

图像去噪过程可视化系统设计与实现

贾宇欣¹, 翟林^{1*}, 孔博一², 佟宇鑫²

¹沈阳航空航天大学理学院, 辽宁 沈阳

²沈阳航空航天大学经济与管理学院, 辽宁 沈阳

收稿日期: 2026年6月15日; 录用日期: 2026年7月13日; 发布日期: 2026年7月20日

摘要

传统图像去噪算法通常以最终输出结果作为主要评价依据, 其内部迭代优化与噪声抑制过程对用户呈“黑箱”状态, 难以支撑算法原理教学与效果分析。针对这一问题, 本文设计并实现一套面向教学与演示的图像去噪过程可视化系统, 集成均值滤波、中值滤波、高斯滤波、BM3D等多种经典算法, 通过迭代中间帧捕获与动态GIF合成, 将抽象的去噪过程转化为直观可视的动画演示。在此基础上, 本文提出一种参数自适应的交替迭代去噪算法, 对纯椒盐噪声与椒盐噪声和高斯噪声的混合噪声在每轮先进行中值滤波, 再用高斯滤波与双边滤波交替执行; 对纯高斯噪声直接进行高斯-双边交替去噪。滤波参数由噪声估计、梯度复杂度因子与迭代退火因子联合调节, 在有效去除噪声的同时更好地保留边缘与细节信息。系统采用多线程架构分离计算任务与界面渲染, 保证交互流畅, 并通过PSNR、SSIM实现去噪质量的客观量化评价。实验结果表明, 该系统能够清晰展示各类算法的去噪演化过程, 本文所提出参数自适应的交替迭代去噪算法在多种噪声类型与噪声强度下均具有更优综合表现, 可为图像去噪算法的教学演示与效果对比提供有效支撑。

关键词

图像去噪, 过程可视化, 自适应滤波, 动态GIF

Design and Implementation of a Visualization System for Image Denoising Process

Yuxin Jia¹, Lin Zhai^{1*}, Boyi Kong², Yuxin Tong²

¹School of Science, Shenyang Aerospace University, Shenyang Liaoning

²School of Economics and Management, Shenyang Aerospace University, Shenyang Liaoning

Received: June 15, 2026; accepted: July 13, 2026; published: July 20, 2026

*通讯作者。

文章引用: 贾宇欣, 翟林, 孔博一, 佟宇鑫. 图像去噪过程可视化系统设计与实现[J]. 传感器技术与应用, 2026, 14(4): 726-740. DOI: 10.12677/jsta.2026.144070

Abstract

Traditional image denoising algorithms typically take the final output result as the primary evaluation criterion, leaving the internal iterative optimization and noise suppression process as a “black box” to users, which makes it difficult to support the teaching of algorithm principles and performance analysis. To address this issue, this paper designs and implements a visualization system for the image denoising process oriented toward teaching and demonstration. The system integrates multiple classical algorithms, including Mean Filtering, Median Filtering, Gaussian Filtering, and BM3D. By capturing intermediate iteration frames and synthesizing dynamic GIFs, the abstract denoising process is transformed into an intuitive visual animated demonstration. On this basis, this paper proposes a parameter-adaptive alternating iterative denoising algorithm. For pure salt-and-pepper noise and mixed noise consisting of salt-and-pepper and Gaussian noise, median filtering is first performed in each iteration round, followed by alternating execution of Gaussian filtering and bilateral filtering; for pure Gaussian noise, Gaussian-bilateral alternating denoising is directly performed. The filtering parameters are jointly regulated by noise estimation, a gradient complexity factor, and an iterative annealing factor, which effectively removes noise while better preserving edge and detail information. The system adopts a multi-threaded architecture to separate computational tasks from interface rendering, ensuring smooth interaction, and provides objective quantitative evaluation of denoising quality through PSNR and SSIM metrics. Experimental results demonstrate that the system can clearly present the denoising evolution processes of various algorithms, and the proposed parameter-adaptive alternating iterative denoising algorithm achieves superior comprehensive performance under multiple noise types and intensities, which can provide effective support for the teaching demonstration and performance comparison of image denoising algorithms.

Keywords

Image Denoising, Process Visualization, Adaptive Filtering, Dynamic GIF

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

1.1. 研究背景与意义

在图像采集、传输与存储过程中，噪声干扰不可避免，会直接影响图像质量与后续精度分析[1]。图像去噪作为数字图像处理的基础前置任务，旨在从含噪观测中恢复出干净、清晰的原始信号，在安防监控、医学影像、遥感成像等领域具有广泛应用。随着去噪算法不断发展，从经典线性滤波到非局部相似性滤波、协同滤波，算法结构日趋复杂。然而，现有工具与实验平台多侧重于最终去噪结果的展示，缺乏对迭代过程、参数作用、区域差异等内在机制的直观呈现，且算法复杂度持续提升，可解释性随之下降，进一步拉大了理论学习与实验实践之间的距离，导致初学者难以理解算法行为，工程人员难以快速调参与对比。为此，本文构建一套可实时捕获去噪中间过程、支持动态演示、可量化评价的可视化系统，将算法执行过程以 GIF 动画形式输出，同时结合空间自适应参数策略和迭代退火机制这一双层的参数自适应策略提升去噪鲁棒性，兼具教学价值与实用价值。

1.2. 国内外研究现状

目前, 图像去噪领域已经形成“传统算法与深度学习双轨并行”的研究格局, 近年来更呈现出从有监督学习向无监督/自监督学习演进、从单一模型向混合框架融合的明显趋势。传统去噪算法的发展经历了从空间域到变换域、从局部到非局部的演变过程。

空间域方法直接在像素层面进行操作。均值滤波通过局部窗口取像素平均值实现平滑, 是最早的线性滤波方法之一, 计算简单但易模糊边缘[2]。中值滤波由 Tukey [3]于 1971 年提出, 通过取窗口内像素中值替代中心像素, 尤其适用于去除椒盐噪声, 能够有效保留边缘信息。非局部均值(NLM)由 Buades [4]等人于 2005 年提出, 利用图像中广泛存在的自相似性, 在全局范围内搜索相似图像块进行加权平均, 开创了非局部滤波的新范式。但是上述方法在处理高噪声时往往面临去噪效果与细节保留之间的权衡。

变换域方法通过将图像转换到其他域实现噪声分离。小波阈值去噪由 Donoho 和 Johnstone [5]于 1994 年提出, 利用小波变换的多尺度特性, 在高频子带中对小于阈值的小波系数进行收缩或置零, 实现了自适应去噪。Starck [6]等人提出基于曲波变换的图像去噪方案, 相比小波变换, 曲波能更稀疏地表示图像曲线与边缘特征, 显著改善边缘保留与去噪综合性能。BM3D 是传统方法的集大成者, 由 Dabov [7]等人于 2007 年提出, 通过块匹配将相似二维块堆叠成三维组, 在变换域中进行协同滤波后再聚合重建, 在峰值信噪比和主观视觉质量方面均达到当时最优性能, 被公认为传统去噪算法的标杆。上述传统算法理论基础坚实、过程透明、可解释性强, 但存在单一算法噪声类型针对性窄、参数选择依赖经验等局限。

2014 年以来, 深度学习技术为图像去噪带来突破性进展。Zhang [8]等人提出的 DnCNN 将残差学习与批量标准化引入图像去噪, 通过残差学习从含噪图像中预测噪声残差, 显著提升了去噪性能并加速了训练过程; Lempitsky [9]等人提出的 Deep Image Prior 无需任何训练数据即可对单张含噪图像进行去噪, 解决真实场景中“干净-含噪”图像对难以获取的问题。同时, 轻量化与混合模型研究呈现从局部特征建模扩展到多尺度融合、从单一 CNN 转向 Transformer 等新型架构的趋势。

传统算法理论基础坚实、可解释性强; 深度学习方法性能优异, 正向无监督化、轻量化、可解释化方向深入发展。当前图像去噪领域的研究多集中于算法性能优化, 相关软件与平台普遍侧重最终去噪结果的展示, 对过程可视化的支持较为有限[5]。现有可视化工具多以静态对比为主, 难以呈现连续的迭代演化过程; 参数调节多依赖人工手动设置, 缺少与图像特征结合的自适应机制[10]。同时, 多数工具未能将过程捕获、动态演示、量化评价与交互界面进行一体化整合, 国外工具偏向专业科研、复杂度高, 国内平台则在动态可视化与自适应能力上存在不足, 难以同时满足教学演示与实验验证需求[11]。为此, 本文围过程可视化、参数自适应与系统集成展开设计, 弥补现有工具的短板。

1.3. 主要研究内容

本文以搭建连接图像去噪理论学习与实践操作的桥梁为核心目标, 聚焦教学演示、过程透明化与算法可解释性三大核心方向, 主要研究内容包括:

(1) 搭建多算法融合的去噪处理框架, 集成多种主流去噪算法以及本文提出的高斯-双边参数自适应交替迭代去噪算法, 支持多种噪声的模拟生成, 适配课堂教学与算法对比分析场景;

(2) 实现去噪迭代过程的中间帧捕获与动态 GIF 合成, 记录中间迭代处理过程并叠加算法名称、迭代次数和评价指标文字说明, 构建完整的过程可视化链路, 将抽象的数学迭代过程转化为直观易懂的动态演示;

(3) 提出并实现参数自适应的高斯-双边交替迭代去噪算法: 对纯椒盐噪声与椒盐噪声和高斯噪声的混合噪声在每轮先进行轻度中值预处理, 之后高斯滤波与双边滤波交替处理; 对纯高斯噪声直接进行高斯-双边交替迭代去噪。滤波参数由噪声估计、梯度复杂度因子与迭代退火因子联合调节, 使滤波强

度可随局部纹理特征与迭代进度动态调整,在高效平滑噪声的同时更好地保留图像边缘与细节;

(4) 基于 Python 构建多线程图形用户界面,采用多线程架构分离计算任务与界面渲染,保证操作流畅性实现图像加载、噪声添加、去噪计算、动态演示、效果对比的一体化操作,适配课堂教学与学生自主实验;

(5) 从教学适用性、过程可解释性、算法透明性三个维度开展系统验证,结合主观视觉观测与 Peak Signal-to-NoiseRatio (PSNR)、Structural Similarity Index Measure (SSIM)客观量化指标,完成系统功能验证与性能分析,验证系统在理论研究、算法解析与可解释性研究中的实际应用价值。

2. 系统总体设计

系统以模块化、低耦合、易交互、可扩展为设计原则,围绕去噪计算、过程捕获、动态展示、量化评价四条主线展开,采用分层架构与固定执行流程,保证功能完整、逻辑清晰、运行稳定,可满足教学演示、算法验证、效果对比等多种使用场景。

2.1. 系统功能框架

系统整体采用四层结构,分别为交互层、处理层、可视化层与评价层,各层通过统一接口完成数据传递,实现功能解耦与扩展便利。交互层面向用户提供操作入口,承担图像加载、噪声参数设置、算法选择、GIF 生成与保存等任务,是用户与系统交互的直接载体。处理层为核心计算单元,负责噪声生成、去噪算法运行、迭代中间帧采集与数据缓存,所有计算逻辑独立封装,不与界面逻辑相互影响。可视化层负责动态展示内容生成,对中间帧进行排序、格式统一、文字标注,并完成 GIF 合成与播放参数设置,将抽象过程转化为可视内容。评价层承担去噪质量评估工作,依据原始图像与处理结果自动计算 PSNR、SSIM 指标,完成数据统计与对比展示,为算法效果提供客观依据。四层结构协同工作,形成从用户操作、后台计算、可视化呈现到效果评价的完整流程。本文系统功能框架见图 1。

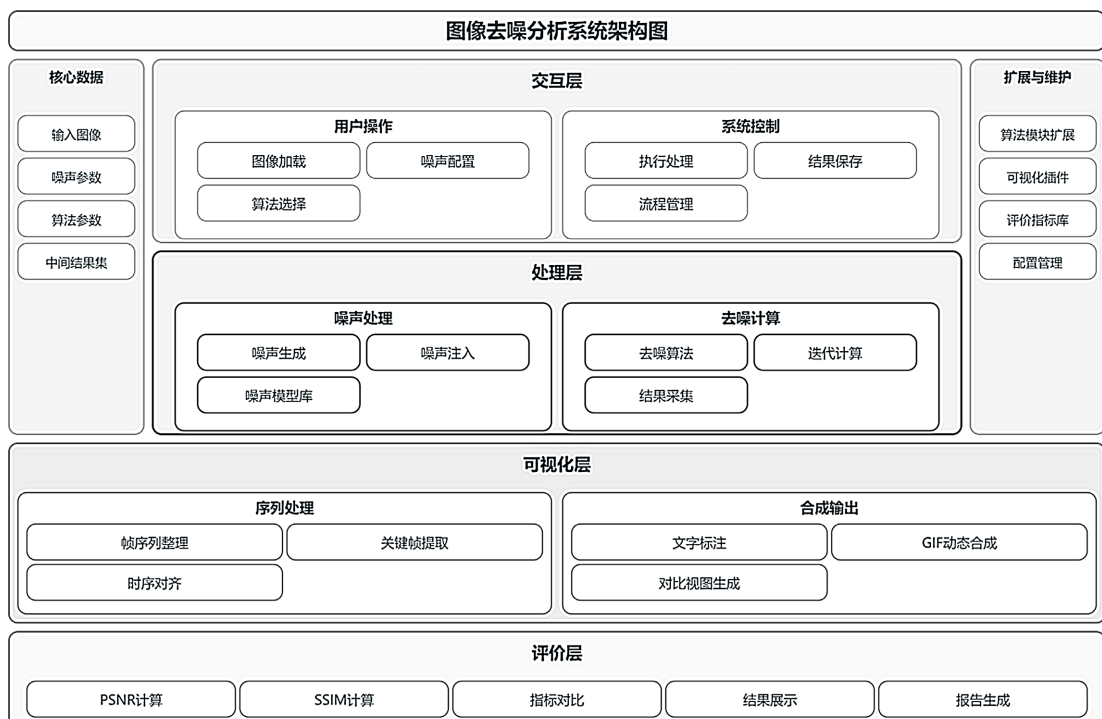


Figure 1. Functional framework of the proposed system

图 1. 本文系统功能框架

2.2. 系统运行流程

系统采用固定可复现的执行流程, 保证每次实验过程一致、结果可对比。流程起始于原始图像加载, 系统支持灰度图像与彩色图像读取, 并自动统一格式; 随后根据用户选择添加高斯噪声、椒盐噪声或混合噪声, 生成标准含噪测试图像; 选定去噪算法后, 系统启动计算并按规则记录迭代中间结果; 中间帧采集完毕后进入可视化合成环节, 按顺序编排图像并叠加必要信息, 生成可循环播放的动态 GIF; 与此同时, 评价模块同步计算含噪图像与去噪结果的客观指标; 最终可展示原始图像、含噪图像、去噪结果、动态 GIF 与量化数据, 并支持动态 GIF 导出保存。全流程操作简洁, 中间环节无需人工干预, 能够有效降低使用门槛。

3. 关键算法与策略设计

3.1. 经典去噪算法与噪声模型

系统集成均值滤波、中值滤波、高斯滤波、BM3D 以及高斯 - 双边交替迭代去噪算法, 覆盖传统滤波与高性能协同滤波, 满足不同场景的演示与对比需求。系统支持高斯噪声、椒盐噪声及椒盐噪声与高斯噪声的混合噪声的模拟生成, 可通过参数调节噪声强度, 为去噪实验提供标准测试输入。

3.2. 噪声类型识别与生成

系统由用户显示选择噪声类型(高斯噪声/椒盐噪声/椒盐噪声和高斯噪声的混合噪声), 无需自动识别算法:

(1) 高斯噪声:

添加高斯噪声后的图像像素值公式如式(1)所示:

$$I_{noisy} = I_{clean} + N(0, \sigma^2) \quad (1)$$

其中, I_{clean} 为无噪声的原图像, I_{noisy} 为噪声图像, σ 为高斯噪声标准差。本文系统中, 用户交互滑块的档位值设为 s , 为使噪声强度适配 8 位图像单通道 0~255 的像素取值范围, 避免数值溢出或噪声过弱, 更好的适配图像的噪声视觉表现与算法处理区间, 本文将高斯噪声标准差与滑块档位 s 进行线性标定:

$$\sigma = s \times 1.8。$$

(2) 椒盐噪声:

添加椒盐噪声后的图像像素值公式如式(2)所示:

$$I_{noisy} = \begin{cases} 0, & p < prob/2 \\ 255, & prob/2 \leq p < prob \\ I_{clean}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中, 预设噪声总污染概率设定为 $prob = s/100$, 概率 p 是对图像的每一个像素所生成的 0~1 均匀随机数。当 $p < prob/2$ 时, 像素直接强制变为极小值 0 (纯黑噪点), 当 $prob/2 \leq p < prob$ 时, 像素强制变为 255 (纯白噪点), 其余像素保持原始干净像素值不变。

(3) 混合噪声:

该噪声为高斯噪声与轻度椒盐噪声的顺序叠加组合, 为避免后续叠加椒盐噪声后噪声过载并使整体视觉强度和同档位纯高斯、椒盐噪声保持统一对齐以方便 PSNR、SSIM 指标横向公平对比, 本文添加强度为 $\sigma = s \times 1.2$ 的高斯噪声, 在此基础上, 根据滑块档位动态计算椒盐噪声污染概率 $prob$ 来引入低强度的椒盐噪声, 最终得到混合含噪图像。椒盐噪声污染概率 $prob = \min(0.16, s/220)$, 为确保椒盐分量保持

轻度低污染，设置上限为 0.16。

3.3. 高斯 - 双边交替迭代去噪框架

为兼顾噪声抑制效果与图像边缘细节保留能力，系统采用奇数轮高斯滤波、偶数轮双边滤波、处理纯椒盐噪声与椒盐噪声和高斯噪声的混合噪声时每轮先进行轻度中值预处理的去噪结构。在迭代过程中，奇数轮次使用高斯滤波对含噪图像进行全局平滑处理，利用高斯核的加权平均特性有效抑制全域噪声；偶数轮次使用双边滤波，在平滑的基础上保留图像边缘信息，同时抑制因过度平滑带来的振铃效应与伪影干扰，特别的，在处理椒盐噪声与混合噪声时每轮首先进行轻度中值预处理，全程压制椒盐噪声。在此基础上，使用噪声估计并引入图像梯度复杂度和迭代退火机制这一双层参数自适应策略调整滤波参数：一方面基于当前图像的梯度均值构建复杂度因子，并归一化到 $[0.8\sim 1.0]$ ，在空间维度差异化调整滤波强度，平坦区域强化去噪力度、边缘纹理区域优先保护细节；另一方面引入迭代退火机制，高斯滤波强度随迭代进程逐步衰减、双边滤波保边能力随迭代逐步增强，实现“前期强去噪、后期精细保真”的渐进优化。通过多轮交替迭代逐步优化图像质量，使算法在噪声去除与细节保护之间达到稳定均衡，既保证整体去噪效果，又能最大程度维持图像纹理与边缘完整性。高斯 - 双边交替迭代去噪框架见图 2。

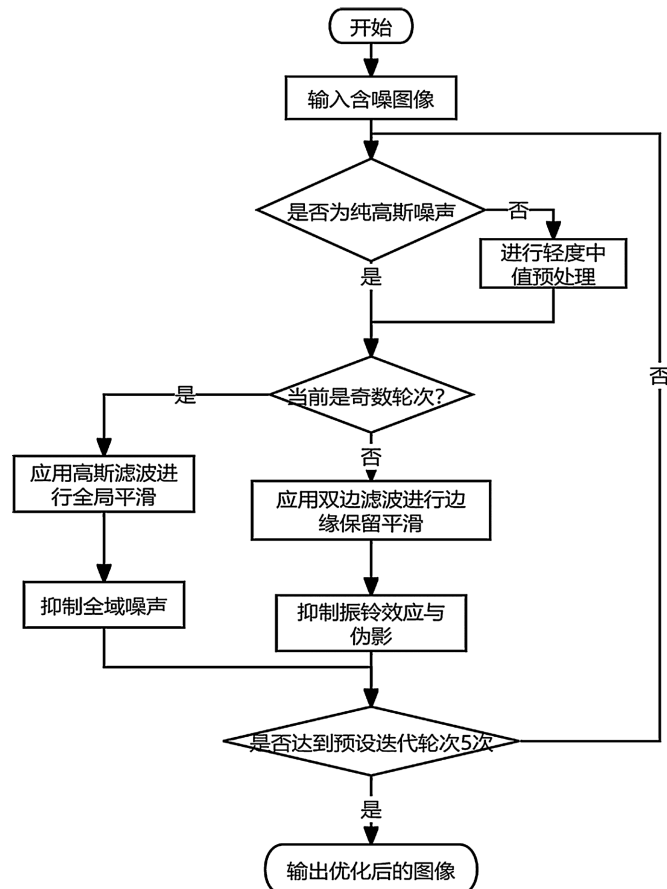


Figure 2. Framework of the Gaussian-bilateral alternating iterative denoising
图 2. 高斯-双边交替迭代去噪框架

3.3.1. 高斯滤波(奇数轮)

高斯滤波作为经典线性平滑方法，其基本思想是利用高斯函数构造卷积核，对图像进行加权平均。

该算法最早由 Canny [12] 在 1986 年将其作为边缘检测的预处理加以应用，此后成为图像去噪领域的基础工具，但该滤波器在平滑噪声同时，也会模糊图像边缘。高斯滤波主要解决图像中高斯噪声的抑制问题，通过加权平均降低像素值的随机波动。为适配不同噪声等级，本文引入噪声强度自适应核尺寸与平滑系数。

高斯核 $G(u, v, \sigma)$ 定义如公式(3)所示：

$$G(u, v, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{u^2 + v^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

其中， (u, v) 为像素相对中心偏移坐标，高斯标准差 σ 控制平滑程度。

对于给定的含噪图像 $I_{noisy}(x, y)$ ，高斯滤波的输出 $I_G(x, y)$ 定义如公式(4)所示：

$$I_G(x, y) = \sum_{u=-k}^k \sum_{v=-k}^k I(x+u, y+v) \cdot G(u, v, \sigma) \quad (4)$$

核尺寸 k 定义如公式(5)所示：

$$k = \max(3, 2 \cdot [3\sigma] + 1) \quad (5)$$

其中，使用 3σ 保证覆盖高斯分布的有效作用范围并剔除权重可忽略的冗余区域；通过构造奇数尺寸滤波核保证窗口中心对齐像素；限定最小核尺寸以避免低噪声场景下滤波失效。

3.3.2. 双边滤波(偶数轮)

双边滤波作为非线性保边滤波方法，由 Tomasi 和 Manduchi [13] 于 1998 年正式提出。该算法解决了传统高斯滤波在平滑噪声时不可逆地模糊边缘的问题，通过同时考虑像素间的空间邻近度与灰度相似度，在去噪的同时保留图像边缘结构。

空间核 $G_s(u, v, \sigma_s)$ 定义如公式(6)所示：

$$G_s(u, v, \sigma_s) = \exp\left(-\frac{u^2 + v^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (6)$$

其中，空间标准差 σ_s 控制空间远近权重。值域核 $G_r(\delta, \sigma_r)$ 定义如公式(7)所示：

$$G_r(\delta, \sigma_r) = \exp\left(-\frac{\delta^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (7)$$

其中，灰度标准差 σ_r 控制颜色/亮度相近度权重，像素灰度差值 $\delta = I(x+u, y+v) - I(x, y)$ ，当像素与中心像素的灰度差异较大时，值域权重降低，从而保护边缘不被平滑。

双边滤波的输出 $I_B(x, y)$ 定义如公式(8)所示：

$$I_B(x, y) = \frac{1}{W_p} \sum_{u=-k}^k \sum_{v=-k}^k I(x+u, y+v) \cdot G_s \cdot G_r \quad (8)$$

其中，归一化系数 $W_p = \sum_{u=-k}^k \sum_{v=-k}^k G_s(u, v, \sigma_s) \cdot G_r(\delta, \sigma_r)$ ， k 为双边滤波窗口单边半长。

3.3.3. 椒盐/混合噪声预处理

中值滤波预处理后的输出图像 I_t 如式(9)所示：

$$I_t = \text{medianBlur}(I_{t-1}, 3) \quad (9)$$

其中 t 为当前迭代轮次，初始状态 $I_0 = I_{noisy}$ 。

3.4. 图像梯度复杂度与迭代退火机制双层动态参数自适应调整策略

传统滤波方法常使用固定参数，难以兼顾平坦区域去噪与纹理区域保边。本文使用梯度均值反映灰度变化强度，基于当前图像的全局梯度均值构建梯度复杂度因子并进行归一化处理，实现空间维度自适应调节：图像边缘与纹理复杂区域，自动降低滤波强度，最大程度保护细节；平坦均匀区域，自动提升滤波强度，强化噪声去除能力。在此基础上，本文还引入迭代退火机制，实现时间维度的进程自适应：在高斯-双边交替迭代的全过程中，整体滤波强度随迭代轮次动态衰减：迭代前期，高斯滤波占主导、整体去噪强度较高，快速压制大面积基础噪声；迭代后期，切换双边滤波为主，高斯强度逐步降低、双边保边能力逐步增强，平滑力度持续弱化，专门负责精细化修复、保留纹理细节。通过空间梯度自适应与迭代退火自适应的双层调控，全程动态匹配当前图像状态，避免固定参数带来的去噪不彻底或过平滑糊图问题。为兼顾可视化演示完整性与算法最优降噪平衡点，系统固定迭代次数为 5 次。

(1) 梯度复杂度因子(空间自适应)

复杂度因子[14]计算如公式(10)：

$$grad_scale = clip\left(\frac{grad_mean}{20}, 0.8, 1.0\right) \quad (10)$$

其中，当前图像全局梯度均值 $grad_mean = \frac{1}{HW} \sum_{x,y} |\nabla I(x,y)|$ ， H 为图像高度， W 为图像宽度，20 为经验系数以使 8 位图像的全局梯度均值线性压缩至 0~1 区间。为防止滤波失效或极端崩坏，复杂度因子归一化至[0.8, 1.0]区间。

(2) 迭代退火因子(时间自适应)

当迭代轮次为 t 时，迭代退火因子计算如公式(11)：

$$\eta_t = 0.6 + 0.4 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (11)$$

其中， T 为总迭代次数。0.6 为退火强度最终下限，使迭代末期保留基础的滤波修正能力，0.4 为全程最大衰减幅度，严格控制整体波动区间，该参数组合使迭代前期快速去除大幅噪声，迭代后期逐步平滑力度，避免过渡模糊纹理与边缘，实现时间维度上由粗降噪到精修复的过程。

(3) 高斯滤波参数更新

处理高斯噪声时滤波参数 σ_t 定义如公式(12)所示：

$$\sigma_t = \sigma_0 \cdot \left(1.2 - 0.9 \cdot \frac{t-1}{T-1}\right) \quad (12)$$

其中， σ_0 为初始高斯滤波强度。常数 1.2 为初始强度放大系数，用以提升首轮去噪效率，0.9 为整体衰减范围控制参数，保证滤波强度随迭代轮次平稳下降、避免强滤波导致过渡平滑且迭代后期仅保留较低强度用于残留噪点的细节精细化修正。

处理椒盐噪声与混合噪声时滤波参数 σ_t 定义如公式(13)所示：

$$\sigma_t = \max\left(0.5, \sigma_{est} \cdot 0.2 \cdot \eta_t \cdot (1.2 - grad_scale)\right) \quad (13)$$

其中， σ_{est} 为噪声估计标准差，常数 0.2 为经验缩放系数，0.5 为参数下限约束，避免迭代后期滤波失效。常数 1.2 为反向自适应偏移基准，通过构造差值项实现平坦区增强滤波强度，边缘纹理丰富区域降低滤波强度。

(4) 双边滤波参数更新

双边滤波空间标准差 $\sigma_{s,t}$ 与灰度标准差 $\sigma_{r,t}$ 定义公式分别如式(14)和式(15)所示：

$$\sigma_{s,t} = \max(1, \sigma_{est} \cdot 0.1 \cdot \eta_t \cdot (1.1 - grad_scale)) \quad (14)$$

$$\sigma_{r,t} = \max(1, \sigma_{est} \cdot 0.2 \cdot \eta_t \cdot (1.1 - grad_scale)) \quad (15)$$

空间标准差与灰度标准差均以噪声估计标准差 σ_{est} 为基础, 结合迭代退火因子 η_t 实现时间维度的强弱衰减; 通过差值项完成空间维度自适应, 其中常数 1.1 为双边滤波偏移基准, 区别于高斯滤波所用的 1.2 基准, 由于双边滤波具备的保边属性、平滑作用更为柔和, 适当减小偏移基准, 可压缩整体自适应调节幅度, 有效避免双边滤波在纹理丰富区域过渡平滑, 更好保留图像细节与边缘结构。其中, 空间标准差采用 0.1 缩放系数, 控制空间邻域的平滑范围; 值域标准差采用 0.2 缩放系数, 提升灰度差异的区分灵敏度, 强化双边滤波的边缘保持特性。设置参数下限为 1, 全程保持双边滤波有效工作, 避免迭代末期滤波失效。

处理椒盐噪声/混合噪声时标准差定义如式(16)所示:

$$\sigma = \frac{1}{HM} \sum_{x,y} |I(x,y) - \bar{I}(x,y)| \quad (16)$$

其中, $I(x,y)$ 为当前迭代带噪图像像素值, $\bar{I}(x,y)$ 为局部平滑均值。通过统计全图像素与局部平滑结果的平均绝对偏差, 实时表征当前图像的残留噪声强度。

3.5. 迭代过程捕获与 GIF 合成

系统设置统一接口存储中间结果, 迭代型算法逐帧保存, BM3D 等非迭代算法仅保存最终结果并延长显示时长。中间帧统一转换为 RGB 格式, 保证显示与合成稳定。GIF 按原图、含噪图、迭代过程、去噪结果的顺序编排, 并叠加算法名称、迭代次数、噪声参数等标注, 单帧时长 0.6 秒, 支持循环播放。

3.6. 去噪质量评价

系统采用 PSNR [15] 与 SSIM [16] 作为客观评价指标。PSNR 基于均方误差计算, 数值越高表示失真越小。PSNR 计算如公式(17):

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right) \quad (17)$$

其中, MSE 为均方误差, 表示两幅图像(原始图像与失真图像)之间像素差异的平方平均值。 MAX 为图像像素值的最大可能取值; SSIM 从亮度、对比度、结构三方面衡量图像相似性, 取值越接近 1 结构保留越好。本文采用局部高斯窗口的 SSIM 计算方案, SSIM 计算如公式(18):

$$SSIM(x,y) = l(x,y) \cdot c(x,y) \cdot s(x,y) \quad (18)$$

其中, 亮度项 $l(x,y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}$, μ_x 、 μ_y 分别为原图、去噪图在窗口内的像素灰度均值, 对比度项

$c(x,y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}$, σ_x^2 、 σ_y^2 分别为原图、去噪图在窗口内的像素方差, 结构项 $s(x,y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}$,

σ_{xy} 为原图与去噪图之间的协方差, 固定常数 $C_1 = (0.01 \cdot MAX^2)$, $C_2 = (0.03 \cdot MAX^2)$, $C_3 = C_2/2$ 。去噪完成后通过消息框与多算法对比窗口中的图像标题进行展示, 实现直观量化对比。

4. 系统实现与关键模块

4.1. 图形用户界面设计

系统基于 Python Tkinter/ttk 构建图形用户界面, 主窗口大小为 1200×800 , 采用顶部控制栏 + 左右

双栏图像显示区的布局形式，操作与展示分区明确。

4.1.1. 布局与控件

界面控件按功能划分为图像加载、噪声设置、算法选择、去噪执行、GIF 生成、多算法对比六大模块，布局清晰、操作简便，界面支持自适应缩放，可保证不同显示环境下的可用性，图像去噪可视化软件界面见图 3。

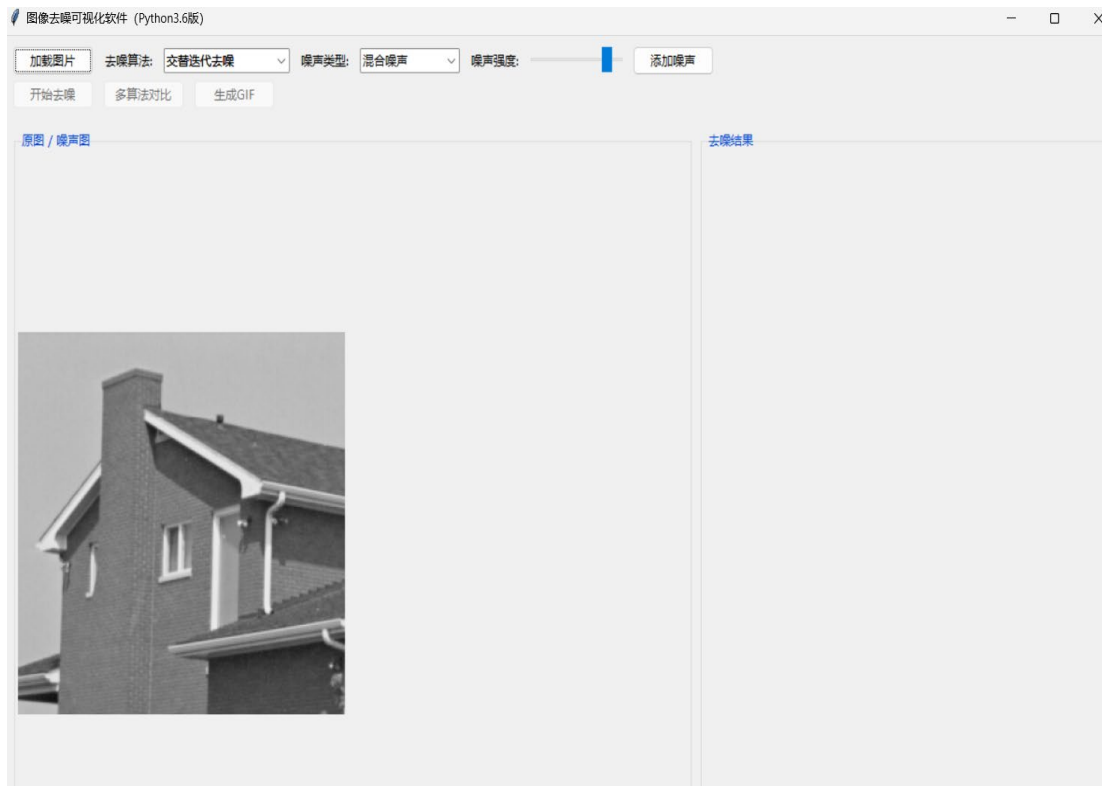


Figure 3. Interface of the image denoising visualization software
图 3. 图像去噪可视化软件界面

4.1.2. 图像显示与缩放

单张图像最大显示区域限定为 500×350 像素，图像按原始宽高比等比例缩放，避免拉伸变形。系统可自动完成灰度图与彩色图的格式转换，统一以 RGB 通道显示，保证显示效果一致。

4.2. 多线程处理

为避免高计算量算法阻塞界面，系统采用后台线程执行去噪任务、主线程负责界面渲染的多线程架构。通过 `root.after` 实现线程安全的界面更新，并对按钮进行状态锁定，防止重复执行，提升系统运行稳定性。

4.3. 文件操作与异常处理

系统使用 `cv2.imdecode` 解决中文路径无法正常读取图像的问题，对 `float32` 类型结果进行数值截断并转换为 `uint8` 格式，确保图像保存正常。同时对未加载图片、未添加噪声、未完成去噪等不规范操作进行判断并给出提示，增强系统鲁棒性。

5. 实验与结果分析

5.1. 实验环境与方案

实验在常规计算机环境下运行,处理器为 12th Gen Intel(R) Core(TM) i5-12500H, 2500 Mhz, 使用 Python 及 OpenCV、PIL、imageio、NumPy 等库完成开发。测试图像选用 Lena、Boat、Monarch, Cat 等标准图像, 分别加入不同强度的高斯噪声、椒盐噪声与混合噪声, 以主观观察与 PSNR、SSIM 指标完成系统验证。

5.2. 实验结果与分析

为了验证本文提出的参数自适应的高斯-双边交替迭代去噪算法对混合噪声的去除效果及细节保留能力, 选取了“House”、“Boat”、“Barbara”三组经典测试图像作为测试样本。从图 4 可以看出, 本文提出的高斯-双边交替迭代算法(图 4 右)在有效消除高斯椒盐混合噪声的同时, 保留了实物的轮廓边缘与纹理细节, 未出现明显的模糊或失真问题。这一优势源于算法融合了高斯滤波的噪声平滑能力与双边滤波的边缘保持特性, 在去除混合噪声的同时, 能有效保护图像的高频细节信息, 实现了噪声抑制与细节保留的平衡。噪声图与本文算法去噪静态展示见图 4。



Figure 4. Static display of noisy images and images denoised by the proposed algorithm

图 4. 噪声图与本文算法去噪图静态展示

表 1 和表 2 分别为各去噪算法处理三种不同测试图像在添加混合噪声场景下的 PSNR 指标和 SSIM 指标对比。结果显示, 经典 BM3D 算法与传统均值滤波、中值滤波、高斯滤波存在边缘模糊、或对混合噪声适配性差的问题, 如在测试图像为“Barbara”时, PSNR 最高为 22.69dB, SSIM 最高仅 0.5290, 无法兼顾噪声抑制与细节保留。

本文提出的高斯-双边交替迭代去噪方法在处理三种测试图像时均取得了综合最优性能: 如测试图像为“Barbara”时, PSNR 达 22.8dB, 较含噪图像提升 10.65dB; SSIM 达 0.5808, 为所有算法中最高。

这一优势源于算法融合了高斯滤波的噪声平滑能力与双边滤波的边缘保持特性，通过交替迭代机制实现了噪声的分步抑制，在有效去除混合噪声的同时，最大程度保留了图像的结构细节，验证了算法的有效性与优越性。不同测试图像在各类去噪算法下的 PSNR、SSIM 对比分别见表 1、表 2。

Table 1. PSNR comparison of different test images under various algorithms (mixed noise)

表 1. 不同测试图像在各类算法下的 PSNR 对比(混合噪声)

测试图像	含噪图像	均值滤波	中值滤波	高斯滤波	BM3D	交替迭代
House	12.19	22.99	25.19	22.68	13.42	25.51
Boat	12.20	22.14	24.13	21.74	13.40	24.17
Barbara	12.15	21.08	22.69	20.82	13.30	22.80

Table 2. SSIM comparison of different test images under various algorithms (mixed noise)

表 2. 不同测试图像在各类算法下的 SSIM 对比(混合噪声)

测试图像	含噪图像	均值滤波	中值滤波	高斯滤波	BM3D	交替迭代
House	0.0850	0.5864	0.5676	0.5627	0.1024	0.6681
Boat	0.1048	0.5245	0.5503	0.4747	0.1239	0.5944
Barbara	0.1338	0.5050	0.5290	0.4690	0.1571	0.5808

图 5~7 分别给出“House”、“Boat”、“Barbara”三组测试图像在均值滤波、中值滤波、高斯滤波、BM3D 算法以及本文交替迭代去噪算法下的视觉效果与量化指标对比。从 PSNR 和 SSIM 数值可以明显看出，传统均值滤波、高斯滤波去噪能力有限，图像细节保留效果较差；中值滤波去噪效果优于前两种线性滤波，但仍存在边缘模糊、纹理丢失、适配性差的问题；BM3D 算法提升幅度较小，整体去噪与结构保持能力一般。相比之下，本文所提交替迭代去噪算法在三组图像上取得综合最优去噪结果，不仅有效抑制了图像噪声，还能较好保留图像边缘、纹理与细节信息，主观视觉效果和客观量化指标综合优于传统滤波算法与 BM3D 算法，充分验证了该算法在图像去噪任务中的有效性与优越性。三组测试图像各算法去噪效果对比分别见图 5~7。

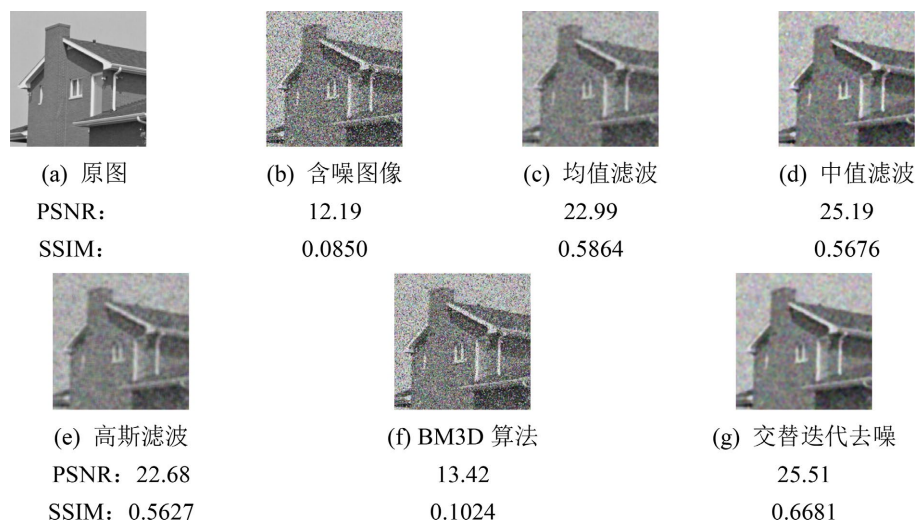


Figure 5. Comparison of denoising effects of different algorithms on the “House” image

图 5. 针对“House”图像各算法去噪效果对比

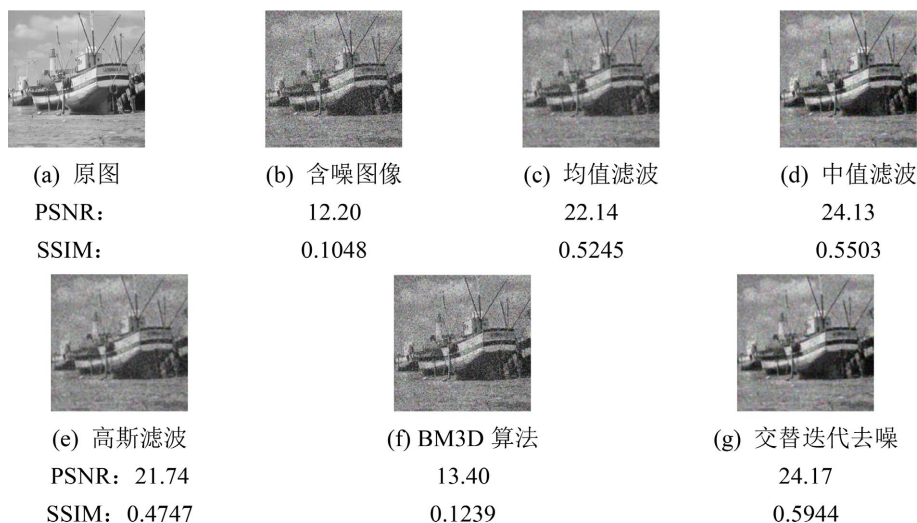


Figure 6. Comparison of denoising effects of different algorithms on the “Boat” image

图 6. 针对 “Boat” 图像各算法去噪效果对比



Figure 7. Comparison of denoising effects of different algorithms on the “Barbara” image

图 7. 针对 “Barbara” 图像各算法去噪效果对比

6. 结论与展望

6.1. 结论

本文围绕图像去噪教学中过程可视化不足、算法可解释性较弱、理论与实践衔接不畅等实际问题，设计并实现了集去噪计算、迭代过程捕获、动态 GIF 可视化、质量量化评价于一体的图像去噪演示系统。

(1) 构建了适配教学场景的去噪过程可视化方案。实现迭代中间帧捕获、动态 GIF 合成与关键信息注释，打破传统工具仅展示最终去噪结果的局限，将抽象的算法迭代过程转化为连续、直观、可交互的动态演示，有效解决了教学过程中算法原理抽象、过程不可见的问题，为学生理解算法的工作机制提高了直观的可视化支撑，有效搭建了理论学习与实验实践之间的桥梁；

(2) 提出并实现了参数自适应交替迭代去噪算法，并针对不同噪声类型设计差异化处理流程。通过噪声估计、梯度复杂度因子与迭代退火因子联合调控滤波参数，在有效平滑噪声的同时更完整地保留边缘

与细节信息,显著提升了算法在不同场景下的适用性与去噪质量。实验结果表明,该系统能够满足教学演示、算法原理解析与效果快速对比的需求,具有较强的实用价值与教学意义,为去噪算法的教学与研究提供了可行思路;

(3) 开发了界面简洁、操作便捷的一体化教学平台。系统采用模块化设计,功能划分清晰,操作门槛低,运行稳定可靠,集成了多算法对比、动态过程演示、客观指标量化等实用功能,既适用于课堂教学中的算法原理演示,也可作为学生自主实验、算法探究、效果对比的实操工具,为图像去噪课程提供了完整的教学解决方案;

(4) 验证了系统在教学与算法分析中的实际价值。实验结果表明,该系统能够清晰呈现不同算法的噪声抑制、边缘保留全过程,本文提出并实现的算法实现了良好去噪效果,充分体现了系统在教育教学、算法解析与可解释性研究中的独特优势与实用价值。

6.2. 展望

本文设计的图像去噪过程可视化系统虽已实现预期功能,但仍有完善与拓展空间,未来可从多方面对系统进行拓展与完善:引入更多传统滤波与深度学习类去噪算法,丰富算法库;实现块匹配、特征计算等内部关键过程的可视化;增加批量处理与实验报告自动生成功能;结合可解释人工智能技术,构建端到端、可追溯的去噪演示流程,进一步提升平台在教学实验与科研验证中的支撑能力。

基金项目

2026 年沈阳航空航天大学大学生创新创业训练计划项目。

参考文献

- [1] 刘利平, 乔乐乐, 蒋柳成. 图像去噪方法概述[J]. 计算机科学与探索, 2019, 13(7): 1021-1038.
- [2] R.C.冈萨雷斯, R.E.伍兹. 数字图像处理: 英文版[M]. 第4版. 北京: 电子工业出版社, 2024: 164-170.
- [3] Tukey, J.W. (1970) *Exploratory Data Analysis*. Addison-Wesley.
- [4] Buades, A., Coll, B. and Morel, J.M. (2005) A Non-Local Algorithm for Image Denoising. 2005 *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Diego, 20-26 June 2005, 60-65.
- [5] Donoho, D.L. and Johnstone, I.M. (1994) Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage. *Biometrika*, **81**, 425-455. <https://doi.org/10.1093/biomet/81.3.425>
- [6] Starck, J.L., Candès, E.J. and Donoho, D.L. (2002) The Curvelet Transform for Image Denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, **11**, 670-684. <https://doi.org/10.1109/tip.2002.1014998>
- [7] Dabov, K., Foi, A., Katkovnik, V. and Egiazarian, K. (2007) Image Denoising by Sparse 3-D Transform-Domain Collaborative Filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, **16**, 2080-2095. <https://doi.org/10.1109/tip.2007.901238>
- [8] Zhang, K., Zuo, W.M., Chen, Y.J., et al. (2017) Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, **26**, 3142-3155. <https://doi.org/10.1109/tip.2017.2662206>
- [9] Lempitsky, V., Vedaldi, A. and Ulyanov, D. (2018) Deep Image Prior. 2018 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Salt Lake City, 18-23 June 2018, 9446-9454. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2018.00984>
- [10] 王正勇, 罗代建, 何小海. 图像去噪效果评价与可视化平台设计[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(S1): 189-194.
- [11] Rudin, L.I., Osher, S. and Fatemi, E. (1992) Nonlinear Total Variation Based Noise Removal Algorithms. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, **60**, 259-268. [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(92\)90242-f](https://doi.org/10.1016/0167-2789(92)90242-f)
- [12] Canny, J. (1986) A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **8**, 679-698. <https://doi.org/10.1109/tpami.1986.4767851>
- [13] Tomasi, C. and Manduchi, R. (1998) Bilateral Filtering for Gray and Color Images. 1998 *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision*, Bombay, 4-7 January 1998, 839-846.
- [14] 王珊, 高珊珊, 郭宁宁, 等. 多层次轮廓约束的图像放大算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(10):

- 1817-1830.
- [15] 佟雨兵, 张其善, 祁云平. 基于 PSNR 与 SSIM 联合的图像质量评价模型[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(12): 1758-1763.
- [16] Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R., *et al.* (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>