

基于盲噪声估计与迭代滤波降噪的鬼成像方法*

周阳¹⁾ 杨洋¹⁾ 赵佳乐¹⁾ 初伟²⁾ 徐艳蕾^{1)†} 张文颖^{3)‡}

1) (吉林农业大学信息技术学院, 长春 130118)

2) (长春理工大学电子信息工程学院, 长春 130022)

3) (吉林工程技术师范学院, 量子信息技术交叉学科研究院, 长春 130052)

(2025年4月24日收到; 2025年5月20日收到修改稿)

针对传统鬼成像目标重建算法在低测量次数下重建质量较差的问题, 本文提出了一种结合盲噪声估计与迭代滤波降噪的目标重建方法, 旨在优化低测量数据条件下的鬼成像效果, 提升目标重建质量. 为解决噪声和欠采样带来的不准确重建, 首先通过伪逆运算和单位矩阵提高测量矩阵的稳定性, 然后计算修正项以优化桶探测器的观测数据. 使用平衡的全一列向量作为初始值, 以加速收敛. 在迭代过程中, 引入一种新的目标图像降噪算法, 该算法结合了盲噪声估计、块匹配三维滤波和导向滤波. 这种动态滤波有效保留了每次迭代中的重要细节, 即便在测量次数较低的情况下, 仍能实现高质量的目标重建. 仿真和实验结果表明, 该方法在边缘保留和纹理细节质量上优于传统方法, 为鬼成像技术在遥感和医学成像等领域的应用提供重要的技术支持.

关键词: 鬼成像, 盲噪声估计, 迭代运算, 低测量次数

PACS: 42.30.Va, 42.30.Wb

DOI: 10.7498/aps.74.20250544

CSTR: 32037.14.aps.74.20250544

1 引言

鬼成像 (ghost imaging, GI) 是一种先进性光学成像技术, 通过两束光束之间的强度关联性重建目标. 这种方法相较于传统成像技术具有诸多优势, 包括非局域成像、抗湍流干扰和无透镜成像等诸多优点, 因而成为量子光学和经典光学领域的研究热点^[1-10]. 自从 Klyshko^[1] 在 1988 年提出纠缠光子对方案, 以及 Pittman 等^[2] 于 1995 年完成首次鬼成像实验以来, 该领域已取得显著进展. 随着赝热光源^[3] 和热光源的应用^[4], 进一步突显了鬼成像技术的重要性. 目前, 鬼成像技术已广泛应用于遥感^[5-8]、光学加密^[9,10]、生物医学成像^[11] 和视觉识别^[12]

等领域. 然而, 庞大的测量数据和低信噪比目标重建质量仍然限制鬼成像在实际中应用.

近年来, 许多先进方法被提出以提高鬼成像的质量, 包括差分鬼成像 (differential ghost imaging, DGI)^[13]、归一化鬼成像 (normalized ghost imaging, NGI)^[14]、对应鬼成像 (CI)^[15,16] 和压缩感知鬼成像 (compressive ghost imaging, CGI)^[17,18] 等^[19-22]. 在相同测量次数下, CGI 相比于 DGI 和 NGI 在提高成像质量方面具有显著优势. 尽管源自传统 GI, DGI 和 NGI 的对应鬼成像技术减少了测量数据的使用, 但仍需大量的测量数据来重建出高质量的目标. 伪逆鬼成像能够快速实现高分辨率成像^[19,20], 但在实际应用中, 其抗噪声能力有限, 导致目标重建不稳定. 基于传统方法的迭代去噪策略^[21-23], 虽

* 国家重点研发计划 (批准号: 2022YFC2203901) 和吉林省科学技术厅-自由探索类基础研究 (批准号: YDZJ202301ZYTS408) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: yanleixu@jlu.edu.cn

‡ 通信作者. E-mail: zhangwy@jleu.edu.cn

然能提高重建质量,但仍依赖于原始方法的成像效果,并且需要大量测量次数以获得高信噪比图像.将鬼成像与其他领域的经典技术相结合也能进一步提升重建质量^[24,25].例如,Chen等^[24]提出的基于截断奇异值分解降噪的鬼成像方法,有效地提升了重建目标的质量.随着深度学习的进展,深度学习在鬼成像目标重建中的应用显示出了显著的优势,进一步提高了重建图像的质量^[26-28].然而,深度学习算法通常需要大量的数据集和复杂的模型,这对计算设备的性能提出了较高的要求.除上述方法,将小波阈值去噪^[29]、三维块匹配滤波(block-matching and 3D filtering, BM3D)^[30]和导向滤波^[31]等图像滤波算法与鬼成像重建方法结合,能显著提升图像质量.Fan等^[29]提出了一种基于小波阈值去噪的计算鬼成像方法,以提高鬼成像系统的抗噪能力.研究表明,该方法在抵抗光源噪声和路径噪声方面具有显著的效果.Zhou等^[31]提出了一种双重滤波迭代鬼成像方法,旨在提高成像质量.该方法结合了BM3D和导向滤波的双重滤波技术与Landweber迭代正则化,能够在较少测量次数和迭代次数下实现高质量目标重建.

上述分析表明,迭代算法与滤波技术的结合能显著地提升鬼成像质量.多次迭代有助于生成更清晰的图像,滤波去噪则有效地增强细节与清晰度.这种互补性方法将增强系统的抗噪能力,提升整体成像效果.然而,迭代算法的复杂性以及在缺乏先验知识的情况下如何优化滤波参数,仍然是鬼成像目标重建中面临的挑战.为此,本文提出了一种新颖的鬼成像目标重建算法(adaptive blind noise dynamic filtering for ghost imaging reconstruction,

ABNDF-GIR),旨在改善低测量次数下的鬼成像目标重建质量.该算法通过伪逆运算和单位矩阵预处理参考探测器的测量矩阵,确保数值稳定性,并计算桶探测器观测值的修正项.在迭代过程中,采用盲噪声估计算法评估噪声强度,并结合BM3D滤波器进行初步去噪,再通过导向滤波器进行边缘保持去噪.经过迭代优化,最终实现清晰的目标重建.

2 原理分析与改进方案设计

如图1所示,展示了使用赝热光源的鬼成像系统的原理示意图.激光器发出的光照射到缓慢旋转的毛玻璃上,形成赝热光源.该光经过分束棱镜(BS)后,分为两条路径:检测路径和参考路径.在检测路径中,透过物体 $T(x,y)$ 的光被桶探测器(D_1)收集,用以测量总强度 I_B .与此同时,在参考路径中,参考光束直接照射到电荷耦合器(D_2),记录强度分布为 $I_R(x,y)$.经过 N 次测量后,基于传统GI重建目标的方法如(1)式所示^[17,20]:

$$T_{GI}(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_R^{(i)}(x,y) (I_B^{(i)} - \langle I_B \rangle) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_R(x,y) - \langle I_R^{(i)}(x,y) \rangle) (I_B^{(i)} - \langle I_B \rangle). \quad (1)$$

在第 i 次测量中,参考探测器收集到的光强值表示为 $I_R^{(i)}(x,y)$,而桶探测器记录的值为 $I_B^{(i)}$.目标的透射/反射系数用 $T(x,y)$ 表示.此外,符号 $\langle \cdot \rangle$ 表示总体平均,具体来说, $\langle I_B \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_B^{(i)}$ 和 $\langle I_R \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_R^{(i)}(x,y)$.在理想情况下,不考虑系统不平衡等因素(如分束棱镜和探测器),参考探测器记

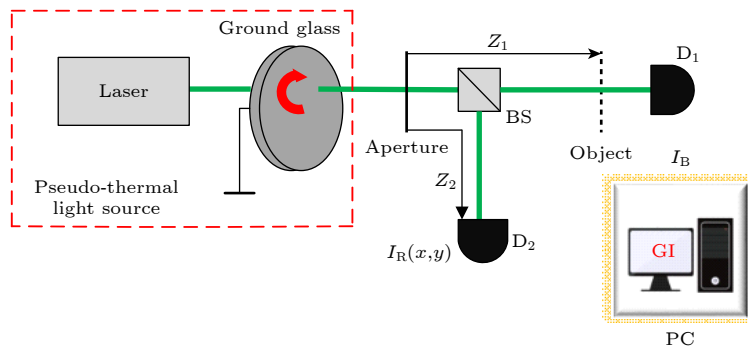


图1 基于赝热光源的鬼成像原理示意图. BS表示分束棱镜, PC表示计算机, z_1 表示目标与光源之间的距离, z_2 表示CCD与光源之间的距离

Fig. 1. Principle of ghost imaging using pseudo-thermal light source. BS represents the beam splitter, PC represents the computer, z_1 denotes the distance between the target and the light source, z_2 denotes the distance between the CCD and the light source.

录的光强值 $I_R(x, y)$ 应等于分布在物体表面的光强值 $I_B(x, y)$, 即 $I_R(x, y) = I_B(x, y)$. 因此, $I_B^{(i)}$ 可表示为

$$I_B^{(i)} = \int I_R^{(i)}(x, y)T(x, y)dxdy. \quad (2)$$

假设参考探测器测量的散斑强度分布 $I_R^{(i)}(x, y)$ 是一个大小为 $p \times q$ 的图像, 且物体的透射系数 $T(x, y)$ 也是一个相同大小的图像, (1) 式可以表示为矩阵形式:

$$\begin{aligned} T_{GI} &= \frac{1}{N}(\Phi - I\langle\Phi\rangle)^T(B - I\langle B\rangle) \\ &= \frac{1}{N}\Phi_I^T(B - I\langle B\rangle) \\ &= \frac{1}{N}\Phi_I^T\Phi_I T, \end{aligned} \quad (3)$$

其中 I 表示一个大小为 $N \times 1$ 的列向量, 所有元素都等于 1. 矩阵 Φ 的大小为 $N \times M$ (其中 $M = p \times q$), 包含了 N 行, 分别对应参考探测器收集到的散斑图像. 符号 $\langle\Phi\rangle$ 表示一个大小为 $1 \times M$ 的行向量:

$$\langle\Phi\rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi^{(i)}, \quad (4)$$

其中 $\Phi^{(i)}$ 表示矩阵 Φ 的第 i 行, 对应于参考探测器在第 i 次测量中获得的光强值, 以及 $\Phi_I = \Phi - I\langle\Phi\rangle$. 此外, $B = [I_B^{(1)}, I_B^{(2)} \dots I_B^{(N)}]^T$. 因此,

$$\langle B\rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_B^{(i)} \quad (5)$$

此外, T 表示物体的透射系数, 为 $M \times 1$ 的列向量

表示, 定义为

$$T = [T_1, T_2 \dots T_M]^T, \quad (6)$$

$$B^{(i)} = \Phi^{(i)}T. \quad (7)$$

然而, 参考探测器获得的随机散斑图案构成的矩阵 Φ 不是正交矩阵, 导致其协方差矩阵的互相关系数不为零 (即存在相关噪声), 从而无法保证像素间的独立性, 进而影响成像效率. 为了抑制相关噪声对成像质量的影响, 通常需要增加测量次数, 但这会延长成像时间并增加存储需求, 且即使增加测量次数, 重建质量也未必能显著提高. 因此, 如何在少量测量下获得高质量重建图像, 对于推动鬼成像的实际应用至关重要. 下面将围绕本文提出的目标重建方法进行阐述.

在鬼成像目标重建中, 将滤波技术融入压缩感知的迭代运算中, 不仅能去除噪声, 还能加速迭代过程的收敛速度, 减少对测量数据的依赖, 从而更加高效地利用有限的资源 [30,31]. 为提高鬼成像在实际应用中的成像质量, 本文提出了一种 ABNDF-GIR 方法, 具体方案如图 2 所示. 所提出的鬼成像方法 ABNDF-GIR 的原理框图包括四个部分. 第一部分 (蓝色部分) 计算桶探测器观测值的修正项; 第二部分 (黄色部分) 为迭代重建过程; 第三部分 (绿色部分) 对应本文提出的一种基于 BM3D 和导向滤波的自适应动态窗口盲噪声估计优化算法 (adaptive denoising window-based guided filtering with BM3D, ADW-BG), 应用于黄色部分的迭代结果; 最后, 红色框表示迭代停止条件的判断. 接

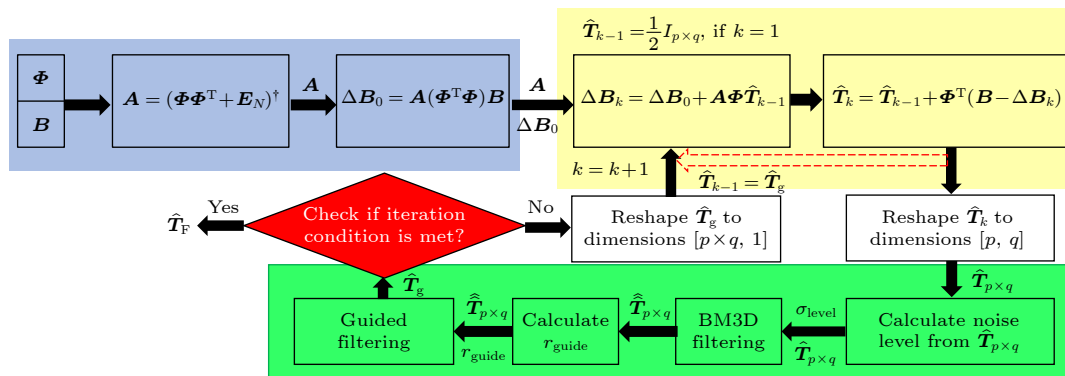


图 2 ABNDF-GIR 方法的示意图. 蓝色部分计算桶探测器观测值的修正项, 黄色部分涵盖了目标重建的迭代计算过程, 绿色部分展示了用于目标重建和噪声抑制的 ADW-BG 方法, 红色部分为迭代停止准则

Fig. 2. Schematic diagram of the ABNDF-GIR method. The blue section calculates correction terms for bucket detector observations, the yellow section covers the iterative computation process of compressed sensing ghost imaging, the green section presents the proposed ADW-BG method for target reconstruction and noise reduction, and the red section assesses the iterative stopping condition.

下来, 将详细描述该方法及其创新贡献.

在鬼成像重建问题中, 需要从桶探测器收集的观测数据中反演出原始目标信息. 由于数据中可能存在噪声或在欠采样条件下存在不完整性, 直接求解会导致重建结果不准确. 因此, 首先对由参考探测器测量构成的测量矩阵 (Φ) 进行预处理, 以提高重建的精度. 如 (8) 式所示:

$$\mathbf{A} = (\Phi\Phi^T + \mathbf{E}_N)^\dagger, \quad (8)$$

式中, 定义 Φ^T 为矩阵 Φ 的转置, $\Phi\Phi^T$ 为表示 Φ 特征空间的方阵. \mathbf{E}_N 为 $N \times N$ 的单位矩阵, $(\cdot)^\dagger$ 表示伪逆运算符. 由于矩阵 $\Phi\Phi^T$ 可能是半正定的, 并可能存在非零的小特征值, 计算其逆时可能会出现数值不稳定. 通过引入 $\Phi\Phi^T + \mathbf{E}_N$, 可以确保矩阵的所有特征值为正, 从而有效地减少计算误差. 此外, 由于在较少测量次数下 $N \ll M$, 与 Zhou 等^[31] 使用 Landweber 算法求解 $M \times M$ 矩阵 $\Phi^T\Phi$ 相比, 计算量显著降低. 接下来将计算与 \mathbf{B} 相关的修正项 $\Delta\mathbf{B}_0$, 如 (9) 式所示:

$$\Delta\mathbf{B}_0 = \mathbf{A}(\Phi^T\Phi)\mathbf{B}. \quad (9)$$

在计算修正项 $\Delta\mathbf{B}_0$ 之后, 将采用迭代算法来完成目标的重建, 具体如下:

$$\Delta\mathbf{B}_k = \Delta\mathbf{B}_0 + \mathbf{A}\Phi\hat{\mathbf{T}}_{k-1}, \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{T}}_k = \hat{\mathbf{T}}_{k-1} + \Phi^T(\mathbf{B} - \Delta\mathbf{B}_k). \quad (11)$$

当 $k = 1$ 时, $\hat{\mathbf{T}}_{k-1} = 1/2\mathbf{I}_{M \times 1}$, 其中 $\mathbf{I}_{M \times 1}$ 表示一个大小为 $M \times 1$ 的全 1 列向量. 这为优化提供了一个平衡的起始点, 并减少了计算负担, 从而确保算法在后续迭代中能够更稳定、更快速地收敛到准确的光照强度模型. 当 $k \geq 2$ 时, 将 (11) 式的 $\hat{\mathbf{T}}_k$ 代入 (10) 式, 更新 $\Delta\mathbf{B}_k$, 随后再代入 (11) 式. 经过多次迭代后, 最终得到目标的透射系数 $\hat{\mathbf{T}}_F$.

此外, 除了最大迭代次数作为停止准则外, 还增加了收敛条件. 设定容忍度为 10^{-2} , 并允许最多 3 次迭代无改进. 从第二次迭代开始, 通过计算当前估计透射系数与上次结果的差异来检查参数变化. 如果变化小于容忍度, 表示参数已趋于稳定, 无改进计数器加一; 否则, 计数器重置为零. 每次迭代后, 当前参数将作为上一轮参数, 供下一轮比较使用. 当无改进计数器达到最大值时, 表明多次迭代未出现显著改进, 算法将提前终止迭代.

在每次迭代中, 如果 (10) 式中的 $\hat{\mathbf{T}}_{k-1}$ 更接近原始目标图像, 那么根据 (11) 式更新得到的 $\hat{\mathbf{T}}_k$ 将

更加准确. 这将加速收敛、减少误差, 并提高重建质量. 接下来将重点介绍本文在 ABNDF-GIR 算法中提出的滤波算法优化 $\hat{\mathbf{T}}_{k-1}$ 的策略.

一种有效的提升目标透射系数 $\hat{\mathbf{T}}_{k-1}$ 的方法是应用图像处理中的滤波算法, 如双边滤波 (bilateral filter, BF)^[32]、非局部均值滤波 (non-local means filtering, NLF)^[33]、BM3D^[34]、导向滤波 (guided filter, GF)^[35]、加权核范数最小化^[36] 和深度学习方法^[37]. 然而, 传统的 BF 和 NLF 在处理复杂噪声时, 特别是在细节保留方面存在局限; 加权核范数最小化方法虽然在图像降噪中有效, 但其计算复杂度较高, 且灵活性较差; 深度学习去噪方法具有强大的去噪能力, 但依赖数据集, 训练时间长, 且容易过拟合.

与传统方法相比, BM3D 滤波能有效保留图像细节, 而导向滤波在边缘保留方面表现优异. 然而, BM3D 依赖噪声强度, 估计不准确会影响去噪效果; 导向滤波则需固定窗口大小, 可能无法适应不同迭代下的特征区域需求. 为此, 本文通过“盲估计噪声强度”^[38] 与 BM3D 进行初步去噪, 并动态调整邻域大小, 优化导向滤波效果.

如图 3 所示, 展示了含噪图像中噪声水平盲估计的原理示意图. 首先, 利用 (11) 式计算重建目标的传输系数 $\hat{\mathbf{T}}$, 然后将 $\hat{\mathbf{T}}$ 重塑为 $[p, q]$ 维度, 得到噪声图像 $\hat{\mathbf{T}}_{p \times q}$. 接着, 从噪声图像 $\hat{\mathbf{T}}_{p \times q}$ 中计算协方差矩阵, 以估计初始噪声强度. 根据第 n 次迭代得到的噪声水平估计 σ_n , 确定下一次的阈值 t_n . 随后, 利用该阈值 t_n 从含噪图像中选择一组弱纹理图像块. 基于所选特征和阈值 t_{n+1} , 估计第 $(n+1)$ 次迭代的噪声水平. 该过程不断迭代, 直到噪声水平估计值收敛, 最终得到噪声水平估计 σ_{level} . 接下来将阐述该盲噪声估计的实现过程.

给定一维卷积核 $k_h = [-1/2, 0, 1/2]$ 及其转置 k_v , 分别应用于图像 $\hat{\mathbf{T}}_{p \times q}$ 进行水平和垂直方向的滤波, 从而得到水平梯度图像 I_h 和垂直梯度图像 I_v . 计算水平方向滤波效果的过程如下:

$$I_h = \text{imfilter}(\hat{\mathbf{T}}_{p \times q}, k_h, \text{'replicate'}). \quad (12)$$

在上式中, 函数 $\text{imfilter}(\cdot)$ 用于图像滤波, 使用 'replicate' 选项时, 如果卷积核超出图像边界, 超出部分会被填充为图像边缘最近的有效像素值. 这样可以有效避免图像边界处出现空白区域或黑色边框, 从而保证滤波过程中的连续性和一致性. 接下来,

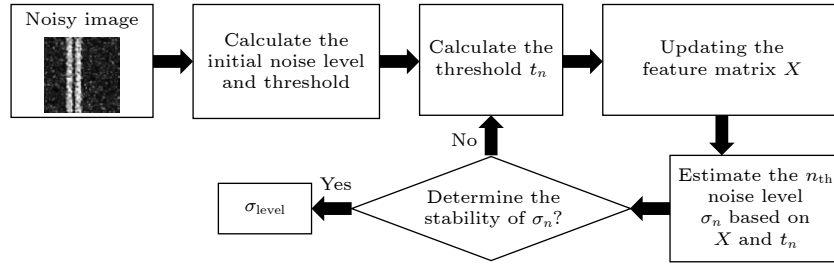


图3 含噪图像噪声水平盲估计原理示意图

Fig. 3. Schematic diagram of blind estimation for noise level in noisy image.

边界像素将被去除, 并对滤波后的结果进行平方值计算.

$$I_h = I_h(2 : \text{end} - 1, :, :), \quad (13)$$

$$I_h^2 = I_h \cdot I_h. \quad (14)$$

同时, 根据 (15) 式对图像 $\hat{T}_{p \times q}$ 进行垂直滤波, 得到 I_v . 随后, 依据 (16) 式处理边界像素, 并根据 (17) 式计算平方值, 得到 I_v^2 . 具体步骤如下:

$$I_v = \text{imfilter}(\hat{T}_{p \times q}, k_v, \text{'replicate'}), \quad (15)$$

$$I_v = I_v(2 : \text{end} - 1, :, :), \quad (16)$$

$$I_v^2 = I_v \cdot I_v. \quad (17)$$

接下来, 将构造水平卷积矩阵 D_h 和垂直卷积矩阵 D_v . 水平卷积矩阵表示为

$$D_h = \text{Conv}(k_h, m, n). \quad (18)$$

这里, m 和 n 表示块的尺寸, $\text{Conv}(\cdot)$ 用于生成卷积矩阵, 将给定的卷积核转换为矩阵. 这一转换使得对输入图像的卷积操作可以用矩阵乘法来表示. 矩阵的每一行对应卷积核在输入图像不同位置的应用, 从而实现高效计算. 同样的操作用于构造垂直卷积矩阵:

$$D_v = \text{Conv}(k_v, m, n). \quad (19)$$

利用 D_h 和 D_v , 可以按 (20) 式计算复合矩阵 DD :

$$DD = D_h^T D_h + D_v^T D_v. \quad (20)$$

接下来, 计算矩阵 DD 的秩 r_{DD} 和迹 Dtr_{DD} :

$$r_{DD} = \text{rank}(DD), \quad (21)$$

$$\text{Dtr}_{DD} = \text{trace}(DD), \quad (22)$$

其中 $\text{rank}(\cdot)$ 和 $\text{trace}(\cdot)$ 分别表示秩和迹运算符. 初始噪声阈值 t_0 可按 (23) 式估计:

$$t_0 = \text{gaminv}\left(\text{conf}, \frac{r_{DD}}{2}, \frac{2 \cdot \text{Dtr}_{DD}}{r_{DD}}\right). \quad (23)$$

这里, $\text{gaminv}(\cdot)$ 表示 Gamma 分布的逆累积分布

函数, conf 表示置信区间.

对于图像分割和特征提取, 图像块的提取方式如下:

$$\mathbf{X} = \text{im2col}\left(\hat{T}_{p \times q}, [m, n]\right), \quad (24)$$

其中 $\text{im2col}(\cdot)$ 将图像的局部区域展平为列, $[m, n]$ 表示块的尺寸. 接下来, 进行通道分离:

$$\mathbf{X}_h = \text{im2col}(I_h^2, [m, n - 2]), \quad (25)$$

$$\mathbf{X}_v = \text{im2col}(I_v^2, [m - 2, n]). \quad (26)$$

下面将水平和垂直方向的图像块特征结合并求和, 得到一个新的特征向量:

$$\mathbf{X}_{\text{tr}} = \sum_{i=1}^{n_{\text{tr}}} \begin{bmatrix} \mathbf{X}_h \\ \mathbf{X}_v \end{bmatrix}_i, \quad (27)$$

其中 n_{tr} 是总的组合特征数量. 根据特征的协方差矩阵计算得到噪声方差:

$$N_{\text{cov}}^1 = \frac{\mathbf{X} \mathbf{X}^T}{\text{size}(\mathbf{X}, 2) - 1}. \quad (28)$$

根据 (28) 式计算得到的 N_{cov}^1 计算特征值 λ :

$$\lambda = \text{eig}(N_{\text{cov}}). \quad (29)$$

初始噪声方差由 (30) 式给出:

$$\sigma_1^2 = \lambda(1). \quad (30)$$

接着根据初始 t_0 和 σ_1^2 更新噪声阈值 t_n :

$$t_n = \sigma_1^2 \cdot t_0. \quad (31)$$

选择特征值低于当前阈值的特征:

$$p = (\mathbf{X}_{\text{tr}} < t_n). \quad (32)$$

根据 (32) 式计算得到的 p 更新特征矩阵:

$$\mathbf{X}_{\text{tr}} = \mathbf{X}_{\text{tr}}(:, p). \quad (33)$$

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}(:, p). \quad (34)$$

然后, 重新估计噪声强度:

$$N_{\text{cov}}^n = \frac{\mathbf{X} \mathbf{X}^T}{\text{size}(\mathbf{X}, 2) - 1}, \quad (35)$$

$$\lambda = \text{eig}(N_{\text{cov}}^n), \quad (36)$$

$$\sigma_n^2 = \lambda(1). \quad (37)$$

该过程会重复进行, 最大迭代次数设置为 3, 其中 $n \in \{1, 2, 3\}$, 直到收敛或达到最大迭代次数为止. 最终的噪声水平由下式给出:

$$\sigma_{\text{level}} = \sqrt{\sigma_n^2}. \quad (38)$$

将带噪声的图像 $\hat{T}_{p \times q}$ 和噪声水平 σ_{level} 输入 BM3D 滤波器进行噪声图像降噪. BM3D 滤波器降噪后的图像 $\hat{\hat{T}}_{p \times q}$ 用于计算导向滤波器的平滑窗口大小和平滑值.

$$\begin{aligned} & \text{local}_{\text{std}}(i, j) \\ &= \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{(p,q) \in M_{\hat{T}}(i,j)} [\hat{\hat{T}}(p, q) - \bar{u}_{M_{\hat{T}}(i,j)}]^2}, \quad (39) \end{aligned}$$

式中, $\bar{u}_{M_{\hat{T}}(i,j)}$ 表示邻域 $M_{\hat{T}}(i, j)$ 内像素的均值, 其中 $M_{\hat{T}}$ 表示邻域内的像素数量. 计算得到的局部标准差的最大值为 $\max_{\text{std}} = \max(\text{local}_{\text{std}})$. 自适应邻域大小 r_{guide} 的计算公式为

$$r_{\text{guide}} = \text{round}(3 + \max_{\text{std}}/20), \quad (40)$$

其中 $\text{round}(\cdot)$ 表示四舍五入操作, 基准值为 3. 动态调整组件与最大标准差成比例. 平滑值的计算公式如下:

$$R = \text{gfc}(\hat{\hat{T}}_{p \times q}), \quad (41)$$

其中 $\text{gfc}(\cdot)$ 函数从给定图像中提取指定类别的像素值范围. R 包括该类别的最大像素值 R_{max} 和最小像素值 R_{min} , 并计算范围差 d , $d = R_{\text{max}} - R_{\text{min}}$. 通过 (42) 式完成对平滑值 V_s 的计算:

$$V_s = 0.01 \times d^2, \quad (42)$$

其中 0.01 是一个缩放因子, 用于调整平滑值的大小. 通过 $d^2 \times 0.01$, 可以减小平滑值的影响, 防止其变得过大, 从而避免对后续对图像导向滤波降噪产生过强的影响. 在完成 r_{guide} 和 V_s 计算后, 将 BM3D 的结果值 $\hat{\hat{T}}_{p \times q}$ 作为导向滤波器的输入, 既作为待去噪的图像, 又作为导向图输入到导向滤波器, 如 (43) 式所示:

$$\hat{T}_{\text{g}} = \text{GF}(\hat{\hat{T}}_{p \times q}, \hat{\hat{T}}_{p \times q}, r_{\text{guide}}, V_s), \quad (43)$$

其中 \hat{T}_{g} 表示导向滤波降噪后输出的图像; $\text{GF}(\cdot)$ 表示导向滤波器函数.

3 方法与性能评估实验

在仿真与实际实验中, 图像重建所使用的计算机为华硕台式机, 配置 Intel(R) Core(TM) i7-7700 处理器, 主频 3.60 GHz, 配备 16.0 GB 内存, 并运行 64 位操作系统. 为了验证本文提出的方法, 建立了一个基于图 1 示意图的实验系统. 所使用的 He-Ne 激光器波长为 $\lambda = 532 \text{ nm}$. 在参考路径中, 采用了参考探测器 D_2 (CCD: Stingray F-504, AVT, Germany). 在探测路径中, 待重建目标为 128×128 像素. 在实验中, 桶探测器 D_1 采用与参考探测器 D_2 相同类型的 CCD, 并将光强分布相加求和, 以获得总光强. 在该配置中, 设置了 $z_1 = z_2 = 200 \text{ mm}$.

3.1 基于不同滤波算法的目标重建性能对比

为初步验证所提方法的有效性, 仿真实验选择了二值图像“Airplane”和灰度图像“Dinosaur”作为重建目标, 基于 800 次测量进行图像重建, 并与多种主流算法 (包括 BF, NLF, BM3D 和 GF) 进行性能对比. 实验结果如图 4 和图 5 所示.

如图 4 和图 5 所示, ADW-BG 方法在目标细节恢复和噪声抑制方面表现优越. 在“Airplane”图像重建中, 本方法不仅保留了更多边缘信息, 还比传统算法 (如 BF, NLF, BM3D 和 GF) 实现了更清晰、真实的重建, 边缘锐度和纹理清晰度有所提升, 细节恢复能力更强. 在“Dinosaur”图像重建中, 尽管 BM3D 和 GF 算法表现良好, ADW-BG 方法在处理复杂结构时更具适应性, 有效减少伪影, 尤其在背景噪声抑制方面, 能够更好地隔离噪声与重要细节, 最终呈现出更清晰的图像. 为了更加客观地评估不同方法在图像重建中的效果, 本文采用峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 作为衡量标准, 来评价在 ABNDF-GIR 框架下应用不同滤波器时重建图像的质量. PSNR 值的结果汇总如表 1 所列.

根据图 4、图 5 的重建结果及表 1 中的 PSNR 对比, ADW-BG 方法在图像重建中表现出显著优势. 在二值图像“Airplane”重建中, ADW-BG 的 PSNR 为 26.16 dB, 明显高于其他方法 (如 BF 19.23 dB, NLF 21.58 dB, BM3D 22.67 dB, GF 24.15 dB),

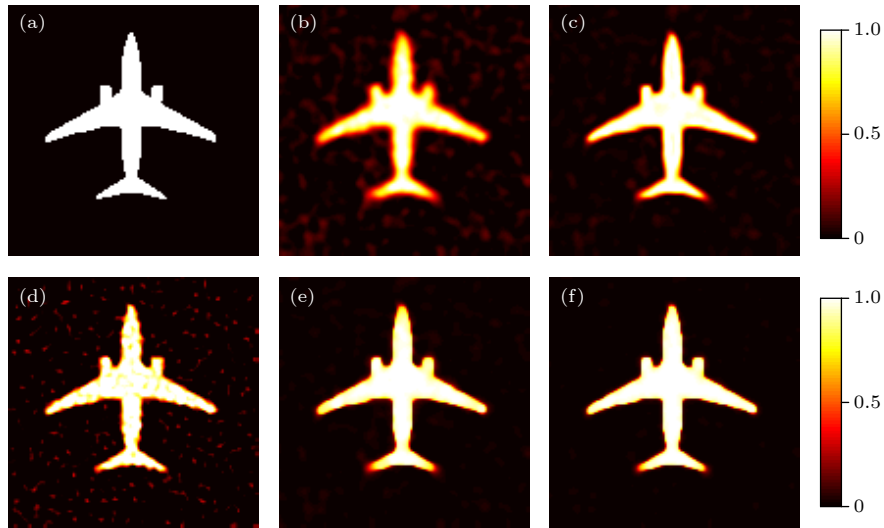


图 4 不同滤波方法的迭代重建“Airplane”二值图像结果 (a) 原始图像; (b)–(f) 分别为采用 BF, NLF, BM3D, GF 和 ADW-BG 方法在迭代算法中得到的重建图像

Fig. 4. Iterative reconstruction results of the “Airplane” binary image using different filtering methods: (a) Original image; (b)–(f) the reconstructed images obtained using BF, NLF, BM3D, GF, and ADW-BG methods, respectively, in the iterative algorithm.

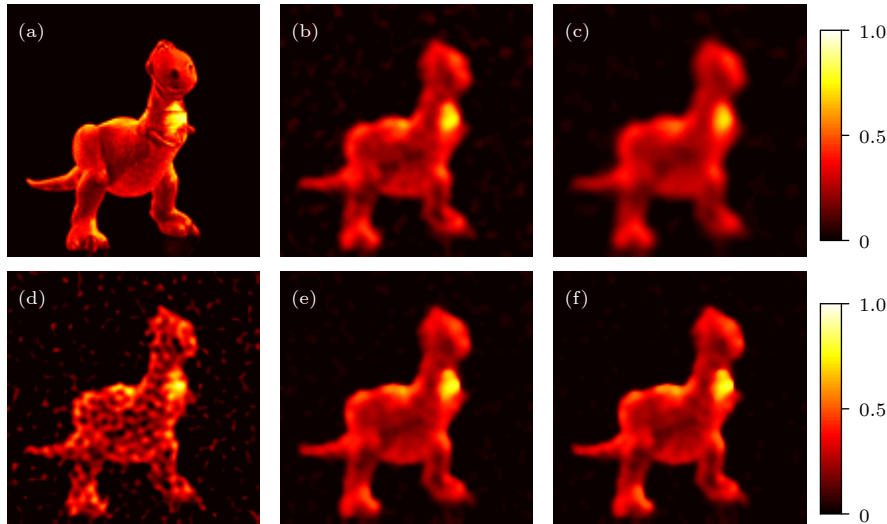


图 5 不同滤波方法下“Dinosaur”灰度图像的迭代重建结果 (a) 原始图像; (b)–(f) 分别为采用 BF, NLF, BM3D, GF 和 ADW-BG 方法重建的图像

Fig. 5. Iterative reconstruction results of the grayscale target “Dinosaur” using different filtering methods: (a) Original image; (b)–(f) the images reconstructed using the BF, NLF, BM3D, GF, and ADW-BG methods, respectively.

表 1 不同目标重建中不同滤波方法的 PSNR 值对比

Table 1. PSNR values for different filtering methods in the reconstruction of various targets.

	BF/dB	NLF/dB	BM3D/dB	GF/dB	ADW-BG/dB
“Airplane”	19.23	21.58	22.67	24.15	26.16
“Dinosaur”	25.69	25.90	25.98	26.42	27.56

表明其在细节保留和图像清晰度方面具有最佳表现. 此外, 虽然 ADW-BG 每次执行时比 GF 多消耗约 0.0852 s 的时间, 重建目标所需额外时间约为 3.9173 s, 但目标重建质量提高了 2.01 dB. 尽管 ADW-BG 在时间消耗上稍高, 但在对重建质量有

严格要求的应用中, 其提升的 2.01 dB 可显著提高结果的准确性和可靠性. 对于灰度图像“Dinosaur”, ADW-BG 的 PSNR 为 27.56 dB, 同样优于 GF (26.42 dB) 及其他方法 (均低于 26 dB), 表明 ADW-BG 在二值图像和灰度图像的重建中表现卓越.

为进一步验证所提出方法在不同测量数量下的性能,对“Airplane”图像进行了分析.如图6所示,比较了在迭代过程中使用不同滤波器时,重建结果的PSNR值,测量数量 N 分别为200, 400, 600和800.当测量数量为200时,ADW-BG方法的PSNR值为17.20 dB;随着测量数量增加至800,PSNR值提升至26.16 dB,表明重建质量良好且呈现逐步改善的趋势.与之相比,GF方法在 $N=200$ 时的PSNR值为14.80 dB,经过多次测量后仅提升至24.15 dB. BM3D方法起始PSNR为12.20 dB,最高仅为22.67 dB,表现较为逊色.在所有测量数量下,ADW-BG方法均显著优于其他滤波器,特别是在较高测量数量时,重建质量的提升更加明显.

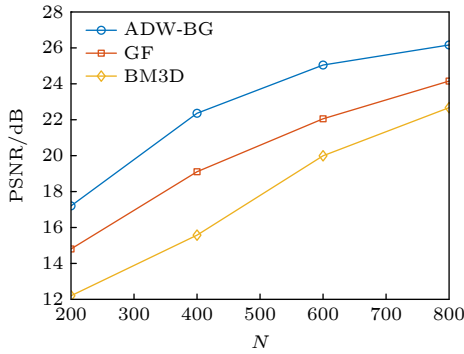


图6 不同测量次数 N 下,各滤波方法迭代重建结果的PSNR值比较

Fig. 6. Comparison of PSNR values for reconstruction results using different filtering methods in iterative operations under varying measurement numbers N .

3.2 不同鬼成像目标重建算法性能对比

为全面展示所提方法的有效性,进行了与经典压缩感知鬼成像算法的系统仿真比较分析.本研究选择了四种不同类型的鬼成像目标,以确保对算法性能的全面评估.这些目标包括二值图像“Double Slit”,“Expression”,“TOP”和灰度图像“Car”,涵盖了不同的视觉特征和复杂性.在每个目标的重建过程中,比较方法采用正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)^[39]和全变分正则化(total variation augmented lagrangian alternating direction Algorithm, TVAL3)^[40],测量次数设置为800次,且OMP和TVAL3的最大迭代次数为500次.相比之下,所提ABNDF-GIR算法的最大迭代次数仅为50次.图7展示了在800次测量下各目标的重建结果.

图7(a)、图7(a1)、图7(a2)和图7(a3)分别展示了原始目标图像:“Double Slit”,“Expression”,“Top”和“Car”.图7(b)、图7(b1)、图7(b2)以及图7(b3)为OMP算法的重建结果,可以明显看出背景噪声严重,重建质量较差.图7(c)、图7(c1)、图7(c2)和图7(c3)为TVAL3算法的重建结果,虽然在噪声抑制上表现较好,但细节丢失明显,尤其在边缘和纹理部分.相比之下,图7(d)、图7(d1)、图7(d2)和图7(d3)展示的ABNDF-GIR方法重建效果优于前两者,视觉质量明显提升.为客观评估图7中OMP, TVAL3算法和ABNDF-GIR方法的重建效果,表2给出了相应的PSNR值.

表2 不同方法的重建结果PSNR值
Table 2. Reconstruction results in PSNR for different methods.

	OMP/dB	TVAL3/dB	ABNDF-GIR/dB
(a)	21.78	15.89	34.12
(a1)	16.17	17.37	25.41
(a2)	18.25	17.63	30.95
(a3)	22.27	24.38	26.94

如表2所列,对于原始目标“Double Slit”,所提方法表现优异,PSNR值达到34.12 dB,远超OMP(21.78 dB)和TVAL3(15.89 dB).对于目标“Expression”,所提方法同样表现出色,PSNR值为25.41 dB,显著高于OMP(16.17 dB)和TVAL3(17.37 dB),进一步验证了该方法的有效性.对于目标“TOP”,所提方法(30.95 dB)仍优于OMP(18.25 dB)和TVAL3(17.63 dB),显示了该方法在多种类型图像处理中的一致性表现.对于灰度目标“Car”,所提方法再次展现出优越性能,PSNR值为26.94 dB,高于TVAL3(24.38 dB)和OMP(22.27 dB).

为了深入地分析各重建算法的优劣,图8展示了不同算法在“Double Slit”图像第64行上的像素值对比曲线,包括OMP算法、TVAL3算法和所提出的重建方法. x 轴表示像素位置, y 轴表示相应像素值.通过这些曲线对比,可以清晰地看出三种算法在噪声抑制和细节恢复方面的差异.OMP算法的像素值波动较大,表明其在抑制背景噪声方面存在不足.TVAL3算法能够一定程度上平滑像素值曲线,但在细节恢复上有所欠缺,过于平滑的曲线缺少变化,导致图像的边缘和纹理丢失.相比之下,

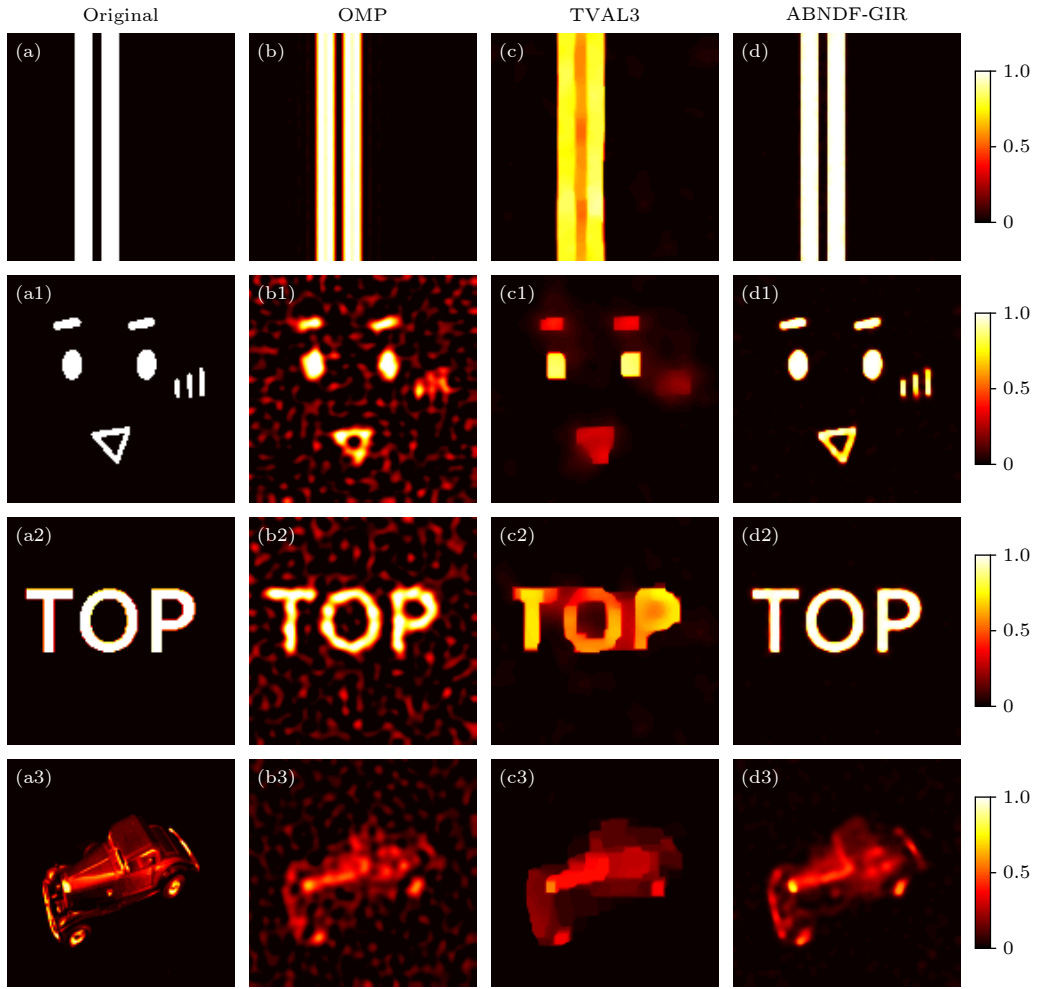


图 7 使用不同鬼成像目标重建方法的重建结果比较 (a), (a1), (a2) 和 (a3) 分别展示了原始目标: “Double Slit”, “Expression”, “TOP” 和 “Car”; (b), (b1), (b2) 和 (b3) 展示了使用 OMP 方法的重建结果; (c), (c1), (c2) 和 (c3) 展示了使用 TVAL3 方法的重建结果; 图 (d), (d1), (d2) 和 (d3) 展示了本文方法的重建结果

Fig. 7. Comparison of reconstruction results using different ghost imaging target reconstruction methods. Panels (a), (a1), (a2), and (a3) display the original targets: “Double Slit,” “Expression,” “TOP,” and “Car,” respectively. Panels (b), (b1), (b2), and (b3) present the reconstruction results using OMP; panels (c), (c1), (c2), and (c3) showcase the reconstruction results using TVAL3; and panels (d), (d1), (d2), and (d3) demonstrate the reconstruction results of our method.

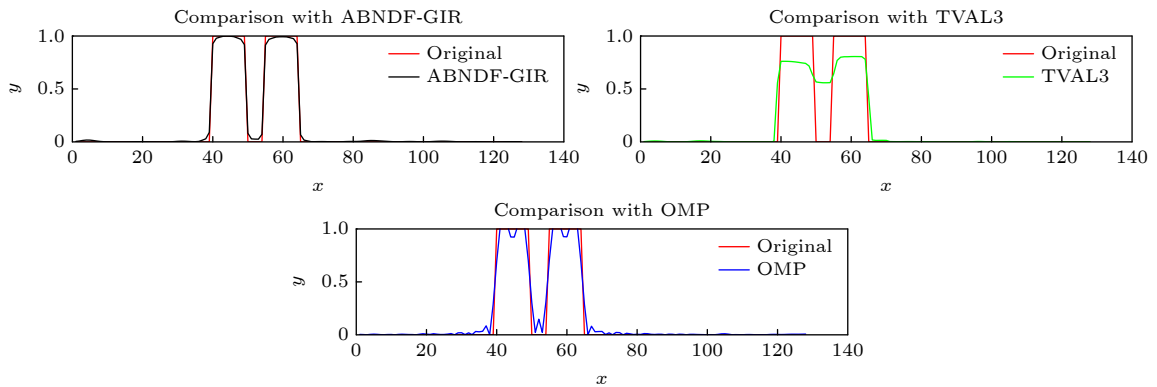


图 8 不同重建算法在“Double Slit”图像第 64 行上的像素值对比曲线. “Original”表示原始目标图像的像素值曲线

Fig. 8. Comparison curve of pixel values in the 64th row of the “Double-Slit” image for different reconstruction algorithms. “Original” refers to the curve of pixel values for the original target.

ABNDF-GIR 算法在保持平滑性的同时, 较好地恢复了图像细节, 曲线变化符合原始图像的趋势, 既抑制了噪声, 又保留了足够的细节, 提供了更为精确的重建结果.

全面分析 ABNDF-GIR 方案在噪声下的性能, 本文定量比较了不同信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR, δ_B , 35—55 dB) 对“Double-Slit”物体重建结果 PSNR 的影响, 实验中取 $N = 800$. 结果如图 9 所示, 展示了不同重建算法在不同 SNR 水平下对 PSNR 的影响. 实验评估了三种重建算法在不同 SNR 条件下的 PSNR 性能. 随着 SNR 从 35 dB

增加到 55 dB, 所有算法的 PSNR 值普遍提升, 表明较低的噪声水平有助于信号恢复质量的提高. ABNDF-GIR 算法表现出明显优势, 在低 SNR (35 dB) 下 PSNR 值为 14.54 dB, 并随 SNR 的增加最高达到 31.85 dB, 显示了其在噪声环境下的有效信号恢复能力. 相比之下, OMP 算法在相同条件下的 PSNR 值仅有小幅提升, 最高为 21.24 dB, 表明其在强噪声下的信号恢复能力有限. 尽管 TVAL3 算法在噪声干扰下保持了大约 15 dB 的相对稳定 PSNR 值, 但这一低水平反映了其在信号恢复任务中的局限性.

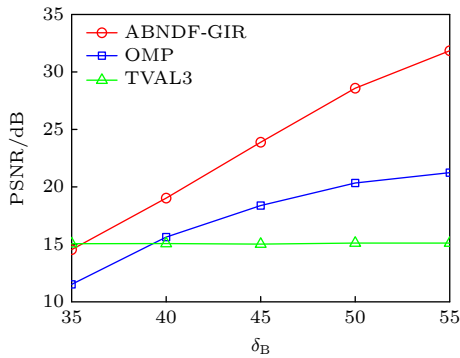


图 9 不同重建方法在不同 SNR 条件下的 PSNR 值比较
Fig. 9. Comparison of PSNR values of different reconstruction methods under various SNR conditions.

3.3 实际实验与结果分析

图 10 展示了基于不同鬼成像算法, 在 800, 1000, 1200 和 1400 次测量下的“中”字环重建结果的可视化对比. 观察这些图像可见, 随着测量次数的增加, 各算法的重建结果中的背景噪声逐渐得到抑制, 目标的轮廓变得更加清晰. 特别地, 在相同测量次数下, 所提方法在重建质量上表现优越, 具有更锐利的轮廓和显著的背景噪声抑制效果, 尤其在 1400 次测量下, 背景噪声几乎完全消除. 相比之下, OMP 算法重建结果在背景噪声的干扰下视觉效果较差, 而 TVAL3 算法在包含目标信息的区

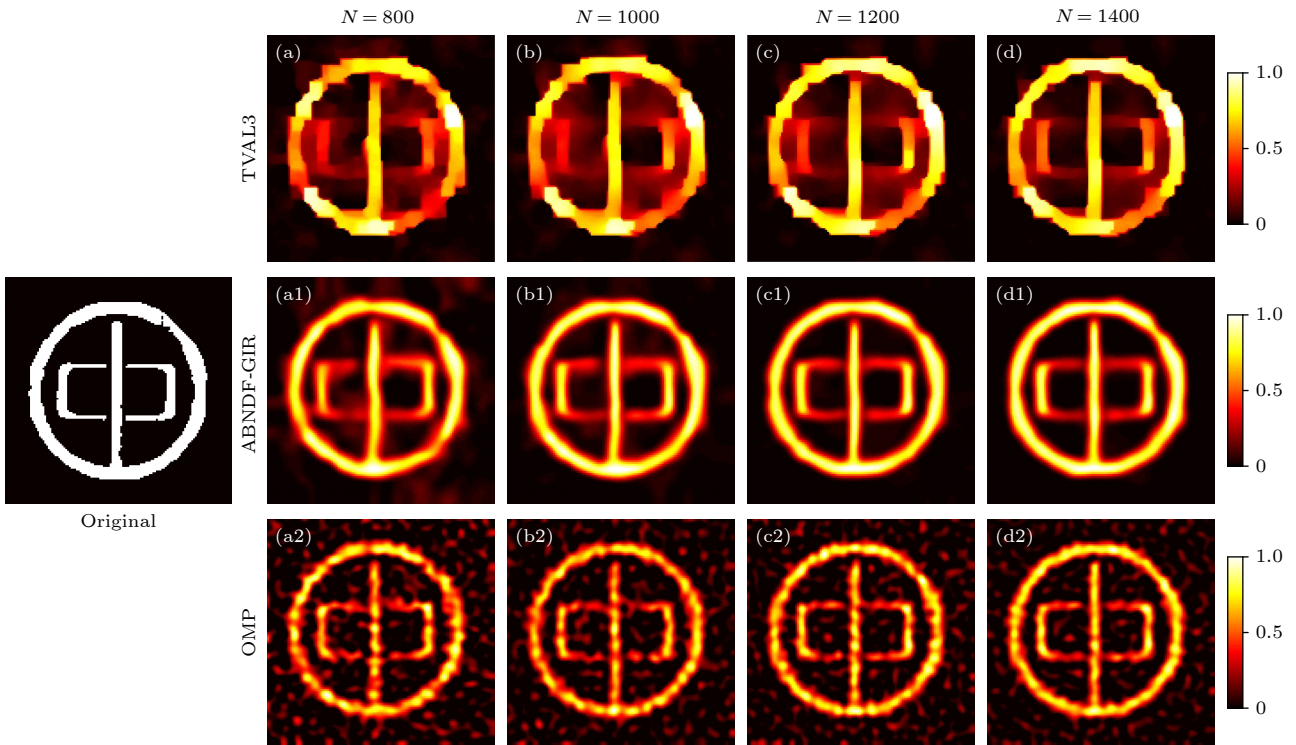


图 10 不同重建方法在不同测量次数下的重建目标可视化比较
Fig. 10. Visualization comparison of reconstruction targets for different reconstruction methods at varying measurement numbers.

域仍然受到较强干扰, 导致目标难以辨识. 实验结果与理论分析一致, 通过对比不同算法的重建结果, 所提方法在背景噪声抑制和目标轮廓清晰度上表现优越, 尤其在较高测量次数下, 显著地提高了重建质量.

4 结 论

本文提出一种自适应盲噪声估计与迭代滤波降噪鬼成像目标重建方法 ABNDF-GIR, 旨在实现低测量次数下的高质量成像. 该方法有效地解决了噪声和欠采样带来的固有挑战, 通过增强测量矩阵的稳定性并采用迭代修正技术, 提升了重建效果. 通过将自适应动态滤波与迭代算法结合, 利用盲噪声估计评估噪声强度, 并引入 BM3D 滤波和导向滤波进行二次抑制, 显著地优化了算法性能. 大量实验结果表明, 所提出的滤波算法在迭代过程中相较于传统滤波方法具有明显的优势. 此外, 基于 PSNR 和视觉评估的分析表明, 该方法在抑制背景噪声、保留图像边缘细节方面, 优于传统的压缩感知算法, 如 OMP 和 TVL3. 该方法的提出将推动鬼成像技术的实际应用, 为生物医学成像和遥感等领域提供可行的技术方案.

参考文献

- [1] Klyshko D N 1988 *Zh. Eksp. Teor. Fiz.* **94** 82
- [2] Pittman T B, Shih Y, Strekalov D, Sergienko A V 1995 *Phys. Rev. A* **52** R3429
- [3] Cheng J, Han S 2004 *Phys. Rev. Lett.* **92** 093903
- [4] Cao D Z, Xiong J, Wang K 2005 *Phys. Rev. A* **71** 013801
- [5] Zhao C, Gong W, Chen M, Li E, Wang H, Xu W, Han S 2012 *Appl. Phys. Lett.* **101** 141123
- [6] Deng C, Gong W, Han S 2016 *Opt. Express* **24** 25983
- [7] Wang C, Mei X, Pan L, Wang P, Li W, Gao X, Bo Z, Chen M, Gong W, Han S 2018 *Remote Sens.* **10** 732
- [8] Huang X, Xu Y, Bai Y, Fu X 2023 *Opt. Lett.* **48** 5543
- [9] Zhang L, Wang X, Zhou Q, Xue J, Xu B 2024 *Opt. Express* **32** 4242
- [10] Ma J, Li Z, Zhao S, Wang L 2023 *Opt. Express* **31** 11717
- [11] Huang W, Tan W, Qin H, Wang J, Huang Z, Huang X, Fu X, Bai Y 2023 *J. Opt. Soc. Am. B* **40** 1696
- [12] Wang Y, Wang X, Gao C, Yu Z, Wang H, Zhao H, Yao Z 2024 *Sensors* **24** 4197
- [13] Ferri F, Magatti D, Lugiato L, Gatti A 2010 *Phys. Rev. Lett.* **104** 253603
- [14] Sun B, Welsh S S, Edgar M P, Shapiro J H, Padgett M J 2012 *Opt. Express* **20** 16892
- [15] Li M, Zhang Y, Luo K, Wu L, Fan H 2013 *Phys. Rev. A* **87** 033813
- [16] Zhang J, Zhao D, Li Y, Liu Y, Sun M, Li X, Yu Z, Zhou X 2023 *Appl. Opt.* **62** 7678
- [17] Bai X, Li Y Q, Zhao S M 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 044209 (in Chinese) [白旭, 李永强, 赵生妹 2013 物理学报 **62** 044209]
- [18] Wang L, Zhao S M 2020 *Chin. Phys. B* **29** 024204
- [19] Zhang C, Guo S, Cao J, Guan J, Gao F 2014 *Opt. Express* **22** 30063
- [20] Gong W 2015 *Photonics Res.* **3** 234
- [21] Yao X, Yu W, Liu X, Li L, Li M, Wu L, Zhai G 2014 *Opt. Express* **22** 24268
- [22] Li G, Yang Z, Zhao Y, Yan R, Liu X, Liu B 2017 *Laser Phys. Lett.* **14** 025207
- [23] Zhang H P, Zhao C Z, Ju X L, Tang J, Xiao T Q 2022 *Acta Phys. Sin.* **71** 074201 (in Chinese) [张海鹏, 赵昌哲, 鞠晓璐, 汤杰, 肖体乔 2022 物理学报 **71** 074201]
- [24] Chen L, Wang C, Xiao X, Ren C, Zhang D, Li Z, Cao D 2022 *Opt. Express* **30** 6248
- [25] Wu H, Wang C, Gong W 2018 *Opt. Express* **26** 4183
- [26] Xu C, Li D, Fan X, Lin B, Guo K, Yin Z, Guo Z 2023 *Phys. Scr.* **98** 065011
- [27] Kataoka S, Mizutani Y, Uenohara T, Takaya Y, Matoba O 2022 *Appl. Opt.* **61** 10126
- [28] Zhou C, Liu X, Feng Y, Li X, Wang G, Sun H, Huang H, Song L 2022 *Opt. Lasers Eng.* **156** 107101
- [29] Fan Y, Bai Y, Fu Q, Zhang R, Zhou L, Zhu X, Zou X, Fu X 2024 *Opt. Commun.* **566** 130684
- [30] Katkovnik V, Astola J 2012 *J. Opt. Soc. Am. A* **29** 1556
- [31] Zhou C, Feng D, Wang G, Huang J, Huang H, Liu X, Li X, Feng Y, Sun H, Song L 2023 *Opt. Express* **31** 25013
- [32] Tomasi C, Manduchi R 1998 *Proceedings of the Sixth International Conference on Computer Vision Bombay, India, January 7, 1998* p839
- [33] Buades A, Coll B, Morel J M 2005 *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition San Diego, CA, USA, June 20–25, 2005* p60
- [34] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, Egiazarian K 2007 *IEEE Trans. Image Process.* **16** 2080
- [35] He K, Sun J, Tang X 2012 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **35** 1397
- [36] Liu X, Jing X Y, Tang G, Wu F, Ge Q 2017 *Signal Process.* **135** 239
- [37] Izadi S, Sutton D, Hamarneh G 2023 *Artif. Intell. Rev.* **56** 5929
- [38] Liu X, Tanaka M, Okutomi M 2013 *IEEE Trans. Image Process.* **22** 5226
- [39] Lei T, Zhang R, Ma Y, Ding X, Wu Y, Shiyong W 2024 *Opt. Commun.* **550** 130023
- [40] Li L Z, Yao X R, Liu X F, Yu W K, Zhai G J 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 224201 (in Chinese) [李龙珍, 姚旭日, 刘雪峰, 俞文凯, 翟光杰 2014 物理学报 **63** 224201]

Ghost imaging method based on blind noise estimation and iterative filtering denoising*

ZHOU Yang¹⁾ YANG Yang¹⁾ ZHAO Jiale¹⁾ CHU Wei²⁾
 XU Yanlei^{1)†} ZHANG Wenying^{3)‡}

1) (*College of Information and Technology, Jilin Agricultural University, Changchun 130118, China*)

2) (*School of Electronics and Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China*)

3) (*Jilin Engineering Laboratory for Quantum Information Technology, Jilin Engineering Normal University, Changchun 130052, China*)

(Received 24 April 2025; revised manuscript received 20 May 2025)

Abstract

This paper introduces an adaptive blind noise dynamic filtering for ghost imaging reconstruction (ABNDF-GIR), a novel method of optimizing ghost imaging data with a limited number of measurements, significantly improving image quality and peak signal-to-noise ratio (PSNR). To address the challenges of noise and undersampling, we first enhance the stability of the measurement matrix by using pseudoinversion and a unit matrix, and calculate correction terms for bucket detector observations to optimize the reconstruction process. A balanced all-one column vector is used as the initial value to accelerate convergence. For iterative computation, we propose a novel filtering and denoising technique, the adaptive denoising window-based guided filtering with BM3D (ADW-BG), which integrates blind noise estimation, block matching and 3D filtering, and guided filtering. This dynamic filtering method effectively preserves important details during each iteration, and can achieve high-quality target reconstruction even with fewer measurements. Extensive simulations and experimental results verify that our method is significantly superior to traditional filtering methods and various compressive sensing algorithms, especially in edge preservation and texture detail enhancement. The proposed technique provides a key technical advancement for the application of ghost imaging in fields such as remote sensing and medical imaging, showing significant advantages in real-world imaging scenarios.

Keywords: ghost imaging, blind noise estimation, iterative operation, low measurement number

PACS: 42.30.Va, 42.30.Wb

DOI: [10.7498/aps.74.20250544](https://doi.org/10.7498/aps.74.20250544)

CSTR: [32037.14.aps.74.20250544](https://cstr.cn/32037.14.aps.74.20250544)

* Project supported by the National Key Research and Development Program of the Ministry of Science and Technology, China (Grant No. 2022YFC2203901) and the Jilin Provincial Department of Science and Technology Free Exploration Basic Research, China (Grant No. YDZJ202301ZYTS408).

† Corresponding author. E-mail: yanleixu@jlau.edu.cn

‡ Corresponding author. E-mail: zhangwy@jleu.edu.cn



基于盲噪声估计与迭代滤波降噪的鬼成像方法

周阳 杨洋 赵佳乐 初伟 徐艳蕾 张文颖

Ghost imaging method based on blind noise estimation and iterative filtering denoising

ZHOU Yang YANG Yang ZHAO Jiale CHU Wei XU Yanlei ZHANG Wenying

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 74, 164204 (2025) DOI: 10.7498/aps.74.20250544

CSTR: 32037.14.aps.74.20250544

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250544>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

傅里叶鬼成像与正弦鬼成像的等价性分析

Equivalence analysis of Fourier ghost imaging and sinusoidal ghost imaging

物理学报. 2023, 72(14): 144202 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20222317>

基于迭代重构算法改进晶体衍射分光X射线鬼成像的图像质量研究

Improving quality of crystal diffraction based X-ray ghost imaging through iterative reconstruction algorithm

物理学报. 2022, 71(7): 074201 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20211978>

基于中频域维纳滤波的非视域成像算法研究

Non-line-of-sight imaging algorithm based on Wiener filtering of mid-frequency

物理学报. 2023, 72(1): 014210 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20221600>

基于CT扫描数据的X射线能谱估计方法

Computed tomography data based X-ray spectrum estimation method

物理学报. 2023, 72(11): 118701 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20222307>

基于迭代反演的非磁性材料复介电常数测量及初值选取方法

A method of measuring complex ermittivity of nonmagnetic materials and selecting its initial value based on iterative inversion

物理学报. 2023, 72(7): 070601 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20222224>

自适应门控低信噪比非视域成像

Adaptive gating for low signal-to-noise ratio non-line-of-sight imaging

物理学报. 2025, 74(4): 044202 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20241535>