

基于RTV滤波和改进Otsu优化Canny算子的彩画边缘检测研究

何星火¹, 齐林²

¹北京信息科技大学计算机学院, 北京

²北京信息科技大学管理科学与工程学院, 北京

收稿日期: 2026年5月20日; 录用日期: 2026年6月18日; 发布日期: 2026年6月30日

摘要

针对传统算子采用高斯滤波导致的模糊效应、传统非极大值抑制会保留虚假像素点以及人工设定阈值繁琐不稳定等问题, 提出基于RTV滤波与可梯度改进Otsu优化的Canny算子改进算法。该算法通过RTV滤波平滑并去除噪声, 得到更清晰的图像; 并用非线性插值优化非极大值抑制, 以梯度幅值加权类间方差最大化原则并采用二次阈值分割策略, 消除了虚假边缘像素点, 实现高低阈值自适应确定, 有效增强了边缘线条的连续性与稳定性。实验结果表明, 在BSD500公共数据集上平均F1可达0.836, 显著优于其他传统对比方法。

关键词

边缘检测, RTV滤波, Canny算子

Research on Polychrome Painting Edge Detection Based on RTV Filtering and Improved Otsu-Optimized Canny Operator

Xinghuo He¹, Lin Qi²

¹College of Computer Science, Beijing Information Science and Technology University, Beijing

²College of Management Science and Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing

Received: May 20, 2026; accepted: June 18, 2026; published: June 30, 2026

Abstract

To address the blurring effect caused by Gaussian filtering in traditional operators, the retention of

false pixels by conventional non-maximum suppression (NMS), and the cumbersome and unstable manual threshold setting, an improved Canny operator algorithm based on RTV filtering and gradient-weighted improved Otsu optimization is proposed. The algorithm uses RTV filtering to smooth and remove noise, yielding clearer images; it further optimizes NMS via nonlinear interpolation, eliminates false edge pixels following the principle of maximizing gradient magnitude-weighted between-class variance, and adopts a two-stage thresholding strategy to adaptively determine high and low thresholds. This effectively enhances the continuity and stability of edge contours. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves an average F1-score of 0.836 on the BSD500 public dataset, significantly outperforming other traditional comparative methods.

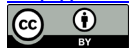
Keywords

Edge Detection, RTV Filtering, Canny Operator

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

古建筑彩画作为传统建筑艺术中的重要装饰元素,体现了丰富的文化内涵和历史价值。尤其在中国古建筑中,彩画不仅具有装饰功能,还蕴含着对吉祥、长寿、安康、富贵等美好寓意的传达,具有很高的艺术价值和象征意义。彩画的纹样活化利用有很高的价值,然而彩画作品具有大量弧形弱边缘、复杂的色彩层次、笔触纹理、与伪边缘像素干扰,传统边缘检测算法在高斯平滑和手工确定阈值下易出现细节丢失、边缘断裂、伪边缘以及噪声过检等问题,难以准确提取清晰连续的边缘,而深度学习又面临彩画数据获取困难,实现可行性低。针对以上问题,本文提出一种结合 RTV 滤波与可梯度改进 Otsu [1]自适应优化的 Canny 算子边缘的方法。RTV 滤波替代传统高斯滤波器,通过局部方差自适应抑制噪声、保留显著纹理边界以及弱边缘,从而改善传统的模糊效应;同时通过非线性插值法改进非极大值抑制过程,可梯度 Otsu 方法采用加权类间方差和二次阈值分割策略,解决了传统方法无法精确定位边缘和手动确定阈值问题,加强对边缘识别敏感度,提高在复杂色彩与梯度变化场景下的边缘检测鲁棒性。该方法旨在实现古建筑彩画图像中更精确、连续且抗噪性能优异的边缘提取效果。通过边缘检测技术提取古建筑彩画图案的边缘纹样,研究者可以深入分析纹样其背后的艺术风格和文化象征,从而更好地理解古代艺术家的创作意图和当时的社会文化背景。

2. 相关工作

边缘检测是图像处理与计算机视觉领域的核心研究方向,其核心目标是精准提取数字图像内灰度值突变的像素点位,这类像素点的亮度突变往往对应着图像内部的关键特征与边缘,具体包括场景深度断层、物体表面方向改变、材质属性差异以及现场光照变化等关键信息。从早期依托人工设计特征提取底层视觉线索到现阶段主流的深度学习模型,边缘检测领域的各类算法持续迭代更新[2]。

早期方法依赖亮度、颜色、纹理和梯度等局部特征,如 Robert [3]、Sobel [4]、Prewitt [5]和 Canny [6]等算子;基于信息理论方法包括 gPbowl-ucm [7]和 SCG [8]算法或结构化方法 SE [9]算法。传统方法在一些简单场景下能实现好的检测结果,但仍存在一些根本性限制,如传统边缘检测算法仅依赖底层视觉特征,无法提取和理解高层语义信息,导致难以识别具有全局语义意义的边缘;并且传统方法对噪声和光

照变化敏感, 在复杂背景下容易产生虚假边缘。传统边缘检测算法单独使用效果有限, 但和深度学习方法的结合已成为图像处理领域边缘检测算法的主流方向。

深度学习技术的出现推动了边缘检测技术的进步。2015年, DeepEdge 利用卷积神经网络进行端到端边缘检测, 但图像全局语义理解不足导致边缘检测效果不佳[10]。同年, HED 算法通过全卷积网络和 VGG16 框架实现精确的图像级边缘映射[11]。随后, 基于 CNN 的深度条件随机域立体匹配[12]、多尺度运动目标检测[13]和端到端边缘保留网络中[14]的应用不断涌现。2019年双向级联网络通过在所有 CNN 层施加边缘监督, 虽然提升了多尺度边缘特征提取, 但仍以 VGG16 为基础存在一定的局限性[15]。2020年之前, 边缘检测任务大多采用 ResNet、VGG 等经典神经网络模型, 这类依托 CNN 架构的检测算法受自身结构特性约束, 仅能高效提取局部视觉特征, 无法有效建模图像内部的长距离空间关联, 使得边缘检测结果精细度不足还易产生冗余的虚假边缘。2020年之后, Transformer 模型逐步应用于边缘检测领域, 其自带的自注意力机制能够精准捕捉图像长距离依赖关系与核心边缘特征, 有效提升了边缘检测结果的精准度。但各类深度学习检测方法对数据集的规模与质量要求较高, 同时模型训练所需成本偏高, 因此在实际应用场景中这类方法并非最优首选方案。

3. 本文方法

3.1. 技术路线

结合古建筑彩画图像的自身特征, 本文确立如下研究技术路线: 由于古建筑彩画是有噪声的, 首先选用 RTV 滤波算法, 对原始彩画图像或初步修复后的图像开展平滑去噪处理; 随后将完成平滑的图像转换为灰度格式, 通过改进 Otsu 求解 Canny 算子所需的最优阈值参数, 对灰度图像完成边缘检测操作。为填补边缘图像的凹陷缺口、强化纹样轮廓的清晰度, 进一步对所得边缘图像实施形态学膨胀处理, 获取完整纹样目标的精准轮廓边缘, 具体如图 1 所示。

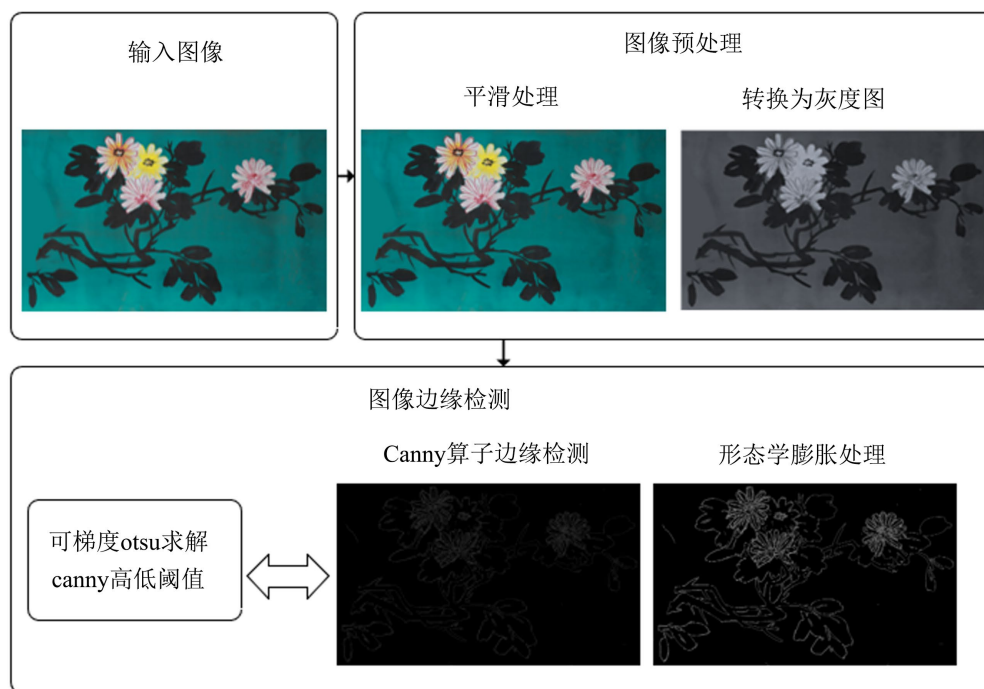


Figure 1. Flowchart of color painting edge detection

图 1. 彩画边缘检测流程图

3.2. RTV 滤波

由古建筑彩画图像的特点分析可知, 即使进行精确修复, 彩画图像依然是有噪声的, 而这些噪声会对纹样的提取带来干扰, 同时古建筑彩画纹理与结构高度耦合、弱边缘密集, 弱边缘极易被平滑淹没。传统边缘检测采用的高斯滤波在古建筑彩画场景下会出现边缘纹理一起模糊掉, 会导致后续边缘检测线条变虚、断裂, 且传统的总变差(Total Variation, TV)模型虽然能消除高频噪声, 但容易同时削弱结构细节, 因为它直接最小化图像整体的梯度强度, TV 模型会惩罚所有梯度, 无论这些梯度是由于颜料噪声还是彩画边界引起的, 因此在古建主彩画会上会模糊勾线和几何形状。

相对总变差(Relative Total Variation, RTV)滤波的提出正是为了解决上述问题。它的核心思想是: 纹理与结构虽然都带有梯度, 但纹理的梯度是局部随机振荡的, 结构边缘的梯度往往在较大邻域内保持方向一致。RTV 不再简单最小化绝对梯度, 而是使用局部平均梯度作归一化, 只强烈惩罚相对孤立的梯度。它的能量函数可写为:

$$E(S) = \sum_p \left(\frac{|\partial_x S_p|}{\epsilon + \sum_{q \in N_p} g_{p,q} |\partial_x S_q|} + \frac{|\partial_y S_p|}{\epsilon + \sum_{q \in N_p} g_{p,q} |\partial_y S_q|} \right) + \lambda (S_p - I_p)^2 \quad (1)$$

其中 I 是原始彩画图像, 表示像素 p 的局部邻域, g_p, q 是一个随空间距离衰减的权重函数, ϵ 是防止分母为零的小常数, λ 控制平滑强度。式中的分母刻画了局部区域中梯度的总体能量。如果某个区域的梯度方向幅值相似(如彩画中的边框线或轮廓), 分母项就变大, 使得该处惩罚项变小, 平滑作用减弱, 边缘就会得以保留; 如果梯度变化杂乱无序(如颜料底层的颗粒、亮斑或裂纹), 分母较小, 惩罚项增大, 该区域被强烈平滑。通过这种相对化的梯度惩罚机制, RTV 在数学上区分了结构与纹理, 具有一致方向的梯度被看作结构予以保留, 随机振荡的梯度被视为纹理加以抑制, 结果是图像的主轮廓、几何纹样、弱边缘被完好保留, 而颜料纹理、金粉反光、表面噪声被柔和地去除。

在古建筑彩画的数字化处理中, 滤波的核心任务是平滑颜料纹理与老化噪声, 同时保持彩画结构纹理的清晰。本文采用 RTV 滤波进行平滑处理消除噪声的干扰。与传统滤波依赖颜色差异来决定平滑范围不同, RTV 在梯度域进行分析, 避免了跨边界的颜色混合, 因此在彩画这类色彩层叠丰富的图像中能保持清晰的层次结构。滤波后的古建彩画图像表现为弱边缘保留、结构线清晰、色彩层次自然, 这不仅提升了视觉美感, 也为后续的边缘检测提供了高质量的输入。

3.3. 改进 Otsu 优化 Canny 算子的边缘检测

古建筑彩画包含极细的金线, 细密纹样, 依赖矿物颜料叠加、晕染、退晕技法, 具有弧形边缘密集, 大量的伪边缘像素干扰, 色彩层次复杂, 边界渐变模糊, 弱边缘价值高等特征。传统 Canny 算子中, 传统非极大值抑制仅在四方向判断, 无法精准定位弧形斜向边缘, 易保留虚假像素、边缘毛刺; 人工设定固定阈值, 无法自适应匹配局部对比度变化, 在色彩纹理复杂的古建筑彩画中, 易出现高对比度区域伪边缘、低对比度区域边缘丢失, 纹样边界检测不稳定等问题。针对上述问题, 本文采用非线性插值优化非极大值抑制、改进可梯度 Otsu 进行自动最优阈值选择。引入非线性插值覆盖彩画所有斜向、弧形边缘方向, 避免方向漏判, 将边缘定位从像素级提升至亚像素级, 精准捕捉渐变边界的真实位置。在非线性插值优化非极大值抑制后的梯度幅值上构建直方图, 使用加权方差函数确定高低阈值, 提升弱边缘的权重占比, 两次 Otsu 阈值分割策略实现在复杂彩画纹样下边缘检测清晰、连续、无伪边缘。

3.3.1. 非线性插值优化非极大值抑制的梯度直方图构建

对经 RTV 滤波预处理后的古建筑彩画图像 S 计算方向和梯度幅值, 并进行非极大值抑制:

$$G_x = S * K_x \quad (2)$$

$$G_y = S * K_y \quad (3)$$

$$M(x, y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{G_x}{G_y} \quad (5)$$

其中 G_x 为像素在水平方向的梯度大小, G_y 为像素在垂直方向的梯度大小, $M(x, y)$ 为像素的梯度大小, θ 为像素梯度方向。

非极大值抑制的目的是去掉非边缘像素, 但传统方法未考虑与临边各方向真实像素点之间的关系, 仅限于上下左右四个梯度方向, 无法精确定位边缘, 会导致虚假边缘点的存在, 并且在古建筑彩画这类纹理复杂的场景下, 梯度分布往往是非线性的。因此本文采用非线性插值法改进非极大值抑制。插值公式如下:

$$f(N) = \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} f(M_1) + \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} f(M_2) \quad (6)$$

$$f(N) = \frac{y_2 - y}{y_2 - y_1} f(M_1) + \frac{y - y_1}{y_2 - y_1} f(M_2) \quad (7)$$

其中 M 为需要插值的像素灰度值, N 为目标像素的精确灰度值。 x , y 表示插值的方向。边缘检测中, 非线性插值相对于不使用插值或线性插值, 能使边缘定位误差从像素级降至亚像素级, 边缘过渡更自然、更平滑、更接近真实值, 单像素宽度保持更稳定。对 M 执行非极大值抑制, 沿着 8 个梯度方向比较像素梯度大小, 保留局部梯度幅值的最大值, 得到稀疏响应 M_{nms} , 仅统计 $M_{nms} > 0$ 的像素。

3.3.2. 改进 Otsu 的高低阈值确定

将非极大值抑制后非零的梯度幅值, 先按自身的最小值与最大值做线性归一, 再量化映射到 0 到 k 的整数等级区间, 把原本数值范围不固定的梯度值转换为离散的等级索引, 接着统计每个等级对应的像素数量占总像素数的比例, 得到各等级的频率分布直方图 p_k , 最后通过所有等级概率和为 1 的约束, 验证直方图归一化的正确性, 为后续基于梯度分布的自适应双阈值选取提供可靠的数据基础, 公式如下:

$$m(x, y) = \left| \frac{M_{nms}(x, y) - m_{\min}}{m_{\max} - m_{\min}} \right| \cdot K \quad (8)$$

$$p_k = \frac{n_k}{N} \quad (9)$$

$$\sum_{k=0}^k p_k = 1 \quad (10)$$

令 n_k 为第 k 阶的样本数、 N 为总样本数, m_{\max} 与 m_{\min} 分别为 M_{nms} 的稳健上下界。

设候选阈值 t 将样本梯度直方图的所有等级 k 分为背景(非边缘)和前景(边缘)两类, 其比例公式为:

$$\omega_B(t) = \sum_{0 \leq k \leq t} p_k \quad (11)$$

$$\omega_E(t) = \sum_{t \leq k \leq K} p_k \quad (12)$$

计算两类梯度均值, 并使用两类的占比和均值, 算出整个图像所有非零梯度像素的全局均值:

$$\mu_B(t) = \frac{1}{\omega_B} \sum_{0 \leq k \leq t} kp_k \quad (13)$$

$$\mu_E(t) = \frac{1}{\omega_E} \sum_{t \leq k \leq K} kp_k \quad (14)$$

$$\mu = \omega_B(t) \cdot \mu_B(t) + \omega_E(t) \cdot \mu_E(t) \quad (15)$$

为了更好地衡量当前阈值 t 划分的“好坏”，本文改进传统类间方差采用加权类间方差 $G(t)$ 反映两类之间的差异程度，传统 Otsu 算法的类间方差 ($\lambda=1$) 对背景类和边缘类赋予了相同权重，未考虑边缘检测任务中边缘信息的优先级，而在古建筑彩画图像场景下，对弱边缘的重视更重要，所以本文改进目标函数，引入边缘类权重系数 $\lambda > 1$ 加强对边缘的区分。方差越大，说明背景和边缘的区分度越高，这个阈值 t 就越好，加权类间方差公式如下：

$$G(t) = \omega_B(t) [\mu_B(t) - \mu]^2 + \lambda \cdot \omega_E(t) [\mu_E(t) - \mu]^2 \quad (16)$$

遍历所有可能的 t (从 0 到 k)，找到使加权类间方差 $G(t)$ 最大的那个 t_0 ，这个 t_0 就是可梯度 Otsu 法选出的、能最优区分背景和边缘的梯度阈值，公式如下：

$$t_0 = \arg \max_{0 \leq t \leq k} G(t) \quad (17)$$

将直方图域阈值 t_0 映射回真实梯度幅值域得到 Canny 的高阈值：

$$\tau_h = m_{\min} + \frac{t_0}{K} (m_{\max} - m_{\min}) \quad (18)$$

传统 Canny 算法中，低阈值通常采用高阈值的固定比例 (如 $\tau_l = 0.5\tau_h$)，该方法未考虑图像梯度幅值的分布特性，易导致弱边缘被误剔除或噪声被误判为边缘，在古建筑彩画图像中会出现伪边缘或重影等问题。为解决这一问题，本文采用自适应低阈值确定方法：首先，基于已由 Otsu 法确定的高阈值，将梯度幅值直方图划分为低梯度段 $0 \leq k \leq \tau_h$ 和高梯度段 $k > \tau_h$ ；随后，对低梯度段再次应用 Otsu 算法，以类间方差最大化为目标，在该局部范围内自动确定最优分割阈值，作为最终的低阈值。本文采用两次 Otsu 阈值分割策略摒弃了固定比例约束，使低阈值能够根据图像梯度分布自适应调整，提升了弱边缘保留与噪声抑制的平衡能力，边缘检测更清晰、连续、真实。

4. 实验结果与分析

4.1. 图像获取与数据分析

本文选取的研究对象来源于“北京故宫和万寿寺等古建筑”中的彩画图像。图像为 JPG 格式，水平或垂直分辨率大于 1000 像素，每幅图像可达到百万像素以上级别，彩画纹样轮廓结构清晰可见，实例图像如图 2 所示。该数据集包括 622 张高清古建筑彩画图像，涵盖了物品、动物、建筑、几何图案等不同场景的彩画经分析。其中物品 50 张，动物 124 张，建筑 134 张，几何图案 38 张，人物 14 张，植物 221 张，其他 41 张。

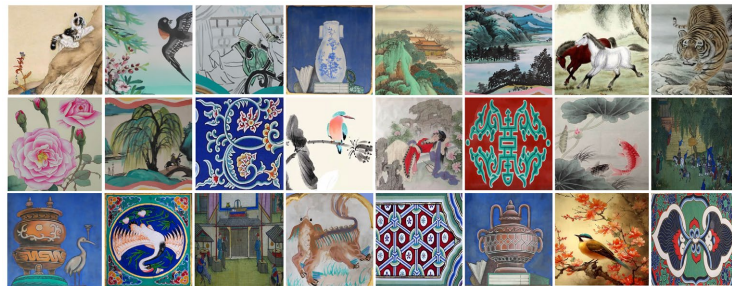


Figure 2. Example images from the dataset

图 2. 数据集部分示例图像

彩画图像有以下特点:

1) 有噪声。古建筑彩画经历了漫长岁月的洗礼,即使是修复了一些大面积缺损的情况,也有导致有一定程度的磨损和褪色而变得模糊。同时古建筑彩画图像在拍摄扫描过程中也会受到光源、设备的影响,导致彩画图像产生局色差。

2) 具有独特丰富的图案和纹样。古建筑彩画的图案和纹样丰富多样,形成了别具一格的艺术格调。其涵盖花卉草木、珍禽异兽、山川景致、人物故事等自然与人文主题刻画,也包含抽象造型、几何构成类纹样,更兼具寓意深厚的各类吉祥纹样。

3) 色彩的复杂特型和变化。古建筑彩画图像中的颜色变化具有层次丰富、过渡柔和且非线性的特点,不同于自然图像中基于物体和光照的物理色彩变化。绘画作品通过颜料叠加、笔触纹理及主观配色形成复杂的色彩分布,色相、明度和饱和度常存在不均匀变化和艺术性强化,使边界呈现出模糊渐变而非突变的特征,这些因素共同增加了彩画图像中边缘检测的复杂性。

4.2. 平滑降噪

为在提取古建筑彩画纹样边缘前有效抑制图像中存在的裂纹与颜料纹理干扰,提高后续边缘检测结果的稳定性,本文选取 RTV 滤波算法对原始古建筑彩画图像进行平滑降噪预处理。在参数设置方面,本文将采取多次实验,通过控制变量探究参数平衡系数 λ 和窗口半径 r 对 RTV 滤波算法的影响。本文以峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) [16]、结构相似性(Structural Similarity, SSIM) [17]为评价标准,对滤波质量进行打分,PSNR 用来评估平滑的质量,数值越高(通常>30 dB)表示平滑质量越佳,SSIM 用来评估结构保持的能力,取值范围为-1, 1,越接近 1(通常>0.9)代表视觉效果越接近原图。公式如下。

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left(\frac{\text{Max}_1^2}{\text{MSE}} \right) \quad (19)$$

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (20)$$

随机抽取古建筑彩画图像 20 张,实验探究结果如表 1 所示,对比图如图 3 所示。

Table 1. Evaluation results of PSNR and SSIM for different filtering parameters

表 1. 不同滤波参数的 PSNR 和 SSIM 评估结果

λ	0.005	0.008	0.012	0.015	0.018	0.021
PSNR	28.325	30.619	31.629	33.134	34.485	34.367
SSIM	0.986	0.964	0.954	0.939	0.913	0.891
r	2	3	4	5	6	7
PSNR	29.217	30.894	32.765	33.072	33.212	33.376
SSIM	0.958	0.955	0.938	0.933	0.929	0.914

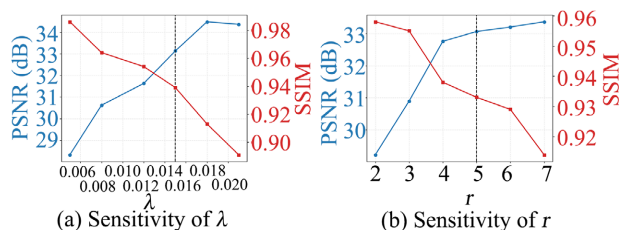


Figure 3. PSNR and SSIM evaluation and comparison of different filtering parameters

图 3. 不同滤波参数的 PSNR 和 SSIM 评估对比

由上述表 1 和图 3 可知, 当 λ , r 过低时, 虽然能够保持图像结构但平滑效果很差; 当 λ , r 过高时, 由于平滑过度, 不仅导致平滑效果不好, 也使原图像结构被破坏。综合考虑, 选择 PSNR 大于 33 dB 同时保边效果较好的参数选项, 因此将 λ 设置为 0.015, r 设为 5 是最优的选择, 能较好地权衡去噪与保边。该参数组合能在较复杂的古建筑彩画表面纹理中取得较好的平滑与结构保持效果, 使颜料笔触、龟裂线及小尺度起伏纹理得到显著抑制。图 4 所示为经过滤波处理后的古建筑彩画图像。从图中可以看出, RTV 滤波平滑降噪效果优于传统的高斯滤波, 图像中大部分纹理噪声已被有效去除, 颜料笔触区域变得平滑, 而纹样的边缘线条与结构形态仍得以保持清晰。这为后续采用改进的 Canny 算子进行彩画纹样边缘提取提供了更平滑且稳定的输入。

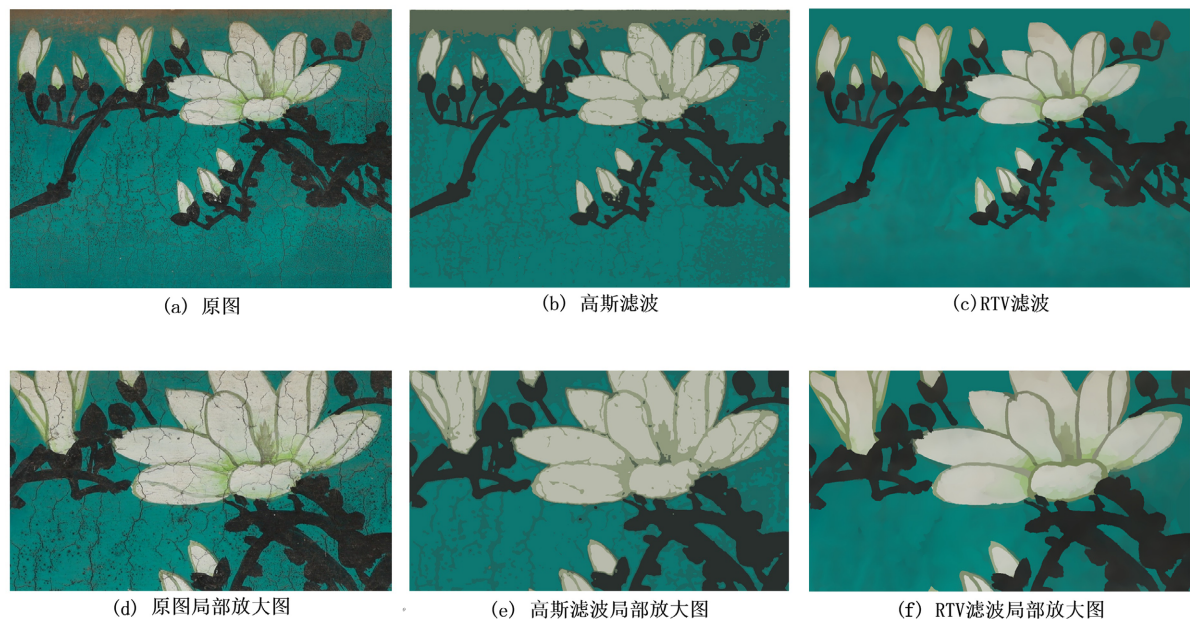


Figure 4. Comparison of smoothing and denoising effects on architectural color painting images

图 4. 古建筑彩画图像平滑降噪效果对比

4.3. 公共数据集测试

首先, 实验在 BSD500 公共数据集上进行测试, 包含 500 张不同的真实图片, 每张图片均有人为标注的边缘图像。实验的评价指标使用 F1 (F-measure) 进行评估。指标取值于 [0, 1] 区间, 值越大表明边缘检测结果越接近人工标注的真实轮廓。公式如下:

$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta^2) \cdot P \cdot R}{\beta^2 \cdot P + R} \quad (21)$$

其中 $\beta = 1$, P 表示精确率, R 表示召回率。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (22)$$

其中 TP 为真阳性(正确检测到的边缘像素), FN 为假阳性(错误检测到的边缘像素)。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (23)$$

其中 TP 为真阳性, FN 为假阳性(未能检测到的边缘像素)。

为了探究加权类间方差边缘类权重系数对实验的影响, 分别使用不同的 λ 进行对比, 并采用 Sobel 算子、传统 Canny 算子、Prewitt 算子、GA [18]和本文算法分别进行实验对比, 不同权重和算法在公共数据集上的检测结果如表 2 所示。

Table 2. F1-Score test results of different algorithms on the BSD500 public dataset

表 2. 不同算法在 BSD500 公共数据集 F1 分数测试结果

方法	$\lambda = 1$	$\lambda = 1.2$	$\lambda = 1.5$	$\lambda = 1.8$	$\lambda = 2$
本文方法	0.812	0.817	0.836	0.796	0.773

方法	F1 ($\lambda = 1.5$)
Sobel	0.817
Canny	0.813
Prewitt	0.745
GA	0.821
本文方法	0.836

以上结果展示改进算法在 $\lambda = 1.5$ 左右时效果最佳, 验证了加权类间方差边缘类权重系数对边缘检测有积极影响。相对于传统的边缘检测算法, 本文改进算法在 F1 分数上有显著提升, 可以准确检测图像中纹样真实边缘, 对不同风格的纹样都有较好的提取效果。

4.4. 边缘检测定性与定量实验

4.4.1. 定性比较

为了直观地对比不同算法在古建筑彩画数据集上的边缘检测效果, 进行了同一图像的定性比较, 如图 5 所示。

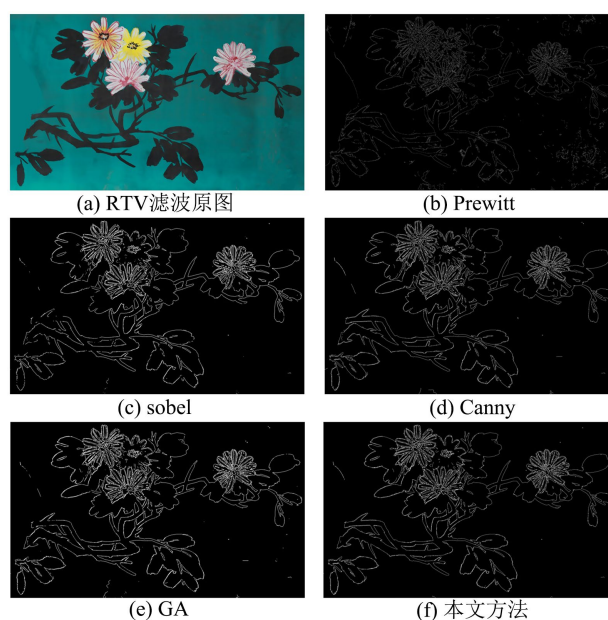


Figure 5. Qualitative comparison of edge detection results

图 5. 边缘检测结果定性对比

以上实验结果表明, Prewitt 算子检测出的边缘不清晰且模糊; Sobel 算子出现很多边缘未检测出来, 出现断裂; 传统 Canny 算子提取出的轮廓清晰, 但噪点很多; GA 检测效果提升, 但出现很多伪边缘, 检测出的边缘有较多重影。本文算法提取的轮廓较为清晰且连续, 噪声相对于其他传统方法明显减少, 本文方法在古建筑彩画图像边缘检测中有明显优势。

为验证所提方法的鲁棒性, 本文选取类型丰富、场景复杂且存在各类瑕疵的古建筑彩画图像展开实验, 结果如图 6 所示, 结果表明, 面对更具挑战性的彩画样本, 本文方法依旧能够保持优异的处理效果。



Figure 6. Edge detection results of the proposed method on different color paintings of ancient buildings

图 6. 本文方法在不同彩画图像上的边缘检测效果

4.4.2. 定量比较

为继续验证本文算法在古建筑彩画数据集上的有效性, 对不同方法进行量化对比, 分别从数据集中抽取不同类型的古建筑彩画文物图像进行纹样边缘检测实验, 共 50 张图片, 包括几何彩画、植物彩画、动物彩画及器物彩画等典型类别, 以人工精确抠取的真实纹样边界作为参照评估, 并将评估指标进行平均然后进行对比, 其中 $\lambda = 1.5$, 检测结果如表 3 所示。

Table 3. F1-score test results of different algorithms on ancient architectural color painting dataset

表 3. 不同算法在古建筑彩画数据集 F1 分数测试结果

方法	F1
Sobel	0.863
Canny	0.876
Prewitt	0.816
GA	0.873
本文方法	0.901

实验结果表明, 本文方法能够有效识别彩画纹样边缘, 提取出的纹样线条清晰、连续性良好, 在不同类型古建筑彩画图像上均保持较高精度与稳定性。相比其他四种传统算法, 其 F1 值均显著提升, 验证了本文算法在古建筑彩画纹样检测中的优越性和鲁棒性。

5. 总结与展望

古建筑彩画作为中国传统建筑艺术的重要组成部分, 蕴含着丰富的历史文化内涵与审美价值。通过对彩画纹样的边缘检测与提取, 可为文物修复、风格识别及文化创意设计提供关键的数字化基础。针对传统 Canny 算子采用传统高斯滤波导致模糊效应、传统非极大值抑制出现的虚假边缘点以及需人工选取双阈值导致检测边缘断裂重影及稳定性不足的问题, 本文提出了一种基于 RTV 滤波和可梯度改进 Otsu 优化 Canny 算子的古建筑彩画边缘检测方法。该算法以 RTV 滤波算法对原始彩画图像进行平滑降噪, 保持纹样结构边缘清晰; 然后计算图像的梯度幅值并执行非线性插值的非极大值抑制, 得到稀疏梯度响应图; 最后使用加权类间方差和二次阈值分割的可梯度 Otsu 确定最佳高低阈值, 对强、弱边缘的自适应检测, 实现了对古建筑彩画纹样边界的完整提取, 为文物数字化提供了实用方案。

对比实验在抽取 50 张古建筑彩画图像的数据集上进行, 与传统 Canny、Sobel、Prewitt 及 GA 等算法进行对比。结果表明, 本文算法在整体检测性能上表现最佳, 平均 F1 值为 0.901。检测出的边缘更清晰、连续且与真实纹样边界高度一致, 验证了本文方法在古建筑彩画图像边缘检测中的有效性与稳健性。未来考虑在数据集充足的情况下结合深度学习算法进行优化设计。

基金项目

万寿寺彩画数字化信息采集及活化利用(9142323601)。

参考文献

- [1] 廖平军. RTV 绝缘子憎水性图像增强新方法及应用[J]. 电瓷避雷器, 2018(3): 139-143.
- [2] 肖扬, 周军. 图像边缘检测综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(5): 40-54.
- [3] Sun, R., Lei, T., Chen, Q., Wang, Z., Du, X., Zhao, W., et al. (2022) Survey of Image Edge Detection. *Frontiers in Signal Processing*, 2, Article ID: 826967. <https://doi.org/10.3389/frsip.2022.826967>
- [4] Jing, J., Liu, S., Wang, G., Zhang, W. and Sun, C. (2022) Recent Advances on Image Edge Detection: A Comprehensive Review. *Neurocomputing*, **503**, 259-271. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.06.083>
- [5] Rahmawati, S., Devita, R., Zain, R.H., Rianti, E., Lubis, N. and Wanto, A. (2021) Prewitt and Canny Methods on Inversion Image Edge Detection: An Evaluation. *Journal of Physics: Conference Series*, **1933**, Article 012039. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1933/1/012039>
- [6] 李志远, 王光辉. 基于传统边缘算子的车道线识别研究[J]. 现代电子技术, 2024, 47(7): 61-65.
- [7] 张婷婷, 章坚武, 郭春生, 等. 基于深度学习的图像目标检测算法综述[J]. 电信科学, 2020, 36(7): 92-106.
- [8] Tian, B. and Wei, W. (2022) Research Overview on Edge Detection Algorithms Based on Deep Learning and Image Fusion. *Security and Communication Networks*, **2022**, Article ID: 1155814. <https://doi.org/10.1155/2022/1155814>
- [9] Peng, C., Yang, M., Zheng, Q., Zhang, J., Wang, D., Yan, R., et al. (2020) A Triple-Thresholds Pavement Crack Detection Method Leveraging Random Structured Forest. *Construction and Building Materials*, **263**, Article 120080. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.120080>
- [10] Bertasius, G., Shi, J. and Torresani, L. (2015) DeepEdge: A Multi-Scale Bifurcated Deep Network for Top-Down Contour Detection. 2015 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Boston, 7-12 June 2015, 4380-4389. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2015.7299067>
- [11] 刘超超, 司亚超. 引入注意力机制的整体嵌套边缘检测网络[J]. 河北建筑工程学院学报, 2023, 41(2): 222-228.
- [12] Wang, Z., Zhu, S., Li, Y. and Cui, Z. (2016) Convolutional Neural Network Based Deep Conditional Random Fields for Stereo Matching. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **40**, 739-750. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2016.08.022>
- [13] Yu, Z., Feng, C., Liu, M. and Ramalingam, S. (2017) CASENet: Deep Category-Aware Semantic Edge Detection. 2017 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, 21-26 July 2017, 5964-5973. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.191>
- [14] Wang, X., Ma, H., Chen, X. and You, S. (2017) Edge Preserving and Multi-Scale Contextual Neural Network for Salient Object Detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, **27**, 121-134. <https://doi.org/10.1109/tip.2017.2756825>

- [15] He, J., Zhang, S., Yang, M., Shan, Y. and Huang, T. (2019) Bi-Directional Cascade Network for Perceptual Edge Detection. 2019 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Long Beach, 15-20 June 2019, 3828-3837. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2019.00395>
- [16] Tanchenko, A. (2014) Visual-PSNR Measure of Image Quality. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **25**, 874-878. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2014.01.008>
- [17] Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R. and Simoncelli, E.P. (2004) Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, **13**, 600-612. <https://doi.org/10.1109/tip.2003.819861>
- [18] 张宇, 张健, 齐林. 基于遗传算法优化 Canny 算子的织绣文物纹样抽取方法研究[J]. *丝绸*, 2024, 61(6): 1-12.