

基于图像提取与修复的计算机辅助古画印章分析

林馨怡¹⁾, 吴泓嘉¹⁾, 袁稚庭¹⁾, 张宏鑫^{1)*}, 陈为^{1,2)}

¹⁾ (浙江大学计算机辅助设计与图形系统全国重点实验室 杭州 310058)

²⁾ (浙江大学艺术与考古图像数据实验室 杭州 310058)

(zhx@cad.zju.edu.cn)

摘要: 印章的比对分析在历史研究、人文考古等领域有着巨大的意义。传统印章分析依赖于专家长期积累的领域知识, 并需要人工在来源广泛的印章中进行比对, 效率低下且极其耗费人力。针对该问题, 与人文领域专家深度合作, 提出一种古画印章的自动提取与修复方法, 实现高精度的完整印章批量提取与修复; 通过互联网获取的 1 762 幅古画作品及其中的印章构建数据集, 从印章整体、局部、关联特征等信息构建印章画像; 设计可视分析系统对印章进行了多角度整合呈现, 帮助领域专家在大量印章数据中对特定印章进行比对分析。与传统人工分析相比, 该方法最大限度地提高了专家的工作效率。2 个案例研究证实了所提方法与系统的有效性, 并在专家访谈中得到了积极反馈。

关键词: 图像提取; 修复; 印章比对; 分析视图

中图法分类号: TP391.41 DOI: 10.3724/SP.J.1089.2023-00343

Computer Aided Analysis of Ancient Painting Seals Based on Image Extraction and Restoration

Lin Xinyi¹⁾, Wu Hongjia¹⁾, Yuan Zhiting¹⁾, Zhang Hongxin^{1)*}, and Chen Wei^{1,2)}

¹⁾ (State Key Laboratory of CAD&CG, Zhejiang University, Hangzhou 310058)

²⁾ (Laboratory of Art and Archaeology Image of Zhejiang University, Hangzhou 310058)

Abstract: The comparative analysis of seals has great significance in historical research, cultural archaeology, and other fields. Traditional seal analysis relies on the long-term accumulation of domain knowledge by experts and requires manual comparison among widely sourced seals, which is inefficient and extremely labor-intensive. To address this problem, we collaborated closely with experts in the field of humanities to propose an automatic extraction and restoration method for ancient painting seals, achieving high-precision extraction and restoration of complete seals. A dataset of 1 762 ancient painting artworks and their seals obtained through the internet is used to construct seal portraits based on information such as the overall, local, and associated features of the seals. A visual analysis system was designed to integrate and present seals from multiple perspectives, helping domain experts to compare and analyze specific seals within a large dataset. Compared with traditional manual analysis, this method greatly improves the work efficiency of experts. Two case studies have confirmed the effectiveness of the proposed method and system, and received positive feedback in expert interviews.

Key words: image extraction; restoration; seal comparison; analysis view

收稿日期: 2023-06-17; 修回日期: 2023-12-05. 基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金(226-2022-00064); 国家自然科学基金企业创新发展联合基金(U22B2034). 林馨怡(1999—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为数据可视化、计算机视觉; 吴泓嘉(1995—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为可视化分析; 袁稚庭(1999—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉; 张宏鑫(1975—), 男, 博士, 副教授, 博士生导师, 论文通信作者, 主要研究方向为 CAGD&CG、人工智能; 陈为(1976—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为可视分析、信息可视化、大数据分析。

作为中国书法和篆刻艺术的结合,印章中的书法、章法、刀法,以及钤盖在书画文物上的位置、色彩与完整度蕴含了丰富的信息,为中国传统书画作品图像提供了重要的语义含义,使得印章的相关研究在印章鉴赏、历史人物研究等领域有着极其重要的价值。印章的鉴别是书画作品的鉴别的基础,一旦一枚印章被鉴定为伪造印章,其所在的作品可信度也将大大降低。因此,印章的比对分析对于人文考古领域的研究尤为重要。

现有的印章比对技术存在着一系列的问题,使得当前的印章分析研究面临着巨大的挑战:(1)现存书画作品及印章的数据量非常庞大,仅依靠鉴别专家肉眼比对极其费时费力;(2)现有作品来源于世界各地博物馆,数据的获取受各博物馆规定的限制,存在数据缺失与数据来源不稳定的现象,且印章并未从作品中完整抠取,抠取印章的工作完全依靠人力;(3)作品数据较散乱,缺乏统一的组织形式与检索系统,且作品之间、印章之间未建立关联关系,无法快速、准确地筛选印章分析所需要的信息。

针对当前存在的问题,本文以印章鉴别领域知识为基础,与人文领域专家开展深度合作,结合计算机方法为专家提供一个印章比对分析系统,辅助进行古画印章分析。本文提出一种自动化提取印章的方法,可实现高精度的完整印章批量抠取,并对残缺或模糊的印章进行修复,以便对印章进行比对分析;从印章的整体特征、局部特征和关联特征入手,结合其他印章信息构建印章画像;精细设计自动比对视图、交互比对视图和辅助视图,通过人机协同合作,帮助领域专家对印章进行综合比对分析。

本文还构建了印章与原作品对应数据库,实现了印章与原作品的检索。依据印章画像,提出一种自动化的印章比对方法,并构建作品中印章之间的关联关系,结合收藏印与已有的作品年代等信息提供印章总图谱、关系图谱、聚类图谱以及年代时间轴等辅助分析工具。为便于专家人工进行印章细节上的比对,本文额外提供一种快速、便捷的交互式印章比对工具,让专家能够在这个过程中更好地利用自身经验对印章进行综合分析。

1 相关工作

从印章的检测与提取、印章的比对与鉴别和图像的修复与重建3个方面阐述。

1.1 印章的检测与提取

已有工作结合印章图像层面的信息,通过传统的图像分析方法对印章进行检测与提取。Bao等^[1]从印章的色彩和结构信息入手,将其抽象成数值上的约束关系,通过数学方法对印章进行检测;Roy等^[2]使用广义霍夫变换和字符接近图,对手写或印刷英文文本历史文件档案中的印章进行检测,能够定位文档中任意形状和方向的印章;Ren等^[3]重点关注椭圆形印章图像的检测,首先对印章的轮廓进行拟合,然后将其自动分类为圆形印章或椭圆形印章的形状,进一步用不同的方法对其中的文字进行汉字分割和歪斜校正。

除了传统的基于图像分析检测方法外,近几年提出了基于深度学习检测算法^[4-6],它根据是否生成候选区域,分为一阶段检测器和二阶段检测器,如特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)^[7],区域卷积神经网络(region-based convolutional neural networks, R-CNN)^[8]系列与SSD^[9], Yolo(you only look once)^[10]。与传统的图像分析检测方法相比,基于深度学习的目标检测算法在检测速度和准确率上有更好的性能,且具有更强大的泛化能力。

因此,本文以目标检测算法为基础,结合印章本身图像层面的信息对印章进行检测和提取,不仅能够提升算法的准确率和精确度,也降低了实时拍摄场景中杂乱背景与光线对印章检测的影响。

1.2 印章的比对与鉴别

早在20世纪末,就有一些研究团队使用计算机方法辅助印章的鉴别^[11],直到近几年,计算机方法辅助印章的比对与鉴别仍然是一个热门话题。Chang等^[12]通过对应点匹配和伪检测的方法对印章进行匹配与比对;Chen^[13]通过块匹配和域变换的方法实现个人用印的自动化鉴别;Chung等^[14]采用回归分析和几何形变的方法进行印章的鉴别,并着重处理相机拍摄导致的印章视觉变换问题。除传统特征点比对方法之外,Ren等^[3]结合OCR技术进一步进行印章的识别与检索;深度学习方法的成熟也使得一些团队开始利用神经网络模型挖掘印章的抽象特征^[15],从而更好地进行印章的比对。

本文在深度学习模型的基础上,结合鉴别领域知识,以及整体特征、局部特征和关联特征3个维度的特征,并结合印章的其他信息构建印章画像,以便对印章的特征进行量化和比对。此外,现有研究方法中,大部分是针对单个现代私人印章

或公章应用于实际银行的交易场景,因此主要关注的是印章本身特征的比对.与此不同,本文关注的是古代书画作品中的印章,在该类印章的比对分析专业领域,除印章本身特征的比对之外,专家还会结合收藏印、作品年代和印章与作品之间的关联关系等信息对印章进行综合分析;此外,由于仅仅通过计算机方法完成印章的比对分析准确性较差,因此在计算机方法辅助的基础上,仍然需要结合一些领域专家人为地观察与分析结论,才能使最终的分析结果更加具有可信度.

1.3 图像的修复与重建

随着图像处理方法的改进,图像的自动修复成为图像处理研究的一个重要和具有挑战性的课题.已有图像修复方法可以分为 4 大类:基于序列的方法^[16-19]、基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的方法^[20-22]、基于生成式对抗网络(generative adversarial network, GAN)的方法^[23-25]和基于扩散模型的方法^[26];在合适数据集的训练基础上,这些方法均能够对图像缺损区域进行修复,并能取得不错的修复效果.目前,基于 Stable Diffusion 方法^[26]在图像修复上获得的综合效果较好,该方法通常配合 LoRA 模型^[27]进行微调,通过训练少量参数获得更好的修复效果.

综合考虑修复效果、训练时间及模型可移植性等性能,本文基于 Stable Diffusion 方法^[26],借助 LoRA 模型^[27]训练印章图像,实现印章修复.

2 任务与数据

2.1 需求分析

本课题组与 5 位不同领域的专家开展了一年的合作,其中包括 2 位艺术史的专家(E1, E2), 2 位考古方向的专家(E3, E4)和 1 位人文方向的专家(E5),其中 E5 在书画作品的真伪鉴别领域拥有非

常高的专业权威.

在与专家研讨的过程中发现,印章的钤盖是一个带有随机性的动作,纸张、印泥、钤盖力度和用力角度的偏差都会对印面造成影响;而在印章的比对过程中,专家主要通过印章图像形态特征上的一些特点来判断 2 个印蜕是否来自同一方印章,再结合作品中的其他印章、作品的来源、收藏印、题款书迹和年代等信息,对该印章进行综合分析.当前,在印章比对与鉴伪领域存在如下问题:(1) 印章数据量大、分布散乱,且未单独抠取印章图像,只能在作品原图中查看印章,给印章的比对造成极大的困难;(2) 已有的自动化印章比对方法准确率较低,很难应用于实际情况;(3) 在鉴伪领域,仅仅依靠单个印章的印蜕比对结果并不可靠,还需结合作品中的其他信息进行综合分析.

本文提出的印章分析方法需要解决以下问题:(1) 将当前散乱的书画作品中的印章提取出来,并与其来源作品相对应;(2) 建立印章间的关联关系,便于进行印章的综合分析;(3) 融合作品中的收藏印、年代等其他信息构建印章画像,辅助进行印章的分析;(4) 改进已有的印章比对方法,抽取合理的分析维度,提高印章分析的准确率.

由于钤盖印章时的随机性动作因素对于印章图像的影响并不大,不会在印章图像之间造成很大的偏差,因此对于一些细微的变形暂不考虑,而是抓住主要差别对印章进行比对分析.

基于上述分析,本文提出如图 1 所示的系统流程.在数据预处理阶段完成印章的检测和前景提取,抽取印章特征,构建印章画像,利用自动比对视图、交互比对视图和辅助视图对印章进行多角度的比对分析.

2.2 数据与模型

本文用到的模型包括印章检测模型、朱白文分类模型和印章修补模型.分别为 3 个模型选取适当



图 1 本文系统架构

的数据制作了数据集,其中数据的详细内容如表1所示。

表1 数据详细内容

模型	数据来源	数据内容
印章检测模型	网络爬取	中国传统书画作品图像共1 762幅,扩充得到2 593幅图像
朱白文分类模型	网络爬取	中国传统书画作品中裁剪的印章图像共246幅;其中,朱文印章134幅,白文印章112幅
印章修补模型	专家挑选	石涛作品标准件24套画册,共200幅作品,裁剪其中的印章,得到朱文印章392幅,白文印章383幅

3 印章提取与修复

3.1 印章提取

本文中,印章提取包括初始检测、前景提取与定位校正,其中,前景提取与定位校正的步骤如图2所示。

(1) 制作印章初始检测模型。从互联网上下载中国古代书画作品图像共1 762幅,使用labelme工具对作品中的印章进行人工标注。为提升印章检测模型的泛化性,将搜集到的部分作品图像旋转一定的角度 θ , $\theta \in [-45^\circ, 45^\circ]$,并增加透视变换,以适应扇形作品和真实场景拍摄的图像。该过程得到共2 593幅标注印章后的书画作品图像作为原始数据,按照8:1:1的比例划分数据集,以Yolov8^[10]为基础骨架训练印章检测模型,测试得到印章模型检测精度为98%,召回率为98%。

(2) 将古画作品图像输入初始印章检测模型,检测得到初始印章,记录该检测框坐标 (x_1, x_2, y_1, y_2) 和预测置信度 C 。为保证后续处理步骤调整

大小后的印章维持真实形态,将检测框根据较长边扩展成正方形,得到检测框边长 $L = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$,以及检测框坐标 $[x_1, x_1 + L, y_1, y_1 + L]$ 。筛选满足置信度 $C > 0.9$ 的检测框,并使用K-means算法将检测框内的像素进行聚类,得到 k 个颜色中心,分别由RGB的3个颜色值表示。分析印章与背景的RGB值发现,印章像素值均为红色,满足 $R > \max(G, B)$ 的关系,同时满足 $|G - B| < \min(|R - G|, |R - B|)$,且 $|R - G| + |R - B|$ 的值越大,该颜色中心代表的像素类成为印章的可能性越大。若一个颜色中心的RGB像素值满足 $\max(R, G, B) < 50$ 且 $\min(|R - G|, |R - B|) < 25$,则该颜色中心代表的像素类成为题跋的可能性越大。据此,本文实现了初始印章前景的分离和提取,并初步去除印章表面黑色题跋的干扰。

(3) 对于任意印章前景像素点,定义以该像素点为中心 3×3 范围内的4邻域和8邻域,如图2所示。边缘平滑对于4个方位的边缘均适用,若中心像素为边缘偏移像素,则校正该前景像素的位置,通过校正错位像素达到边缘平滑的效果。中心填充用于优化印章前景提取时部分像素由于颜色阈值差异被遗漏的问题,若中心像素为连接处缺损,则补全该前景像素,以实现印章前景像素的连贯性。首先对印章前景作二值化处理,得到印章前景位图;然后遍历位图,对印章边缘进行平滑,并对中心缺损色块进行补全,得到去噪平滑后的印章前景位图;最后将该位图作为前景模板修复印章前景原图,对每个前景像素点,在以该点为中心的 3×3 范围内跳过重合点,去除模板中值为0的点,并用该范围内所有前景像素点的颜色均值补全模板中值为1的点,得到去噪平滑后的印章前景。

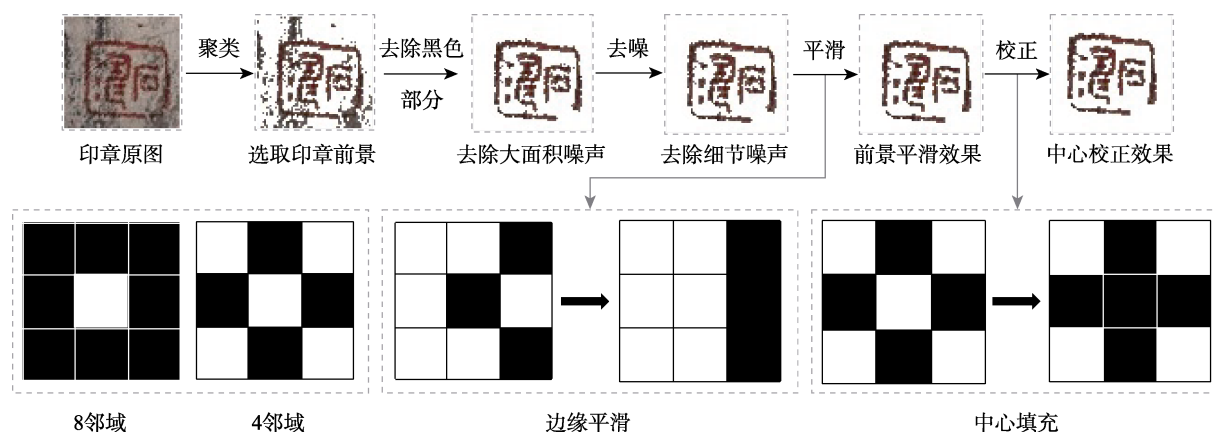


图2 印章前景提取与定位校正整体流程

(4) 根据得到的印章前景计算印章的外轮廓, 进一步计算印章的中心坐标 (x_0, y_0) . 将印章中心坐标平移调整检测框坐标, 使得印章中心位于检测框中心, 得到最终的检测框坐标 (x'_1, x'_2, y'_1, y'_2) . 裁剪得到印章原图, 并由原图尺寸 $w \times h$ 计算得到裁剪印章尺寸 $w_b \times h_b$.

3.2 印章的分类与修复

部分作品因年代久远或保存不当, 其中的印章会存在部分缺失或模糊不清的现象, 若直接在图像层面进行比对, 会导致原本属于同一印面的印章相似度大大降低. 为弥补该因素对印章自动比对造成的影响, 本文对裁剪得到的印章进行修复, 并将修复结果作为专家使用本文系统进行印章比对的可选项.

在修复过程中, 朱文印章与白文印章的修复存在较大差异, 使用单一模型在修复时极易混淆, 本文使用轻量级分类网络 Squeezenet^[28]分别训练单独的朱文印章与白文印章的修复模型.

制作印章朱白文分类模型时, 从互联网上下载印章图像共 246 幅, 其中, 朱文印章 134 幅, 白文印章 112 幅, 在 .txt 格式的文件中对印章图像路径和类别进行标注, 按照 8 : 1 : 1 的比例划分数据集, 以 Squeezenet 为基础骨架训练朱白文分类模型, 测试得到该模型的分类型准确率为 98%.

在鉴别专家的指导下, 本文挑选 34 套石涛作品标准件画册, 共 200 幅作品图像, 由于这些作品的可信度较高, 将其作为比对分析的参考依据. 对标准件作品中的石涛印进行裁剪, 得到 775 方印章, 按照朱文印和白文印进行分类, 其中, 朱文印章共 392 方, 白文印章共 383 方. 对这些印章标注释文, 作为辅助文字向量输入, 以 Stable Diffusion 模型^[26]为基础, 结合 LoRA 模型^[27]训练印章修补模型. 先对初始印章图像添加随机噪声, 进行前向扩散; 再进行后向去噪, 得到生成图像. 印章扩散过程如图 3 所示.

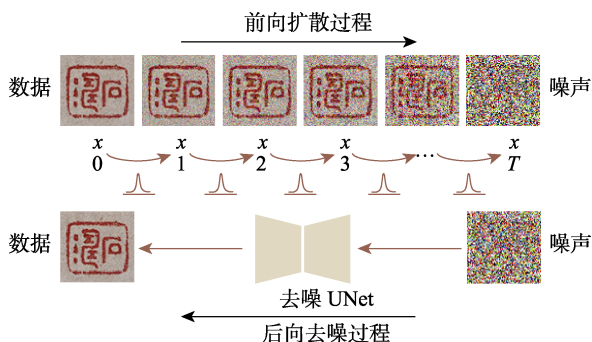


图 3 扩散过程

修复印章时, 首先将裁剪得到的印章原图用朱白文分类模型进行分类, 根据分类结果选择朱文印章或白文印章的修补模型. 对输入印章添加释文, 作为文字向量辅助输入, 用跨模态联合表征的方式实现印章图像的局部重建.

在印章原图的基础上人为绘制局部掩模, 如图 4 中黑色部分所示, 并在交互输入框内手动输入印章释文描述“A shi tao seal”, 作为印章修补模型的文字向量辅助输入. 其中, 人为输入的释文内容需为该印章中文释文的拼音. 将印章原图、掩模和释文共同输入印章修补模型, 生成修补后的印章图像. 其中, 图 4a 所示为存在缺失的印章原图, 修补效果 1 和修补效果 2 分别为同一印章原图与掩模的不同修补效果, 最终修补结果可由专家自行调整掩模生成, 并挑选出最可能接近原印章的修补图像.

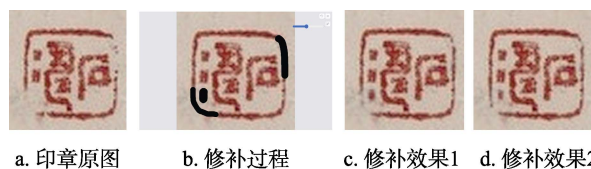


图 4 石涛印修补效果

4 构建印章画像

在中国古代书画作品中的印章鉴别中, 专家从印章的整体外形、细节特征、局部拐点等信息对 2 方印章进行比对, 并结合作品中的其他印章可信度与该印章其他信息进行综合分析.

本文从整体特征、局部特征和关联特征 3 个维度量化印章图像层面信息, 并结合年代、关联关系等其他信息构建印章的特征画像, 便于用计算机辅助表征印章并进行后续的比对. 其中, 局部特征又细分为角点特征、轮廓特征和区域特征, 如图 5 所示.

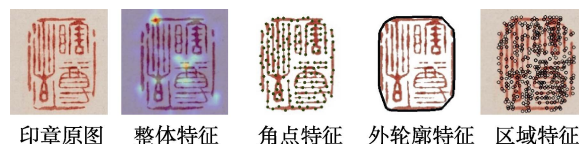


图 5 印章特征维度图

4.1 整体特征

为抽取印章的整体特征, 本文将同一作品中相同印面的印章作为一个单独的类别制作训练集, 并使用 VGG^[29]网络进行训练. 实验结果表明,

VGG16 与 VGG19 提取的特征差距不大, 考虑 VGG16 更轻量, 本文用 VGG16 作为印章特征提取的网络骨干。

为了最大限度地保留原始印章的完整性, 并消除背景因素的干扰, 在特征提取阶段将直接裁剪的印章原图作为输入, 并使用背景扩充的方法增加数据集的多样性。为了保证输入图像的一致性, 将所有输入印章图像的分辨率调整为 224×224 像素。从 34 幅书画作品中随机裁剪大小为 224×224 像素的方格作为背景, 结合 224×224 像素的印章前景形成新的印章数据, 按照 8 : 1 : 1 的比例划分数据集, 使用 VGG16 网络结构训练特征提取模型。在特征提取阶段抽取印章的特征, 将其映射到二维向量, 并进行归一化。

对于任意 2 幅印章图像 S_i 和 S_j , 提取它们的整体特征 f_i 和 f_j , 则它们在整体特征上的相似度

$$F_G = \cos \langle f_i, f_j \rangle = \frac{f_i \cdot f_j}{|f_i| \cdot |f_j|}.$$

本文用 Grad-cam^[30]可视化提取的整体特征。

4.2 局部特征

4.2.1 角点特征

本文以 Harris 算法^[31]为基础提取角点特征。为了避免背景因素的影响, 使用印章前景作为输入提取特征; 鉴于角点特征的唯一性, 使用角点特征的总目数作为比对的衡量标准。对于任意 2 幅印章图像 S_i 和 S_j , 提取得到它们各自的角点特征, 总目数分别为 N_{C_i} 和 N_{C_j} , 则它们在角点特征上的相似度 F_C 可以表示为 N_{C_i} 与 N_{C_j} 的比值。

4.2.2 轮廓特征

遍历预处理后的印章前景图像, 依次寻找印章的上、下、左、右边界, 并用凸包计算整体外轮廓。本文使用外轮廓曲线的离散 Fréchet 距离^[32]衡量印章轮廓特征的相似度。假设印章图像 S_i 有轮廓特征 $f_i : [a, b] \rightarrow V$, 印章图像 S_j 有轮廓特征 $f_j : [a', b'] \rightarrow V$, 则其在轮廓特征上的相似度表示为 $F_P = F(f_i, f_j) = \inf_{\alpha, \beta} \max_{t \in [0, 1]} d(f_i(\alpha(t)), f_j(\beta(t)))$ 。

4.2.3 区域特征

本文以 SIFT 算法^[33]为基础提取区域特征。由于同一时期或同一作品中采用的纸张材料与保存情况通常较为相似, 因此背景因素也可作为印章特征的一部分。对裁剪的印章直接提取区域特征。

对于任意 2 幅印章图像 S_i 和 S_j , 提取它们各自的区域特征, 总目数分别为 N_{R_i} 和 N_{R_j} , 匹配的特征点数目为 $M_{R_{ij}}$, 则它们在区域特征上的相似度 F_R 可以表示为 $M_{R_{ij}}$ 与 N_{R_j} 的比值。

4.2.4 关联特征

关联特征是该印章所在画册中其他印章整体特征与局部特征的加权值, 同一方印章只拥有一个关联特征。假设印章图像 S_i 属于画册 V , 该画册共包含 k 方印章, 其中与 S_i 印面相同的印章为 T 方, 则其余印章可以表示为 $S_1, S_2, \dots, S_{i-1}, S_{i+1}, \dots, S_k$, 与 S_i 印面相同的印章可以表示为 $A_1, A_2, \dots, A_T$ 。对于印章图像 S_i , 提取得到特征相似度向量 $Q = (F_{G_{ij}}, F_{C_{ij}}, F_{P_{ij}}, F_{R_{ij}})$, 系数向量 $B = (\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4)^T$, 则它的总体特征相似度可以表示为 $M_{ij} = Q \cdot B$ 。其中, $j \in (0, A]$, 且 $j \neq i$, $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 为权重系数, 根据实验结果均设定为 0.25。则印章 S_i 关联特征可以表示为 $F_{A_i} = \sum_{j \in (0, k]} M_{ij}$ 。

由此, 可以得到印章图像 S_i 和盖印面的标准件印章 S_0 在整体特征、局部特征和关联特征上的相似度向量 $F = (F_{G_{ij}}, F_{C_{ij}}, F_{P_{ij}}, F_{R_{ij}}, F_{A_{ij}})$ 和系数向量 $W = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5)^T$, 2 方印章的综合相似度可以表示为 $S_{ij} = F \cdot W$ 。其中, $j \neq i$, $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5$ 根据实验结果均设定为 0.2。

4.3 其他信息

除图像层面的特征外, 印章中蕴含的信息还包括印章的释文, 该印章为作者印章还是藏家印, 原作品的现藏地、与之相关联的印章与作者、作品创作时间、印章出现时间、题跋等信息, 印章的尺寸及其在图中的位置等等。这些信息将在视图中呈现, 构成完整印章画像, 辅助领域专家进行综合分析。

5 印章分析视图

为了帮助领域专家提高分析效率并快速捕捉关键特征, 本文如图 6 所示展现了作品及印章来源的详细信息, 并设计了自动比对视图中、交互比对视图中和辅助视图 3 种印章分析视图, 如图 6 中的 B, C, D 所示, 将印章信息有序整合并加以呈现, 为专家提供更为便捷的分析工具。

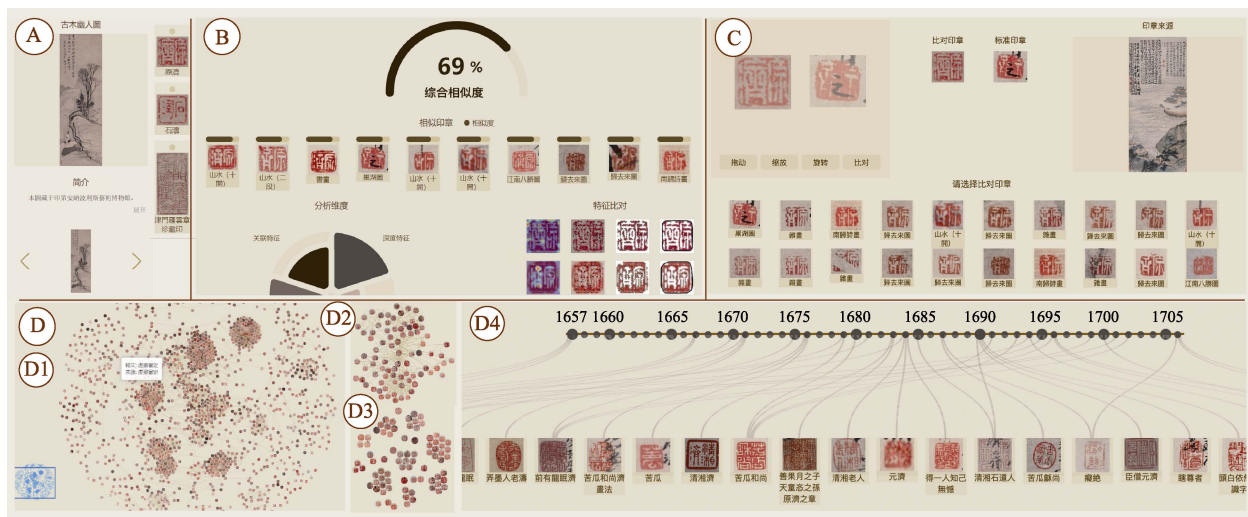


图 6 系统分析流程

5.1 自动比对视图

自动比对视图展示与该印章印面相同且最相似的前 10 个标准印, 以及该印章的综合相似度。点击每个标准印, 系统将对 2 个印章分别从整体特征、角点特征、轮廓特征、区域特征与关联特征 5 个维度进行自动比对分析, 呈现印章画像与分析维度图, 并给出该印章的综合相似度与初步分析结论。

5.2 交互比对视图

领域专家可在印章编辑框内对待比对印章及其相似印章两两进行比对操作, 通过拖动、缩放、旋转等功能, 将 2 个印章在视觉上相互重叠, 查看印章细节部分的差异, 并计算 2 方印章的重叠程度。交互对比视图提供了与该印章相似度排名前 10 的标准印供选择比对。

5.3 辅助视图

5.3.1 印章总图谱

印章总图谱是同一作者收录画作中所有印章的关系总图, 展现了该作者不同画作中印章的分布, 便于结合该印章同一画作与其他相关画作中的收藏印所蕴含的信息对印章进行综合分析。

5.3.2 关系图谱

关系图谱是相同释文印章在同一作者所有画作中出现的情况总览, 展现了作者不同作品中该类印章出现的频率及之间的联系, 便于分析该印章在某个时期的使用频繁程度, 以及在同类型印章在不同画作中的演变。

5.3.3 聚类图谱

聚类图谱是相同释文印章根据相似度聚类分布总览, 是该类印章不同形态的突出呈现, 便于把握同类型印章的特征, 进而分析该印章与同类型印章之间的区别和联系。

5.3.4 年代时间轴

年代时间轴是作者的印章在不同年代作品中出现情况的排布, 便于结合作品年代信息与印章最早出现时间信息辅助进行印章的分析。

5.4 系统分析流程

系统分析流程如图 6 所示。专家可从数据库中选择一幅古画图像, 在作品详情界面, 系统将自动对古画中的印章进行检测、提取。选择单个印章后, 在自动比对视图中可查看该印章的自动分析结果。专家可进入交互比对界面选取标准印章与原印章进行人工重叠比对, 也可选择查看辅助视图, 结合自身经验对印章进行综合分析。综合比对分析后若发现可疑印章, 可点击印章卡片上方进行标注。

6 案例分析

石涛生于明朝末期, 名若极, 法号原济, 是中国绘画史上一位重要人物, 其一生有众多作品, 对后世产生了极为深远的影响。本文以石涛为例, 通过画作《古木幽人图》中的“石涛”印以及《花果山水合璧》中的“释元济印”2 个案例, 如图 7 所示, 用

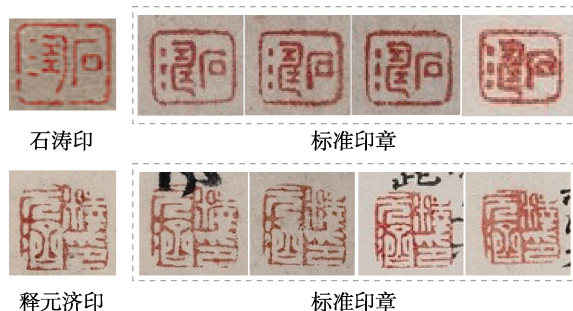


图 7 石涛印与释元济印

古画印章可视分析系统演示本文印章分析方法的分析流程,以证明该方法的有效性.

6.1 《古木幽人图》石涛印

《古木幽人图》现藏于印第安纳波利斯艺术博物馆。图 8 中的自动比对分析结果显示, 该印与标准件中的石涛印综合相似度较低, 为 73%。对比该印与标准件作品《雜畫》中的石涛印的印章画像, 可以发现尽管它们在轮廓特征和整体特征上类似,

但在局部特征和角点特征上差距较大. 此外, 结合画作的其他印章看, 该石涛印与标准印的相似度并不高.

通过交互式比对页面将该印与标准印重叠比对发现,该石涛印与标准印的重叠程度都比较低,比如和《雜畫》中的石涛印重叠程度仅为 49%,2 方印章在“石”字的长度和“涛”字的下半部分差距较大,如图 8 所示。

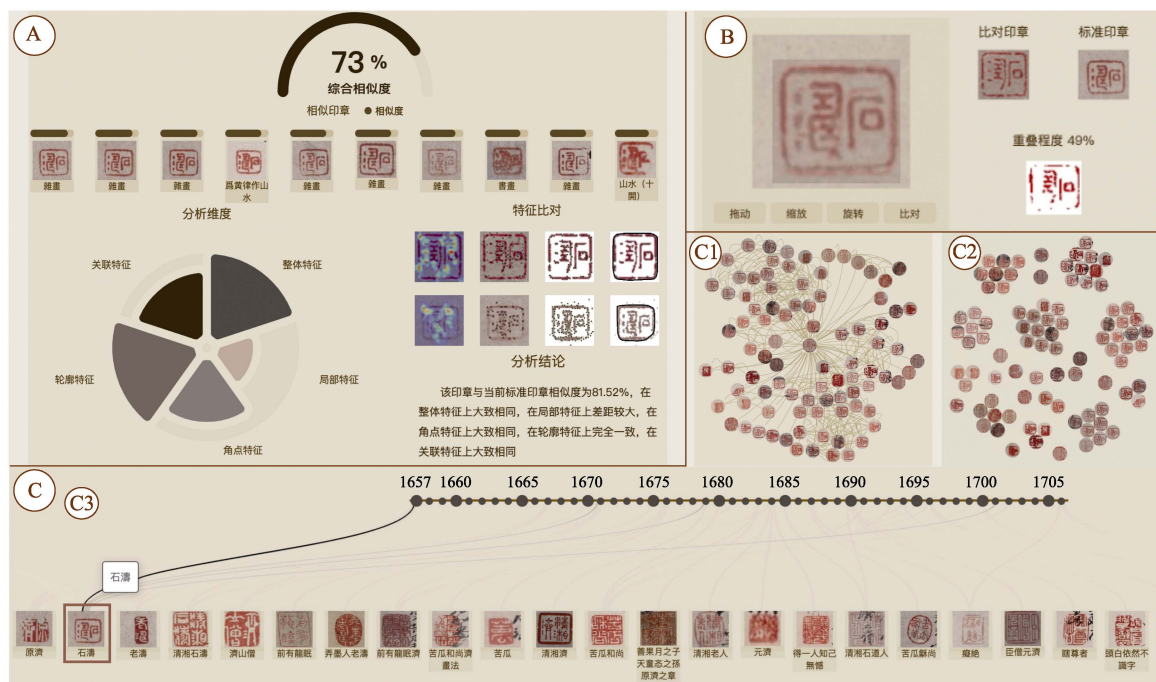


图8 案例《古木幽人图》石涛印

在印章知识图谱中, 已知的石涛印总共有 5 种形式, 存在于 27 件不同的作品中, 如图 8 所示, 但均与《古木幽人图》中的石涛印不同. 鉴于该画作包含的信息较少, 也与当前已知的其他画作之间缺乏联系, 该石涛印较为可疑. 此外, 在石涛印章的年代时间轴中, 该印没有年代记载, 而其他 4 类石涛印最早出现的时间均有记载, 分别为 1657 年、1671 年、1679 年和 1681 年, 如图 8 所示. 据此推断, 该石涛印的出现频率极低, 缺乏数据佐证, 真实性有待商榷.

综合以上分析,《古木幽人图》中的“石涛”印疑为伪造印章,可对其加以标记以便后续分析。

6.2 《花果山水合璧》释元济印

画作《花果山水合璧》现藏于上海博物馆，首页的印章出自八大山人。据记载，八大山人为石涛好友，原名朱耷，其共同好友包括黄律、李松庵等。

图9中的自动比对分析结果显示,该印的综合

相似度较高,为 81%。其中,该印与标准件作品《归去来图》中的释元济印相似度为 88.94%,除在局部特征上略有不同外,这 2 个释元济印在整体特征、角点特征和轮廓特征上相似度非常高。此外,结合该画作的其他印章来看,该释元济印也具有较高的相似度,因为其关联特征分数也非常高。

通过印章交互对比视图在印章细节上的进一步比对分析,发现该“释元济印”与标准件《归去来图》中的“释元济印”相似度较高,重叠程度可以达到 81%,如图 9 所示.

印章知识图谱视图显示,石涛作品中的释元济印并不多,目前收录了10方,其中2方来自作品《为黄律作山水》,如图9所示.据记载,黄律是石涛的好友,常在扬州与南昌两地往来,而石涛也曾于康熙三十三年(1694年)客居扬州.因此,通过石涛的生平事迹,大致可以推算出释元济印多存在于石涛晚期的作品中.此外,结合年代时间轴可

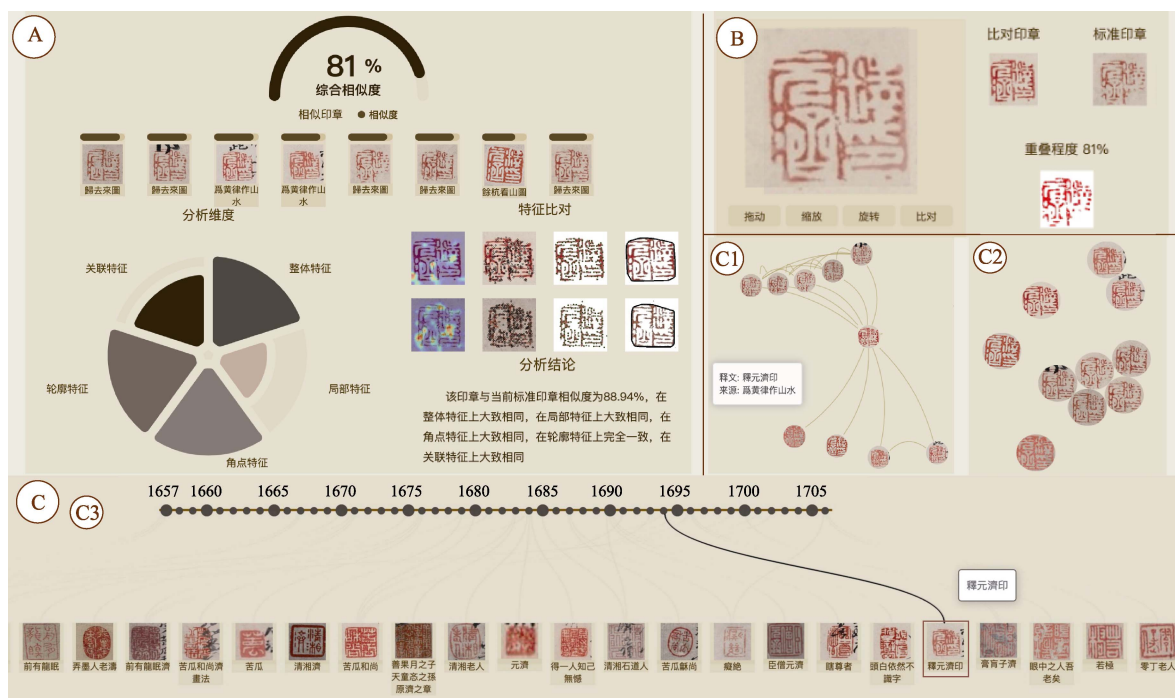


图9 案例《花果山水合璧》释元济印

以发现, 释元济印最早出现于 1694 年, 如图 9 所示, 这也从侧面印证了该印可能为石涛晚年客居扬州期间所使用。

综合以上分析推断, 作品《花果山水合璧》中的“释元济印”可能为石涛晚年使用的真实印章。

7 专家反馈

本文与 5 位领域专家(E1~E5)开展深度合作, 设计了印章分析视图, 并通过不断修改和迭代进行完善。本文邀请专家使用本文的系统, 并通过专家访谈对系统的有效性进行评估。

7.1 系统可用性

为了评估系统是否满足专家对印章数据进行分析的需求, 本文在印章提取、修复和对比等方面进行了专家访谈。

专家们一致认为, 本系统在印章提取和修复任务上表现出色。E1 评论道: “系统在印章提取上的准确性很高, 在使用过程中我没有发现印章提取失败或不完整的情况”。E5 补充道: “提取和修复的准确性是印章进行存储、关联和对比的前提。完整、准确的印章图像对我们进行对比非常有帮助, 因为我们无须对散乱的书画作品进行烦琐的查找、放大和切换等操作, 而可以专注于印章及其相关信息”。

印章的多个特征对比, 与专家多角度印章鉴别比对的过程一致。专家认为本文的系统能够轻

松地对特定印章从多个维度进行全面的分析和探索, 足以支持其进行专业的印章对比分析研究。E5 强调: “印章年份因素的融入, 使得印章的鉴别过程更为方便, 因为无需进行关联查询, 就能直接从系统中获取关联印章、相似印章以及出现年代的信息”。

7.2 视图设计

对于本文系统的可视化设计, 本文也进行了专家访谈。

专家指出, 本文系统使用了易于理解的可视化设计, 极大地减轻了专家们的学习成本, 并且每个视图都能够充分地用呈现的信息。E2 和 E4 尤其对年代时间轴的视图表达了高度的赞赏, 认为该视图直观且极具创新性, 能够很好地从时间维度分析印章出现的可能性。E3 表示: “关系视图帮助我探索相似印章, 但是它不容易理解, 视图中缺乏了一些更明确、更有指向性的含义, 以更清晰地表明印章间的关系”。

专家们对于交互功能非常认可。E5 指出, 当前印章分析领域普遍采用的依然是人眼比对的方法, 部分人文工作者对于计算机的计算结果持怀疑态度, 将印章进行交互重叠比对的设计不仅为人工比对提供了一种更加高效便捷的方式, 更能够提高人工比对的精确度; 此外, 自动分析与交互相结合的方式, 能够让专家在印章分析的过程中受到启发, 发现一些意想不到的分析角度。

7.3 局限和未来工作

本文系统提供了多个分析视图,能够很好地辅助领域专家进行印章的比对和人物专题的研讨。在与专家的深入探讨中发现,当前的系统存在一些待改进之处。专家指出,当前的关系视图罗列展示了印章之间的关系,较好地呈现了印章之间的关联,未来可以进一步整理和归类这些不同的关联关系,便于人文工作者进行查看。

未来将对以上局限性进行改进,在印章的自动比对分析视图中结合印章尺寸等维度进行分析,进一步提升印章自动比对分析算法的准确率。

8 结 语

本文提出一种基于图像提取与修复的计算机辅助古画印章分析方法,对古画中的印章进行自动批量高清度的抠取,并完成印章的前景提取与重建;从印章的整体特征、局部特征和关联特征等构建印章画像,用自动化的方法整体对印章进行分析;通过知识图谱与时间轴相结合的方法辅助进行印章的比对分析,采用印章总图谱、关系图谱、聚类图谱和年代时间轴建立印章及其作品之间的关联关系,并融合收藏印与作品年代信息,辅助专家对印章进行综合分析;鉴于单纯使用计算机方法可能存在信任度不够等问题,本文提供一种交互式印章比对分析的工具,用于进一步人工比对2方印章的细节部分。用户实验结果表明,本文提出的古画印章分析方法能够极大地提升领域专家的工作效率,并有效地辅助专家对印章进行更全面的分析。

致谢 感谢张曦先生提供的古画数据及对本研究的专业指导,感谢沈华清、郭彪、林李硕、张钰霖对本文提供的帮助。

参考文献(References):

- [1] Bao H, Xu D, Feng S H. An effective method to detect seal images from traditional Chinese paintings[C] //Proceedings of the 2009 International Conference on Wireless Communications & Signal Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 1-4
- [2] Roy P P, Pal U, Lladós J. Document seal detection using GHT and character proximity graphs[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(6): 1282-1295
- [3] Ren C, Liu D, Chen Y B. A new method on the segmentation and recognition of Chinese characters for automatic Chinese seal imprint retrieval[C] //Proceedings of the 2011 International Conference on Document Analysis and Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 972-976
- [4] Singh B, Najibi M, Davis L S. SNIPER: efficient multi-scale training[C] //Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook: Curran Associates Inc, 2018: 9333-9343
- [5] Cai Z W, Vasconcelos N. Cascade R-CNN: delving into high quality object detection[C] //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 6154-6162
- [6] Hu H, Gu J Y, Zhang Z, et al. Relation networks for object detection[C] //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 3588-3597
- [7] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 936-944
- [8] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2014: 580-587
- [9] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C] //Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2016: 21-37
- [10] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2016: 779-788
- [11] Zhao Y, Yuan B Z. Skeleton extraction in seal identification system using morphology[C] //Proceedings of the Fourth International Conference on Signal Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1998: 1281-1283
- [12] Chang S H, Cheng F H, Hsu W H. Automatic seal identification by using point matching and fake detection[J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(14): 1545-1552
- [13] Chen Y S. Automatic identification for a Chinese seal image[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(11): 1807-1820
- [14] Chung W H, Wu M E, Ueng Y L, et al. Seal imprint verification via feature analysis and classifications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 101: 458-466
- [15] Wang Z Y, Lian J, Song C F, et al. CSRS: a Chinese seal recognition system with multi-task learning and automatic background generation[J]. IEEE Access, 2019, 7: 96628-96638
- [16] Jin K H, Ye J C. Annihilating filter-based low-rank Hankel matrix approach for image inpainting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3498-3511
- [17] Liu Y Q, Caselles V. Exemplar-based image inpainting using multiscale graph cuts[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 1699-1711
- [18] Li H D, Luo W Q, Huang J W. Localization of diffusion-based inpainting in digital images[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(12): 3050-3064
- [19] Jin X, Su Y T, Zou L, et al. Sparsity-based image inpainting detection via canonical correlation analysis with low-rank constraints[J]. IEEE Access, 2018, 6: 49967-49978
- [20] Yan Z Y, Li X M, Li M, et al. Shift-Net: image inpainting via deep feature rearrangement[C] //Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2018: 3-19
- [21] Zeng Y H, Fu J L, Chao H Y, et al. Learning pyramid-context

- encoder network for high-quality image inpainting[C] //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2019: 1486-1494
- [22] Alilou V K, Yaghmaee F. Application of GRNN neural network in non-texture image inpainting and restoration[J]. Pattern Recognition Letters, 2015, 62: 24-31
- [23] Chen Y Z, Hu H F. An improved method for semantic image inpainting with GANs: progressive inpainting[J]. Neural Processing Letters, 2019, 49(3): 1355-1367
- [24] Vitoria P, Sintés J, Ballester C. Semantic image inpainting through improved wasserstein generative adversarial networks[C] //Proceedings of the 14th International Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications. Prague: SciTePress, 2019: 249-260
- [25] Jiao L B, Wu H, Wang H D, *et al.* Multi-scale semantic image inpainting with residual learning and GAN[J]. Neurocomputing, 2019, 331: 199-212
- [26] Rombach R, Blattmann A, Lorenz D, *et al.* High-resolution image synthesis with latent diffusion models[C] //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2022: 10674-10685
- [27] Hu E J, Shen Y L, Wallis P, *et al.* LoRA: low-rank adaptation of large language models[OL]. [2023-06-17]. <https://arxiv.org/abs/2106.09685>
- [28] Iandola F N, Han S, Moskewicz M W, *et al.* SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5 MB model size[OL]. [2023-06-17]. <https://arxiv.org/abs/1602.07360>
- [29] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[OL]. [2023-06-17]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>
- [30] Selvaraju R R, Cogswell M, Das A, *et al.* Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2017: 618-626
- [31] Derpanis K G. The Harris corner detector[R]. Toronto: York University, 2004: 1-2
- [32] Eiter T, Mannila H. Computing discrete Fréchet distance[R]. Vienna: Technical University of Vienna, 1994
- [33] Ng P C, Henikoff S. SIFT: predicting amino acid changes that affect protein function[J]. Nucleic Acids Research, 2003, 31(13): 3812-3814