

环形轧制工艺全流程数据库设计与应用

蒲亮兮^{1, 2}, 丁佐军³, 孙传华³, 陈 飞³, 赵宇乾³, 黄诗尧¹

(1. 长三角先进材料研究院, 江苏 苏州 215000; 2. 西交利物浦大学, 江苏 苏州 215000; 3. 无锡派克新材料科技股份有限公司, 江苏 无锡 214161)

摘要: 针对环形轧制工艺流程长、工艺设计难的问题, 设计并开发了一种环轧工艺全流程数据库, 其功能涵盖了数据模板定制、数据分析、图像识别和材料卡生成等。基于该数据库进行了微观图像快速量化分析和环轧工艺仿真材料卡批量生成的应用功能测试。通过在一种环轧材料的显微图像数据集上训练和测试 U-net 模型验证了深度学习与图像识别模块全部流程的可用性。通过对材料数据进行材料卡自动拟合, 并利用获得的材料卡进行环形轧制仿真验证了数据库为有限元仿真提供材料卡的可行性。

关键词: 环轧工艺; 材料数据库; 机器学习; 图像识别; 材料卡生成

中图分类号: TG335 **文献标志码:** A

Design and Application of a Full-Process Database for Ring Rolling Technology

PU Liangxi^{1, 2}, DING Zuojun³, SUN Chuanhua³, CHEN Fei³, ZHAO Yuqian³, HUANG Shiyao¹

(1. Yangtze Delta Advanced Materials Institute, Suzhou Jiangsu 215000, China; 2. Xi'an Jiaotong-Liverpool University, Suzhou Jiangsu 215000, China; 3. Wuxi Paikexin New Materials Technology Co., Ltd., Wuxi Jiangsu 214161, China)

Abstract: To address the challenges of lengthy processes and complex design in ring rolling, a full-process database for ring rolling technology was designed and developed, incorporating functionalities such as data template customization, data analysis, image recognition, and material card generation. Functional tests were conducted for rapid microstructure image quantification and batch material card generation for ring rolling simulations. The U-Net model was trained and validated on a microstructure image dataset of a ring-rolled material to confirm the usability of the deep learning and image recognition modules. Additionally, automated material card fitting based on material data and subsequent ring rolling simulations using the generated cards verified the database's capability to provide reliable inputs for finite element analysis.

Keywords: ring rolling process; material database; machine learning; image recognition; material card generation

1 引言

压环形轧制简称环轧或辗环, 它利用轧辊使环件在不断旋转过程中发生连续局部塑性变形, 从而减小壁厚、增大直径, 直到截面轮廓达到设计指标^[1]。环形轧制具有加工精度高、产品性能好、成形效率高等优点, 在航

空航天、船舶、风电等工业领域有着广泛应用^[2]。为了满足现代工业发展的需求, 环形轧制技术正朝着高速化、大型化、精密化、复杂化及柔性化方向发展^[3]。

环轧工艺流程长, 从铸锭到最终产品包括铸锭下料、铸锭均匀化、均质化开坯、环件轧制成形及后续热处理

基金项目: 国家重点研发计划 (2022YFB3705500)

等工序^[4]。传统环轧工艺设计主要依赖经验试错。对于长流程工艺，试错法不仅人力、物力消耗大，而且容易导致产品精度低、组织性能一致性差。随着轧制成形环件尺寸不断增大，截面形状越来越复杂，环轧工艺设计与优化已经成为高性能环件制造面临的关键挑战^[5]。

欧美日发达国家的高端制造业已经形成“材料成分-加工工艺-微观组织-产品性能”集成设计框架^[6]。随着人工智能技术的不断发展，其设计方法逐渐从传统的实验科学、理论科学、模拟计算，向数据驱动的智能设计模式演变^[7]，其中的关键基础就是建立结构化的“材料-工艺-性能”数据库^[8-9]。国内外在材料数据库建设领域已经取得较为丰硕的成果，如杜克大学组建的AFLOW计算材料数据库，日本国立材料科学研究所开发的MatNavi数据库，我国中科院金属研究所等单位联合建立的材料学科领域基础科学数据库，北京科技大学等单位联合建立的国家材料科学数据共享网等^[10-11]。然而，现有材料数据库，一般只提供原材料的理化数据、微观组织和常规力学性能，缺乏考虑制造工艺和服役环境对材料性能影响的数据，难以直接指导产品开发^[12]。同时，由于大量材料数据库基于早期数据库技术开发，其存储、查询效率受当时的技术限制^[13]。此外，早期的数据库对现有的机器学习方法、批量化处理技术等新需求兼容性较差，难以满足高效的数据分析需求^[14]。

针对环轧产品种类多、生产流程长、工艺参数多等特点，结合企业在产品研发阶段对数据处理、微观组织分析、仿真材料卡的需求，开发了环形轧制工艺全流程数据库，其功能涵盖了数据模板定制、数据存储、数据共享和数据分析等，并基于该数据库进行了微观图像快速量化分析和环轧工艺仿真材料卡批量生成的应用功能测试。

2 全流程数据管理的需求分析

在设计和开发环形轧制工艺全流程数据管理工具之前，精准地对其功能需求进行分析，有助于最终的数据管理工具更加符合企业需要。

数据库的必要需求功能一般包括对所有数据的查看、增加、删除、修改，以及对账户权限的划分和管理。除了上述必要需求功能，由于环轧工艺具有流程长、参数多、流程分工复杂的特点，数据库需要对全流程内不同阶段、不同用户产生的多模态数据进行规范和统一管理。因此，

该数据库引入定制化可复用的数据模板管理功能，建立模板分享机制，以解决流程内不同阶段数据结构和存储方式不统一导致的数据传输壁垒问题。此外，数据库对于用户经常使用的基于机器学习的数据处理和数据分析、基于深度神经网络的图像识别，以及快速批量化导出生成仿真工艺卡的功能进行了集成设计。上述功能有助于简化用户从数据库中提取数据、完成本地处理、重新上传到数据库的繁琐流程。

3 数据库基本结构设计

环轧工艺全流程数据库采用B/S (Browser/Server) 架构，基于浏览器实现的该架构具有使用便捷、适合多种终端访问、可移植性强、可维护性好等优点^[15]。具体数据库的基本架构如图1所示。该数据库系统总共分为六层：用户界面层、展示层、业务层、数据链路层、数据储存层及运行环境。

上述6层结构中，前端UI、展示层和业务层在环轧工艺全流程数据库的设计和开发中较为重要，用以实现整体任务的个性化需求。前端UI由基于VUE的前端网页技术实现，结合了HTML与CSS的底层稳定性和ElementsUI的高速开发能力。展示层对VUE中的模板进行Node引擎渲染，并通过应用最广泛的Ajax交互组件完成网页的前后端交互需求处理。业务层由SpringBoot和MVN框架实现，是整个应用程序的核心，承担着管理用户请求、执行业务逻辑和促进数据传输的责任。在业务层中，有四个组成部分，包括系统管理、模板管理、数据管理和数据应用。这一层通过无缝管理请求、执行复杂的业务逻辑及确保各种系统组件之间数据的顺利传输，在处理用户交互方面起着关键作用。在数据展示方面，非文本数据、图像直接显示在页面上，文件则提供下载链接。用户可以添加数据，系统根据字段的数据类型动态生成表单，为用户完成表单提供指导。此外，该模块还支持用户批量导入和批量导出数据。

4 特性功能模块

针对环轧工艺全流程数据库的重点需求，设计并实现了定制化可复用数据模板、基于机器学习的数据分析、基于深度神经网络的图像识别，以及仿真材料卡批量生成四个特性功能模块。

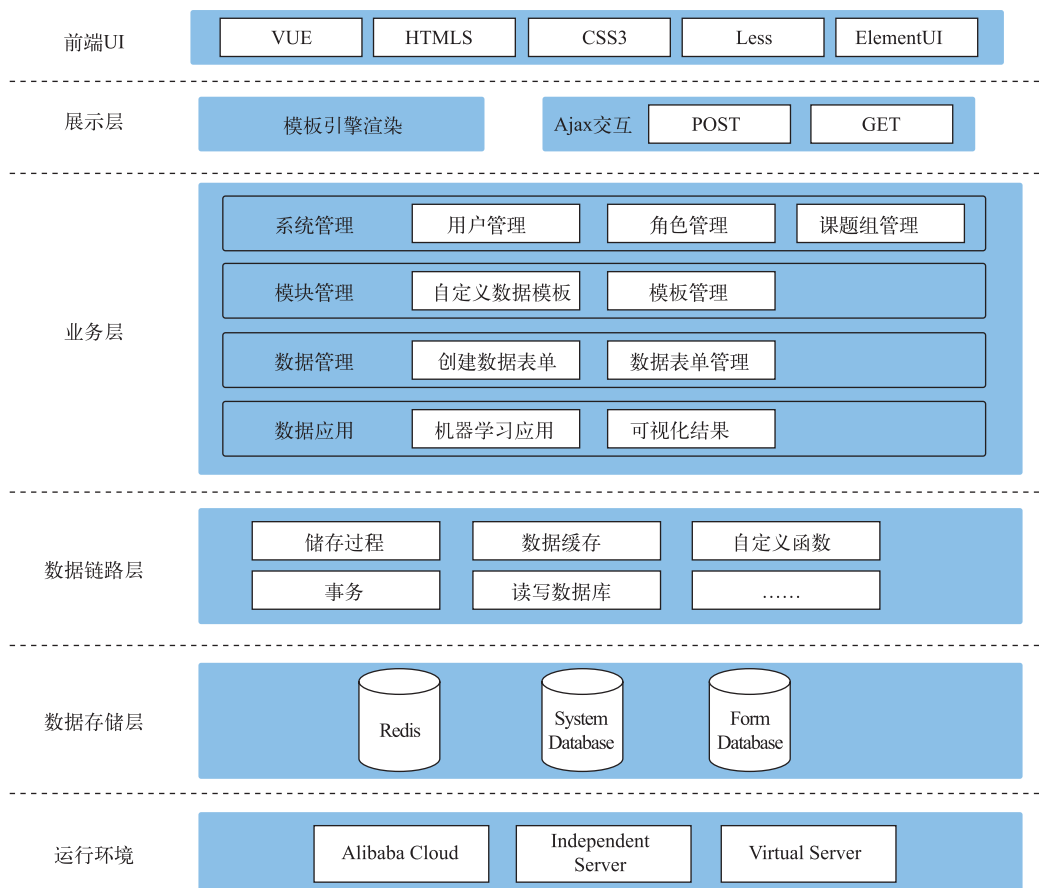


图1 环轧工艺全流程数据库基本架构

4.1 定制化可复用数据模板

环轧全流程工艺设计中，各环节的工艺参数、性能数据、微观图像等实验数据具有总体数据结构相似，但细分数据结构差异大的特点^[16]。如果针对每一个环节开发独立的材料数据库，将会产生大量的冗余结构，无意义地增加系统的复杂性。同时，整体全流程的数据传递和共享也难以进行。数据库开发的定制化可复用模板功能，能够有效地应对环轧全流程工艺所产生的差异化数据存储结构要求。

定制化可复用模板功能允许授权后的用户进行模板字段和数据结构类型的自主定制，并可以设置该模板的共享权限。使用同一模板创建的不同数据表单相互独立，存储在不同的数据库单元中，并且不会因后续用户修改模板受到影响。该方法有效降低了数据库系统功能的耦合程度，使数据库鲁棒性得到提升。利用该方法进行数据存储的工作流程如图2所示。相对于现有的其他材料数据库，定制化数据模板在操作效率和灵活性方面具有

优势，方便各个加工环节进行独立的数据管理，规避了潜在的数据污染漏洞风险，增强了数据库的安全性^[17]。

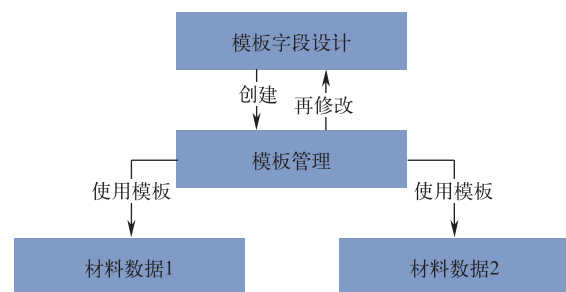


图2 数据存储工作流程

4.2 集成式机器学习与数据分析

环轧工艺材料数据库的一大特点是引入了内嵌集成式的机器学习数据分析模块。该模块可以实现数据处理、机器学习等功能，为环轧工艺全流程设计优化奠定基础。

(1) 特征变换

在数据处理中，特征转换是调整和优化数据的关键

阶段,可以满足建模和训练的重要需求。数据库中包括了一系列常见的转换方法,系统提供了 Z-score、min-max 缩放、log 变换和 Yeo-Johnson 变换,以便根据数据的分布情况选择最合适的方式。其中, Z-score、min-max 缩放和 log 变换都是在数据处理中应用较为广泛的变换,可以保留原始数据的相对关系,使得数据更易于比较和分析。Yeo-Johnson 变换^[18]是一种通用的幂变换方法,适用于包含负数的数据。但是在数据过于集中的情况下, Yeo-Johnson 变换可能会放大数据尺度,因此在某些情况下不适用。具体的变换见公式(1),其中 y_i 为变换后的数据, x_i 为特征数据, λ 为变换系数,可以通过最大似然估计确定。

$$y_i = \begin{cases} ((x_i + 1)^\lambda - 1) / \lambda, & x_i \geq 0, \lambda \neq 0 \\ \ln(x_i + 1), & x_i \geq 0, \lambda = 0 \\ -[(-\lambda - x_i)^\lambda - 1] / \lambda, & x_i < 0, \lambda \neq 2 \\ -\ln(-x_i + 1), & x_i < 0, \lambda = 2 \end{cases} \quad (1)$$

基于上述 4 种特征变换方式,系统提供了自动特征转换功能,用户可以基于待处理数据的特点,自由选择需要应用的特征变换方式。

(2) 数据拟合与预测

数据库系统在特征数据拟合与预测方面选用了多元线性回归、支持向量机及神经网络作为可选模型。这三个模型各具特色,能够应对不同数据特征和复杂度的情况。

多元线性回归模型考虑了多个输入变量对输出变量的影响。多元线性回归在统计学上是常用的模型,在处理不是很复杂的数据有不错的效果。

支持向量机适用于处理高维数据和非线性关系,在分类和回归问题上表现出色。系统引用支持向量机模型以处理非线性关系和高维数据,并实现高准确度的回归任务。

神经网络在机器学习领域是目前应用最为广泛的模型之一,在处理非线性关系和复杂的变化模式时具有优势,在处理大规模数据集和复杂模式识别任务上表现出色。

这三个可选模型的综合应用能够实现对高维数据、复杂关系和非线性特征的灵活处理,提供准确、鲁棒性强和全面的建模能力,以满足环轧全流程数据库中数据多样性和复杂性的挑战。

4.3 深度学习与图像识别

环轧工艺全流程数据库整合的另一特色功能是基于

两种深度学习模型的批量图像识别模块。该模块重点开展图像数据集处理、图像识别模型自动训练等方面的工作,有利于提高微观实验结果分析效率,进一步节约人力成本和时间成本。

(1) 数据集处理

对图像数据集进行预处理是模型训练之前的重要步骤。预处理模块中首先对图片和标签分别进行数据库中的表单划分,并将用户自定义的数据字段传递到用于模型读取数据的功能模块。模块将选定的图像增强变换方式应用于图片标签,并根据后续模型选择保存为不同模型支持图片和标签格式。

(2) 模型选择

数据库系统选用了 U-Net++ 和 YOLOv8 模型作为图像处理模型。两个模型在数据集规模、数据集特点、训练效率等方面各有优劣性,保证系统能够灵活应对不同结构的数据集和任务复杂度。

U-net++ 使用下采样编码器提取特征,使用上采样解码器完成特征融合,通过长连接与短连接的结合使用在模型性能上达到平衡。该模型在材料微观图像、医学影像等领域十分常用,在处理特征相对明确的图片时拥有良好的效果。

YOLOv8 则是 YOLO 系列的最新模型,融合了目前的众多前沿图像识别技术,优化了骨干网络的结构。引入 YOLOv8 模型可以应对更复杂的数据集和难度更高的任务,但对训练集的规模和结构要求更为严格。

(3) 模型分析指标

在训练和测试的过程中,系统同样使用交叉验证自动进行数据划分。同时对于模型结果评估,由于大部分图像处理需求涉及像素分割,因此系统采用 IOU (交并比) 作为评估指标,如公式(2)所示,其中 $\hat{y}_i$ 为模型预测结果, y_i 为数据集中对应的真实值。 IOU 用于衡量预测值与模型预测值的重合程度,值越大表示模型预测越准确。

$$IOU = \sum \frac{y_i \cap \hat{y}_i}{y_i \cup \hat{y}_i} \quad (2)$$

4.4 仿真材料卡批量生成

在仿真过程中,准确描述材料的力学性能是确保仿真精度、指导产品工艺开发的关键。环轧工艺模拟仿真所使用的材料数据主要应用包括材料的物理性能(密度、黏度、热膨胀系数等),材料的力学性能(杨氏模量、硬度、强度等),加工工艺及其对材料性能的影响(变形量、变形时间、温度)^[19-20]。

由于不同的材料模型拥有不同的数学表达式，在传统的材料卡标定过程中，需要挑选多种的材料模型重复开发不同的材料卡，并通过对比找出最适合的，导致在开发不同的材料卡中消耗大量的时间。

数据库集成的仿真材料卡批量生成功能可以根据选定的表达式和材料性能表单，批量生成的不同材料卡，并从中选取最契合的材料卡用于仿真模拟。这样做可以显著节约时间和人工成本，缩短研发周期，为环轧工艺优化提供有力的支持。另外，数据库统一自动生成的材料卡遵循标准化的数据结构和模板，确保了信息的一致性和准确性，减少了人为操作因素导致的记录不一致和错误出现的可能性。

5 特性功能应用案例

5.1 微观图像快速量化分析

本应用示例通过在一种环轧材料的显微图像数据集上训练和测试 U-net 模型，验证了深度学习与图像识别模块全部流程的可用性。

在训练该模型时，用户需通过同一数据模板分别建立原图和掩膜的表单，将标注后的原图和掩膜图片分别上传到数据库中的各自表单中。系统集成功能可以自由地调用数据库表单中的训练集、验证集和测试集，仅需要其模板和格式保持一致。

经过模型训练后，对划分的测试集进行检测的流程图如图 3 所示。

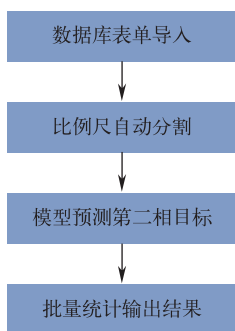


图 3 微观图像快速量化分析检测流程图

为了验证上述训练和预测流程的可行性，介绍一种环锻材料中奥氏体的快速检测方式。首先，通过 OM 光学显微镜，拍摄得到材料微观组织显微图像数据集。将上述数据集划分为验证集和测试集后，以相同的模板和格式上传到数据库的表单中。经过系统调用训练集进行

训练，预测模型被储存在数据分析模块中。在自动分割比例尺后，最终的预测结果示例如图 4 和图 5 所示。

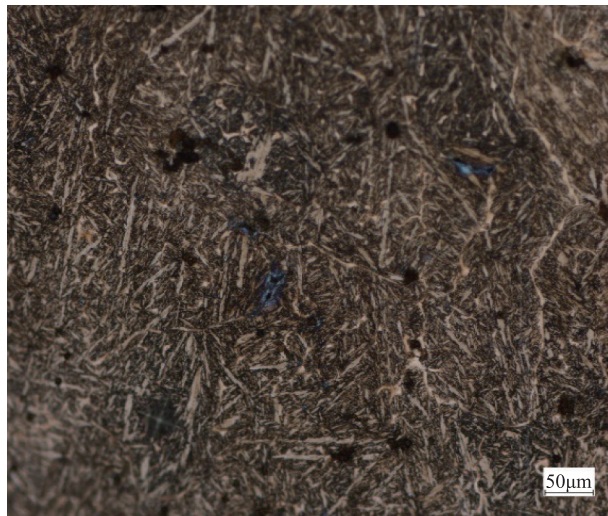


图 4 微观图像原图

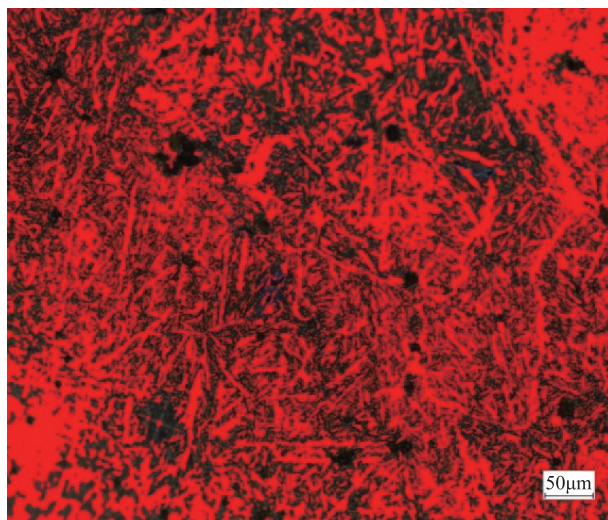


图 5 模型识别结果

识别结果表明，该模块自动调取模型进行训练和预测的功能正常。对于本数据集，测试集中得到的预测结果与真实值的交并比达到 0.89，可以一定程度上替代人工使用软件进行框选和面积比例计算的分析过程。

5.2 环轧工艺仿真材料卡批量生成

本示例展示了环轧工艺全流程材料数据库在环轧有限元仿真中材料卡批量生成应用方法。在本示例中，材料性能数据将会通过一系列热压缩实验获得，以温度、应变率、应变变量等作为变量，每种变量的实验会经过 3

次重复性实验后，记录下相应的应力 - 应变曲线，并根据摩擦力和温度偏差进行修正后分析计算。计算得到的材料性能数据在仿真模型中的表现形式为材料卡。材料卡的标定过程即为选用材料模型对环件初胚在各种温度、各种加载条件下的性能数据进行拟合，其准确性可以通过相同变量下的有限元模拟进行验证。

具体例子：首先，根据材料特性和仿真条件挑选材料卡，分别选择并生成了双线性弹塑性材料卡 (MAT003)，指数塑性材料卡 (MAT018)，各向异性非线性随动硬化材料卡 (MAT125)，后两者弹性段为线性；之后进行相应实验的仿真，并和实验数据对比验证材料卡的精度，结果如图 6 所示。可以看出，3 种材料卡的仿真结果均与实验结果接近，但是各向异性非线性随动硬化材料卡 MAT125 的拟合程度略微好于其余两种材料卡，因此将采用此材料卡进行后续的环轧工艺模拟。环轧工艺模拟采用仿真软件 Ls-Dyna 运行，得到的环轧件成品如图 7a 所示，环件轧制成品的锻件模型如图 7b 所示，可以看出仿真锻件和实际产品规格是比较吻合的。具体的细节数据对比见表 1，模拟成品与实际成品的各项关键数据误差均小于 3mm。此次应用可以说明该数据库为有限元仿真提供材料卡的可行性。

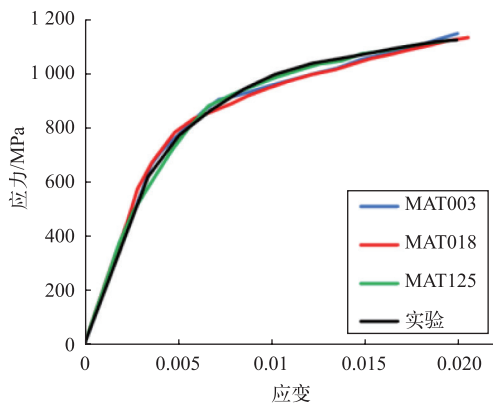


图 6 三种材料卡的模拟结果与实验的对比

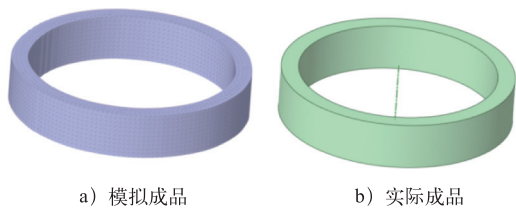


图 7 环轧件模型

表 1 模拟环轧件成品和实际环轧件成品的数据对比

(单位: mm)

	环外径	环内径	壁厚	高度
模拟成品	976.26	828.04	74.11	193.65
实际成品	974.88	830.48	72.20	192.86

6 总结

为了改善现有材料数据库应用功能的不足，自主设计并开发了一种环轧工艺全流程数据库系统，其主要特性如下：

- 1) 为用户提供了数据模板定制、数据存储、数据分析的功能，为环轧全流程工艺参数及实验数据提供一个数据储存平台；
- 2) 数据库集成了图像识别算法，能够对环锻材料的微观组织进行识别和量化分析。通过调用不同材料的训练集数据进行模型训练，数据库可以实现微观图像数据集的快速量化分析；
- 3) 数据库集成了有限元仿真材料卡标定方法，根据材料特性和仿真要求挑选材料卡牌号，实现了仿真材料卡的批量生成，能够为环轧工艺仿真优化提供有力的支持。

参考文献

[1] 华林, 黄兴高, 朱春东. 环件轧制理论和技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2001.

[2] 秦芳诚, 齐会萍, 李永堂, 等. 环形零件短流程铸辗复合成形技术研究进展 [J]. 材料导报, 2020, 34 (19): 152-165.

[3] 钟明君, 于浩. 环件轧制技术的研究现状及发展趋势 [J]. 热加工工艺, 2024 (19): 10-15.

[4] 兰箭, 钱东升, 邓加东, 等. 高性能环类零件绿色智能轧制的研究进展 [J]. 机械工程学报, 2022, 58 (20): 186-197.

[5] 郭良刚, 王凤琪, 梁磊, 等. 高性能环件辗轧成形智能仿真优化新思路与研究进展 [J]. 精密成形工程, 2017, 9 (4): 1-11.

[6] NATIONAL RESEARCH COUNCIL, DIVISION ON ENGINEERING AND PHYSICAL SCIENCES, NATIONAL MATERIALS ADVISORY BOARD, et al. Integrated computational materials engineering: A

- transformational discipline for improved competitiveness and national security[M]. Washington D.C.: The National Academies Press, 2008.
- [7] LEE D, CHEN W, WANG L W, et al. Data-driven design for metamaterials and multiscale systems: A review[J]. *Advanced Materials*, 2024, 36 (8): 1-45.
- [8] SHA W X, GUO Y Q, YUAN Q, et al. Artificial intelligence to power the future of materials science and engineering[J]. *Advanced Intelligent Systems*, 2020, 2 (4): 1-12.
- [9] 张颖, 宋建丽, 王毅, 等. 基于数字孪生技术的金属材料力学标准试样高通量制备与原位铸造性能测试系统 [J]. *铸造技术*, 2022, 43 (2): 77-82.
- [10] CURTAROLO S, SETYAWAN W, HART G L W, et al. AFLOW: An automatic framework for high-throughput materials discovery[J]. *Computational Materials Science*, 2012 (58): 218-226.
- [11] 王宗国, 郭令举, 万萌, 等. 基于单元素掺杂的TiO₂光催化材料数据库 [J]. *中国科学数据*, 2021, 6 (1): 257-266.
- [12] 吴思远, 王宇琦, 肖睿娟, 等. 电池材料数据库的发展与应用 [J]. *物理学报*, 2020, 69 (22): 1-10.
- [13] 李姿昕, 张能, 熊斌, 等. 材料科学数据库在材料研发中的应用与展望 [J]. *数据与计算发展前沿*, 2020, 2 (2): 78-90.
- [14] 张爱敏, 王卓, 刘艺琴, 等. 贵金属材料基因工程数据库建设策略 [J]. *稀有金属*, 2023, 47 (2): 281-291.
- [15] 林大辉, 陈秋妹. 数据库原理与安全 [M]. 北京: 科学出版社, 2023.
- [16] OSES C, ESTERS M, HICKS D. et al. Aflow++: A C++ framework for autonomous materials design[J]. *Computational Materials Science*, 2023 (217): 111889.
- [17] FROLEC J, KRALIK T, MUSILOVA V, et al. A database of metallic materials emissivities and absorptivities for cryogenics[J]. *Cryogenics*, 2019 (97): 85-99.
- [18] YEO I K, JOHNSON R A. A new family of power transformations to improve normality or symmetry[J]. *Biometrika*, 2000, 87 (4): 954-959.
- [19] 杜勇, 李凯, 赵丕植, 等. 研发铝合金的集成计算材料工程 [J]. *航空材料学报*, 2017, 37(1): 1-17.
- [20] 张伟彬, 杜勇, 彭英彪, 等. 研发硬质合金的集成计算材料工程 [J]. *材料科学与工艺*, 2016, 24 (2): 1-28.
-
- 作者简介: 蒲亮兮 (1999—), 男, 硕士, 主要研究方向为材料数据库、人工智能、数据分析。
- 收稿日期: 2024-12-04