

基于噪声差异性的光谱全息重构图像的降噪方法

贺佳雪¹, 娄树理¹, 林超^{2*}¹烟台大学物理与电子信息学院, 山东 烟台 264005;²海军航空大学航空作战勤务学院, 山东 烟台 264000

摘要 将傅里叶变换光谱技术与数字全息技术相结合, 基于噪声差异性原理, 利用不同波长重构图像实现降噪, 提出了基于波段优选的加权求和平均算法: 分析不同波长重构图像的噪声水平, 在给定波长范围内分别选取RGB三分量的中心波长, 选择合适的区间半径, 使用二值化权重因子来实现波长优选, 并将三维块匹配(BM3D)算法与加权求和平均算法相结合, 以进一步降低噪声。以光学密码系统的解密过程为例, 分析降噪效果。结果表明, 当RGB三分量中心波长分别为621、549、449 nm, 区间半径为26, BM3D算法中噪声水平参数sigma为3时, 降噪效果最优, 此时降噪图像与原始彩色图像真值之间的彩色峰值信噪比(C-PSNR)为91.11 dB, 所提算法在优选波段的基础上有效地降低了噪声, 为彩色全息重构图像降噪提供了新思路。

关键词 傅里叶光学; 光谱全息技术; 图像降噪; 加权求和平均算法; 三维块匹配算法

中图分类号 O436 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/AOS232016

1 引言

全息术是一种重要的三维成像可视化技术, 随着高分辨率图像传感器和计算机技术的发展, 全息术已在多个领域展现出巨大潜力。然而, 无论是光学全息、数字全息还是计算全息, 受到成像器件分辨率、计算系统的算力等因素的限制, 仍存在很多亟待解决的问题, 例如噪声问题。在数字全息的记录过程中, 激光在粗糙表面反射形成一系列散射的相干子波, 这些子波之间容易产生光波的相干叠加, 从而在全息图上产生散斑噪声, 经过逆变换后得到的重构图像中也相应引入噪声。散斑噪声是一种乘性噪声, 与原始图像之间呈现独立分布, 比加性噪声更难去除, 明显降低了重构图像的信噪比, 因此对全息图及重构图像进行降噪处理是非常有必要的。其中, 降噪方法可以分为基于光学、基于数字的降噪方法。

基于光学的降噪技术主要包括部分相干照明技术和多视图全息术。部分相干照明技术是指采用部分相干光源^[1]或弱相干光源(自然光^[2]、LED光源^[3]、超发光二极管^[4]、随机激光^[5]、卤素灯^[6]等)代替激光光源, 或在光路中添加散射片^[7-8]以减小散斑噪声的影响。该类方法虽然降低了噪声, 但是弱相干光源会降低干涉条纹对比度, 影响重构图像的分辨率和动态范围, 且往往需要更复杂的后处理算法。多视图全息术是指对于

同一物体记录多幅带有不同散斑模型的全息图的方法, 其在保证全息图相关性的同时, 提高了噪声的多样性。不同散斑噪声模型可以通过改变光照角度^[9-10]或旋转物体^[11-12]、改变参考光特征(相位^[13]、波长或偏振态^[14-15])等方式获得。Javidi等^[16]提出一种基于多分辨率小波分解和图像融合技术的降噪方法, 通过记录和融合多波长全息图, 获得更高空间分辨率和对比度的数字全息三维再现像; Kalenkov等^[17]提出一种基于傅里叶变换光谱技术的全息重构图像降噪方法, 并用于显微成像, 利用多波长的重构图像实现降噪。上述方法基于不同条件下重构图像噪声的多样性, 通过平均化等方法降低噪声, 但是部分方法的记录过程复杂, 导致系统稳定性和实时性降低。更重要的是, 多视图降噪方法没有充分分析不同条件下噪声水平和模式的差异, 由于不同参量条件下重构图像的噪声水平不完全一致, 且所能使用的波长数量较少, 因此简单的平均算法难以实现最优的降噪效果, 存在进一步提升的空间。

基于数字的降噪方法通常在数值重建步骤进行适当修改, 或者引入一些滤波器, 通过调整其内部参数获取不同噪声模型下的重建像。常用的降噪方法有中值滤波、Frost滤波、Lee滤波^[18]、图像融合、小波变换、非局部均值滤波(NLM)^[19]、三维块匹配(BM3D)等。数字方法相比光学方法更加灵活, 但是

收稿日期: 2023-12-29; 修回日期: 2024-02-19; 录用日期: 2024-02-26; 网络首发日期: 2024-03-13

基金项目: 国家自然科学基金(62005318)

通信作者: *vestigelinchao@163.com

效果较好的算法往往具有较高的复杂度,从而影响处理的实时性。

综合运用光学方法和数字方法能够最大限度地降低噪声,即在追求降噪效果的前提下,在光学方法中应尽可能地减少机械运动对实时性的影响;在数字方法中应着力降低降噪算法的计算复杂度,在保证实时性的前提下,最大化降噪效果。本文将傅里叶变换光谱技术与数字全息技术相结合,以光学密码系统为例分析降噪效果^[20],在对加密和解密过程进行数值模拟的基础上,生成光谱干涉图像并对其进行重构,对得到的重构图像进行噪声分析,基于加权求和平均和三维块匹配算法对重构图像进行降噪。所提方法在优选波长的基础上,有效降低了重构图像中的噪声。

2 高光谱全息记录和重构基本原理

以光学密码系统为例,阐述高光谱全息记录和重构的基本原理。光学密码系统框架如图 1 所示,将 3D 彩色物体或 2D 彩色图像放置在物光路,在参考光路中,由压电陶瓷(PZT)驱动的电控平移台控制反射镜连续运动。采用超连续(SC)激光器作为辐射源,经空间滤波(SF)和扩束(BE),通过非偏振分束器(NPBS)分别照明彩色物体和反射镜。合束后经过距离彩色物体位置 z_1 的彩色随机相位模板(C-RPM)调制,最后由与 C-RPM 距离为 z_2 的单色 CCD 采集光谱干涉图像集。C-RPM 由彩色随机滤光片阵列和随机相位模板组成,作为密码系统的光谱透射率密钥和随机相位密钥。

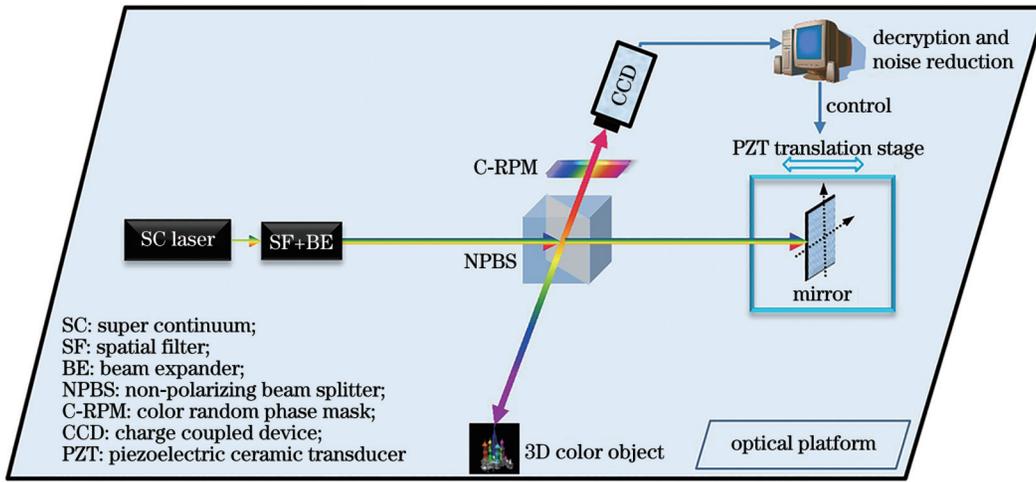


图 1 光学密码系统框架

Fig. 1 Optical cryptosystem framework

SC 激光器的输出光谱 S 可近似由谱线宽度为 $\Delta\gamma_m$ 的单色平面波之和表示:

$$S = \sum E(\gamma_m) \exp(i2\pi\gamma_m z) \Delta\gamma_m, \quad (1)$$

式中: $\gamma_m = \lambda_m^{-1}$ 为波数, λ_m 为中心波长; $E(\gamma_m)$ 表示频谱宽度内振幅的平均值; z 为物体与平面的距离。3D 彩色物体的光谱复振幅反射(透射)率可表示为 $O(\gamma_m, x, y) = |O(\gamma_m, x, y)| \exp[i\varphi(\gamma_m, x, y)]$,其中 x, y

为物体平面的空间坐标。该 3D 彩色物体的光谱反射率在可见光波段内的每个光谱分量中均为非零值,实际中大部分物体满足这一条件。

对于单个光谱分量而言,设物体与 C-RPM 之间的距离为 z_1 ,当三维物体的尺寸和衍射距离满足傍轴条件时,可使用菲涅耳衍射积分进行计算。C-RPM 之前衍射波的复振幅分布 $O_1(\gamma_m, x_1, y_1)$ 为

$$O_1(\gamma_m, x_1, y_1) = \mathfrak{F}_{z_1} [E(\gamma_m) O(\gamma_m, x, y)] = \exp(i2\pi\gamma_m z_1) \exp\left[\frac{i\pi\gamma_m}{z_1} (x_1^2 + y_1^2)\right] \times \mathcal{F} \left\{ E(\gamma_m) O(\gamma_m, x, y) \exp\left[\frac{i\pi\gamma_m}{z_1} (x^2 + y^2)\right] \right\}, \quad (2)$$

式中: $\mathfrak{F}_{z_1}(\cdot)$ 表示距离为 z_1 的菲涅耳积分算子; $\mathcal{F}(\cdot)$ 表示傅里叶变换; x_1, y_1 表示在 C-RPM 平面中的坐标。C-RPM 的光谱复振幅透过率为 $r(\gamma_m, x_1, y_1)$,在经过 C-RPM 和距离 z_2 的衍射传播后,CCD 所在平面的复振幅 $O_2(\gamma_m, x_2, y_2)$ 为

$$O_2(\gamma_m, x_2, y_2) = \mathfrak{F}_{z_2} [O_1(\gamma_m, x_1, y_1) r(\gamma_m, x_1, y_1)], \quad (3)$$

式中: x_2, y_2 为 CCD 平面中的坐标。C-RPM 具有随机相位分布和光谱振幅透射率,为该密码系统的主要密钥。

在参考光路中,预先设置反射镜的初始位置,从而确保物体和参考波之间的光程差为 0。在上述条件下 CCD 所在平面上参考光的复振幅分布

$R(\gamma_m, x_2, y_2, \delta)$ 为

$$R(\gamma_m, x_2, y_2, \delta) = \mathfrak{F}_{z_2} \left\{ E(\gamma_m) r(\gamma_m, x_1, y_1) \exp[i2\pi\gamma_m(z_1 + \delta)] \right\}, \quad (4)$$

式中: δ 表示反射镜的位移大小。理论上, 干涉只发生在相干体积内具有相同波数或相对相同波数的光波之间, 因此单个光谱分量的干涉图 $I(\gamma_m, x_2, y_2, \delta)$ 可以表示为

$$I(\gamma_m, x_2, y_2, \delta) = \left| O_2(\gamma_m, x_2, y_2) + R(\gamma_m, x_2, y_2, \delta) \right|^2 = \left| E(\gamma_m) \right|^2 \left| \mathfrak{F}_{z_2} \left\{ \mathfrak{F}_{z_1} [O(\gamma_m, x, y)] r(\gamma_m, x_1, y_1) \right\} + \exp(i2\pi\gamma_m\delta) \mathfrak{F}_{z_2} \left[\exp(i2\pi\gamma_m z_1) r(\gamma_m, x_1, y_1) \right] \right|^2. \quad (5)$$

令 $A(\gamma_m, x_2, y_2) = \mathfrak{F}_{z_2} \left\{ \mathfrak{F}_{z_1} [O(\gamma_m, x, y)] r(\gamma_m, x_1, y_1) \right\}$, $B(\gamma_m, x_2, y_2) = \mathfrak{F}_{z_2} \left\{ \exp(i2\pi\gamma_m z_1) r(\gamma_m, x_1, y_1) \right\}$, 则 CCD 记录的总强度为所有光谱分量干涉图的非相干叠加, 即

$$I_w(x_2, y_2, \delta) = \sum_{m=1}^M \left| S(\gamma_m) \right|^2 \left| A(\gamma_m, x_2, y_2) + B(\gamma_m, x_2, y_2) \exp(i2\pi\gamma_m\delta) \right|^2. \quad (6)$$

将式(6)中的零级项消除, 并将干涉项作为密文, 即

$$I_c(x_2, y_2, \delta) = \sum_{m=1}^M \left| S(\gamma_m) \right|^2 \left[A(\gamma_m, x_2, y_2) B^*(\gamma_m, x_2, y_2) \exp(-i2\pi\gamma_m\delta) + A^*(\gamma_m, x_2, y_2) B(\gamma_m, x_2, y_2) \exp(i2\pi\gamma_m\delta) \right], \quad (7)$$

式中: * 表示共轭。由此可以看出, 原始 3D 彩色物体的空间和光谱信息都是加密的, 其中 SC 光源的输出光谱密度、菲涅耳衍射距离和 C-RPM 的复振幅光谱透射率是 3 个关键密钥, 而多维密钥可以显著提高安全性。

为重构出加密的 3D 彩色对象, 需执行两步解密过程。首先, 根据傅里叶变换光谱重构原理, 通过傅里叶逆变换重建出 CCD 平面中的单个光谱干涉项。光谱成分 γ'_m 可通过式(7)乘以 $\exp(i2\pi\gamma'_m\delta)$ 计算得到:

$$\int I_c(x_2, y_2, \delta) \exp(i2\pi\gamma'_m\delta) d\delta = \sum_{m=1}^M \int \left| S(\gamma_m) \right|^2 A(\gamma_m, x_2, y_2) B^*(\gamma_m, x_2, y_2) \exp[i2\pi(\gamma'_m - \gamma_m)\delta] d\delta + \sum_{m=1}^M \int \left| S(\gamma_m) \right|^2 A^*(\gamma_m, x_2, y_2) B(\gamma_m, x_2, y_2) \exp[i2\pi(\gamma'_m + \gamma_m)\delta] d\delta. \quad (8)$$

将基于狄拉克函数 δ_{Dirac} 的傅里叶积分 $\int \exp[i2\pi(\gamma'_m + \gamma_m)\delta] d\delta = \delta_{\text{Dirac}}(\gamma'_m \pm \gamma_m)$ 代入式(8), 进一步推导得到任意单个光谱分量 γ'_m 的重构干涉项为

$$A(\gamma'_m, x_2, y_2) B^*(\gamma'_m, x_2, y_2) = \frac{\int I_c(x_2, y_2, \delta) \exp(i2\pi\gamma'_m\delta) d\delta}{\left| S(\gamma'_m) \right|^2}. \quad (9)$$

然后, 利用已知的 3 个主要密钥, 基于菲涅耳逆变换恢复得到每个光谱分量的复振幅分布, 重构出 3D 彩色物体的第 m 个光谱分量的图像, 即

$$O(\gamma'_m, x, y) = \mathfrak{F}_{-z_1} \left\{ \mathfrak{F}_{-z_2} \left[\frac{\int I_c(x_2, y_2, \delta) \exp[i2\pi\gamma'_m\delta] d\delta}{\left| S(\gamma'_m) \right|^2} B(\gamma'_m, x_2, y_2) \right] r^*(\gamma'_m, x_1, y_1) \right\}. \quad (10)$$

基于色彩匹配函数, 可以完整恢复出原始 3D 彩色物体。下面主要聚焦重构图像的降噪方法。使用峰值信噪比 (PSNR) 衡量降噪效果, 其计算公式为

$$P_{\text{SNR}} = 10 \times \lg(M_{\text{AX}}^2 / M_{\text{SE}}), \quad (11)$$

式中: M_{SE} 为原始图像与重构图像之间的均方误差; 对于 8 位图像, M_{AX} 通常为 255。因此, 均方误差越小, 峰值信噪比越大, 意味着重构图像与原始图像越相似, 即噪声越小。其中, 峰值信噪比又可以分为单色峰值信噪比 (M-PSNR) 和彩色峰值信噪比 (C-PSNR), 二者在计算过程中的区别在于计算 M_{SE} 时, M-PSNR 仅考虑灰度值, 而 C-PSNR 则需考虑 RGB 每个颜色通道内的差异。

3 波段优选及加权求和平均消噪声算法

在数值模拟过程中, 首先使用 Gooch & Housego HSi-300 光谱成像系统采集一组高光谱图像, 设定波长范围为 449~801 nm、波长间隔为 4 nm, 共得到 89 幅单波长原始图像; 然后, 捕获任意 3D 物体某个表面的一组高光谱图像作为 C-RPM 的光谱复振幅透过率; 最后, 使用式(12)计算 C-RPM 的随机相位, 其中 n 为 N-BK7 光学玻璃的折射率, $\alpha(x_1, y_1)$ 为 0~1 范围内均匀分布的随机数矩阵。

$$\frac{r(\gamma_m, x_1, y_1)}{|r(\gamma_m, x_1, y_1)|} = \exp\left[\frac{i2\pi(\gamma_m/\gamma_1)(n_{\gamma_m} - 1)}{(n_{\gamma_1} - 1)\alpha(x_1, y_1)}\right]. \quad (12)$$

在对加密过程的数值模拟中,空间采样间隔为 $8 \mu\text{m}$,菲涅耳衍射距离 $z_1 = 160 \text{ mm}$ 、 $z_2 = 180 \text{ mm}$ 。根据式(1)~(7),计算得到密文;基于式(8)~(10)进

行解密和重构,得到重构 3D 彩色物体的光谱反射率和相位。该数值模拟过程中部分结果如图 2 所示,其中:图 2(a)~(c)分别为 449、557、637 nm 处高光谱成像设备采集的原始单波长图像,图 2(d)~(f)为重构的对应波段图像,M-PSNR 分别为 8.71 dB、11.45 dB、12.41 dB。显然,不同波长重构图像的噪声水平并不一致。

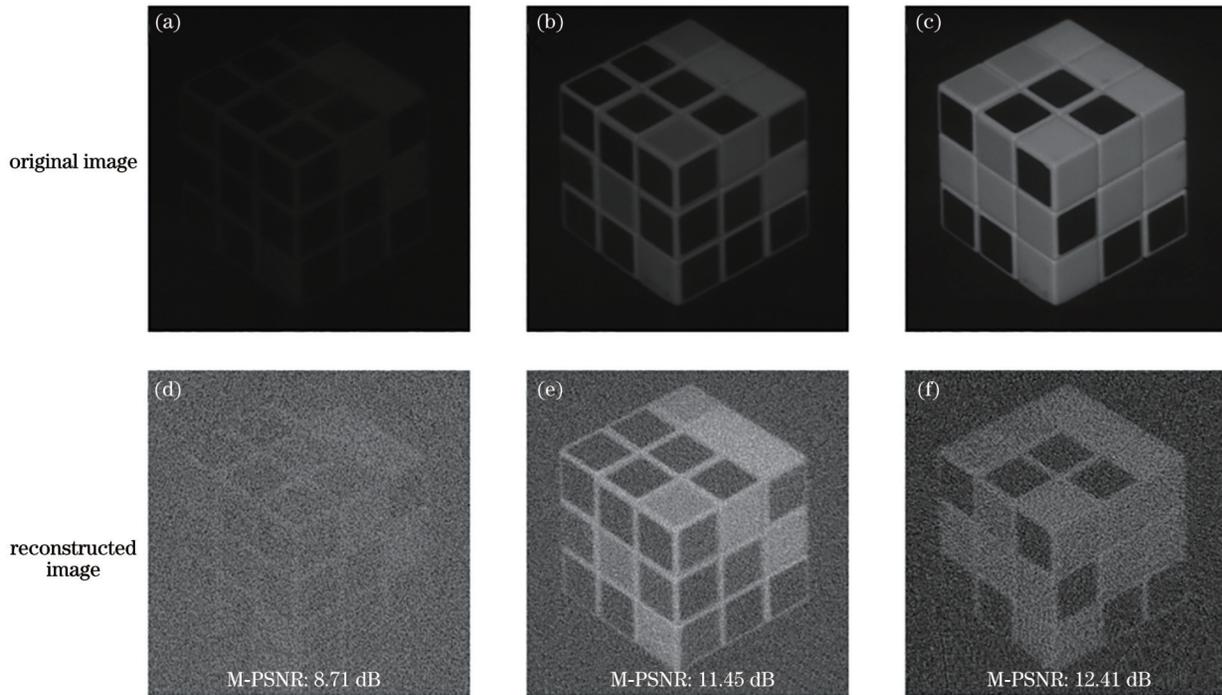


图 2 光学密码系统数字模拟过程的部分结果。(a) 449 nm 处原始图像;(b) 557 nm 处原始图像;(c) 637 nm 处原始图像;(d) 449 nm 处重构图像;(e) 557 nm 处重构图像;(f) 637 nm 处重构图像

Fig. 2 Partial results of optical cryptosystem in the digital simulation process. (a) Original image at 449 nm; (b) original image at 557 nm; (c) original image at 637 nm; (d) reconstructed image at 449 nm; (e) reconstructed image at 557 nm; (f) reconstructed image at 637 nm

3.1 重构图像噪声水平及影响因素分析

CCD 记录的全息图中噪声来源存在于整个光路中,结合图 1 中的光学密码系统进行分析,噪声可能来自 SC 光源的非均匀性或功率波动、输入 3D 彩色物体或 2D 高光谱图像集、基于衍射光学元件的随机相位模板、基于彩色滤光片阵列的随机彩色振幅模板、CCD 的非线性光谱响应和器件噪声等,这些器件或图像中的噪声会叠加在光的振幅和相位上。因此,在数值模拟中,分别通过振幅和相位模拟上述噪声源(其中振幅噪声强度范围为 $0 \sim 1$,相位噪声强度范围为 $0 \sim 2\pi$),在未引入去噪算法之前分析噪声强度对重构图像的影响,分析加性噪声和乘性噪声的区别,并对叠加噪声后的全息图进行数值重构和颜色恢复,C-PSNR 与叠加的振幅和相位噪声强度的关系如图 3 所示(本文中的 C-PSNR 均由颜色恢复图像与原始彩色图像计算得到)。

由图 3 所知,无论振幅、相位噪声以何种方式存在于图像中,其对 C-PSNR 的影响几乎是一致的。因此,

很难从重构图像的 C-PSNR 中分析出噪声的类型和来源。同样,无论是何种性质的噪声,噪声的存在都会对图像的质量产生影响,并对后续一系列的计算、传输和显示带来不利影响,在光机元件硬件精度难以提高的前提下,研究去噪算法具有重要意义。

在光束传播过程中,任意表面和物体都可以等效为一种散射介质,无论是振幅调制还是相位调制,调制后的光场分布不仅取决于介质的非均匀性,还取决于辐射的波长,因此同一物体的散斑噪声随着波长变化且具有一定的独立性和噪声差异性。本文使用超连续白激光作为照明光源,采集的全息图包括连续单波长全息图的非相干叠加,重构图像包含多个波长,并且不同波长下获得的单波长重构图像携带不同的散斑模式,对多波长重构图像进行求和平均,可以在不降低空间分辨率的前提下减小噪声。

3.2 基于波段优选的加权求和平均算法

考虑到傅里叶变换光谱技术(FTS)的光谱分辨力与参考光路反射镜的行程长度有关,理论上,所提

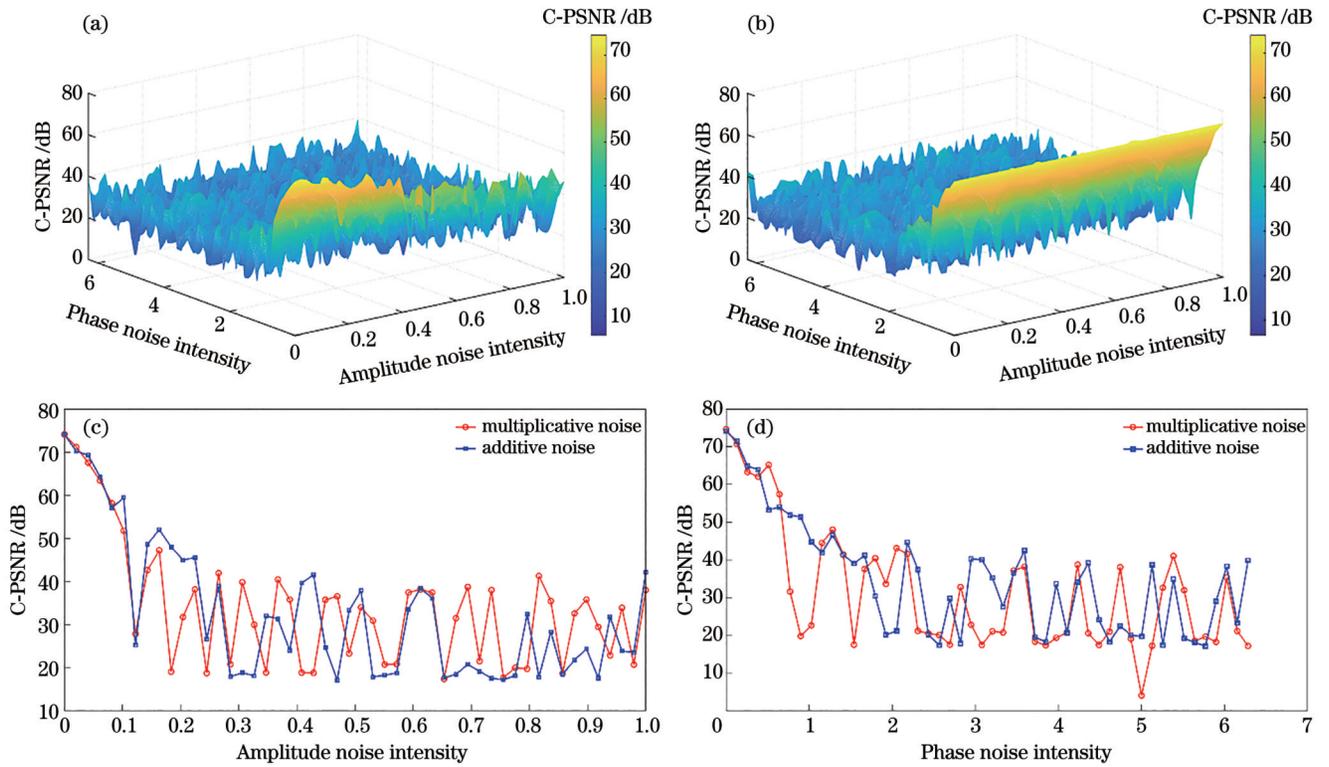


图3 噪声强度和类型与最终颜色恢复图像的 C-PSNR 的关系。(a) 乘性噪声条件下, C-PSNR 与振幅、相位噪声强度的三维曲面图; (b) C-PSNR 与加性噪声振幅、相位噪声强度的三维曲面图; (c) 振幅噪声强度对 C-PSNR 的影响; (d) 相位噪声强度对 C-PSNR 的影响

Fig. 3 Effect of noise intensity and type on C-PSNR of final color recovery image. (a) 3D surface plot of C-PSNR versus multiplicative noise amplitude and phase noise intensity; (b) 3D surface plot of C-PSNR versus additive noise amplitude and phase noise intensity; (c) effect of amplitude noise intensity on C-PSNR; (d) effect of phase noise intensity on C-PSNR

出的光学密码系统的光谱分辨力能够达到超光谱 ($10^2 \sim 10^3$) 量级,但在实验中,由于白激光的空间相干性普遍较弱,相干长度为 0.1 mm 量级或更低,其光谱分辨力一般为 $10^1 \sim 10^2$ 量级。若对上述波段的重构图像进行求和平均,噪声水平会显著降低。然而,不同波长重构图像的噪声水平差异较大,这是由 FTS 的原理决定的。此外,不同波长的解密图像中所包含噪声的平均强度也会随着光源光谱分布和待加密信息光谱特征而发生变化。因此,对不同波段使用加权求和平均算法 (WSA),对于 k 个不同波长的图像的 RGB 三分量进行加权求和平均,加权后的结果可表示为

$$\begin{cases} \bar{y}_R(i, j) = \sum_{n=1}^k \omega_{R,n} y_{R,n}(i, j) \\ \bar{y}_G(i, j) = \sum_{n=1}^k \omega_{G,n} y_{G,n}(i, j), \\ \bar{y}_B(i, j) = \sum_{n=1}^k \omega_{B,n} y_{B,n}(i, j) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\omega_{R,n}$ 、 $\omega_{G,n}$ 、 $\omega_{B,n}$ 分别表示第 n 个波长对应的 RGB 三分量的权重因子; $y_{R,n}(i, j)$ 、 $y_{G,n}(i, j)$ 、 $y_{B,n}(i, j)$ 分别表示第 n 个波长图像的 RGB 三分量; $\bar{y}_R(i, j)$ 、 $\bar{y}_G(i, j)$ 、 $\bar{y}_B(i, j)$ 分别表示加权求和平均操作后的 RGB 三分量。

同时,波长个数的选取也影响着全息图像的计算速度。当两束光的光程差 L 与波长的比值接近整数时,会产生明显的干涉效应,即 $L = n\lambda$, n 为任意整数, λ 为波长。在实际采集的光路中,光程差 L 可视为所使用光源的相干长度,为固定值, n 可视为波长 λ 处需要记录的条纹个数(计算过程中向下取整)。例如:当光源的相干长度为 $50 \mu\text{m}$ 时,对于 450 nm 的波长,需要记录的条纹个数为 111;对于 600 nm 的波长,需要记录的条纹个数为 83;对于 700 nm 的波长,需要记录的条纹个数为 71;对于 800 nm 的波长,需要记录的条纹个数为 62。可见,不同波长记录的条纹个数不同,并且短波光源需要记录更多条纹,长波光源需要记录的条纹相对较少,但从整体而言,需要记录和处理的数据量很大,必然导致计算速度过慢。如果在模拟过程中确定一些无用或用处不大的波长,实际采集过程中忽略这些波长,可在保证图像分辨率的同时,在一定程度上减少数据量、提高运行速度。因此,本文提出一种基于波段优选的加权求和平均算法。

首先,计算 89 个波长的重构图像与原始图像之间的 M-PSNR 并对其进行归一化,用于表征重构图像中噪声的强弱,归一化 M-PSNR 和波长的关系曲线如图 4 所示。

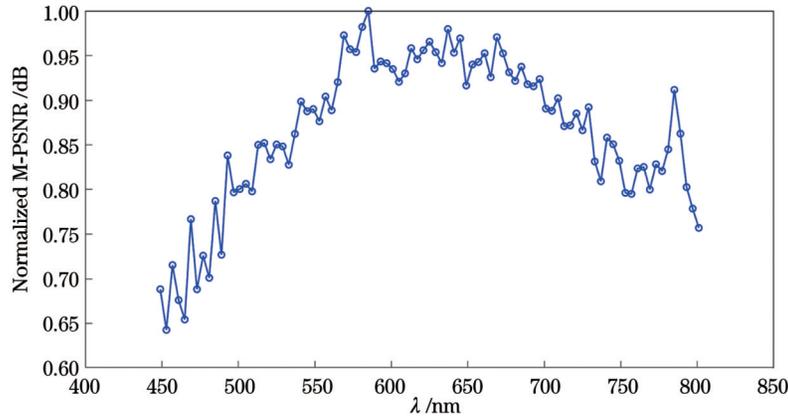


图 4 重构图像与原始图像之间的 M-PSNR 曲线

Fig. 4 M-PSNR curve between reconstructed image and original image

图 4 表明:噪声水平和波长的关系呈现出明显的非线性规律,且 550~700 nm 范围内重构图像噪声相对较小,450~500 nm 和 750~800 nm 范围内噪声相对较大。因此,若对噪声较小的图像赋予较大的权重,噪声较大的图像赋予较小的权重,则降噪效果可能会更好。将归一化后的 M-PSNR 作为对应波长重构图像的权重,得到加权后的重构图像集,并对其基于 CIE 1931 色彩匹配函数进行颜色恢复。计算颜色恢复后

RGB 彩色图像的 C-PSNR,并与直接求和取平均(DSA)(即权重因子均为 1)得到的颜色恢复结果进行对比,RGB 彩色图像对比如图 5(a)~(d)所示。其中,使用 DSA 得到的 C-PSNR 为 74.13 dB,使用 WSA(归一化 M-PSNR 作为权重因子)得到的 C-PSNR 为 64.63 dB。从 C-PSNR 数值来看,采用归一化 M-PSNR 作为权重因子进行加权求和平均的恢复效果更差,并且部分区域的颜色出现一定程度的失真。

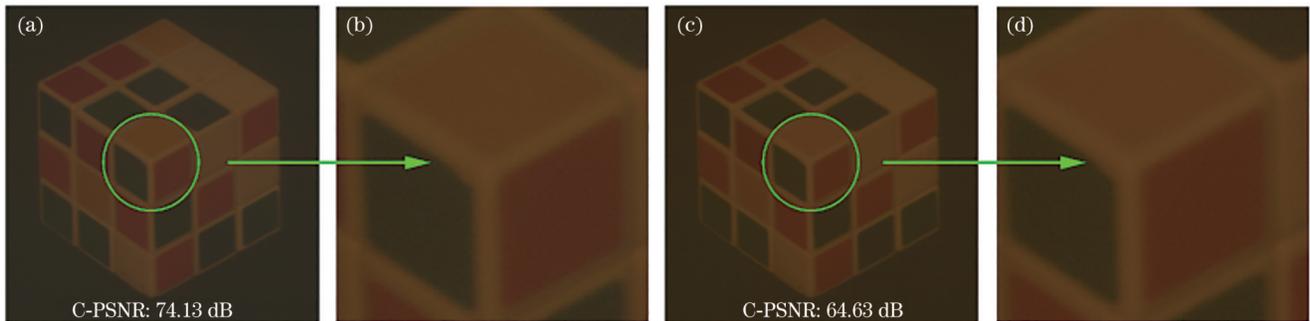


图 5 DSA 与 WSA 方法得到的颜色恢复图像对比。(a)(b) DSA 方法得到的颜色恢复图像及其局部放大图; (c)(d) WSA 方法得到的颜色恢复图像及其局部放大图

Fig. 5 Comparison of color recovery images obtained by DSA and WSA methods. (a)(b) Color recovery image obtained by DSA method and its local zoom-in; (c)(d) color recovery image obtained by WSA method and its local zoom-in

考虑到彩色恢复精度与 RGB 分量的相对平均强度和噪声两个因素有关,平均强度是指某个分量图像的灰度平均值,而上述方法仅考虑了噪声水平作为权重因子,容易导致偏色现象。由式(11)可知,若 RGB 三分量的平均强度越接近平均强度真值,即均方误差越小,对应的 C-PSNR 越大。基于颜色匹配函数得到 DSA、WSA 方法中每个波长重构图像的 RGB 三分量平均强度 I_R 、 I_G 、 I_B ,将原始彩色图像的 RGB 三分量平均强度 I_{OR} 、 I_{OG} 、 I_{OB} 作为真值并进行对比,结果如图 6 所示。由图 6 可知,使用 WSA 方法进行加权会使部分波长(例如 R 分量中 560~650 nm、G 分量中 510~640 nm、B 分量中 450~490 nm)的平均强度更接近平均强度真值,而其余部分波段则是远离真值,无法分析 WSA 方

法降噪效果未达到预期的原因。

比较两种方法对应颜色恢复图像的三分量平均强度及其与平均强度真值之间的相对强度比值 $(I_R - I_{OR}) : (I_G - I_{OG}) : (I_B - I_{OB})$,结果见表 1。由表 1 可知:与平均强度真值相比,使用 DSA 方法恢复出的 RGB 图像中, I_R 、 I_G 均大于其平均强度真值, I_B 却低于真值,表现为使用 DSA 方法得到的颜色恢复图像存在轻微偏色现象;相较于 DSA 方法,使用 WSA 方法进行加权,相当于对每个波长的重构图像赋予 $(0, 1)$ 区间的权重因子,虽然 I_R 、 I_G 有一定程度的减小,即更接近平均强度真值,但 I_B 会更小,因此偏色现象更加明显。使用归一化 M-PSNR 作为权重因子的方法虽然在一定程度上降低了噪声,但实际得到的效果较

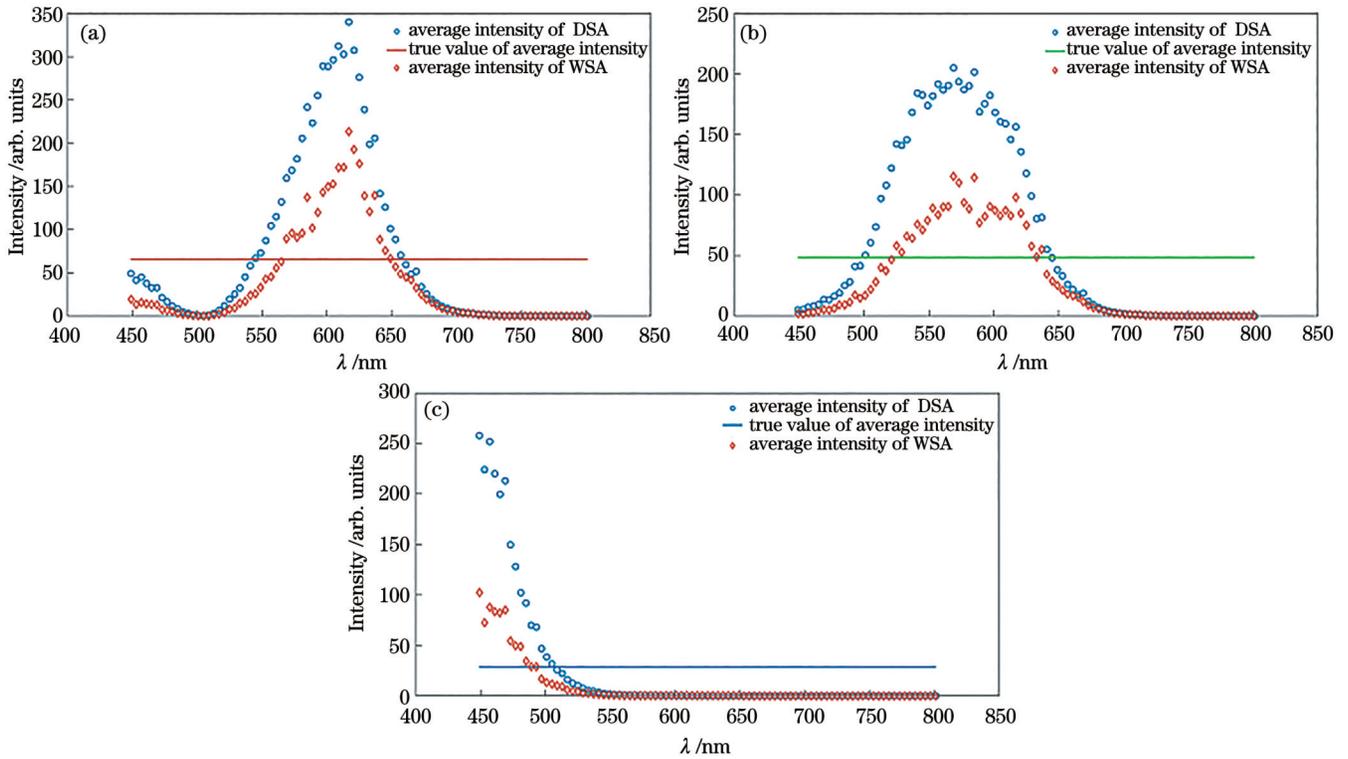


图 6 RGB 三分量平均强度分布。(a) R 分量平均强度分布；(b) G 分量平均强度分布；(c) B 分量平均强度分布

Fig. 6 RGB three-component mean intensity distribution. (a) R-component mean intensity distribution; (b) G-component mean intensity distribution; (c) B-component mean intensity distribution

表 1 不同方法下 RGB 三分量平均强度及与真值之间的差值

Table 1 RGB three-component mean intensities and differences from the true values under different methods

| Analyzed object | I_R | I_G | I_B | $(I_R - I_{OR}) : (I_G - I_{OG}) : (I_B - I_{OB})$ |
|---------------------------------|-------|-------|-------|--|
| DSA | 72.10 | 64.68 | 24.86 | 6.23:16.14:3.68 |
| WSA | 67.12 | 58.87 | 17.82 | 1.25:10.34:10.77 |
| True value of average intensity | 65.87 | 48.53 | 28.54 | — |

差。M-PSNR 数值较低的短波段 (450~500 nm) 经过加权后的强度显著低于长波段 (550~750 nm) 的加权后强度, 导致短波信息损失, 虽然波段内的噪声水平降低了, 但颜色出现失真。

基于上述分析, 应选择距离平均强度真值更近的波段进行加权, 而不是整个波段。根据国际照明委员会 (CIE) 的定义, RGB 三基色对应的可见光波长如下: 红色 (R) 对应的波长范围为 620~750 nm (对应的波长范围索引为 44~76); 绿色 (G) 对应的波长范围为 495~570 nm (对应的波长范围索引为 13~31); 蓝色 (B) 对应的波长范围为 450~495 nm (对应的波长范围索引为 1~12)。由于本次实验中的波长范围为 449~801 nm、波长间隔为 4 nm (共 89 幅重构图像), 基于上述范围, 选取初始中心波长分别为 633、553、453 nm (对应的波长索引为 47、27、2), 并以此为中心选取适当的波长区间。若中心波长恰好位于实验波段范围的边界点, 则只根据区间半径向后或向前取一个区间; 若在取值过程中某个方向上的波长个数小于区间半径,

则到达波长边界时不再继续向前或向后取值。定义区间半径 r 为所选取的波长个数, 在不超出实验波段范围的前提下, 对应的 3 个波长索引区间分别为 $(1, 2+r)$ 、 $(27-r, 27+r)$ 、 $(47-r, 47+r)$, 当 $47+r=89$ 即 $r=42$ 时, 3 个区间涵盖实验中的波长范围; 同时, 对于涵盖范围较窄的 G、B 分量, 应该保证两个分量颜色信息的完整性, 即保证所选波长区间包含 CIE 标准中对应的波长范围, 因此 r 应同时满足 $2+r \geq 12$ 、 $27+r \geq 31$ 、 $27-r \leq 13$, 即 $r \geq 14$ 。综上, r 的取值范围为 14~42。经测试, 当区间半径在该范围内发生变化时, 随着区间半径的增大, RGB 三分量的峰值范围 (即中心波长选取的范围) 会展宽, 展宽后实际上会偏离 CIE 的 RGB 波长范围标准, 对颜色恢复会有负面影响, 因此区间半径不宜过大; 当区间半径较小时, 所选取的波长区间无法涵盖实验涉及的波长范围以及 CIE 标准下的波长范围, 无法保证颜色恢复和降噪信息的完整性及有效性。因此, 在满足上述要求的基础上, 选定大小适中的区间半径 25 作为初始区间半径, 并以此

为参考标准。在不考虑权重因子影响的前提下,根据选定的初始中心波长及区间半径,使用控制变量法分析 RGB 中心波长选取对 C-PSNR 的影响,结果如图 7 所示。根据曲线变化以及 CIE 标准确定的中心波长的

范围,选择各分量曲线中位于 CIE 标准的波长范围内的最大值点所对应的波长作为 R、G、B 的中心波长,即 621、549、449 nm,此时根据曲线确定的中心波长与 CIE 标准最为接近。

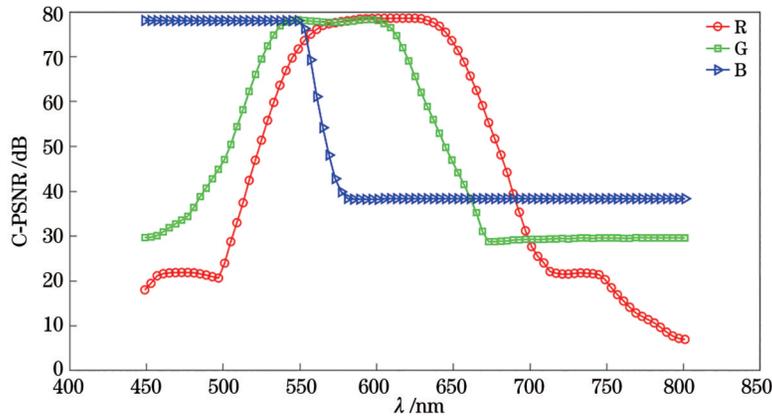


图 7 RGB 三中心波长选取与 C-PSNR 的关系
Fig. 7 RGB three-wavelength center selection versus C-PSNR

从图 7 可以看出,在 RGB 分量中,C-PSNR 较低的波段(例如 680~800 nm)的噪声很强,如果基于图 4 将这些波段赋予较高权重,对于消除噪声和颜色恢复均有负面作用。使用不同波长得到的颜色恢复图像如图 8 所示。图 8(a)所示为直接使用选定的 RGB 中心波长(621、549、449 nm)进行颜色恢复得到的 RGB 彩色图像,此时 C-PSNR 仅为 48.92 dB,尽管其 RGB 分量的平均强度接近平均强度真值,但是每个分量仅使用了一幅波长图像,无法根据噪声差异性原理进行降噪,丢失了部分波段信息,导致其图像中含有较多噪声,并且存在颜色偏差现象。图 8(b)所示为使用 DSA 方法进行颜色恢复得到的 RGB 彩色图像,此时 C-PSNR 为 74.13 dB,由于 DSA 方法充分利用了噪声差异性原理,因此图 8(b)相较于图 8(a)有较好的降噪效果,但未能达到优选波段的效果。为了充分使用噪声差异性原理,实现波长优选并减小图像冗余,应选择最优波段进行恢复。

根据选取区间是否对称,降噪方法可以分为区间半径调节(IRA)法和阈值选取(TS)法即直接根据图 6 中 C-PSNR 的数值选取阈值两种方式,其中,IRA 法又可以分为对 RGB 三分量选取不同区间半径(DRI)和相同区间半径(SRI)两类方法。

首先,基于图 6 选择的 RGB 三中心波长,对 DRI、SRI 两种方法进行比较,对选定区间进行加权、颜色恢复。其中,加权方式又可分为:将 RGB 各自波长区间内对应波长重构图与原始图像之间的归一化 M-PSNR 作为权重因子(M-PSNR)、二值化权重因子(BW)(区间内波长对应重构图像的权重为 1,其余波长对应重构图像的权重为 0)。上述 4 种方法对应的区间半径与 C-PSNR 或 M-PSNR 关系曲线及最优结果如图 9 所示。对于 SRI 方法,分析 RGB 三分量统一区间半径对 C-PSNR 的影响,选择曲线中的最大值点作为 RGB 分量的统一区间半径:使用归一化 M-PSNR 进行加权得到的关系曲线如图 9(a)所示,当统一区间半径取 28 时,对应的颜色恢复图像如图 9(e)所示,其 C-PSNR 为 72.96 dB;使用 BW 得到的关系曲线如图 9(c)所示,当统一区间半径取 26 时,对应的颜色恢复图像如图 9(g)所示,其 C-PSNR 为 78.59 dB。对于 DRI 方法,计算区间内的 RGB 分量图像与原始彩色图像真值的对应 RGB 分量之间的 M-PSNR,分析 RGB 三分量区间半径对 M-PSNR 的影响,选择曲线中的最大值点作为 RGB 各分量的区间半径:使用归一化 M-PSNR 进行加权,得到的关系曲线如图 9(b)所示,当 RGB 区间半径分别取 11、35、1 时,对应的颜色恢复图像如图 9(f)所示,其 C-PSNR 为 60.43 dB;使用 BW 得到的关系曲线如图 9(d)所示,RGB 区间半径分别取 11、34、3 时,对应的颜色恢复图像如图 9(h)所示,其 C-PSNR 为 59.60 dB。

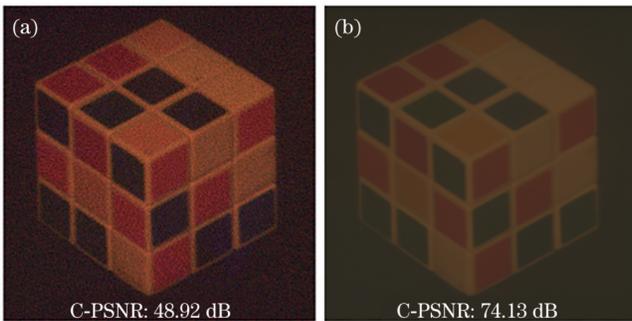


图 8 不同波长颜色恢复图像。(a) 621、549、449 nm 三波长颜色恢复图像;(b) 89 幅波长颜色恢复图像
Fig. 8 Color recovery images under different wavelengths. (a) Color recovery image by reconstructed images at 621, 549, and 449 nm; (b) color recovery image by 89 wavelength reconstructed images

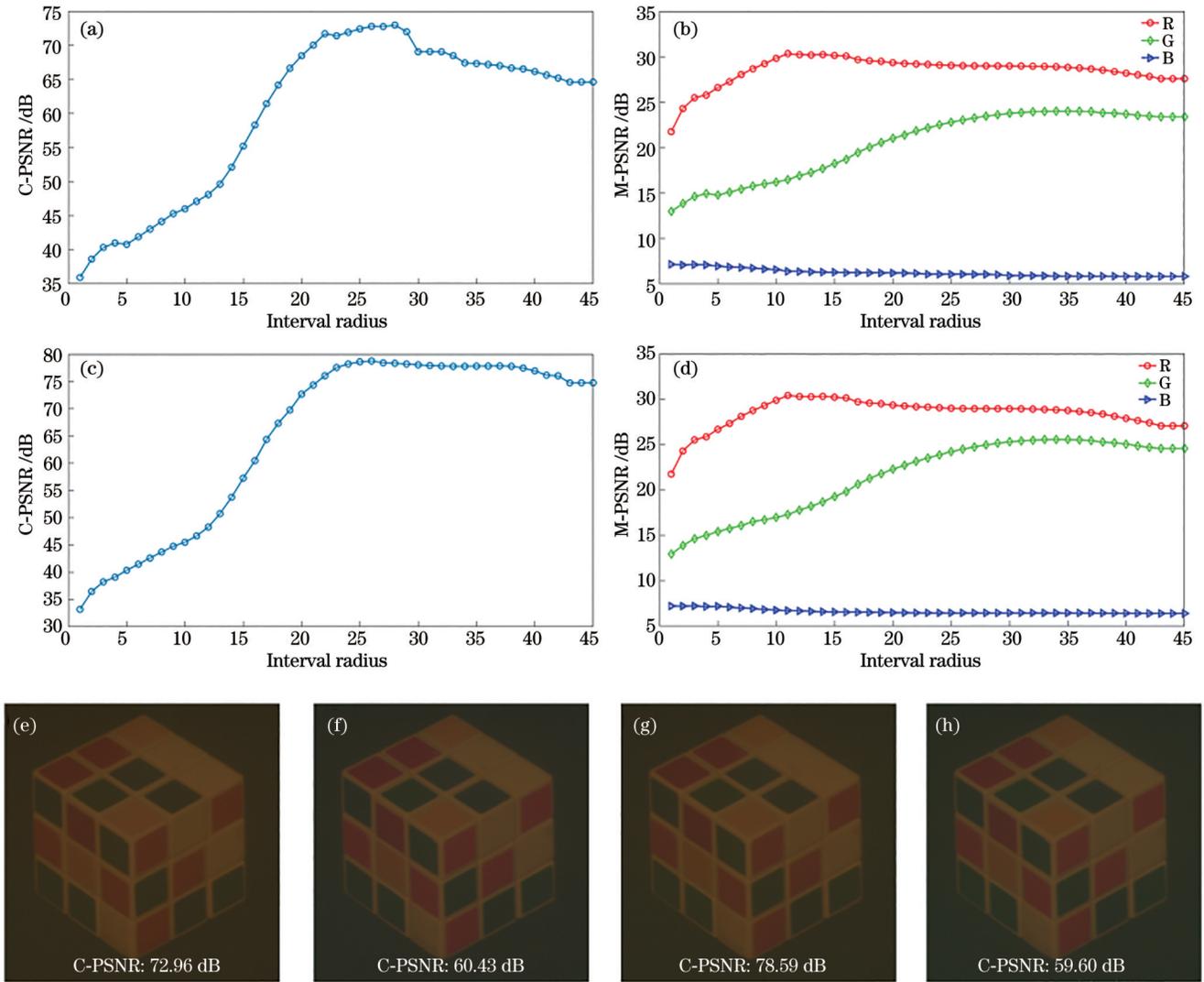


图 9 区间半径与 C-PSNR 或 M-PSNR 的关系曲线及最终颜色恢复图像对比。(a)使用 SRI+M-PSNR 方法时区间半径与 C-PSNR 的关系;(b)使用 DRI+M-PSNR 方法时区间半径与 M-PSNR 的关系;(c)使用 SRI+BW 方法时区间半径与 C-PSNR 的关系;(d)使用 DRI+BW 方法时区间半径与 M-PSNR 的关系;(e)使用 SRI+M-PSNR 方法得到的颜色恢复图像;(f)使用 DRI+M-PSNR 方法得到的颜色恢复图像;(g)使用 SRI+BW 方法得到的颜色恢复图像;(h)使用 DRI+BW 方法得到的颜色恢复图像
 Fig. 9 Comparison of interval radius versus C-PSNR or M-PSNR and final color recovery images. (a) Relationship between interval radius and C-PSNR using SRI+M-PSNR method; (b) relationship between interval radius and M-PSNR using DRI+M-PSNR method; (c) relationship between interval radius and C-PSNR using SRI+BW method; (d) relationship between interval radius and M-PSNR using DRI+BW method; (e) color recovery image obtained by SRI+M-PSNR method; (f) color recovery image obtained by DRI+M-PSNR method; (g) color recovery image obtained by SRI+BW method; (h) color recovery image obtained by DRI+BW method

从 RGB 三分量平均强度的角度进行分析,由表 1 可知,R、G、B 分量的平均强度真值呈现递减趋势。若要取得较好的降噪效果,不仅分量平均强度要接近真值,其相对值也应相同。因此,对应分量的平均强度比值均应大于 1,即 $R_{rb} = \frac{I_R}{I_B} > 1, R_{rg} = \frac{I_R}{I_G} > 1$ 。计算上述方法所得平均强度之间的比值,结果见表 2。比较可知,使用 RDI 方法改变了 3 个分量间的相对强度,势必会使得降噪效果变差,因此应该选择 SRI 方法来选取区间半径。

在两种加权方式中,使用各自区间内归一化的

表 2 4 种方法中 RGB 分量平均强度比值的比较

Table 2 Comparison of the ratio between mean intensities of RGB components in four methods

| Method | R_{rg} | R_{gb} | R_{rb} |
|---------------------------------|----------|----------|----------|
| SRI+M-PSNR | 1.06 | 1.58 | 1.67 |
| DRI+M-PSNR | 2.31 | 0.48 | 1.12 |
| SRI+BW | 1.07 | 1.32 | 1.41 |
| DRI+BW | 2.18 | 0.40 | 0.87 |
| True value of average intensity | 1.36 | 1.70 | 2.31 |

M-PSNR 作为权重因子时的效果较差,实际上这种加权方式相当于对每幅重构图像赋予(0,1)范围内的权重因子,虽然能够在一定程度上减小噪声的强度,但同样降低了图像强度,而对图像强度减小的重构图像进行颜色恢复,也会导致 C-PSNR 减小。因此,应对 RGB 三分量取统一半径来得到各分量区间,并采用二值化权重因子进行加权。

在上述分析的基础上,进一步分析区间半径对 C-PSNR 的影响,结果如图 10 所示。区间半径选取太小 [图 10(a)],说明舍弃的波段过多,无法基于不同波长噪声的差异性进行有效降噪;区间半径选取过大 [图 10(c)],虽然波长数量增加,能够有效利用其噪声

差异性进行降噪,但是同样在一定程度上包含了噪声强的重构图像,反而使得 C-PSNR 降低。因此,在优选中心波长的条件下合理选取区间半径对于最优化降噪效果具有重要意义。综上所述,当 RGB 中心波长分别为 621、549、449 nm 时,对 RGB 三分量选取相同的区间半径 26,使用 BW 加权方式,最终得到的 C-PSNR 为 78.59 dB。此外,不同区间半径对应的波长个数也不同,区间半径越大,选取的波长个数越多,相应的计算时间也会增加。由于降噪算法是针对重构图像进行的,只是简单的加权求和操作,在具体的算法实现中的耗时差别不大,随着区间半径的递增,其降噪耗时大致增加至上一次耗时的 15%~20%。

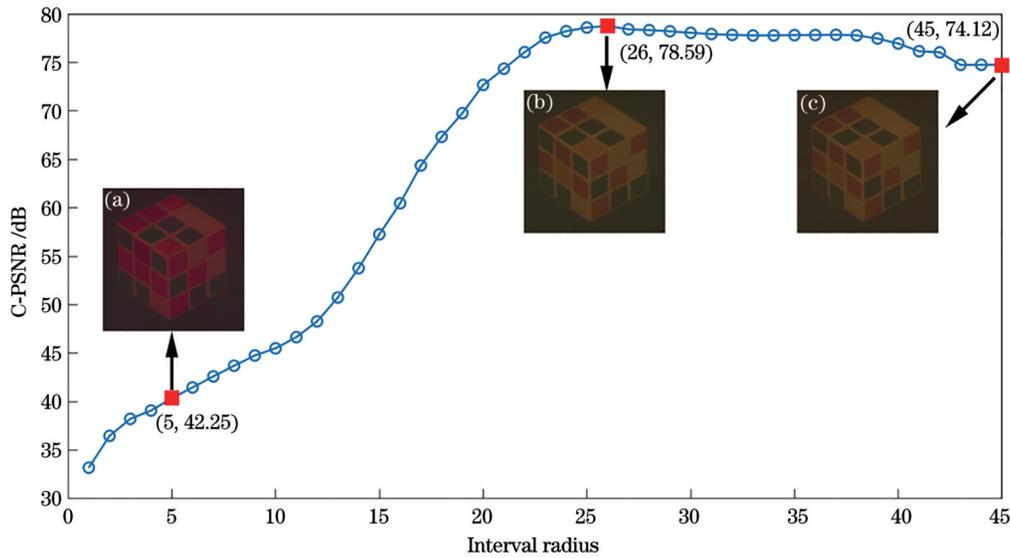


图 10 区间半径与 C-PSNR 的关系曲线。(a) 区间半径为 5 时的重构图像,其 C-PSNR 为 42.25 dB; (b) 区间半径为 26 时的重构图像,其 C-PSNR 为 78.59 dB; (c) 区间半径为 45 时的重构图像,其 C-PSNR 为 74.12 dB

Fig. 10 Curve of interval radius versus C-PSNR. (a) Reconstructed image at an interval radius of 5 with C-PSNR of 42.25 dB; (b) reconstructed image at an interval radius of 26 with C-PSNR of 78.59 dB; (c) reconstructed image at an interval radius of 45 with C-PSNR of 74.12 dB

其次,直接对图 6 中 RGB 三分量的 C-PSNR 取阈值,其取值范围与图 6 中 C-PSNR 一致,通过调节阈值调整波长区间的大小,得到不对称的波长区间,对其进行颜色恢复得到最终 RGB 图像,其中阈值选取对 C-PSNR 的影响如图 11 所示。当选择较小的阈值时,对应选取的波长较多,虽然能够充分地利用噪声的差异性进行降噪,但会包含图 7 中 PSNR 较小(即噪声较强)的波段(例如 650~800 nm),如图 11(a)所示;当选择较大的阈值时,对应选取的波长较少,这些波长对应的重构图像中虽然噪声水平较低,但由于选取波长较少,无法充分利用噪声差异性原理进行降噪。随着阈值的增加(在图 7 中表现为 C-PSNR 增大),各分量区间内的波长数量不断减少,其中 B 分量区间内波长数量显著减少,再将其按照色彩匹配函数进行颜色合成, I_B 相较于 I_R 、 I_G 会更小,最终表现为图像的偏色,如图 11(c)所示。因此,当 C-PSNR 阈值选定为 30 dB

时,最终颜色恢复图像如图 11(b)所示,其 C-PSNR 为 78.27 dB。

将 IRA 与 TS 方法进行比较:IRA 方法通过调节区间半径来获得最优波段,当 RGB 三中心波长分别为 621、549、449 nm,区间半径为 26,即 R 分量区间为 514~725 nm、G 分量区间为 449~653 nm、B 分量区间为 449~553 nm 时,使用上述区间进行颜色恢复时最终得到的 C-PSNR 为 78.59 dB,此时耗时为 0.222 s;TS 方法则是对各分量取阈值来实现波段优选,当 C-PSNR 阈值为 30 dB,即 R 分量区间为 509~697 nm、G 分量区间为 457~669 nm、B 分量区间为 449~801 nm 时,使用上述区间进行颜色恢复时最终得到的 C-PSNR 为 78.27 dB,此时耗时为 0.227 s。从 C-PSNR 数值来看,IRA 方法得到的降噪效果最优;若考虑选取波段数量,在本文涉及的 89 个波长中,IRA 方法的 RGB 三分量分别使用了 53、52、27 个(共涉及 70 个)波

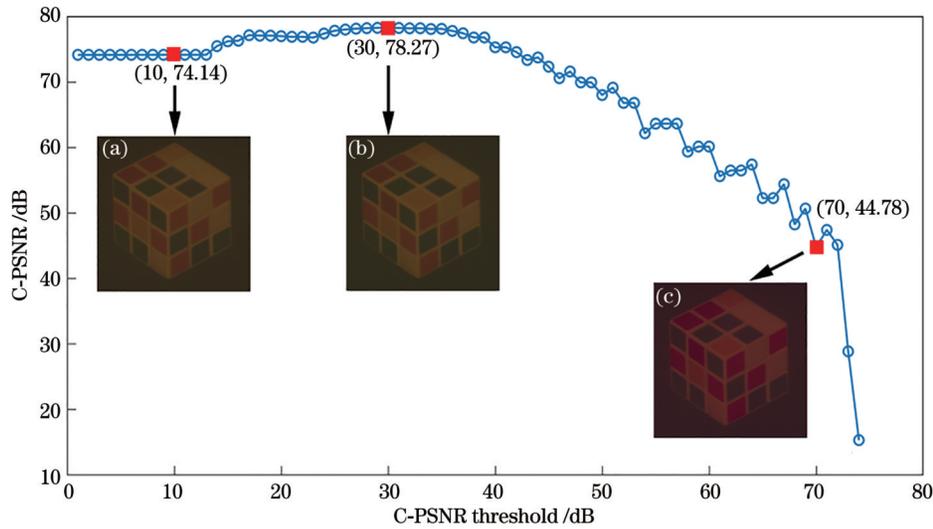


图 11 阈值选取与最终颜色恢复图像 C-PSNR 的关系。(a) 阈值为 10 dB 时的重构图像, 其 C-PSNR 为 74.14 dB; (b) 阈值为 30 dB 时的重构图像, 其 C-PSNR 为 78.27 dB; (c) 阈值为 70 dB 时的重构图像, 其 C-PSNR 为 44.78 dB

Fig. 11 Threshold selection versus C-PSNR of the final color recovery image. (a) Reconstructed image with C-PSNR of 74.14 dB when threshold is 10 dB; (b) reconstructed image with C-PSNR of 78.27 dB when threshold is 30 dB; (c) reconstructed image with C-PSNR of 44.78 dB when threshold is 70 dB

长的重构图像, 而 TS 方法的 RGB 三分量分别使用了 48、54、89 个 (共涉及 89 个) 波长的重构图像。因此, 无论是从 C-PSNR 数值角度还是从优选波段角度来看, 先选取 RGB 三中心波长再对其使用 IRA 是相对较好的方法, 此时对应的 WSA 算法流程如图 12 所示。

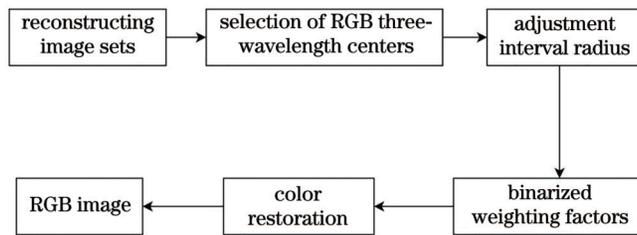


图 12 WSA 算法流程图

Fig. 12 Flowchart of WSA algorithm

综上所述, 选取合适的中心波长及区间半径, 不仅能够减小噪声的影响, 而且能够达到优选波段的目的。实际情况下, 由于不同物体的光谱范围和照明光源 (SC 激光) 的输出光谱范围是变化的, 应根据实测结果合理地确定中心波长和区间半径。本文提及方法的 C-PSNR 及使用波长个数对比如表 3 所示。

表 3 4 种方法的 C-PSNR 及使用波长个数比较

Table 3 Comparison of C-PSNR and wavelength number of four methods

| Method | C-PSNR / dB | Number of wavelengths |
|--------|-------------|-----------------------|
| DSA | 74.13 | 89 |
| WSA | 64.63 | 89 |
| IRA | 78.59 | 70 |
| TS | 78.27 | 89 |

3.3 三维块匹配 BM3D 算法与加权求和平均算法的联合运用

BM3D 算法在图像去噪方面取得了显著的成就, 已成为广泛研究和应用的经典算法。根据待处理图像不同, BM3D 算法可以分为处理灰度图像的 BM3D 算法以及处理彩色图像的 CBM3D 算法。

接下来, 将本文算法与 BM3D 算法进行对比。在数值模拟验证中, BM3D 算法的噪声水平参数 sigma 取 3; 单独使用 WSA 算法得到的 C-PSNR 为 78.59 dB, 每幅图像的处理时间为 0.75 s; 对使用 DSA 方法得到的颜色恢复图像 [图 7(b)], 直接使用 CBM3D 算法得到的 C-PSNR 为 79.15 dB, 每幅图像的处理时间为 4.14 s。上述两种算法均能有效消除噪声, 相比之下, WSA 算法的降噪速度较快, 但 BM3D 算法得到的 C-PSNR 数值较大。因此, 可以综合考虑降噪效果和处理耗时两个方面, 以寻找更优效果。

对本文算法与 BM3D 算法的使用顺序进行讨论。对使用 WSA 算法得到的最终颜色恢复图像使用 CBM3D 算法, 对所选取区间内重构图像使用色彩匹配函数, 并对得到的 RGB 三分量使用 BM3D 算法进行合成。比较表 4 中的 C-PSNR 数据可得, 将 WSA 算法与 BM3D 算法相

表 4 算法使用顺序对比

Table 4 Comparison of the use order of algorithms

| Method | C-PSNR / dB | Processing time of each image / s |
|-----------|-------------|-----------------------------------|
| WSA | 78.59 | 0.75 |
| CBM3D | 79.15 | 4.14 |
| WSA+CBM3D | 91.11 | 4.89 |
| BM3D+WSA | 88.69 | 3.04 |

结合能够很好地消除图像中的噪声影响,且处理速度仍满足需求,且直接使用 CBM3D 算法对 WSA 算法得到

的颜色恢复图像进行降噪的效果最优,此时 C-PSNR 为 91.11 dB。仿真模拟的实验结果如图 13 所示。

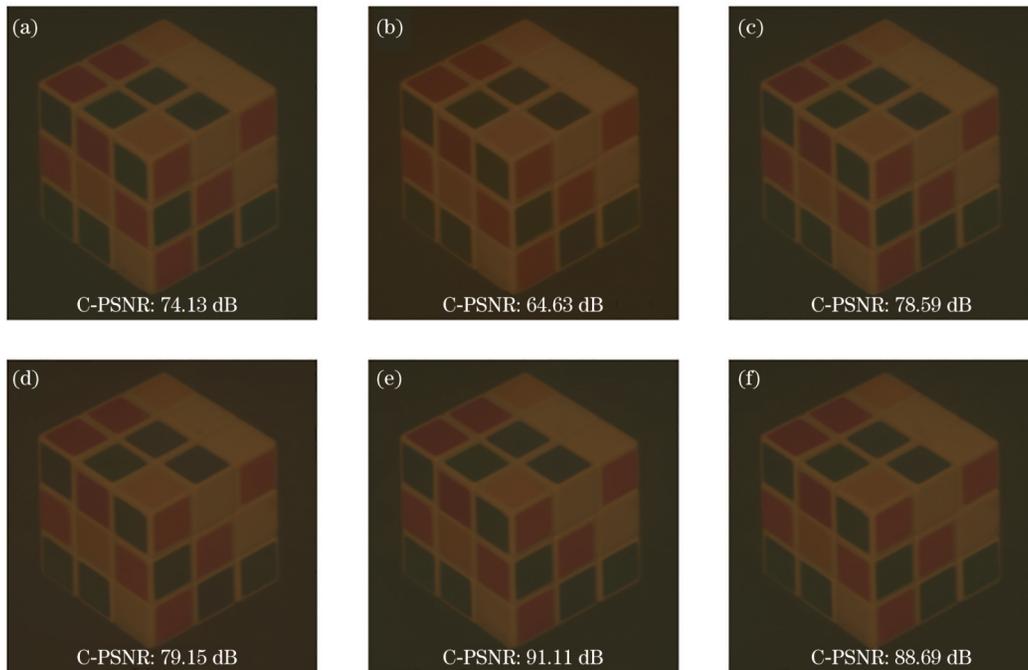


图 13 实验结果。(a) DSA 重构图像;(b)归一化 M-PSNR 作为权重因子的重构图像;(c)只使用 WSA 算法的重构图像;(d)对 89 个波长恢复图像只使用 CBM3D 算法的重构图像;(e)先使用 WSA 后使用 CBM3D 算法的重构图像;(f)先使用 BM3D 算法后使用 WSA 算法的重构图像

Fig. 13 Experimental results. (a) Reconstructed image of DSA; (b) reconstructed image of normalized M-PSNR as a weighting factor; (c) reconstructed image using only WSA algorithm; (d) reconstructed image using only CBM3D algorithm for 89 wavelengths of recovered images; (e) reconstructed image using WSA algorithm followed by the CBM3D algorithm; (f) reconstructed image using first BM3D algorithm followed by WSA algorithm

4 结 论

为了有效降低全息重构图像的噪声,将傅里叶变换光谱技术和数字全息技术相结合,提出一种利用高光谱全息图中不同波长重构图像的噪声差异性进行降噪的方法。基于不同波长噪声水平的差异性,本文提出一种能够最优化降噪效果的加权求和平均算法,该算法通过分析不同波长的噪声水平差异,合理确定 RGB 三中心波长与区间半径,从而达到优选波段的效果,有效降低噪声。将其与 BM3D 算法结合,进一步降低了噪声。分析了只使用上述两种降噪算法中的一种和综合运用两种算法进行降噪的效果差异,数值模拟和实验结果表明,相较于直接求和取平均与归一化 M-PSNR 作为权重因子的方法,所提方法的去噪性能有了很大提升。当 RGB 三中心波长分别选取 621、549、449 nm,区间半径选择 26, BM3D 算法中噪声水平 sigma 为 3 时,先使用 WSA 算法再使用 CBM3D 算法的降噪效果最优,此时 C-PSNR 为 91.11 dB。

参 考 文 献

[1] Dubois F, Requena M L N, Minetti C, et al. Partial spatial

coherence effects in digital holographic microscopy with a laser source[J]. *Applied Optics*, 2004, 43(5): 1131-1139.

[2] Kim M K. Full color natural light holographic camera[J]. *Optics Express*, 2013, 21(8): 9636-9642.

[3] 闵俊伟, 邵鹏, 但旦, 等. 高精度定量相位显微成像方法研究[J]. *光学学报*, 2024, 44(2): 0200003.

Min J W, Gao P, Dan D, et al. Research on high-precision quantitative phase microscopy imaging methods[J]. *Acta Optica Sinica*, 2024, 44(2): 0200003.

[4] Langehanenberg P, von Bally G, Kemper B. Application of partially coherent light in live cell imaging with digital holographic microscopy[J]. *Journal of Modern Optics*, 2010, 57(9): 709-717.

[5] Redding B, Choma M A, Cao H. Spatial coherence of random laser emission[J]. *Optics Letters*, 2011, 36(17): 3404-3406.

[6] 张佳恒, 马利红, 李勇, 等. 卤素灯照明光栅衍射共路数字全息显微定量相位成像[J]. *中国激光*, 2018, 45(6): 0609003.

Zhang J H, Ma L H, Li Y, et al. Halogen-light quantitative phase imaging with common-path digital holographic microscopy based on grating diffraction[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(6): 0609003.

[7] Farrokhi H, Boonruangkan J, Chun B J, et al. Speckle reduction in quantitative phase imaging by generating spatially incoherent laser field at electroactive optical diffusers[J]. *Optics Express*, 2017, 25(10): 10791-10800.

[8] 李欢, 孔勇, 丁伟, 等. 基于电控液晶散射片的数字全息散斑去噪研究[J]. *光学技术*, 2021, 47(4): 398-403.

Li H, Kong Y, Ding W, et al. Speckle denoising based on electric control the liquid crystal scattering in digital holography

- [J]. *Optical Technique*, 2021, 47(4): 398-403.
- [9] Quan C, Kang X, Tay C J. Speckle noise reduction in digital holography by multiple holograms[J]. *Optical Engineering*, 2007, 46(11): 115801.
- [10] Peled I, Zenou M, Greenberg B, et al. MEMS based speckle reduction obtain by angle diversity for fast imaging[C]// *Conference on Lasers and Electro-Optics/International Quantum Electronics Conference*, May 31-June 5, 2009, Baltimore, Maryland. Washington, DC: OSA, 2009: JTuD44.
- [11] Baumbach T, Kolenovic E, Kebbel V, et al. Improvement of accuracy in digital holography by use of multiple holograms[J]. *Applied Optics*, 2006, 45(24): 6077-6085.
- [12] Pan F, Xiao W, Liu S, et al. Coherent noise reduction in digital holographic phase contrast microscopy by slightly shifting object [J]. *Optics Express*, 2011, 19(5): 3862-3869.
- [13] Amako J, Miura H, Sonehara T. Speckle-noise reduction on kinoform reconstruction using a phase-only spatial light modulator[J]. *Applied Optics*, 1995, 34(17): 3165-3171.
- [14] Rong L, Xiao W, Pan F, et al. Speckle noise reduction in digital holography by use of multiple polarization holograms[J]. *Chinese Optics Letters*, 2010, 8(7): 653-655.
- [15] Xiao W, Zhang J, Rong L, et al. Improvement of speckle noise suppression in digital holography by rotating linear polarization state[J]. *Chinese Optics Letters*, 2011, 9(6): 060901.
- [16] Javidi B, Hong S H, Ferraro P, et al. Three-dimensional image fusion using computational holographic imaging[J]. *Proceedings of SPIE*, 2005, 5914: 59140I.
- [17] Kalenkov S G, Kalenkov G S, Shtanko A E. Hyperspectral holography: an alternative application of the Fourier transform spectrometer[J]. *Journal of the Optical Society of America B*, 2017, 34(5): B49-B55.
- [18] 范浩如. 全息图再现像中散斑噪声去除方法研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2017.
Fan H R. Research on removal method of speckle noise in hologram reproduction image[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2017.
- [19] 刘咪. 数字全息显微测量去噪技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
Liu M. Research on the denoising of Digital holographic microscopic measurement[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.
- [20] Lin C, Han Y L, Lou S L, et al. High spectral and spatial resolved encryption and decryption of 3D color object based on holographic imaging spectroscopy[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 145: 106669.
- [21] 王春阳, 孔勇, 李欢, 等. 物光复合调制的数字全息散斑去噪方法[J]. *应用光学*, 2023, 44(2): 275-285.
Wang C Y, Kong Y, Li H, et al. Digital holographic speckle denoising method based on compound modulation of object light [J]. *Journal of Applied Optics*, 2023, 44(2): 275-285.
- [22] 牛瑞, 田爱玲, 王大森, 等. 数字全息测量系统的散斑噪声抑制[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(16): 1609002.
Niu R, Tian A L, Wang D S, et al. Speckle noise suppression of digital holography measuring system[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(16): 1609002.
- [23] 丁伟, 孔勇, 杜彤耀, 等. 基于时空域退偏的数字全息成像去噪研究[J]. *激光技术*, 2021, 45(1): 115-120.
Ding W, Kong Y, Du T Y, et al. Research on digital holographic imaging denoising based on time-space domain depolarization[J]. *Laser Technology*, 2021, 45(1): 115-120.

Noise Reduction Method for Spectral Holographic Reconstructed Images Based on Noise Discreteness

He Jiaxue¹, Lou Shuli¹, Lin Chao^{2*}

¹*School of Physics and Electronic Information, Yantai University, Yantai 264005, Shandong, China;*

²*Aviation Operations and Service Institute, Naval Aviation University, Yantai 264000, Shandong, China*

Abstract

Objective As high-resolution image sensors and computer technology develop, significant applications for holography have emerged in the fields of three-dimensional imaging and display, optical information processing, and intelligent optical computing. However, numerous challenges remain unresolved in both digital holography and computational holography. During the recording process of digital holography, as a kind of multiplicative noise, speckle noise becomes a prominent problem and its removal is more challenging than that of additive noise, drastically compromising the quality of the reconstructed image. Consequently, noise reduction in holograms and reconstructed images is of particular urgency. Current noise reduction methods are primarily categorized into two categories: optical-based methods and digital-based methods. In the optical-based methods, one limitation involves the cumbersome recording process of multiple holograms with speckle diversity by multiple mechanical motions, which could lower the system stability. In the digital-based methods, complex algorithm commonly reaches better noise reduction effects. However, the cost of increased processing time may impede the real-time capability of the system. Therefore, an integrated approach combining optical and digital methods can maximize noise reduction while maintaining a focus on speed. Therefore, we combine Fourier transform spectroscopy technology and digital holography technology to gain speckle diversity holograms. Then, utilizing the noise difference analysis of decrypted images at several wavelengths, we propose a weighted summation average (WSA) noise reduction method, in combination with the block matching 3D (BM3D) algorithm. As a result, the optimized effect of noise

reduction can be achieved.

Methods First, we calculate the normalized monochromatic peak signal-to-noise ratio (M-PSNR) between the reconstructed images and take the original images as a representation of the noise intensity level of the reconstructed images, which are used as an initial weighting factor. Subsequently, within a given spectral range, the wavelength centers of the three RGB components are selected respectively according to the CIE international standard. A uniform interval radius is selected for the three RGB components, and a binary weighting factor is applied to weight the selected wavelength intervals, achieving the waveband optimization. Finally, the BM3D algorithm is combined with the WSA algorithm to further reduce the noise, with the sequence of utilization also being analyzed to achieve the optimum denoising effect.

Results and Discussions To verify the feasibility of the algorithm, we take the decryption process of the proposed optical cryptosystem as the testbed (Fig.1). Under specific conditions, 89 single-wavelength reconstructed images, spanning a wavelength range of 449–801 nm with a 4 nm wavelength interval are processed to analyze the noise reduction effect. First, the normalized M-PSNR between the reconstructed images and the original images is calculated to be used as the weighting factor (Fig. 4). The suboptimal denoising effect of this direct method is analyzed by examining the deviation of the average intensity ratio of the three RGB components from the ground truth. Hence, it is imperative to select the waveband that is closer to the true average intensity value. Second, according to the CIE international standard, initial wavelength centers of three RGB components (633 nm, 553 nm, and 453 nm) are selected. When the interval radius of 25 is chosen, the selected intervals for RGB components approximately encompass the entire waveband (Fig. 7), and optimization is performed to identify the optimal wavelength center of the three RGB components (621 nm, 549 nm, and 449 nm). Third, we perform a comparative analysis considering the symmetry of the intervals, the uniformity of the selected interval radius for the three RGB components, and the adopted weighting method, aiming to maximize the color-PSNR (C-PSNR) value between the noise reduction result and the original color image (Fig. 9). As a result, the C-PSNR reaches to 78.59 dB when the abovementioned three parameters are determined in which a symmetric interval radius of 26 for the three RGB components and a binary weight factor for weighting is utilized. Fourth, the noise reduction result is compared with that achieved by the classical color BM3D algorithm which reaches 79.15 dB. In comparison, the WSA algorithm demonstrates a faster noise reduction speed (0.75 s vs 4.14 s), while the C-PSNR value obtained by the CBM3D algorithm is comparatively larger (79.15 dB vs 78.59 dB). Considering both the noise reduction effect and processing time, we combine the two algorithms to analyze the order in which the two algorithms are used, and choose the method with the best denoising effect. Specifically, the images denoised by the WSA algorithm should be further denoised by the CBM3D algorithm to obtain the final color-denoised image. Following this sequence of the two algorithms, the C-PSNR between the final denoised image and the original color image reaches 91.11 dB.

Conclusions Based on the combination of Fourier transform spectroscopy technology and digital holography technology, we propose a method for noise reduction that makes full use of the noise diversity cross all reconstructed images at varying wavelengths with hyperspectral resolution. Our WSA algorithm analyzes the difference in the noise intensity level of several wavelengths to determine the center and interval radius of the three RGB components to optimize the waveband and reduce noise. The BM3D algorithm is further applied to reduce the noise. Numerical simulation and experimental results indicate that a maximum C-PSNR value of 91.11 dB is attainable by reasonably employing the WSA and BM3D algorithms. Our composite algorithm can effectively reduce speckle noise based on the optimal selection of optical waveband and weighted factors. This method provides new insights for the noise reduction of color digital holography.

Key words Fourier optics; spectral holography; image noise reduction; weighted summation averaging algorithm; block matching 3D (BM3D) algorithm