

一种基于陶瓷工艺知识图谱的可推理数字化设计服务平台架构研究

樊尹莘¹, 曹冰一², 史文雅², 甘赛雄³, 黄建军³

¹南昌师范学院文学与历史学院, 江西 南昌

²江苏建筑职业技术大学设计创意学院, 江苏 徐州

³南昌理工学院南昌市AI无损表型测量技术与装备重点实验室, 江西 南昌

收稿日期: 2026年6月22日; 录用日期: 2026年7月29日; 发布日期: 2026年8月6日

摘要

近年来, 中小陶瓷企业对产品设计创新能力的重视程度不断提升, 但受限于设计资源获取渠道有限、工艺知识积累方式传统等因素, 其设计能力和响应速度难以跟上日益增长的个性化消费需求。本文提出一种基于陶瓷工艺知识图谱的可推理数字化设计服务平台架构(简称: RDSPA), 面向中小陶瓷企业提供低成本、低门槛的设计知识服务。该平台的核心是一个面向陶瓷设计领域的工艺知识图谱, 通过异质图结构实现工艺知识的语义化存储, 通过图注意力网络实现跨类别推理检索, 并集成Beta-spline参数化建模与改进Harris角点检测, 分别支撑器型连续形态表达与图像特征自动提取。模块级实验验证了改进Harris角点检测与Beta-spline曲线拟合两项核心技术的有效性, 改进算法在检测精度与拟合精度上均优于经典方法。在原型图谱上开展的路径检索测试验证了推理模块在跨类别关联发现中的有效性。以工艺知识图谱和可推理服务为核心的平台化设计模式, 能够有效提升中小陶瓷企业的设计能力和订单快速响应能力, 是弥合其设计能力与市场需求之间差距的一条可行路径。

关键词

中小陶瓷企业, 数字化设计, 服务平台, 知识即服务, 工艺知识库

Research on the Architecture of a Reasoning-Enabled Digital Design Service Platform Based on Ceramic Process Knowledge Graph

Yinxin Fan¹, Bingyi Cao², Wenya Shi², Saixiong Gan³, Jianjun Huang³

¹School of Literature and History, Nanchang Normal University, Nanchang Jiangxi

文章引用: 樊尹莘, 曹冰一, 史文雅, 甘赛雄, 黄建军. 一种基于陶瓷工艺知识图谱的可推理数字化设计服务平台架构研究[J]. 软件工程与应用, 2026, 15(4): 533-546. DOI: 10.12677/sea.2026.154049

²School of Design Innovation, Jiangsu University of Architectural Technology, Xuzhou Jiangsu³Nanchang Key Laboratory of AI-Based Non-Destructive Phenotyping Measurement Technology and Equipment, Nanchang Institute of Technology, Nanchang Jiangxi

Received: June 22, 2026; accepted: July 29, 2026; published: August 6, 2026

Abstract

In recent years, small and medium-sized ceramic enterprises have placed increasing emphasis on product design innovation capabilities. However, constrained by limited access to design resources and traditional approaches to process knowledge accumulation, their design capabilities and responsiveness have struggled to keep pace with the growing demand for personalized consumer products. This paper proposes a reasoning-enabled digital design service platform architecture based on a ceramic process knowledge graph, referred to as RDSPA, which provides low-cost, low-threshold design knowledge services for small and medium-sized ceramic enterprises. The core of the platform is a process knowledge graph oriented to the ceramic design domain, which employs a heterogeneous graph structure for semantic storage of process knowledge, utilizes a graph attention network for cross-category reasoning and retrieval, and integrates Beta-spline parametric modeling and improved Harris corner detection to support continuous form representation of vessel types and automatic image feature extraction, respectively. Modular experiments have validated the effectiveness of the two core technologies—improved Harris corner detection and Beta-spline curve fitting—demonstrating that the improved algorithms outperform classical methods in both detection accuracy and fitting precision. A path retrieval test conducted on the prototype knowledge graph has validated the effectiveness of the reasoning module in discovering cross-category associations. The platform design model, centered on the process knowledge graph and reasoning-enabled services, can effectively enhance the design capabilities and order responsiveness of small and medium-sized ceramic enterprises, offering a viable pathway to bridge the gap between their design capacity and market demands.

Keywords

Small and Medium-Sized Ceramic Enterprises, Digital Design, Service Platform, Knowledge as a Service, Process Knowledge Base

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Open Access

1. 引言

陶瓷产品的诞生，始于设计师的创意构思，经由器型设计、纹饰布局、釉色搭配、成型技法、烧成控制等一系列环节，最终转化为实物。这一链条中，设计环节决定了产品的文化定位与形态特征，工艺环节决定了产品的可行性与品质，两者共同构成了陶瓷产品从“创意”到“物化”的核心路径。陶瓷产业是中国的传统优势产业，在全国多个产区形成了各具特色的产业集群，其中中小企业构成了产业主体。

据公开报道，中国陶瓷工业互联网平台入驻企业规模已达近两千家，其中绝大多数为中小企业和工作室[1][2]。近年来，这些企业对产品设计创新能力的重视程度不断提升，但在设计资源获取和工艺知识积累方面仍面临现实约束：一方面，专业设计软件授权费用高昂、数字化设计人才短缺，限制了企业设

计能力的扩展；另一方面，陶瓷工艺知识长期依附于师傅个人经验，缺乏系统化的记录、整理与传承机制，人员流动即带走知识[3]。

与此同时，消费市场正从“标准化大批量”向“个性化小批量”转变，年轻消费者对陶瓷产品的文化内涵、设计感和个性化提出了更高要求[4]。这一转变对中小企业的设计响应效率提出了新的挑战。传统的“师傅带徒弟”模式和新产品开发流程，在面对快速变化的市场需求时显得周期偏长、灵活性不足[5]。在此背景下，如何利用数字化手段，将分散、隐性的工艺知识转化为可获取、可利用的设计资源，降低中小企业的设计门槛、提升设计效率，成为行业数字化转型中一个重要问题[6]。

针对上述问题，本文提出一种基于陶瓷工艺知识图谱的可推理数字化设计服务平台架构(Reasoning-enabled digital design service platform architecture, RDSPA)，旨在通过工艺知识的数字化管理与智能推理服务，提升中小陶瓷企业的设计能力和对个性化订单的快速响应能力。

本文的主要贡献包括两个方面：(1) 提出一种基于工艺知识图谱的可推理数字化设计服务平台架构(RDSPA)设计模式，将异质图存储、图注意力网络推理、Beta-spline 参数化建模与改进 Harris 角点检测纳入统一框架；(2) 通过模块级实验验证了视觉特征提取与器型参数化建模两项核心技术的有效性，并通过原型图谱上的路径检索测试验证了推理模块在跨类别关联发现中的有效性，为架构的可行性提供了量化与实例双重依据。

本文的结构安排如下：第 2 节梳理陶瓷数字化设计领域的已有研究；第 3 节提出平台架构设计；第 4 节给出关键技术分析，并讨论技术链路中的模块衔接与噪声容限；第 5 节实验验证；第 6 节总结全文。

2. 陶瓷数字化设计相关研究

陶瓷数字化设计并非全新的概念。近年来，行业已出现若干面向设计环节的数字化探索，从技术路线上可归纳为三类典型实践。

三维参数化设计路径以器型的数字化建模为核心能力，其技术逻辑是将陶瓷器型的轮廓曲线以参数方程表达，通过调整控制点实现形态变化。施法中对计算机辅助几何设计的数学基础做了系统描述，其中 B-spline 曲线因具有良好的局部支撑性和数值稳定性而被广泛采用[7]。龙泉青瓷 AIGC 平台是该路径的代表性实践之一，用户输入器型关键词或绘制轮廓草图后，系统可生成三维模型并支持与 3D 打印设备的对接[8]。然而，B-spline 的形状参数缺乏直接的工艺语义——设计师调整控制点时，难以独立控制器型特定部位(如“肩部圆滑度”)的形态特征，这使得器型知识的表示停留在“三维网格”层面，尚未上升到“可检索、可推理的知识单元”层面[9]。

知识图谱路径以工艺知识的数字化存储与关联为核心能力[10]。景德镇御窑博物院的“古陶瓷基因库”是该路径的典型探索。该平台依托近 40 年考古出土的约 2000 万件瓷片，构建了涵盖胎、釉、彩、纹饰、成型方法等多维数据的数字信息系统[11]。此类平台的核心技术挑战在于隐性知识的显式化，即，陶瓷工艺知识大量存在于资深匠人的“眼力”和“手感”中，现有平台主要依赖“人工标注+专家复核”的方式完成数字化录入，知识转化效率较低，且知识之间的语义关联主要依赖人工预设，自动推理能力有限[12]。

生成式人工智能辅助设计路径是近年兴起的方向。代表性探索包括龙泉青瓷 AIGC 平台和英国学者提出的 ClayScape 工作流，前者实现了“文本/草图→效果图”的跨模态生成[8]，后者将生成式 AI 与泥料 3D 打印相结合[13]。此类平台的核心是条件生成模型，能够快速产出多样化的设计方案，但生成过程缺乏工艺约束，系统生成的器型可能在视觉上富有创意，但其比例是否符合工艺规范、结构是否会在烧成中变形，并未被纳入生成模型的约束条件[14]。

上述三类实践表明，数字化工具正在逐步介入陶瓷设计流程，但各自存在不同的侧重与局限。三维参数化路径侧重于几何形态的数字化表达，却未能解决知识的结构化存储与检索问题；知识图谱路径侧

重于工艺知识的数字化归档,却依赖大量人工标注,知识获取效率偏低;AIGC 路径侧重于设计方案的快速生成,却缺乏工艺规范的有效约束。三者从不同侧面触及了陶瓷设计数字化的关键环节,但尚未形成一个能够兼顾形态表达、知识管理与工艺验证三者的统一框架。为此,本文提出一种基于陶瓷工艺知识图谱的可推理数字化设计服务平台架构(RDSPA)设计模式,该设计模式通过“图像→特征→模型→语义”的数据转化链路,将器型参数化建模(形态表达)、异质图存储(知识管理)与图注意力网络推理(工艺验证辅助)整合为统一的技术体系。

3. RDSPA 设计模式

本节将在需求分析的基础上,给出基于工艺知识图谱的可推理数字化设计服务平台架构(RDSPA)设计。

3.1. 需求分析

相关研究为 RDSPA 设计提供了技术基础[15][16],但面向中小陶瓷企业时,还需要明确其特定的需求特征。本节从需求侧回答“平台应该做什么”的问题。

中小陶瓷企业的需求演进有一个现实背景。消费升级趋势下,陶瓷产品的设计品质和文化内涵成为影响消费决策的重要因素[4];数字原生代的年轻设计师逐渐成为行业主力,他们对数字化工具的使用习惯与传统从业者存在代际差异[5]。这些变化意味着,设计能力正在从“加分项”转变为“基本项”,即,不是中小企业做不做设计的问题,而是能不能用更高效的方式做设计的问题。

与此同时,中小陶瓷企业在获取设计资源方面面临结构性约束。专业设计软件的单套授权费用对年营收有限的中小企业构成成本压力;具备数字化设计能力的设计师多流向大型企业;分散在师傅个人经验中的工艺知识缺乏系统化的记录与传承机制[3][6]。这些约束并非“行业缺陷”,而是在行业持续进步的过程中,企业能力提升速度与市场要求变化之间自然形成的“节奏差”。

将上述两个方面结合起来,中小陶瓷企业需要的核心价值主张可以归纳为三点。第一,低成本:无需一次性投入大量资金购买软件或培训,按需使用、按使用付费。第二,低门槛:无需具备专业的数字化技能即可上手,操作方式符合设计师的自然工作习惯。第三,即用型:无需漫长的学习曲线,注册即可使用,知识库已预置基础内容[17]。

基于上述需求分析,本文将 RDSPA 平台定位为设计师的“智能助手”[18]。平台承担三类工作:检索(快速查找工艺知识)、验证(辅助判断设计方案的基本工艺可行性)、生成基础形态(基于轮廓快速生成三维模型)。设计师承担三类工作:创意决策(确定设计方向与文化表达)、审美判断(对平台输出的方案进行取舍与优化)、最终定稿(对设计方案负责)。这一分工的实质是:平台处理设计流程中“可标准化、可计算化”的部分,而将需要审美判断、文化理解、创意突破的部分留给设计师。RDSPA 平台以“图像→特征→模型→语义”的转化链路,串联器型参数化建模、异质图存储与图注意力网络推理三项关键技术。

3.2. RDSPA 总体架构

基于 3.1 节的需求分析, RDSPA 平台采用分层解耦的四层架构(参见图 1),自下而上包括基础设施层、数据层、服务层和应用层。该架构的核心设计原则是:将“知识管理”与“设计辅助”分离为不同的层次,使知识库的建设独立于具体的设计工具,从而保证系统的可扩展性。

基础设施层基于云计算资源部署,采用浏览器/服务器架构,配置 GPU 用于视觉特征提取与模型推理加速。客户端仅需标准 Web 浏览器即可访问,这直接回应了 3.1 节提出的“低门槛”需求。

数据层采用混合存储:图数据库(Neo4j)存储工艺知识的语义网络;向量数据库(Milvus)存储图像特征向量,支持基于相似度的知识检索;关系型数据库管理用户与项目元数据;对象存储管理三维模型文件与图像资源。

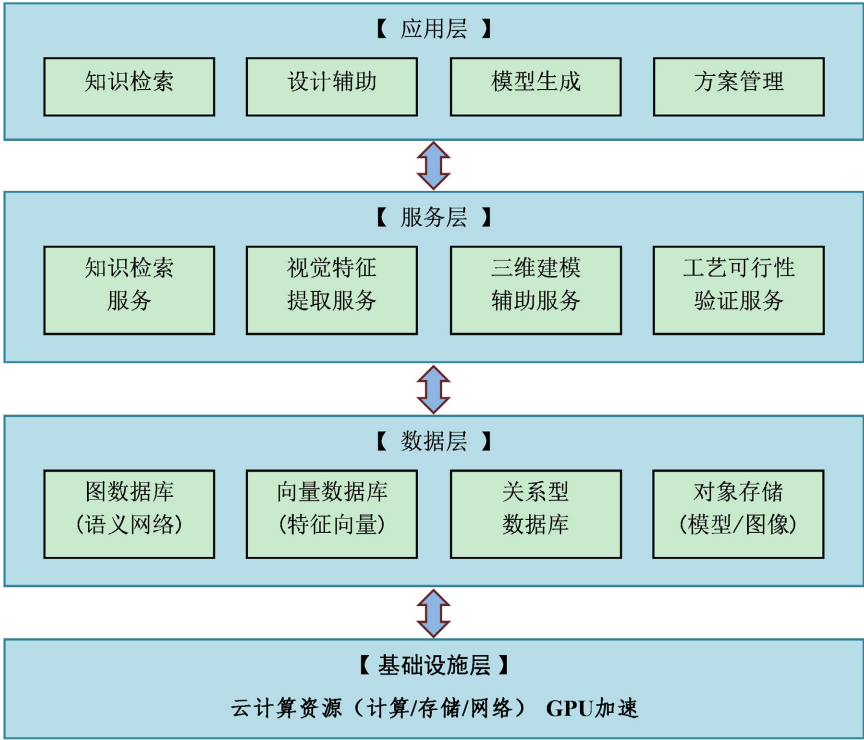


Figure 1. Four layer architecture of RDSPA
图 1. RDSPA 的四层架构

服务层封装 RIDSP 平台的核心服务能力，包括工艺知识检索服务、视觉特征提取服务、三维建模辅助服务、工艺可行性验证服务，通过标准化 API 向上层提供调用接口。

应用层面向设计师用户提供具体功能界面，包括知识检索、设计辅助、模型生成、方案管理等模块。

4. 关键技术分析

RDSPA 平台的核心能力建立在三项关键技术之上。这三项技术分别对应平台数据层与服务层的核心模块，按“提取→表达→推理”的链路依次衔接，共同构成从原始陶瓷图像到可交互设计服务的完整技术链条。

- (1) 视觉特征提取技术，对应 4.1 节。该技术实现陶瓷器物图像向器型轮廓特征点与纹饰特征点的自动转化，为知识库提供结构化的原始数据输入。其输出对应平台数据层的图像特征向量存储模块。
- (2) 器型参数化建模技术，对应 4.2 节。该技术将提取到的轮廓特征点通过 Beta-spline 曲线拟合成参数化模型，使器型知识以连续数学形式存储，具备可检索、可变形、可重用的计算属性。其输出对应平台数据层的图数据库与对象存储模块。
- (3) 工艺知识推理技术，对应 4.3 节。该技术基于图注意力网络在工艺知识图谱中发现跨类别语义关联，向设计师推荐具有相关性的设计参考。其功能对应平台服务层的知识检索与工艺可行性验证模块。

三项技术之间形成“前置后续”的数据依赖关系：视觉特征提取的输出(轮廓特征点)是器型参数化建模的输入；参数化模型作为知识节点存入图谱后，图注意力网络在其上建立跨类别语义关联。三者依次衔接，构成“图像→特征→模型→语义”的逐级转化链条。其逻辑关系如图 2 所示。

图 2 展示了 RDSPA 平台关键技术的数据流向与逻辑层级。图中上方为设计师输入陶瓷图像，经 4.1 节特征提取处理后输出特征点数据，再经 4.2 节参数化建模输出可存储的模型参数，最终经 4.3 节推理形

成语义关联网络并返回至设计师交互界面。图中各模块按“输入层 - 特征层 - 模型层 - 语义层 - 服务层”纵向排列，箭头表示数据依赖方向，粗框标注各节对应的技术内容。该图直观呈现了从“图像输入”到“设计服务输出”的完整转化路径，以及三项技术在路径中的职能分工。

上述三项关键技术构成了从图像输入到设计服务输出的完整数据通路，但该通路的实际运行效果还取决于模块之间的衔接质量。具体而言，视觉特征提取环节输出的角点位置不可避免地包含检测误差，这种误差如何影响后续 Beta-spline 曲线拟合的精度，需要定量分析。同时，拟合后得到的参数化模型 K_{vase} 以控制点和形状参数的形式存在，不能直接存入知识图谱，需要将其转换为固定维度的节点特征向量，才能与其他工艺知识节点建立语义关联。上述两个衔接环节决定了“特征→模型→语义”转化是否能够有效落地。技术链路中两项关键的衔接环节分析如下。

(1) 角点检测噪声对 Beta-spline 拟合误差的影响。对检测到的轮廓特征点添加标准差为 σ_n 的高斯位置噪声 (σ_n 取值为 0、1、2、3 像素)，分别进行 Beta-spline 拟合。

(2) 从参数化模型 K_{vase} 到知识图谱节点特征向量的转换方法。参数化模型 K_{vase} 定义为：

$$K_{\text{vase}} = \left\{ \{V_i\}_{i=0}^n, \beta_1, \beta_2, \{t_i\}_{i=0}^m \right\}$$

式中， $\{V_i\}_{i=0}^n$ 为控制点序列， β_1 和 β_2 为 Beta-spline 的形状参数， $\{t_i\}_{i=0}^m$ 为装饰特征点位置参数。

将 K_{vase} 转换为固定维度的特征向量，转换方法如下：

- ① 控制点序列 $\{V_i\}_{i=0}^n$ 通过等间距重采样与主成分分析(PCA)降维，转化为 16 维轮廓特征向量 $\mathbf{v}_{\text{轮廓}}$ ；
- ② 形状参数 β_1, β_2 直接构成 2 维形状控制特征向量 $\mathbf{v}_{\text{形状}} = (\beta_1, \beta_2)$ ；
- ③ 装饰特征点位置参数 $\{t_i\}_{i=0}^m$ 的分布经直方图量化，转化为 8 维装饰分布特征向量 $\mathbf{v}_{\text{装饰}}$ 。

上述三个特征向量拼接为 26 维联合特征向量：

$$\mathbf{v}_{\text{节点}} = \mathbf{v}_{\text{轮廓}} \oplus \mathbf{v}_{\text{形状}} \oplus \mathbf{v}_{\text{装饰}} \in \mathbb{R}^{26}$$

式中， $\oplus$ 为向量拼接操作， $\mathbf{v}_{\text{节点}}$ 作为器型节点在图谱中的初始特征表示。

4.1. 视觉特征提取：改进 Harris 角点检测

陶瓷图像中的器型轮廓和纹饰布局是工艺知识提取的首要对象。传统 Harris 角点检测算法在陶瓷图像处理中面临两方面困难。其一，陶瓷釉面具有高反光特性，釉下纹饰与釉面光泽叠加形成复杂的灰度纹理，导致算法将大量非角点的纹理噪声误判为角点，伪角点率偏高。其二，传统算法在单一尺度下检测，当陶瓷器物图像分辨率变化或拍摄距离不同时，检测结果的重复性和稳定性不足。这些困难在景德镇青花瓷、粉彩瓷等典型品类中尤为突出。

本节提出的改进算法从两个方向回应上述问题。其一，引入质心距离预筛选机制，在 Harris 响应计算之前，通过几何约束过滤非角点区域，减少釉面纹理的干扰。其二，构建多尺度空间，使角点检测对不同分辨率的输入图像保持稳定。两方面改进共同指向一个目标：使角点检测在陶瓷图像上具备对釉面噪声的鲁棒性。

(1) 多尺度空间构建。

图像的多尺度表示为尺度空间函数 $L(\mathbf{x}, \sigma)$ ：

$$L(\mathbf{x}, \sigma) = G(\mathbf{x}, \sigma) * I(\mathbf{x})$$

其中 $I(\mathbf{x})$ 为输入图像， $\mathbf{x} = (x, y)$ 为像素坐标， $G(\mathbf{x}, \sigma)$ 为高斯核函数：

$$G(\mathbf{x}, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

σ 为尺度参数。选取 $\sigma = \{0.5, 1.0, 1.5, 2.0\}$ 四个尺度构建多尺度空间，覆盖从局部细节到整体轮廓的多层次特征。

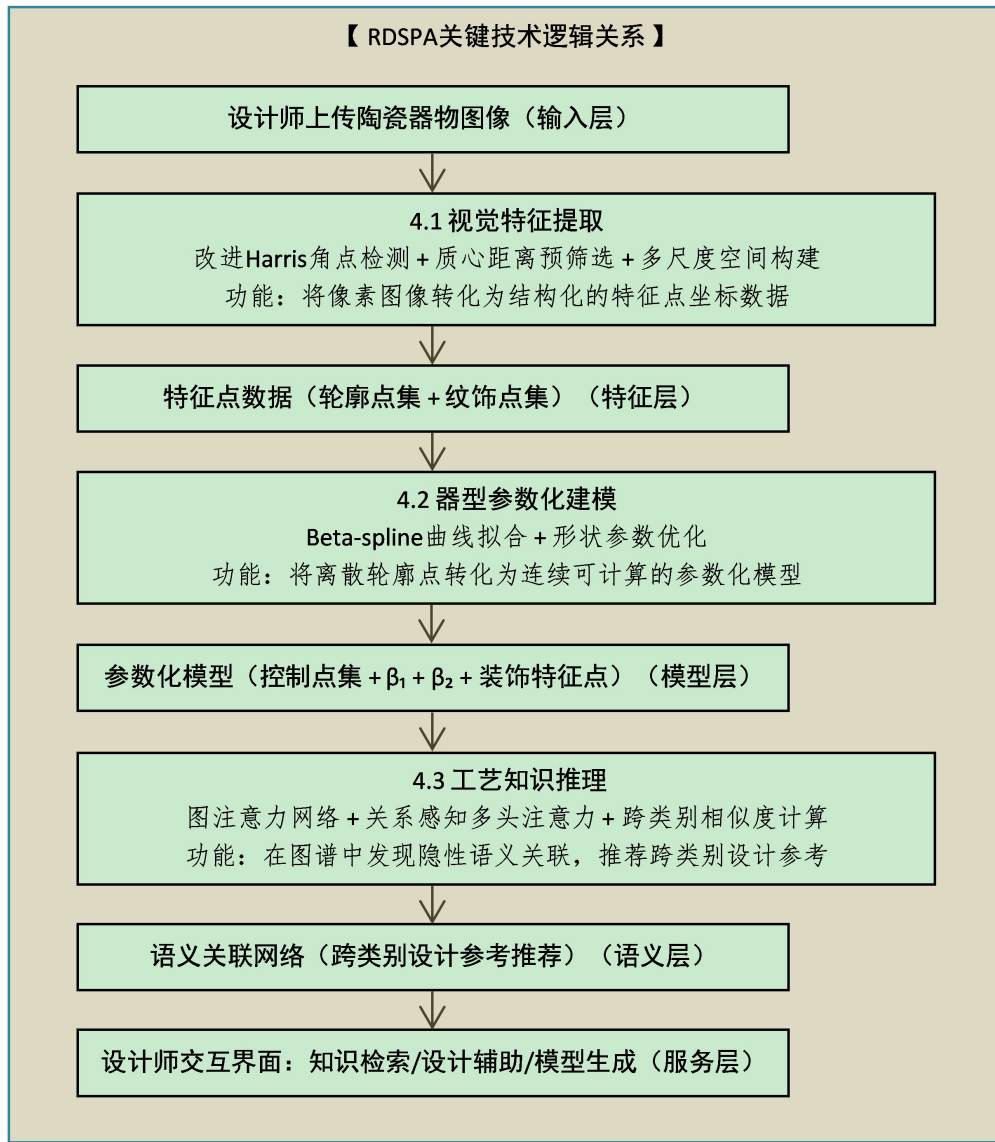


Figure 2. Logical relationship of key technologies in RDSPA

图 2. RDSPA 关键技术逻辑关系

(2) 改进的 Harris 角点响应函数。

定义多尺度角点响应函数 $R(\mathbf{x}, \sigma)$ ：

$$R(\mathbf{x}, \sigma) = \det(\mathbf{M}(\mathbf{x}, \sigma)) - \alpha \cdot \text{tr}^2(\mathbf{M}(\mathbf{x}, \sigma))$$

其中 $\mathbf{M}(\mathbf{x}, \sigma)$ 为自相关矩阵， σ 为经验常数(通常取 0.04~0.06)。该响应函数衡量像素点在各方向的灰度变化程度，响应值局部最大的点即为候选角点。

(3) 质心距离预筛选机制。

为抑制伪角点，引入质心距离预筛选。对于图像轮廓上的像素点 p_i ，计算其与局部区域质心的欧氏

距离:

$$d_i = \|p_i - c_i\|$$

其中局部质心 c_i 定义为以 p_i 为中心的邻域 $N(p_i)$ 内所有点的几何中心:

$$c_i = \frac{1}{|N(p_i)|} \sum_{q \in N(p_i)} q$$

在曲线急剧转折处(角点区域), 轮廓点偏离局部质心的距离较大; 而在平滑曲线上, 轮廓点靠近局部质心。通过设定阈值 T_d 可筛选出候选角点区域, 在 Harris 计算前过滤非角点区域, 从而减少伪角点。

(4) 尺度自适应角点筛选。

定义跨尺度角点稳定性度量 $S(x)$:

$$S(x) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|x_k - \bar{x}\|^2$$

其中 x_k 为第 k 个尺度下检测到的角点位置, $\bar{x}$ 为多尺度角点的加权平均位置。 $S(x)$ 越小, 表示角点在不同尺度下的位置一致性越高, 特征越稳定。最终保留 $S(x)$ 小于阈值 τ_s 的角点。

(5) 工艺特征点分类。

根据检测到的角点空间分布, 定义器型轮廓特征点集 $\mathcal{P}_{\text{silhouette}}$ 和纹饰特征点集 $\mathcal{P}_{\text{ornament}}$:

$$\mathcal{P}_{\text{silhouette}} = \{p \in \mathcal{P} \mid \theta(p) > \tau_{\text{sil}}\}$$

$$\mathcal{P}_{\text{ornament}} = \{p \in \mathcal{P} \mid \theta(p) \leq \tau_{\text{sil}}\}$$

其中 $\theta(p)$ 为角点 p 处的轮廓曲率, τ_{sil} 为区分轮廓点与纹饰点的曲率阈值。分类后的特征点分别输入知识库的不同模块进行后续处理。

4.2. 器型参数化建模: Beta-Spline 曲线

器型知识的数学表征是知识库构建的核心环节。传统方法面临的关键问题是: 器型知识以关键词标签(如“梅瓶”“玉壶春瓶”)的形式存储, 标签相同则默认形态相同, 丢失了同一器型类别内部的连续变化信息。例如, “梅瓶”有宋代修长挺拔的形态, 也有明代浑圆饱满的形态, 但标签无法记录这种差异。B-spline 曲线虽能实现参数化表达, 但其控制点调整与器型局部形态的对应关系不直接, 设计师想“让肩部更圆滑”, 却不知道该调整哪个控制点、如何调整。参数化曲线的基础理论在计算机辅助几何设计领域已有系统论述[7][19]。

本节采用 Beta-spline 曲线回应上述问题。Beta-spline 在 B-spline 基础上增加了 Bias (偏斜)和 Tension (张紧)两个形状参数。Bias 参数直接对应器型的对称/非对称特征, Tension 参数直接对应器型的圆滑/棱边特征, 形状参数的调节方向与设计师对器型形态的描述方向一致, 使数学表达与工艺语义之间建立了明确的映射关系。

(1) Beta-spline 曲线数学定义。

令控制点序列为 $\{V_0, V_1, \dots, V_n\}$, 第 i 段 Beta-spline 曲线 $Q_i(\mu)$ 由四个控制点 $V_{i-2}, V_{i-1}, V_i, V_{i+1}$ 决定:

$$Q_i(\mu) = \sum_{r=-2}^1 b_r(\beta_1, \beta_2; \mu) V_{i+r}, 0 \leq \mu < 1$$

其中 $b_r(\beta_1, \beta_2; \mu)$ 为基函数, β_1 和 β_2 为形状控制参数。基函数的显式表达式为:

$$b_{-2}(\mu) = \frac{2\beta_1^3}{\delta} (1-\mu)^3$$

$$b_{-1}(\mu) = \frac{1}{\delta} [2\beta_1^3 \mu(1-\mu)^2 + 2\beta_1^3 (1-\mu)^3 + 2(1-\mu)^2]$$

$$b_0(\mu) = \frac{1}{\delta} [2\beta_1^3 \mu^2(1-\mu) + 2\beta_1^3 \mu(1-\mu)^2 + 2\mu(1-\mu)^2 + 2\mu^2(1-\mu)]$$

$$b_1(\mu) = \frac{1}{\delta} [2\beta_1^3 \mu^3 + 2\mu^2(1-\mu)]$$

归一化因子 $\delta = 2\beta_1^3 + 4\beta_1^2 + 4\beta_1 + \beta_2 + 2$ 。当 $\beta_1 = 1, \beta_2 = 0$ 时, $\delta = 12$, Beta-spline 退化为三次均匀 B-spline。

(2) 形状参数的几何意义。

Bias 参数 β_1 控制曲线段的歪斜程度: $\beta_1 = 1$ 时曲线对称; $\beta_1 \neq 1$ 时曲线向一侧偏移, 可用于描述陶瓷器型中的非对称特征(如壶嘴、把手)。Tension 参数 β_2 控制曲线段的松紧度: $\beta_2 = 0$ 时曲线圆滑; $\beta_2 > 0$ 时曲线趋于平直, 可用于描述器型中的棱边特征(如方器)。

(3) 几何连续性条件。

Beta-spline 曲线满足几何连续性 G^2 (曲率连续), 相邻曲线段 $Q_i(\mu)$ 和 $Q_{i+1}(\mu)$ 满足:

位置连续: $Q_{i+1}(0) = Q_i(1)$

单位切向量连续: $\dot{Q}_{i+1}(0) = \beta_1 \dot{Q}_i(1)$

曲率向量连续: $\ddot{Q}_{i+1}(0) = \beta_1^2 \ddot{Q}_i(1) + \beta_2 \dot{Q}_i(1)$

上述连续性条件以几何量为基准, 不受参数化选择的影响, 使 Beta-spline 在形状调节上比 B-spline 具有更大的灵活性。曲线与曲面的几何连续性分析可参见施法中[7]和 Farin [19]的相关论述。

(4) 器型知识的参数化存储。

对于提取的陶瓷器型轮廓, 通过 Beta-spline 曲线拟合, 将知识表示为参数向量:

$$\mathcal{K}_{\text{vase}} = \left\{ \{V_i\}_{i=0}^n, \beta_1, \beta_2, \{t_i\}_{i=0}^m \right\}$$

其中 $\{V_i\}$ 为控制点集, β_1, β_2 为形状参数, $\{t_i\}$ 为装饰特征点位置参数。这一表示方法将器型从离散的类型标签转换为连续的参数化模型, 使器型知识具备了可计算、可变形、可检索的数学基础。

4.3. 工艺知识推理: 图注意力网络

工艺知识库的价值在于设计师能否根据设计需求检索相关知识、发现跨类别的知识关联。传统知识图谱的推理主要依赖 TransE、DistMult 等平移距离模型[20], 这些方法在陶瓷工艺知识场景中存在两点局限。其一, 陶瓷知识中的关系类型多样(“演化自”“搭配”“装饰于”等), 各类关系对知识推理的贡献不应相同, 但平移距离模型对关系类型一视同仁。其二, 陶瓷设计中的跨类别关联(如青花纹饰与青铜器纹饰的造型渊源)无法通过简单的多跳路径检索发现, 需要模型从图结构中自动学习深层的语义相似性。近年来提出的图注意力网络(GAT)为图结构数据的推理提供了新的技术路径[21], 其核心优势在于通过注意力机制为不同邻居节点分配不同的聚合权重, 能够区分不同关系类型对当前节点特征更新的重要性; 同时, 图注意力网络生成的是节点嵌入向量, 跨类别相似度可通过嵌入向量的距离直接计算, 无需预设映射规则。

本节将图注意力网络引入工艺知识推理。图注意力网络的核心优势在于: 通过注意力机制为不同邻居节点分配不同的聚合权重, 能够区分不同关系类型对当前节点特征更新的重要性; 同时, 图注意力网络生成的是节点嵌入向量, 跨类别相似度可通过嵌入向量的距离直接计算, 无需预设映射规则。

(1) 知识图谱的图结构定义。

将工艺知识库定义为异质图 $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E},\mathcal{R})$ ，其中 $\mathcal{V}$ 为实体节点集合(涵盖器型、纹饰、釉色、技法、文化元素、时代、窑口等类型)， $\mathcal{E}$ 为关系边集合， $\mathcal{R}$ 为关系类型集合(包括“包含”“演化自”“装饰于”“搭配”“传承自”“影响”等)。

(2) 图注意力层设计。

对于节点 i ，其第 $l+1$ 层的特征表示通过聚合邻居节点特征计算：

$$\mathbf{h}_i^{(l+1)} = \sigma \left(\sum_{j \in \mathcal{N}(i)} \alpha_{ij}^{(l)} \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{h}_j^{(l)} \right)$$

其中 $\mathbf{h}_i^{(l)}$ 为节点 i 在第 l 层的特征向量， $\mathcal{N}(i)$ 为邻居节点集合， $\mathbf{W}^{(l)}$ 为可学习的权重矩阵， σ 为非线性激活函数， $\alpha_{ij}^{(l)}$ 注意力系数。注意力系数通过自注意力机制计算：

$$\alpha_{ij}^{(l)} = \frac{\exp \left(\text{LeakyReLU} \left(\mathbf{a}^T \left[\mathbf{W}^{(l)} \mathbf{h}_i^{(l)} \parallel \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{h}_j^{(l)} \right] \right) \right)}{\sum_{k \in \mathcal{N}(i)} \exp \left(\text{LeakyReLU} \left(\mathbf{a}^T \left[\mathbf{W}^{(l)} \mathbf{h}_i^{(l)} \parallel \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{h}_k^{(l)} \right] \right) \right)}$$

其中 $\parallel$ 表示向量拼接， $\mathbf{a}$ 为注意力机制的可学习参数向量。

(3) 关系感知的多头注意力。

为区分不同关系类型对推理的差异化贡献，引入关系感知注意力：

$$\alpha_{ij}^{(l),r} = \frac{\exp \left(\text{LeakyReLU} \left(\mathbf{a}_r^T \left[\mathbf{W}_r^{(l)} \mathbf{h}_i^{(l)} \parallel \mathbf{W}_r^{(l)} \mathbf{h}_j^{(l)} \right] \right) \right)}{\sum_{k \in \mathcal{N}(i)} \sum_{r' \in \mathcal{R}} \exp \left(\text{LeakyReLU} \left(\mathbf{a}_{r'}^T \left[\mathbf{W}_{r'}^{(l)} \mathbf{h}_i^{(l)} \parallel \mathbf{W}_{r'}^{(l)} \mathbf{h}_k^{(l)} \right] \right) \right)}$$

采用多头注意力提升表达能力：

$$\mathbf{h}_i^{(l+1)} = \oplus_{m=1}^M \sigma \left(\sum_{j \in \mathcal{N}(i)} \alpha_{ij}^{(l),m} \mathbf{W}^{(l),m} \mathbf{h}_j^{(l)} \right)$$

其中 $\oplus$ 表示向量拼接操作， M 为注意力头数， $\alpha_{ij}^{(l),m}$ 为第 m 个头中节点 i 对邻居 j 的注意力系数， $\mathbf{W}^{(l),m}$ 为第 m 个头对应的可学习权重矩阵。

(4) 跨类别知识关联计算。

基于节点嵌入表示，定义跨类别相似度：

$$\text{Sim}(\mathcal{C}_a, \mathcal{C}_b) = \frac{1}{|\mathcal{C}_a| |\mathcal{C}_b|} \sum_{i \in \mathcal{C}_a} \sum_{j \in \mathcal{C}_b} \cos(\mathbf{h}_i, \mathbf{h}_j)$$

当设计师以某类纹饰作为查询时，系统计算其与其他设计类别(如“青铜器纹饰”“剪纸纹样”)的语义相似度，自动推荐具有关联性的跨类别设计参考。该机制不依赖人工预设的映射规则，而是通过图注意力网络从图结构中学习类别间的语义关联。

为验证工艺知识图谱的推理效果，以“青花梅瓶”为例开展路径检索测试。图谱检索以节点之间的逐层跳转(hop)为基本检索步长，每经过一条关系边即计为一跳。构建原型图谱时，已预先建立以下关系路径：

- ① “青花梅瓶”与“青花装饰技法”之间建立“装饰于”关系，记录该器型所采用的装饰工艺类型；
- ② “青花装饰技法”与“元青花”之间建立“典型代表”关系，标注该技法的代表性历史时期与典型器物；
- ③ “元青花”与“伊斯兰金属器”之间建立“受风格影响”关系，记载元代青花在器型与纹饰布局

上对西亚金属器风格的借鉴;

④ “伊斯兰金属器”与“青铜器纹饰”之间建立“造型渊源”关系,追溯西亚金属器造型与装饰传统的更早期来源。

设计师以“青花梅瓶”为查询输入后,系统从该节点出发,沿上述四条关系路径逐级检索,在第④跳输出“青铜器兽面纹”作为关联推荐。该路径展示了图注意力网络在跨类别知识关联中的检索能力,推理模块的有效性在该案例中得到了初步验证。

关于注意力机制与基线方法的系统性对比,需要对图注意力网络、TransE 等模型[20][21]进行独立的基准测试与超参数调优。本文作为设计服务平台架构研究,重点关注技术链路的可行性与服务模式的完整性,仅对其做了初步的理论分析,进一步的研究需在后续工作中深入展开。

5. 实验验证

第4节从理论层面分析了三项关键技术的数学原理,其中视觉特征提取(4.1节)与器型参数化建模(4.2节)两项技术分别涉及“检测精度”与“拟合精度”两个可量化的性能指标,适合通过模块级实验验证其有效性。本节在典型陶瓷图像与器型轮廓数据集上开展实验,分别评估改进 Harris 角点检测算法的检测精度与 Beta-spline 曲线拟合方法的拟合误差,并与经典方法进行对比,以量化数据回应改进方法的实际效果。

5.1. 实验设置

5.1.1. 实验环境

所有实验在统一环境下完成:双路 Intel Xeon Gold 6248R CPU (共 48 核 96 线程),GPU 为 NVIDIA RTX 3090 (24 GB 显存),内存 128 GB DDR4;操作系统为 Ubuntu 22.04 LTS,算法基于 Python 3.9 实现,图像处理依赖 OpenCV 4.5.5,数值计算使用 NumPy 1.21 及 SciPy 1.7。

5.1.2. 实验数据

实验采用两类数据来源。

(1) 自建陶瓷器物图像数据集,含 100 张完整器物图像,涵盖梅瓶、玉壶春瓶、盖碗等常见器型。图像收集自国内外博物馆官方网站及公开数字藏品平台发布的开放数字影像资源,经统一裁剪与分辨率归一化处理,分辨率 1920×1080 。该数据集用于评估算法在平台实际使用场景中的有效性。

(2) UNICAMP 公开陶瓷碎片数据集(glazed-1),含 402 个有釉陶瓷碎片图像。该数据集由巴西坎皮纳斯大学发布,是陶瓷碎片拼接与轮廓提取领域广泛使用的基准数据集,用于与已有方法进行公平对比,保证实验的可复现性。

选取以上两类数据的理由是:碎片数据集代表“高噪声、低分辨率”的复杂场景,完整器物数据集代表“相对规整、高分辨率”的典型使用场景,两者共同覆盖平台可能遇到的主要图像类型。自建图像由三位陶瓷设计专业研究生独立标注角点位置,标注一致性达 92%以上,取交集作为基准真值;碎片数据集沿用其原始标注。每项实验重复运行 5 次,取平均值作为最终结果。

5.1.3. 评价指标

角点检测采用精确率(Precision)、召回率(Recall)和 F1-score 三项指标,定义如下:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}, \text{F1} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

其中 TP 为正确检测的角点数量(检测位置与人工标注位置距离小于 5 像素), FP 为误检的伪角点数量,

FN 为漏检的真实角点数量。曲线拟合采用均方根误差(RMSE)和最大绝对误差(MAE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, MAE = \max_i |y_i - \hat{y}_i|$$

每项实验重复运行 5 次, 取平均值作为最终结果。

5.2. 角点检测实验结果

表 1 给出了三种算法在两个数据集上的角点检测性能对比。对比方法为原始 Harris 算法[22]和 Shi-Tomasi 算法[23]。

Table 1. Performance comparison of different corner detection algorithms
表 1. 不同角点检测算法的性能对比

数据集	算法	Precision	Recall	F1-score
Ceramic Fragment	Harris [22]	0.623	0.715	0.666
	Shi-Tomasi [23]	0.651	0.683	0.667
	本文改进 Harris	0.782	0.741	0.761
青花瓷 完整器物	Harris [22]	0.587	0.692	0.635
	Shi-Tomasi [23]	0.612	0.658	0.634
	本文改进 Harris	0.735	0.718	0.726

表 1 结果显示, 本文改进算法在两个数据集上的 F1-score 分别达到 0.761 和 0.726, 相比原始 Harris 算法分别提升 14.3%和 14.3%。

分析改进算法性能提升的来源, 可从精确率与召回率的变化中看出: 精确率在碎片数据集上从 0.623 提升至 0.782 (+25.5%), 在完整器物数据集上从 0.587 提升至 0.735 (+25.2%), 而召回率仅小幅提升(碎片数据集+3.6%, 完整器物数据集+3.8%)。这一差异表明, 改进算法的主要优势在于质心距离预筛选机制有效抑制了釉面纹理产生的伪角点, 使误检数量显著减少, 而对真实角点的检测能力基本保持。在完整器物数据集上, 釉面纹理更为复杂, 原始 Harris 算法的精确率损失更大(从碎片数据集的 0.623 降至完整器物数据集的 0.587), 而改进算法在两种场景下均保持了相对稳定的精确率(0.782 和 0.735), 进一步验证了质心距离预筛选对釉面噪声的抑制作用。

5.3. 曲线拟合实验结果

表 2 给出了三种曲线拟合方法在 50 个器型样本上的平均拟合误差。对比方法为三次 B-spline 拟合[7]与三次 Bézier 拟合[21]。

Table 2. Comparison of accuracy of different curve fitting methods
表 2. 不同曲线拟合方法的精度对比

拟合方法	RMSE (像素)	MAE (像素)	平均控制点数量
Bézier [21]	3.27	8.43	12.4
B-spline [7]	2.15	5.82	10.2
Beta-spline [24]	1.68	4.35	9.6

表 2 显示, Beta-spline 的 RMSE 为 1.68 像素, 较 B-spline 降低 21.9%; MAE 为 4.35 像素, 较 B-spline 降低 25.3%。同时, Beta-spline 使用的平均控制点数量(9.6 个)少于 B-spline (10.2 个)和 Bézier (12.4 个)。这一结果说明: Beta-spline 以更少的参数实现了更高的拟合精度, 主要得益于 Bias 和 Tension 两个形状参数提供的额外自由度——这两个参数分别对应器型的“偏斜程度”和“松紧度”, 使曲线能够在保持整体平滑的前提下独立调节局部形态, 从而减少了对密集控制点的依赖。

在具体器型上的表现呈现如下模式。以“梅瓶”为例, 偏差主要集中于肩部转折和底部收束两处, 这两处正是器型特征最集中的部位。Beta-spline 在该两处的拟合误差为 2.1 像素和 1.8 像素, 均低于 B-spline 的 3.4 像素和 2.9 像素。其他器型上的误差分布与“梅瓶”类似: 偏差峰值均出现在轮廓曲率变化剧烈的区域(器型肩部、腹部转折、底部收束), Beta-spline 在这些区域的拟合误差较 B-spline 低约 25%~35%。Beta-spline 在曲率变化平缓的区域(器型腹部中段、颈部上段)与 B-spline 表现相当。这一误差分布模式与 Beta-spline 的设计意图一致: Bias 和 Tension 参数对局部形态的独立调节能力, 在特征区域发挥了更明显的作用。

5.4. 实验结论

综合两项实验的结果, 可得出以下结论。第一, 改进的 Harris 角点检测算法在陶瓷图像上的 F1-score 达到 0.726~0.761, 较原始 Harris 算法提升约 14%, 主要贡献在于质心距离预筛选机制有效抑制了釉面纹理引起的伪角点, 验证了 4.1 节改进方向的合理性。第二, Beta-spline 曲线拟合的 RMSE 达到 1.68 像素, 较 B-spline 降低 21.9%, 且以更少的控制点实现, 验证了 Bias 和 Tension 参数在器型特征区域独立调节方面的有效性。两项实验共同支撑了 4.1 节与 4.2 节改进方法在技术上的可行性, 为 RDSPA 平台的知识获取与知识表示环节提供了量化依据。

6. 结论

本文提出了一种基于陶瓷工艺知识图谱的可推理数字化设计服务平台架构(RDSPA)设计模式。该模式以设计师的“智能助手”为定位, 采用分层解耦的四层架构, 整合工艺知识检索、视觉特征提取、三维建模辅助等功能, 面向中小陶瓷企业提供低成本、低门槛的设计知识服务。

在技术层面, RDSPA 架构在三个方向上形成了系统化的设计思路: 知识获取环节采用改进 Harris 角点检测算法实现陶瓷图像的自动化特征提取; 知识表示环节采用 Beta-spline 曲线将器型知识转化为参数化模型, 通过 Bias 和 Tension 参数建立数学表达与工艺语义之间的映射; 知识推理环节采用图注意力网络实现知识图谱的跨类别语义关联, 向设计师推荐具有相关性的设计参考。

在实验验证方面, 本文在典型陶瓷图像与器型轮廓数据集上开展了模块级实验。结果表明, 改进的角点检测算法在检测精度上优于经典方法, 质心距离预筛选机制对釉面纹理噪声有良好的抑制作用; Beta-spline 曲线拟合在拟合精度上优于对比方法, Bias 和 Tension 参数在器型特征区域的独立调节作用得到了验证。在推理模块方面, 以“青花梅瓶”为输入的路径检索测试验证了图注意力网络在跨类别关联发现中的有效性。两项实验与一项案例共同支撑了架构中知识获取、知识表示与知识推理三个环节的技术可行性。

本文的研究意义在于, 将知识图谱与参数化建模技术引入陶瓷设计领域, 探索了工艺知识从隐性经验向可计算、可共享的数字资产转化的可行路径, 为中小陶瓷企业的设计能力提升提供了一种技术架构参考。本研究提出的 RDSPA 架构在关键技术层面已具备可运行的技术通路, 但距离完整平台落地仍有距离。后续研究可从以下方向深化: 开展原型系统开发与用户实验, 验证平台的端到端服务效果; 探索与生成式人工智能技术的结合, 实现基于知识库约束的设计方案自动生成; 将图注意力网络与 TransE 等基线模型进行全面的性能对比, 进一步量化推理模块的优势。

参考文献

- [1] 胡开华, 黄华, 章义来, 等. 陶瓷产品三维互动装饰设计定制服务平台[J]. 重庆大学学报, 2020, 43(11): 121-136.
- [2] 陈莎莉, 黄惠, 熊丹, 等. 国家试验区背景下景德镇陶瓷产业数字化转型探索[J]. 江苏陶瓷, 2024, 57(3): 3-5, 7.
- [3] 罗仕鉴, 董烨楠. 面向文化创意设计的器物知识集成与管理[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(4): 964-977.
- [4] 王智鸿, 李锋. 用户体验设计视域下的日用陶瓷创意策略研究[J]. 陶瓷学报, 2024, 45(5): 1060-1066.
- [5] 张亚林, 王静. 陶瓷产业数字化转型的路径与挑战[J]. 陶瓷学报, 2023, 44(2): 235-242.
- [6] 周正达, 王昊, 汪琳, 等. ChatKG: 一种基于大语言模型和提示工程的非遗知识图谱构建框架——以中国非遗陶瓷制作工艺为例[J]. 图书馆杂志, 2026, 45(4): 82-97.
- [7] 施法中. 计算机辅助几何设计与非均匀有理 B 样条(CAGD & NURBS) [M]. 修订版. 北京: 高等教育出版社, 2025.
- [8] 武璇. 计算机辅助设计在陶瓷产品设计中的应用[J]. 陶瓷, 2024(7): 118-120.
- [9] 古和今, 郑萍, 熊金泉, 等. 陶瓷产品辅助设计与可视化关键技术研究[J]. 陶瓷学报, 2018, 39(4): 475-481.
- [10] 余晓凡, 甘莉, 何也, 等. 陶瓷艺术设计知识图谱构建研究[J]. 包装工程, 2022, 43(8): 247-256.
- [11] 翁彦俊, 邹媛, 熊喆. 数字赋能千年瓷都——景德镇“古陶瓷基因库数字化平台”文化遗产保护实践[N]. 中国文物报, 2025-12-04(006).
- [12] 汪琳, 王昊, 李晓敏, 等. 融合学习扩展的非遗陶瓷工艺领域术语库构建及应用[J]. 图书馆论坛, 2024, 44(2): 66-78.
- [13] Liu, S., Mok, H.C.S., Ling, L., Klein, T. and Lc, R. (2026) ClayScape: A Genai-Supported Workflow for Designing Chinese Style Ceramics with Clay 3D Printing. *Proceedings of the 2026 Designing Interactive Systems Conference*, Singapore, 13-17 June 2026, 2014-2036. <https://doi.org/10.1145/3800645.3812941>
- [14] 肖刚等. 视觉语言模型引导的青瓷跨模态知识图谱构建[J]. 中国图象图形学报, 2025, 30(5): 1318-1333.
- [15] 吕志明, 王立. 面向领域应用的需求分析方法研究[J]. 计算机科学, 2021, 48(6): 231-238.
- [16] 徐梦溪, 沈克永, 涂宏斌, 王丹华. 一种视频与物流业务数据融合的效率-安全双目标协同优化系统设计模式[J]. 软件工程与应用, 2025, 14(4): 897-905.
- [17] 郭磊, 赵竞, 胡钢. 基于四次 ω -Bézier 曲线的陶瓷产品造型设计[J]. 中国陶瓷, 2015, 51(9): 41-44.
- [18] 许昕翔, 吴晟, 刘韵琦. 数字化时代背景下陶瓷艺术品生产策略研究[J]. 江苏陶瓷, 2024, 57(4): 46-48.
- [19] Farin, G. (2002) *Curves and Surfaces for CAGD: A Practical Guide*. 5th Edition, Morgan Kaufmann.
- [20] Bordes, A., Usunier, N., Garcia-Duran, A., et al. (2013) Translating Embeddings for Modeling Multi-Relational Data. *Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*, Lake Tahoe, 5-10 December 2013, 2787-2795.
- [21] Veličković, P., Cucurull, G., Casanova, A., et al. (2018) Graph Attention Networks. arXiv: 1710.10903.
- [22] Harris, C. and Stephens, M. (1988) A Combined Corner and Edge Detector. *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*, Manchester, 31 August-2 September 1988, 147-151.
- [23] Shi, J.B. and Tomasi (1994) Good Features to Track. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR-94*, Seattle, 21-23 June 1994, 593-600. <https://doi.org/10.1109/cvpr.1994.323794>
- [24] Joe, B. (1989) Multiple-Knot and Rational Cubic β -Splines. *ACM Transactions on Graphics*, 8, 100-120. <https://doi.org/10.1145/62054.62055>