petrakis 等^[41]在非线性的框架下改进 PBM，结合 RR 分布修正数据，预测更精确， R^2 较高、RMSE 较低。RodriguezVATaL 等^[42]利用机械 UFRJ 磨机建模，通过单粒子慢压缩数据与 DEM 对行星式磨机进行粒度预

测,验证了 Herze-Mindl 参数与赤铁矿试验一致,虽在最高转速时略高,但适用于多种材料,为建模提供新思路。deCarvalhoRMaL 等^[43]采用 PBM 对中试规模连续砂磨机建模,考虑 6mm 钢磨矿介质,通过 DEM 及耦合 DEM-CFD 模拟,以方解石数据校准,证明 PBM 模型能描述磨矿过程,为立式搅拌磨机设计提供支持。Petrakis 等^[44]利用 PBM 在闭式循环磨矿试验中探讨不同粒级环境下大理岩与石英岩破碎参数,结果表明筛孔减小可提高粗细颗粒破碎率,RR 分布拟合更优,说明环境对破碎率影响显著.Serajuddin 等^[45]研究球磨径与间隙装球对石灰岩型角砾状铀矿在干球磨机中磨矿性能,通过优化球径组合与装球间隙获得最佳效果,并建立数学模型预测粒度,为确定最佳工况提供依据。Krátký L 等^[46]探讨刀磨机操作变量对含 7.8wt%水分山毛榉木片粉碎影响,建立粒度与能耗预测模型,结果显示转子转速增大及筛网尺寸减小使粒度逐渐减小,其经验模型结合 Rittinger 理论可预测能耗,为粉碎过程提供支持。Dan A 等^[47]开发混合 PBM,综合工艺条件与材料特性,引入破损模式概率核预测颗粒质量,经验证模型 R^2 超 0.9,为制药中颗粒质量控制提供工具.SantoshT 等^[48]对低品位含 PGECr 铁矿进行间歇球磨试验,利用 PBM 分析破碎参数,结果显示不同进料粒度下破碎过程均符一级磨矿动力学,粗进料时选择函数值较大;同时采用 ANN 预测破碎特性,其结果与实验接近,为低品位矿石预测与操作提供指导。SantoshT 等^[49]在搅拌磨机中研究搅拌转速与磨矿时间对含 PGECr 铁矿影响,结果表明两者均显著影响磨矿性能,并建立产品粒度与能量输出回归模型,确定最佳磨削条件,同时证明铬铁矿符一级动力学,找出低能耗细磨最佳参数.GuoW 等^[50]利用 6 种单一粒度石英样品开展批量湿磨试验,采用 PBM 模拟磨碎过程,结果表明湿磨过程遵循一级磨矿,不同进料粒度及排出时间对粒度分布影响显著,为优化磨碎技术提供依据,突显进料粒度与能量输入的重要性.PetrakisE 等^[51]针对铝土矿湿磨建立粒度分布模型,采用三种数学方程描述粒度分布,结果显示逻辑分布模型更贴近实际,同时证明研磨过程除一级动力学外还存其他动力学行为,为铝土矿机理及参数优化、低碳排放提供指导。GuoWetal 等^[52]结合 RRB 函数与 Walker 模型建立新型粒度分布模型,经验证可用于超细磨料粒度控制与超细磨削优化.PatinoFetal 等^[53]研究搅拌磨机中不同研磨介质对超细煤磨矿性能影响,结果显示硅珠与氧化铝珠各有优劣,经选最佳介质后,超细煤粒径进一步减小并实现节能,其基于 PBM 模型对粒度预测为材料筛选及磨削参数选择提供参考。CamalanMetal 等^[54]提出结合伪矩阵与 PBM 的球磨粒度分布预测新方法,采用粒径选择机制及破碎分布函数以适应非一级断裂,适用于各类研磨机及物料,为机选、最佳磨削条件及工艺控制开发奠定基础.Celep 等^[55]针对土耳其 Akoluk

难处理金 / 银矿石（金、银颗粒包裹于硫化物和脉石矿物中，常规氰化浸出率低），采用搅拌磨超细磨（UFG）作为预处理手段，通过响应面法（RSM）优化工艺参数，以实现颗粒充分解离，提高后续浸出效率。研究采用 Box - Behnken 设计，分析磨球直径、研磨时间、磨球填充率和搅拌转速对产品中 80% 过筛粒径（ d_{80} ）的影响，建立二次回归模型并优化参数。

1.4 问题总结

虽然国内外很多学者针对湿法研磨转子研磨特性和产品粒度预测做了很多创新性的工作，但在以下几个方面仍然有待于进一步讨论：

（1）砂磨机多转子优选：现有的针对转子的研磨特性分析大多都是针对单一转子，或者是对同类型转子结构进行优化来比较，但是针对不同种类研磨转子进行对比分析的较少。应力能理论在转子研磨特性研究中具有重要的作用，可为不同结构转子的湿法研磨耦合模拟分析提供可靠的量化依据。

（2）产品粒度预测问题：现有的粒度预测模型主要是针对经验模型和 PBM 模型进行分析，但是在对所构建的这些模型进行校准时，所需要的测试非常耗时，而且并非对所有的工况都适用。为此，本文引入智能优化算法和卷积神经网络构建一个新的产品粒度预测模型，提高模型预测的精度和适用性。

1.5 主要研究内容

针对以上存在的问题，本课题以湿法研磨设备——砂磨机为研究对象，结合实际工业应用瓶颈，深入探讨多转子研磨特性以及产品粒度预测方法，从而为实际工业应用中的多转子优选以及工艺优化提供理论依据。

本文的主要研究内容如下：

（1）基于应力能的多转子优选

湿法研磨的性能表现受多种因素的影响，不同转子下的湿法研磨效能表现各有不同，基于应力能理论，采用 CFD-DEM 耦合方法模拟研究公司提供的棒销式、盘式、涡轮式等三种转子(借助 FLUENT 和 EDEM 软件)。以农药溶液为研磨物料，通过对不同转速、填充率、浆料粘度下研磨介质的碰撞能量、流场状态等进行多角度、多层次分析，给出不同类型转子的选择策略，为工业应用中确定优化转子提供可靠方案。

（2）产品粒度尺寸预测研究

为了取得更可靠的传感数据，基于应力能理论，采用 CFD-DEM 耦合模拟方法，确定砂磨机筒壁上的传感器布置位置，为产品粒度尺寸预测模型提供可靠的输入特征。在

此基础上采集了筒壁振动加速度信号，利用智能数据处理方法，提取与产品粒度尺寸分布相关的敏感特征信息。同时，为解决湿法研磨的粒度预测问题，依据输入数据的特点，构建了 CNN 模型，并通过将 SFLA 嵌入混沌搜索、自适应遗传算法和自适应粒子群算法，给出了一种新的 EFLA 算法用于优化 CNN 模型参数，提出一种 EFLA-CNN 模型用于产品粒度尺寸预测。基于田口实验设计，以重质碳酸钙为研磨物料，分析转子转速、研磨时间、初始粒度、浓度等对最终粒度的影响，深入对比分析 EFLA-CNN 模型与现有预测模型的预测精度与适用性。最后，基于粒度预测进行了研磨工艺优化分析。

论文研究思路如下图 1-1 所示：

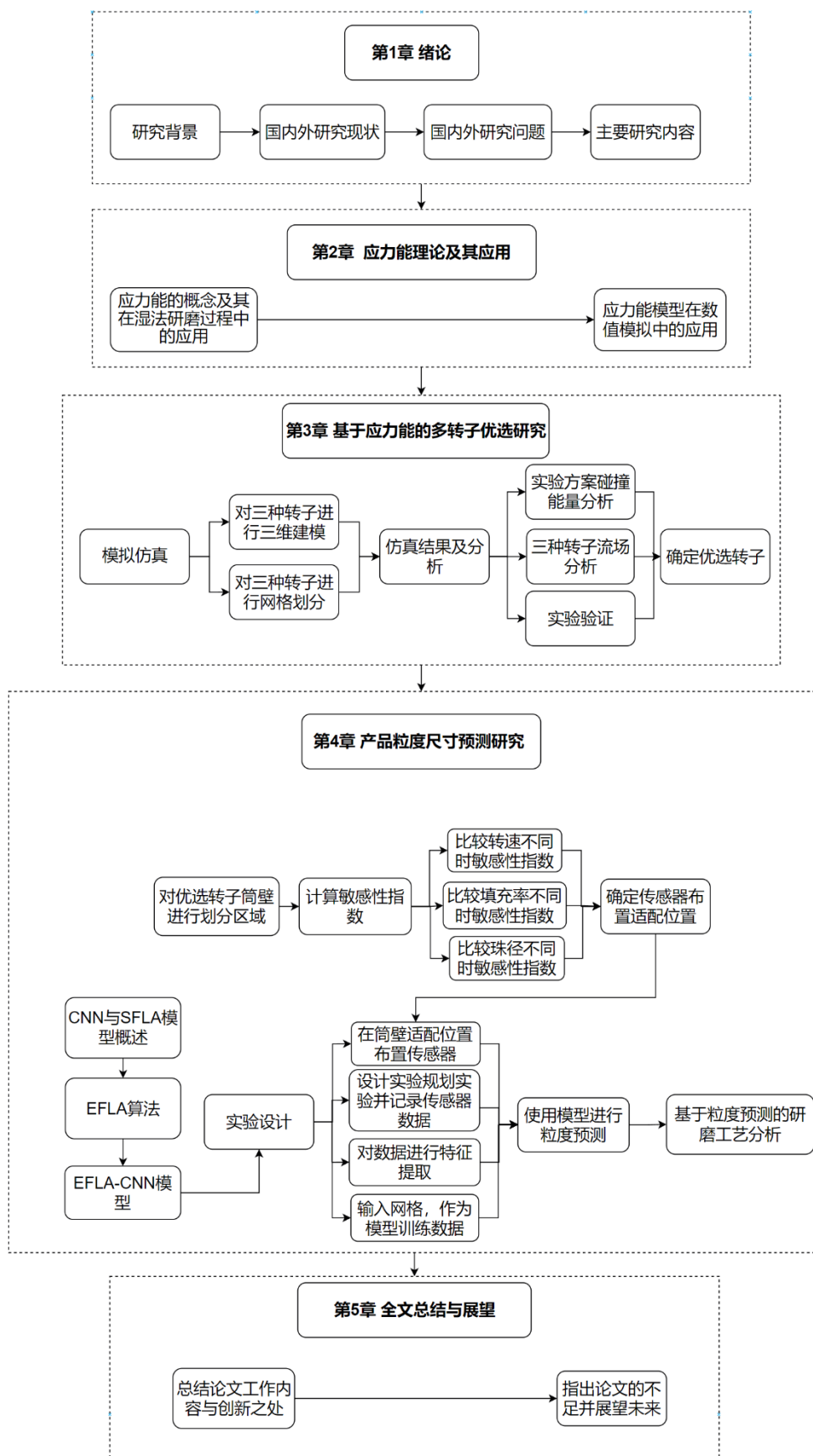


图 1-1 论文研究思路

第 2 章 应力能理论及其应用

2.1 应力能理论

Kwade 等最先将应力能的概念用于研磨过程，并成为研磨机理分析中较为重要的一种理论体系。Kwade 等通过研磨机理的分析提出了能够定量并可以优化湿法研磨过程中能量利用率的应力能模型^[7]

¹，应力能模型基于对研磨介质碰撞、挤压和剪切等物理过程的深入研究，能够帮助理解颗粒破碎的机理，以及用于改善研磨的效果。

应力能由应力数（StressNumber, SN ）、应力强度（StressIntensity, SI ）、应力能量（StressEnergy, SE ）3 个概念组成。对于湿法研磨粉碎而言，粉碎过程主要是由应力强度和应力事件数（应力数）^[57]组成的。这里对这 3 个概念进行解读，并结合湿法研磨的实际应用进行探讨。

（1）应力数 (Stress Number, SN)

应力数即单位时间研磨介质碰撞次数，可以理解为研磨介质的应力发生次数，是衡量研磨介质活跃程度的参数，通常反映研磨介质与产品颗粒单位时间内的接触次数，应力数越大意味着研磨介质的碰撞频次越高，理论上具有增加颗粒破碎次数的效果。

湿法磨过程中研磨介质类型、密度、粒度大小以及搅拌器转速等因素都与其力数的大小有关系，在湿法磨过程中，研磨介质与产品粒子的接触次数很大程度上受研磨介质的冲击次数影响，影响破碎效率。实际操作过程中通过调节这些参数来达到改善研磨过程，以此来提高颗粒的破碎率和能量利用率。

（2）应力强度 (Stress Intensity, SI)

应力强度是指单个碰撞事件所传递的能量大小，即每次碰撞所产生的动能。应力强度通常由平移法向冲击 SE_m 和平移剪切冲击 SE_{ts} 两部分能量组成^[58]。这两种能量传递方式分别对应于研磨介质的运动状态，包括平移运动和旋转运动。

在湿法研磨过程中，平移法向冲击 SE_m 和平移剪切冲击 SE_{ts} 被定义为下式(2-1)和(2-2)所示：

$$SE_m = \frac{1}{2} m_g \cdot v_{m,rel}^2 \quad (2-1)$$

$$SE_{ts} = \frac{1}{2} I_g \cdot \omega_{ts,rel}^2 \quad (2-2)$$

对于平移法向冲击能量 SE_{tn} 和平移剪切冲击能量 SE_{ts} , 公式中 m_g 、 I_g 、 $v_{tn,rel}$ 和 $\omega_{ts,rel}$ 分别是研磨介质质量、转动惯量、相对平移法向速度和平移角速度, 平移法向冲击 SE_{tn} 是指研磨介质以一定的速度撞击颗粒时所产生的能量。该能量与研磨介质的质量、速度等因素有关。在高速碰撞时, 平移法向冲击的能量较大, 能够更有效地破碎颗粒。平移剪切冲击 SE_{ts} 主要来源于研磨介质之间的相对转动。研磨介质的旋转运动产生的剪切力作用于颗粒, 可以通过改变颗粒的形状和大小来破碎它们。剪切力的大小很大程度上和转动惯量有关, 也和角速度有关。

应力强度越大, 单颗粒碰撞时传递给颗粒的能量就越多, 从而能够更有效地破碎颗粒。因此, 应力强度是衡量每次碰撞对颗粒破碎效果的重要参数。在湿法研磨中, 提高应力强度通常意味着增加研磨介质的速度、尺寸和质量, 以便更好地将能量传递给颗粒。

(3) 应力能量 (Stress Energy, SE)

应力能量是应力数和应力强度的乘积, 指的是总碰撞能量, 反应了研磨机的总能量传递情况, 是衡量研磨机效率的一个重要指标。而在实际应用中, 应力能量越大, 则表明研磨机单位时间传递给产品的研磨颗粒的总能量越多, 从而增加对颗粒的破碎程度^[26]。

除每次冲撞的能量(即应力强度)的影响外, 冲撞的频率(即应力数)的大小也是影响应力能量的主要因素。同时两者是相辅相成的, 共同决定了破碎效率和能量利用率。因此可通过研磨介质运动参数的调控(即速度、尺寸等)实现应力能量的调节, 达到优化研磨效果的目的。

(4) 应力能量的影响因素

研磨介质粒径和密度对研磨介质的能量大小影响较大, 粒径相对较大的研磨介质往往可以承载更多的动能, 具有较大的碰撞能; 而粒径相对较小的研磨介质适合高频次碰撞产生更多的应力数^[61,62]。研究应根据实际情况对研磨介质进行优化选择, 尽量获得更高的破碎效果。

搅拌器的转速决定碰撞时向颗粒传递的能量, 研磨介质的转速决定传递给物料的能量大小。高速搅拌器可以提供更大切向碰撞能量, 进而增强颗粒破碎效率。搅拌器的运动方式(线性或旋转)同样可影响应力强度和应力数的分布, 进而影响研磨中能量转换以及颗粒破碎效应^[63]。

在研磨介质的分布和运动状态方面, 研磨室的几何结构也是不可忽略的因素。不同的研磨室形状使研磨介质在其内运动的轨迹不同和碰撞频率不同, 从而影响颗粒的破碎

效率,也就有了研磨介质在研磨室中运动轨迹和碰撞次数的差异性问题。在实践操作中,通过调整研磨室形状改善能量分布进而改善研磨效率^[64]。

湿法研磨过程的能量分布是个非常复杂的能量传递和消耗过程,研磨设备中部分能量并不会被传递给物料颗粒中,因为一些能量经过研磨设备中的研磨介质与设备、介质与物料的摩擦变形、以及物料被研磨设备的剧烈碰撞挤压产生热能被消耗掉。

在优化湿法研磨过程中,如何最大限度地减少能量损失、提高能量传递效率是一个关键问题。Kwade 等人提出,优化研磨介质的尺寸、密度、转速等参数,可以减少不必要的能量损失,增加传递给颗粒的有效能量,从而提高研磨性能^[65]。

应力能模型能够对湿法研磨过程中能量的消耗进行更进一步的研究,为后续的实际操作提出有效的改进方式,从而降低颗粒破碎损耗和能量消耗。可以通过对不同研磨介质运动方式、尺寸以及填充度的变化调整以此来对整体的碎裂效果进行优化。

例如,在湿法研磨工艺中,通过研究发现,颗粒破碎主要为研磨介质切向碰撞能量,在湿法磨削工艺中,可以采用提高研磨介质的切向速度或研磨介质的尺寸,让传递到颗粒上的能量增多,从而增加破碎效率。

另一方面,研磨效率的优化的另一个影响因素为研磨介质的填充率与磨室的几何结构,更高的填充率与适当的研磨室能够通过加大研磨介质的接触频率来提高应力数,加剧颗粒的破碎。

应力能模型给出了湿法研磨过程能量转换、颗粒破碎的理论依据,借助应力数、应力强度和应力能量三者间的关系分析,可以深入理解研磨过程的能量传递过程,为实际过程中工艺改进提供理论参考。在湿法研磨中,可以针对研磨介质的尺寸大小、密度、线速度、填充比等参量进行合理优化以提高能量利用率,促进颗粒破碎,提升研磨效率。

2.2 应力能理论在湿法研磨中的应用

(1) CFD-DEM

因此,在实际湿法研磨过程中,要精确实现对不同转子研磨特性进行分析比较困难,仅通过传统的理论分析和数据实验难以完全达到该要求。湿法研磨过程中颗粒的运动、碰撞、破碎等过程较为复杂,相关参数多、涉及多个力学交互作用,所以有必要采用更精确和系统的方法对其相关过程进行数值模拟,从而分析不同转子对湿法研磨效果的影响。CFD-DEM 耦合方法(计算流体力学和离散元法的耦合)中,其可模拟粒子运动轨迹、碰撞过程的同时,还可考虑计算过程中流体对粒子运动的作用,可对湿法研磨过程中颗粒间碰撞频率、碰撞强度及其他影响研磨过程效率的关键因素加以精确的反应。CFD-

DEM 耦合方法将应力能的原理应用于动态模拟中，进而为深度探讨湿法研磨过程中各物理现象提供了一个有力的研究工具。

尽管 CFD-DEM 耦合方法能提供强有力的数值模拟平台，但采用何种软件对模型进行求解计算才是模拟成功的基础。因此，本文采用流体动力学模拟的 Fluent 软件以及颗粒动力学模拟的 EDEM 软件作为模拟软件，这两款软件在业内广泛采用，能满足模拟求解的需求。

(2) 应力能理论应用

Kwade 等人通过实验研究提出，湿法研磨过程中的颗粒破碎主要依靠研磨介质之间的碰撞能量和流场状态^[59]。湿法研磨机通常由搅拌器和研磨介质组成，研磨介质通过搅拌器的旋转产生运动，进而与产品颗粒发生碰撞，形成应力事件。

湿法研磨中的粉碎过程通常由应力强度和应力事件的数量决定，应力强度（ SI ）定义为平移法向冲击产生的动能 SE_m （见式 2-1）和平移剪切 SE_{ts} （见式 2-2）。应力数（ SN ）定义为单位时间内磨珠接触的数量，主要由网格单元法的接触判断算法确定。通过这些量，传递给产品颗粒的动能 SE 可由式 2-5 计算。通过应力能理论，可以对湿法研磨过程的应力能量进行分析。进而可以对湿法研磨设备的能量消耗进行合理的分析，并依据此对湿法研磨设备转子优选，评估筒壁高能区域做重要参考。

在湿法研磨过程中，研磨介质的动能作用于产品颗粒上，通过碰撞、挤压、剪切等方式进行。Kwade 等人指出，颗粒的破碎效应主要由研磨介质的切向碰撞能量主导^[60]，而该能量的大小与研磨介质的速度、密度和尺寸密切相关。理论显示，可以通过式(2-3)来表示研磨介质的最大碰撞能量（即单株碰撞能量）： SI

$$SI = \frac{1}{2} \cdot m_{gm} \cdot \nu_{gm,rel}^2 = k \cdot \rho_{gm} \cdot \nu_t^2 \cdot d_{gm}^3 \quad (2-3)$$

在上述条件下，其中 ν_t 为湿法研磨机转子尖端线速度， d_{gm} 为研磨介质直径， ρ_{gm} 为研磨介质密度， k 表示由外在因素造成的误差，如转子结构差异以及浆料温度等。根据此定义， SI 仅与应力能的“真实”值成比例关系，有时相差几个量级。上述因素决定了研磨机中最高值的应力能量的大小。

可通过式 2-4 来表示研磨介质的碰撞次数： SN

$$SN = n \cdot N \cdot t_g = n \cdot \frac{m_{gm}}{\frac{\pi}{6} d_{gm}^3 \cdot \rho_{gm}} \cdot t_g \quad (2-4)$$

其中 n 为转子转速, N 表示研磨铅珠的数量, t_g 为研磨时间。 m_{gm} 为研磨质量, d_{gm} 为研磨介质直径。 ρ_{gm} 为研磨介质密度。

碰撞能量由应力数与应力能量相乘得到, 可通过式 2-5 来表示碰撞能量: SE

$$SE = SI \times SN \quad (2-5)$$

从应力能模型中看出在研磨过程中, 能量主要从研磨介质的切向作用、挤压作用及被颗粒破碎的切向碰撞能等作用来传递的, 而被颗粒破碎的切向碰击能被认为主要动力因素。对于湿法研磨机, 在研磨介质的切向速率、密度及直径的影响下, 决定着颗粒的破碎效果。

2.3 本章小结

本章系统阐述了应力能理论及其在湿法研磨中的应用。首先, 基于 Kwade 等学者的研究, 详细介绍了应力能理论的核心概念, 包括应力数 (SN)、应力强度 (SI) 与应力能量 (SE)。其中, 应力数表征单位时间内研磨介质的碰撞频次, 应力强度反映单次碰撞传递的能量, 而应力能量则为两者乘积, 体现总能量传递效率, 为研磨过程优化提供了量化依据。

在应用层面, 结合 CFD-DEM 耦合数值模拟方法, 探讨了湿法研磨中颗粒运动、碰撞及能量传递的动态过程。通过 Fluent 与 EDEM 软件的协同仿真, 能够精确模拟流场与颗粒相互作用, 为揭示应力能分布规律及研磨机理提供技术支撑。

综上, 应力能理论不仅深化了对湿法研磨能量转化机制的理解, 还为工艺参数优化与设备设计改进提供了理论指导, 对实现高效、低能耗的研磨过程具有重要实践意义。

第3章 基于应力能的多转子优选研究

湿法研磨设备的转子结构在研磨效率上差别很大,使用合适的转子比其他转子在同等条件下使用的能量消耗更小,产出也更高。因此,针对公司在研磨特定材料时选择转子的现实困境,以公司现有的三种典型转子:棒销式、盘式和涡轮式转子为研究对象,基于 CFD-DEM 流固耦合技术和应力能量模型^[26]分析不同结构转子的研磨性能,为公司优选转子提供理论指导。

3.1 多转子优选的评价依据

转子的优选依据以研磨特性为核心评价指标,通过 CFD-DEM 耦合模拟方法结合应力能理论,定量分析转子运行中研磨介质与物料的相互作用。具体而言,CFD(计算流体力学)与 DEM(离散元法)耦合模拟能够精确捕捉研磨过程中介质的运动轨迹、碰撞频率及能量传递规律。模拟结果显示,碰撞能量越大,表明研磨介质对物料的冲击力越强,能量传递效率越高,物料被破碎的粒度越细,研磨性能显著提升。因此,优选碰撞能量更高的转子结构,不仅能缩短研磨时间、提高生产效率,还可降低能耗,实现更精细的物料加工目标。

3.2 耦合模拟方案

(1) 模拟方法

通过 EDEM2018 和 Fluent19.1 软件结合的 CFD-DEM 耦合仿真实现纳米农药研磨过程研磨介质的运动及碰撞。DEM 部分的接触模型选用 Hertz-Mindlin,近壁处理使用标准的 k- ϵ 湍流模型和可伸缩的壁面函数进行 CFD 仿真。选用压力基耦合求解的控制方程进行求解,三维稳态格林-高斯节点基求解器,选择 PRESTO!算法通过压力的插值方法求解,通过 Koch-Hill 的曳力定律^[57]解决两相流问题。在每一个 CFD 时间步长内进行 DEM-CFD 耦合。在 Fluent 中选取固定步长时间为 0.01 s,总步数 330 的时间步长方案,在模拟中所有方程收敛准则为 10^{-3} ,当连续方程残差收敛到 10^{-4} ,并且其他各组方程组残差收敛到 10^{-5} 时,认为收敛。

(2) 三维建模

本研究采用 3 种主要工业级湿法研磨设备(即安徽儒特实业有限公司产品),利用 CFD-DEM 流固耦合理论开展同一物料研磨条件下的 3 种不同转子性能比较,为提高模拟准确性,等比例缩小实际工业机,使其有效研磨体积一致或接近(图 3-1~3-3 分别为 3 种主要机型结构和尺寸)。

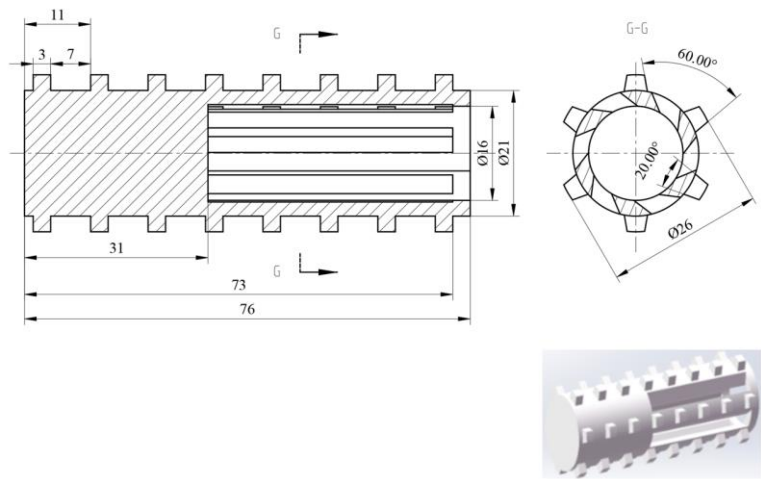


图 3-1 棒销式转子

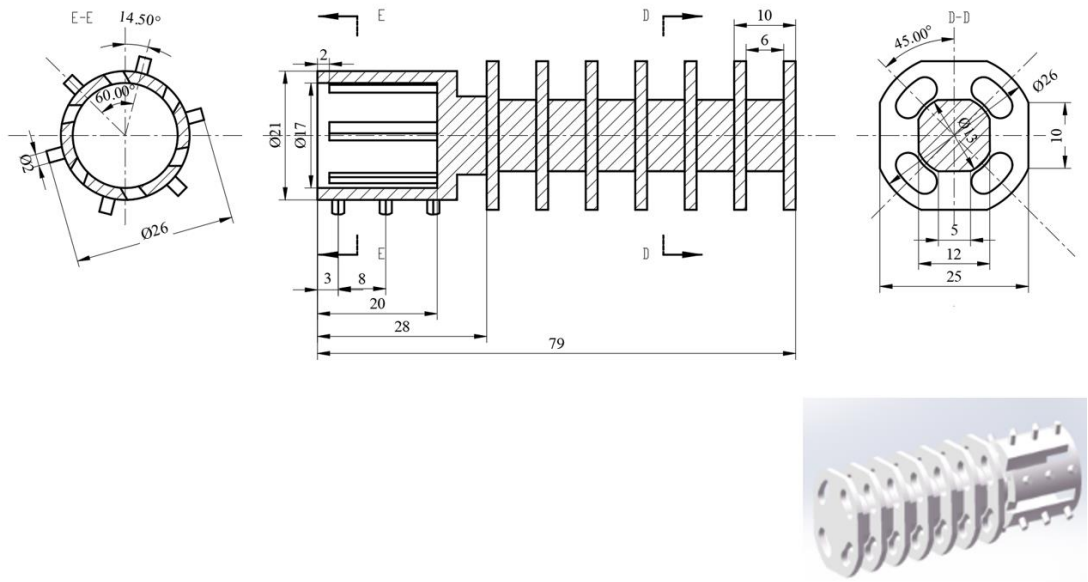


图 3-2 盘式转子

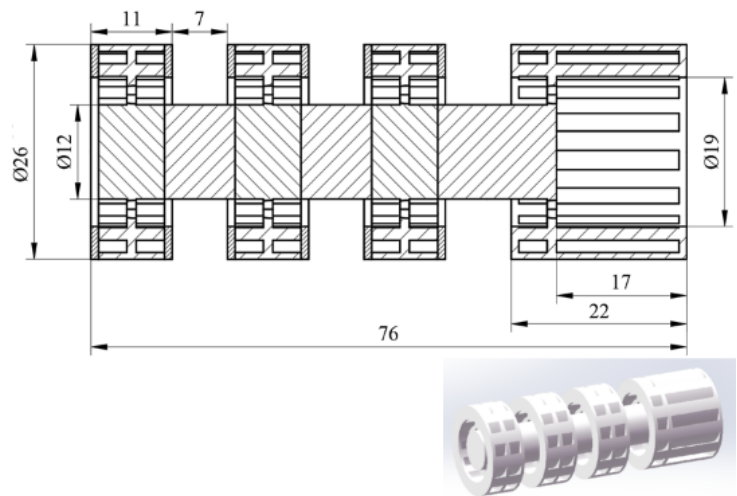


图 3-3 涡轮式转子

(3) 网格划分

将模型进行去圆角、去倒角等处理，有利于划分网格，减少网格的数量。一般采用三角形/四面体式网格，这样可以省去划分网格的繁杂工作。本次划分的网格在进行棒销式网格划分时，网格质量最小值为 0.1807，最大值为 1.00，平均值为 0.83027，共有 284364 个网格。在进行盘式转子的网格划分时，本次网格划分中，最小的网格质量值为 0.11105，最大值为 0.99999，平均值为 0.82632，共有 663603 个网格。在对涡轮式转子进行网格划分时，本次网格划分中网格质量最小值为 0.14759，最大值为 1，平均值为 0.82057，网格数量 645730 个。以 1200 r/min 下三种转子最大转速为参考对象，三种转子最大直径均为 26 mm，则每个转子计算出的实际理论最大转速相同，可算得实际最大转速为 1.688 m/s ，考虑模拟值与该数值的误差，误差值越小，证明其与实际最大转速值越接近，所选择的网格精度越好。

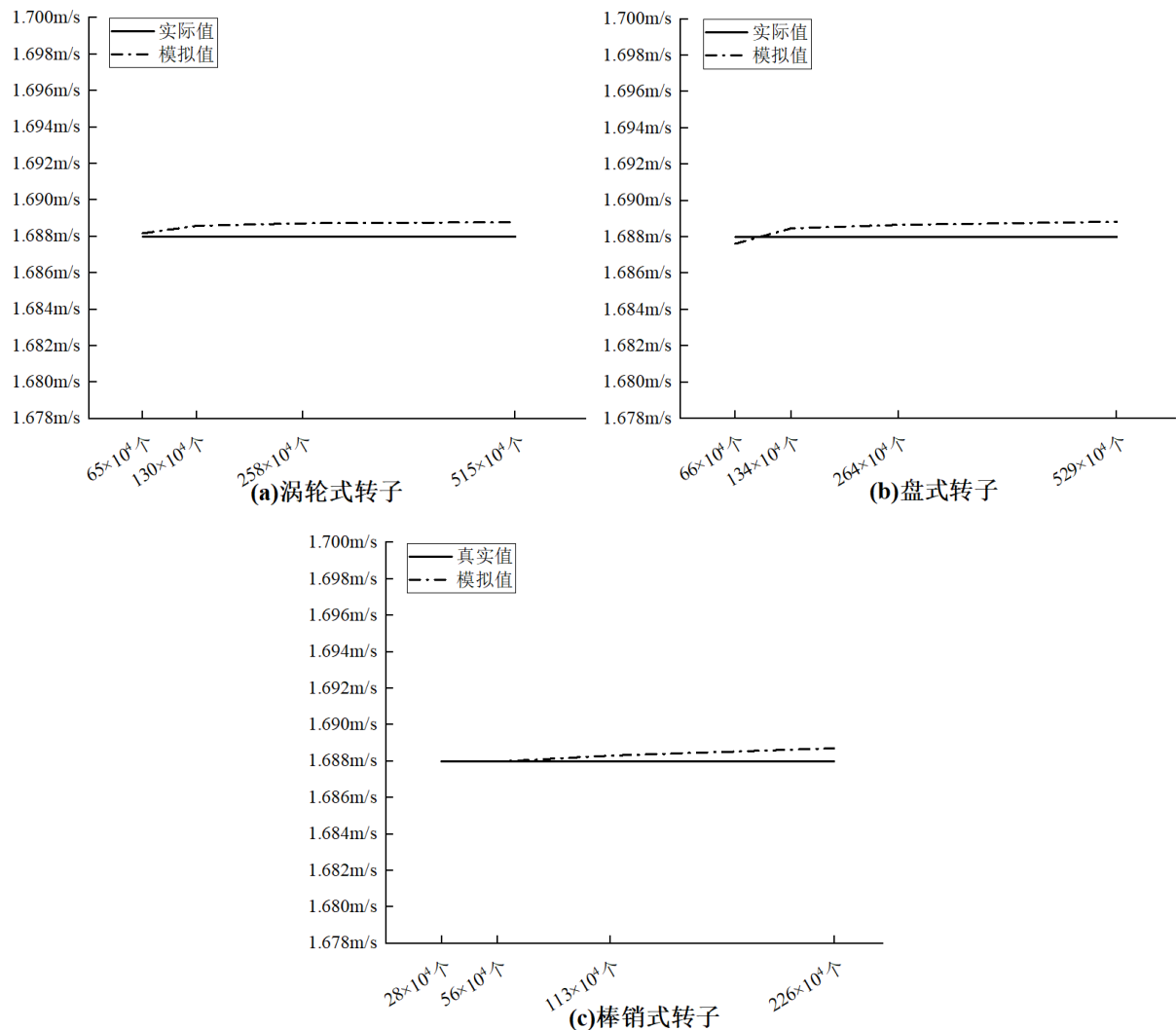


图 3-4 网格无关性分析

图 3-4 给出三种转子在不同网格数量划转子实际线速度与模拟出的转子线速度随着网格数量变化的误差情况。其中横坐标网格数量单位按照万来约简。由图 3-4 可以

看出, 转子线速度随着网格的划分数量增大有所增减, 但是不同网格数划分下各转子的线速度误差值都比较小。3 个转子的线平均速度误差均小于 0.1 %, 达到了要求的网格无关性误差要求。从涡轮式转子、盘式转子、棒销式转子 3 种转子的网格无关性分析中得知: 当涡轮式转子取 645730 个网格、盘式转子取 663603 个网格、棒销式转子取 284364 个网格时, 此时三种转子的模拟值与实际值最为接近, 数值误差最小, 因此能符合计算精度的要求。

(4) 耦合模拟工艺规划

模拟分析以农药悬浮液为研磨物料, 研磨介质选用氧化锆珠, 研磨介质及农药悬浮液属性如表 3-1 所示。

表 3-1 研磨介质和农药悬浮液属性

类别	数值	单位
泊松比	0.25	-
研磨介质密度	6040	kg/m^3
研磨介质直径	0.8	mm
剪切模量	3.36×10^6	Pa
农药密度	1050	kg/m^3
农药动力粘度	0.4	$Pa \cdot s$
颗粒恢复系数	0.5	-
静摩擦系数	0.3	-
滚动摩擦系数	0.01	-

根据公司实际应用需求, 分别从转速、填充率、浆料粘度三个方面考虑转子间的研磨性能, 在保持研磨介质直径恒定的条件下进行, 如表 3-2 所示设置实验方案。各实验方案中涉及的研磨过程数据, 均由公司提供, 使转子的实际研磨情况尽可能得到还原。

表 3-2 耦合模拟工艺

实验方案	参数					
变转速	填充率	浆料粘度	转速			
	80 %	$0.4 Pa \cdot s$	800 r/min	1000 r/min	1200 r/min	1400 r/min
变填充率	转速	浆料粘度	填充率			
	1200 r/min	$0.4 Pa \cdot s$	60 %	70 %	80 %	90 %
变粘度	填充率	转速	浆料粘度			
	80 %	1200 r/min	0.01 $Pa \cdot s$	0.08 $Pa \cdot s$	0.4 $Pa \cdot s$	2 $Pa \cdot s$

3.3 结果分析

物料湿法研磨过程中，物料粉碎性能取决于研磨介质之间的碰撞能量和流场条件，Kwade 教授针对多次研磨试验提出的应力能模型指出，研磨介质速度差引起的碰撞、挤压和剪切为产品颗粒的破碎的主要应力机制，研磨介质间的碰撞能量越大，传递给物料破碎的能量就相对越高，其研磨性能越好^[56]，同时，研磨介质的运动受其流场状态限制，而其流场状态取决于转子的几何构型，因此，分析 3 种研磨转子间研磨介质碰撞能量和流场状态，研究 3 种转子的研磨性能差异。

3.3.1 应力数与应力强度的内在关联性

应力强度表示在一次应力事件中的单株碰撞能量，对物料的粉碎效率起关键作用，为了选择合适的表征参数对三种转子的研磨特性进行量化描述，需要深入分析应力数与应力强度的关系。不失一般性，选取了三种转子分别在转速 800 r/min ，填充率 60% ，物料粘度 $0.4\text{ Pa}\cdot\text{s}$ 条件下的碰撞能量数据，模拟结果如表 3-3 所示。

表 3-3 应力数与应力强度关系分析

	棒销式	盘式	涡轮式
转速	800 r/min		
应力强度	0.00000661	0.00000193	0.00000257
应力数	2255086	1576435	1688880
应力能量	14.90611	3.04252	4.340422
填充率	60%		
应力强度	0.00000277	0.00000171	0.00000243
应力数	1715635	1404932	1678086
应力能量	4.75230	2.40243	4.07774
粘度	$0.4\text{ Pa}\cdot\text{s}$		
应力强度	0.00000399	0.0000013	0.00000135
应力数	1959003	1167106	1216373
应力能量	7.81642	1.5172378	1.642103686

如表 3-3 可以看出，无论是在转速 800 r/min ，填充率 60% 还是在粘度 $0.4\text{ Pa}\cdot\text{s}$ 条件下，应力强度与应力数都几乎表示一种正相关的关系，即应力强度越大，应力能量越高，这种关系表明，在分析转子的研磨特性时，可以便捷的采用应力强度做为对比分析的参数。

3.3.2 变转速碰撞能量分析

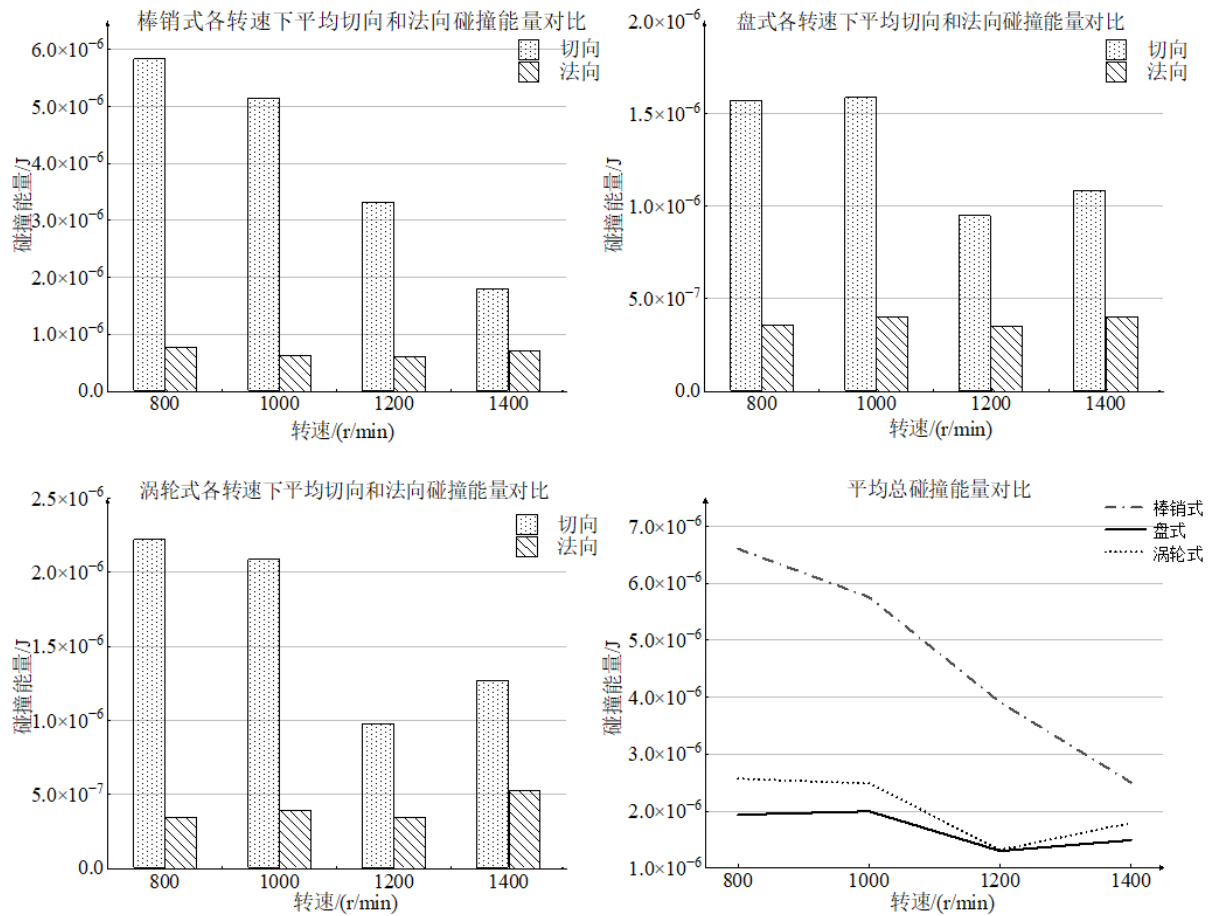


图 3-5 变转速碰撞能量变化

在填充率与浆料粘度恒定的条件下,对棒销式、盘式、涡轮式三种转子于 800 r/min、1000 r/min、1200 r/min、1400 r/min 转速下的单株碰撞能量展开分析(图 3-5)。

图中前三子图(各转子切向-法向能量对比)显示:三种转子的切向碰撞能量(实心柱)在全转速范围内均远高于法向能量(斜线柱)。以棒销式为例,800 r/min 时切向约 $6 \times 10^{-6} J$,法向仅 $1 \times 10^{-6} J$;1400 r/min 时切向仍达 $2 \times 10^{-6} J$,法向降至 $0.8 \times 10^{-6} J$ 。盘式、涡轮式同理。这表明切向能量是研磨过程的核心驱动能量,主导珠子与物料的剪切、摩擦作用,而法向能量(径向冲击)贡献有限,验证了切向能量对研磨效率的决定性作用。

右下角总能量对比图中,三种转子的总碰撞能量(棒销式虚线、盘式实线、涡轮式点线)均随转速升高呈下降趋势。棒销式从 800 r/min 的 $6.5 \times 10^{-6} J$ 降至 1400 r/min 的 $2.5 \times 10^{-6} J$,盘式从 $2 \times 10^{-6} J$ 降至 $1.5 \times 10^{-6} J$,涡轮式从 $2.5 \times 10^{-6} J$ 降至 $2 \times 10^{-6} J$ 。这一规律源于离心力压迫效应:高转速下,珠子受离心力紧贴筒壁,与转子有效作用区域(如棒销、盘棱、涡轮流道)的接触频率降低,径向运动空间压缩,导致碰撞能量衰减^[66]。

对比各转速下数值：棒销式转子的总碰撞能量始终高于盘式和涡轮式。800 r/min 时，棒销式约为盘式的 3.25 倍、涡轮式的 2.6 倍；1400 r/min 时，仍为盘式的 1.67 倍、涡轮式的 1.25 倍。其优势源于结构特性：棒销式的离散棒状凸起形成多维扰流，使珠子在间隙处产生高频、多向碰撞，切向能量传递效率高；而盘式平面凸棱、涡轮式叶片结构导致流场更均匀，珠子运动轨迹规律性强，碰撞能量的随机性与峰值强度更低。尽管高转速下棒销式与其他转子的差距缩小（如 1400 r/min 时涡轮式能量略升，盘式趋稳），但棒销式仍以绝对优势保持碰撞能第一，为其优异研磨性能提供能量层面的理论支撑。

3.3.3 变填充率碰撞能量分析

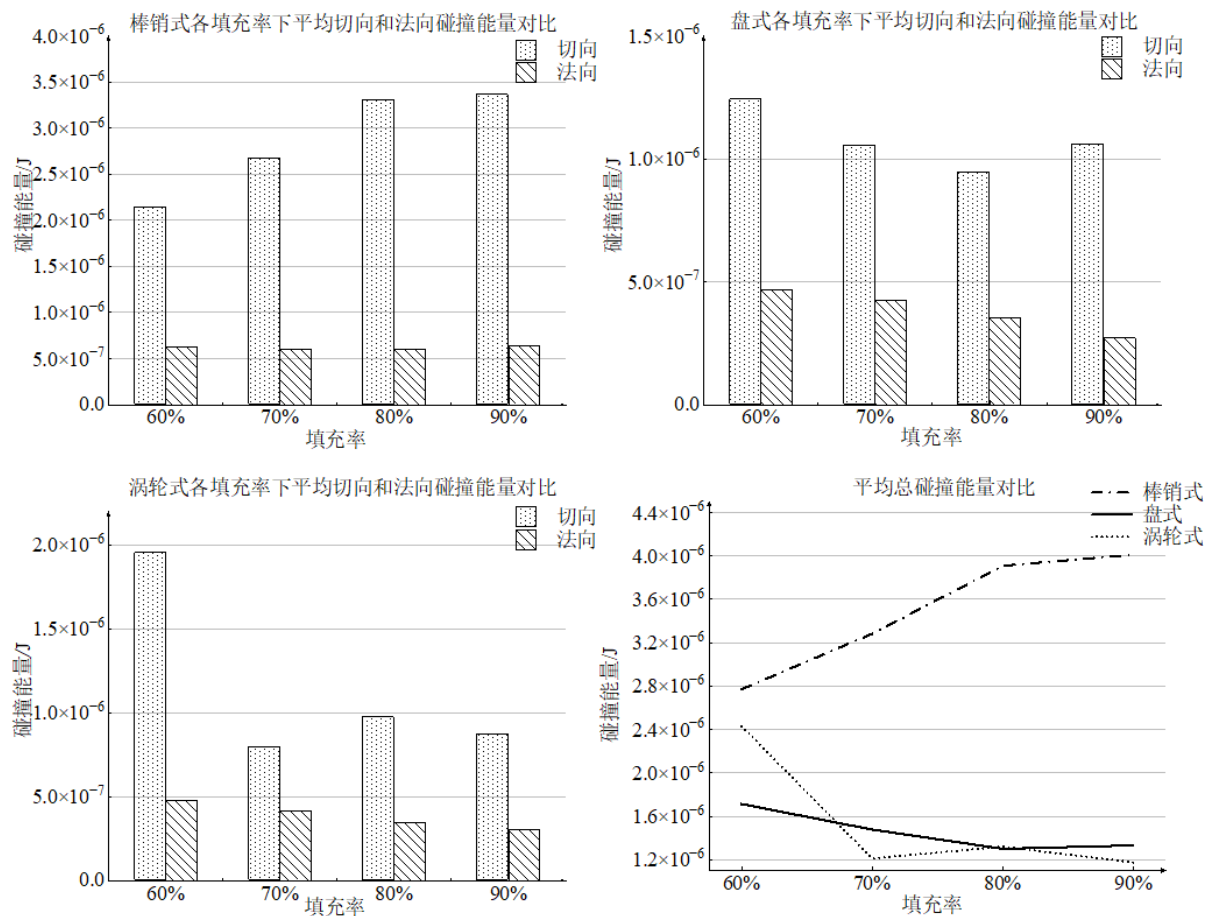


图 3-6 变填充率碰撞能量变化

在转速与浆料粘度恒定的条件下，针对棒销式、盘式、涡轮式三种转子，研究填充率（60 %、70 %、80 %、90 %）对单株碰撞能量的影响（图 3-6）。

图中前三子图（各转子切向-法向能量对比）显示：三种转子的切向碰撞能量（实心柱）在所有填充率下均显著高于法向能量（斜线柱）。以棒销式为例，60 %填充率时切向约 $2 \times 10^{-6} J$ ，法向仅 $5 \times 10^{-7} J$ ；90 %填充率时切向升至 $3.5 \times 10^{-6} J$ ，法向仍为 $5 \times 10^{-7} J$ 。盘式、涡轮式同理。这表明切向能量在研磨过程中始终占据主导地位，与转速变化时的

规律一致，进一步验证了切向能量对物料破碎、分散的核心作用（如棒销间隙处的剪切摩擦，盘式凸棱、涡轮流道的切向推流）。

右下角总能量对比图中，棒销式（虚线）的总碰撞能量随填充率升高先增后稳（60 %→80 %上升，80 %→90 %趋稳），盘式（实线）呈下降趋势，涡轮式（点线）先降后升（70 %达低谷）。结合能量分量图：

棒销式：填充率 60 %→90 %，切向能量从 $2 \times 10^{-6} J$ 增至 $3.5 \times 10^{-6} J$ （法向基本不变），总能量同步上升（ $2.5 \times 10^{-6} J \rightarrow 4 \times 10^{-6} J$ ）。其离散棒销结构避免高填充率下的“死区”，增强扰流，使珠子碰撞频率与能量均提升，展现出对高填充率的优异适应性。

盘式：填充率 60 %→90 %，切向能量从 $1.2 \times 10^{-6} J$ 降至 $1 \times 10^{-6} J$ （法向略降），总能量从 $1.6 \times 10^{-6} J$ 降至 $1.2 \times 10^{-6} J$ 。平面凸棱在高填充率下易形成珠子堆积死区，运动受阻，导致碰撞能量持续衰减^[58]。

涡轮式：填充率 60 %→70 %，切向能量从 $2 \times 10^{-6} J$ 降至 $1 \times 10^{-6} J$ （法向从 $5 \times 10^{-7} J$ 降至 $3 \times 10^{-7} J$ ），总能量从 $2.5 \times 10^{-6} J$ 降至 $1.3 \times 10^{-6} J$ ；70 %→90 %，切向回升至 $1.5 \times 10^{-6} J$ （法向 $4 \times 10^{-7} J$ ），总能量微升至 $1.9 \times 10^{-6} J$ 。反映涡轮流道在低填充率时流场紊乱（能量损耗大），高填充率时因珠子密集形成稳定推流（能量略升），但整体性能仍低于棒销式。

综合 60 %~90 %填充率数据：棒销式的总碰撞能量（虚线）在全工况下均高于盘式（实线）和涡轮式（点线）。60 %填充率时，棒销式与涡轮式初始能量相当（约 $2.5 \times 10^{-6} J$ ），但 80 %后棒销式优势凸显（ $4 \times 10^{-6} J$ vs 涡轮式 $2 \times 10^{-6} J$ 、盘式 $1.4 \times 10^{-6} J$ ）；90 %填充率时，棒销式仍以 $4 \times 10^{-6} J$ 领先（涡轮式 $1.9 \times 10^{-6} J$ ，盘式 $1.2 \times 10^{-6} J$ ）。这表明棒销式在高填充率（80 %、90 %）时性能突出，而盘式始终低迷，涡轮式仅在低填充率（60 %）时短暂持平，70 %后大幅落后。与前期转速分析结论一致，进一步证明棒销式转子在碰撞能量输出上的全面优势。

3.3.4 变粘度碰撞能量分析

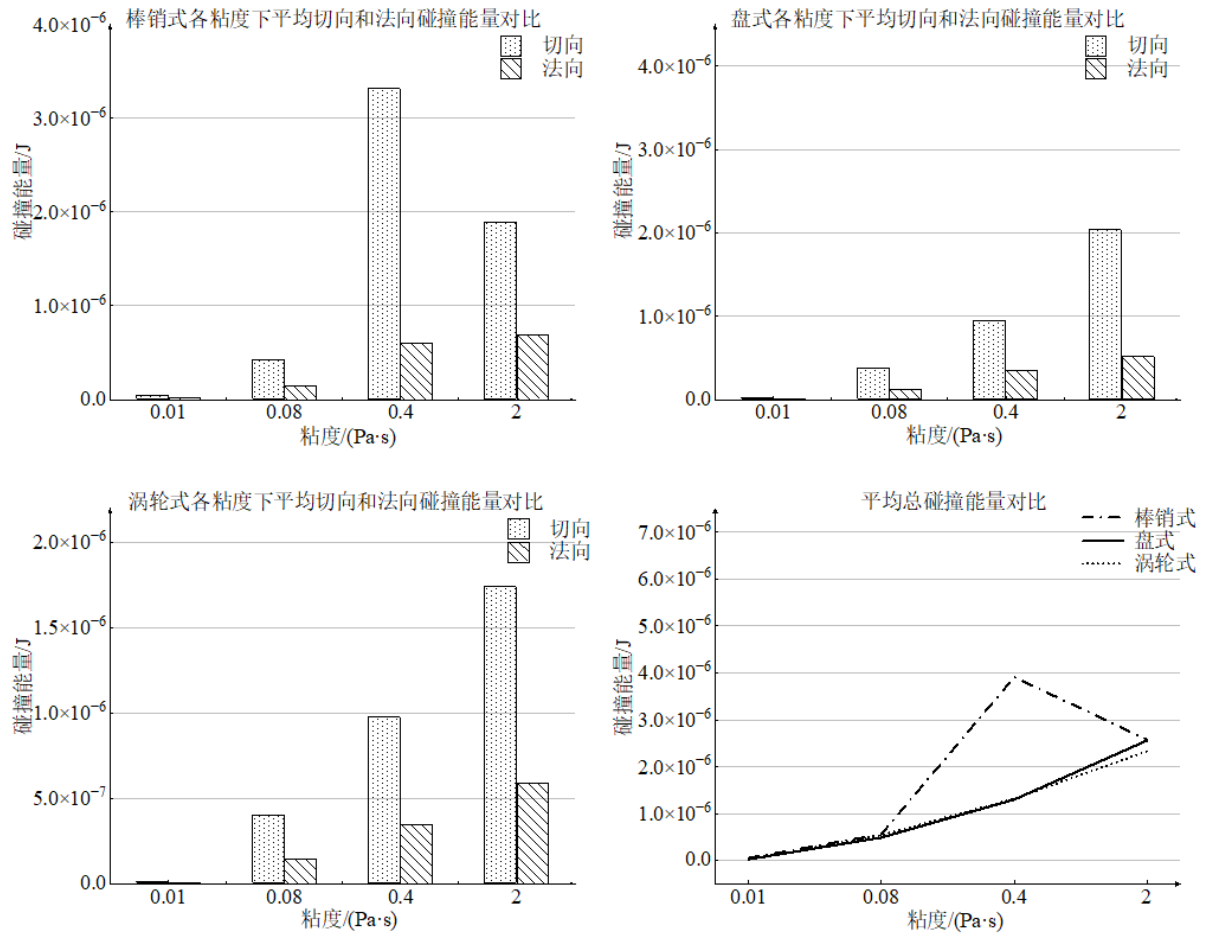


图 3-7 变粘度碰撞能量变化

在填充率与转速恒定的条件下,对棒销式、盘式、涡轮式三种转子于粘度($0.01\text{ Pa}\cdot\text{s}$ 、 $0.08\text{ Pa}\cdot\text{s}$ 、 $0.4\text{ Pa}\cdot\text{s}$ 、 $2\text{ Pa}\cdot\text{s}$)下的单株碰撞能量进行分析(图 3-7)。

图中前三子图显示,三种转子的切向碰撞能量(实心柱)在所有粘度下均显著高于法向能量(斜线柱)。以棒销式为例, $0.01\text{ Pa}\cdot\text{s}$ 粘度时切向能量近乎为零, $0.08\text{ Pa}\cdot\text{s}$ 时切向约 $5\times 10^{-7}\text{ J}$ (法向约 $2\times 10^{-7}\text{ J}$), $0.4\text{ Pa}\cdot\text{s}$ 时切向骤升至 $3.5\times 10^{-6}\text{ J}$ (法向约 $8\times 10^{-7}\text{ J}$), $2\text{ Pa}\cdot\text{s}$ 时切向降至 $2\times 10^{-6}\text{ J}$ (法向约 $8\times 10^{-7}\text{ J}$)。盘式、涡轮式同理。这表明切向能量在研磨过程中始终主导,与填充率、转速分析结论一致,验证切向能量对物料剪切、分散的核心作用。低粘度时流场稀疏,能量输出低;中粘度($0.4\text{ Pa}\cdot\text{s}$)时,棒销扰流与浆料粘度匹配,切向能量达峰值;高粘度($2\text{ Pa}\cdot\text{s}$)时,阻力增大导致能量衰减,但切向仍占优。

右下角总能量对比图中,棒销式(虚线)的总碰撞能量随粘度变化呈先升后降趋势($0.01\text{ Pa}\cdot\text{s}\rightarrow 0.4\text{ Pa}\cdot\text{s}$ 上升, $0.4\text{ Pa}\cdot\text{s}\rightarrow 2\text{ Pa}\cdot\text{s}$ 下降)。盘式(实线)和涡轮式(点线)则

随粘度升高持续上升（盘式从 $0.5 \times 10^{-6} J \rightarrow 2.5 \times 10^{-6} J$ ，涡轮式从 $0.5 \times 10^{-6} J \rightarrow 2.2 \times 10^{-6} J$ ），但始终低于棒销式在 $0.4 Pa \cdot s$ 时的峰值（ $3.5 \times 10^{-6} J$ ）。棒销式在 $0.4 Pa \cdot s$ 粘度时，离散棒销形成的多维扰流使珠子碰撞频率与切向能量最大化；高粘度（ $2 Pa \cdot s$ ）时，虽能量衰减（降至 $2 \times 10^{-6} J$ ），但仍高于盘式（ $1.5 \times 10^{-6} J$ ）、涡轮式（ $1.2 \times 10^{-6} J$ ）同粘度下的能量，展现出对高粘度工况的适应性。

综合 $0.01 Pa \cdot s \sim 2 Pa \cdot s$ 粘度范围数据，棒销式的总碰撞能量（虚线）在全粘度范围内均高于盘式和涡轮式。 $0.01 Pa \cdot s$ 时三者能量均极低（棒销式略高）； $0.08 Pa \cdot s$ 时棒销式开始领先（棒销式 $5 \times 10^{-7} J$ 对比盘式 $3 \times 10^{-7} J$ 、涡轮式 $4 \times 10^{-7} J$ ）； $0.4 Pa \cdot s$ 时优势显著（棒销式 $3.5 \times 10^{-6} J$ 对比盘式 $1 \times 10^{-6} J$ 、涡轮式 $1 \times 10^{-6} J$ ）； $2 Pa \cdot s$ 时仍保持领先（棒销式 $2 \times 10^{-6} J$ 对比盘式 $1.5 \times 10^{-6} J$ 、涡轮式 $1.2 \times 10^{-6} J$ ）。棒销式在中粘度（ $0.4 Pa \cdot s$ ）时性能最优，且对粘度变化的适应性更强（低粘度时能量提升快，高粘度时衰减慢）。

3.3.5 碰撞流场分析

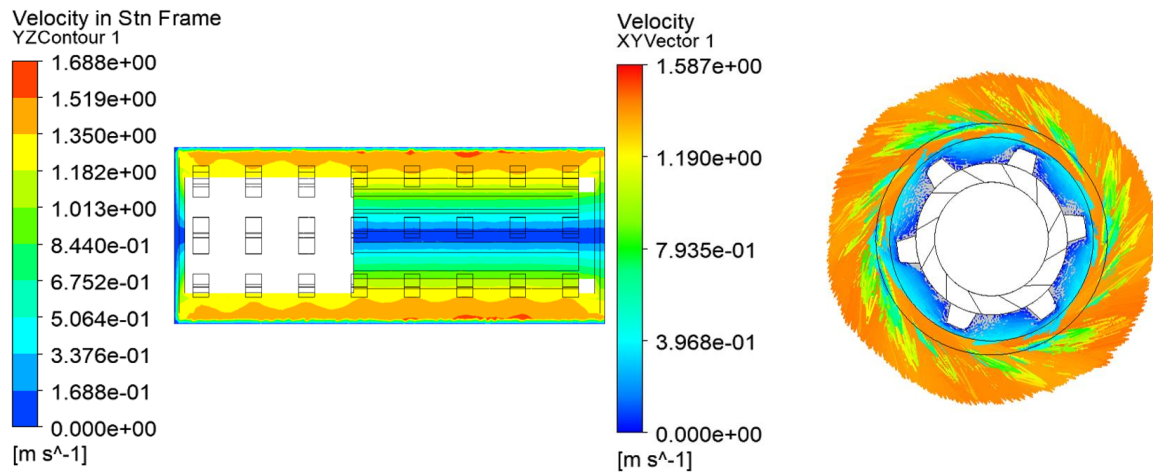


图 3-8 棒销式转子流场图

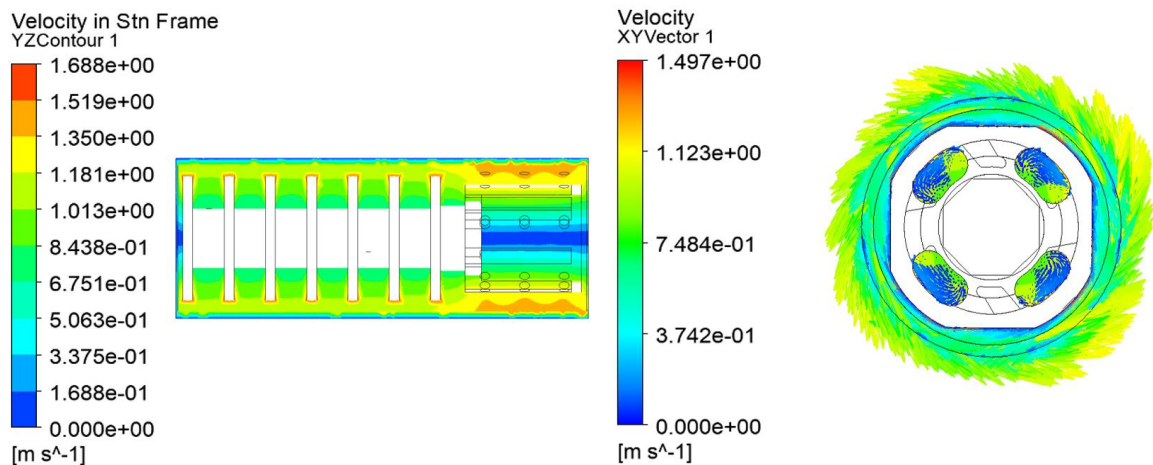


图 3-9 盘式转子流场图

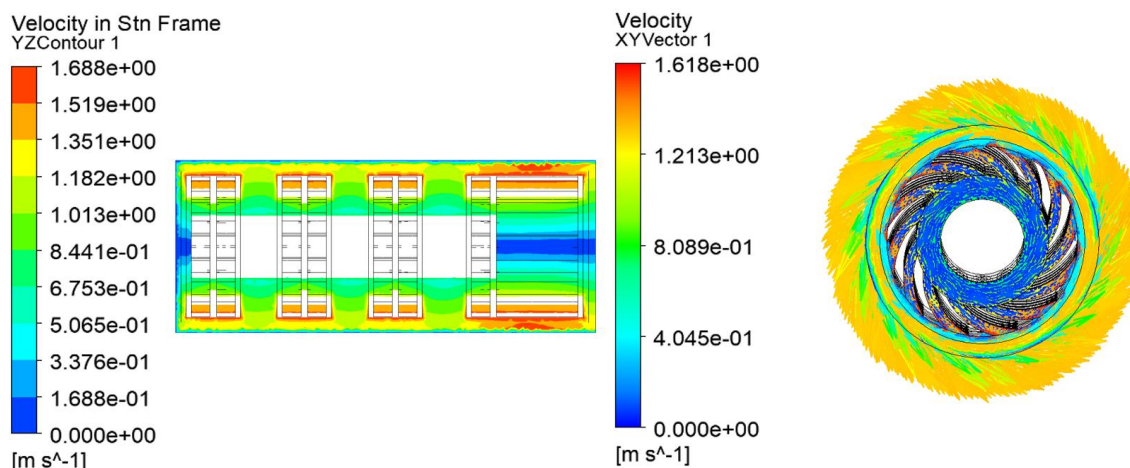


图 3-10 涡轮式转子流场图

进一步探究研磨原理，以 1200 r/min 处流场模拟为例，对三种转子的后处理流场结果进行分析比较，由图 3-8~3-10 分析可以得出，观察 3 种转子的后处理流场图可以看出，XYVector 流场图在棒销式转子和涡轮式转子之间的流场比较接近。棒销式转子流场的最大流场速度 1.587 m/s ，而涡轮式转子流场最大流场速度 1.618 m/s ，但观察分析得知，涡轮式转子流场平均速度几乎处于 1.30 m/s 左右，棒销式转子流场平均速度约为 1.55 m/s ，较接近于最大值。同样，观察 YZcontour 等值线图可以发现，棒销式转子流场边缘速度基本稳定在 1.519 m/s 左右，而且速度比较平均。在 3 种转子流场中，棒销式的流速平均值比较大，而在涡轮式当中，在转子扩散轮部分流速较快，但是在边缘平均速度较低，在整个旋转搅拌流场内流场的平均值也较低，带来的流场能量也比较低，所以棒销式转子带来的流场能量在 3 种转子中的最高，它带来研磨介质移动速度最快，介质之间速度差值最大，碰撞的能量最高，而且能把最大的能量带到物料上去进行碎裂，那么获得最佳研磨效果的也最高。

3.4 实验验证分析

按照实验方案进行实验，以此来验证模拟结果的准确性，在 CFD-DEM 模拟时，研究关注碰撞能量的变化，碰撞能量越高，研磨介质所具有的动能越强，由研磨介质传递给物料的碰撞能量就越强，研磨效果就越好。在实际研磨中，无法直接测定碰撞能量来比较研磨性能，但可以将比较进行转化，在模拟实验时，认为碰撞能量越高，研磨性能越好，但是研磨性能的好坏归根到底还是转化为比较颗粒细密度问题，比较不同转子研磨性能的好坏用颗粒细密度来衡量，同等条件下，转子研磨物料越细，那么就认为该转子研磨性能越高，这样研磨性能的比较就从 CFD-DEM 模拟的碰撞能量比较转变为颗粒

细密度的比较了，而颗粒细密度可以直接进行测量，以此为依据，就可以开展研磨试验来进行分析比较了。



图 3-11 工业中试设备 RTSM-30

如图 3-11，采用公司提供的工业中试设备 RTSM-30 在公司进行实验，以公司主要研磨物料——农药溶液为研磨对象，按照实验规划开展实验，每组实验研磨保证初始条件一样，只考虑单一变量改变时的影响，所有实验研磨时间研磨 30 min，这样保证了充分的研磨，能更好的对比研磨时的结果，确保了实验的可靠性，有利于进一步的分析。在模拟实验中，认为碰撞能量越高，研磨介质所携带的能量越大，传递给物料的能量就越高，研磨性能越好。在实际研磨中，研磨物料越细，研磨效果越好，所以模拟碰撞能量越高对应着物料研磨越细，粒径越小，研磨效果越好。实验记录 D50 数据，D50 是指累计粒度分布百分数达到 50 %时所对应的粒径。

3.4.1 研磨变转速实验

观察表 3-4 数据，对研磨后的数据进行分析，将研磨试验数据与模拟碰撞能量数据进行对比，以图 3-5 平均总碰撞能量对比图分析，以棒销式转子为例，由图可看到棒销式转子在 800 r/min、1000 r/min、1200 r/min 和 1400 r/min 转速下的平均总碰撞能量数据大致分别为 $6.6 \times 10^{-6} J$ 、 $5.8 \times 10^{-6} J$ 、 $3.9 \times 10^{-6} J$ 和 $2.6 \times 10^{-6} J$ ，可以发现碰撞能量是逐渐递减的，那么研磨介质传递给物料的能量也是逐渐递减的，那么反馈到实验来说，研磨颗粒应该是逐渐变粗的，分析表 3-3 实验结果，棒销式转子在 800 r/min、1000 r/min、1200 r/min 和 1400 r/min 转速下的实验数据分别是 3.343 μm 、3.482 μm 、4.153 μm 和 4.234 μm ，研磨粒径随转速的升高逐渐变大，符合模拟规律，这是一组纵向对比，盘式，涡轮式转子同理分析。

再进行横向对比分析,分析棒销式转子,盘式转子,涡轮式转子在 800 r/min 下碰撞能量数据和实验数据关系,棒销式转子,盘式转子,涡轮式转子在 800 r/min 下的平均总碰撞能量数据由图 3-5 观察知大致分别是 $6.6\times 10^{-6}\text{ J}$, $2.0\times 10^{-6}\text{ J}$ 和 $2.6\times 10^{-6}\text{ J}$,可以观察到碰撞能量是棒销式转子最高,涡轮式转子次之,盘式转子最低,那么反馈到实验结果中,棒销式转子研磨最细,涡轮式转子次之,盘式转子最粗,观察实验结果,棒销式转子,盘式转子,涡轮式转子在 800 r/min 下的实验数据分别是 $3.343\text{ }\mu\text{m}$, $4.395\text{ }\mu\text{m}$ 和 $4.229\text{ }\mu\text{m}$,棒销式转子研磨最细,涡轮式转子次之,盘式转子最粗,模拟实验结果与实验结果相符,棒销式转子,盘式转子,涡轮式转子在 1000 r/min , 1200 r/min 和 1400 r/min 下同理分析。

表 3-4 研磨变转速碰撞能量实验

转子转速	物料粒径(D50/ μm)		
	棒销式	盘式	涡轮式
800 r/min	$3.343\text{ }\mu\text{m}$	$4.395\text{ }\mu\text{m}$	$4.229\text{ }\mu\text{m}$
1000 r/min	$3.482\text{ }\mu\text{m}$	$4.372\text{ }\mu\text{m}$	$4.241\text{ }\mu\text{m}$
1200 r/min	$4.153\text{ }\mu\text{m}$	$4.458\text{ }\mu\text{m}$	$4.451\text{ }\mu\text{m}$
1400 r/min	$4.234\text{ }\mu\text{m}$	$4.405\text{ }\mu\text{m}$	$4.407\text{ }\mu\text{m}$

3.4.2 研磨变填充率实验

观察表 3-5 数据,对研磨后的数据进行分析,将研磨试验数据与模拟碰撞能量数据进行对比,以图 3-6 平均总碰撞能量对比图分析,以棒销式转子为例,由图可看到棒销式转子在 60 %, 70 %, 80 %和 90 %填充率下的平均总碰撞能量数据大致分别为 $2.8\times 10^{-6}\text{ J}$, $3.2\times 10^{-6}\text{ J}$, $3.9\times 10^{-6}\text{ J}$ 和 $4.0\times 10^{-6}\text{ J}$,可以发现碰撞能量是逐渐升高的,那么研磨介质传递给物料的能量也是逐渐变大的,那么反馈到实验来说,研磨颗粒应该是逐渐变细的,分析表 3-4 实验结果,棒销式转子在 60 %, 70 %, 80 %和 90 %填充率下的实验数据分别是 $4.201\text{ }\mu\text{m}$, $4.187\text{ }\mu\text{m}$, $4.153\text{ }\mu\text{m}$ 和 $4.142\text{ }\mu\text{m}$,研磨粒径随填充率的变化逐渐变小,符合模拟规律,这是一组纵向对比,盘式,涡轮式转子同理分析。

再进行横向对比分析,分析棒销式转子,盘式转子,涡轮式转子在 60 %填充率下碰撞能量数据和实验数据关系,棒销式转子,盘式转子,涡轮式转子在 60 %填充率下的平均总碰撞能量数据由图 3-6 观察知大致分别是 $2.8\times 10^{-6}\text{ J}$, $1.7\times 10^{-6}\text{ J}$ 和 $2.4\times 10^{-6}\text{ J}$,可以观察到碰撞能量是棒销式转子最高,涡轮式转子次之,盘式转子最低,那么反馈到实验结果中,棒销式转子研磨最细,涡轮式转子次之,盘式转子最粗,观察实验结果,棒

销式转子，盘式转子，涡轮式转子在 60 %填充率下的实验数据分别是 4.201 μm ，4.407 μm 和 4.272 μm ，棒销式转子研磨最细，涡轮式转子次之，盘式转子最粗，模拟实验结果与实验结果相符，棒销式转子，盘式转子，涡轮式转子在 70 %，80 %和 90 %填充率下同理分析。

表 3-5 研磨变填充率实验

填充率	物料粒径(D50/ μm)		
	棒销式	盘式	涡轮式
60 %	4.201 μm	4.407 μm	4.272 μm
70 %	4.187 μm	4.432 μm	4.477 μm
80 %	4.153 μm	4.458 μm	4.451 μm
90 %	4.142 μm	4.455 μm	4.437 μm

3.4.3 研磨变粘度实验

观察表 3-6 数据，对研磨后的数据进行分析，将研磨试验数据与模拟碰撞能量数据进行对比，以图 3-7 平均总碰撞能量对比图分析，以棒销式转子为例，由图可看到棒销式转子在 0.01 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ ，0.08 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ ，0.4 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 和 2 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下的平均总碰撞能量数据大致分别为 $5.2\times 10^{-8} \text{ J}$ ， $5.6\times 10^{-7} \text{ J}$ ， $3.9\times 10^{-6} \text{ J}$ 和 $2.7\times 10^{-6} \text{ J}$ ，可以发现碰撞能量在 0.01 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ ，0.08 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 和 0.4 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下是逐渐升高的，在 2 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下就低了，那么研磨介质传递给物料的能量在 0.01 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ ，0.08 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 和 0.4 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下也是逐渐变大的，在 2 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下低于 0.4 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下的数据，但仍然高于 0.01 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 和 0.08 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下的数据，那么反馈到实验来说，研磨颗粒在 0.01 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ ，0.08 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 和 0.4 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下应该是逐渐变细的，在 2 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下的颗粒比 0.4 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度颗粒要粗，但是比 0.01 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 和 0.08 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下的颗粒要细，分析实验结果，棒销式转子在 0.01 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ ，0.08 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ ，0.4 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 和 2 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度的实验数据分别是 6.354 μm ，5.287 μm ，4.153 μm 和 4.259 μm ，研磨粒径随粘度的增加在 0.01 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ ，0.08 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 和 0.4 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 的变化逐渐变小，但在 2 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下，粒径比 0.4 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度要粗，但比 0.01 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 和 0.08 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下要细，研磨试验符合模拟规律，这是一组纵向对比，盘式，涡轮式转子同理分析。

再进行横向对比分析，分析棒销式转子，盘式转子，涡轮式转子在 0.4 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下碰撞能量数据和实验数据关系，棒销式转子，盘式转子，涡轮式转子在 0.4 $\text{Pa}\cdot\text{s}$ 粘度下的平均总碰撞能量数据由图 3-7 观察知大致分别是 $4.0\times 10^{-6} \text{ J}$ ， $1.3\times 10^{-6} \text{ J}$ 和 $1.34\times 10^{-6} \text{ J}$ ，可以观察到碰撞能量是棒销式转子最高，涡轮式转子次子，盘式转子最低，那么反馈

到实验结果中,棒销式转子研磨最细,涡轮式转子次之,盘式转子最粗,观察实验结果,棒销式转子,盘式转子,涡轮式转子在 $0.4 Pa \cdot s$ 粘度下的实验数据分别是 $4.153 \mu m$, $4.458 \mu m$ 和 $4.451 \mu m$,棒销式转子研磨最细,涡轮式转子次之,盘式转子最粗,模拟实验结果与实验结果相符,棒销式转子,盘式转子,涡轮式转子在 $0.01 Pa \cdot s$, $0.08 Pa \cdot s$ 和 $2 Pa \cdot s$ 粘度下同理分析。

表 3-6 研磨变粘度实验

浆料粘度	物料粒径(D50/ μm)		
	棒销式	盘式	涡轮式
$0.01 Pa \cdot s$	$6.354 \mu m$	$6.482 \mu m$	$6.565 \mu m$
$0.08 Pa \cdot s$	$5.287 \mu m$	$5.358 \mu m$	$5.301 \mu m$
$0.4 Pa \cdot s$	$4.153 \mu m$	$4.458 \mu m$	$4.451 \mu m$
$2 Pa \cdot s$	$4.259 \mu m$	$4.262 \mu m$	$4.289 \mu m$

研磨试验如表 3-4~3-6,在经过充分的研磨后,物料粒径变化规律与模拟实验较为相符,证明了模拟结果的可靠性。

3.5 本章小结

采用 CFD-DEM 流固耦合的方法,将模拟实验划分成变转速,变填充率和变粘度三种实验。针对不同转速进行分析。在填充率与浆料粘度保持一定的条件下,考察三种转子在转速分别设定为 $800 r/min$ 、 $1000 r/min$ 、 $1200 r/min$ 以及 $1400 r/min$ 时,其单珠碰撞能量的动态变化情况。针对不同填充率进行分析。在转速与浆料粘度保持一定的条件下,考察三种转子在填充率分别设定为 60%, 70%, 80%和 90%情况下,其单珠碰撞能量的动态变化情况。针对不同粘度进行分析。在转速与填充率保持一定的条件下,考察三种转子在粘度分别设定为 $0.01 Pa \cdot s$, $0.08 Pa \cdot s$, $0.4 Pa \cdot s$ 和 $2 Pa \cdot s$ 情况下,其单珠碰撞能量的动态变化情况。

三种方案中,通过切向、法向碰撞能量的比较,可以确定切向碰撞能量是主导因素。再通过单株平均总碰撞能量进行比较,棒销式转子在 3 个转子中,单株平均总碰撞能量最大。为了更进一步探究研磨原理,取 $1200 r/min$ 的流场模拟为例,将 3 个转子的后处理流场结果进行比较与分析,发现棒销式转子在 3 个转子中,转子驱动的流场能量最大,转子驱动的研磨介质的速度最大,介质之间的速度差最大,研磨介质的碰撞能量最大,介质间传递给物料的破碎能量也最多,其研磨性能最佳。

对模拟实验进行了实验验证，物料粒径变化规律与模拟实验较为相符，证明了模拟结果的可靠性。在后续的研究中，将以优选出的棒销式转子模型来进行研究，对湿法研磨的研磨特性做深入探讨。

第 4 章 产品粒度尺寸预测研究

4.1 基于应力能的传感器优化布置

4.1.1 传感器优化布置的必要性

在现代工业研磨领域，砂磨机内部研磨过程的精准控制对产品粒度指标至关重要，而传感器布置位置与粒度预测之间存在着直接且紧密的作用关系。砂磨机研磨筒内，研磨介质在分散盘作用下形成复杂湍流运动，颗粒在碰撞、剪切与摩擦中细化，这一过程涉及介质运动轨迹、能量分布、流场特性等关键参数，需通过传感器捕捉振动、压力、扭矩等物理信号以反映其动态特征。若传感器随意布置在研磨筒壁的非关键区域（如顶部稳定流场区或底部排料干扰区），会导致监测数据出现特征模糊化、噪声干扰严重等问题，进而使粒度预测模型出现显著偏差，影响其精度与实用性。相反，当传感器布置在能很好地反映研磨特征的位置时，可有效采集高频碰撞信号等数据，从而提升数据的有效性、与特征明显度，使构建的粒度预测模型在精度和实用度上显著优化。这种关联本质上体现了传感器布置位置对数据质量的影响，而数据作为粒度预测的原始输入，其特征完整性与有效性直接关乎模型对砂磨机内部研磨特性的映射能力，最终决定预测模型的工程应用价值。所以，要先确定好传感器布置位置，才能为下一步的粒度预测做准备。

4.1.2 传感器优化布置方法

前文第三章通过比较应力能的大小（通过 CFD-DEM 模拟方法实现）来确定优选转子，所以优选出的转子具有较大的应力能，应力能大对传感器优化布置是有利的，因为应力能越大，研磨机内部变化越剧烈，那么传感器就能更好地捕捉到内部变化，更有利于布置传感器，也就是说高应力能转子有利于传感器优化布置，相反，应力能如果较小，那么砂磨机内部能量变换可能不是那么剧烈，传感器就很难捕捉到研磨机内部数据，这就不利于传感器优化布置。用 CFD-DEM 耦合模拟出碰撞能量数据，在转子优选方面，已经确定了应力能最大的转子，那么在这种转子上，基于应力能理论，利用 CFD-DEM 耦合方法模拟的模拟碰撞能量来比较，应力能大，即 CFD-DEM 耦合模拟的碰撞能量大，那么计算敏感性指数来比较传感器适配位置就是有利的。

为了精确评估湿法研磨设备筒壁上能量集中的高能敏感区域，本章节采用 CFD-DEM 耦合模拟方法进行精确评价。原理基于第二章的应力能理论，对碰撞能量作比较，分析筒壁适合布置传感器的位置。

用敏感性指数确定传感器布置位置，敏感性指数是一个量化度量，用于评估某个系统或模型中不同部分或变量对于某些输入或条件变化的反应程度。它主要用于确定在变化的环境或不同操作条件下，哪些部分或参数对整体性能、输出或行为的影响最大。对于研磨机筒壁区域每个区域的敏感性指数，可以通过以下公式计算：

$$ST_j = \left(\frac{\sum_{i=1}^m (E_{bw,i}(j) - \bar{E}_{bw,j})^2}{m^3 E_{bw}} \right)^{\frac{1}{3}} \quad (4-1)$$

其中， $\bar{E}_{bw,j}$ 是第 j 区域在所有 m 次工况条件下平均碰撞能量的平均值，计算公式为：

$$\bar{E}_{bw,j} = \frac{1}{m} E_{bw,i}(j) \quad (4-2)$$

其中， $E_{bw,i}(j)$ 表示在第 i 次工况条件下，第 j 区域的碰撞能量。

其中， E_{bw} 是在所有区域及所有操作条件下观测到的最大碰撞能量，计算公式为：

$$E_{bw} = \max_{1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n} \{E_{bw,i}(j)\} \quad (4-3)$$

ST_j 反映了第 j 区域对冲击能量变化的敏感性。如果 ST_j 值较大，说明该区域对平均碰撞能量的变化非常敏感，这表明该区域更容易受到影响或损坏。敏感性指数有助于识别那些在操作过程中需要特别注意或加强保护的区域，同时，对传感器布置优化来说，敏感性指数可以判断哪些区域对平均碰撞能量变化敏感，这是传感器布置优化的参考区域。

4.1.3 耦合模拟方法

通过 CFD-DEM 耦合模拟来获得数据，模拟方法大致同 3.2 节模拟方法。在此文中，为了对研磨器上的转子进行充分的模拟研究，此文中对农产品作为研究对象，在研磨过程中能够起到一个高效稳定的效果，利用氧化锆来作为研磨介质进行研磨。氧化锆由于其硬度高、耐磨损、化学稳定性好，可用于较高精度的研磨加工。研磨介质和农药属性如表 3-1 所示。

根据公司的实际应用需求，分别从转速，填充率，和珠径这三个方面考虑转子研磨性能，每种实验规划涉及到的研磨工艺数据均有公司提供，以尽可能还原转子的实际研磨情况，试验设计见表 4-1。

表 4-1 耦合模拟工艺规划

转速	填充率	珠径	转速	填充率	珠径	转速	填充率	珠径
1000r/min	60%	0.8mm	1200r/min	60%	1mm	1400r/min	60%	1.2mm
1000r/min	70%	0.8mm	1200r/min	70%	1mm	1400r/min	70%	1.2mm
1000r/min	80%	0.8mm	1200r/min	80%	1mm	1400r/min	80%	1.2mm
1000r/min	60%	1mm	1200r/min	60%	1.2mm	1400r/min	60%	0.8mm
1000r/min	70%	1mm	1200r/min	70%	1.2mm	1400r/min	70%	0.8mm
1000r/min	80%	1mm	1200r/min	80%	1.2mm	1400r/min	80%	0.8mm
1000r/min	60%	1.2mm	1200r/min	60%	0.8mm	1400r/min	60%	1mm
1000r/min	70%	1.2mm	1200r/min	70%	0.8mm	1400r/min	70%	1mm
1000r/min	80%	1.2mm	1200r/min	80%	0.8mm	1400r/min	80%	1mm

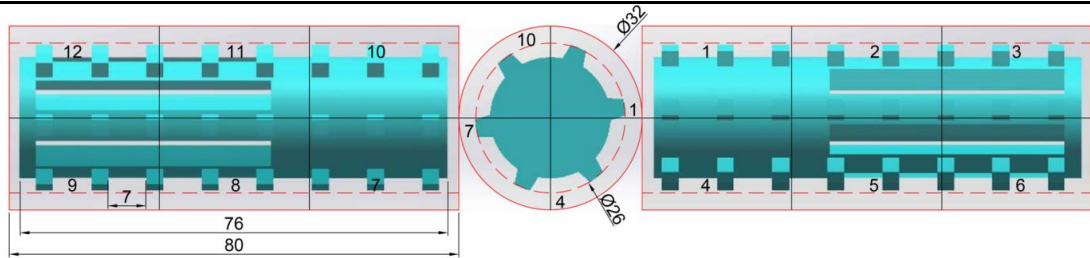


图 4-1 转子筒壁区域划分图

如图 4-1 所示，模拟转子选取了前文中第三章优选的棒销式转子，在研究砂磨机内部高能碰撞敏感区域时，本文对该砂磨机的 DEM 模型进行了细分研究，砂磨机圆柱形筒壁一共分成了 12 块大小相同的区域，本研究定义区域 2, 3, 5, 6, 8, 9, 11, 12 为扩散轮区域，定义区域 1, 4, 7, 10 为研磨轮区域。

这是考虑了现实布置传感器的位置有限，同时这样划分可以更好地检测磨机内部变量，通过 CFD-DEM 模拟来获取筒壁 12 个区域的碰撞能量数据，对碰撞能量数据做敏感性指数分析。

4.1.4 耦合模拟分析

针对每种变量，从组合得到的 27 组试验结果中依据不同水平选取三对独立的数据集进行敏感性指数分析，每一对数据就有 9 组实验结果，对于每一对数据集，进行敏感性指数分析并得到一组敏感性指数，用于针对每种固定变量进行分析。具体分析在其他两个研磨工艺条件变化固定范围内，转速、填充率和珠径这三种变量下的敏感性指数变化，每种变量的影响通过对应的敏感性指数集来展示，以理解不同研磨工艺条件下对传感器优化布置的影响。由于仅仅考虑同类传感器布置，并且传感器筒壁表面空间区域位置有限，故只取研磨筒壁表面 4 个区域作为传感器最优布置区域。

(1) 转速不同时的敏感性指数

如图 4-2，保持填充率和珠径整体变化趋势不变，观察转速 1000rpm，1200rpm 和 1400rpm 下的各组区域敏感指数，考察转速对敏感性指数的影响，观察图 4-2 的 abc 三图发现，在三种情况下敏感性指数较大的区域都是 2,5,8,11，三者的敏感性指数趋势相同，传感器适合布置的位置相同，结合图 4-1 来看，区域 2,5,8,11 都在扩散轮区。

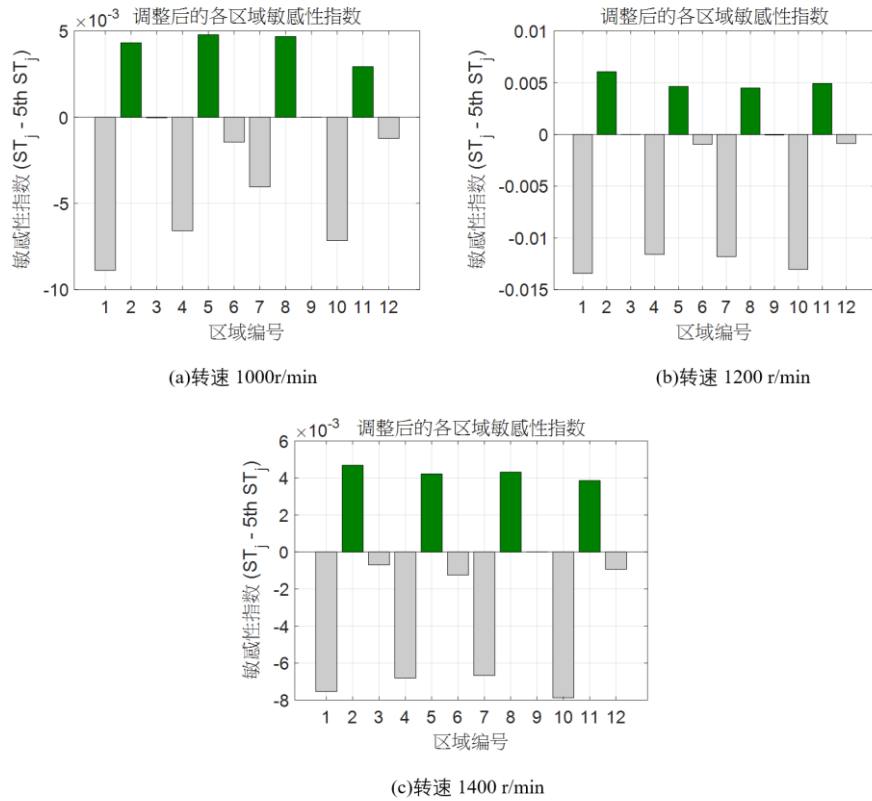


图 4-2 转速不同时各区域敏感性指数图

在 1000 rpm 时，在研磨轮区，这时候由于离心力的作用，颗粒被抛洒围绕着筒壁旋转，与筒壁发生碰撞。同时，由于研磨轮的水平推力作用，颗粒大多数都被推到了扩散轮区，也就是区域 2,5,8,11，颗粒大多数集中在这些区域，在离心力的作用下围绕着筒壁旋转，碰撞，由于扩散轮区空隙较大，颗粒在这些区域分布不均匀，所以彼此上下能级差较大，敏感性指数较高。

在 1200 rpm 时，离心力较 1000 rpm 时提高了一些，同时由于转速提高的缘故，研磨轮的水平推力也增加，但是由于离心力的增加，研磨轮增加的水平推力与增加的离心力相互抵消了一部分，颗粒还是被缓缓推向扩散轮区，也就是区域 2,5,8,11，在这些区域，颗粒在空旷的扩散轮区分布不均匀，所以彼此上下能级相差较大，敏感性指数较高。

在 1400 rpm 时，离心力进一步增大，同时研磨轮也因为转速的增加水平推力也增加，相互增加的离心力与研磨轮的水平推力达到了动态平衡，颗粒被推向扩散轮区 2,5,8,11，同时，由于研磨轮的水平推力增加，溶液有部分回流，这进一步使颗粒稳定分布在扩散轮区，同时，因为离心力的增加，颗粒被抛洒在扩散轮区分布，同时由于扩散轮区分布空旷，颗粒在扩散轮区分布不均匀，所以彼此能级相差大，敏感性指数较高。

(2) 填充率不同时的敏感性指数

如图 4-3，保持转速和珠径整体变化趋势不变，观察填充率 60 %，70 %和 80 %下的各组区域敏感性指数，考察填充率对敏感性指数的影响，观察图 4-3 的 abc 三图发现，在三种情况下敏感性指数较大的区域都是 2,5,8,11，三者的敏感性指数趋势相同，传感器适合布置的位置相同，结合图 4-1 来看，区域 2,5,8,11 都在扩散轮区。

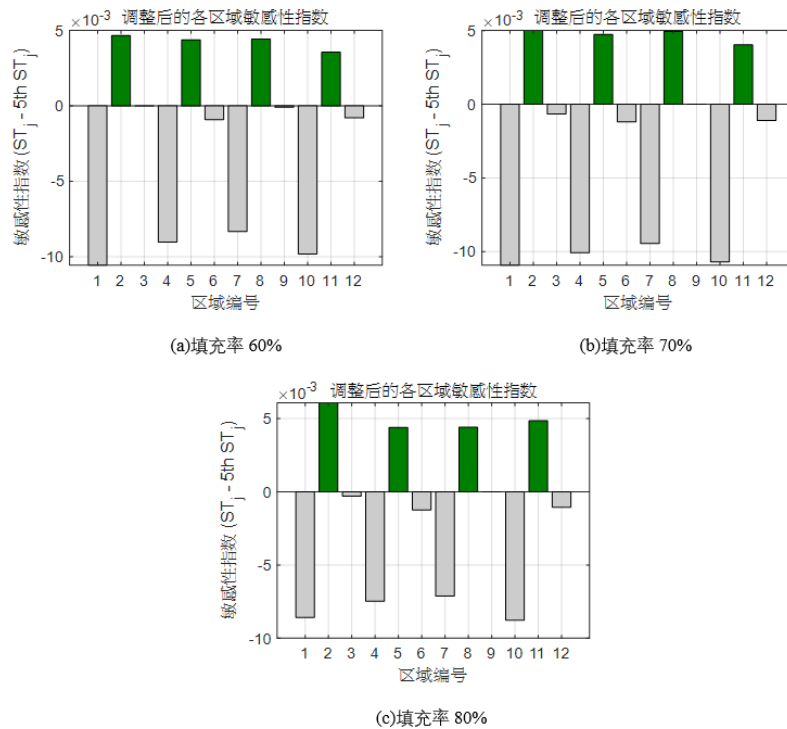


图 4-3 填充率不同时各区域敏感性指数图

在 60 %填充率情况下，由于颗粒数量较少，同时，由于研磨轮的推力作用，部分颗粒不均匀的分布在扩散轮区，致使研磨轮区 2,5,8,11 这些区域颗粒能级相差较大，颗粒能量分布梯度较大，所以敏感性指数较高。

在 70 %填充率下，颗粒较原来增加了，在其他条件不变的情况下，研磨轮推向扩散轮区的颗粒就越多。同时，因为颗粒的增加，研磨轮区颗粒分布较均匀，不同工况下同区域颗粒能级相差较小。更多的颗粒被推向扩散轮区，因为扩散轮区空隙较大，这使得

颗粒的分布相对不均匀，使得扩散轮区 2,5,8,11 这些区域颗粒能级差别较大，颗粒能量分布梯度较大，所以这些区域敏感性指数就高。

在 80 %填充率下，颗粒数量进一步增加，同等条件下被研磨轮水平推力推向扩散轮区的颗粒数量就越多，同时，颗粒的增多也致使研磨轮区的颗粒分布更均匀，所以研磨轮区不同区域颗粒能级相差较小。更多的颗粒分布在扩散轮区，这些区域由于空隙较大，颗粒不均匀的分布在这里，使得颗粒能级相差较大，所以就使扩散轮区 2,5,8,11 敏感性指数较高。

(3) 珠径不同时的敏感性指数

如图 4-4，保持转速和填充率整体变化趋势不变，观察珠径 0.8 mm，1 mm 和 1.2 mm 下的各组区域敏感性指数，考察珠径对敏感性指数的影响，观察图 4-4 的 abc 三图发现，在三种情况下敏感性指数较大的区域都是 2,5,8,11，三者的敏感性指数趋势相同，传感器适合布置的位置相同，结合图 4-1 来看，区域 2,5,8,11 都在扩散轮区。

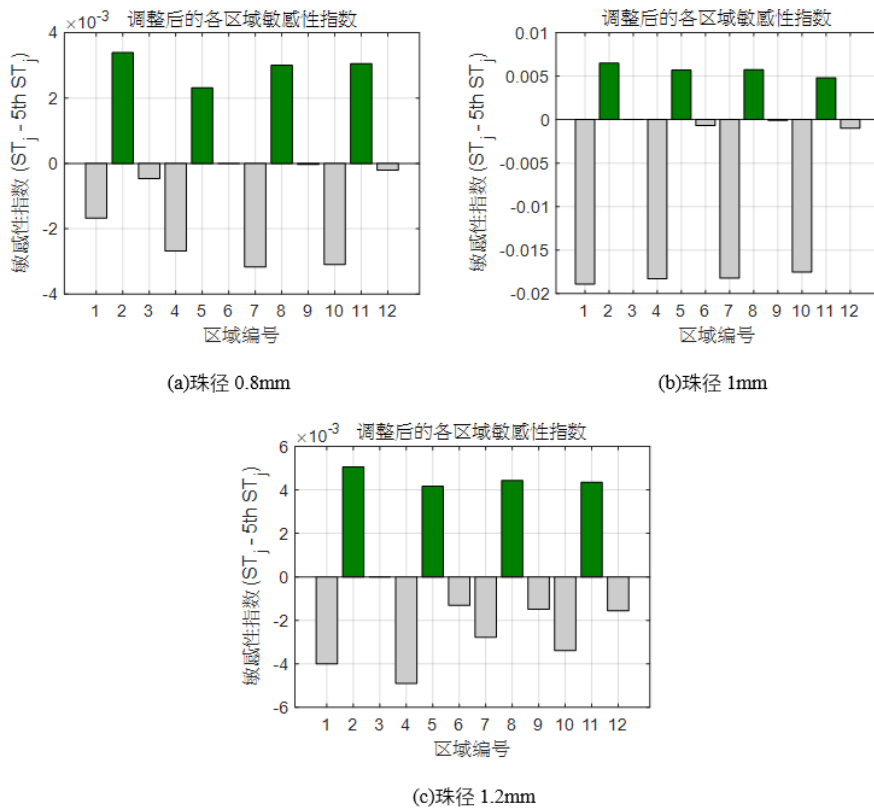


图 4-4 珠径不同时各区域敏感性指数图

当珠径为 0.8 mm 时，由于珠径较小，致使研磨轮区推力作用明显，颗粒被推向扩散轮区，这也导致颗粒在研磨轮区上下分布较少，而分布在扩散轮区 2,5,8,11 这些区域

的颗粒较多，由于扩散轮区空隙较大，颗粒上下分布不均匀，致使扩散轮区 2,5,8,11 这些区域颗粒能级相差较明显，敏感性指数较高。

当珠径为 1 mm 时，珠径较 0.8 mm 时增大，其他条件不变，颗粒数量就相对减少，单个颗粒质量增大，虽然单个颗粒质量增加使得研磨轮的水平推力不明显，但是颗粒数量的减小使得研磨轮的水平推力作用较之前增大，二者保持在动态平衡，颗粒最终还是被推向扩散轮 2,5,8,11 这些区域，由于这些区域空隙较大，颗粒上下分布不均匀，颗粒能级相差较高，所以敏感性指数就较高。

当珠径为 1.2 mm 时，其他条件不变，颗粒数量这时最少，单个颗粒质量最大，由于颗粒质量的增大导致扩散轮水平推力不明显和颗粒数量减小导致的研磨轮水平推力的增大，二者保持在动态平衡，大部分颗粒还是和之前一样被缓缓推向扩散轮区 2,5,8,11 这些区域，由于颗粒数量的减小还有研磨轮区域的空隙较大，颗粒上下分布不均匀，颗粒能级相差较高，敏感性指数就较高。

综上所述，可得如下结论

(1) 研磨筒壁上传感器优化布置位置受湿法研磨工艺条件影响较小，通过对比不同转速，不同填充率与不同珠径的工况可以发现，当研磨工艺条件的范围发生改变时，传感器优化布置位置不发生改变。传感器最优布置是随研磨工艺条件范围变化而保持固定不变。

(2) 在考虑到转速、填充率和珠径三个工艺条件影响下，在保持其中两个参数变化一定的范围内，当研磨轮转速为 1000 r/min, 1200 r/min 和 1400 r/min 时，传感器优化布置位于 2,5,8,11 区；填充率为 60 %, 70 %和 80 %时，传感器优化布置位于 2,5,8,11 区；研磨珠径为 0.8 mm, 1 mm 和 1.2 mm 时，传感器优化布置位于 2,5,8,11 区；

(3) 在不同工况下，传感器最优位置均保持一致性，这表明这些区域敏感性指数大，对数据变化很敏感，同理也适合布置传感器来作为监测区域，为下一步检测研磨机数据做重要的理论参考。

4.2 产品粒度尺寸预测模型

产品粒度尺寸预测需兼顾复杂工艺参数与非线性特征的映射能力。鉴于传统模型的局限性，本文提出基于卷积神经网络 (CNN) 与混合蛙跳算法 (SFLA) 结合的智能预测模型。CNN 通过多层卷积结构自动提取数据的深层特征，而 SFLA 则通过全局-局部协同搜索优化 CNN 参数，二者结合可提升模型对研磨过程中的预测精度。

4.2.1 卷积神经网络（CNN）与混合蛙跳算法（SFLA）

（1）卷积神经网络（CNN）

卷积神经网络（CNN）是深度学习中广泛接受的模型之一，能有效解决复杂非线性问题，其灵感来源于动物神经网络对事物（尤其是视觉）的认知。CNN 采用深层结构，将输入信息逐层抽象并提炼出更复杂的特征，从而提高了对非线性问题的准确率。在其体系中，数据首先经过输入层，然后依次通过卷积层、池化层和全连接层：卷积层负责从局部提取特征，池化层通过降维和抽象化保留关键特征并减少计算量，全连接层将前面各层的输出整合形成最终决策，最终由输出层给出识别或分类结果。由于 CNN 能在训练过程中自动提取数据的重要特征，极大简化了人工特征提取和选择的工作，这一优势使得 CNN 不仅优于传统算法，还能处理图像、语音、自然语言等多种结构化和非结构化数据。

（2）混合蛙跳算法（SFLA）

混合蛙跳算法（Shuffled Frog Leaping Algorithm，简称为 SFLA）属于元启发算法，该算法由 Eusuff 和 Lansey 于 2003 年所提出^[67]。该算法是一种将全局寻优和局部寻优进行结合的优化算法，其主要通过青蛙个体之间的信息交互及位置跳转来实现对复杂问题的寻优过程。SFLA 模拟了青蛙在水域中寻找食物的过程，将青蛙的种群看作一组解，其中每一只青蛙位置代表一个可能的解，在遍历的过程中根据周围环境以及其他青蛙的信息更新自己的位置，在周围水域中捕获到更多食物，即得到了更优的解。在该算法中，将青蛙分为不同子群，子群中的青蛙进行局部搜索，则可以找到子群中的最优解；通过子群间的混合作用，使得整体信息能够相互共享到其他子群中，这样算法在全局范围里可寻找得到最优解。

4.2.2 嵌入式蛙跳算法（Embedded Frog Leaping Algorithm，EFLA）

混合蛙跳算法虽然得到广泛的应用，但是在算法的寻优方面仍然存在改进的空间，具体表现为以下几点。首先是搜索多样性不足。传统蛙跳算法在搜索的过程中，青蛙的游动以及搜索的方向大多是对群体进行信息共享以及在局部进行搜索获得，这样就导致搜索路径较为单一，对搜索过程陷入局部最优具有一定的危害。例如对于较为复杂的优化问题，由于搜索的范围很大，并且还存在着多个局部最优点，传统蛙跳算法容易在某一局部最优解处陷入，导致在没有搜寻到其他解，导致最终的结果并不是全局最优。其次，参数调整缺乏灵活性：算法的一些重要参数，例如子群划分、青蛙个体的移动步长等一般是设定好的值或者简单的初始化值；但实际上由于不同的优化问题其自身的性质

不同,固定的参数取值无法依据问题的情况变化进行相应调整,因此无法兼顾不同的阶段对算法全局搜索和局部搜索的要求。致使算法的适用性和有效率性都很难适用不同复杂情况。最后,局部搜索效率较低:在子群进行局部搜索时,传统的蛙跳算法局部搜索方式比较简单,不一定可以将子群内部的最优解全部发掘出来。比如青蛙个体位置更新仅仅是在按照简单的规则更新,没有考虑到青蛙个体之间的差异以及搜索空间自身的特性,造成局部搜寻效率不够高,无法很快地收敛于较好的解上,因此青蛙个体位置更新与搜索空间会发生问题。

为此,本文提出了一种嵌入式蛙跳算法(Embedded Frog Leaping Algorithm, EFLA)用于有效弥补上述混合蛙跳算法的不足。首先引入混沌搜索增加多样性:为解决蛙跳算法搜索多样性差的缺陷,EFLA 算法引入了混沌搜索。混沌序列采用 Logistic 映射生成,结合混沌运动的遍历特性、随机性和周期性,将其映射至超参数取值范围之内,则得到扰动向量,并以此扰动表现最差的青蛙。给搜索过程增加了新的方向,提高搜索多样性,让算法可以跳出局部最优解,搜索到更大的解空间。其次,采用自适应遗传算法优化参数调整:针对传统蛙跳算法在参数选择上的缺乏灵活性,将自适应遗传算法引入参数调节,通过交叉操作中根据子群中青蛙适应度的分布动态调节交叉概率,在交叉的青蛙优于被交叉青蛙时减少交叉概率,以保留优良基因;反之,增大交叉概率,使解的多样性增加。在变异操作时,通过同样的依据青蛙适应度的分布动态调节变异概率,避免破坏优秀解,增加较差解的新变化。这样实现自适应性的参数调节能够根据搜寻阶段的实际情形灵活地对总体搜寻与局部搜索的能力进行较好的平衡,从而获得更强的适应性和优化效果。最后,融入自适应粒子群优化算法提升局部搜索效率:加入自适应粒子群优化算法,解决传统蛙跳算法本地搜索效率低的问题。采用自适应惯性权重策略,惯性权重随着迭代次数的增加而逐步降低,令算法在早期以整体搜索为主,之后则以局部搜索为主。在进行青蛙速度的计算以及青蛙位置更新时,考虑了子群内部最优的青蛙、全局最优的青蛙以及一个随机因素,将更合理地引导青蛙个体的移动。同时对青蛙更新的位置进行了边界处理,确保解的有效性,进而使得局部搜索效率明显提高,加快了算法的收敛速度,从而使算法能够更快地寻到最优解。

4.2.3 CNN 模型构建

在本次研究的 CNN 结构中,CNN 包含多层结构,其中输入层的维数依据输入数据特征的数量、图像维度(在本次研究中均为 1)设置,用于接收处理后的数据。

卷积层是 CNN 的核心，本模型包括 3 个卷积层。首个卷积层采用[5 1]的卷积核，输出通道数为 32，利用卷积运算来抽取数据的局部特征；第二个卷积层也采用卷积核大小为[3 1]，输出信道数为 32，进一步提取出特征；第三个卷积层的卷积核大小为[5 1]，输出信道数为 32，以进一步提取出更高级和抽象的特征。

每个卷积层后加入多层批归一化层对卷积层输出的特征进行归一化操作，加速模型收敛、提高稳定性；采用 ReLU 激活函数层做为激活函数，ReLU 函数引入非线性项，使模型学习到更加复杂的函数关系。

在该网络中加入了 Dropout 层，将丢弃的概率设置为 0.15，通过随机丢弃部分神经元，有助于防止模型产生过拟合，从而提高模型的泛化能力。最后通过多层完全连接层将得到的特征映射至最后的输出，其中包含了两个中间完全连接层，而节点数量分别是 6 和 6，而另一个，最后一个完全连接层的节点数量与输出数据维度相同，该层的目的是为了最终的预测结果的输出。输出层用于回归预测任务。

根据 EFLA 算法寻优得到的最优超参数，对 CNN 模型的训练参数进行设置。最大训练轮数在 200 到 300 之间取值，它决定了模型在训练集上进行学习的次数，适合的训练轮数有助于网络的收敛；批量大小在 6 到 48 之间取值，批量大训练快但精度低，批量小精度高但是训练过慢；初始学习率在 0.01 到 0.1 之间取值。

4.2.4 EFLA-CNN 模型

在模型 EFLA-CNN 中，为提升模型性能，优化预测精度，对 EFLA 的子群局部搜索过程提出融合混沌、自适应遗传和粒子群优化算法的改进方法，用以增大多维度搜索多样性，提升算法跳出局部最优解的能力，从而提升 EFLA 优化 CNN 模型参数的效率，使 CNN 具备更好的粒度预测能力。

为了衡量每一个个体在种群中的优势程度，需要对适应度进行定义。本次研究中，个体的适应度为训练卷积神经网络（CNN）模型并计算测试集均方根误差（RMSE）。RMSE 可以很直观地反映出模型预测值与实际值的差异性，RMSE 越小说明模型的拟合越精确，个体的适应度越优良。计算完每一代中所有的个体适应度之后，记录本次迭代中的全局最优解，以便于下一次迭代优化。

（1）初始化阶段

EFLA-CNN 中，种群初始化非常重要，建立 CNN 模型作为后期进行预测的模型基础，同时青蛙在种群初始化时，青蛙种群内的参数不是随机赋值，而是根据 CNN 的最大训练次数、训练小批量以及学习速率三个重要参数的取值范围内进行赋值。这确保了

蛙群初始参数与 CNN 模型训练紧密相关，提高搜索的针对性和有效性。

(2) 混沌搜索引入

混沌运动是一种遍历的、随机的、规律的运动，可在一定的范围内，依据自身规律，不重复完整地遍历所有状态。在 EFLA-CNN 模型的子群局部搜索中，利用混沌序列引导青蛙搜索方向，能显著增加搜索的多样性与随机性。

此处选用 Logistic 映射生成混沌序列，其公式为：

$$x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n) \quad (4-4)$$

其中， μ 为控制参数，当 $\mu \in (3.5699456, 4]$ 时，Logistic 映射处于混沌状态，通常取 $\mu = 4$ 以保证序列的混沌特性。 x_n 为混沌数列中的第 n 个值，取值范围为 $(0, 1)$ 。

在子群局部搜索时，针对最差青蛙 P_w ，通过 Logistic 映射生成混沌序列 $\{x_n\}$ 。由于混沌序列值在 $(0, 1)$ ，需将其映射到与 CNN 相关的超参数（即最大训练周期、训练批次和学习率）的取值范围内，以得到混沌扰动向量 C 。假设超参数 i （分别对应最大训练周期、训练批次和学习率）的取值范围是 $[lb_i, ub_i]$ ，则混沌扰动向量 C 的第 i 个分量 C_i 计算如下：

$$C_i = lb_i + x_n \times (ub_i - lb_i) \quad (4-5)$$

然后，将 C 与 P_w 相加，得到经过混沌扰动后的青蛙 P_w^c ：

$$P_w^c = P_w + C \quad (4-6)$$

该步骤增加了算法在 CNN 相关参数搜寻空间的探索范围，帮助找到更优的 CNN 训练参数组合，通过混沌的扰动将新的搜寻方向引入最差的青蛙。

在模型实现中，混沌搜索利用混沌序列生成新的搜索位置点，混沌序列初始值为 0.5，控制参数 $\mu = 4$ ，混沌映射过程中，产生的混沌值映射到超参数搜索范围内，形成新的搜索位置点。

(3) 自适应遗传算子融入

(3.1) 自适应交叉概率

在遗传算法的交叉操作中，传统固定的交叉概率 P_c 难以适应不同搜索阶段的需求，这是在遗传算法的交叉操作中进行的。因此，在 EFLA-CNN 模型中引入自适应机制，根据当前子群内青蛙的适应度分布动态调整 P_c ，公式如下：

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f' \geq f_{avg} \\ P_{c1} & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (4-7)$$

其中, P_{c1} 和 P_{c2} 为预先设定的常数, 且 $P_{c1} > P_{c2}$, P_{c1} 通常会有较大的取值, 以确保大多数情况下有较高的交叉率来促成信息交换; f_{max} 是子群内部适应能力最强的青蛙, 体现了子群内部适应能力目前所处的最优层次; f_{avg} 反映出该群体总体适应能力的条件, 是该群体内部适应能力的平均水平; f' 是参与交叉操作的适应度较大的一方, 在两个青蛙中。当 $f' \geq f_{avg}$ 时显示, 说明参与交叉的青蛙相对较优, 为保留相对较优的基因, 此时应降低交叉概率; 当 $f' < f_{avg}$ 时, 要增加交叉的机率, 一边探索新的搜索区域, 一边增加解法的多样性。

在模型中, 自适应遗传算法交叉概率参数 P_{c1} 、 P_{c2} 的初始值为 0.9、0.6, 它们决定着个体在遗传操作过程中产生交叉概率的区间, 并且会根据种群的适应度随着算法运行动态地改变区间内的交叉概率。

(3.2) 自适应变异概率

同样地, 在变异操作中, 使用自适应变异的机率 P_m , 其式如下:

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f \geq f_{avg} \\ P_{m1} & f < f_{avg} \end{cases} \quad (4-8)$$

其中, P_{m1} 和 P_{m2} 是预先设定的常数, 且 $P_{m1} > P_{m2}$ 。 f 是待变异青蛙的适应度。当 $f \geq f_{avg}$ 时, 为避免优秀解被破坏, 此时应降低变异概率; 当 $f < f_{avg}$ 时, 届时, 变异率会有所增加, 这将在较差的解中引入新的变化, 搜索的随意性也会有所增加。

在遗传操作阶段, 首先按照自适应交叉概率 P_c , 对经混沌扰动后的最差青蛙 P_w^c 进行交叉。在子群中随机选另一青蛙 P_r , 采用部分匹配交叉(PMX)或单点交叉等方法, 对 P_w^c 与 P_r 交叉一定基因(对应 CNN 的参数编码), 生成 $P_w^{c'}$ 。其次, 再按照自适应变异概率 P_m , 对 $P_w^{c'}$ 进行变异操作。任意选择 $P_w^{c'}$ 中一个或多个基因位置(对应 CNN 参数的编码位置), 用取值范围内的随机值替代其原有基因值, 生成 $P_w^{c''}$ 。

在模型中, 变异概率参数 P_{m1} 、 P_{m2} 初始值均取为 0.1、0.01, 变异概率即表示着个体发生变异的概率, 也能适应性变化

(4) 自适应粒子群优化算法融入

(4.1) 自适应惯性权重

在粒子群算法中, 惯性权重 ω 影响算法的整体搜索能力和局部搜索能力。为了使算法适应不同搜索阶段, 利用自适应惯性权重策略应用在 EFLA-CNN 模型中, 使算法开

始阶段以全局搜索为主，后期阶段以局部搜索为主，并随着迭代次数的增加， ω 逐渐减小。其公式如下所示。

$$\omega = \omega_{max} - \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{N_{max}} \times t \quad (4-9)$$

其中 ω_{max} 为惯性权值上限， ω_{min} 为惯性权值下限。惯性权值 ω_{max} 较大，则更倾向于全局搜索；惯性权值 ω_{min} 较小，则更倾向于局部搜索。 N_{max} 为最大迭代次数， t 为当前迭代次数。由此 ω 随着迭代过程线性减小，对搜索策略进行自适应调整。

在模型中，自适应粒子群优化算法中惯性权重参数 ω_{max} 、 ω_{min} 分别设为0.9和0.4。算法运行中惯性权值从设定的最大值递减到最小值，以实现全局搜索和局部开发之间求解能力的均衡。

(4.2) 速度与位置更新

利用自适应惯性权重 ω ，计算 $P_w^{c''}$ 的速度并更新其位置。速度 V_w 的更新公式为：

$$V_w = \omega V_w + c_1 r_1 (P_b - P_w^{c''}) + c_2 r_2 (P_x - P_w^{c''}) \quad (4-10)$$

其中 c_1 和 c_2 是学习因子，通常为大于0的常数， c_1 表示粒子在自己历史最好的位置上学习的程度， c_2 表示粒子在全局最好的位置上学习的程度； r_1 和 r_2 是两个用于引入随机性的在[0,1]范围内生成的随机数，这样做的目的是为了避免算法陷入局部最优； P_b 为子群中最好的蛙类，代表子群中局部最好的蛙类的解，即局部最优解； P_x 为全局最优青蛙，代表了整个种群到目前为止所发现的最优解。

根据更新后的速度 V_w ，对青蛙 $P_w^{c''}$ 的位置进行更新：

$$P_w^{c'''} = P_w^{c''} + V_w \quad (4-11)$$

其次，对新的位置进行边界检查，使得搜索到的新的位置仍然落入到预先设定的与CNN有关超参数(最大训练迭代次数、训练小批处理数、学习率)取值范围中，以免产生不合理的解。

在模型中，学习因子 c_1 、 c_2 均设为1.4，学习因子对粒子向个体历史最优点的运动程度及同时对粒子向全局最佳的运动程度也产生影响。

(5) 综合操作流程

(5.1) 混沌扰动：对最差的青蛙 P_w ，通过 Logistic 映射生成混沌序列，映射到 CNN 相关的超参数取值范围，得到混沌扰动动量 C ，然后得到青蛙经过混沌扰动后 P_w^c ，为搜索引入新的方向，探索更优的 CNN 训练参数。

(5.2) 遗传操作：根据自适应交叉概率 P_c 对 P_w^c 进行交叉操作生成 $P_w^{c'}$ ，再根据自适应

变异概率 P_m 对 P_w^c 进行变异操作, 得到 $P_w^{c''}$, 增加解的多样性与在 CNN 参数搜索空间的探索, 寻找更有利于 CNN 训练的参数组合。

(5.3) 粒子群操作: 利用自适应惯性权重 ω 计算 $P_w^{c''}$ 的速度并更新其位置, 得到 $P_w^{c'''}$, 并进行边界检查, 进一步优化青蛙位置, 使其更接近最优的 CNN 训练参数。

(5.4) 适应度评估与替换: 计算 $P_w^{c'''}$ 的适应度, 并与原最差青蛙 P_w 的适应度进行比较。若 $P_w^{c'''}$ 的适应度更高, 则用 $P_w^{c'''}$ 取代 P_w ; 否则, 按原策略, 如使用全局最优青蛙替换子群内最优青蛙后重新更新, 或随机生成一只新青蛙等方式处理。

通过上述多策略融合的改进方法, 在 EFLA 对 CNN 模型参数的优化过程中, 从多个层面增强了搜索能力, 有望显著提升 EFLA-CNN 模型在复杂预测任务中的性能与精度, 为提高模型的预测准确性和稳定性提供有力支持。

4.2.5 特征提取方法

特征提取过程主要分为基本输入特征提取、信号数据特征提取以及输出特征提取三部分, 最终将提取的特征数据整合保存, 用于后续的研究。

在基本输入特征提取中, 考虑到特征的代表性和有效性, 在后续实验中, 仅提取初始粒度数据作为基本输入特征。对于每一组数据, 从相应的实验数据中直接提取该特征值, 用作后续特征组合的基础数据。

在信号数据特征提取中, 对每组实验的 4 个信号数据分别做特征提取, 具体提取步骤如下所示:

均值计算: 针对每一个信号数据, 计算其均值, 均值作为一种基本的统计量, 可以很好的反映信号的平均水平, 便于后续的分析, 其均值计算公式为

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4-12)$$

其中, $\bar{x}$ 表示信号数据的均值, n 表示信号数据的样本数量, x_i 表示信号数据中第 i 个样本值, $i = 1, 2, \dots, n$ 。

时域特性计算: 对信号进行数个时域特性计算, 包括平均方根值, 峰值, 方差, 偏度, 峭度等, 除了平均值之外。

均方根值: 对信号数据的平方求均值再开方, 它反映了信号的有效能量, 可以很好的描述信号的功率特性, 均方根值计算公式如下:

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (4-13)$$

其中，反映有效能量的是信号数据的均方根值RMS。反映信号的有效能量。 n 为信号数据的样本数量。 x_i 表示信号数据中第 i 个样本值， $i = 1, 2, \dots, n$ 。

峰值：取信号数据绝对值的最大值，它能够反映信号的最大幅度，同时也能检测信号中的突发峰值或异常值，可由下式计算：

$$\text{Peak} = \max(|x_1|, |x_2|, \dots, |x_i|) \quad (4-14)$$

Peak 表示峰值， x_i 表示信号数据中第 i 个样本值， $i = 1, 2, \dots, n$ 。

方差：它反映了信号的波动情况，衡量了信号数据相对于均值的离散程度。较大的方差表示信号数据的分布程度较为分散，波动相对较大，方差计算公式如下：

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (4-15)$$

式中， s^2 是信号的方差，衡量数据与均值之间的离散程度。 n 表示信号数据的样本数量。 x_i 表示信号数据中第 i 个样本值， $i = 1, 2, \dots, n$ 。 $\bar{x}$ 表示信号的均值。

偏度：用于描述信号数据分布的不对称程度。正偏度表示数据分布的右侧有较长的尾巴，负偏度则表示左侧有较长的尾巴，偏度计算公式如下：

$$\text{Skewness} = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^3 \quad (4-16)$$

式中，Skewness 在式子中表示信号数据的偏度，并对数据分布不对称的程度进行描述。 n 表示信号数据的样本数量。 x_i 表示信号数据中第 i 个样本值， $i = 1, 2, \dots, n$ 。 $\bar{x}$ 表示信号的均值。 s 表示信号数据的标准差， $s = \sqrt{s^2}$ ，其中 s^2 是方差。

峭度：用于测量信号数据分布的锐利程度或平坦程度。较大的峭度值表示数据分布具有更尖锐的峰值和更厚的尾部，表明信号中存在异常值或冲击成分，峭度计算公式如下：

$$\text{Kurtosis} = \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^4 - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)} \quad (4-17)$$

Kurtosis 表示信号数据的峭度，用以衡量信号分布的尖锐度或平坦度。 n 表示信号数据的样本数量。 x_i 表示信号数据中第 i 个样本值， $i = 1, 2, \dots, n$ 。 $\bar{x}$ 表示信号的均值。 s 表示信号数据的标准差， $s = \sqrt{s^2}$ ，其中 s^2 是方差。

输出特征提取

在输出特征提取中，输出特征选择为最终粒度，从每组实验数据中直接提取该特征值，作为模型的目标输出。

4.3 实验研究

4.3.1 实验材料与设备

实验材料为重质碳酸钙，化学式为 CaCO_3 ，是一种常见的无机非金属材料，外观呈白色粉末状，无色无味，密度为 $2.71\sim 2.95\text{g/cm}^3$ 。实验设备使用的是一台 RTSM-05 实验室纳米磨砂机，由安徽儒特实业有限公司提供，有效容积为 0.5L ，电动机功率为 4 kW ，工作电压为 $380\text{V}/50\text{HZ}$ 的磨砂设备。内筒是碳化硅材质，外筒是 304 材质的不锈钢材质。研磨结构为棒销式，转子材质是陶瓷。最高线速度可达 15.8m/s ，工艺调整空间大。最小能用 0.1mm 研磨介质，成熟配方可研磨至纳米级，研磨效率高。配备自主研发的集装式双端面机械密封和耐腐蚀的 3分 气动隔膜泵，筛网材质也是 304 不锈钢，操作控制采用 PLC 搭配触摸屏，适合 $1 - 6\text{L}$ 物料的研磨。



图 4-5 研磨实验室设备 RTSM-05

布置实验设备图如图 4-5 所示，砂磨机 RTSM-05 用来研磨物料，图中 DH5922N 动态信号测试分析系统用来采集砂磨机筒壁的振动加速度信号，根据传感器优化布置结论，将 2 个传感器沿圆周方向均匀排列在砂磨机筒壁中间位置，对振动加速度信号进行实验采集，采集频率为 1 kHz 。测试分析系统通过软件与电脑相连，用来实时监测信号并保存，冷水机用来给砂磨机设备降温，防止设备过热。

4.3.2 实验规划

布置实验规划如下表 4-2 所示，考察在不同转速，不同研磨时间，不同初始粒度，不同浓度下对实验结果的影响。在这里，转速在七个水平内变化，每种转速对应的研磨时间，初始粒度，浓度都在九个水平内变化，这样每个水平转速就对应九组实验，七个

水平转速就一共对应 63 组实验，每次实验记录初始粒度(D50/ μm)信息，信号特征最终粒度(D50/ μm)以及能耗信息。D50 是指累计粒度分布百分数达到 50%时所对应的粒径。

表 4-2 研磨实验规划

编号	转速(r/min)	研磨时间(min)	初始粒度(D50/ μm)	浓度(g/L)	最终粒度(D50/ μm)	能耗(W)
1	1000	7	8.072	130	3.395	3.792
2	1200	9	15.85	90	3.187	3.375
3	700	7	19.742	120	16.82	3.5
4	800	9	8.072	110	4.243	4.125
5	700	17	9.9	60	3.656	4.25
6	1300	9	17.272	60	2.553	2.25
7	700	5	21.958	80	17.173	1.667
8	1300	19	19.742	90	1.144	7.125
9	700	11	15.85	130	7.656	5.958
10	1200	7	17.272	50	3.564	1.458
11	900	13	31.54	90	5.304	4.875
12	800	11	31.54	80	9.583	3.667
13	1300	5	15.85	100	4.36	2.083
14	1300	21	31.54	130	1.957	11.375
15	1000	15	31.54	100	2.664	6.25
16	800	13	21.958	120	6.838	6.5
17	800	21	13.948	90	3.747	7.875
18	1300	13	8.072	70	1.096	3.792
19	1100	9	13.948	120	4.122	4.5
20	1200	19	31.54	120	1.351	9.5
21	1000	11	21.958	110	5.437	5.042
22	900	15	21.958	130	5.446	8.125
23	1000	17	15.85	70	2.039	4.958
24	1300	11	9.9	120	1.852	5.5
25	800	15	19.742	70	3.913	4.375
26	1000	5	9.9	90	2.656	1.875
27	800	19	15.85	50	3.315	3.958
28	1200	21	21.958	70	2.549	6.125
29	1200	13	11.125	100	2.126	5.417
30	1200	15	9.9	110	1.98	6.875
31	900	11	19.742	50	4.398	2.292
32	1000	19	13.948	80	2.136	6.333
33	1000	21	17.272	120	2.459	10.5

34	900	9	9.9	80	3.854	3
35	1100	19	21.958	60	1.845	4.75
36	1100	15	8.072	50	1.548	3.125
37	700	19	8.072	100	2.832	7.917
38	700	21	11.125	110	4.336	9.625
39	1100	13	9.9	130	2.647	7.042
40	1100	5	17.272	70	5.974	1.458
41	1100	21	19.742	100	2.408	8.75
42	900	21	15.85	60	2.355	5.25
43	800	17	17.272	130	5.436	9.208
44	800	5	11.125	60	3.975	1.25
45	900	19	17.272	110	3.56	8.708
46	1100	11	11.125	90	2.595	4.125
47	1300	17	21.958	50	3.396	3.542
48	700	9	31.54	70	11.687	2.625
49	900	17	13.948	100	2.631	7.083
50	700	13	13.948	50	4.478	2.708
51	1300	15	11.125	80	1.519	5
52	900	5	8.072	120	3.673	2.5
53	1200	5	13.948	130	3.236	2.708
54	1000	13	19.742	60	4.432	3.25
55	1100	17	31.54	110	1.266	7.792
56	1200	17	19.742	80	3.55	5.667
57	1200	11	8.072	60	2.183	2.75
58	900	7	11.125	70	3.793	2.042
59	1100	7	15.85	80	2.881	2.333
60	1300	7	13.948	110	2.759	3.208
61	700	15	17.272	90	9.523	5.625
62	1000	9	11.125	50	2.338	1.875
63	800	7	9.9	100	5.563	2.917

4.3.3 特征提取

在实验过后，对记录好的初始粒度，信号数据，最终粒度做分析，从 63 组数据中提取输入输出特征，以此来构建用于训练网络的数据集。特征提取过程主要分为基本输入特征提取、信号数据特征提取以及输出特征提取三部分，最终将提取的特征数据整合保存，用于后续的研究。

考虑到特征的代表性与有效性，本研究选取初始粒度作为基本输入特征。该特征直接从每组实验的原始数据中提取，作为后续特征组合的基础参数，用于表征研磨前物料的初始状态。

针对每组实验采集的 4 个信号数据，分别进行时域统计特征提取。每个信号提取的特征包括：均值（反映信号能量的平均水平）、平均方根值（表征信号能量分布的均化程度）、峰值（体现信号的最大波动幅度）、方差（衡量信号数据的离散程度）、偏度（描述信号分布的对称性）、峭度（反映信号概率分布的尾部特性）。上述 6 类特征从不同维度刻画信号的统计特性，为模型训练提供多维度输入信息。

在信号特征提取的基础上，采用特征求和策略实现多信号融合：对同一实验下 4 个信号提取的 6 个特征值分别求和，得到合成的 6 个综合特征值；进一步将该合成特征与基本输入特征（初始粒度）进行维度组合，形成 7 维输入特征向量。对全部 63 组实验重复上述操作，最终构建 63 组 7 维输入特征数据，作为模型训练的输入集。

模型的输出特征选取为研磨过程的核心目标参数——最终粒度，该参数通过实验测量直接获取，从每组实验数据中提取对应值作为模型的目标输出。

最终构建的训练数据集如表 4-3 所示，其中第 1 至 7 列为输入特征（包含合成特征与基本输入特征），最后一列为输出特征（最终粒度）。数据集与表 4-3 的 63 组实验规划严格对应，确保输入输出特征与实际实验条件的一一匹配，为模型训练提供可靠的数据支撑。

表 4-3 提取特征表

初始粒度 (D50/ μm)	均值	均方根值	峰值	方差	偏度	峰度	最终粒度 (D50/ μm)
8.072	0.004821	0.12063	0.491083	0.003695	-0.14982	12.37612	3.395
15.85	-0.00362	0.184827	0.66613	0.008806	0.095133	11.29581	3.187
19.742	0.000179	0.089829	0.433421	0.002044	-0.20113	12.93025	16.82
8.072	-0.00047	0.098912	0.484586	0.002496	-0.05207	12.55896	4.243
9.9	-0.0005	0.086803	0.370896	0.001906	-0.0889	12.78353	3.656
17.272	-0.00008	0.162151	0.693381	0.00679	-0.19163	12.21475	2.553
21.958	0.000283	0.085358	0.367737	0.001848	-0.02403	12.63616	17.173
19.742	0.000122	0.167935	0.625289	0.007243	0.104924	11.79965	1.144
15.85	0.000221	0.085337	0.372696	0.001846	-0.11116	12.63695	7.656
17.272	-0.00199	0.191529	0.689793	0.009446	0.025273	11.35564	3.564
31.54	-0.00036	0.107004	0.450778	0.002924	-0.04874	12.30316	5.304
31.54	-0.00066	0.100614	0.447047	0.002587	-0.07298	13.33537	9.583

15.85	0.000804	0.159915	0.667906	0.006583	-0.11353	12.04989	4.36
31.54	-0.00025	0.161589	0.712693	0.006734	-0.19775	12.6191	1.957
31.54	0.005668	0.120044	0.472975	0.003659	-0.18323	12.21416	2.664
21.958	-0.00057	0.098591	0.376964	0.002484	0.051685	12.47503	6.838
13.948	-0.00029	0.098833	0.411344	0.002499	-0.02587	12.39699	3.747
8.072	0.000142	0.156367	0.651515	0.006326	-0.13775	12.42849	1.096
13.948	-0.00112	0.168114	0.587034	0.007222	0.038165	10.74754	4.122
31.54	-0.00233	0.186556	0.681853	0.008977	-0.093	11.14229	1.351
21.958	0.006158	0.121084	0.49715	0.00371	-0.05917	12.22808	5.437
21.958	0.001179	0.104365	0.405848	0.002784	-0.13479	12.05616	5.446
15.85	0.008685	0.119084	0.527024	0.003582	0.034163	12.15957	2.039
9.9	0.000883	0.162619	0.647342	0.006819	-0.20008	12.07616	1.852
19.742	-0.00126	0.099287	0.411868	0.002521	-0.11516	12.91994	3.913
9.9	0.002771	0.116561	0.499499	0.003448	-0.15763	11.91302	2.656
15.85	-0.00182	0.10093	0.426292	0.002602	-0.0271	12.45697	3.315
21.958	-0.00325	0.184305	0.679696	0.008768	-0.07948	11.18365	2.549
11.125	-0.00124	0.182911	0.666273	0.008622	-0.15245	11.20434	2.126
9.9	-0.00165	0.186072	0.645661	0.00892	0.064693	11.17569	1.98
19.742	0.001341	0.105775	0.429905	0.00286	-0.05528	12.32006	4.398
13.948	0.001752	0.115817	0.468457	0.003404	-0.12117	12.09092	2.136
17.272	0.004543	0.117576	0.453985	0.003506	-0.11206	12.00252	2.459
9.9	0.000485	0.103715	0.402761	0.00275	-0.06572	12.08409	3.854
21.958	-0.00296	0.168091	0.604725	0.007209	0.055284	10.70338	1.845
8.072	-0.00371	0.167492	0.626814	0.007162	0.026968	10.74054	1.548
8.072	0.000362	0.087186	0.39593	0.001928	-0.08729	12.90506	2.832
11.125	0.000489	0.087196	0.427473	0.001927	-0.20848	13.03561	4.336
9.9	-0.00405	0.16905	0.594008	0.007298	0.084947	10.79126	2.647
17.272	-0.00401	0.166751	0.571644	0.007104	-0.06575	10.75308	5.974
19.742	-0.00381	0.166707	0.590575	0.007107	-0.0052	10.86045	2.408
15.85	-0.00005	0.105771	0.468242	0.002857	-0.05155	12.68371	2.355
17.272	-0.00241	0.101353	0.427401	0.002622	0.098814	13.0445	5.436
11.125	-0.00183	0.101017	0.443542	0.002603	0.013594	12.8386	3.975
17.272	0.000509	0.10318	0.439644	0.002724	-0.02252	12.52431	3.56
11.125	-0.00458	0.166899	0.627768	0.007115	0.046344	10.78008	2.595
21.958	0.000352	0.164496	0.666487	0.006984	-0.08752	12.18628	3.396
31.54	0.000447	0.089785	0.383043	0.002042	-0.04872	12.73814	11.687
13.948	-0.00004	0.104508	0.411546	0.002791	-0.1532	12.33014	2.631
13.948	0.000408	0.090291	0.405788	0.002063	-0.13248	12.88331	4.478

11.125	0.000461	0.163642	0.69381	0.006923	-0.22153	12.27971	1.519
8.072	0.000433	0.104721	0.419033	0.002801	-0.05302	12.40059	3.673
13.948	-0.00189	0.183132	0.682247	0.008655	-0.02468	11.27518	3.236
19.742	0.005659	0.12034	0.532556	0.003674	-0.02039	12.22965	4.432
31.54	-0.00472	0.169138	0.687039	0.007322	0.059606	10.80791	1.266
19.742	-0.00231	0.185468	0.675774	0.008886	-0.08759	11.0223	3.55
8.072	-0.00346	0.184768	0.664973	0.008824	-0.07825	11.22954	2.183
11.125	0.00103	0.103806	0.481796	0.002753	-0.1687	12.67556	3.793
15.85	-0.00455	0.170682	0.632179	0.007463	0.117063	10.85088	2.881
13.948	0.000195	0.170803	0.667369	0.007467	-0.19752	12.03306	2.759
17.272	-0.00071	0.086009	0.402379	0.001871	0.040354	12.88575	9.523
11.125	0.005372	0.120392	0.491107	0.003676	-0.17741	12.27669	2.338
9.9	-0.00326	0.100897	0.433588	0.002596	0.008954	12.74909	5.563

4.3.4 数据预处理

直接将这些特征输入神经网络会导致模型训练的不稳定，因为不同特征的量纲和数值范围差异很大。对于这个问题，本模型使用了一个归一化数据的 `mapminmax` 函数。

归一化的过程是将数据从原始的数值范围映射到[0, 1]区间。公式如下：

$$x_{norm} = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (4-18)$$

在数据处理中，先对训练集进行归一化，再对测试集使用相同归一化参数进行转换。这样可以确保训练集和测试集的数据范围一致，避免了数据泄露和不一致性问题。

为有效检验模型的准确性，将数据分为训练集和检验集，本文将数据的前 53 组作为训练集，后 10 组作为检验集，其中训练集的数据占有所有数据的 84%左右，检验集的数据占有所有数据的 16%左右。这样既能保证训练集有足够的样本信息用于学习，也能保证检验集有足够的样本信息用于检验模型的准确率。

4.3.5 模型评估与结果分析

EFLA-CNN 模型构造与训练完成后，模型性能评价尤为重要。本文采用作为评价指标的 RMSE 和拟合度 R^2 作为核心指标来分析模型的回归预测效果。这两个指标从不同维度反映模型预测值与真实值的接近程度及拟合优度，可以较为全面的衡量模型的优劣性。

(1) 均方根误差(RMSE)

均方根误差是用来衡量预测值与实值偏差的平均幅度，它对预测误差的大小比较敏感，能直观地反映模型预测数值与实值偏差的程度。其计算公式为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4-19)$$

其中， n 代表样本数量，即参与模型评估的样本总数，它反映了数据规模的大小，在本研究中，训练集和测试集样本数量不同，会分别计算各自的 n 值用于 RMSE 计算。 y_i 表示第 i 个样本的真实值，是真实的观测值，是用于评估模型准确性的基准。 $\hat{y}_i$ 则表示第 i 个样本的预测值，是模型根据输入数据所给出的预测结果。RMSE 值越小，说明模型预测值和真实值的平均误差越小，说明该模型预测的准确度越高；反之，RMSE 值越大，代表模型预测效果越差，预测值与真实值偏差较大，本研究中 RMSE 较好值在 0.1~1 之间。

(2) 决定系数 (R^2)

决定系数用于评估模型对数据的拟合优度，它表示模型能够解释数据变异的比例，取值范围在 0 到 1 之间。其计算公式为：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (4-20)$$

这里， n 、 y_i 和 $\hat{y}_i$ 含义与 RMSE 公式中相同。 $\bar{y}$ 代表样本真实值的平均值，它反映了真实值的总体水平，用于计算数据的总变异程度。若 R^2 越接近 1，说明模型拟合情况较好，可以解释大部分预测值与实际值之间的偏差，数据拟合效果很好；若 R^2 越接近 0，则说明模型拟合效果较差，解释数据差异的能力弱，预测值与实际值差值较大。本研究中 R^2 大于 0.9 则说明模型拟合效果较好。

分别对 CNN 模型和 EFLA-CNN 模型做对比分析，同时为了更好地分析不同模型效果，也对 PBM 模型和 MLR 模型做了分析，分析结果如图 4-6~4-9 所示。

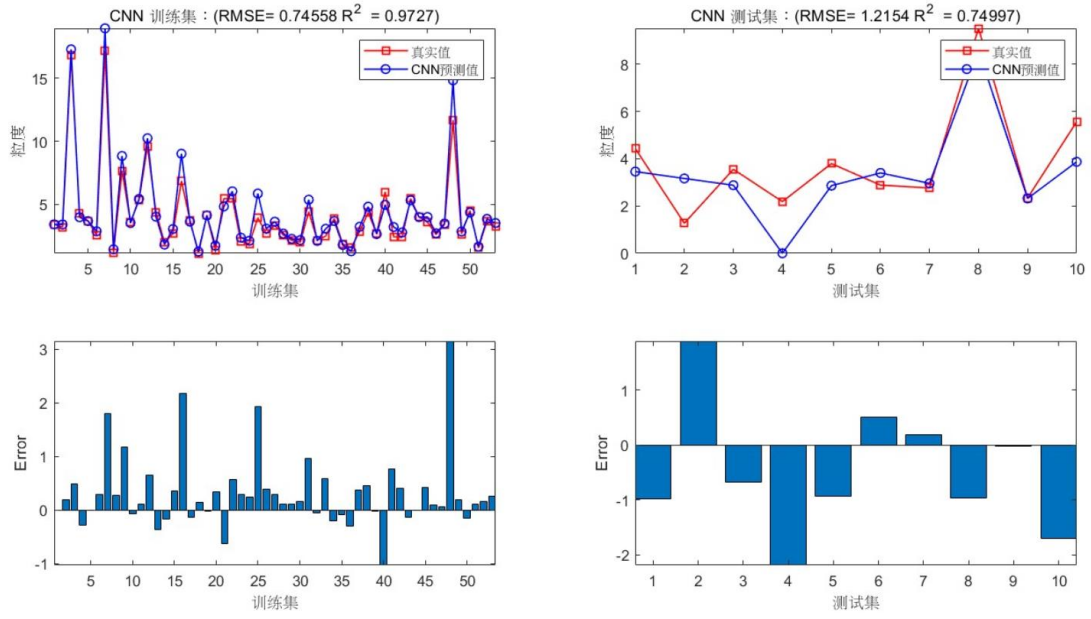


图 4-6 CNN 模型分析

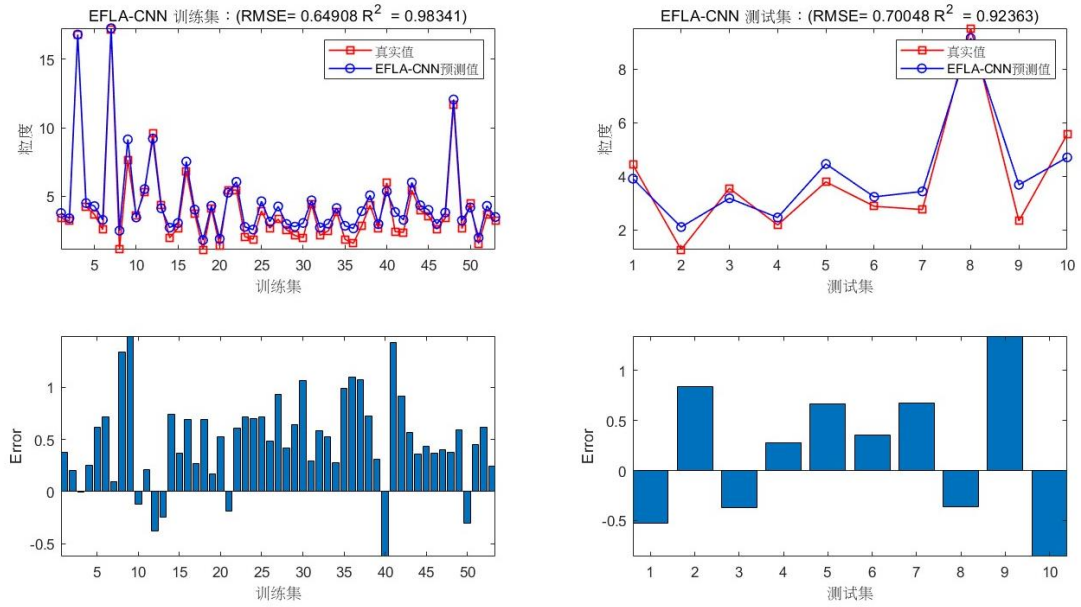


图 4-7 EFLA-CNN 模型分析

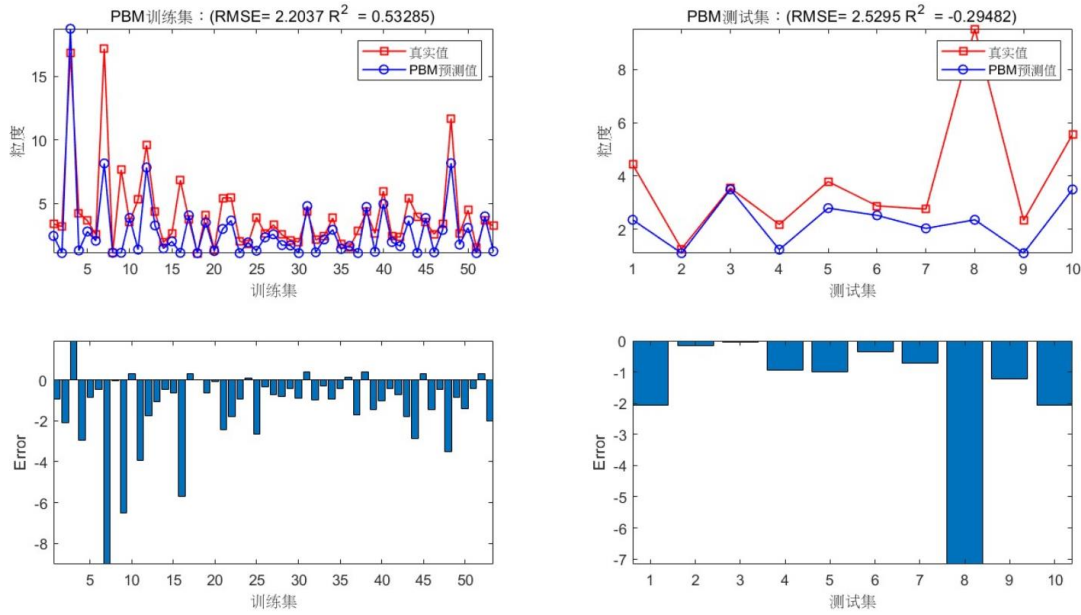


图 4-8 PBM 模型分析

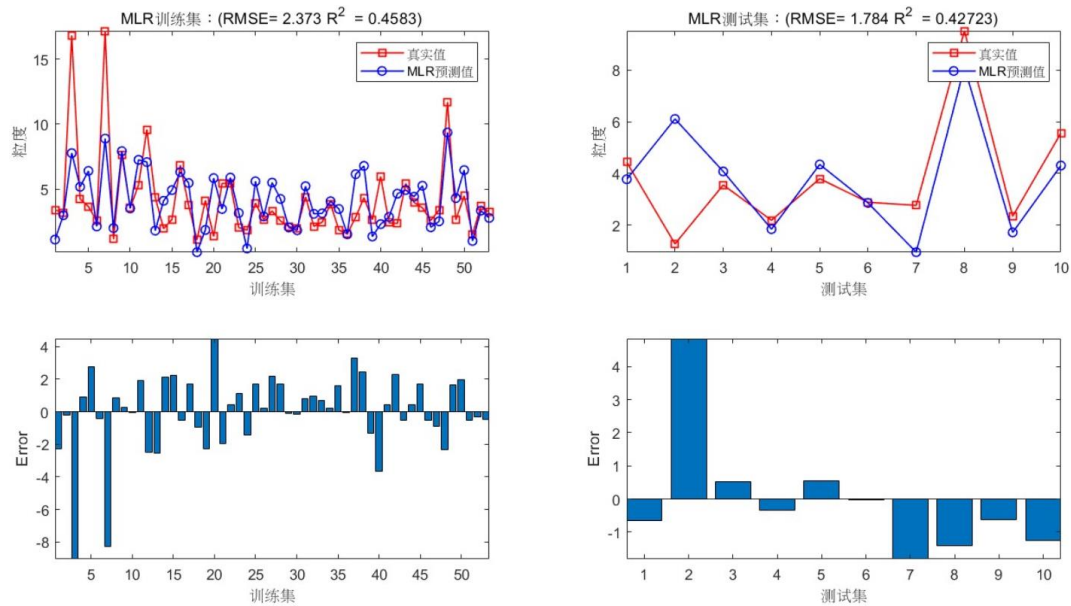


图 4-9 MLR 模型分析

分析模型的结果:

(1) CNN 模型: 如图 4-6 所示, 在训练集中, $RMSE$ 值 0.74558, R^2 值 0.9727, 模型拟合的训练数据有其一定的预测性, 预测结果与测试值的均方根误差也在可接受的范围。但是在测试样本数据下, $RMSE$ 变为 1.2154, R^2 值变为 0.74997, 模型对新样本的泛化能力不强, 对新数据的精度降低较多, 模型的拟合能力测试数据不理想。造成这样的原因是 CNN 可能仅学习到数据的浅层特征, 无法有效提取与粒度预测相关的敏感特征,

同时 CNN 的参数（如学习率、批次大小）固定，无法自适应调整，导致模型无法在测试数据上达到最优状态。

(2) EFLA-CNN 模型：如图 4-7 所示，模型训练集的 RMSE 为 0.64908，R2 为 0.98341，表明模型在训练数据上的预测精度高，模型拟合效果非常好；模型测试集的均方根误差 RMSE 为 0.70048、决定系数 R²为 0.92363，这两个指标在三个模型的测试集结果中均表现最佳，说明模型不仅在训练数据上有着非常优秀的拟合效果，同时具有较好的模型泛化能力，可以在新的数据上达到较高的预测精度且模型拟合效果非常好。EFLA-CNN 模型通过多策略协同优化显著提升了参数搜索效率：首先，引入 Logistic 映射生成混沌扰动向量，引导青蛙种群跳出局部最优，扩大了 CNN 参数空间的探索范围；同时，通过自适应调整交叉概率（P_c）和变异概率（P_m），在保留优良基因的基础上动态探索新解空间，避免传统遗传算法的早熟收敛；此外，采用自适应惯性权重（ ω ）策略，使粒子群优化在迭代初期以全局搜索为主，后期聚焦局部精细优化，有效平衡了算法的探索与开发能力。这些改进协同作用，使 EFLA 在优化 CNN 参数时兼具全局搜索广度与局部搜索深度，最终实现模型精度与泛化能力的显著提升。

综上，无论是训练集还是测试集的 RMSE 和 R²指标，EFLA-CNN 模型在预测准确性和数据拟合能力上都表现最为出色；在预测精度和概括能力上，CNN 模型是比较弱的。

(3) 群体平衡模型（PBM）：

PBM 模型的公式如下所示：

$$\frac{dm_i(t)}{dt} = -S_i m_i(t) + \sum_{j=1}^{i-1} b_{ij} S_j m_j(t), i = 1, 2, \dots, n \quad (5-18)$$

式中 $m_i(t)$ 为磨矿时间 t 后粒度区间 i 所含颗粒的质量分数； b_{ij} 表示粒径区间 j 的颗粒发生破碎事件后，粒径区间 i 内颗粒的粒径分布； S_i 表示颗粒在尺寸区间 i 中的特定破碎率的选择函数。

如图 4-8 所示，PBM 模型的精度较低，主要由于模型通过微分方程描述粒度演化，但未能充分考虑复杂的粒度动态和交互作用，导致难以准确捕捉实际系统行为。模型对参数和初始条件敏感，微小的变化可能引起较大误差，从而影响预测精度。这些因素限制了 PBM 模型在粒度预测中的表现。

(4) 多元线性回归模型（MLR）：

MLR 模型如下所示：

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n + \epsilon \quad (5-19)$$

式中, y 表示因变量(预测目标), x_1 至 x_n 为自变量(输入特征), β_0 为截距项(当所有自变量为 0 时的 y 值), β_1 至 β_n 为回归系数(对应自变量对 y 的影响程度), ϵ 为误差项(模型未解释的随机误差)。

如图 4-9 所示, MLR 模型假定自变量和因变量(粒度)间是线性关系。但实际中, 影响粒度的因素复杂, 它们与粒度间往往是非线性关系, 该模型难以准确刻画这种复杂关系, 导致预测精度低。粒度预测的数据可能含噪声和异常值, 线性回归对这些较为敏感, 易受干扰, 从而影响模型准确性。面对多因素影响的粒度预测, 线性回归难以充分挖掘和利用各因素间的交互作用及潜在特征, 限制了模型预测能力。

综上, EFLA-CNN 模型在预测准确性和数据拟合能力上都表现最为出色; 在预测精度和概括能力上, CNN 模型是比较弱的。PBM 模型和 MLR 模型都比较差。

4.4 基于粒度预测的研磨工艺分析

对于砂磨机工艺优化来说, 最理想的是通过改变研磨工艺使得最终粒度更小, 所消耗的能耗最少, 从而提高研磨效率。为此, 针对公司工业生产中的一种重质碳酸钙研磨工艺, 如表 4-4 所示, 通过在线预测其研磨过程中的产品粒度, 从而可以根据不同的产品粒度, 调整研磨的工艺参数, 提高研磨效率。

表 4-4 工艺优化对比分析

实验过程	转速(r/min)	研磨时间(min)	初始粒度(D50/ μm)	浓度(g/L)	最终粒度(D50/ μm)	能耗(W)
工业生产工艺 优化工艺	1000	21	17.272	120	2.459	10.5
	800	13	17.272	120	5.854	6.5
	1300	5	5.854	120	2.067	2.5

如表 4-4, 在对比实验中, 先从表 4-2 实验规划选出一种工艺, 对应表 4-2 第 33 组实验, 该工艺就是工业工艺, 在工业工艺中, 转速是 $1000 r/min$, 研磨时间为 $21 min$, 初始粒度为 $17.272 \mu m$, 浓度是 $120 g/L$, 最终粒度为 $2.459 \mu m$, 能耗消耗 $10.5 W$, 从工业工艺来看, 研磨时间过长, 同时能耗过高, 为了使最终产物粒度更小, 能耗更少, 考察寻求不同的优化工艺, 以此来获得更细的产物, 同时能耗更低。

在优化工艺前半段中, 先挑选转速 $800 r/min$ 。在该工艺中, 研磨时间为 $13 min$, 这里的最终粒度利用训练好的网络预测值为 $5.6124 \mu m$, 实测最终粒度为 $5.854 \mu m$, 这样的预测精度显示了网格预测的可靠性。能耗 $6.5 W$, 通过该工艺, 使得最终粒度降低到

合适的值，为下一步的工艺打基础。

在优化工艺后半段中，其初始粒度就是上一步的最终粒度，这样三种工艺浓度保持了一致性，使得实验分析更具有合理性，在该工艺中，研磨转速为 1300 r/min ，研磨时间为 5 min ，研磨最终粒度为 $2.067\text{ }\mu\text{m}$ ，能耗为 2.5 W ，由此可以看出，该工艺的最终粒度更细。

综合工业工艺与优化工艺分析，在工业工艺中，研磨时间为 21 min ，最终粒度为 $2.459\text{ }\mu\text{m}$ ，能耗消耗 10.5 W 。在寻求工艺组合优化中，目的是使研磨时间更短，最终粒度更小。能耗更少。分析优化工艺前半段和后半段来看，两种工艺总耗时 18 min ，对比工业工艺的 21 min ，总耗时缩短了 3 min ，满足了时间更短；两种工艺能耗分别是 6.5 W 和 2.5 W ，总消耗 9 W ，对比工业工艺的 10.5 W ，总能耗减少了 1.5 W ，满足了能耗更少；通过优化工艺前半段和后半段，使得最终粒度降低到 $2.067\text{ }\mu\text{m}$ ，对比工业工艺中的 $2.459\text{ }\mu\text{m}$ ，降低了 $0.392\text{ }\mu\text{m}$ ，满足了最终粒度更小。由此可见，利用粒度预测模型进行工艺优化能寻得更优的研磨条件，使得研磨效率更高。

4.5 本章小结

本章首先基于应力能理论，利用 CFD-DEM 方法对优选转子进行传感器优化布置研究，确定了传感器适配位置在区域 2,5,8,11 区，后面在该区域进行传感器布置，监测筒壁振动加速度信号数据。

湿法研磨粒度精准预测对工艺水平和产品质量的提升极为关键，现有基于群体平衡模型(PBM) 和多元线性回归模型(MLR)的预测方法，存在预测精度低、泛化能力差、难以满足实际需求等问题。

为此，提出 EFLA-CNN 模型用于湿法研磨粒度预测。以重质碳酸钙为材料，在不同转速、研磨时间等条件下开展多因子多水平实验获取数据，经特征提取、归一化等预处理后构建数据集。将数据输入 EFLA-CNN 模型训练分析，结果显示，该模型在训练集上和测试集上拟合程度高，预测精度和效果良好。

为对比模型性能，将 EFLA-CNN 模型与 CNN 模型比较，相较之下，EFLA-CNN 模型优势显著。同时对比了 PBM 模型与 MLR 模型，这两个模型精度都很差，不能很好的进行粒度预测。为考察研磨工艺变化，进行对比实验，并用模型预测中间工艺过渡粒径，优化后的研磨工艺最终粒度更小，能耗更少。

第 5 章 全文总结与展望

5.1 总结

围绕砂磨机在湿法研磨过程中的研磨特性，利用数值模拟、实验研究和深度学习等方法，在转子选型、粒度预测等方面进行研究，为湿法研磨过程的优化提供借鉴。

基于应力能的多转子研磨特性分析优化：利用 CFD-DEM 耦合方法模拟棒销式、盘式、涡轮式三种转子。通过设定不同的转速、填充率、浆料粘度等来比较分析研磨介质的碰撞能量和流场状态。研究发现，在三种实验方案下，切向碰撞能量占优，棒销式转子单株平均总碰撞能量最高，带动流场能量最大，研磨性能最优，结合实验验证模拟结论，这为企业的转子选型提供了理论支撑。

产品粒度尺寸预测研究：为了更好获取传感器数据，提出基于 CFD-DEM 耦合模拟优化砂磨机传感器位置，将筒壁均分为若干区域，基于碰撞参数波动计算敏感指数。结果表明，不同转速、填充率和珠径下，2、5、8、11 区敏感指数大，适合布置传感器，其优化布局受工艺条件影响小，为设备监测提供数据支持。针对传统粒度预测方法的不足，提出 EFLA-CNN 模型。该模型通过融入混沌搜索、自适应遗传算法和自适应粒子群优化算法，提升了 SFLA 对 CNN 模型参数的优化效率。以重质碳酸钙为材料进行多因素多水平实验，获取 63 组数据并进行预处理，构建数据集。模型训练结果显示，在训练集上和测试集上预测精度和效果良好。对比 CNN 模型、PBM 模型和 MLR 模型，EFLA-CNN 模型的预测准确程度及数据拟合程度较高。为考察研磨工艺变化，进行对比实验，优化后的研磨工艺最终粒度更小，能耗更少。

5.2 展望

未来研究可进一步拓展 EFLA-CNN 模型，探索其在不同工业场景下的应用，实现湿法研磨过程的智能化监测与精准控制。还可深化实验研究，扩大实验变量范围，研究更多物料特性对研磨的影响，推动研究成果在实际生产中的应用，助力湿法研磨行业技术升级。

参考文献

- [1] Ali M, Lin L. Optimisation and analysis of bead milling process for preparation of highly viscous, binder-free dispersions of carbon black pigment[J]. Progress in Organic Coatings, 2018, 119: 1-7.
- [2] Shim S B. The study of characteristics of cosmetic Powder by using various grinding mill[J]. Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, 2008, 9(2): 500-507.
- [3] Hrininh K, Gubenia O. Energy parameters of ultrafine grinding of pharmaceutical and cosmetic ingredients in the bead mill[J]. 2020, 59, 40-44.
- [4] Deepak T S, Jayadeep P A. Prospects of maize (corn) wet milling by-products as a source of functional food ingredients and nutraceuticals[J]. Food Technology and Biotechnology, 2022, 60(1): 109-120.
- [5] Chelgani S C, Parian M, Parapari P S, et al. A comparative study on the effects of dry and wet grinding on mineral flotation separation—a review[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2019, 8(5): 5004-5011.
- [6] Jiang J K, Dong W M, Su Z. Study of Stirrer Disc Structure Type on Grinding Performance of a Horizontal Stirred Mill[J]. Applied Mechanics and Materials, 2015, 779: 156-159.
- [7] 王珊. 转速和搅拌盘结构对卧式搅拌磨粉磨效率的影响[J]. 矿山机械, 2015, 43(11): 93-95.
- [8] DVOŘÁK K, DOLÁK D, PALOUŠEK D, et al. The effect of the wear of rotor pins on grinding efficiency in a high-speed disintegrator[J]. Materials Science, 2018, 24(1): 29-34.
- [9] Pagar N D. Turbo-Rotor Balancing and Optimization Using Groove-Geometry Simulation Approach[C]. Gas Turbine India Conference. American Society of Mechanical Engineers, 2023, 87721: V001T02A011.
- [10] Hoseini S S, Najafi G, Ghobadian B, et al. Impeller shape-optimization of stirred-tank reactor: CFD and fluid structure interaction analyses[J]. Chemical Engineering Journal, 2021, 413: 127497.
- [11] 王佳庆,雷立猛,肖忠.大流量棒销式研磨机的优化设计[J].佛山陶瓷,2019,29(04):37-38+50.
- [12] 吴德意,胡成武,孙晓,等.卧式砂磨机分散盘的结构改进及仿真研究[J].有色金属(选矿部分),2023,(06):86-93.
- [13] 王晓波.浅谈化工机械中卧式砂磨机结构优化研究[J].粘接,2019,40(06):103-107.
- [14] 马畅,马丽心,姜荔,等.卧式砂磨机关键部件结构优化设计[J].哈尔滨商业大学学报(自然科学版),2016,32(05):513-515.
- [15] 程广振,方明辉,位世阳,等.卧式砂磨机结构优化研究[J].涂料工业,2015,45(07):72-74.
- [16] 王霖,王凤鸣,刘站忠,等.涡轮式砂磨机数值模拟与改进[J].中国粉体技术,2022,28(06):10-20.
- [17] 崔润,叶文旭,杨小兰,等.基于 EDEM 的新型砂磨机主参数仿真及优化[J].南京工程学院学报(自然科学版),2021,19(01):74-78.
- [18] 张军明,赵方.基于 ADAMS 的立轴冲击式破碎机转子载荷[J].煤炭学报,2009,34(06):853-856.
- [19] 黄云东,王国栋,迟明武,等.立式砂磨机核心配件研发[J].冶金设备,2023,(01):43-46.
- [20] Fukui S, Tsunazawa Y, Hisatomi S, et al. Effect of agitator shaft direction on grinding performance in media stirred mill: Investigation using DEM simulation[J]. Materials Transactions, 2018, 59(3): 488-

- 493.
- [21] Salloum N, Brinz T, Atxutegi A, et al. Design and optimization of stirrer and mixer design for the correct mixing of pharmaceutical powders through DEM[J]. Powder Technology, 2025, 449: 120413.
 - [22] Kioko M M, Odhong E V, Ondieki C M. Optimization of parameters of plastic grinding machine using generalized reduced gradient non-linear programming[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 129(1): 421-427.
 - [23] Zhai Z, Yuan D, Lan Y, et al. Reliability analysis and optimization of the hammer rotor of forage crusher under multiple failure modes[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2023, 37(10): 5103-5115.
 - [24] Höfels C, Dambach R, Kwade A. Geometry influence on optimized operation of a dry agitator bead mill[J]. Minerals Engineering, 2021, 171: 107050.
 - [25] Jayasundara C T, Yang R Y, Yu A B, et al. Discrete particle simulation of particle flow in the IsaMill process[J]. Industrial & engineering chemistry research, 2006, 45(18): 6349-6359.
 - [26] Kwade A. Determination of the most important grinding mechanism in stirred media mills by calculating stress intensity and stress number[J]. Powder Technology, 1999, 105(1-3): 382-388.
 - [27] Breitung-Faes S, Kwade A. Mill, material, and process parameters—A mechanistic model for the set-up of wet-stirred media milling processes[J]. Advanced Powder Technology, 2019, 30(8): 1425-1433.
 - [28] Montalescot V, Rinaldi T, Touchard R, et al. Optimization of bead milling parameters for the cell disruption of microalgae: process modeling and application to *Porphyridium cruentum* and *Nannochloropsis oculata*[J]. Bioresource technology, 2015, 196: 339-346.
 - [29] E. Petrakis, V. Karmali, G. Bartzas, and K. Komnitsas. Grinding Kinetics of Slag and Effect of Final Particle Size on the Compressive Strength of Alkali Activated Materials[J]. Minerals.2019, 9(11): 714-727.
 - [30] H. V. Harish Hanumanthappa. A comparative study on a newly designed ball mill and the conventional ball mill performance with respect to the particle size distribution and recirculating load at the discharge end[J].Minerals Engineering.2020, 145: 106091.
 - [31] X. Bu, Y. Chen, G. Ma, Y. Sun, and G. Xie. Wet and dry grinding of coal in a laboratory-scale ball mill: Particle-size distributions[J]. Powder Technology.2019, 359: 305-313.
 - [32] D. Z. Xiaoyan Fu, Shijie Xu, . Effect of Mixing on the Particle Size Distribution of Paracetamol Continuous Cooling Crystallization Products Using a Computational Fluid Dynamics-Population Balance Equation Simulation[J]. Crystal Growth & Design.2018, 18 (5): 2851-2863.
 - [33] M. Nirupaplava, V. Maxim, G. Michael, K. Ashish, S. Elisabeth, S. Ravendra, et al Model development and prediction of particle size distribution, density and friability of a comilling operation in a continuous pharmaceutical manufacturing process[J]. International Journal of Pharmaceutics.2018, 549(1-2): 271-282.
 - [34] Z. Wentao, H. Yuexin, L. Yanjun, Y. Jinlin, M. Shaojian, and S. Yongsheng. Research on prediction model of ore grinding particle size distribution[J]. Journal of Dispersion Science and Technology.2019: 1-10.

- [35] 周文涛, 韩跃新, 李艳军等. 冲击破碎粒度分布模型建立与预测[J]. 中国有色金属学报, 2019, 29(6):1316-1323.
- [36] 黎芬芳,崔桂梅.基于 PSO 优化 T-S 模糊神经网络的磨矿粒度预测[J].烧结球团,2022,47(04):64-70.
- [37] 朱继平,桂卫华,阳春华.基于 RBF 神经网络的磨矿粒度预测模型[J].计算机测量与控制, 2008,(10):1421-1423.
- [38] Yang J, Deng X, Xu W, et al. Study on the Grinding Law of Ball Media for Cassiterite–Polymetallic Sulfide Ore[J]. Minerals, 2022, 12(2): 270.
- [39] Wentao Z, Yuexin H, Yanjun L, et al. Research on prediction model of ore grinding particle size distribution[J]. Journal of Dispersion Science and Technology, 2020, .41(4): 537-546.
- [40] Petrakis E, Komnitsas K. Development of a Non-linear Framework for the Prediction of the Particle Size Distribution of the Grinding Products[J]. Mining, Metallurgy & Exploration, 2021, 38(2): 1253-1266.
- [41] Petrakis E, Varouchakis E, Komnitsas K. Reliability of the non-linear modeling in predicting the size distribution of the grinding products under different operating conditions[J]. Mining, Metallurgy & Exploration, 2023, 40(4): 1265-1278.
- [42] Rodriguez V A, Ribas L, Kwade A, et al. Mechanistic modeling and simulation of a wet planetary ball mill[J]. Powder Technology, 2023, 429: 118901.
- [43] de Carvalho R M, Oliveira A L R, Petit H A, et al. Comparing modeling approaches in simulating a continuous pilot-scale wet vertical stirred mill using PBM-DEM-CFD[J]. Advanced Powder Technology, 2023, 34(9): 104135.
- [44] Petrakis E. Effect of Size-Distribution Environment on Breakage Parameters Using Closed-Cycle Grinding Tests[J]. Materials, 2023, 16(24): 7687.
- [45] Serajuddin M, Mukhopadhyay S, Kacham A R. Optimization of ball mill grinding of a limestone-type brecciated uranium ore[J]. Transactions of the Indian Institute of Metals, 2023, 76(8): 2253-2261.
- [46] Krátký L, Bímon V, Jirout T, et al. Mathematical modelling of particle size characteristics and energy demand for mechanical size reduction of beech chips under different knife mill variables[J]. Biomass Conversion and Biorefinery, 2024, 14(13): 14353-14364.
- [47] Dan A, Vaswani H, Šimonová A, et al. Multi-dimensional population balance model development using a breakage mode probability kernel for prediction of multiple granule attributes[J]. Pharmaceutical Development and Technology, 2023, 28(7): 638-649.
- [48] Santosh T, Soni R K, Eswaraiah C, et al. Application of artificial neural network method to predict the breakage properties of PGE bearing chromite ore[J]. Advanced Powder Technology, 2022, 33(3): 103450.
- [49] Santosh T, Soni R K, Eswaraiah C, et al. Optimization of stirred mill parameters for fine grinding of PGE bearing chromite ore[J]. Part. Sci. Technol, 2020, 39(6): 663-675.
- [50] Guo W, Han Y, Gao P, et al. Effect of feed size on residence time and energy consumption in a stirred mill: An attainable region method[J]. Powder Technology, 2021, 379: 485-493.
- [51] Petrakis E, Komnitsas K. Modeling of bauxite ore wet milling for the improvement of process and

- p>energy efficiency[J].
- Circular Economy and Sustainability*
- , 2022, 2(2): 633-647.
- [52] Guo W, Han Y, Gao P, et al. Effect of operating conditions on the particle size distribution and specific energy input of fine grinding in a stirred mill: Modeling cumulative undersize distribution[J]. *Minerals Engineering*, 2022, 176: 107347.
- [53] Patino F, Talan D, Huang Q. Optimization of operating conditions on ultra-fine coal grinding through kinetic stirred milling and numerical modeling[J]. *Powder Technology*, 2022, 403: 117394.
- [54] Camalan M. A Pseudo-matrix model coupled to a particle selection algorithm for simulating batch grinding[J]. *Minerals Engineering*, 2021, 170: 106993.
- [55] Celep O, Aslan N, Alp İ, et al. Optimization of some parameters of stirred mill for ultra-fine grinding of refractory Au/Ag ores[J]. *Powder Technology*, 2011, 208(1): 121-127.
- [56] Kwade A. A stressing model for the description and optimization of grinding processes[J]. *Chemical Engineering & Technology: Industrial Chemistry-Plant Equipment-Process Engineering-Biotechnology*, 2003, 26(2): 199-205.
- [57] He K, Jia M, Sun F, et al. Simulation of grinding media motion and collisions in wet-operated accelerator-mill using DEM coupled with CFD[J]. *Minerals*, 2022, 12(3): 341.
- [58] Becker M, Kwade A, Schwedes J. Stress intensity in stirred media mills and its effect on specific energy requirement[J]. *International Journal of Mineral Processing*, 2001, 61(3): 189-208.
- [59] Kwade A, Schwedes J. Breaking characteristics of different materials and their effect on stress intensity and stress number in stirred media mills[J]. *Powder Technology*, 2002, 122(2-3): 109-121.
- [60] Stender H H, Kwade A, Schwedes J. Stress energy distribution in different stirred media mill geometries[J]. *International Journal of Mineral Processing*, 2004, 74: S103-S117.
- [61] Flach F, Breitung-Faes S, Kwade A. Model based process optimization of nanosuspension preparation via wet stirred media milling[J]. *Powder Technology*, 2018, 331: 146-154.
- [62] Tomach P. The Influence of the Grinding Media Diameter on Grinding Efficiency in a Vibratory Ball Mill[J]. *Materials*, 2024, 17(12): 2924.
- [63] Jayasundara C T, Yang R Y, Yu A B. Effect of the size of media on grinding performance in stirred mills[J]. *Minerals Engineering*, 2012, 33: 66-71.
- [64] Böttcher A C, Schilde C, Kwade A. Experimental assessment of grinding bead velocity distributions and stressing conditions in stirred media mills[J]. *Advanced Powder Technology*, 2021, 32(2): 413-423.
- [65] Cayirli S, Gokcen H S, Yuce N. The impact of different stirrer designs and mill orientations on the grinding efficiency[J]. *Powder Technology*, 2024, 438: 119577.
- [66] Nagata Y, Minagawa M, Hisatomi S, et al. Investigation of optimum design for nanoparticle dispersion in centrifugal bead mill using DEM-CFD simulation[J]. *Advanced Powder Technology*, 2019, 30(5): 1034-1042.
- [67] Eusuff M M, Lansey K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm[J]. *Journal of Water Resources planning and management*, 2003, 129(3): 210-225.

攻读学位期间发表的学术成果目录

一、申请专利

[1] 第二作者（导师第一）. 一种研磨设备及其研磨珠在线换珠方法[P].安徽省：CN117138898B, 2024-04-16（发明专利授权）

二、发表论文

[1] 第一作者.基于 DEM-CFD 耦合模拟的多转子研磨特性分析[J].佳木斯大学学报(自然科学版),2024,42(04):68-72.

[2] 第一作者 Sensor Layout Optimization for Sand Mill Using DEM Coupled with CFD[C]//2024 5th International Conference on Artificial Intelligence and Computer Engineering (ICAICE). IEEE, 2024: 903-909.

[3] 第一作者 Particle-size distribution predicting using intelligent model in stirred mill[J]. Minerals Engineering, 2025, 在审

三、科研成果奖

[1] 2023 年中国商业联合会服务业科技创新奖：工业级砂磨机关键部件研发及产业化应用，获三等奖（排名第九）

致谢

写到这里，回想自己这一段求学的过程，感慨颇深，在安徽工程大学和宿州学院求学的这段时间，我遇到了很多困难与挫折，要不是我的导师和家人的支持，鼓励与理解，在我最困难的时候帮助我，我恐怕没办法顺利坚持下去，真的非常感谢他们！

感谢我的导师何康老师，在我的整个研究生涯中，您以渊博的学识、敏锐的学术洞察力和严谨的治学态度，为我指引前行的方向。在我研究课题的选题、研究方案设计以及论文的修改您都给我提供的宝贵的参考意见。在我研究遇到难点时，您也耐心地和我一起分析，帮我答疑解惑，让我能够突破重重难关，顺利前行。您的言传身教将使我受益终身。

我也要感谢我的校外导师西成才老师，您在行业内丰富的实践经验为我的研究提供了宝贵的思路和建议。您让我更加深入地了解到了湿法研磨领域的实际应用需求和发展动态，使我的研究更具现实意义。

我还要感谢安徽工程大学和宿州学院为我提供了良好的学习和研究环境。学校丰富的学术资源、先进的实验设备，让我能够顺利开展各项研究工作。

我还要感谢在宿州学院遇到的孙飞、蔡斌、李小标、吴波、徐冬香、李武和杨润生老师，我在宿州学院的这段时间，你们在我的研究和生活方面一直给我很多的帮助，让我在宿州学院也有很强的归属感！

感谢我的室友，我在外面的这段时间，你们帮了我很多忙，帮我处理了很多校内事情，没有你们我的科研生活不会那么顺利！

此外，我要感谢我的家人。你们始终是我坚强的后盾，给予我无微不至的关怀和毫无保留的支持。在我为了论文废寝忘食的这段时间里，是你们的默默的支持与理解，才让我能够全身心地投入到研究中。你们的爱和鼓励，是我不断前行的动力。

最后，感恩这段学术旅程中所有的遇见，未来我将带着这份感恩，继续在未来的人生砥砺前行，努力取得更好的成绩，不辜负大家的期望！

马晓迪

2025年5月于安徽工程大学

尚德敬学 唯实惟新