

6-16-2022

Denoising Algorithm Based on Multi-feature Non-local Mean Filtering for Monte Carlo Rendered Images

Kai Yang

School of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;; 741910453@qq.com

Chunyi Chen

School of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;; chenchunyi@hotmail.com

Xiaojuan Hu

School of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;

Haiyang Yu

School of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Denoising Algorithm Based on Multi-feature Non-local Mean Filtering for Monte Carlo Rendered Images

Abstract

Abstract: Aiming at the rendering noise in Monte Carlo synthesized images induced by the low light-path sampling rate, a denoising algorithm based on the multi-feature non-local-mean filtering is proposed. *The gradient image of the scene's albedo information is calculated with the canny operator, and a guided filter together with the said gradient image is employed to prefilter the normal vector image. The structural similarity of the sub-blocks in the prefiltered normal vector image is calculated and the improved weights of the non-local mean filter are computed according to the logarithmic value of the reciprocal of the structural similarity. The improved non-local mean filter is used to implement the reconstruction of the noisy image.* The experimental results show that the proposed algorithm can effectively reduce the level of Monte Carlo rendering noise in typical scenes, and can improve the metrics of mean square error and peak signal-to-noise ratio.

Keywords

Monte Carlo, rendering, guide filter, non-local mean filter, structural similarity

Recommended Citation

Kai Yang, Chunyi Chen, Xiaojuan Hu, Haiyang Yu. Denoising Algorithm Based on Multi-feature Non-local Mean Filtering for Monte Carlo Rendered Images[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(6): 1259-1266.

蒙卡渲染画面多特征非局部均值滤波降噪算法

杨凯, 陈纯毅*, 胡小娟, 于海洋

(长春理工大学 计算机科学技术学院, 吉林 长春 130022)

摘要: 针对蒙特卡罗渲染在低光线路径采样率下绘制的图像容易出现噪点的问题, 提出一种蒙特卡罗渲染画面多特征非局部均值降噪算法。使用 *canny* 算法对场景反射率图进行梯度化, 以反射率梯度图为引导图, 利用引导滤波器对法向量图预滤波; 求出预滤波后法向量图中图像块之间的结构相似性, 利用结构相似性倒数的对数值对非局部均值滤波器权值进行改进; 利用改进后的非局部均值滤波器对噪点图像进行滤波重构。实验结果表明: 该算法能在典型场景中有效降低渲染画面的噪声, 改善均方误差和峰值信噪比质量指标。

关键词: 蒙特卡罗; 渲染; 引导滤波器; 非局部均值滤波器; 结构相似性

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2022)06-1259-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-1037

Denoising Algorithm Based on Multi-feature Non-local Mean Filtering for Monte Carlo Rendered Images

Yang Kai, Chen Chunyi*, Hu Xiaojuan, Yu Haiyang

(School of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: Aiming at the rendering noise in Monte Carlo synthesized images induced by the low light-path sampling rate, a denoising algorithm based on the multi-feature non-local-mean filtering is proposed. The gradient image of the scene's albedo information is calculated with the *canny* operator, and a guided filter together with the said gradient image is employed to prefilter the normal vector image. The structural similarity of the sub-blocks in the prefiltered normal vector image is calculated and the improved weights of the non-local mean filter are computed according to the logarithmic value of the reciprocal of the structural similarity. The improved non-local mean filter is used to implement the reconstruction of the noisy image. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively reduce the level of Monte Carlo rendering noise in typical scenes, and can improve the metrics of mean square error and peak signal-to-noise ratio.

Keywords: Monte Carlo; rendering; guide filter; non-local mean filter; structural similarity

引言

在真实感三维场景画面渲染中, 蒙特卡罗(简称蒙卡)路径跟踪算法基于光线近似来模拟光照在三维场景中的物理传输过程, 以生成视觉上逼真的

画面图像, 往往需要为每个像素生成大量光线路径样本, 导致算法的计算量非常大。而在低光线路径采样率条件下生成的画面图像通常含有噪点, 画面的视觉质量差。对在低光线路径采样率条件下渲染

收稿日期: 2020-12-23 修回日期: 2021-01-28

基金项目: 国家自然科学基金(U19A2063); 吉林省科技发展计划(20190302113GX); 吉林省教育厅“十三五”科学技术研究项目(JJKH20200792KJ, JJKH20200799KJ)

第一作者: 杨凯(1997-), 男, 硕士生, 研究方向为计算机图形学。E-mail: 741910453@qq.com

通讯作者: 陈纯毅(1981-), 男, 博士, 教授, 研究方向为真实感三维绘制、计算机仿真。E-mail: chenchunyi@hotmail.com

生成的画面图像进行降噪处理,可以提高画面图像的视觉质量。目前,常用的渲染画面降噪技术大体上分为自适应光线路径采样和滤波重构。

自适应光线路径采样是在给定样本预算的前提下,通过估计样本的最优分布,将更多样本集中在场景的光照变化复杂区域,一般通过局部定义的滤波器共享像素之间的信息在噪点较大的图像区域上分布样本,从而减少了渲染画面的噪点。例如,Overbeck等^[1]通过对渲染画面的二维小波误差进行近似估计,然后自适应地分布样本以减少小波基尺度系数的方差;Rousselle等^[2]通过估算相对均方误差来指导自适应采样。

滤波重构则是利用综合渲染绘制的画面颜色信息和场景特征信息,通过局部的逐像素方差估计来分析蒙特卡罗渲染生成的样本集,并为每个像素计算合适的重构参数,以便从离散样本中估计出降噪后的结果。滤波重构必须解决的一个关键问题是计算每个像素的重构参数,一般利用均方误差(mean-square error, MSE)准则对滤波器的输出进行误差估计,然后指导重构滤波器获得最优的重构参数。为了最小化MSE,滤波器的选择应该在偏差和方差之间进行权衡,以便得到最佳的局部滤波器参数。

如何对每个像素的重构参数进行优化是滤波重构降噪目前存在的难点。已有的一些降噪方法^[3]没有考虑场景特征信息,容易造成图像细节损失。Delbracio等^[4]根据每个像素收集到采样值的直方图计算重构参数,但在低光线路径采样率下容易产生过模糊。

为了在减少噪点的同时保持画面边缘细节,本文提出用可视场景区域法向量的结构相似性来确定非局部均值滤波器权值的改进方法。以反射率梯度图为引导图,使用引导滤波器对法向量图进行预滤波;利用预滤波后法向量图中图像块的结构相似性(structural similarity, SSIM)对非局部均值(non-local mean, NLM)滤波器权值进行改进,对含噪图像进行滤波重构。

1 相关工作

实现蒙特卡罗渲染画面降噪主要有2种途径:

①是通过分析光传输方程(例如,局部频率分析、光场结构分析和梯度分析等),推导出光线路径采样率和重构滤波器;②将统计技术应用于渲染算法的采样器中,从而指导自适应采样和滤波重构过程。

Lehtinen等^[5]通过分析含有颜色值和辅助信息(位置、法线等)的样本,对光场进行重构来模拟间接光照效果;Mara等^[6]将渲染方程分为光滑和不光滑2部分,用蒙特卡罗积分计算得到渲染画面,然后滤波时分别在水平和垂直2个方向对图像进行双边滤波;Belcour等^[7]研究了局部频谱的高斯逼近和二阶导数之间有着密切的联系,通过分析二阶导数进行重构。基于分析光传输方程方法的缺陷是在低光线路径采样率下渲染画面绘制效果较差,算法的消耗很大。

与通过分析光传输方程来获得局部信号特性的方法不同,Moon等^[8]为了有效地降低由纹理、法线和深度等几何缓冲中由于景深和运动模糊效应而产生的渲染噪点,利用世界位置及其方差预滤波,有效地去除了高频噪点;Bitterli等^[9]提出用一组丰富的辅助缓冲区执行一阶回归来计算回归权值,使用协同降噪方案提高了输出图像的质量;Boughida等^[10]提出了贝叶斯协同降噪算法,计算了每个像素颜色样本的直方图和协方差矩阵,得到一种非局部贝叶斯滤波器,但当每个像素没有足够多的样本时,直方图和协方差就失去了意义,导致滤波效果很差。很多人通过神经网络方法对渲染画面进行降噪,Xin等^[11]利用深度卷积网络对蒙特卡罗噪点进行快速重构,但样本预算较低时,不能很好地保留所有细节,容易使图像过度模糊;Kettunen等^[12]以辅助特征缓冲区作为网络输入,利用新的梯度域重构方法得到了降噪图像;Gharbi等^[13]利用原始样本作为高阶统计量,获得了更好的渲染结果,但需要更大的计算量和存储空间。

有些方法只侧重于重构,Bauszat等^[14]提出一

种鲁棒性的误差估计与重构的蒙特卡罗渲染算法; Moon等^[15]利用多项式函数对图像进行局部逼近, 并对每个多项式函数的最优阶数进行估计, 使得重建误差最小。

Vicini等^[16]通过像素颜色的平面图像空间, 利用非局部均值滤波器与辅助特征(反射率、法线等)的深度交叉双边滤波器相结合进行滤波, 但当场景包含运动模糊时降噪效果不佳; Yao等^[17]提出了一种基于图形处理单元的自适应非局部均值滤波器来除噪点; Manzi等^[18]利用特征信息计算一个泊松问题的正则化进行了重构, 但计算复杂度比较大。针对上述问题, 本文利用渲染得到法向量图的SSIM对NLM滤波器权值进行改进, 保留了场景细节部分, 有效滤除了图像噪点, 也降低了算法消耗。

2 算法实现

2.1 算法描述

本文算法的主要步骤: ①利用canny算法对场景反射率图进行梯度化, 以反射率梯度图为引导图对法向量图进行预滤波; ②求出预滤波后法向量图中图像块的SSIM值, 利用SSIM倒数的对数值对NLM滤波器的权值函数进行改进; ③对含噪图像进行滤波重构。

2.2 法向量图预滤波

为了减少法向量图的噪点影响, 利用引导滤波器对其进行预滤波。

引导滤波器利用引导图像对输入图像进行滤波操作以此来平滑输入图像, 同时增强图像特征边缘。对于滤波后的图像 P , 以任意像素 i 为中心的局部区域 w_j 覆盖的各个像素是引导图像 I 中相同区域的一个线性变换, 即^[19]

$$P_i = a_j I_i + b_j, \forall i \in w_j \quad (1)$$

$$a_j = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i F_i - u_j \bar{F}_j}{\sigma_j^2 + \varepsilon} \quad (2)$$

$$b_j = \bar{F}_j - a_j u_j \quad (3)$$

式中: a_j 和 b_j 为局部区域 w_j 内的参数; μ_j 和 σ_j^2 分别为 I 在窗口内的均值和方差; F_i 为渲染含噪图像; $\bar{F}_j$ 为渲染含噪图像在窗口内的均值。

渲染画面反射率信息包含了丰富的场景纹理信息, 为了排除反射率图中噪点干扰, 选取反射率梯度图为引导图。由于canny边缘检测算法可以抑制噪点产生的伪边缘, 能将边缘部分细化, 保留了反射率图的纹理信息和边角特征, 因此本文利用canny算法对反射率图进行梯度化。首先对反射率图进行高斯滤波, 然后求出梯度方向和幅值, 接下来对梯度幅值进行非极大值抑制, 最后用双阈值算法检测和连接边缘得到反射率梯度图。图1为反射率图和canny算法梯度化后得到的反射率梯度图。从图1中可以看出, 反射率图有丰富的场景结构信息, 但也含有噪点(图1(a)中地面缝隙区域); 而图1(b)所示的梯度图在保留场景结构的同时去除了噪点影响。



(a) 反射率图



(b) 反射率梯度图

图1 反射率图和反射率梯度图

Fig. 1 Albedo image and albedo gradient image

在得到反射率梯度图后,利用引导滤波器对法向量图进行预滤波,如图2所示。从图2(a)可以看出在非聚焦区域含有噪点,从图2(b)可以看出噪点很明显被移除。

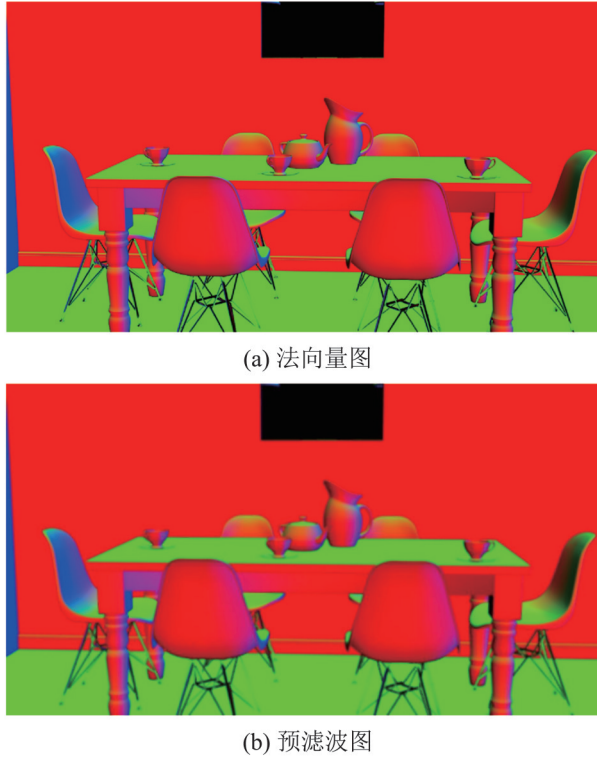


图2 法向量图和预滤波图

Fig. 2 Normal vector image and pre-filter image

2.3 非局部均值滤波器权值改进

NLM滤波器是使用图像邻域块内与当前点的相似性,计算出加权系数后对当前点进行加权^[20]:

$$f(i) = \sum_{j \in \Omega} w(i, j) v(j) \quad (4)$$

式中: $v(j)$ 为含噪图; $f(i)$ 为滤波后的图像; Ω 为每个像素的邻域区域; $w(i, j)$ 为根据邻域算出的权值系数。

NLM滤波器的权值系数是通过高斯加权的欧氏距离进行度量的^[20]:

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} \exp \left[-\frac{d(i, j)}{h^2} \right] \quad (5)$$

$$d(i, j) = \|N(i) - N(j)\|_{2,a}^2 \quad (6)$$

式中: $d(i, j)$ 为2个图像块之间的欧氏距离; a 为高

斯核函数的标准差; $N(i)$ 和 $N(j)$ 分别为以 i 和 j 为中心的图像块; $Z(i)$ 为归一化因子; h 为平滑系数。

在图像细节部分或者边缘轮廓信息复杂的区域采用欧氏距离函数对渲染画面进行相似性度量时能力较差,会导致具有完全不同纹理特性的2个图像块之间的相似性很大,使降噪后图像的边缘较模糊。为了解决该问题,利用图像块间的SSIM值对NLM滤波器权值进行改进。

2.3.1 结构相似性

SSIM算法考虑了人的视觉感知机制,通过模拟人类视觉系统探测结构信息是否改变来感知图像的近似信息。SSIM算法选择了图像中对应的图像块来进行计算,2个图像块 x 和 y 之间的SSIM为^[21]

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)} \cdot \frac{(\sigma_{xy} + C_2)}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \cdot \frac{(2\sigma_{xy} + C_3)}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_3)} \quad (7)$$

式中: μ_x 和 μ_y 为2个图像块的均值; σ_x^2 和 σ_y^2 为2个图像块的方差; σ_{xy} 为2个图像块的协方差; C_1 、 C_2 、 C_3 为防止除零而设置的极小参数。

蒙特卡罗渲染画面的场景往往比较复杂,并且含有景深和运动模糊等特殊效果,如果利用渲染画面颜色信息的SSIM对滤波器权值加权,则会由于噪点的影响不能很好地度量图像中突变的边缘部分,不能有效去除噪点,导致降噪不理想。蒙特卡罗渲染程序可以获得反映场景结构的特征信息,其中深度图反映了场景与摄像机之间的距离,仅包含了场景的轮廓信息;而法向量图包含了场景的边缘信息,可以展现场景的细节部分,因此本文利用法向量图中图像块之间的SSIM对NLM滤波器权值函数进行加权,以保留渲染图像的场景边缘。

2.3.2 非局部均值滤波器权值改进

NLM滤波器通过欧氏距离评估局部图像块之间的相似性来计算滤波器权值。一般假设输入图

像噪点是均匀的, 但当采样率不足时, 蒙特卡罗渲染程序得到的画面会含有高度不均匀的噪点, 它们的类型和大小取决于场景几何形状、物体材质、光的传输和镜头的效果等。

图3为以 p 为中心像素块的搜索区域示意图, q 为邻域像素块, 在求出搜索区域 Ω 内各个邻域块与 p 之间的欧氏距离之后, 利用权值函数对中心像素点进行加权。而对于蒙特卡罗渲染画面, 仅用欧氏距离计算滤波器权值会导致图像边缘的细节部分丢失, 不能很好地滤除噪点。因此本文求出每个像素邻域搜索区域内图像块的欧式距离后, 再利用法向量图中对应图像块的SSIM改进权值, 最后得到能够保留场景信息的NLM滤波器。

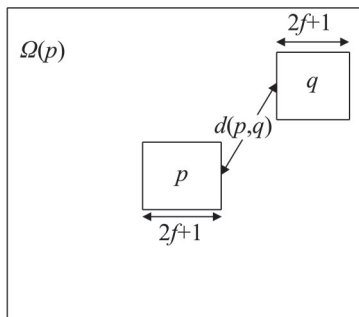


图3 搜索区域示意图

Fig. 3 Schematic diagram of search area

由于NLM算法的加权核函数采用的是指数型减函数, 所以欧氏距离较小的图像块获得的权值较高。 $SSIM(x, y)$ 的大小取值为 $[0, 1]$, 当2个图像块的相似性较高时, $SSIM$ 值就越大; 反之, 则越小。为了和欧氏距离保持一致, 在计算出法向量对应图像块的SSIM后, 本文先对SSIM值取倒数, 然后再取对数对核函数进行加权, 则NLM滤波器改进后权值为

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} \exp \left[- \frac{\ln \left(\frac{1}{SSIM} \right) \text{dist}(i, j)}{h^2} \right] \quad (8)$$

由于SSIM取值为 $(0, 1)$, 当图像块的SSIM值相差较大时, 取倒数后使得值变化较大, 导致计算得到的权值有误差, 因此本文对SSIM倒数取

对数降低误差影响。可以看出, 当法向量对应图像块SSIM值较大时, 获得的权值比较大, 此时可以有效移除噪点影响, 使得图像信息更加明显; 而在SSIM值小的区域得到较小权值, 从而能够保留场景边缘。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境及参数设置

本文实验环境为Intel(R)Xeon(R)E3-1225 v3@3.20GHz CPU, 8GB 内存和NVIDIA Quadro2000 GPU, 蒙特卡罗渲染程序在PBTR-v2平台上实现, 使用NVIDIA CUDA10.0作为开发工具, 测试场景选择PBTR-v2框架中的场景, 渲染画面的分辨率统一设置为1280像素×720像素。本文与蒙特卡罗画面标准绘制算法MC、NLM滤波算法和文献[11]进行了对比, 文献[11]的参数使用原文中的建议设置。

NLM滤波算法搜索框和相似块大小的设置分别为 5×5 、 3×3 , 7×7 、 5×5 , 11×11 、 5×5 , 21×21 、 7×7 结果如表1所示。可以看出搜索框和相似块大小分别为 7×7 、 5×5 , 21×21 、 7×7 时峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)比较高, 且MSE也比较低, 但后者花费的时间比较长。所以NLM滤波算法和本文算法的搜索框与相似块大小均设置为 7×7 、 5×5 。

表1 room场景在不同搜索框和相似块下的PSNR和MSE对比

Table 1 PSNR and MSE comparisons of scene room under different search boxes and similar blocks

搜索框与相似块	PSNR	MSE
$5 \times 5, 3 \times 3$	33.584 6	0.001 20
$7 \times 7, 5 \times 5$	35.226 7	0.000 98
$11 \times 11, 5 \times 5$	33.660 3	0.001 20
$21 \times 21, 7 \times 7$	34.055 8	0.001 30

3.2 视觉效果比较

图4为classroom场景渲染画面的结果对比, 其中, 图4(a)为本文算法处理后的结果, 图4(b)~

4(e)分别为本文与其他方法的细节对比, 采样点数都为128, 图4(f)是采样点为8 192的参考图像。由于采样点不足, MC方法渲染得到的画面含有严重的噪点。NLM滤波方法仅利用欧氏距离衡量图像块的相似性, 在图像平滑区域处理效果比较好, 但处理场景边缘处的噪点存在困难, 导致场景边缘过度模糊。从图4(d)蓝色框区域可以看出, 文献[11]得到的图像在桌子边缘含有噪点。与上述方法相比, 本文计算滤波器权值时加入了法向量SSIM信息, 滤除了图像噪点影响, 保留了场景边缘细节。

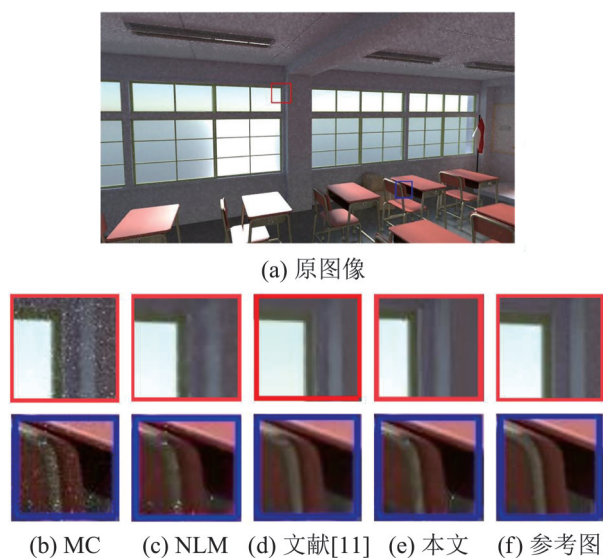


图4 classroom场景降噪效果对比
Fig. 4 Comparison of denoising effects of scene classroom

图5为staircase场景渲染画面的对比结果, 图5(a)为本文算法滤波后的结果, 图5(b)~5(e)为本文与其他方法结果细节对比, 图5(f)为采用8 192采样点生成的参考图像, 其他方法均采用128个采样点渲染图像。从图5(b)可以看出, MC含有大量的噪点。NLM滤波方法仅使用颜色信息进行滤波, 不能较好保留场景的一些纹理特征, 降噪结果较模糊。本文算法考虑了反射率和法向量信息, 不仅去除了噪点影响, 还保留了场景纹理, 细节部分在视觉效果上比文献[11]更丰富。

图6为room场景的渲染结果对比, 可以看出, 本文算法得到的图像视觉质量高于其他算法。

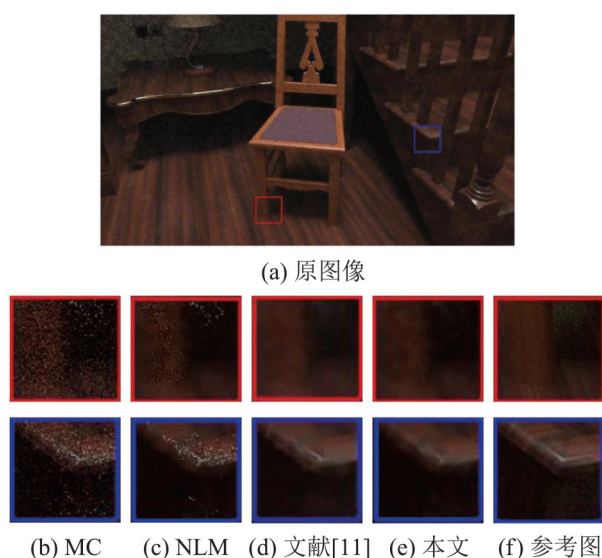


图5 staircase场景降噪效果对比
Fig. 5 Comparison of denoising effects of scene staircase

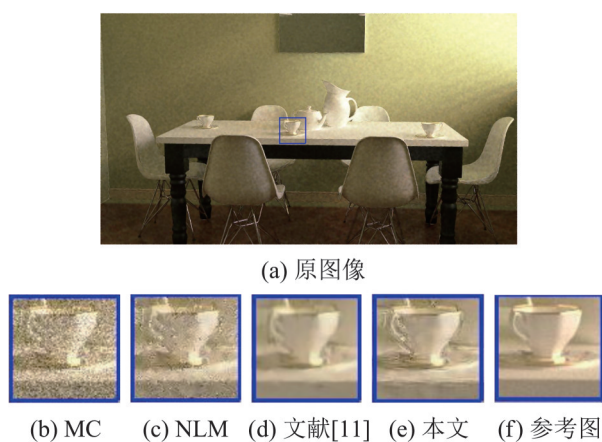


图6 room场景降噪效果对比
Fig. 6 Comparison of denoising effects of scene room

3.3 MSE和PSNR对比与分析

表2~4分别为3个场景的PSNR和MSE对比结果, 可以看出, 在低光线路径采样率下MC方法噪点严重, PSNR值最低。NLM滤波方法对噪点进行平滑滤波, 容易造成图像过度模糊, PSNR值也比较低。文献[11]去除了噪点影响, 得到的PSNR比较高, 但不能较好地保留场景细节。本文用canny算法梯度化后的反射率梯度图为引导图对法向量图进行预滤波, 并使用滤波后法向量图的结构相似性信息对滤波权值进行改进, 避免了特

征信息中噪点传递, 保留了场景的边缘, 可以看出, 本文算法对 3 个场景滤波后图像的 *PSNR* 值都优于其他方法, 并且 *MSE* 值也比较低。

表 2 classroom 场景的 *PSNR* 与 *MSE* 对比
Table 2 Comparison of *PSNR* and *MSE* for scene classroom

算法	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>
MC	28.358 7	0.004 30
NLM	30.066 2	0.003 20
文献[11]	34.590 7	0.000 34
本文	36.009 3	0.000 74

表 3 staircase 场景的 *PSNR* 与 *MSE* 对比
Table 3 Comparison of *PSNR* and *MSE* for scene staircase

算法	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>
MC	27.482 9	0.005 50
NLM	32.742 1	0.003 50
文献[11]	34.413 0	0.000 86
本文	34.495 2	0.001 10

表 4 room 场景的 *PSNR* 与 *MSE* 对比
Table 4 Comparison of *PSNR* and *MSE* for scene room

算法	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>
MC	24.843 7	0.009 90
NLM	30.066 2	0.002 90
文献[11]	32.894 5	0.000 51
本文	34.895 4	0.000 98

4 结论

本文提出了蒙卡渲染画面多特征非局部均值滤波降噪算法。该算法利用场景的特征信息(法向量和反射率)对非局部均值滤波器权值进行了改进, 主要贡献有以下 2 点:

(1) 利用 *canny* 算法求出的反射率梯度图为引导图对法向量图进行预滤波, 在去除法向量图噪点影响的同时保留了场景的纹理信息;

(2) 在计算滤波权值时充分考虑了场景画面中的边缘特征, 利用法向量图中图像块之间结构相似性倒数的对数值优化选取每个像素的滤波重构参数, 尽可能地保留了图像细节信息。实验结果表明: 本文算法有效滤除了在低光线路径采样率下蒙特卡罗渲染画面中的噪点, 在提高视觉质量

的同时降低了像素颜色重构误差。

参考文献:

- [1] Overbeck R S, Donner C, Ramamoorthi R. Adaptive Wavelet Rendering[J]. *ACM Transactions on Graphics* (S0730-0301), 2009, 28(5): 1-12.
- [2] Rousselle F, Knaus C, Zwicker M. Adaptive Sampling and Reconstruction Using Greedy Error Minimization[J]. *ACM Transactions on Graphics* (S0730-0301), 2011, 30(6): 1-12.
- [3] Rousselle F, Knaus C, Zwicker M. Adaptive Rendering with Non-Local Means Filtering[J]. *ACM Transactions on Graphics*(S0730-0301), 2012, 31(6): 1-11.
- [4] Delbracio M, Muse P, Buades A, et al. Boosting Monte Carlo Rendering by Ray Histogram Fusion[J]. *ACM Transactions on Graphics*(S0730-0301), 2014, 33(1): 1-15.
- [5] Lehtinen J, Aila T, Chen J W, et al. Temporal Light Field Reconstruction for Rendering Distributed Effects[J]. *ACM Transactions on Graphics*(S0730-0301), 2011, 30(4): 1-12.
- [6] Mara M, Mcguire M, Bitterli B, et al. An Efficient Denoising Algorithm for Global Illumination[C]// *High Performance Graphics*. ACM: 2017: 1-7.
- [7] Laurent Belcour, Kavita Bala, Cyril Soler. A Local Frequency Analysis of Light Scattering and Absorption [J]. *ACM Transactions on Graphics*(S0730-0301), 2014, 33(5): 1-17.
- [8] Moon B, Iglesias-Glesias-Guitian J A, McDonagh S. Noise Reduction on G-Buffers for Monte Carlo fILtering [J]. *Computer Graphics Forum* (S0167-7055), 2017, 36(8): 600-612.
- [9] Bitterli B, Rousselle F, Moon B. Nonlinearly Weighted Firstorder Regression for Denoising Monte Carlo Renderings[J]. *Comput Graph Forum*(S1467-8659), 2016, 35(4): 107-117.
- [10] Boughida M, Boubekur T. Bayesian Collaborative Denoising for Monte Carlo Rendering[J]. *Comput Graphics Forum*(S1467-8659), 2017, 36(4): 137-153.
- [11] Yang Xin, Wang Dawei, Hu Wenbo, et al. Fast Reconstruction for Monte Carlo Rendering Using Deep Convolutional Networks[J]. *IEEE Access*(S1531-1309), 2019, 7: 21177-21187.
- [12] Kettunen M, Hrknen E, Lehtinen J. Deep Convolutional Reconstruction for Gradient-Domain Rendering[J]. *ACM Transactions on Graphics* (S0730-0301), 2019, 38(4): 1-12.
- [13] Gharbi M, Li T M, Aittala M, et al. Sample-Based Monte Carlo Denoising Using a Kernel-Splatting Network[J]. *ACM Transactions on Graphics*(S0730-0301), 2019, 38

- (4): 1-12.
- [14] Pablo Bauszat, Martin Eisemann, Elmar Eisemann. General and Robust Error Estimation and Reconstruction for Monte Carlo Rendering[J]. Computer Graphics Forum (S0167-7055), 2015, 34(2): 597-608.
- [15] Moon B, McDonagh S, Mitchell K, et al. Adaptive Polynomial Rendering[J]. ACM Transactions on Graphics (S0730-0301), 2016, 35(4): No. 40.
- [16] Delio Vicini, David Adler, Jan Novák, et al. Denoising Deep Monte Carlo Renderings[J]. Computer Graphics Forum (S0167-7055), 2018, 38(4): 316-327.
- [17] Yuan Yaoshen, Yu Leiming, Fang Qianqian. Denoising in Monte Carlo Photon Transport Simulation Using GPU-Accelerated Adaptive Non-Local Mean Filter[C] // Clinical and Translational Biophotonics. 2018.
- [18] Mazi M, Vicini D, Zwicker M. Regularizing Imager Econstruction for Gradient-Domain Rendering with Feature Patches[J]. Computer Graphics Forum (S0167-7055), 2016, 35(2): 263-273.
- [19] He K, Sun J, Tang X. Guided Image Filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S1939-3539), 2010, 35(6): 1397-1409.
- [20] Buades A, Coll B, Morel J. A Review of Image Denoising Algorithms, with a New One [J]. SIAM Journal on Multiscale Modeling and Simulation (S0036-1445), 2005, 4(2): 490-530.
- [21] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity [J]. IEEE Transaction on Image Processing (S1057-7149), 2004, 13(4): 600-612.