

光学学报

基于频谱集中程度的重参数化在光场去噪中的应用

王甜甜, 何迪, 刘畅, 邱钧*

北京信息科技大学应用数学研究所, 北京 100101

摘要 从频谱支集对称程度及夹角两个结构特点出发, 分析频谱支集结构变化对于去噪效果的影响, 提出光场频谱支集集中程度的概念, 并设计相应的度量函数。通过极小化集中程度度量函数, 计算合适的光场双平面间距, 按照此间距在去噪前对光场数据进行重参数化可以提高滤波去噪效果。HCI模拟光场数据和斯坦福实测光场数据实验结果表明, 引入重参数化的光场滤波去噪方法能够优化去噪结果。从视觉上看, 在滤除更多噪点的同时保留场景更多的结构和纹理信息; 从定量评价上看, 峰值信噪比和结构相似度指标也有所提高。

关键词 物理光学; 光场; 重参数化; 频谱结构; 去噪

中图分类号 TP391 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/AOS230659

1 引言

四维光场记录了空间中光线的位置和角度信息, 可以实现重聚焦、新视点生成、准确三维重建等应用^[1]。在获取光场数据的过程中, 产生噪声的主要因素有: 外界环境因素如光照强度较低或不均匀; 数据采集过程中探测器材料温度过高、探测器探测的光子数量波动、相机设备故障; 数据传输过程中数据传输错误以及像素损坏; 数据存储过程中存储器中内存空间不足、存储位置错误等^[2]。这些噪声源通常会产生高斯噪声^[3]、泊松噪声^[4]以及椒盐噪声^[5]等常见噪声, 直接影响深度估计^[6]等后续光场成像技术的准确性, 因此光场去噪是光场成像领域中的一个重要问题^[7-10]。

4D光场去噪的一个简单实现方法是将2D图像去噪算法^[11-13]分别应用于每个子孔径图像。Jovanov等^[14]和Sepas-Moghaddam等^[15]分别将光场的子孔径图像阵列和极平面图像(EPI)阵列排成视频序列, 将4D光场低维切片间的关联转化成视频相邻帧之间的关联, 然后使用4D视频块匹配(V-BM4D)^[16]去噪, 获得较好的去噪效果^[17]。考虑到4D光场的结构特点, Mitra等^[18]使用高斯混合模型(GMM)对光场贴片进行去噪; Alain等^[19]将2D图像的3D块匹配(BM3D)去噪方法的原理扩展到4D光场, 并提出5D光场块匹配(LFBM5D)方法。利用4D光场结构在频域中的特点, Dansereau等^[20-21]设计了基于频谱支集结构的滤波

器, 实现了光场数据的滤波去噪。Premaratne等^[22]在考虑4D光场频谱结构的基础上, 同时考虑了4D混合域的结构特点, 设计了线性平移不变 hyperfan 滤波器 (LSI-hyperfan) 来提升去噪效果, 并在FPGA上实现了延迟与功耗降低。

4D光场的结构特点在频域中表现为支集的 hypercone/hyperfan 结构^[23-32], 该结构由场景几何信息及光场参数化形式决定。Alain等^[33]研究了光场重参数化对频谱结构特点的影响, 通过改变像平面的位置或方向对光场数据进行重参数化, 使光场频谱支集更紧凑, 从而降低光场采样率, 同时避免混叠效应的产生。除了光场采样分析, 光场重参数化技术目前主要应用于光场渲染^[34]、光场编辑^[35]等, 鲜有研究将其应用到光场去噪任务中。

本文通过分析光场频谱支集结构的变化对基于4D频谱结构的滤波器去噪效果的影响, 发现支集夹角小且对称程度高的频谱支集结构更有利于提高去噪效果, 从而提出由支集夹角大小和支集对称程度定义的频谱集中程度概念并设计了相应的度量函数。由于改变双平面间距的光场重参数化可以改变频谱集中程度, 通过极小化集中程度度量函数可以获得更有利于滤波去噪的光场双平面间距, 按此间距进行重参数化后再进行滤波去噪可以提升去噪效果。模拟光场数据实验表明, 引入重参数化后的滤波去噪方法在不同噪声类型和噪声水平的光场数据上均能提升去噪效果,

收稿日期: 2023-03-10; 修回日期: 2023-04-20; 录用日期: 2023-05-19; 网络首发日期: 2023-06-28

基金项目: 国家自然科学基金(62001036, 61931003, 62171044)

通信作者: *qiuqun@bistu.edu.cn

利用实测数据对场景的最大、最小深度进行较准确估计后,所提方法可以得到比 LSI-hyperfan 方法更高的峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)。

2 光场重参数化的频谱结构

2.1 光场频谱结构

为了简化符号,对于由 (u, v) 视点平面和 (x, y) 图像平面参数化的 4D 光场 $L(u, v, x, y)$,只考虑其 u - x 子

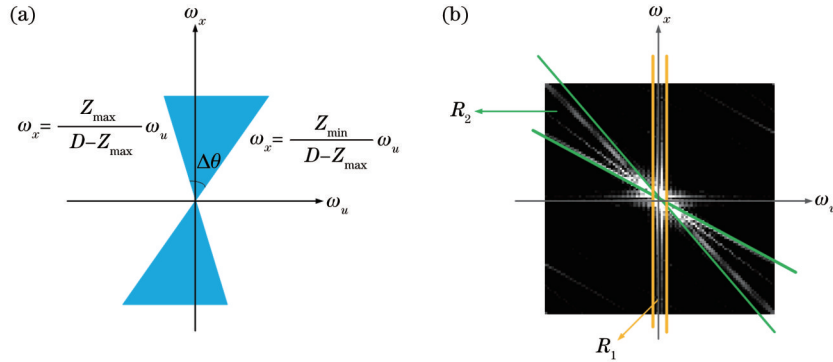


图 1 光场频谱支集结构。(a) 2D 朗伯场景的频谱支集结构;(b) 带有纹理信息的 2D 光场频谱图主要能量区域 R_1 和 R_2

Fig. 1 Light field spectrum support structure. (a) Spectrum support structure of 2D Lambert scene; (b) main energy regions R_1 and R_2 of 2D light field spectrum with texture information

进一步考虑场景的纹理信息^[37],光场频谱支集主要包含两个区域[图 1(b)]:一个区域的边界是两条平行于 ω_x 轴的直线,直线位置由场景纹理信息的最大/最小频率决定,记为 R_1 ;另一个区域是由上述场景几何结构决定的扇形区域,记为 R_2 。

2.2 重参数化对光场频谱结构的影响

4D 光场 $L(u, v, x, y)$ 可以由视点平面 u - v 和像平面 x - y 参数化表示,将 x - y 像平面移动至 x_{re} - y_{re} 像平面处,可以实现对该光场的重参数化 $L_{re}(u, v, x_{re}, y_{re})$,如图 2(a) 所示。4D 光场在 u - x 子空间下的 2D 光场 $L(u, x)$ 及重参数化后 2D 光场 $L_{re}(u, x_{re})$ 的几何结构关系如图 2(b) 所示。考虑场景中一个物点 Q 发出的一条光线与视点平面的交点坐标为 u ,与像平面 I 的交点坐标为 x ,重参数化光线与平面 II 的交点坐标为

$$x_{re} = \frac{D_{re}}{D} \left(x - u + u \frac{D}{D_{re}} \right), \quad (1)$$

即重参数化过程中同一根光线坐标由 (u, x) 变为 (u, x_{re}) ,则重参数化前后该点对应的 2D 光场如图 2(c) 所示,且辐照度不变。

对于任意带有纹理信息且深度范围为 $[Z_{min}, Z_{max}]$ 的 2D 朗伯场景,当像平面位于图 2(b) 所示的位置 I 即 $[Z_{min}, Z_{max}]$ 以外时, R_2 区域分布在 ω_x 轴一侧,此时 R_2 区域和 R_1 区域分离;当像平面重参数化到图 2(b) 所示的位置 II 即处于 $[Z_{min}, Z_{max}]$ 时, R_2 区域分布在 ω_x 轴两侧,此时 R_2 区域包含 R_1 区域的绝大部分。为了

空间中的 2D 光场 $L(u, x)$ 。当场景为朗伯辐射无遮挡且不考虑纹理信息时,深度为 Z 的物点形成光场 $L_z(u, x)$ 的频谱 $\mathcal{L}_z(\omega_u, \omega_x)$ 能量分布在超平面 $\omega_u \frac{Z}{Z-D} + \omega_x = 0$ 上^[36]。当场景深度范围为 $[Z_{min}, Z_{max}]$ 时,2D 光场的频谱支集呈扇形,且频谱支集夹角 $\Delta\theta$ 及边界斜率 $\frac{Z_{min}}{D-Z_{min}}$ 、 $\frac{Z_{max}}{D-Z_{max}}$ 由场景最大、最小深度和双平面间距决定,如图 1(a) 所示。

直观展示,设计一个含有纹理信息的朗伯场景,场景几何结构设置成最大深度为 Z_{max} 、最小深度为 Z_{min} 的平面,纹理信息设置为分片常数。根据该场景光场的第一种参数化将双平面间距设置为 $D < Z_{min}$,即像平面深度小于场景最小深度,重参数化后将双平面间距设置为 $Z_{min} < D_{re} < Z_{max}$,即像平面深度在场景的最大、最小深度之间。重参数化前后 2D 光场的频谱图分别如图 3(a)、(b) 所示。

3 引入重参数化的光场滤波去噪方法

根据光场频谱结构设计 4D dual fan、4D hypercone 和 4D hyperfan 滤波器可以在频域中实现光场滤波去噪,通过调整频谱支集结构特点可以改变位于频谱支集上的噪声量和混叠量,进而影响滤波去噪效果。本节通过讨论频谱支集夹角大小以及对称程度两个特点对于滤波去噪效果的影响,引出频谱支集中程度的概念并定义相应的度量函数,通过极小化该度量函数计算最适合去噪的光场双平面间距,引入重参数化提升滤波去噪效果。

光场数据中常见的噪声类型主要有高斯噪声、椒盐噪声和泊松噪声,其中很多复杂多样的噪声源都可以简化为高斯噪声处理,因此在研究频谱支集特点对于去噪效果的影响时,选用高斯噪声进行分析。基于频谱结构的滤波器设计主要考虑场景几何结构特点在频域中的体现,即关注频谱中的 R_2 区域,因此将重参数化光场双平面间距范围限制在场景最大、最小深度

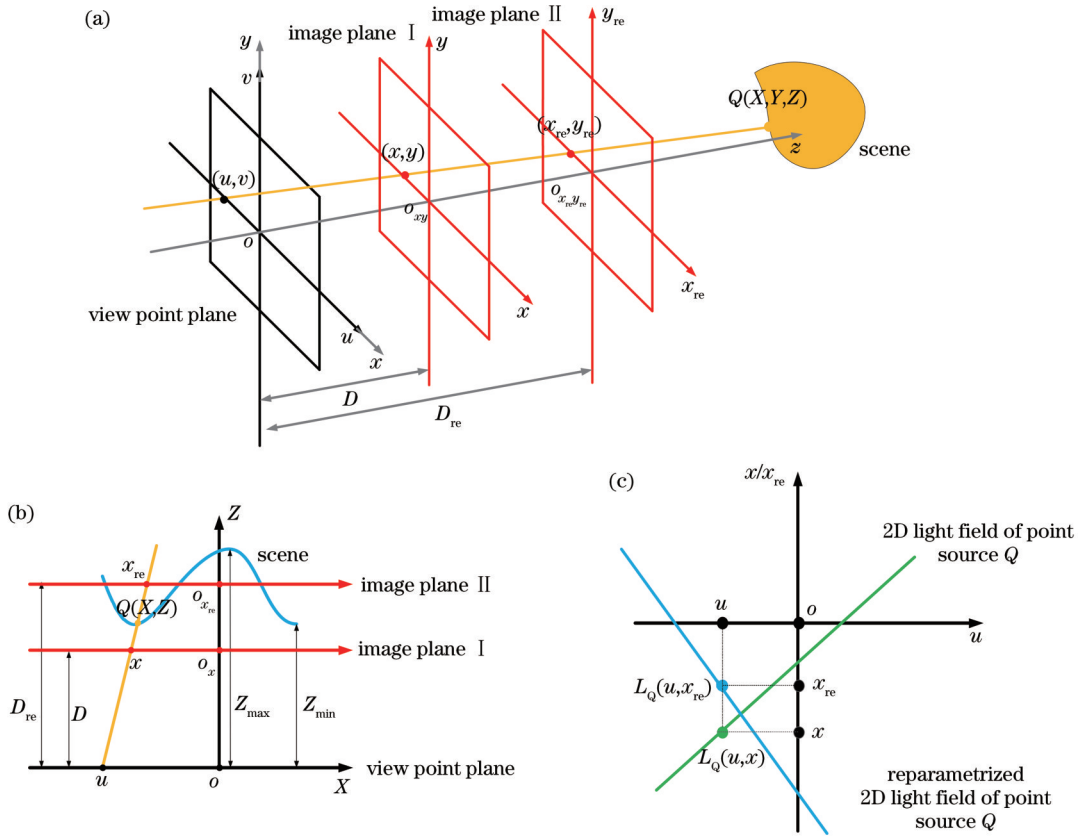


图 2 光场参数化表示及实域中的体现。(a)4D 光场的双平面参数化与重参数化表示；(b)2D 光场的双平面参数化与重参数化表示；(c)重参数化在实域中的体现

Fig. 2 Parameterization of the light field and embodiment in the real domain. (a) Two lane parameterization of 4D light field; (b) two plane parameterization of 2D light field; (c) embodiment of reparameterization in the real domain

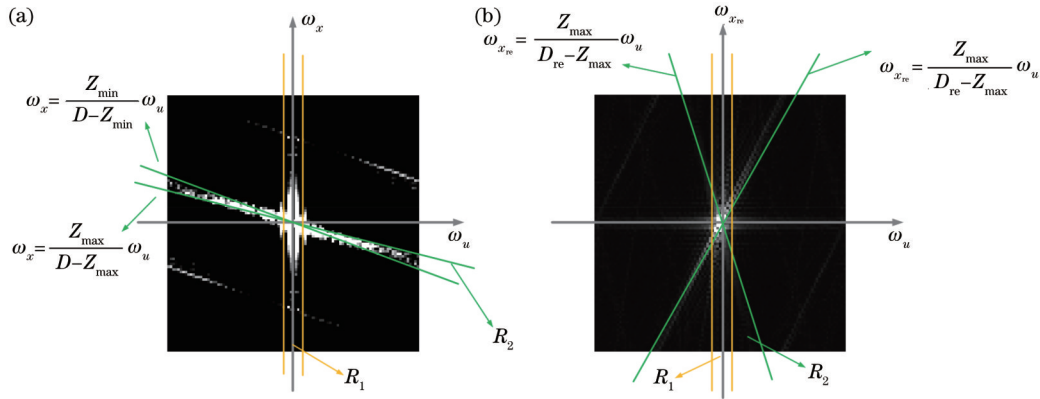


图 3 考虑场景纹理信息时不同参数化下的 2D 光场频谱。(a) 像平面位于场景一侧时的光场频谱；(b) 像平面位于场景之间的光场频谱

Fig. 3 2D light field spectra under different parameterizations when considering scene texture information. (a) Spectrum of light field when image plane is located on one side of the scene; (b) spectrum of 2D light field when image plane is located between scenes

之间,使 R_2 区域包含 R_1 区域的绝大部分,避免去噪过程中丢失过多的场景纹理信息。

3.1 频谱支集夹角

3.1.1 频谱支集夹角度量函数

利用场景最大深度、最小深度以及双平面间距可以得到频谱支集边界的斜率 $k_1 = \frac{Z_{min}}{D - Z_{min}}$ 、 $k_2 =$

$\frac{Z_{max}}{D - Z_{max}}$ 。如图 4 所示,频谱支集夹角大小 $\Delta\theta$ 可以直

接计算:

$$\Delta\theta = \begin{cases} \arctan\left(\frac{k_2 - k_1}{1 + k_2 k_1}\right), & \frac{k_2 - k_1}{1 + k_2 k_1} > 0 \\ \arctan\left(\frac{k_2 - k_1}{1 + k_2 k_1}\right) + \pi, & \frac{k_2 - k_1}{1 + k_2 k_1} < 0 \end{cases} \quad (2)$$

对于固定场景, 频谱支集夹角 $\Delta\theta$ 可以看作是关于双平面间距 D 的函数 $f_1(D)$ 。作为频谱支集夹角的度量函数, $f_1(D)$ 越小, 光场频谱支集夹角越小。 $f_1(D)$ 关于场景深度的变化可分为以下两种情况讨论:

1) 场景的最大、最小深度满足 $2\sqrt{2Z_{\max}Z_{\min}} < Z_{\max} + Z_{\min}$, 在双平面间距从 Z_{\min} 增加到 Z_{\max} 的过程中, $f_1(D)$ 先增大后减小, 具体表达式为

$$f_1(D) = \begin{cases} \arctan \frac{(Z_{\max} - Z_{\min})D}{D^2 - (Z_{\max} + Z_{\min})D + 2Z_{\max}Z_{\min}}, & D < \frac{A-B}{2} \cup D > \frac{A+B}{2} \\ \arctan \frac{(Z_{\max} - Z_{\min})D}{D^2 - (Z_{\max} + Z_{\min})D + 2Z_{\max}Z_{\min}} + \pi, & \frac{A-B}{2} < D < \frac{A+B}{2} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $A = Z_{\max} + Z_{\min}$;

$$B = \sqrt{(Z_{\max} + Z_{\min})^2 - 8Z_{\max}Z_{\min}}.$$

如图 5(a) 所示, 当像平面分别位于 image plane ①、②和③位置时, 重参数化光场双平面间距 D 分别属于区间 $(Z_{\min}, \frac{A-B}{2})$ 、 $(\frac{A-B}{2}, \frac{A+B}{2})$ 和 $(\frac{A+B}{2}, Z_{\max})$, 对应的频谱支集结构分别如图 5(b)~(d) 所示。

2) 场景最大、最小深度满足 $2\sqrt{2Z_{\max}Z_{\min}} \geq Z_{\max} + Z_{\min}$, 频谱支集夹角关于 D 单调递增:

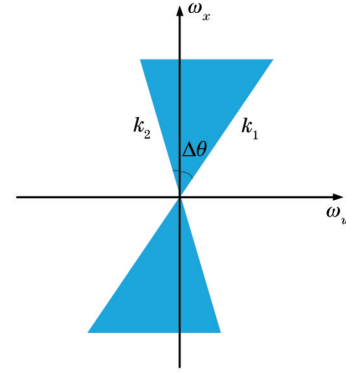


图 4 频谱支集边界斜率及夹角示意图
Fig. 4 Slope and angle of spectrum support

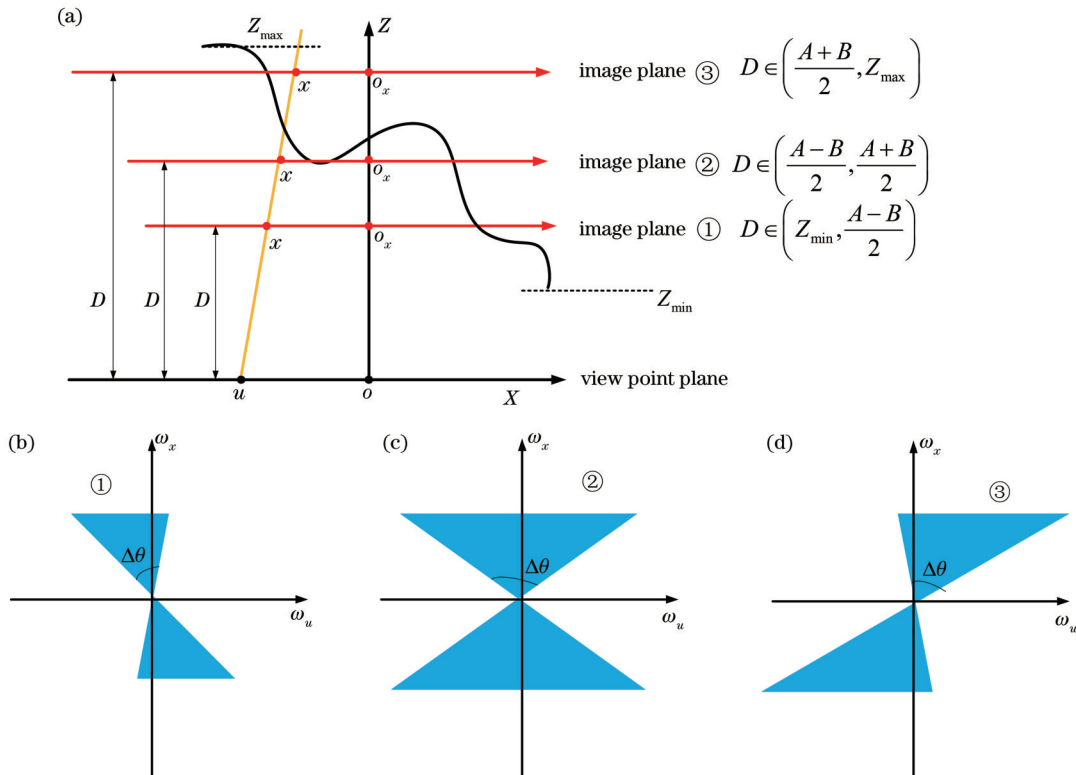


图 5 $2\sqrt{2Z_{\max}Z_{\min}} < Z_{\max} + Z_{\min}$ 时重参数化光场双平面间距与频谱支集结构的关系。(a) 重参数化光场像平面位于 ①~③ 的示意图; (b)~(d) 像平面位于 ①~③ 时的重参数化光场频谱支集结构

Fig. 5 Relationship between two planes distance and spectrum support structure of reparameterized light field at $2\sqrt{2Z_{\max}Z_{\min}} < Z_{\max} + Z_{\min}$. (a) Schematic of reparameterized light field image plane located at ①-③; (b)-(d) reparameterized spectrum support structures of light field when image plane is located at ①-③

$$f_1(D) = \arctan \left\{ \left[(Z_{\max} - Z_{\min}) D \right] / \left[D^2 - (Z_{\max} + Z_{\min}) D + 2Z_{\max} Z_{\min} \right] \right\}, D \in (Z_{\min}, Z_{\max}) \quad (4)$$

如图 6(a) 所示, 像平面分别位于 image plane ①~③ 位置时, 重参数化光场双平面间距 D 对应的频谱支集结构如图 6(b)~(d) 所示。

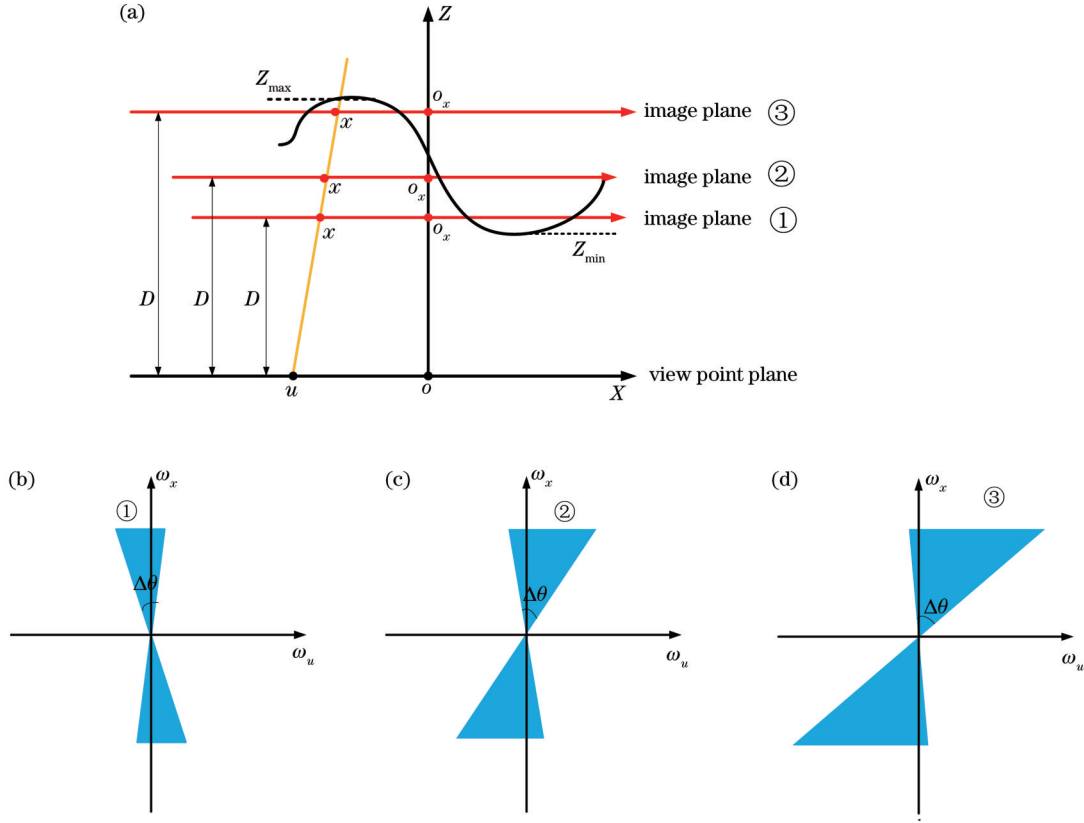


图 6 $2\sqrt{2Z_{\max}Z_{\min}} \geq Z_{\max} + Z_{\min}$ 时重参数化光场双平面间距与频谱支集结构的关系。(a)重参数化光场像平面位于①~③的示意图; (b)~(d)像平面分别位于①~③时的重参数化光场频谱支集结构

Fig. 6 Relationship between two planes distance and spectrum support structure of reparameterized light field at $2\sqrt{2Z_{\max}Z_{\min}} \geq Z_{\max} + Z_{\min}$. (a) Schematic of reparameterized light field image plane located at ①-③; (b)-(d) reparameterized spectrum support structures of light field when the image plane is located at ①-③

3.1.2 频谱支集夹角对去噪效果的影响

利用含有高斯噪声的光场数据分析频谱支集夹角的变化对滤波去噪效果的影响。由于高斯噪声不满足场景光场的空角耦合关系, 因此噪声的功率谱分布没有呈规律的扇形结构。设置一个已知最大、最小深度的平面场景, 添加分片常数的纹理信息, 对于该场景的光场, 用间距为 $D \in [Z_{\min}, Z_{\max}]$ 的双平面进行参数化。为该 2D 光场 $L(u, x)$ 添加高斯噪声 $n(u, x)$ 可以得到初始参数化的含噪声光场 $L_n(u, x)$, 根据角度度量函数选取一个使该场景光场频谱支集夹角更小的双平面间距 D_{re} , 将 $L(u, x)$ 和 $L_n(u, x)$ 均按照 D_{re} 重参数化, 可以得到重参数化光场 $L_{re}(u, x_{re})$ 和重参数化含噪声光场 $L_{n, re}(u, x_{re})$, 相应地可以得到重参数化后的噪声 $n_{re}(u, x_{re})$ 。初始参数化和重参数化的噪声功率谱如图 7(a)、(b) 所示, 根据场景几何结构可以得到初始参数化和重参数化的光场频谱支集, 如图 7(c)、(d) 所示。

计算在不同双平面间距的重参数化光场下频谱支

集夹角及频谱支集上的噪声量, 这里的噪声量使用信噪比 (SNR) 表征。以初始参数化带噪光场为例, 初始参数化光场的频谱支集如图 8(b) 白色部分所示, 频谱支集边界由场景最大、最小深度和双平面间距决定, 并由黄色线标出, 频谱支集夹角为 $\Delta\theta$ 。相应地, 带噪光场频谱支集上的噪声功率谱见图 8(a) 黄色线界定的区域 A 和 B, 计算噪声功率谱区域 A 和 B 的信噪比来评价频谱支集上的噪声量。

在不同双平面间距的重参数化光场下, 计算频谱支集夹角以及支集上的信噪比, 如表 1 所示。由表 1 可知, 重参数化光场双平面间距影响频谱支集夹角, 且频谱支集的夹角越小, 支集上的信噪比越大。

对带噪光场进行重参数化可以减小频谱支集夹角, 从而使支集的信噪比增大。使用基于 4D 频谱结构的滤波器如 4D dual fan、4D hypercone 和 4D hyperfan 进行去噪时, 可以抑制更多支集外噪声, 即 $f_1(D)$ 越小, 越有利于去噪效果的提升。

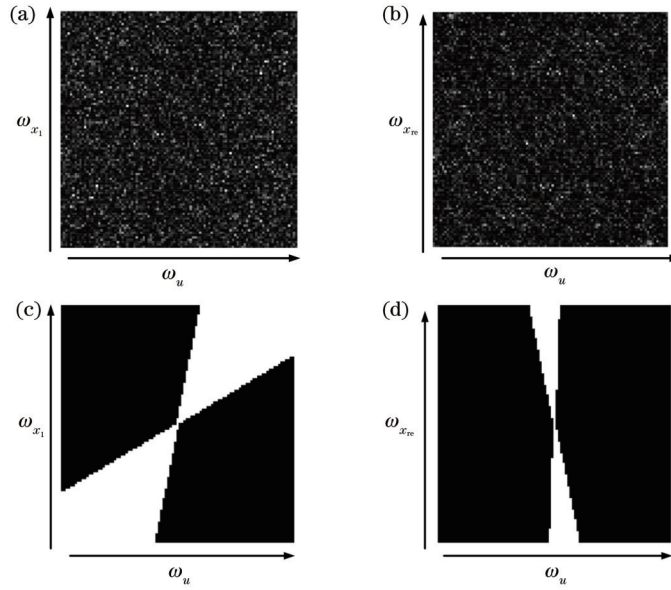


图 7 噪声功率谱与光场频谱支集。(a)初始参数化噪声功率谱;(b)重参数化噪声功率谱;(c)初始参数化光场频谱支集;(d)重参数化光场频谱支集

Fig. 7 Noise power spectra and light field spectrum support. (a) Initial parameterized noise power spectrum; (b) reparameterized noise power spectrum; (c) initial parameterized light field spectrum support; (d) reparameterized light field spectrum support

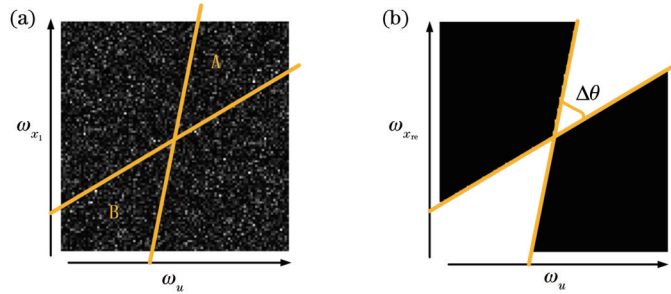


图 8 光场频谱支集与噪声功率谱。(a)初始参数化噪声功率谱及与光场频谱支集对应的区域;(b)初始参数化光场频谱支集

Fig. 8 Light field spectrum support and noise power spectrum. (a) Initial parameterization of the noise power spectrum and the region corresponding to the light field spectrum support; (b) initial parameterization of the light field spectrum support

表 1 不同双平面间距的重参数化光场下频谱支集夹角和支集上的噪声信噪比

Table 1 Spectrum support angle and noise signal-to-noise ratio on the support for reparameterized light field with different distances between two planes

Two plane distance	$D_{re} = 4$	$D_1 = 5$	$D_{re} = 3$	$D_{re} = 8$	$D_{re} = 2$	$D_{re} = 1$
Spectrum support angle	0.90	0.84	0.83	0.55	0.54	0.22
SNR	22.79	22.82	25.09	25.68	28.59	32.34

3.2 频谱支集对称程度

3.2.1 频谱支集对称程度度量函数

频谱支集对称程度是指频谱支集关于 ω_x 轴的对称程度。图 4 所示频谱支集两个边界的斜率 k_1, k_2 之和越接近 0, 频谱支集的结构越对称。因此, 定义频谱支集两个边界的斜率之和的绝对值 $|k_1 + k_2|$ 为频谱支集的对称程度。对于固定场景, 可以将频谱支集对称程度整理成关于双平面间距 D 的函数, 定义为频谱支集对称程度度量函数 $f_2(D)$:

$$f_2(D) = \left| \frac{Z_{\min}}{D - Z_{\min}} + \frac{Z_{\max}}{D - Z_{\max}} \right|, D \in (Z_{\min}, Z_{\max}). \quad (5)$$

$f_2(D)$ 越小, 频谱支集对称程度越高。

3.2.2 频谱支集对称程度对去噪效果的影响

离散光场的频谱呈周期延拓, 由于重参数化前后采样间隔没有改变, 频谱延拓周期保持不变, 假设在 ω_u 和 ω_x 频率轴方向上的周期分别为 Ω_u 和 Ω_x 。使用周期大小相同的矩形滤波(图 9 中的虚线)提取一个频谱周期进行去噪处理。当频谱支集呈图 9(b)所示的对称结构时, 频谱支集一个周期主要受到上下两个周期的影响, 受其他周期的影响很小, 因此在各个方向上更不容易产生混叠; 当频谱支集呈图 9(a)所示的非对称结构时, 频谱支集一个周期可能会受到周围 8 个周期

的影响。相较于非对称结构,具有对称结构的支集提取的频谱周期混叠更少,更有利于提升去噪效果。综

上,频谱支集对称程度越高,即 $f_2(D)$ 越小,越有利于去噪效果的提升。

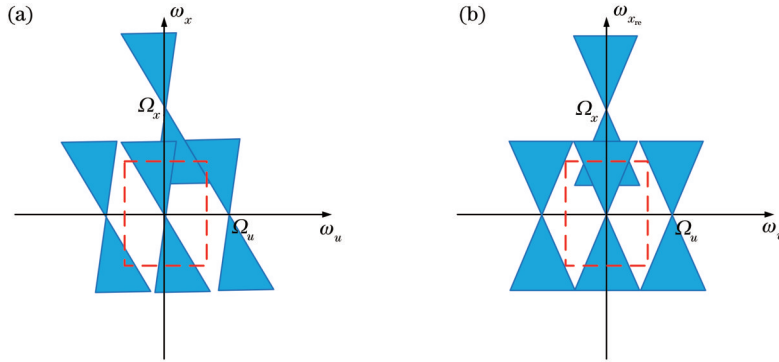


图 9 离散光场频谱,红色虚线表示提取的频谱周期。(a)初始参数化光场频谱;(b)重参数化光场频谱

Fig. 9 Discrete light field spectra, and spectrum period extracted by the red dotted line. (a) Initial parameterized light field spectrum; (b) reparameterized light field spectrum

3.3 频谱支集集中程度度量函数

综合 3.1 和 3.2 节,当频谱支集夹角越小且对称程度越高时,滤波器去噪效果越好。定义夹角小且对称程度高的频谱支集为集中的频谱支集,并设计一个频谱支集集中程度的度量函数 $f(D)$,即

$$f(D) = f_2(D) + \alpha f_1(D), \quad (6)$$

式中: α 为权重参数,可通过经验调试得到。

调试多个权重参数 α ,并在每个权重参数 α 下使用数值计算方法极小化度量函数 $f(D)$,计算得到双平面间距 D_α ,去噪前将像平面重参数化到与视点平面间距为 D_α 的位置处,计算 PSNR 和 SSIM 来定量评价去噪效果。最后将所有权重参数 α 下计算得到的 PSNR 和 SSIM 进行比较,其中最大的 PSNR、SSIM 对应的权重参数 α 为调试得到的权重参数 α_{opt} ,在权重参数 α_{opt} 下极小化 $f(D)$ 计算得到能够提高滤波去噪效果的重参数光场双平面间距 D_{re} 。

4 实验与分析

使用 HCI (Heidelberg Collaboratory for Image Processing) 数据集^[38]中的 12 组模拟光场数据和斯坦福光场数据集^[39]中的 2 组实测光场数据进行实验。每组模拟光场数据为 9×9 幅空间分辨率为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 的子孔径图像,同时包含准确的深度图、视差图与相机参数。实测光场数据为 17×17 幅空间分辨率分别为 $640 \text{ pixel} \times 768 \text{ pixel}$ 和 $384 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 的子孔径图像。使用 MATLAB 2019b 软件进行实

验,进行滤波去噪实验时,使用光场工具箱^[20,40]实现滤波去噪。

对于模拟光场数据,由深度图可以获取场景准确的最大、最小深度,由深度图、视差图和相机参数信息能计算出初始双平面间距,由极小化频谱集中程度度量函数可以得到对于去噪问题的最佳双平面间距,将含有噪声的光场数据按此双平面间距重参数化后再进行滤波去噪,可以提升去噪效果。实验结果显示:重参数化后频谱支集夹角更小,对称程度更高,即集中程度更高;在不同噪声类型和不同噪声水平下,引入重参数化的滤波去噪视觉效果有所提升,PSNR 和 SSIM 指标也均有提高。对于实测光场数据,需要先对场景最大、最小深度以及初始双平面参数进行估计,再引入重参数化的滤波去噪操作,在所选用的两组实测数据中,引入重参数化的滤波去噪方法的 PSNR 与 SSIM 指标与 LSI-hyperfan 相比有所提高。

4.1 光场重参数化前后频谱支集变化

对光场进行合适的重参数化,必要的参数条件有:初始参数化光场双平面间距 D_1 、重参数化光场双平面间距 D_{re} 。由视差图和深度图的真值以及相机部分参数确定初始参数化光场的双平面间距 D_1 ;调试频谱支集集中程度度量函数 $f(D)$ 中的权重参数 α 来确定合适的权重参数 α_{opt} ,极小化带有权重参数 α_{opt} 的 $f(D)$,计算得到合适的重参数化光场双平面间距 D_{re} 。表 2 展示了对 HCI 数据集中 12 个光场进行重参数化时的必要参数值: D_1 、 α_{opt} 和 D_{re} 。

表 2 12 个光场的初始双平面间距 D_1 、权重参数 α_{opt} 和重参数化光场双平面间距 D_{re}

Table 2 Initial distance of two plane D_1 , weight parameters α_{opt} , and distance of reparameterized light field two planes D_{re} of 12 light fields

Scene	Pens	Cotton	Antinous	Tomb	Dino	Platonic	Boxes	Dishes	Greek	Kitchen	Sideboard	Table
D_1	101.28	102.41	101.45	100.23	101.47	100.52	109.53	100.446	101.49	104.53	100.46	102.27
α_{opt}	5.1×10^7	2.1×10^7	2×10^8	1×10^6	1.3×10^8	9.2×10^8	3.2×10^4	1.1×10^9	5.6×10^7	5.4×10^8	2.5×10^6	7.3×10^5
D_{re}	101.26	102.28	101.35	100.24	101.44	100.49	108.99	100.444	101.48	104.59	100.48	102.30

以 HCI 数据集中的 Antinous 光场为例,展示重参数化前后光场频谱支集的变化。离散频谱数据支集边界的确定过程如下:1)将频谱图中所有幅值的中位数作为阈值,将高于阈值的频点集合记为集合 A;2)将频谱图划分为 4 个象限,将集合 A 中位于第一、三象限的频点和位于第二、四象限的频点分别进行直线拟合,得到两条频谱支集边界线。将 4D 光场频谱的角度分辨率插值为原来的 20 倍,并画出一个空角维切片,以便

展示频谱支集在重参数化前后的变化,在切片上将初始参数化光场频谱边界标记为红线,重参数化光场频谱边界标记为蓝线,如图 10(a)、(b)所示。将两组边界线画在同一坐标系下,如图 10(c)所示。可以看到,蓝线的夹角明显小于红线的夹角,且关于 ω_x 更对称。分别计算两条蓝线的斜率和两条红线的斜率,发现重参数化后频谱支集夹角减小了 21.15%,对称程度提高了 78.03%,频谱支集集中程度提高了 22.06%。

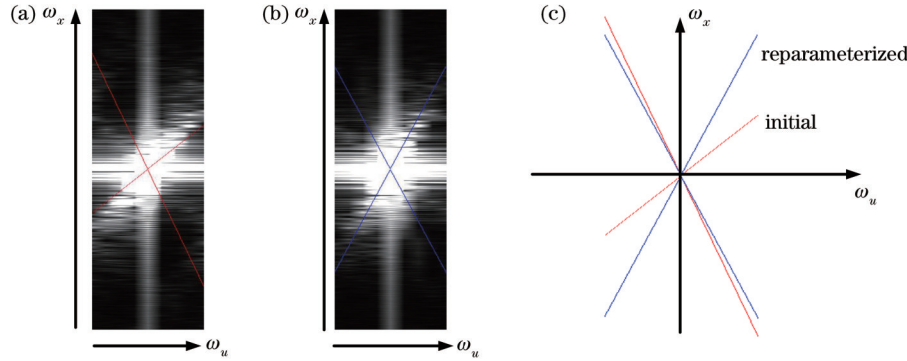


图 10 初始参数化光场和重参数化光场的频谱支集。(a)初始参数化光场的频谱支集;(b)重参数化光场的频谱支集;(c)初始参数化光场频谱支集和重参数化光场频谱支集的边界

Fig. 10 Spectrum support of initial and reparameterized light fields. (a) Spectrum support of initial parameterized light field; (b) spectrum support of reparameterized light field; (c) initial and reparameterized light field spectrum support boundary

4.2 模拟数据光场去噪实验结果分析

4.2.1 定量评价

选取 HCI 光场数据集中的 12 个光场,添加泊松噪声、高斯噪声(方差 $\sigma^2 = 0.05$)和椒盐噪声(密度 $\lambda = 0.05$)的混合噪声,比较“4D 滤波器”和“重参数化+4D 滤波器”两种方法的滤波去噪结果,4D 滤波器选择基于光场频谱结构特点设计的 4D dual fan、4D hypercone 和 4D hyperfan 经典滤波器。

表 3 显示了基于每个滤波器的两种方法的去噪结果 PSNR 和 SSIM。由表 3 可知,在 12 组光场数据的实验中,本文方法(re+filter)相比直接去噪方法(filter)的 PSNR 和 SSIM 均有提升。由表 3 可知,12 个场景中去噪效果提升较大的有 Cotton、Antinous、Tomb、Dino、Sideboard、Pens 和 Boxes,分析这些场景的特性发现相较于初始参数化,重参数化后的频谱支集集中程度提升率都较高,且 Cotton、Antinous、Tomb、Pens 和 Boxes 的纹理信息较少,Dino 和 Sideboard 的几何结构复杂度较低。

为 HCI 光场数据集中的 Antinous 光场添加方差分别为 0.02、0.05、0.08、0.1 和 0.3 的高斯噪声,使用“4D 滤波器”和“重参数化+4D 滤波器”两种方法进行滤波去噪,图 11 展示了基于每个滤波器的两种方法的去噪结果 PSNR 和 SSIM。由图 11 可知,随着输入噪声的 σ^2 由 0.02 增加到 0.3,输出 PSNR 和 SSIM 均降低,但本文方法(re+filter)相比直接去噪方法(filter)的 PSNR 和 SSIM 更高,验证了在不同输入噪声水平

下,滤波去噪前对光场进行合适的重参数化相较于直接滤波去噪的去噪效果更好。

为 HCI 光场数据集中的 Cotton 光场添加不同类型噪声:零均值方差 $\sigma^2 = 0.05$ 的高斯噪声、密度为 $\lambda = 0.05$ 的椒盐噪声,以及包含泊松噪声、高斯噪声(方差 $\sigma^2 = 0.05$)和椒盐噪声(密度 $\lambda = 0.05$)的混合噪声。使用“4D 滤波器”和“重参数化+4D 滤波器”两种方法进行滤波去噪,基于每个滤波器两种方法的去噪结果 PSNR 和 SSIM 如图 12 所示。由图 12 可知,在不同噪声类型下,本文方法(re+filter)相比直接去噪方法(filter)的 PSNR 和 SSIM 更高,验证了在不同噪声类型下,滤波去噪前对光场进行合适的重参数化相较于直接滤波去噪的去噪效果更好。

4.2.2 视觉评价

以 Pens 和 Cotton 两个场景为例,其去噪的视觉效果如图 13 和图 14 所示。其中 Pens 光场添加零均值方差 $\sigma^2 = 0.05$ 的高斯噪声,Cotton 光场添加包含泊松噪声、高斯噪声(方差 $\sigma^2 = 0.05$)和椒盐噪声(密度 $\lambda = 0.05$)的混合噪声。从图 13 和图 14 可以看出,在不同的噪声类型下,直接去噪和重参数化后去噪均能够去除大部分的噪声信息,整体呈现出较好的去噪效果。进一步对 Pens 场景截取平滑区域进行局部放大展示,可以看到,在直接滤波去噪的平滑区域中仍有较明显的噪点存在,而在引入重参数化去噪的平滑区域不存在明显噪点。对 Cotton 场景截取存在边缘跳跃和存在反光信息的区域进行局部放大,可以看到,直接去噪

表 3 HCI 光场数据集中 12 个光场的去噪结果 PSNR 和 SSIM

Table 3 PSNR and SSIM of denoising results for 12 light fields in HCI light field dataset

Scene	Dual fan				Hypercone				Hyperfan			
	Filter		Re + filter		Filter		Re + filter		Filter		Re + filter	
	PSNR / dB	SSIM	PSNR / dB	SSIM	PSNR / dB	SSIM	PSNR / dB	SSIM	PSNR / dB	SSIM	PSNR / dB	SSIM
Pens	25.01	0.47	25.68	0.66	24.97	0.47	25.68	0.66	25.01	0.47	25.68	0.66
Cotton	27.47	0.60	29.48	0.84	27.36	0.59	29.41	0.83	27.47	0.60	29.48	0.84
Antinous	25.90	0.57	28.11	0.84	25.96	0.56	28.17	0.83	25.90	0.57	28.11	0.84
Tomb	26.65	0.54	27.87	0.77	26.56	0.53	27.83	0.76	26.65	0.54	27.87	0.77
Dino	26.72	0.59	28.22	0.75	26.69	0.58	28.28	0.75	26.72	0.59	28.22	0.75
Platonic	22.50	0.41	23.10	0.60	22.49	0.40	23.11	0.60	22.50	0.41	23.10	0.60
Boxes	23.30	0.52	23.97	0.68	23.45	0.52	24.13	0.68	23.30	0.52	23.97	0.68
Dishes	21.41	0.45	21.67	0.60	21.50	0.44	21.79	0.59	21.41	0.45	21.67	0.60
Greek	23.18	0.53	23.67	0.72	23.37	0.52	23.91	0.71	23.18	0.53	23.67	0.72
Kitchen	23.57	0.53	23.92	0.65	23.66	0.52	24.04	0.64	23.57	0.53	23.92	0.65
Sideboard	19.65	0.42	21.33	0.57	19.83	0.42	21.46	0.57	19.65	0.42	21.33	0.57
Table	23.30	0.53	23.67	0.67	23.32	0.52	23.72	0.66	23.30	0.53	23.67	0.67

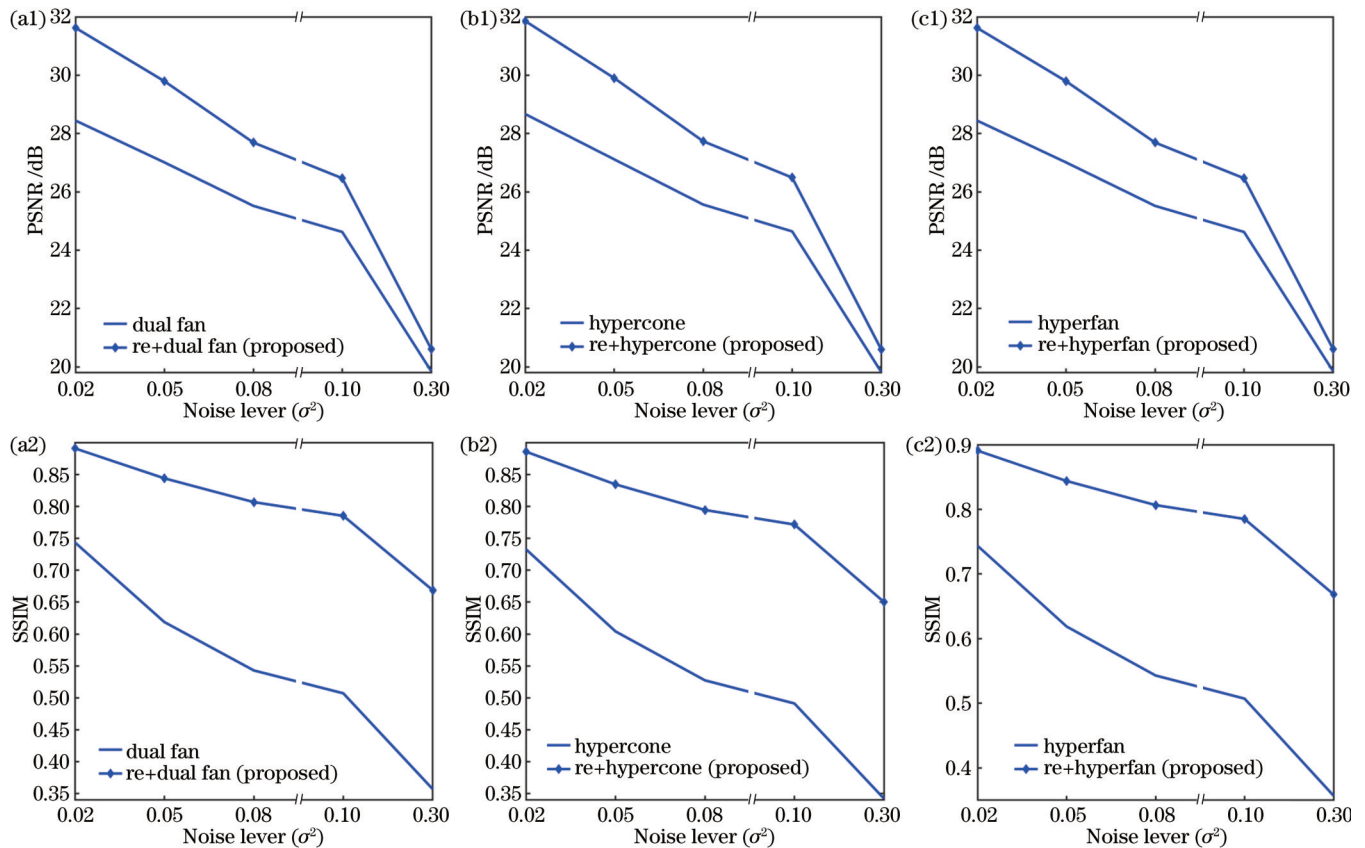


图 11 Antinous 光场在不同噪声水平下去噪结果的 PSNR 和 SSIM。(a1)(a2) 基于 4D dual fan 滤波器；(b1)(b2) 基于 4D hypercone 滤波器；(c1)(c2) 基于 4D hyperfan 滤波器

Fig. 11 PSNR and SSIM of Antinous light field with different noise levels. (a1) (a2) Based on 4D dual fan filter; (b1) (b2) based on 4D hypercone filter; (c1) (c2) based on 4D hyperfan filter

结果中有较明显的噪点, 边缘信息以及反光信息出现较明显的丢失, 而引入重参数化去噪的结果在去掉更多噪点的同时更好地保留了场景中的边缘信息和反光信息。

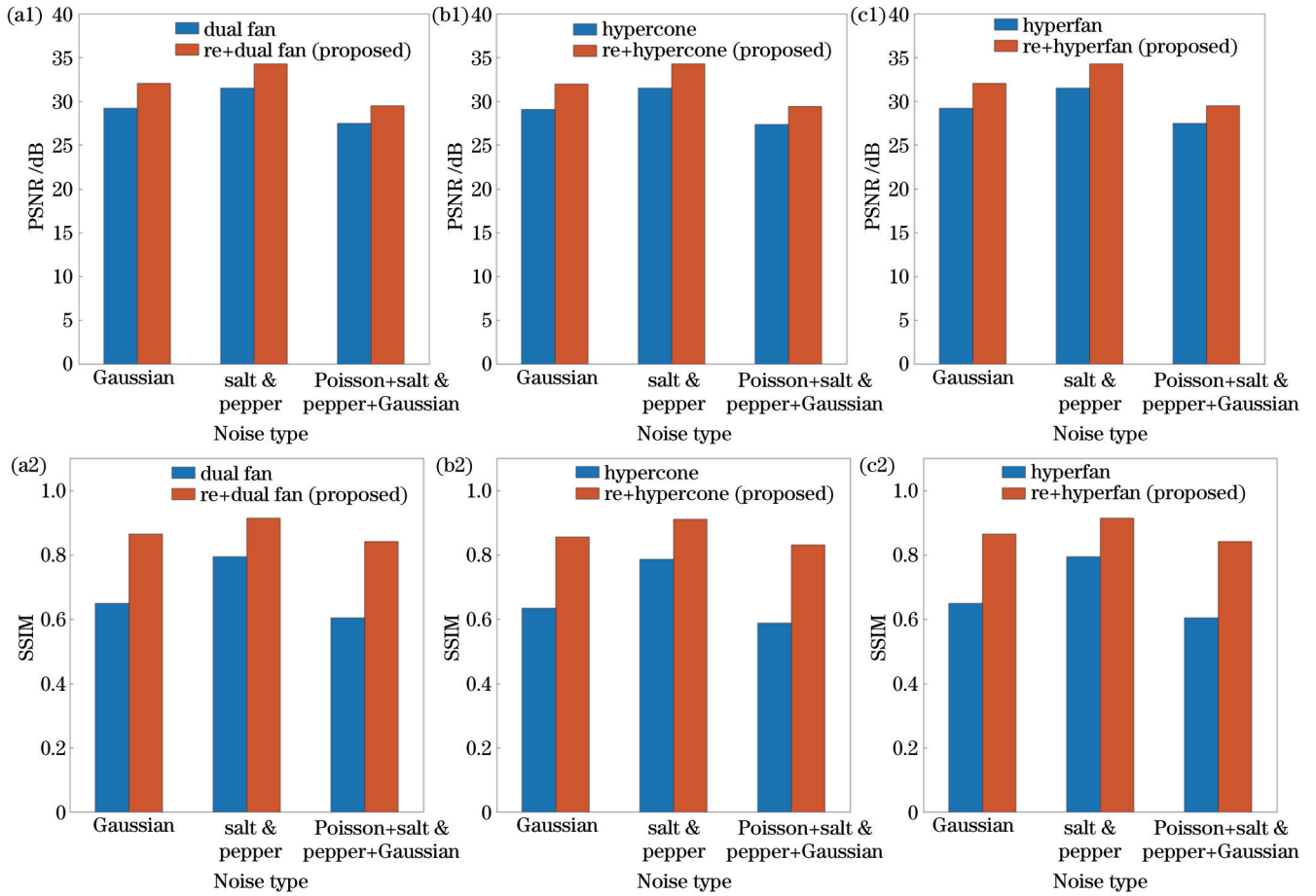


图 12 Cotton 光场在不同噪声类型下去噪结果的 PSNR 和 SSIM。(a1)(a2) 基于 4D dual fan 滤波器; (b1)(b2) 基于 4D hypercone 滤波器; (c1)(c2) 基于 4D hyperfan 滤波器

Fig. 12 PSNR and SSIM of Cotton light field with different noise types. (a1) (a2) Based on 4D dual fan filter; (b1) (b2) based on 4D hypercone filter; (c1) (c2) based on 4D hyperfan filter

4.3 实测数据对比实验

从频谱结构特点角度出发,引入光场重参数化改进光场滤波去噪方法,LSI-hyperfan 也是基于光场 4D 频谱结构改进的滤波去噪方法,因此选择此方法进行对比。

选择斯坦福光场数据中的 Flowers 和 Amethyst 场景,使用经过校准和裁剪的数据,采用与 LSI-hyperfan 方法^[22]相同的裁剪方式进行裁剪,得到 11×11 幅空间分辨率分别为 $640 \text{ pixel} \times 768 \text{ pixel}$ 和 $384 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 的子孔径图像,并将 RGB 颜色空间图像转化为 YCbCr 颜色空间图像,然后提取 Y 通道作为灰度图进行实验。为处理好的灰度光场数据添加标准差 $\sigma =$

0.1 和 $\sigma = 0.2$ 的高斯噪声,分别使用 LSI-hyperfan 以及“重参数化+4D hyperfan 滤波器”进行去噪。在使用本文方法时需要场景最大、最小深度以及原始光场双平面间距进行估计,利用估计值进行光场重参数化相关参数计算。定量比较两种方法的去噪效果,如表 4 所示。可以看出,在滤波去噪前对光场进行合适的重参数化的去噪效果更好。

5 结 论

分析了光场频谱支集对称程度及夹角对于光场去噪问题的影响,提出了频谱支集集中程度概念以及相应的度量函数,通过极小化该度量函数获取有利于滤

表 4 斯坦福光场数据集中 Flowers 和 Amethyst 光场的去噪结果 PSNR 和 SSIM

Table 4 PSNR and SSIM of Flowers and Amethyst in Stanford light field dataset

Scene	σ	Re+4D hyperfan		LSI-hyperfan	
		PSNR /dB	SSIM	PSNR /dB	SSIM
Flowers	0.1	30.06	0.8955	27.00	0.5963
	0.2	26.03	0.8172	22.66	0.4027
Amethyst	0.1	28.62	0.8795	28.34	0.6860
	0.2	25.75	0.8051	24.04	0.5237

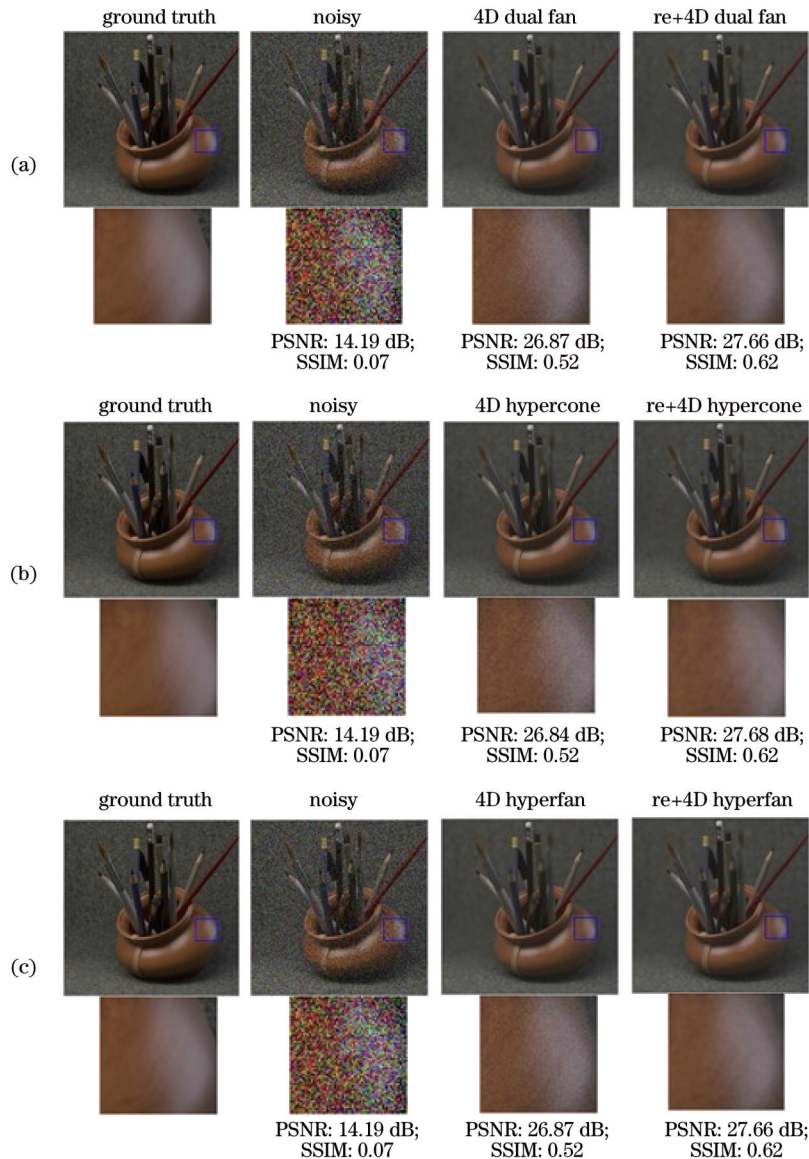


图 13 Pens 光场去噪效果视觉比较, 从左至右分别为原始数据中心视图及局部放大图、添加高斯噪声的噪声数据中心视图及局部放大图、直接去噪中心视图及局部放大图、重参数化后去噪中心视图及局部放大图。(a) 基于 4D dual fan 滤波器; (b) 基于 4D hypercone 滤波器; (c) 基于 4D hyperfan 滤波器

Fig. 13 Comparison of visual effects of denoising results for Pens light field, the images from left to right are the original data center view and partial enlarged drawing, the noisy data center view with Gaussian noise and partial enlarged drawing, the direct denoising center view and partial enlarged drawing, and the reparameterized denoising center view and partial enlarged drawing. (a) Based on 4D dual fan filter; (b) based on 4D hypercone filter; (c) based on 4D hyperfan filter

波去噪的光场双平面间距, 引入光场重参数化提升光场滤波去噪效果。模拟光场数值实验结果证明, 通过极小化集中程度度量函数, 光场数据频谱支集更加集中, 对于经典的 4D hyperfan、4D dual fan、4D hypercone 这 3 种基于频谱结构的滤波器, 引入光场重参数化能够有效提高光场数据的去噪效果, 在不同噪声水平以及不同噪声类型下, PSNR 和 SSIM 均有所提高, 从视觉效果上看, 可以在去除更多噪点的同时保留更多场景中的边缘和反光信息。实测数据实验表明, 相较于线性平移不变滤波器, 引入重参数化的经典滤波器的

去噪效果在 PSNR 和 SSIM 数值上均有一定提升。由于计算频谱支集集中程度度量函数需要场景最大、最小深度的信息, 重参数化过程还需要知道初始双平面间距, 本文方法在真实光场数据中应用时需要对这些信息进行标定或估计, 标定或估计的准确性会影响去噪效果。此外, 所提出的由频谱支集结构特点确定光场重参数化方法的思想, 为提高光场数据处理效果提供了新的思路, 针对光场去噪之外的具体计算成像任务探索目标频谱结构特点, 对光场数据进行合理的重参数化, 将可以优化计算成像效果。

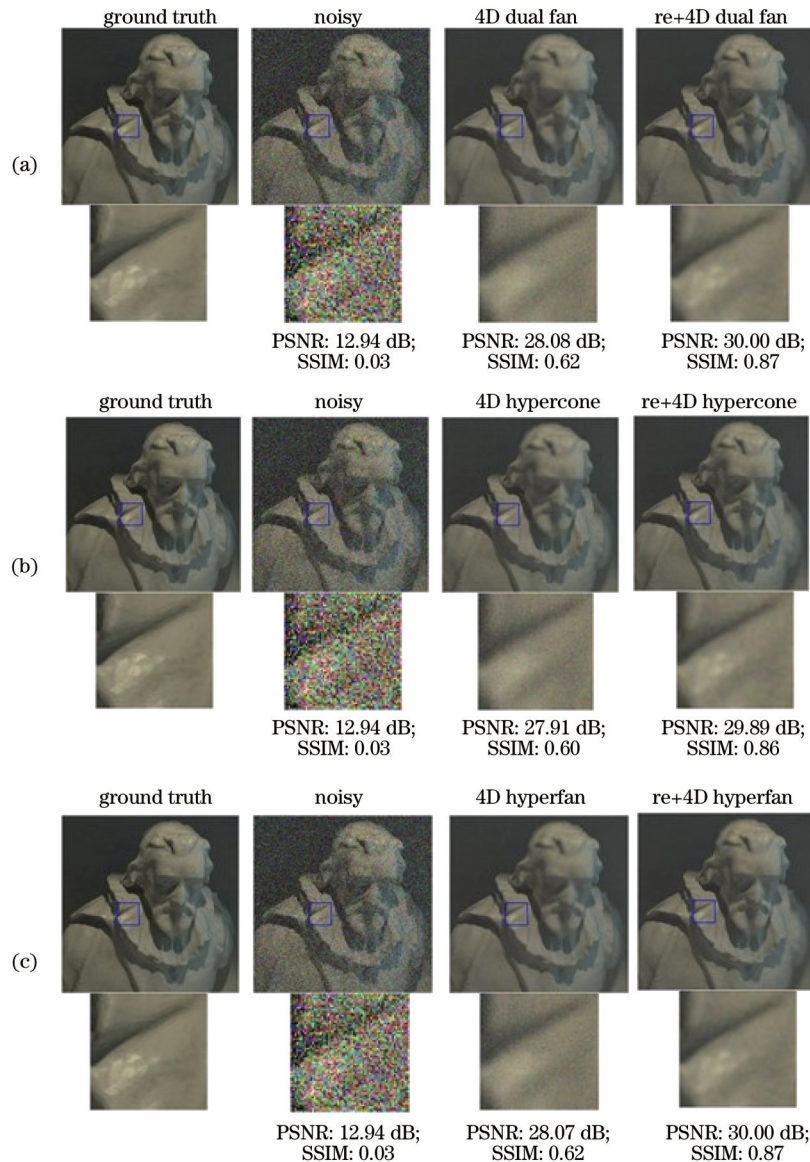


图 14 Cotton 光场去噪效果视觉比较, 从左至右分别为原始数据中心视图及局部放大图、添加混合噪声的噪声数据中心视图及局部放大图、直接去噪中心视图及局部放大图、重参数化后去噪中心视图及局部放大图。(a) 基于 4D dual fan 滤波器; (b) 基于 4D hypercone 滤波器; (c) 基于 4D hyperfan 滤波器

Fig. 14 Comparison of visual effects of denoising results for Cotton light field, the images from left to right are the original data center view and partial enlarged drawing, the noisy data center view with mixed noise including Poisson noise, Gaussian noise, and salt & pepper noise and partial enlarged drawing, the direct denoising center view and partial enlarged drawing, and the reparameterized denoising center view and partial enlarged drawing. (a) Based on 4D dual fan filter; (b) based on 4D hypercone filter; (c) based on 4D hyperfan filter

参 考 文 献

- [1] 方璐, 戴琼海. 计算光场成像[J]. 光学学报, 2020, 40(1): 0111001.
Fang L, Dai Q H. Computational light field imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111001.
- [2] Boyat A K, Joshi B K. A review paper: noise models in digital image processing[EB/OL]. (2015-04-13)[2023-02-01]. <https://arxiv.org/abs/1505.03489>.
- [3] 吴翰. 数字图像的高斯噪声去噪算法研究[D]. 安庆: 安庆师范大学, 2018.
Wu H. Research on Gaussian noise denoising algorithm for digital images[D]. Anqing: Anqing Normal University, 2018.
- [4] Foi A, Trimeche M, Katkovnik V, et al. Practical Poissonian-Gaussian noise modeling and fitting for single-image raw-data[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1737-1754.
- [5] 兰霞, 刘欣鑫, 沈焕锋, 等. 一种消除高密度椒盐噪声的迭代中值滤波算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(12): 1731-1737.
Lan X, Liu X X, Shen H F, et al. A novel median filter to iteratively remove salt-and-pepper noise from highly corrupted images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017, 42(12): 1731-1737.
- [6] Wanner S, Goldluecke B. Variational light field analysis for disparity estimation and super-resolution[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(3): 606-619.
- [7] Chen J, Hou J H, Ni Y, et al. Accurate light field depth

- estimation with superpixel regularization over partially occluded regions[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(10): 4889-4900.
- [8] Shin C, Jeon H G, Yoon Y, et al. EPINET: a fully-convolutional neural network using epipolar geometry for depth from light field images[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 4748-4757.
- [9] Wang T C, Zhu J Y, Hiroaki E, et al. A 4D light-field dataset and CNN architectures for material recognition[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. *Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2016, 9907: 121-138.
- [10] Hou J H, Chen J, Chau L P. Light field image compression based on bi-level view compensation with rate-distortion optimization[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2019, 29(2): 517-530.
- [11] Shao L, Yan R M, Li X L, et al. From heuristic optimization to dictionary learning: a review and comprehensive comparison of image denoising algorithms[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(7): 1001-1013.
- [12] Jain P, Tyagi V. A survey of edge-preserving image denoising methods[J]. *Information Systems Frontiers*, 2016, 18(1): 159-170.
- [13] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [14] Jovanov L, Pizurica A, Schulte S, et al. Combined wavelet-domain and motion-compensated video denoising based on video codec motion estimation methods[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2009, 19(3): 417-421.
- [15] Sepas-Moghaddam A, Correia P L, Pereira F. Light field denoising: exploiting the redundancy of an epipolar sequence representation[C]//2016 3DTV-Conference: The True Vision - Capture, Transmission and Display of 3D Video (3DTV-CON), July 4-6, 2016, Hamburg, Germany. New York: IEEE Press, 2016.
- [16] Maggioni M, Boracchi G, Foi A, et al. Video denoising, deblocking, and enhancement through separable 4-D nonlocal spatiotemporal transforms[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(9): 3952-3966.
- [17] Ye W B, Li S T, Zhao X J, et al. A K times singular value decomposition based image denoising algorithm for DoFP polarization image sensors with Gaussian noise[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(15): 6138-6144.
- [18] Mitra K, Veeraraghavan A. Light field denoising, light field superresolution and stereo camera based refocussing using a GMM light field patch prior[C]//2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 22-28.
- [19] Alain M, Smolic A. Light field denoising by sparse 5D transform domain collaborative filtering[C]//2017 IEEE 19th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP), October 16-18, 2017, Luton, UK. New York: IEEE Press, 2017.
- [20] Dansereau D G, Bongiorno D L, Pizarro O, et al. Light field image denoising using a linear 4D frequency-hyperfan all-in-focus filter[J]. *Proceedings of SPIE*, 2013, 8657: 86570P.
- [21] Dansereau D G, Pizarro O, Williams S B. Linear volumetric focus for light field cameras[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 34(2): 1-15.
- [22] Premaratne S U, Liyanage N, Edussooriya C U S, et al. Real-time light field denoising using a novel linear 4-D hyperfan filter[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2020, 67(8): 2693-2706.
- [23] Chai J X, Tong X, Chan S C, et al. Plenoptic sampling[C]//Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, July 23-28, 2000, New Orleans, LA, USA. New York: ACM Press, 2000: 307-318.
- [24] Zhang C, Chen T. Spectral analysis for sampling image-based rendering data[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2003, 13(11): 1038-1050.
- [25] Do M N, Marchand-Maillet D, Vetterli M. On the bandwidth of the plenoptic function[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(2): 708-717.
- [26] Gilliam C, Dragotti P L, Brookes M. On the spectrum of the plenoptic function[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(2): 502-516.
- [27] Lin Z C, Shum H Y. A geometric analysis of light field rendering [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 58(2): 121-138.
- [28] Chan S C, Shum H Y. A spectral analysis for light field rendering[C]//Proceedings 2000 International Conference on Image Processing (Cat. No. 00CH37101), September 10-13, 2000, Vancouver, BC, Canada. New York: IEEE Press, 2002: 25-28.
- [29] Zhang C, Chen T. A survey on image-based rendering: representation, sampling and compression[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2004, 19(1): 1-28.
- [30] Zhu C J, Yu L. Spectral analysis of image-based rendering data with scene geometry[J]. *Multimedia Systems*, 2017, 23(5): 627-644.
- [31] Dansereau D, Bruton L. A 4D frequency-planar IIR filter and its application to light field processing[C]//Proceedings of the 2003 International Symposium on Circuits and Systems, 2003. ISCAS '03, May 25-28, 2003, Bangkok, Thailand. New York: IEEE Press, 2003.
- [32] Ng R. Fourier slice photography[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 24(3): 735-744.
- [33] Alain M, Smolic A. Spectral analysis of re-parameterized light fields[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2022, 108: 116751.
- [34] Isaksen A, McMillan L, Gortler S J. Dynamically reparameterized light fields[C]//Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, July 23-28, 2000, New Orleans, LA, USA. New York: ACM Press, 2000: 297-306.
- [35] Ao H B, Zhang Y B, Jarabo A, et al. Light field editing based on reparameterization[M]//Ho Y S, Sang J, Ro Y M, et al. *Advances in multimedia information processing-PCM 2015. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2015, 9314: 601-610.
- [36] Dansereau D, Bruton L T. A 4-D dual-fan filter bank for depth filtering in light fields[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(2): 542-549.
- [37] Zhu C J, Zhang H, Liu Q M, et al. Frequency analysis of light field sampling for texture information[J]. *Optics Express*, 2020, 28(8): 11548-11572.
- [38] Honauer K, Johannsen O, Kondermann D, et al. A dataset and evaluation methodology for depth estimation on 4D light fields [M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. *Computer vision-ACCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2017, 10113: 19-34.
- [39] Computer Graphics Laboratory. The (New) Stanford light field archive[EB/OL]. [2023-02-04]. <http://lightfield.stanford.edu/lfs.html>.
- [40] Dansereau D G, Pizarro O, Williams S B. Decoding, calibration and rectification for lenselet-based plenoptic cameras [C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2013: 1027-1034.

Spectrum Concentration Based Reparameterization for Light Field Denoising

Wang Tiantian, He Di, Liu Chang, Qiu Jun*

*Institute of Applied Mathematics, Beijing Information Science and Technology University,
Beijing 100101, China*

Abstract

Objective Different noise types may be introduced into light field data during acquisition, transmission and processing, due to low light conditions, corrupted pixel values, the statistical nature of electromagnetic waves, faulty memory space in storage, and hardware damage. Data noise seriously affects the accuracy of subsequent light field imaging techniques like depth estimation and post-capture refocusing. Therefore, light field denoising is important in light field imaging. 4D dual fan, 4D hypercone, and 4D hyperfan are classical filters designed based on the structure of the light field spectrum support. These filters can achieve light field denoising by passing the light field signal on the spectrum support while eliminating a significant amount of noise energy that lies outside the spectrum support. However, the noise suppression effect of the filter is poor for the noise located on the spectrum support, and the aliasing effect on the spectrum support also seriously affects the denoising quality. To further improve the denoising effect of the filters, we explore the structural characteristics of the spectrum support conducive to denoising effect improvement for determining the light field reparameterization. Both the quantitative indicator and the visual effect of the denoising results are improved by reparameterizing the noisy light field properly before denoising. Moreover, the idea of determining the light field reparameterization based on structure characteristics of the spectrum support provides a new perspective for improving the processing effect of light field data.

Methods We consider two structural characteristics of the light field spectrum support, including the symmetry degree and the angle between two boundaries of the spectrum support. Analysis of how the two characteristics affect the denoising effect shows that the smaller angle and higher symmetry degree of the spectrum support are beneficial for enhancing the denoising effect. Based on the two structural characteristics, the concentration concept of the light field spectrum support for light field denoising is proposed, and the concentration degree metric function is designed. We can obtain the distance between two planes of reparameterized light field which is more favorable for denoising by minimizing this metric function, and the denoising effect can be improved by reparameterizing the noisy light field at this distance before applying filters.

Results and Discussions Denoising experiments are conducted on both synthetic and real light field data. For synthetic data (12 HCI light field data), the PSNR and SSIM of the denoising results are both improved by introducing proper reparameterization compared with direct denoising under the same noise level and noise type (Table 3). Under different noise levels and noise types, the denoising results PSNR and SSIM obtained by introducing proper reparameterization before denoising are also improved (Figs. 11 and 12). Furthermore, after zooming in on the smooth area of the Pens light field, the direct denoising method still leaves obvious noise, while the reparameterization method eliminates the noise more effectively (Fig. 13). Zooming in on the area of Cotton light field where there is edge and reflection information reveals that the direct denoising method leaves obvious noise with the loss of edge information and reflection information, while the reparameterization method removes more noise and preserves better edge and reflection information (Fig. 14). For real light field data, the reparameterization method can provide better denoising effect compared with the linear shift-invariant filter, which is another type of filter based on the spectrum structure (Table 4).

Conclusions Our paper considers two structural characteristics of the light field spectrum support, including the symmetry degree and the angle between two boundaries of the spectrum support. We analyze how the two characteristics affect the denoising performance, and propose the concept of the concentration degree of the spectrum support for light field denoising and its corresponding metric function. The distance between the two planes of the reparameterized light field is obtained by minimizing the metric function, and the reparameterization is introduced to improve the light field denoising effect. The synthetic light field experiments show that by minimizing the metric function of concentration degree, the spectrum support of the light field data becomes more concentrated. For the classical 4D hyperfan, 4D dual fan, and 4D hypercone filters, the introduction of proper light field reparameterization can improve the denoising quality of light field data, and PSNR and SSIM are increased under different noise levels and noise types. Additionally, more edge

and reflection information can be preserved with more noise removal. The real light field experiments show that compared with the linear shift-invariant filter, classical filters with reparameterization yield better denoising results in both PSNR and SSIM values. In addition to light field denoising, exploration of the target spectrum structural characteristics of other computational imaging tasks, and application of corresponding reasonable reparameterization of light field data, the proposed idea of introducing reparameterization before light field data processing can be beneficial for other specific computational imaging tasks.

Key words physical optics; light field; reparameterization; spectrum structure; denoising