

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2025.07.014

高分子材料模塑成型语料库与大模型的构建方法及其典型应用

杨洪于¹, 李照川², 马艺涛¹, 李优³, 张镇⁴, 谢鹏程¹, 杨卫民¹

[1. 北京化工大学机电工程学院, 北京 100029; 2. 浪潮软件科技有限公司, 济南 250101;
3. 中国工业互联网研究院, 北京 100015; 4. 山东省计算中心(国家超级计算济南中心), 济南 250013]

摘要: 针对生成式工业大模型在高分子材料模塑成型领域适应性不足的问题, 提出了一套高分子材料模塑成型工业大模型构建理论与技术体系。首先, 按照可追溯数据采集、任务导向预处理、知识驱动的标签定义与数据标注、基于监督学习的数据增强四个阶段, 构建高分子材料模塑成型领域文本语料库, 确保语料库的领域适配性与语义精确性。在此基础上, 深入探讨高分子材料模塑成型大模型构建的关键问题, 通过多源异构数据采集与融合、领域知识建模与图谱构建、多阶段预训练与领域微调、多任务学习与功能集成及人机交互部署与应用五大阶段, 构建了专业化高分子材料模塑成型工业大模型。最后, 分析和论述了高分子材料模塑成型工业大模型在注塑知识问答、装备智能设计、工艺参数优化、设备状态诊断及生产流程规划等核心场景的应用前景, 为传统注塑制造从“经验导向”到“数据驱动”再到“模型赋能”, 提供了落地方案, 推动了注塑制造行业的数智化转型, 为工业大模型跨行业迁移提供了方法论参考。

关键词: 高分子材料; 模塑成型; 大模型; 语料库; 人工智能

中图分类号: TQ315 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2025)07-0090-10

Construction method for industry large-scale models based on polymer materials molding corpus and their typical applications

YANG Hongyu¹, LI Zhaochuan², MA Yitao¹, LI You³, ZHANG Zhen⁴, XIE Pengcheng¹, YANG Weimin¹

[1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China; 2. Inspur Software Technology Co., Ltd., Jinan 250101, China; 3. Department of Artificial Intelligence China Academy of Industrial Internet, Beijing 100015, China; 4. Shandong Computer Science Center (National Supercomputer Center in Jinan), Jinan 250013, China]

Abstract : Aiming at the issue of insufficient adaptability of generative industrial large models in the field of polymer material molding, a theoretical and technical framework for constructing large industrial models specialized for polymer material molding was proposed. Firstly, a text corpus for the field of polymer material molding is constructed in four stages, including traceable data acquisition, task-oriented preprocessing, knowledge-driven label definitions and data annotation, and data augmentation based on supervised learning, to ensure domain-specific adaptability and semantic precision of the corpus. Additionally, the key issues in the construction of large models of polymer material molding were deeply discussed and a five-stage approach involving multi-source heterogeneous data collection and fusion, domain knowledge modeling and graph construction, multi-stage pre-training and domain fine-tuning, multi-task studying and functional integration, and human-machine collaborative deployment were used to build an industrial large model specifically tailored for polymer molding processes. The application prospects of this specialized industrial large model in core scenarios, such as injection molding knowledge question answering, intelligent equipment design, process parameter optimization, equipment condition diagnosis, and production process planning, were analyzed and discussed. This approach provides practical solutions for transitioning traditional injection molding manufacturing from "experience-driven" through

通信作者: 杨卫民, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为高分子材料工程与机械

收稿日期: 2025-05-14

引用格式: 杨洪于, 李照川, 马艺涛, 等. 高分子材料模塑成型语料库与大模型的构建方法及其典型应用[J]. 工程塑料应用, 2025, 53(7): 90-99.

YANG Hongyu, LI Zhaochuan, MA Yitao, et al. Construction method for industry large-scale models based on polymer materials molding corpus and their typical applications[J]. Engineering Plastics Application, 2025, 53(7): 90-99.

"data-driven" to "model-empowered", and methodological insights for the cross-industry migration of industrial large models, promoting the digital and intelligent transformation of injection molding manufacturing industry.

Keywords : polymer material ; molding ; large model ; corpus ; artificial intelligence

高分子材料又称聚合物,主要包括塑料、合成橡胶和合成纤维,广泛应用于航空航天、轨道交通、电子通信、医疗卫生以及日化等多个领域。在分子材料的模塑加工过程中,常用的成型工艺包括注塑、挤出、吹塑、滚塑等,其中注塑成型因成型效率高、产品一致性好等优势,成为聚合物加工应用最为广泛的工艺方法^[1]。注塑成型工艺涉及温度、压力、速度、时间、位置等多个不同维度特征参数,参数间关系呈非线性、时滞性特征,原材料、生产机台、工艺参数与产品质量之间的耦合关系难以实现直接数值解析^[2-3]。因此,在注塑成型工艺流程中,当前仍然主要通过人工解析的手段来调控生产环节,行业整体智能化、数字化水平存在限制。

人工智能技术的迅猛发展为工业复杂数据解析、流程优化和工艺建模提供了重要的工具支撑。以“大模型、大数据、大算力”为特征的新一代生成式人工智能技术凭借其在学习计算、生成创造、泛化推理等方面的优势,在多个工业领域的智能化转型过程中发挥作用^[4]。当前,全球制造业正从以数字化、网络化为特征的初级阶段,迈入以智能感知、智能决策和智能执行为核心的新阶段^[5]。

生成式大模型在知识表征、多模态信息融合与复杂系统建模领域的应用优势,为解决模塑成型过程非线性多维参数耦合难题提供了全新解决思路。然而,构建面向高分子材料加工领域的工业大模型仍存在以下挑战。

(1)行业高质量数据集构建。工业大模型计算性能高度依赖训练数据的规模与质量,尤其在模型微调、检索增强等环节中,需依托高置信度、强关联性的工业数据集作为基础支撑。当前,高分子材料模塑成型领域普遍存在数据多源异构性显著、噪声干扰严重及知识密度低等缺陷,需要通过领域专家协同标注、物理机理引导的数据筛选机制构建标准化工业数据集^[6-7]。

(2)多模态语料库的构建与标准化。高分子材料模塑成型专用语料库涵盖材料流变特性、工艺参数耦合规律及模具结构设计等核心要素,当前行业数据缺乏统一的采集规范、标注标准与流通协议,且专业文本存在术语复杂性高、语义颗粒度细及多

模态关联弱等特征,需攻克语义对齐与细粒度标注技术,建立基于物理约束的数据增强方法,突破低资源条件下有效训练样本不足的瓶颈^[8-10]。

(3)工业场景落地应用。工业应用场景对大模型输出的准确性、可解释性要求严苛^[11],现有生成式大模型的概率性生成特性易引发决策偏差风险,导致其应用多局限于辅助性功能(如技术文档生成、知识检索和问答等),难以深度嵌入工艺参数优化、质量缺陷溯源等核心生产环节^[12]。

针对上述问题,笔者以高分子材料模塑成型工业大模型为研究对象,以注塑成型为研究代表,提出了一种基于监督学习数据增强的行业文本语料库构建方法,并在此基础上,深入探讨高分子材料模塑成型大模型构建的关键问题及其在材料研发、工艺控制、产品质检等典型场景中的应用,提出了高分子材料模塑成型大模型的构建方法,解决了工业大模型在模塑成型领域面临的实际挑战,并为推动该技术在行业中的广泛应用提供理论与实践指导。

1 高分子材料模塑成型语料库构建

语料库作为训练大模型的基础性资源,其文本数据的规模与质量对大模型在语言规律学习、知识表达及生成能力等方面具有直接影响,进而决定模型的计算性能与泛化能力^[13-15]。针对模塑成型行业缺乏高质量专业语料的问题,笔者以注塑成型语料库建设为案例,提出一种基于监督学习数据增强的注塑行业文本语料库构建方法,主要包括以下四个过程。

(1)注塑文献的可追溯自动采集:通过设定领域关键词与筛选策略,基于网络爬虫与数据检索技术,从大量注塑行业文献资料中精准提取相关文本,确保所采集数据具有明确来源与可靠性。

(2)语料预处理:针对模塑成型工艺中非线性、时滞性、参数耦合等难题,对文献内容进行有针对性的清洗与重构。例如,在预处理阶段优先保留与工艺参数密切相关的信息,去除冗余与噪声内容,从而提高语料的任务适应性。

(3)基于行业知识的标签定义与数据标注:结合注塑工艺中的关键概念和专业术语,构建符合行业

实际的标签体系,开展细粒度标注,具体包括对注塑压力、温度、模具结构等关键实体及其相互关系的系统标注,以增强语料的结构化程度和知识表示能力。

(4)注塑成型知识驱动的数据增强:依托注塑成型领域的工程知识与专家经验,对已标注数据进行结构重组与语义扩展,生成具有多样性与代表性的新语料样本,以提升语料库的覆盖广度。

综上,在保持语料库语义一致性和专业性的前提下,有效抑制噪声数据的生成,为注塑行业文本分析任务与智能模型训练提供高质量的数据支持。

1.1 注塑文献的可追溯自动采集

1.1.1 来源追踪模型

溯源管理是工业领域保障数据应用可靠性与科学性的关键手段^[16]。为实现高效的数据追踪与管理,笔者提出贯穿注塑行业文本处理全过程的来源追踪模型(STM)。该模型以三元组结构为核心,将“文献对象”“元数据”与“来源信息”进行有机结合,实现对注塑行业文本数据的溯源管理,具体包括以下内容。

(1)文献对象指注塑行业中需进行追踪的具体实体或内容单元,如专业术语、工艺参数描述、实验数据片段等。

(2)元数据用于刻画对象在获取、处理与应用过程中所涉及的具体信息,具体可细分为基础元数据与扩展元数据两类。基础元数据主要包括文献标题、作者、摘要、关键词等基础属性;扩展元数据则记录数据加工过程中的新增信息,主要包含从原始文献中提取的与注塑温度及成型质量相关的核心语句、模拟不同工况条件下生成的补充数据、注塑工艺优化模型的输入参数与输出结果、长期实践中沉淀形成的知识规则库等。

(3)来源信息用于构建原始文献、语料内容与扩展数据之间的映射关系。其中,文献、专著等以DOI编号为来源标识,企业内部资源以企业代码为来源标识,相关标准以标准号为来源标识。

通过以上手段,STM模型能系统记录从数据采集、清洗、标注到语义加工全过程的操作日志,构建对象、加工行为与输出数据之间的有序关联链条,保障注塑领域文本数据处理流程的透明性与可追溯性。

1.1.2 注塑行业语料类别与采集方法

语料是开展文本处理工作的基础资源,也是工业大模型训练的核心数据来源。针对注塑行业开展高质量的专业语料采集工作,对于保障后续自然语言处理与知识建模任务的准确性和有效性具有重要意义^[17]。注塑领域的专业文本语料广泛分布于多种文献载体之中,如学术论文、技术报告、专利文件、设备手册、工艺指南、行业标准及质量管理体系文档等。根据来源渠道的不同,可将其划分为以下三类。

(1)企业内部资源:包括注塑企业内部的生产管理文件、设备维护记录、工艺操作规范、质量控制报告等文档,以及通过与企业建立合作关系获取的培训资料、技术手册与项目报告等。这类资源通常具有较强的实践性、专用性和行业适配性,是反映真实工况与经验知识的重要数据源。

(2)网络资源:涵盖国内主流学术数据库收录的学术论文与专著,以及注塑行业专业网站与论坛中发布的技术文章、行业动态与企业案例等。该类资源覆盖广泛、更新及时,能够反映行业前沿动态和主流技术趋势。

(3)行业协会与标准化组织资源:包括中国塑料加工工业协会、中国模具工业协会等发布的行业标准、技术规范与市场研究报告,以及国际标准化组织、国家标准化管理委员会等发布的注塑相关国家标准与国际标准。

数据采集方式通常包括自动化采集和手动数据采集两种,其中自动化采集包括网络爬虫、应用程序编程接口(API)获取、传感器获取、孪生对象模拟等,手动数据采集包括实验观察、问卷调查、手动录入等。为实现注塑语料获取与内容提取,笔者采用如下两种技术路径。

(1)纸质文档的数字化采集与转化:针对企业内部文档及行业协会发布的纸质资料,采用扫描设备结合光学字符识别(OCR)技术,完成对文本与图表信息的完整采集与转化。借助OCR工具,有效提升文本识别准确率,确保语料内容的完整性与可用性,提高后续语料处理效率。

(2)网络资源的程序化抓取与结构化整理:针对网络平台上的电子资源,采用数据库提供的API进行标准化数据调用;对于无法通过API直接获取的网页内容,则使用自动化网络爬虫工具(如

Crawl4AI)进行内容抓取。通过预设领域关键词与过滤规则,实现对注塑相关文本信息的精准提取与自动分类,为语料库的构建提供高效支撑。

通过上述语料采集策略,为注塑行业高质量语料库的构建奠定坚实的数据基础,确保语料来源的丰富性、专业性与可追溯性。

1.2 语料预处理

由于不同数据库中文献格式不统一,以及资料内容缺失或结构不完整等问题,使得通过OCR识别与网络爬虫技术获取的原始语料在格式、结构和内容上表现出高度异构性与不规范性^[18],不仅导致后续处理难以采用统一的标准流程,还可能引发信息缺失、内容重复等问题,降低语料的整体可用性。此外,原始语料中普遍夹杂大量噪声数据,如无关广告、页面脚注、导航信息、格式符号等冗余内容,严重干扰文本的有效信息识别,进一步影响语料的质量与处理效率。因此,为有效支撑后续高精度的文本标注与建模任务,需要构建系统化语料预处理流程。

笔者提出的语料预处理方案首先应用数据清洗与格式标准化方法,完成异常值处理、重复值处理、一致性处理、缺失值处理与格式转换等基础处理;随后通过数据离散化、数据平衡化等文本分割技术对语料进行句级或词级拆解,开展高质量预标注,初步提升语料的语义结构完整性与可标注性,预处理流程如图1所示。

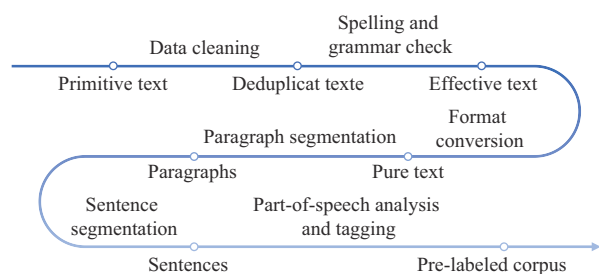


图1 语料预处理流程

Fig. 1 Corpus preprocessing process

1.2.1 基于数据清洗和格式转换的文本预处理

由于原始语料中可能存在内容重复、拼写错误、乱码字符等问题,若未经处理直接投入标注或建模流程,易导致语料可用性下降,甚至干扰模型性能。因此,引入数据清洗和格式转换机制以提升语料可靠性与结构规范性,如图2所示。

1.2.2 基于文本分割的语料预标注

为进一步获取高质量预标注文本语料,需在前

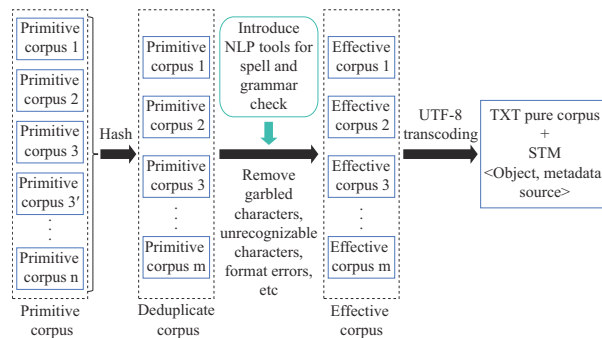


图2 数据清洗和格式转换流程

Fig. 2 Data cleaning and format conversion process

期完成数据清洗与格式转换处理的基础上,引入自然语言处理技术对纯文本内容进行结构化分割与语义单元细化。根据注塑领域文献内容具有明显的段落分布特征,首先对处理后的文本依据自然段落进行初步切分,将每一段落作为独立的文本单元。由此提升后续标注任务的细化程度,并为文本的结构化建模与语义关系提取提供基础支撑。在段落切分的基础上,进一步利用自然语言处理工具(如Punkt)对段落进行拆解;通过将段落划分为更小的语义单元,增强标注粒度与标注精度,实现对复杂语义结构的精确映射;最后,执行句法解析与词性标注操作,获取词语的语法属性及其句内关系,构建细粒度的预标注语料样本,提升语料的语义可操作性,为后续的实体识别、关系抽取与语义建模任务提供基础。

1.3 基于行业知识的标签定义与数据标注

实体标签类别的设计对语料标注的准确性与一致性影响显著,进而影响基于监督学习的模型性能与下游任务的泛化能力。笔者构建的基于文本分割的语料预标注方法以特定任务或应用场景为导向,在单一任务中表现出良好的标注效果和模型性能,但其标签体系存在通用性不足的问题,无法满足跨工艺环节、跨文献类型的迁移应用。为此,提出覆盖注塑工艺全流程、适用于多任务语义建模的通用实体标签体系,从而提升语料的可用性与拓展性。

1.3.1 面向注塑行业特点的实体标签定义

注塑领域的研究与实践主要围绕以下四个关键要素展开。

(1)材料:注塑过程中使用的原材料,包括各类塑料、添加剂等。

(2)设备:注塑过程中使用的设备,如注塑机、模具及相关周边设备等。

(3)工艺:注塑工艺的各类参数和流程,包括温

度、湿度、压力、速度、时间等。

(4)产品:注塑成型产品的尺寸、质量、性能等特征。

以上四个要素相互依赖,构成了注塑领域研究和实践的基础框架,形成了注塑领域的研究范式。

因此,以材料、设备、工艺和产品为核心要素,构建适用于注塑领域全体系的 8 个实体标签类别,见表 1。此外,对 8 类实体之间的关系进行抽象与总结,定义 8 种关系类别,用以表征各实体间的潜在关联,见表 2。

表 1 面向注塑领域的实体标签类别

Tab. 1 Entity label categories oriented to the field of polymer material molding

Entity label	Definition	Examples
Material	Raw materials used in injection molding and their properties	Polypropylene; glass fiber reinforced plastic
Equipment	Equipment used in the injection molding process	Three-plate mold; dryer
Process	Process parameters and process flow of injection molding	100 MPa; 200 r/min
Product	Products of injection molding and their quality	Automotive parts; medical devices
Characterization	Detection and characterization methods for products or materials	Dimension measurement; surface inspection
Appilication	Application fields and uses of injection molded products	Automotive industry; packaging industry
Feature	Specific characteristics of products or processes	An accuracy of up to ± 0.01 mm; anti-corrosion
Condition	Environmental and operating conditions in the process	200 $^{\circ}\text{C}$; 120 MPa

表 2 面向注塑领域的实体关系类型

Tab. 2 Entity relationship types in the field of polymer material molding

Relationship type	Relationship label	Applicable entity
Influence relationship	Entity a-influence-entity b	Material-process; material-product; equipment-product
Suitability relationship	Entity a-suit-entity b	Material-equipment; equipment-process; process-product
Determinative relationship	Entity a-determine-entity b	Material-application; equipment-application
Detection relationship	Entity a-detect-entity b	Characterization-material; characterization-product
Optimization relationship	Entity a-optimize-entity b	Process-product
Possession relationship	Entity a-process-entity b	Material-feature; equipment-feature; process-feature
Demand relationship	Entity a-demand-entity b	Material-condition; equipment-condition; process-condition
Other relationships	Entity a-others-entity b	

1.3.2 基于实体标签定义的数据标注

为提升语料文本的理解效果和结构化表达能力,笔者采用前述构建的注塑领域通用实体标签体系,对预处理后的文本语料进行实体标注。标注格式采用显式的标签标识方式,即以<实体标签类型>实体内容</实体标签类型>的结构进行嵌套式标记。例如,对于材料实体“聚丙烯(PP)”,其标注形式为<材料>聚丙烯(PP)</材料>;对于设备实体“海天 MA1600 型注塑机”,其标注形式为<设备>海天 MA1600 型注塑机</设备>。这种标注方式有助于模型在训练过程中更准确地识别语义单元。

在实体标注的基础上,引入面向注塑领域的实体关系类别,对句中实体对之间的逻辑关系进行补充标注,进一步挖掘语料中不同实体之间的潜在语义关系。具体采用“实体 1-关系类型-实体 2”的三元组结构,如<材料>聚丙烯(PP)</材料>-适用设备-<设备>海天 MA1600 型注塑机</设备>。关系类型遵循前文中定义的注塑实体关系类别,确保关系标注的一致性与行业适配性。整体实体与关系标注流程如图 3 所示,可为后续的语义建模、信息抽取及

知识图谱构建任务奠定语料基础。

1.4 注塑领域专业知识驱动的数据增强

尽管从文献数据库和网络资源中获取了大量注塑领域专业知识,但在实际应用中仍不可避免地存在少量低频专业名词及特定工艺术语等数据。因在语料中出现频率较低,该类数据往往难以被模型充分学习,可能对工业大模型的泛化能力和拟合能力产生致命性影响。为此,通过引入有监督的数据增强策略,实现注塑文本数据的大规模、高质量扩充,为后续高精度的语义建模与任务迁移提供数据支撑。

1.4.1 注塑领域知识融入

为提升模型在注塑领域文本处理任务中的性能,引入注塑领域知识融入机制,通过构建专属领域词典并嵌入预训练语言模型的分词与表示过程中,显著增强模型对专业术语的理解能力,从而提高微调效率和下游任务的建模效果。具体而言,首先广泛收集行业规范、技术文献、企业标准及科研报告中出现的注塑相关术语,建立注塑领域词典;然后对词典内容进行过滤和清洗,识别出当前模型

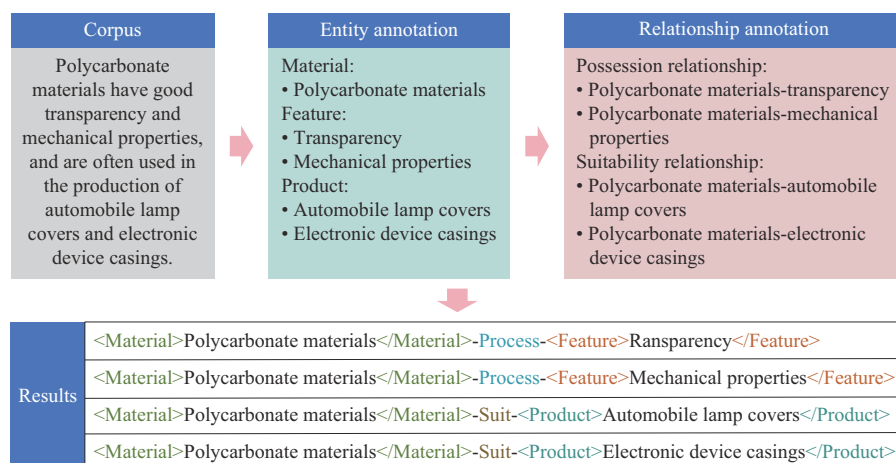


图3 实体标注流程示意图

Fig. 3 Schematic diagram of entity annotation process

原始词汇表中未包含的重要专业词汇,并将这些词汇新增至词汇表中;再者,更新模型的词嵌入矩阵,补充新增词汇对应的嵌入向量。通过以上机制,模型原有分词器被有效拓展为更具专业感知能力的分词工具,不仅能完整保留专业术语的语义信息,还避免了传统分词机制对复合词或术语的误切分现象,为后续的语料建模与特征抽取奠定语义基础。

1.4.2 语料增强

将大规模注塑领域语料作为模型输入,无需人工标注,通过无监督学习方式完成语义建模与语言结构学习,提升工业大模型对领域术语的表示能力与语境感知能力。在完成工业大模型的无监督微调后,进一步利用有监督学习实现文本数据扩充。具体步骤为:(1)将待增强的文本数据及其对应的标签作为输入特征,随机遮蔽文本中的部分单词,同时记录相关标签信息;(2)通过建立词汇与标签之间的关联关系,生成富含语义的嵌入向量,以有效表征每个单词的语义特征。基于新的嵌入向量,模型对被遮蔽单词的位置进行预测,生成候选增强词汇集;(3)从候选词汇中选取与原始语义和标签信息最为一致的单词,作为增强后的文本数据。

1.4.3 语料测试

为确保数据质量及其应用效果,需从完整性、准确性、一致性等维度对数据质量和应用质量进行评估。完整性评估主要检查数据是否缺失必要字段以及是否存在过多空白或无效值;准确性评估将增强后的数据与原始数据及领域内权威数据源进行比对,验证数据的正确性;一致性评估关注数据格式、编码等是否统一,以及数据在不同情境下的

逻辑是否连贯。应用质量评估主要考察数据增强对模型性能的影响。利用增强后的数据训练工业大模型,通过对比使用原始数据和增强数据训练出的模型在验证集和测试集上的准确率、召回率、F1值等指标,检验增强后的数据对模型泛化能力的提升作用;结合领域专家对模型预测结果进行人工评估,选取具有代表性的注塑工艺案例,由专家判断模型输出的合理性和准确性,证明增强后的数据在实际工业场景中的应用价值。

2 高分子材料模塑成型大模型构建方法

高分子材料模塑成型大模型构建核心技术路线涵盖从数据治理到应用落地的全链条研发过程,如图4所示,主要分为以下5个阶段。

(1)多源异构数据采集与融合。基于笔者前述的高分子材料模塑成型大模型语料库构建方法,从学术论文、技术报告、专利文献等多种数据源中采集信息。通过数据清洗、标准化、格式转换与数据增强等环节,构建内容全面、语义统一的模塑成型领域语料库,为模型预训练奠定基础。

(2)领域知识建模与图谱构建。在预处理语料的基础上,采用自动化文本分割与实体识别技术对关键词和概念进行初步标注。结合注塑行业特定的标签体系,进一步提取实体间的逻辑关系,构建注塑领域知识图谱,将其与语料深度融合,增强模型对专业知识的理解能力与语义感知能力。

(3)多阶段预训练与领域微调。在通用语言模型的基础上,利用构建的注塑语料进行领域适配预训练,提升模型在模塑成型领域中的语言表达与知识推理能力。随后,结合具体任务(如异常检测、设备状态预测、知识问答等)进行有监督学习和强化学

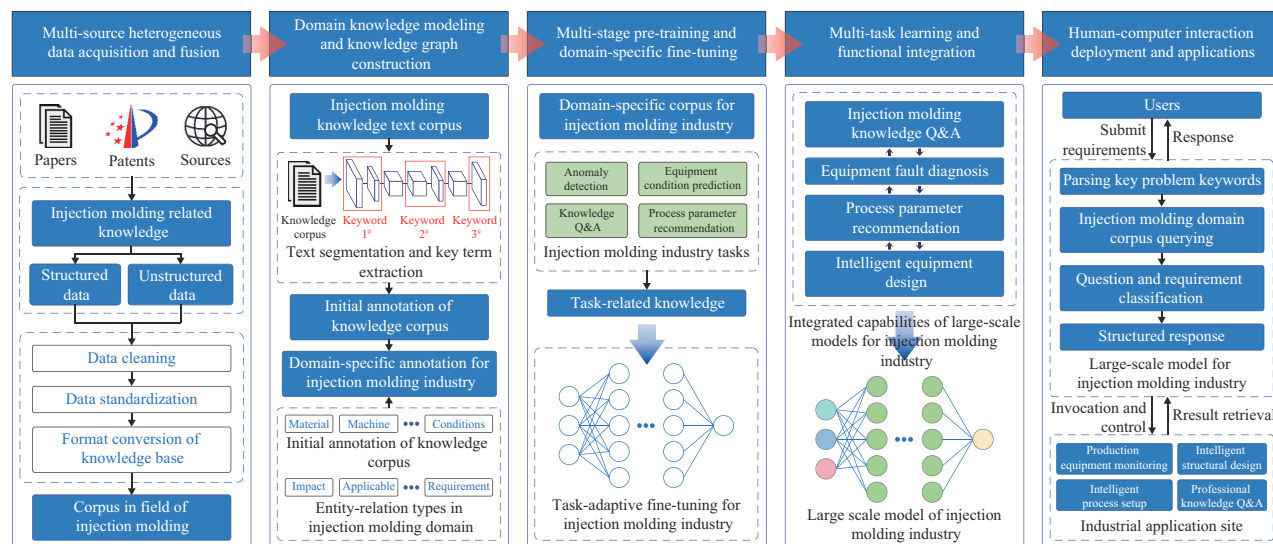


图4 高分子材料注塑成型大模型构建方法

Fig. 4 Method for constructing large models of polymer material molding

习微调,实现模型在典型工业应用中的高效泛化与精准表现。

(4)多任务学习与功能集成。将多个任务功能(包括注塑知识问答、故障诊断、工艺参数推荐等)集成到统一的大模型架构中。通过多任务学习策略,实现任务间知识迁移与特征共享,在保证任务独立性的同时提升整体系统的协同效能与泛化能力。

(5)人机交互部署与应用。为支持注塑成型型

场的智能化生产需求,对模型进行轻量化压缩与推理优化,实现模型在终端设备或边缘计算环境下的部署。同时,结合自然语言交互接口,实现智能问答、实时提醒等功能,提升模型在实际工业场景中的应用体验。

根据以上构建方法,结合高分子材料工业语料库建设,形成高分子材料注塑成型大模型训练推理一体化流程图,见图5。

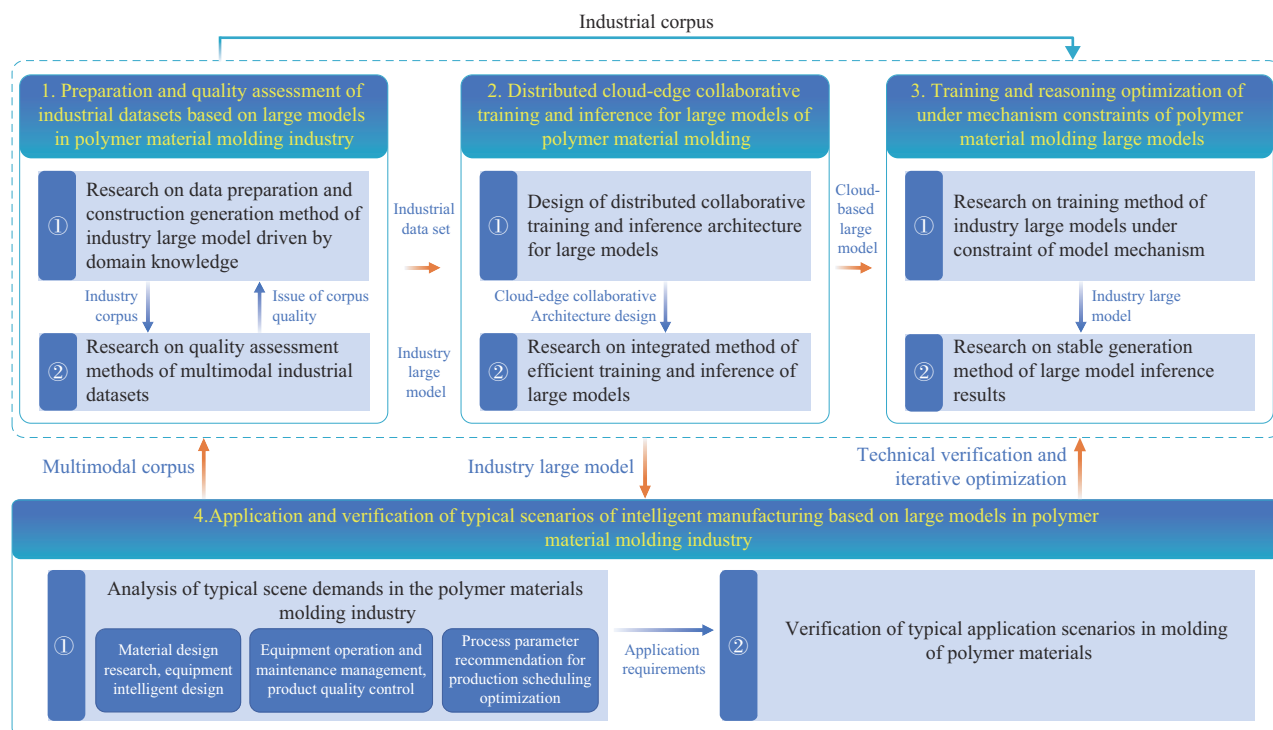


图5 高分子材料注塑成型大模型训练推理流程图

Fig. 5 Flow chart for training and reasoning of polymer material molding large model

3 高分子材料模塑成型工业大模型典型应用

基于笔者提出的高分子材料模塑成型工业大模型构建方法,可构造用于多种模塑成型生产场景的工业智能大模型,大模型可充分融合高分子材料模塑成型领域的专业知识与工业语义,可实现专业知识问答、材料设计研发、装备智能设计、生产设备运行维护、工艺参数智能推荐以及生产制造流程智能设计等相关应用。

3.1 行业知识问答

在行业知识学习与推理方面,模塑成型大模型在构建过程中深度融合高分子材料模塑成型领域相关知识图谱与语义建模技术,具备较强的语义理解能力与上下文推理能力,可实现面向模塑成型领域的智能问答功能。知识问答功能可以支持用户以自然语言形式提出关于注塑工艺流程、设备运行原理、材料性能参数、常见故障处理方法等专业问题,能够在复杂语境中准确识别问题意图与核心要素。依托于注塑知识图谱中构建的“实体-关系类型-实体”的语义结构,结合实体识别与关系抽取方法,大模型可对输入信息进行结构化语义解析;并基于知识检索与生成模型的协同机制,输出具备专业性、上下文相关性及可追溯性的解答结果。该应用可提升企业知识服务的智能化水平,降低人员培训成本,为工程师提供基于历史数据与行业经验的智能辅助判断,提升其问题响应能力与决策效率。

3.2 材料设计研发

在高分子材料设计方面,凭借对大量高分子材料数据的深度学习与训练分析,模塑成型大模型对注塑成型工艺流程有较为深入的理解,可为材料的设计研发工作提供全方位、智能化的支持^[9]。工艺设计方面,大模型能够基于材料的配方设计、性能参数等基础信息,结合实际的注塑成型应用场景,快速预测出材料在注塑过程中的响应特征,如流动性、收缩率、翘曲变形等指标。逆向工程方面,模型还具备逆向设计能力,模型可以针对特定注塑成型工艺要求和期望制品性能智能推荐相应高分子材料配方体系。此外,还可与实验数据紧密结合,能够对研发过程中的实验结果进行实时分析和反馈。当实验数据与模型预测结果出现偏差时,模型可自动调整内部的参数和算法,进一步提高预测精度。

3.3 装备智能设计

在装备智能设计方面,通过对历史设备设计

文档、制造标准、失效分析报告及用户定制需求的大规模学习,模塑成型大模型可构建跨文档、多层级的知识表示与特征映射模型。依托模塑成型大模型,工程师可在螺杆结构设计、模具结构设计等装备设计过程中获得智能化的设计建议与优化指导。大模型可根据输入的产品结构特征、材料性能参数与成型目标,进行模具类型选择、浇口位置优化、冷却回路布置以及模架尺寸匹配等多维度设计推理。大模型可参考已有设计案例,并结合知识图谱中的设计约束与行业标准,进行基于规则与数据融合设计生成,提升设计合理性。此外,通过引入生成式学习机制,大模型可在满足成型约束条件的前提下,生成多种设计方案供工程师选择,缩短设计周期并提高人员效率。

3.4 生产设备运行维护

在注塑设备运维方面,模塑成型大模型通过对设备运行日志、故障记录及传感器数据的学习建模,实现对装备状态的精准感知与智能管理。模塑成型大模型能够实时监测生产工艺核心参数(如螺杆位置、注射压力等),结合内置的状态诊断模块,对潜在异常进行预测。依托语义感知与历史经验学习,模型可自动推理可能的故障类型及其成因,生成个性化的维护策略建议,有效降低非计划停机率。此外,还能与车间调度机制协同,提前干预可能影响生产节奏的设备风险,助力实现智能化、预测性的生产管理。

3.5 工艺参数智能推荐

大模型通过集成历史生产数据、产品模型信息、成型工艺知识库等多源信息,自动提取原材料类型、壁厚分布、服役要求等关键影响因素,实现注射压力、注射速度、熔体温度等工艺参数的推荐和优化,减少试模成本和周期。模塑成型大模型具备与模流分析软件(如Moldflow)自动对接的能力,用户在输入三维产品模型后,系统可自动生成有限元分析网格并执行模流仿真。仿真过程中,系统结合正交试验设计方法,对关键参数进行分析,挖掘工艺参数与成型质量之间的映射关系;基于仿真实验数据,大模型构建“产品特征—工艺参数—质量指标”智能映射网络,并根据用户期望目标(如缩短成型周期、降低收缩率等)进行推荐策略调整,实现产品质量与生产效率的平衡。智能推荐流程图见图6。

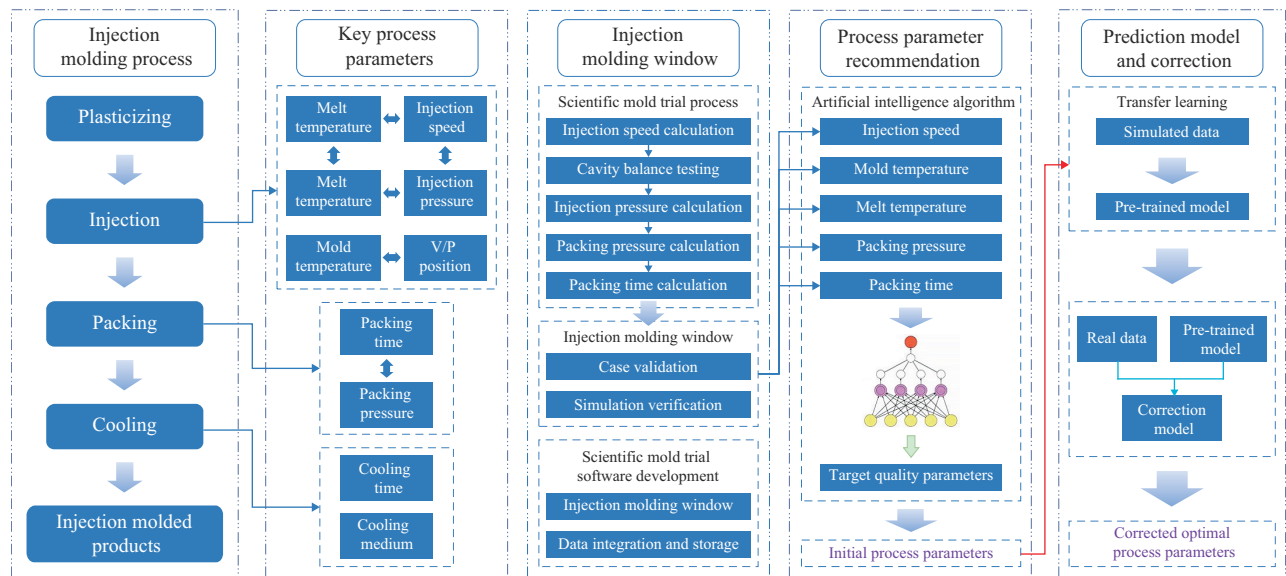


图6 工艺参数智能推荐流程示意图

Fig. 6 Schematic diagram of intelligent recommendation process for process parameters

3.6 生产制造流程智能设计

在生产制造流程设计方面,模塑成型大模型通过注塑制造流程中的任务依赖与资源调度关系,可实现生产排程、流程布局与产线配置的智能优化。模塑成型大模型基于制造工艺知识图谱与调度规则,能够自动识别关键工序与瓶颈资源,在多约束条件下生成高效排程方案。此外,可读取实时数据(如设备状态、工件进度、物料库存等)动态调整生产策略,实现柔性制造与事件驱动的智能调度,有效提升注塑制造系统的响应速度与资源利用效率,适用于多品种、小批量及敏捷制造等复杂场景。

3.7 产品质量检测

在产品质量检测方面,模塑成型大模型可通过微米级光学成像与多光谱分析技术,结合代码生成能力实现气泡、裂纹等制品缺陷的实时定位与分类。通过图像处理能力识别表面粗糙度、几何形变;通过解决复杂结构三维成像的穿透性优化问题,开发基于深度神经网络的自动缺陷分割算法,攻克多材料叠层成像的伪影消除与分辨率提升难题,来检测产品内部气密性、制品均一性。建立动态射线参数自适应调整机制以匹配不同模塑工艺的检测需求。同时模塑成型大模型可用于构建工艺参数-缺陷类型的关联数据库,针对生产缺陷开展根因分析,为工艺优化提供数据支撑,降低产品不良率,推动形成覆盖模塑成型全生命周期的质量闭环管控体系。

4 结语

针对通用大模型在模塑成型行业适应性差的问题,提出了面向注塑成型领域的专用工业大模型构建方法。通过构建高质量、专业化的语料体系与多阶段模型训练流程,提升模型对注塑行业知识的理解与应用能力。所构建的大模型在专业问答、工艺优化、设备维护等应用中展现出良好的潜力,为推动传统注塑制造向智能化、数据驱动方向转型提供了切实可行的技术路径与实践基础。未来,相关研究可进一步扩展至其他制造细分领域,探索跨领域大模型的可迁移性与泛化能力。

参考文献

- [1] 张维合. 塑料成型工艺与模具设计[M]. 2版. 北京: 化学工业出版社, 2024.
ZHANG Weihe. Plastic forming process and mold design[M]. 2nd ed. Beijing: Chemical Industry Press, 2024.
- [2] 张友根. AI智能注塑成型的分析研究[J]. 橡塑技术与装备, 2024, 50(12):6-14.
ZHANG Yougen. Analysis and research on AI intelligent injection molding[J]. China Rubber/Plastics Technology and Equipment, 2024, 50(12):6-14.
- [3] 许宇轩. 注塑成型熔体粘度波动定量表征及在线补偿控制方法[D]. 北京: 北京化工大学, 2022.
XU Yuxuan. Quantitative characterization and online compensation control method for viscosity fluctuation of injection molding melt [D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2022.
- [4] 王宏宽, 陈少伟, 崔伟, 等. 人工智能赋能汽车制造业探析[J]. 自动化与信息工程, 2024, 45(5):10-13.
WANG Hongkuan, CHEN Shaowei, CUI Wei, et al. Exploration of

- artificial intelligence empowering the automotive manufacturing industry[J]. Automation & Information Engineering, 2024, 45(5): 10–13.
- [5] 袁礼伟,王耀南,谭浩然,等.面向智能制造的自主可控工业互联网发展研究[J].中国工程科学,2025:1–16.
- YUAN Liwei, WANG Yaonan, TAN Haoran, et al. Research on the development of self-controllable industrial Internet for intelligent manufacturing[J]. Strategic Study of Chinese Academy of Engineering, 2025:1–16.
- [6] 任磊,王海腾,董家宝,等.工业大模型:体系架构、关键技术与典型应用[J].中国科学:信息科学,2024,54(11):2 606–2 622.
- REN Lei, WANG Haiteng, DONG Jiabao, et al. Industrial foundation model:Architecture, key technologies, and typical applications [J]. Scientia Sinica (Informationis), 2024, 54(11):2 606–2 622.
- [7] 栾燕,孟祥曦.人工智能大模型与新型工业化融合的路径与挑战[J].信息通信技术与政策,2025(1):76–82.
- LUAN Yan, MENG Xiangxi. The integration of large AI models and new industrialization:Paths and challenges[J]. Information and Communications Technology and Policy, 2025(1):76–82.
- [8] ZHANG Q C, YANG L T, CHEN Z K, et al. An adaptive dropout deep computation model for industrial IoT big data learning with crowdsourcing to cloud computing[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4):2 330–2 337.
- [9] YAO L, GE Z Q. Industrial big data modeling and monitoring framework for plant-wide processes[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(9):6 399–6 408.
- [10] LI P, CHEN Z K, YANG L T, et al. An incremental deep convolutional computation model for feature learning on industrial big data[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(3): 1 341–1 349.
- [11] 王骁,顾维玺,吴文昊.工业大模型赋能新型工业化的路径探索[J].通信世界,2024(7):9–11.
- WANG Xiao, GU Weixi, WU Wenhao. Exploration on the path of empowering new industrialization with industrial big model[J]. Communications World, 2024(7):9–11.
- [12] 任磊,贾子翟,赖李媛君,等.数据驱动的工业智能:现状与展望[J].计算机集成制造系统,2022,28(7):1 913–1 939.
- REN Lei, JIA Zizhai, LAI Liyuanjun, et al. Data-driven industrial intelligence:Current status and future directions[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(7):1 913–1 939.
- [13] 谷月,王欣,刘晶.卡奥斯工业大模型:一个更懂制造的“百事通”[J].走向世界,2024(16):8–11.
- GU Yue, WANG Xin, LIU Jing. COSMO-GPT A large industrial model, making AI an expert of manufacturing[J]. Openings, 2024 (16):8–11.
- [14] 陈录城,杨振发,鲁效平,等.智能工业时代:工业场景下的AI大模型体系架构与应用探索[J].数字化转型,2024(1):108–117.
- CHEN Lucheng, YANG Zhenfa, LU Xiaoping, et al. Intelligent industrial era:Exploration of AI large model architecture and application in industrial scenarios[J]. Digital Transformation, 2024(1): 108–117.
- [15] 张相木.工业人工智能时代的制造业数智化转型[J].电气时代, 2025(1):22–25.
- ZHANG Xiangmu. Digital intelligent transformation of manufacturing industry in the era of industrial artificial intelligence[J]. Electric Age, 2025(1):22–25.
- [16] JIA J, WANG Y P, LI Y, et al. LEARN: Knowledge adaptation from large language model to recommendation for practical industrial application[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2025, 39(11):11 861–11 869.
- [17] 李湘,韩丽,李瑞琪.人工智能在智能制造典型场景的应用研究[J].智能制造,2024(6):22–26.
- LI Xiang, HAN Li, LI Ruiqi. Research on application of artificial intelligence in typical scenes of intelligent manufacturing[J]. Intelligent Manufacturing, 2024(6):22–26.
- [18] 黄思翰,陈建鹏,徐哲,等.基于大语言模型和机器视觉的智能制造系统人机自主协同作业方法[J].机械工程学报,2025,61(3): 130–141.
- HUANG Sihan, CHEN Jianpeng, XU Zhe, et al. Human-robot autonomous collaboration method of smart manufacturing systems based on large language model and machine vision[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(3):130–141.
- [19] YANG H Y, HU C, LIU Y H, et al. Exploration of the application of data-driven and generation models in the design of thermoplastic vulcanizate rubbers[J]. Polymers, 2025, 17(7). DOI: 10.3390/polym17070995.