基于 OpenClaw 的砂型铸造仿真程序自动化调用与参数辅助设置方法

张祎祺[1]，王一凡[1]，尹　昊[1]，杨国平[1]，李海玲[2]，林　平[2]，廖敦明[1]
（1. 华中科技大学材料科学与工程学院，材料成形与模具技术全国重点实验室，湖北武汉 430074；
2. 二重（德阳）重型装备有限公司，四川德阳 618013）

摘要：随着人工智能技术不断深入铸造领域，针对当前砂型铸造数值模拟软件存在铸造仿真程序输入内容繁多、阶段依赖关系复杂和参数设置高度依赖人工经验等问题，本研究提出一种基于OpenClaw的程序自动化调用与参数辅助设置方法。该方法以现有程序作为计算内核，将OpenClaw用作交互入口与任务调度层，依托MCP（Model Context Protocol）工具接口实现三维模型识别、铸型生成、参数整理、合理性校验、计算任务调用及结果汇总。选取阶梯试块与轴承座作为研究对象，对自动化调用流程、异常参数识别功能及正交试验批量计算功能开展验证。结果表明，依托优选模型DeepSeek-V4-Flash驱动后，任务配置耗时由人工操作的20 min缩短至4.5 min；该系统可对各类参数设置异常给出预警提示，同时能够完成多组参数组合对应的仿真任务调度，并统计缩孔、缩松缺陷体积。

关键词：砂型铸造；数值模拟；自动调用；参数配置；OpenClaw；模型上下文协议；缩孔缩松
中图分类号：TP391.99；TG249.5　**文献标识码：**A　**文章编号：**1001-4977（2026）10-1120-11
DOI：10.27014/j.cnki.zhuzao.2026.0143

An OpenClaw-Based Method for Automated Invocation and Parameter-Assisted Configuration of Sand Casting Simulation Programs

ZHANG Yi-qi[1], WANG Yi-fan[1], YIN Hao[1], YANG Guo-ping[1], LI Hai-ling[2], LIN Ping[2], LIAO Dun-ming[1]
(1. State Key Laboratory of Materials Processing and Die & Mould Technology, School of Materials Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, Hubei, China; 2. Erzhong (Deyang) Heavy Equipment Co., Ltd., Deyang 618013, Sichuan, China)

Abstract: With the continuous penetration of artificial intelligence technology into the field of casting, and in view of the current issues in numerical simulation software for sand casting—such as large amounts of input required for casting simulation programs, complex inter-stage dependencies, and parameter settings relying heavily on manual experience—this study proposes a method for automated program invocation and parameter-assisted configuration based on OpenClaw. This method uses the existing simulation program as the computational core, with OpenClaw serving as the interaction interface and task scheduling layer. Through the Model Context Protocol (MCP) tool interface, it enables 3D model recognition, mold generation, parameter organization, rationality checking, computational task invocation, and result aggregation. Taking stepped test blocks and bearing housings as case studies, the proposed workflow was validated in terms of automated invocation processes, abnormal parameter detection, and batch computations based on orthogonal experiments. The results show that, under the optimized model(DeepSeek-V4-Flash)-driven approach, task configuration time is reduced from 20 min in manual operation to 4.5 min. The system can also identify and prompt various abnormal parameter settings, and is capable of executing task calls under multiple parameter combinations and performing shrinkage cavity and shrinkage porosity volume statistics.

Key words: sand casting; numerical simulation; automated invocation; parameter configuration; OpenClaw; Model Context Protocol (MCP); shrinkage cavity and shrinkage porosity

基金项目：新材料重大专项项目资助（2024ZD0601100）。
收稿日期：2026–06–17 收到初稿，2026–06–23 收到修订稿。
作者简介：张祎祺（2001–），男，博士生，主要研究方向为铸造数值模拟。E-mail：d202480457@hust.edu.cn
通信作者：廖敦明，男，教授。E-mail：liaodunming@hust.edu.cn
引用格式：张祎祺，王一凡，尹昊，等 . 基于 OpenClaw 的砂型铸造仿真程序自动化调用与参数辅助设置方法 [J]. 铸造，2026，75（10）：1120–1130.
Zhang Yiqi，Wang Yifan，Yin Hao，et al. An OpenClaw-based method for automated invocation and parameter-assisted configuration of sand casting simulation programs [J]. Foundry，2026，75（10）：1120–1130.

铸造数值模拟能够在工艺设计阶段预测充型、凝固、温度场和应力场变化，并辅助识别缩孔缩松、裂纹等缺陷[1-3]。已有研究表明，数值模拟可以减少试制次数，缩短工艺优化周期，并为浇冒系统、冷却条件和结构改进提供依据[4-5]。此外，铸造模拟已从宏观充型和凝固预测逐步发展到温度、流动、应力和组织多场耦合方向[6-7]。因此，对于已经具备稳定计算能力的铸造仿真程序而言，关键问题不只是继续改进底层算法，也包括如何让工程人员更方便地使用这些计算能力。

从仿真驱动工艺优化角度看，已有研究强调数值模拟可以减少传统试错次数，并将优化算法与仿真软件结合用于浇冒系统、冷却条件和工艺参数设计。Zhang等关于铸造数值模拟优化技术的研究认为，多数设计工作可借助软件在较少人工干预下完成，从而减轻工程师反复试验的负担[8]。Shahane等进一步将三维有限体积数值模拟与机器学习代理模型结合，用神经网络代理有限体积求解器，再配合多目标遗传算法优化低压铸造凝固质量[9]。未来铸造工艺设计不仅需要求解器本身，还需要围绕求解器建立批量调用、参数组织、结果汇总和优化迭代机制。Dučić等综述了人工神经网络、遗传算法、粒子群优化、模糊逻辑和ANFIS等方法在砂型铸造、压力铸造、连续铸造和熔模铸造中的应用，认为人工智能可作为工业4.0和智能铸造的重要组成部分[10]。Pei等在2025年关于金属铸造智能设计与优化的综述中进一步指出，铸造工艺设计正在从“经验+试验”向“仿真+数据+人工智能”的集成智能方法转变，同时也指出现有铸造仿真软件尚未充分利用历史数据[11]。

综合来看，现有研究已经较充分地讨论了铸造过程数值模拟的物理模型、商用软件、工艺优化和智能算法，但在实际应用中，许多已有铸造仿真程序采用文件驱动方式运行，输入内容多、格式约束强、阶段依赖复杂，参数单位和数量级也容易出错。工艺工程师往往需要在几何模型、材料热物性、换热边界、网格控制和多阶段计算关系之间反复切换。只要其中一处路径、参数或阶段关联配置不当，就可能导致计算失败或结果不可用。这类问题并不一定来自求解能力不足，而更多来自工程使用环节的复杂性。

OpenClaw、skill以及MCP等智能体工具调用机制为封装已有程序提供了新的方式[12]。OpenClaw可理解为一种面向任务执行的智能体平台，其作用是将大语言模型的自然语言理解能力与外部工具调用能力结合起来，使模型能够根据用户需求组织并执行具体任务。MCP即模型上下文协议，主要用于为大语言模型与外部文件、脚本、数据库或专业软件之间建立标准化连接接口，使外部程序能够被模型以工具形式调用[13]。Skill则是面向特定任务的流程化技能模块，通常用于描述某类任务的执行步骤、调用规则和注意事项。OpenClaw可作为自然语言入口和任务调度层，将用户输入转化为结构化仿真任务；MCP则把文件读取、模型分类、参数写入、程序调用和状态检查等操作封装为可调用工具。这样既保留已有铸造仿真程序的计算内核，又能把繁琐的前处理和运行过程交给自动化层组织。

本研究围绕已有铸造仿真程序的智能化封装展开研究，构建面向工艺工程师的自动化调用与参数辅助设置流程，主要工作包括：构建从工艺参数输入到结果整理的任务链；建立面向材料、浇注温度、铸型初始温度、换热边界和网格规模的参数检查规则；结合阶梯试块算例验证该流程的完整性、配置效率和错误参数识别能力。

1 项目基础与系统总体设计

1.1 已有铸造仿真程序基础

本研究以课题组前期开发的铸造过程数值模拟程序作为计算内核。相关程序主要包括充型、凝固、热应力计算和应力场网格处理等模块。程序运行时通常由几何模型、工程主控参数、材料热物性、边界条件、换热关系、网格设置和阶段关联信息共同驱动。一个典型充型或凝固任务通常需要组织工程配置、几何与网格描述、热物性参数、环境与边界条件、工艺参数、默认换热设置和三维几何模型等内容。程序输出则包括网格状态、网格统计、充型阶段的流场和温度场结果、凝固或冷却阶段的温度场与缺陷判据结果，以及热应力后处理结果。

1.2 OpenClaw 与 MCP 工具调用机制

OpenClaw在本研究中被定位为智能交互层和自动化调度层。它接收自然语言或表单化工艺信息，将用户意图转化为结构化仿真任务，并在关键步骤向用户发起确认。与单纯的聊天式工具不同，OpenClaw的作用不止于生成说明文本，而是将任务拆解为多个可执行步骤，并把这些步骤交给确定性工具完成[14]。

MCP工具服务位于OpenClaw与已有铸造仿真程序之间，负责把外部文件、脚本和程序调用封装为标准接口。围绕本研究算例，工具接口主要覆盖三维模型检索与分类、铸型生成、参数写入、网格任务生成、程序调用和工程状态读取等操作。具体计算仍由原有

求解器程序完成，自动化层主要解决的是参数组织、流程调度和异常提示问题。

在具体实现中，本研究进一步将铸造仿真中的常用操作封装为面向任务的Skill。该Skill将三维模型分类、铸型生成、参数检查、计算程序调用和结果整理等步骤组织为固定流程，使OpenClaw能够按照预设顺序调用 MCP工具完成仿真任务。这样既保留了工具调用的灵活性，也减少了用户反复输入操作细节的负担。

根据当前项目工具接口和铸造仿真的典型工作流，系统可划分为工艺参数输入、几何识别与铸型生成、参数模板与计算内容生成、参数辅助检查、程序调用与状态监控、结果整理与报告输出六个模块。如图1所示，给出了本研究提出方法的自动化调用架构，图2将帮助手册中的人工操作流程与OpenClaw辅助下的实操流程进行了对比。可以看出，自动化封装在保留

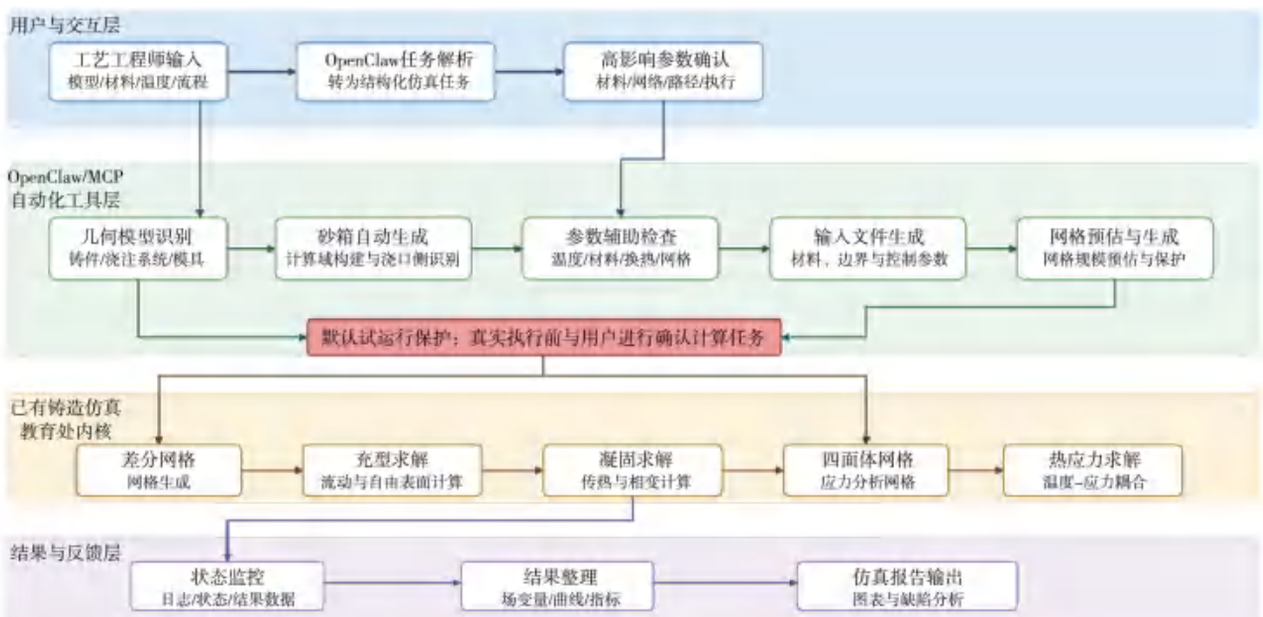


图1　基于OpenClaw的铸造仿真自动化调用架构流程图

Fig. 1 Automated invocation architecture flowchart of the casting simulation based on OpenClaw

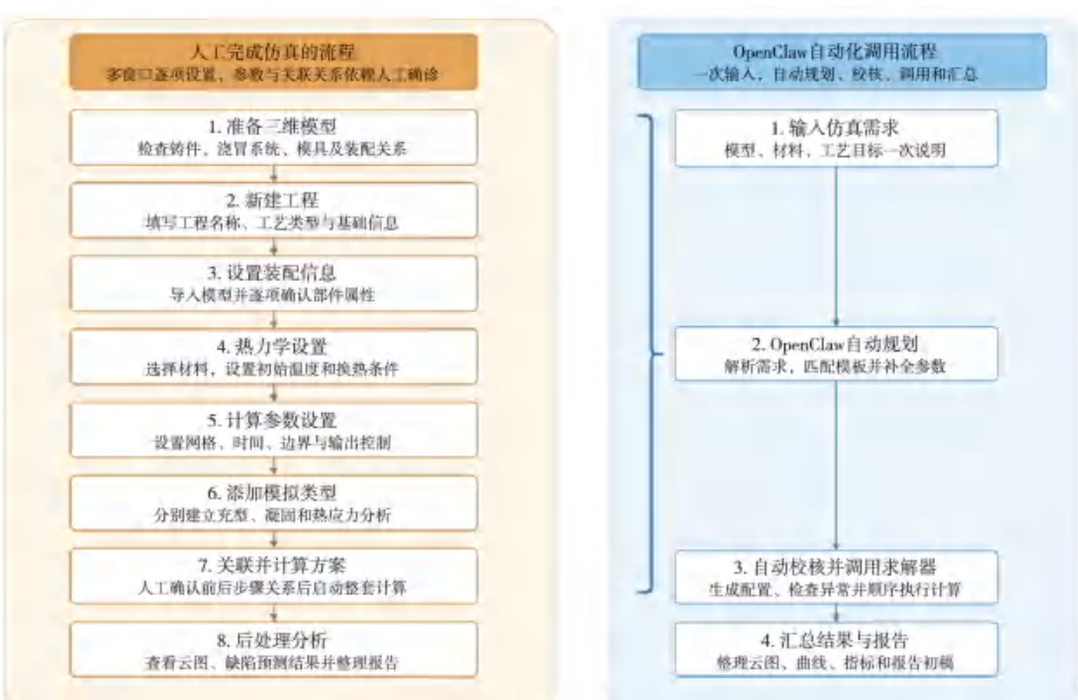


图2　人工仿真流程与OpenClaw自动化调用流程对比

Fig. 2 Comparison between the manual simulation workflow and the OpenClaw-based automated invocation workflow

了必要的工程判断基础上把分散在多个界面和文件中的重复操作集中到了基于自然语言的交互层中完成。

从分层关系看，系统包括三层：用户交互层由OpenClaw承担，负责自然语言输入、任务解析和交互确认；工具调用层由OpenClaw加载MCP工具服务承担，负责文件读取、模型分类、参数写入和程序调用；计算执行层由已有铸造仿真程序承担，负责充型、凝固和热应力等数值计算。

1.3 自动化建模与任务调用方法

自动化封装需要把用户输入的工艺信息转化为稳定的数据结构。本研究设计自动化建模模块的输入、处理和输出如图3所示。对于充型计算，关键参数包括铸件模型、浇注方向、浇注温度、材料、充型终止比例、浇注方式、线程数和结果输出间隔；对于凝固计算，还需给出凝固终止条件、冷却终止温度或时间，以及与前一充型阶段的关联关系；对于热应力计算，则需要补充应力分析网格、热历史关联阶段和计算精度等信息。

在传统人工流程中，用户需要自行判断不同三维模型分别对应铸件、浇道、冒口、冷铁还是铸型。本研究提出的MCP工具使用模型名称提示和几何包围盒信息进行角色识别，当分类置信度不足时保留人工确认入口。对于未提供铸型或铸型模型的任务，系统可根据铸件或浇冒系统的外包围盒生成对齐的铸型模型，以满足后续网格划分和传热边界设置需要。

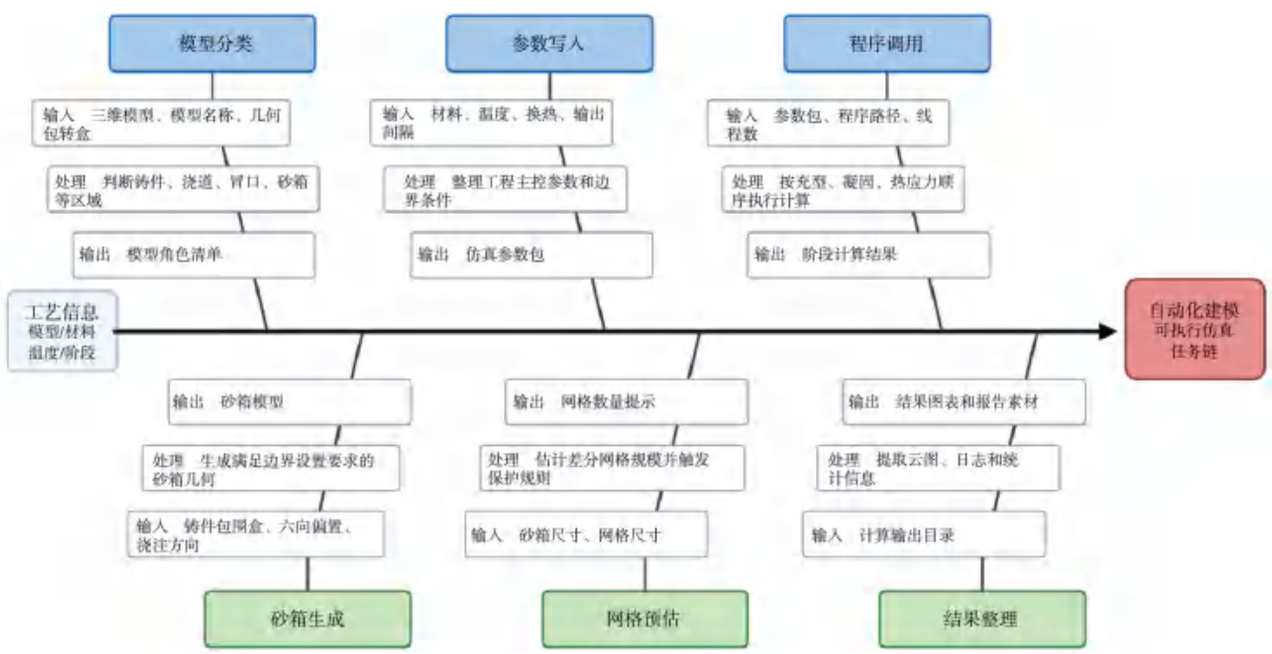


图3 自动化建模模块鱼骨图

Fig. 3 Fishbone diagram of the automated modeling module

浇口侧判断与浇注方向相关。当前实现采用铸型外表面法向与浇注重力方向相反的规则识别浇口侧。例如金属液沿竖直向下方向进入时，浇口侧对应铸型上表面，该侧默认不扩展或采用单独偏置，其余方向按用户确认的偏置量生成铸型。该规则便于解释，也便于在交互过程中向用户说明系统的处理方式。

自动生成计算内容时，系统用稳定模板和结构化参数减少手工编辑。MCP 参数写入工具能够把确认后的子步骤整理为完整的CAE参数包，内容包括工程主控参数、几何部件清单、界面换热关系、空气换热边界、网格数据、工艺配置、默认换热曲线、默认退让性参数和自动化任务记录等。其中，自动化任务记录保存本次任务使用的结构化参数、材料数据、程序位置和网格预估结果，可用于后续追踪和复现试验。

多阶段计算通过同级子任务组织。充型、凝固和热应力阶段分别保留各自的控制参数；当凝固需要读取充型结果时，凝固阶段记录会指向前一充型子任务；当热应力需要读取凝固温度历史时，热应力阶段记录会指向凝固子任务，并指定对应的应力分析网格。这样可以把原本分散的阶段依赖显式化，降低人工复制路径和改写名称时的错误概率。

计算内容生成后，系统根据阶段类型调用相应的CAE计算程序，并在运行前后读取工程状态。求解前主要检查控制参数、三维几何模型、材料数据和程序位置是否完整；求解后主要检查各阶段关键输出文件包括网格记录、铸件网格、充型场、凝固温度场、缺

陷判据等是否正常生成。若某一阶段失败，系统应返回失败阶段、运行命令、退出码、日志尾部、可能原因和可重试建议。

2 参数辅助设置与合理性检查方法

参数辅助检查模块的目标是把工艺经验、文件约束和求解器运行约束转化为可执行规则。规则本身不必全部依赖复杂机器学习模型，许多高价值检查可以通过范围判断、数量级判断、路径存在性判断和阶段依赖判断完成。OpenClaw 的价值在于将这些检查结果转化为工程师容易理解的提示，并在高影响参数处组织必要的二次确认。

如表1所示，本研究将检查规则分为六类：初始温度规则、材料热物性规则、传热边界规则、几何与铸型规则、有限差分网格规模规则和四面体网格规模规则。每类规则都对应明确的检查对象、触发条件和提示方式。对于无法自动确定的参数，系统不直接猜测，而是提出简短确认问题；对于可由模板推断的参数，系统给出默认值并说明依据。

网格规模直接影响计算稳定性、运行时间和内存消耗，因此应在求解前进行预估。对于有限差分网格，可根据铸型外包围盒尺寸和最小网格厚度估算网格数量。当用户没有给定网格厚度时，系统根据默认网格上限反推建议值，使估计网格数量尽量不超过上限。当前项目默认有限差分网格上限为1 000 000个，并在实际网格生成后再次读取网格状态，确认实际网格数量是否合理。有限差分网格规模可按式（1）和式（2）进行预估：

表1 参数辅助检查规则示例
Tab. 1 Examples of the parameter-assisted inspection rules

检查对象	检查规则	提示内容
初始温度	读取材料库，预设浇注温度必须高于材料液相线并留有合理过热度，铸型预热温度处于合理范围内	浇注温度偏低，可能导致充型不足或提前凝固，请检查材料液相线和浇注温度；铸型预热温度过高，请检查工程合理性
材料文件	铸件和铸型材料文件必须存在，且材料热物性应满足常见数量级	未找到指定材料文件，建议从材料库选择或补充修改材料数据
界面/环境换热系数	换热系数大小符合工程经验	界面换热参数可能不合理，请确认单位和大小
铸型偏置	除浇口侧外应保证铸型包覆铸件	铸型偏置过小，可能导致有限差分网格或边界条件异常
有限差分网格数量	默认不超过1 000 000个网格	预计网格数量超过默认上限，请增大网格尺寸，或确认允许大数量网格导致更长计算时间
四面体网格数量	默认不超过200 000个四面体	预计四面体数量较大，可能影响热应力计算耗时

$$N_x=\left\lceil\frac{L_x}{h}\right\rceil,\ N_y=\left\lceil\frac{L_y}{h}\right\rceil,\ N_z=\left\lceil\frac{L_z}{h}\right\rceil \quad (1)$$

$$N=N_x\times N_y\times N_z \quad (2)$$

式中：L_x、L_y、L_z为铸型包围盒在三个方向上的尺寸，h为网格尺寸，N为预计网格数量。该估算值用于在真实计算前判断网格规模是否超过默认保护上限。对于热应力四面体网格，系统可根据STL（Standard Tessellation Language）表面网格边界范围和目标划分数估计四面体数量，默认保护上限为200 000个。

铸造仿真中部分参数对计算结果和资源消耗具有显著影响，自动化系统应在写文件或执行外部程序前进行确认。这些参数包括求解流程、STL分类结果、浇注方向、浇口侧、铸型偏置、材料名称、浇注温度、有限差分网格设置、四面体网格设置、求解器路径、输出路径、覆盖策略以及是否真实执行外部程序。确认机制的目的不是增加用户负担，而是把过去隐藏在复杂文件中的风险点显式呈现出来。

在交互策略上，OpenClaw采用默认建议—风险说明—一次确认的流程。例如当估计有限差分网格数量接近上限时，系统提示建议的最小网格尺寸参数，说明该值用于控制网格数量，并询问用户是否接受；当检测到三维模型名称无法明确判断角色时，系统展示分类依据和置信度，并要求用户确认铸件、浇道或铸型角色。

3 系统实现与算例验证

3.1 自动化流程完整性验证

本算例首先验证自动化流程能否完整执行。系统从三维模型和工艺参数出发，依次完成模型分类、铸型生成、参数包写入、网格预估、充型计算、凝固计算、热应力计算和结果整理。输入参数包括铸件材料、铸型材料、浇注温度、浇注方向、铸型偏置、充型终止比例、凝固终止条件、输出间隔、线程数和程序路径等。

本验证算例以阶梯试块铸件为对象，统一设定材

质为ZG35CrMo铸钢、浇注温度1 570 ℃、铸型为树脂砂、网格尺寸10.53 mm。以DeepSeek-V4-Flash驱动的流程为例，系统能够完成从工艺需求输入到后处理结果整理的连续调用过程，交互记录如图4所示。图中省略了本地路径、命令行和冗余日志，仅保留论文展示所需的关键交互信息。

该算例说明，在给定模型和工艺参数后，自动化层可以把原本分散的模型处理、参数配置、阶段调用和结果整理连成一条任务链。其价值不在于改变计算结果本身，而在于减少人工查找文件、填写参数和确认阶段依赖关系的工作量。

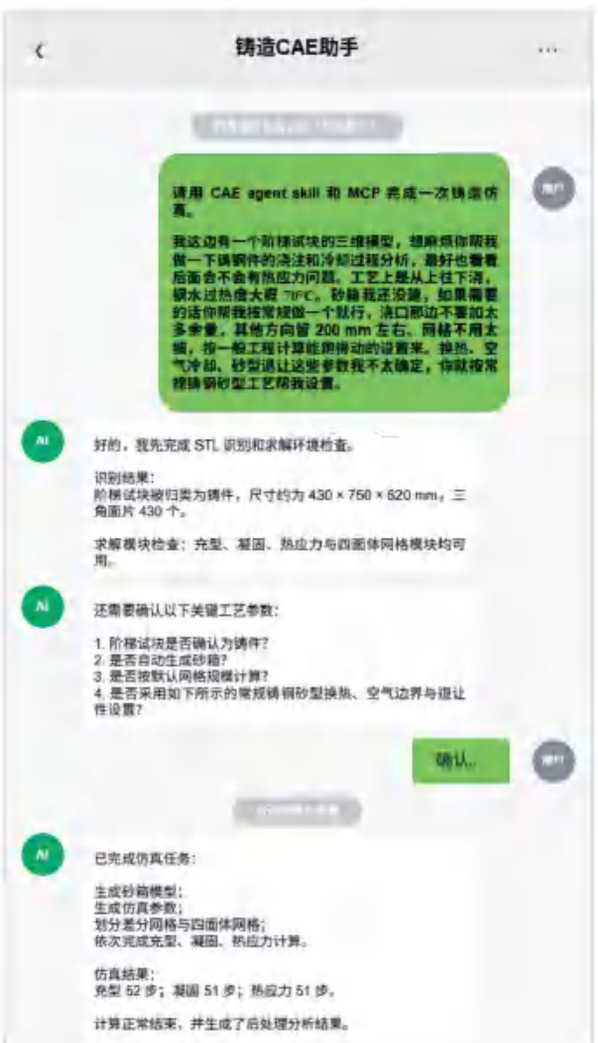


图4 基于自然语言交互的铸造仿真实操案例

Fig. 4 Practical casting simulation example based on natural language interaction

如表2所示，为便于说明流程封装带来的配置效率变化和系统对不同基座模型的适配情况，本研究选取了不同基座模型驱动结果与传统人工方式进行对比。这里的时间主要指典型任务配置与流程组织时间，不加入底层计算耗时。在相同几何模型、相同材料和相同工艺条件下，不同基座模型均能驱动三阶段仿真流程，但运行效率和参数配置质量存在差异。

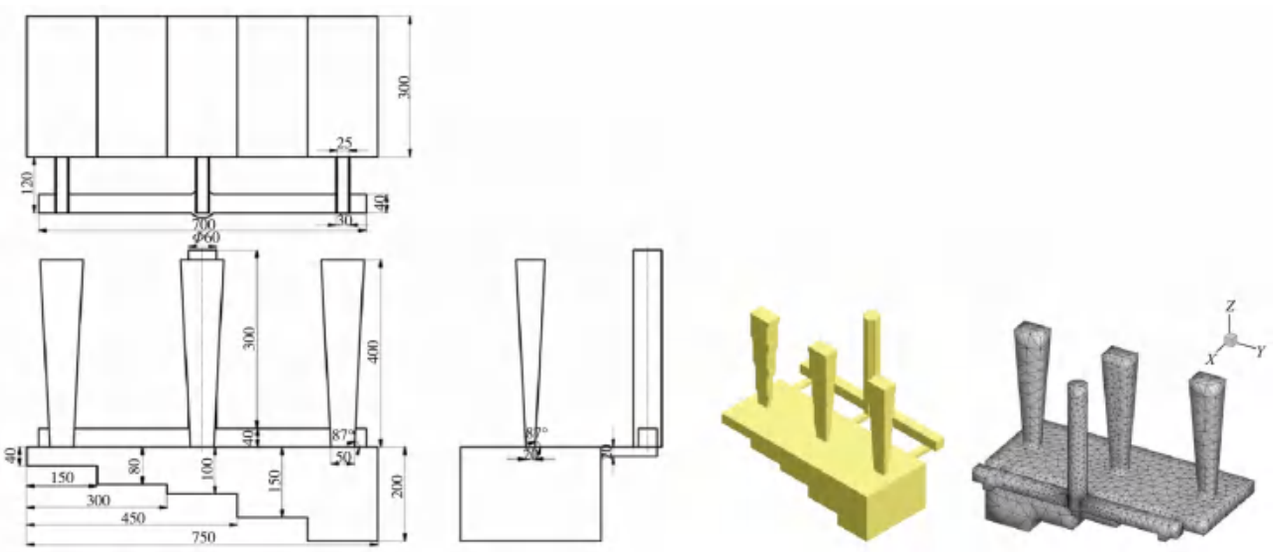
从工程参数设置与仿真执行结果来看，DeepSeek-V4-Flash、GLM-5.2和Qwen-3.8均采用随温度变化的铸件—砂型换热系数曲线，相较恒定换热系数能够更细致地描述不同温度阶段的界面传热行为；Kimi-K2.7code则采用500 W/（m^2·K）的恒定换热系数，并配置了更精细的网格，虽然参数有所简化，但仍完整完成了充型、凝固和热应力计算。GLM-5.2在凝固终止条件等方面采用了固相率控制，最终同样获得了完整结果；Qwen-3.8除完成全部计算外，还生成了完整的仿真分析报告，任务交付最为充分。总体而言，不同基座模型在换热边界、网格精度和计算控制参数的选择上存在差异，但均可以自动完成全套仿真流程。根据阶梯试块算例生成的后处理结果，本研究对几何尺寸、网格划分、充型流动、凝固温度场、热应力场以及缩孔缩松预测结果进行了统一整理。其中，图5给出了阶梯试块的几何尺寸及两类网格划分结果，图6-图8分别给出了充型、凝固和热应力分析过程中的典型场量云图，图9给出了缩孔缩松预测结果。对于过程类云图，本研究按照计算阶段和时间推进顺序进行排列，并将重复色标统一布置在整张图右侧，以便对不同阶段的场量变化进行直观比较。该结果整理方式表明，所开发系统能够在完成求解器调用后，对多阶段仿真结果进行自动归档、图像提取和统一展示，为后续工艺优化提供参考。

如图5（a）所示，该铸件具有明显的阶梯状厚薄变化结构，整体长度方向上存在多个不同高度和厚度区域，三处内浇口分别对应不同厚度的铸件区域。如图5（b）所示，有限差分网格能够较完整地表达铸件

表2 不同模型驱动下自动化流程运行记录

Tab. 2 Operation records of automated workflows driven by different models

指标	传统人工方式	DeepSeek-V4-Flash	Kimi K2.7 code	GLM 5.2	Qwen 3.8
工作时间	20 min	4.5 min	3.3 min	4.3 min	10.4 min
参数检查提示数	不适用	1	1	1	1
人工介入修正错误次数	不适用	0	0	0	0



（a）阶梯试块及其浇冒系统几何尺寸示意图　（b）有限差分网格　（c）有限元四面体网格

图5　阶梯试块及其浇冒系统几何尺寸、有限差分网格和有限元四面体网格

Fig. 5 Geometric dimensions of the stepped test block and its gating and feeding systems，finite difference mesh and finite element tetrahedral mesh

主体、浇道和冒口等结构轮廓，可满足充型和凝固计算对规则网格的离散要求。如图5（c）所示，用于热应力分析的四面体网格在浇注系统、直浇道根部及几何过渡区域形成了相对细密的局部划分，有利于描述温度梯度和结构突变位置的应力变化。如图6所示，金属液首先沿直浇道和横浇道流动，并通过三处内浇口进入阶梯试块型腔。充型初期，局部高速区域主要集中在直浇道、横浇道和内浇口附近，说明浇注系统是金属液速度变化最明显的区域。随着充型过程推进，金属液逐渐在阶梯试块表面铺展，并向厚大区域扩展，型腔内大部分区域速度明显低于浇道区域。至充型后期，铸件主体基本被金属液充满，速度场整体趋于平缓，仅在浇注系统及局部连接区域仍存在相对较高速度。

如图7所示，随着冷却时间推进，铸件整体温度逐步降低，温度场由初始高温状态逐渐向低温状态转变。凝固前期，高温区域主要集中在厚大台阶、浇道和冒口附近，薄壁区域及边缘位置降温较快，表现出

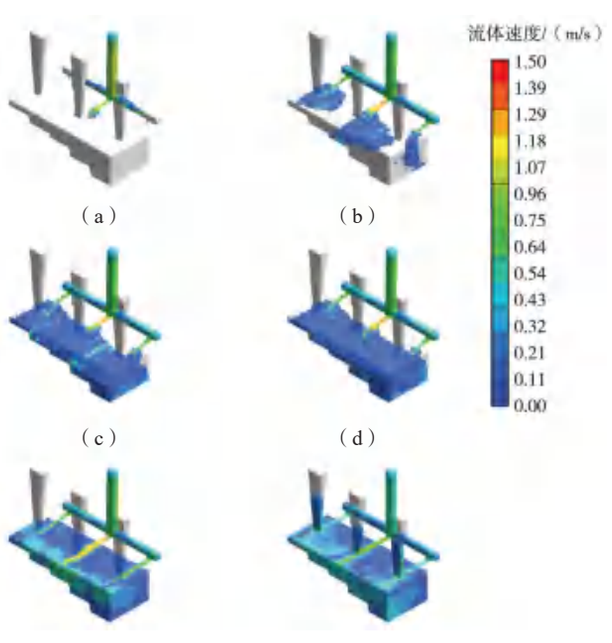


图6　充型过程流动速度场云图

Fig. 6 Flow velocity field cloud charts during mold filling process

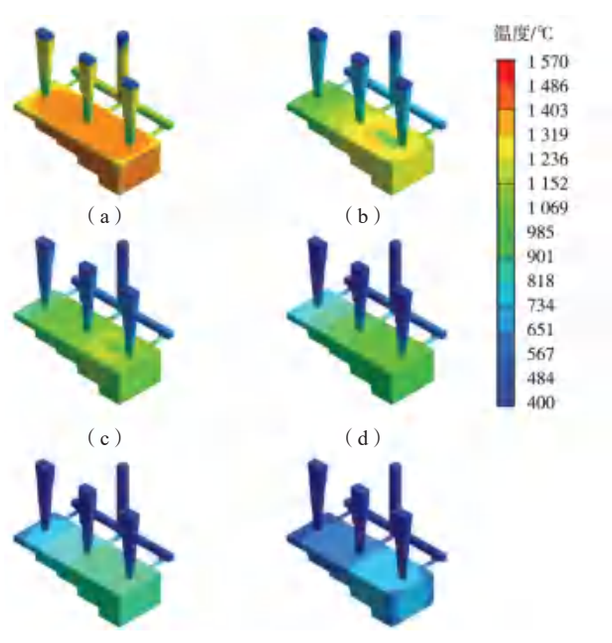


图7　凝固过程温度场云图

Fig. 7 Temperature field cloud charts during solidification process

较明显的厚薄区域冷却差异。

如图8所示，等效应力在铸件主体和浇冒系统中呈现不均匀分布，较高应力区域主要出现在异形冒口的端部、根部、内浇口连接位置以及几何突变区域。该现象主要与凝固冷却过程中的温度梯度、不同区域收缩差异以及结构约束有关。厚薄过渡和浇道连接区域由于几何连续性发生变化，容易产生局部应力集中；异形冒口及其根部区域由于冷却路径和约束条件不同，也表现出较高应力水平。该结果可为后续工艺分析中圆角过渡优化、局部冷却条件调整、浇冒系统去除顺序设计以及热裂风险评估提供参考。

如图9所示，图中粉色部分为缩松，黑色部分为缩孔。缩孔缩松风险主要集中于铸件上表面、厚大区域以及浇冒系统附近的局部热节位置。这与凝固温度场

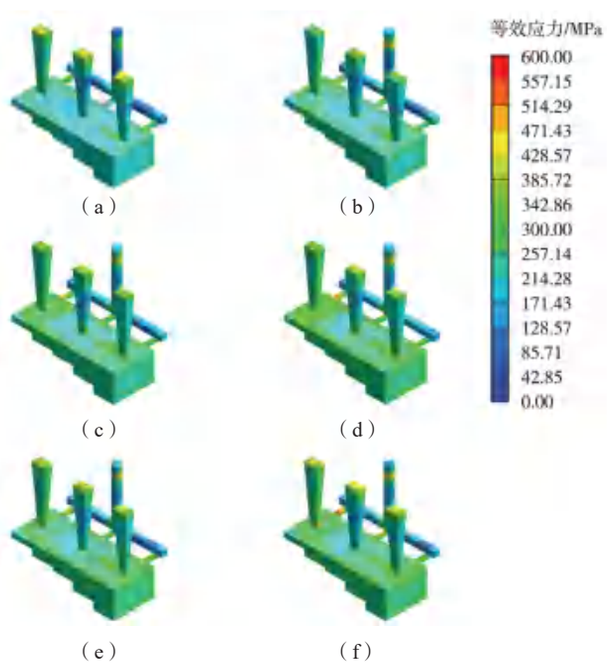


图8 热应力场云图

Fig. 8 Thermal stress field cloud charts

图9 缩孔缩松预测结果

Fig. 9 Prediction results of the shrinkage cavities and shrinkage porosities

中厚大部位冷却较慢、高温持续时间较长的特征基本一致。后处理统计信息显示，缩孔总体积为938.18 cm^3，缩松总体积为3 136.39 cm^3。该结果说明，系统不仅能够自动整理缩孔缩松分布图，还能够提取缺陷数量、缺陷体积和铸件内部缺陷统计数据，为后续工艺评价提供定量依据。

本研究所开发的自动化系统能够完成从几何与网格结果整理，到充型、凝固、热应力和缺陷预测结果输出的多阶段后处理工作。相关云图能够较完整地反映阶梯试块在充型流动、凝固冷却、应力形成和缩孔缩松预测方面的变化规律。

3.2 错误参数识别验证

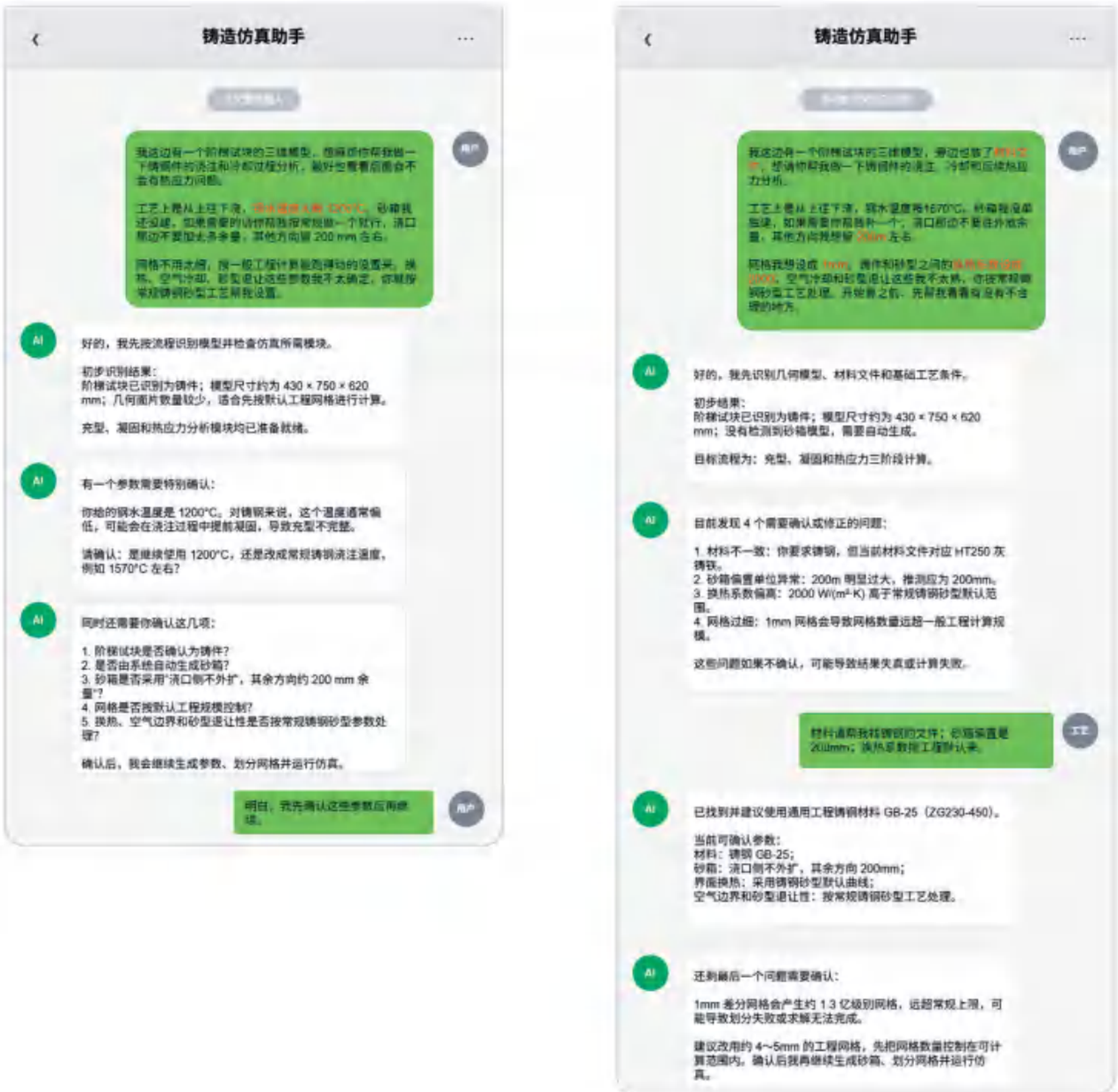
算例二用于验证参数辅助检查模块的有效性。以DeepSeek-V4-Flash作为基座模型，保持几何模型不变，分别构造浇注温度低于材料液相线、换热系数设置不合理、铸型偏置过小、网格过密、材料数据缺失等异常。系统应尽量在写入计算内容、生成网格或调用程序之前拦截这些问题，并给出工程师能够直接理解的修改建议。

如图10所示，从参数异常识别结果看，参数检查模块能够把低温浇注、换热系数量级异常、铸型尺寸偏小、网格规模过高和材料数据缺失等问题转化为明确提示，并且可以同时识别出多项参数异常。与人工逐项检查相比，这类提示更靠近错误发生的位置，能在求解前暴露风险，减少无效计算。

3.3 自动化正交试验算例验证

为验证自动化流程对复杂结构铸件多组工艺参数的连续调用能力，本研究针对如图11所示的轴承座铸件构建了2 × 3正交算例。算例以过热度T和铸件材质为考察因素，其中过热度分别取20 ℃、50 ℃和 80 ℃，材料分别取HT250以及16Mn钢；其余几何、材料、铸型偏置、计算控制和结果提取口径保持一致。系统根据参数组合自动组织计算任务，并在计算结束后提取缩孔缩松分布和铸件孔松体积统计结果，如图12所示。其中图 12（a）、（c）、（e）为16Mn钢计算结果，图12（b）、（d）、（f）为HT250计算结果，过热度分别为20 ℃、50 ℃和 80 ℃依次增加。

从图12可见，材料类型决定了缩孔缩松的基础水平，过热度决定了缺陷在该材料中的发展程度。随着过热度由20 ℃升至80 ℃，两种材料的缩孔体积均增加，而缩松体积均下降，缺陷组成呈由分散缩松向集中缩孔转变的趋势。按缩孔与缩松体积之和计算，16Mn钢的总缺陷体积由17 011.56 cm^3增至18 493.97 cm^3；



（a）浇注温度异常　　（b）换热系数设置不合理，铸型尺寸异常

图10　参数异常识别交互案例：浇注温度异常；换热系数设置不合理，铸型尺寸异常，网格过密且材料数据异常

Fig. 10 Interactive examples of parameter anomaly identification: abnormal pouring temperature; unreasonable heat transfer coefficient setting, abnormal mold size, over-dense mesh and anomalous material data

图11　轴承座浇冒系统及方案示意图

Fig. 11 Schematic diagram of the gating and feeding system and scheme of the bearing housing

HT250的总缺陷体积由11 089.94 cm^3降至8 288.80 cm^3，并在50~80 ℃范围内趋于稳定。由此可见，在本算例范围内，铸件材质和过热度均会影响缺陷体积及其组成。

该算例的重点不在于给出唯一最优工艺，而在于检验自动化封装层能否稳定完成批量任务生成、参数写入、程序调用和结果整理。与人工逐组复制工程、修改参数和统计结果相比，自动化流程能够保证 6 组算例使用同一输入口径和同一后处理规则，减少人为录入差异，也便于后续把缺陷体积、计算状态和异常

图12 正交试验缩孔缩松体积对比

Fig. 12 Comparison of shrinkage cavity and shrinkage porosity volumes in the orthogonal experiments

提示接入工艺参数筛选过程。

4 讨论

与面向底层数值格式的二次开发相比，本研究方法更适合已有计算程序已经具备稳定能力，但使用门槛较高的场景。它的优势在于不破坏原程序结构，能够复用既有材料库、示例工程和计算模块，同时通过自动化层提升参数配置效率和过程可追踪性。

该方法仍存在一定局限，体现在：参数检查规则依赖材料数据库、模板经验和历史算例积累，规则覆盖不足时仍可能漏检复杂错误；自然语言输入也可能存在歧义，因此高影响参数处仍需保留人工确认；铸型自动生成和回退网格适合流程验证，生产级仿真仍需结合实际工艺和网格质量要求进行复核；结果自动整理还依赖模型对图像和日志的理解能力，后续需要继续强化。

后续工作可从三个方向推进：扩展材料和工艺模板库，覆盖砂型铸造、金属型铸造、低压铸造和熔模铸造等更多工艺类型；将参数检查规则与历史成功算例关联，形成更稳定的推荐机制；完善结果自动整理模块，使温度场、液相率、凝固时间和热应力结果能够自动生成标准化报告[15]。

5 结论

（1）本研究构建了基于已有铸造仿真程序为计算内核，以OpenClaw为交互和调度入口，通过Skill与MCP工具服务串联三维模型识别、铸型生成、参数包写入、网格预估、程序调用和工程状态读取等操作。围绕该类程序的输入体系，整理了工程主控参数、换热关系、网格设置、材料数据和阶段输出之间的关联，并建立了面向材料、温度、入流速度、铸型初始温度、换热边界、网格规模、阶段关系和程序位置的

参数检查规则。这些规则可在计算内容写入和程序运行前发现常见配置问题，并通过交互确认降低误配置风险。

（2）阶梯试块算例验证了系统在配置效率、异常参数识别和批量调用方面的有效性，典型任务配置时间由20 min缩短至4.5 min。异常参数算例说明，该流程可以对浇注温度、换热系数、铸型尺寸、网格规模和材料数据等问题给出提示；正交试验算例则表明，自动化层能够稳定完成多组参数组合下的批量调用和缺陷体积统计。因此，该方法可作为已有铸造仿真程序面向工艺工程师应用的一种轻量化封装方案。

参考文献：

[1] 吉晓霞，陈楚，伊鹏跃，等. ZG08Cr9W3Co3VNbNB缸体铸造模拟及缩孔缩松研究 [J]. 铸造，2026，75（1）：87–92.

[2] 赵猛，张守银，徐志锋. 顺序凝固和流态优化解决ZL105铝合金铸件缩孔缺陷的应用探讨 [J]. 铸造，2026，75（1）：67–73.

[3] Guan B，Wang D H，Shu D，et al. Data-driven casting defect prediction model for sand casting based on random forest classification algorithm [J]. China Foundry，2024，21（2）：137–146.

[4] 史继之，吴少旗，汤帅，等. 管轴透盖裂纹失效机理及铸造工艺优化 [J]. 铸造，2026，75（1）：81–86.

[5] 刘春伟，李兴华，蒋永浩，等. 铝合金储油柜铸造工艺数值模拟与优化 [J]. 铸造，2026，75（3）：318–322.

[6] Chen Z，Li Y，Zhao F，et al. Progress in numerical simulation of casting process [J]. Measurement and Control，2022，55（5–6）：257–264.

[7] Guo G，Yao T，Liu W，et al. Numerical simulation and machine learning prediction of the direct chill casting process of large-scale aluminum ingots [J]. Materials，2024，17（6）：1409.

[8] Zhang G H，Li R D，Tian C，et al. Optimization techniques in numerical simulation of casting process [J]. Applied Mechanics and Materials，2013，457-458：463–466.

[9] Shahane S，Aluru N，Ferreira P，et al. Optimization of solidification in die casting using numerical simulations and machine learning [J]. Journal of Manufacturing Processes，2020，51：130–141.

[10] Dučić N，Manasijević S，Jovičić A，et al. Casting process improvement by the application of artificial intelligence [J]. Applied Sciences，2022，12（7）：3264.

[11] Pei X，Hou H，Zhao Y. A review of intelligent design and optimization of metal casting processes [J]. Acta Metallurgica Sinica（English Letters），2025，38（8）：1293–1311.

[12] Da Silva L M V，Köcher A，Gehlhoff F. Beyond formal semantics for capabilities and skills：model context protocol in manufacturing [C]// 2025 IEEE 30th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation（ETFA）. IEEE，2025：1–4.

[13] Dong Z H，Du S H，Lu Z，et al. CFD-copilot：leveraging domain-adapted large language model and model context protocol to enhance simulation automation [J/OL]. Chinese Journal of Aeronautics，2026，in press.

[14] Fan E，Hu K，Wu Z W，et al. ChatCFD：a large language model-driven agent for end-to-end computational fluid dynamics automation with structured knowledge and reasoning [J]. Advanced Intelligent Discovery，2025，2（3）：e202500174.

[15] Xia Y，Dittler D，Jazdi N，et al. LLM experiments with simulation：large language model multi-agent system for simulation model parametrization in digital Twins [C]// 2024 IEEE 29th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation（ETFA）. Padova：IEEE，2024：1–4.

（编辑：潘继勇，pjy@foundryworld.com）