



·惯性约束聚变物理与技术·

基于低秩约束和全变分正则化的 CUP-VISAR 压缩图像重构算法*

郑铠涛¹, 李海艳¹, 甘华权¹, 黄运保¹, 理玉龙²,
景龙飞², 关赞洋², 黄庆鑫¹, 余远平¹

(1. 广东工业大学 机电工程学院, 广州 510006; 2. 中国工程物理研究院 激光聚变研究中心, 四川 绵阳 621900)

摘 要: 针对基于超快压缩成像 (CUP) 与二维任意反射面速度干涉仪 (VISAR) 获得的压缩图像重构冲击波二维条纹的问题, 提出了一种基于低秩约束和全变分正则化的压缩图像重构算法。该算法利用条纹图像空间结构的相似性以及平滑性, 将重构问题转化为核范数最小化和全变分正则化的优化问题, 利用即插即用的交替方向乘法将优化问题分裂为多个子问题求解, 实现了 CUP-VISAR 压缩图像的精准重构。仿真结果表明, 在大噪声的条件下, 重构图像的峰值信噪比提高了 8.45 dB, 结构相似性提高了 8.52%, 重构效果优于主流重构算法。进一步设计实际实验, 实验结果表明, 冲击波条纹的最大速度相对误差从 13.5% 降低到 3.46%, 减少了近 10%, 验证了算法的有效性。

关键词: 惯性约束聚变; CUP-VISAR; 图像重构; 低秩约束; 交替方向乘法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi: 10.11884/HPLPB202335.230011

CUP-VISAR image reconstruction based on low-rank prior and total-variation regularization

Zheng Kaitao¹, Li Haiyan¹, Gan Huaquan¹, Huang Yunbao¹, Li Yulong²,
Jing Longfei², Guan Zanyang², Huang Qingxin¹, Yu Yuanping¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. Laser Fusion Research Center, CAEP, Mianyang 621900, China)

Abstract: To solve the problem of reconstructing two-dimensional shock wave fringe from compressed image obtained from Compressed Ultrafast Photography (CUP) and two-dimensional Velocity Interferometer System for Any Reflector (VISAR), a compressed image reconstruction algorithm based on low-rank constraint and total-variation regularization is proposed. The algorithm uses the similarity and smoothness of the spatial structure of the fringe image to transform the reconstruction problem into an optimization problem of kernel norm minimization and total-variation regularization, and splits the optimization problem into multiple sub-problems using the plug-and-play alternate direction multiplier method to solve the optimization problem, thus realizing accurate reconstruction of the CUP-VISAR compressed image. The simulation results show that under the condition of high noise, the peak signal-to-noise ratio of the reconstructed image is increased by 8.45 dB, and the structural similarity is increased by 8.52%. The reconstruction effect is better than that of the mainstream reconstruction algorithm. The experimental results show that the relative error of the maximum velocity of the shock wave fringe is reduced from 13.5% to 3.46% (reduced by nearly 10%), which verifies the effectiveness of the algorithm.

Key words: inertial confinement fusion, CUP-VISAR, image reconstruction, low-rank prior, alternating direction multiplier method

* 收稿日期: 2023-01-14; 修订日期: 2023-04-20

基金项目: 国家自然科学基金项目 (12127810, 51975125, 12105269)

联系方式: 郑铠涛, 975925612@qq.com。

通信作者: 李海艳, cathylhy@gdut.edu.cn。

激光驱动的惯性约束聚变(ICF)研究是国际前沿科学中具有挑战性的研究领域。2022年,美国国家点火装置首次点火成功,历史性实现聚变产能大于驱动聚变发生的激光能量(净能量增益 >1.5)。然而,目前仍然存在许多影响ICF点火成功的重要因素,如内爆压缩的不对称性、靶丸的缺陷、激光能量的不足等^[1-3]。为了解决ICF遇到的难题,发展极端瞬态条件下的诊断技术^[4],研究极端条件下的压力、温度、时间、空间尺度以及其他问题具有重大意义。

成像型任意反射面速度干涉仪(VISAR)^[5-6]被广泛应用于ICF冲击波的诊断,但仅能获取冲击波波阵面的一维条纹信息。2020年,杨咏梅等人^[7]提出了一种超快压缩成像(CUP)^[8]与VISAR相结合的CUP-VISAR诊断系统,通过压缩感知(CS)^[9]技术,实现了从单幅压缩图像重构出多幅高时间分辨率的时变二维条纹图像,推动了高时空分辨率的二维内爆诊断技术的发展。CS技术可以在低于奈奎斯特采样率的条件下对信号采样,同时实现信号压缩,利用合适的重构算法从压缩数据中重构原始信号,目前已经在ICF有了广泛的应用^[10]。

CUP重构算法对图像重构的质量至关重要。朱立仁等人^[11]提出了一种增加空间和强度约束的重构算法,通过添加一个外部CCD相机来提供空间和强度约束上的附加先验信息。梁金阳等人^[12]提出了一种无损编码的重构算法,通过条纹相机记录两个互补时间剪切视图和外部CCD相机记录的时间未剪切视图实现了无损编码。杨承帅等人^[13]提出了一种多编码采样压缩的重构算法,通过多个编码通道实现动态场景图像的多通道单次测量来提高重构图像的时空分辨率。这些重构算法都进一步改善了冲击波条纹图像重构的质量。然而,基于全变分(TV)^[14]正则化的二步迭代阈值算法(TwIST)^[15]是图像重构的主流算法。

因此,针对上述问题,本文提出了一种基于低秩(LR)^[16-17]约束和全变分正则化的压缩图像重构算法。该算法利用条纹图像空间结构的相似性和平滑性,将重构问题转化为基于核范数最小化和全变分正则化的优化问题,并利用即插即用的交替方向乘子法(PnP-ADMM)^[18-19]优化求解,实现了条纹图像的精准重构。对所提算法进行仿真实验,实现了在噪声条件下冲击波条纹图像的精准重构。进一步设计真实实验,实验结果表明,所提重构算法获得的冲击波速度精度更高,有望实现ICF内爆过程高时空分辨率的二维连续诊断。

1 CUP-VISAR诊断系统原理

高时空分辨率诊断系统如图1所示,主要包含VISAR和CUP系统,红色实心箭头表示探针光在该系统中的光路走向。首先,成像点IP2通过第一组 $4f$ 成像系统将图像 I 成像到数字微镜装置(DMD)上,结合生成编码图像。其次,将编码后的图像通过第二组 $4f$ 光路成像到条纹相机狭缝位置。条纹相机的狭缝为完全打开的状态(约5 mm),对不同时刻的二维条纹图像沿时间方向扫描,从而记录物点的二维信息。然后,偏移后的编码图像在条纹相机外置的CCD相机上进行时空压缩和记录。最后利用重构算法,结合编码图像从单幅压缩图像中重构出多幅时变的二维图像。

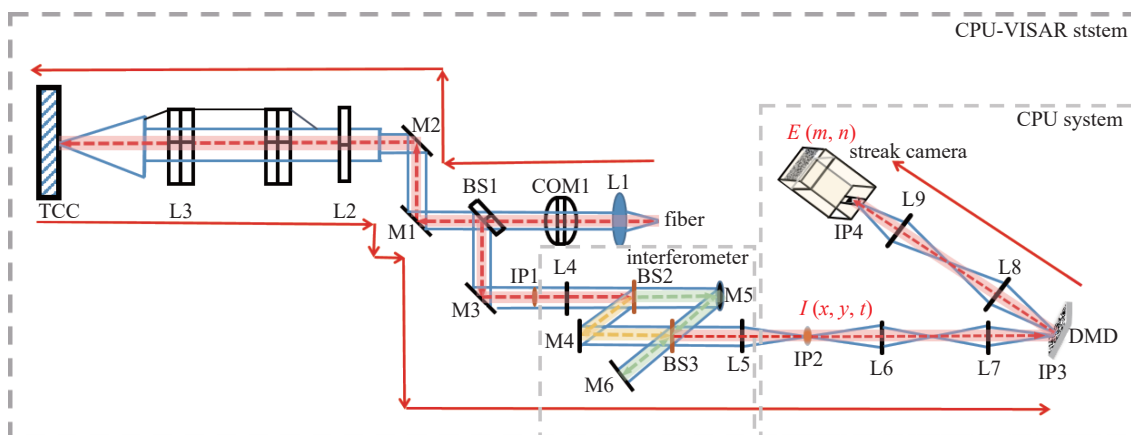


Fig. 1 CUP-VISAR diagnostic system

图1 CUP-VISAR诊断系统

整个系统的二维成像主要分为两部分:数据采集和图像重构。IP2处的动态图像 $I(x, y, t)$ 经过DMD的随机编码操作 C ,条纹相机沿时间方向的剪切操作 S 以及CCD相机的时空压缩操作 T 得到压缩图像,可用以下数学模型表示

$$E(m, n) = TSCI(x, y, t) \quad (1)$$

式中： $\mathbf{E}(m,n)$ 指的是 CCD 相机记录得到的最终图像。令 $\mathbf{A} = \mathbf{TSC}$ ，则方程 (1) 可以改写为

$$\mathbf{E} = \mathbf{A}\mathbf{I} \quad (2)$$

图像重构过程即是对式(2)反向求解，根据 CCD 记录的压缩图像重构原始条纹图像。式(2)中，方程的个数远小于未知数个数，这是一个欠定问题求解^[20]。通常通过增加待求量 \mathbf{I} 的先验约束，化为目标函数 L 的无约束优化问题求解^[21]

$$L = \arg \min_{\mathbf{I}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{E} - \mathbf{A}\mathbf{I}\|_2^2 + \tau \cdot \Phi(\mathbf{I}) \right\} \quad (3)$$

式中： $\|\cdot\|_2$ 表示 ℓ_2 范数， $\Phi(\cdot)$ 为正则化函数， $\tau > 0$ ，为正则化参数，需要设置一个合适的值平衡保真项和正则项的比重。为了提高算法的求解效率以及添加先验约束的灵活性，本文采用 PnP-ADMM 框架进行求解，并可以保证收敛。该框架可以使用任何一种或多种先进的去噪算法，充分体现了即插即用框架的灵活性。通过变量分裂将目标函数分解为几个简单的子问题求解，可更快迭代更新子优化问题，进而更快迭代重构图像。

2 基于低秩和全变分正则化的 CUP-VISAR 图像重构算法

2.1 基于低秩和全变分的重构模型

矩阵的秩表示该矩阵的行向量或列向量的极大无关组中向量的个数，而如果矩阵的秩远小于矩阵的大小，矩阵就是低秩的。条纹图像存在大量冗余信息，空间结构具有相似性，这意味着条纹图像是低秩或近似低秩的。Candes 等人^[22-23]指出只要原始矩阵是低秩的，就可以通过核范数最小化约束矩阵奇异值的稀疏性来恢复低秩矩阵。因为条纹图像具备低秩特性，噪声不具备低秩特性，对条纹图像矩阵 \mathbf{I} 低秩约束可以在重构条纹图像的同时实现降噪的效果。

基于全变分模型的最小化算法被广泛应用在图像去噪领域，该算法能够在去噪的同时有效的保护图像的边缘纹理等细节信息。因此，全变分正则化适用于条纹图像的重构，可以在保持图像内外边界锐度的同时对分片区域有效平滑。

综合以上分析，提出基于低秩约束和 TV 正则化的 CUP-VISAR 图像重构模型。因此，式(3)的优化问题转化为以下形式

$$L = \arg \min_{\mathbf{I}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{E} - \mathbf{TSC}\mathbf{I}\|_2^2 + \lambda \cdot \Phi_{\text{TV}}(\mathbf{I}) + \tau \cdot \text{rank}(\mathbf{I}) \right\} \quad (4)$$

式中： λ 、 $\tau > 0$ 为正则化参数， $\Phi_{\text{TV}}(\cdot)$ 为 TV 正则函数， $\text{rank}(\cdot)$ 表示秩函数。条纹图像 \mathbf{I} 全变分定义为

$$\Phi_{\text{TV}}(\mathbf{I}) = \sum_{p=0}^{N_x} \sum_{i=1}^{N_x \times N_y} \sqrt{(\Delta_i^h \mathbf{I}_p)^2 + (\Delta_i^v \mathbf{I}_p)^2} + \sum_{m=1}^{N_x} \sum_{i=1}^{N_x \times N_y} \sqrt{(\Delta_i^h \mathbf{I}_m)^2 + (\Delta_i^v \mathbf{I}_m)^2} + \sum_{n=1}^{N_x} \sum_{i=1}^{N_x \times N_y} \sqrt{(\Delta_i^h \mathbf{I}_n)^2 + (\Delta_i^v \mathbf{I}_n)^2} \quad (5)$$

式中：假定条纹图像 \mathbf{I} 的维度为 $N_x \times N_y \times N_t$ ； m 、 n 、 p 分别为图像 \mathbf{I} 离散后 N_x 、 N_y 、 N_t 三个维度上的索引； \mathbf{I}_m 、 \mathbf{I}_n 、 \mathbf{I}_p 分别对应 m 、 n 、 p 维度的二维矩阵； Δ_i^h 和 Δ_i^v 分别表示二维平面上水平方向和垂直方向的一阶差分算子。

由于秩函数 $\text{rank}(\cdot)$ 的求解过程是 NP 难问题，无法对其进行具体求解。所以将 $\text{rank}(\cdot)$ 凸松弛为核范数，故式(4)的优化问题可以改写为

$$L = \arg \min_{\mathbf{I}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{E} - \mathbf{TSC}\mathbf{I}\|_2^2 + \lambda \cdot \Phi_{\text{TV}}(\mathbf{I}) + \tau \cdot \|\mathbf{I}\|_* \right\} \quad (6)$$

式中： $\|\cdot\|_*$ 表示矩阵的核范数，表示矩阵的所有奇异值之和。

2.2 基于 PnP-ADMM 的重构算法

PnP-ADMM 迭代算法可以通过变量分裂的方式，将式(6)目标函数 L 分解为几个子问题，可以有效求解所提出的优化问题。添加一组辅助变量 $\{\mathbf{v}, \mathbf{u}, \mathbf{w}\}$ ，通过变量分裂的方式，令 $\mathbf{SC}\mathbf{I} = \mathbf{v}$ ， $\mathbf{I} = \mathbf{u}$ ， $\mathbf{I} = \mathbf{w}$ ，则式(6)可表示为如下形式

$$L = \arg \min_{\mathbf{I}, \mathbf{v}, \mathbf{u}, \mathbf{w}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{E} - \mathbf{T}\mathbf{v}\|_2^2 + \lambda \cdot \Phi_{\text{TV}}(\mathbf{u}) + \tau \cdot \|\mathbf{w}\|_* + \frac{\mu_1}{2} \left\| \mathbf{SC}\mathbf{I} - \mathbf{v} + \frac{\gamma_1}{\mu_1} \right\|_2^2 + \frac{\mu_2}{2} \left\| \mathbf{I} - \mathbf{u} + \frac{\gamma_2}{\mu_2} \right\|_2^2 + \frac{\mu_3}{2} \left\| \mathbf{I} - \mathbf{w} + \frac{\gamma_3}{\mu_3} \right\|_2^2 \right\} \quad (7)$$

式中： γ_1 、 γ_2 、 γ_3 表示对偶变量， μ_1 、 μ_2 、 μ_3 表示惩罚参数。

求解步骤如下。

步骤 1: 更新原始变量 $\mathbf{v}, \mathbf{u}, \mathbf{w}$

$$\begin{aligned}
 \mathbf{v}^{k+1} &= \arg \min_{\mathbf{v}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{E} - \mathbf{T}\mathbf{v}\|_2^2 + \frac{\mu_1^k}{2} \left\| \mathbf{S}\mathbf{C}\mathbf{I}^k - \mathbf{v} + \frac{\gamma_1^k}{\mu_1^k} \right\|_2^2 \right\} \\
 \mathbf{u}^{k+1} &= \arg \min_{\mathbf{u}} \left\{ \lambda \cdot \Phi_{\text{TV}}(\mathbf{u}) + \frac{\mu_2^k}{2} \left\| \mathbf{I}^k - \mathbf{u} + \frac{\gamma_2^k}{\mu_2^k} \right\|_2^2 \right\} \\
 \mathbf{w}^{k+1} &= \arg \min_{\mathbf{w}} \left\{ \tau \cdot \|\mathbf{w}\|_* + \frac{\mu_3^k}{2} \left\| \mathbf{I}^k - \mathbf{w} + \frac{\gamma_3^k}{\mu_3^k} \right\|_2^2 \right\}
 \end{aligned} \quad (8)$$

式中: k 表示迭代次数。通过梯度下降法求解式(8)中的原始变量 \mathbf{v} 和 \mathbf{u} , 更新 \mathbf{v} , \mathbf{u} 的优化子问题

$$\begin{aligned}
 \mathbf{v}^{k+1} &= (\mathbf{T}^T \mathbf{T} + \gamma_1^k \mathbf{H})^{-1} \cdot (\mathbf{T}^T \mathbf{E} + \gamma_1^k \mathbf{S}\mathbf{C}\mathbf{I}^k + \gamma_1^k) \\
 \mathbf{u}^{k+1} &= \Gamma_{\text{TV}} \left(\mathbf{I}^k + \frac{\gamma_2^k}{\mu_2^k} \right)
 \end{aligned} \quad (9)$$

式中: \mathbf{H} 为单位矩阵, $\Gamma_{\text{TV}}(\cdot)$ 为 TV 去噪器算子。

对于式(8)中原始变量 \mathbf{w} 的更新, 将奇异值阈值 (SVT) 算法^[24] 应用到核范数最小化的优化问题中, 得

$$\mathbf{w}^{k+1} = \mathbf{U}^k \cdot \text{soft} \left(\Sigma^k, \frac{\tau}{\mu_3^k} \right) \cdot (\mathbf{V}^k)^T \quad (10)$$

式中: $\text{soft}(\cdot)$ 表示软阈值函数^[25], 定义为 $\text{soft}(\Theta, \alpha) = \text{sgn}(\Theta) \cdot \max(|\Theta| - \alpha, 0)$, 而 $\text{sgn}(\cdot)$ 表示符号函数。 \mathbf{U}^k 、 Σ^k 、 \mathbf{V}^k 是 $\left(\mathbf{I}^k + \frac{\gamma_3^k}{\mu_3^k} \right)$ 的奇异值分解结果, 即 $\left(\mathbf{I}^k + \frac{\gamma_3^k}{\mu_3^k} \right) = \mathbf{U}^k \cdot \Sigma^k \cdot (\mathbf{V}^k)^T$ 。

步骤 2: 更新三维动态场景 \mathbf{I}

$$\mathbf{I}^{k+1} = \arg \min_{\mathbf{I}} \left\{ \frac{\mu_1^k}{2} \left\| \mathbf{S}\mathbf{C}\mathbf{I}^k - \mathbf{v}^{k+1} + \frac{\gamma_1^k}{\mu_1^k} \right\|_2^2 + \frac{\mu_2^k}{2} \left\| \mathbf{I}^k - \mathbf{u}^{k+1} + \frac{\gamma_2^k}{\mu_2^k} \right\|_2^2 + \frac{\mu_3^k}{2} \left\| \mathbf{I}^k - \mathbf{w}^{k+1} + \frac{\gamma_3^k}{\mu_3^k} \right\|_2^2 \right\} \quad (11)$$

通过梯度下降法, 求解式(11), 得

$$\mathbf{I}^{k+1} = (\mu_1^k \mathbf{S}^T \mathbf{C}^T \mathbf{C} \mathbf{S} \mathbf{H} + \mu_2^k \mathbf{H} + \mu_3^k \mathbf{H})^{-1} \cdot \left[\mu_1^k \mathbf{C}^T \mathbf{S}^T \left(\mathbf{v}^{k+1} - \frac{\gamma_1^k}{\mu_1^k} \right) + \mu_2^k \left(\mathbf{u}^{k+1} - \frac{\gamma_2^k}{\mu_2^k} \right) + \mu_3^k \left(\mathbf{w}^{k+1} - \frac{\gamma_3^k}{\mu_3^k} \right) \right] \quad (12)$$

步骤 3: 更新惩罚参数 μ_1 、 μ_2 、 μ_3

$$\mu_i^{k+1} = \begin{cases} \varepsilon \mu_i^k, & p > \sigma q \\ \frac{\mu_i^k}{\varepsilon}, & \sigma p > q \\ \mu_i^k, & \text{其他} \end{cases} \quad (i = 1, 2, 3) \quad (13)$$

式中: $p = \|\mathbf{I}^{k+1} - \mathbf{v}^{k+1}\|_2$, 表示原始残差; $q = \mu_i^k \|\mathbf{I}^{k+1} - \mathbf{I}^k\|_2$, 表示对偶残差; ε ($\varepsilon > 1$) 表示平衡因子; σ ($\sigma > 1$) 表示残差容限。通常取 $\varepsilon = 1.1$, $\sigma = 1.5$ 。

步骤 4: 检查迭代是否满足收敛条件。

若迭代满足 $\eta = \frac{\mathbf{I}^{k+1} - \mathbf{I}^k}{\mathbf{I}^k} \leq \rho$, 其中 ρ ($0 < \rho < 10^{-3}$) 为预设的误差值, 并且 $\mu_i^{k+1} = \mu_i^k$ ($i = 1, 2, 3$), 则迭代满足终止条件。

步骤 5: 若迭代不满足收敛条件, 更新对偶变量 γ_1 、 γ_2 、 γ_3 。

$$\begin{aligned}
 \gamma_1^{k+1} &= \gamma_1^k + \mu_1^{k+1} (\mathbf{S}\mathbf{C}\mathbf{I}^{k+1} - \mathbf{v}^{k+1}) \\
 \gamma_2^{k+1} &= \gamma_2^k + \mu_2^{k+1} (\mathbf{I}^{k+1} - \mathbf{u}^{k+1}) \\
 \gamma_3^{k+1} &= \gamma_3^k + \mu_3^{k+1} (\mathbf{I}^{k+1} - \mathbf{w}^{k+1})
 \end{aligned} \quad (14)$$

重复以上步骤, 直到迭代满足步骤 4 的收敛条件, 得到最终重构结果。具体算法处理步骤如图 2 所示。

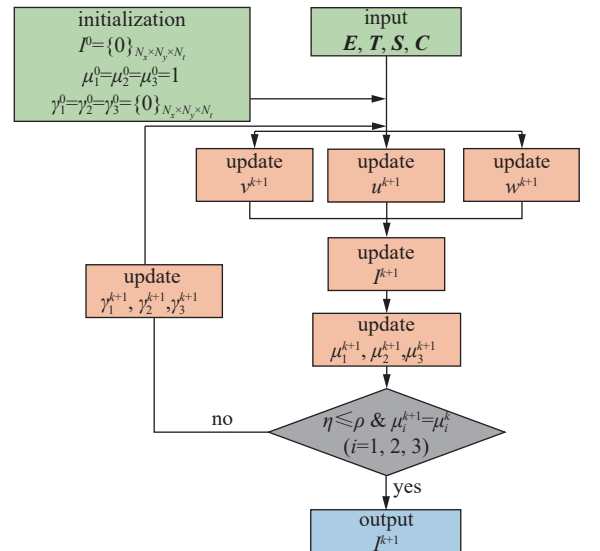


Fig. 2 Flowchart of PnP-ADMM reconstruction algorithm

图 2 PnP-ADMM 重构算法流程图

3 仿真分析

在所建立基于低秩和全变分正则化的 CUP-VISAR 图像重构模型的基础上完成了冲击波条纹图像重构的仿真研究,分析和对比了 TV-TwIST 算法的重构性能。由于 CUP-VISAR 系统的时间分辨率由条纹相机确定,主要验证所提算法重构二维图像的能力。仿真对条纹图像压缩过程进行了模拟,包括将原始干涉条纹图像通过 DMD 编码、条纹相机时空剪切以及 CCD 叠加成像,并通过所提算法进行压缩图像重构。实验选用峰值信噪比 (PSNR)^[26] 和结构相似性 (SSIM)^[27] 作为衡量重构图像质量的评价指标。

模拟原始干涉条纹图像如图 3 所示,尺寸大小为 790(x)×330(y)×60(t)。该干涉条纹模式数据蕴含丰富的信息,沿时间维度 t 来看,冲击波经历了静止、加速、减速等过程,极具代表性。

为了更加接近真实的复杂环境,模拟 DMD 采用 8×8 编码孔径的编码矩阵对原始条纹图像随机采样,编码图像如图 4 所示,同时将均值为 0,方差为 0.1 的高斯噪声引入条纹图像数据中。模拟 CUP-VISAR 系统数据采集过程获得的噪声观测图像如图 5 所示,像素大小为 790×389。

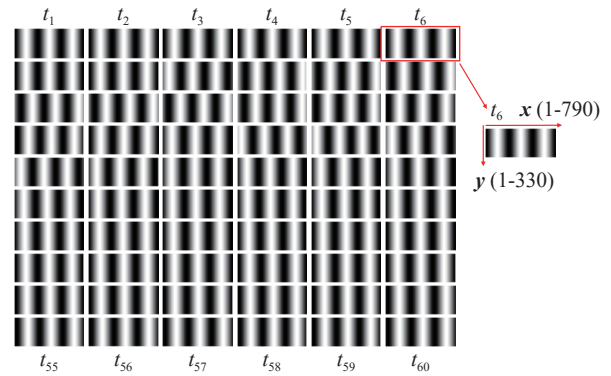


Fig. 3 Original fringes images data
图 3 原始条纹图像数据

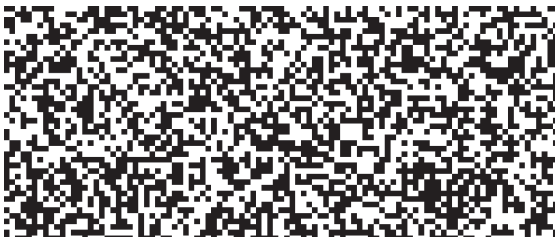


Fig. 4 Coded mask image
图 4 编码图像

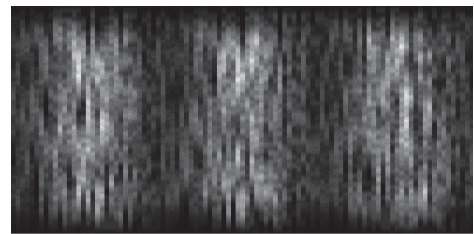


Fig. 5 Noise observation image
图 5 噪声观测图像

根据噪声观测图像和随机编码图像,分别选用 TV-TwIST 算法和所提算法计算重构二维条纹图像,重构结构如图 6 所示。从主观视觉上看,两种算法都能够重构出图像,但 TV-TwIST 算法重构的图像比较模糊,在冲击波变化大的地方(第 9 帧左右)难以重构出条纹的细节。所提算法整体视觉效果清晰,条纹轮廓的细节信息重构效果也更优。为了定量表示重构图像的质量,图 7 给出了重构图像的 PSNR 和 SSIM。TV-TwIST 算法重构图像的 PSNR 在 8.61~18.9 dB 之间,SSIM 在 57.6%~82.6% 之间。所提算法重构图像 PSNR 在 14.8~27.6 dB 之间,SSIM 在 70.9%~89.2% 之间。平均 PSNR 提高了 8.45 dB,平均 SSIM 提高了 8.52%。仿真结果表明,所提重构算法的重构质量更优。

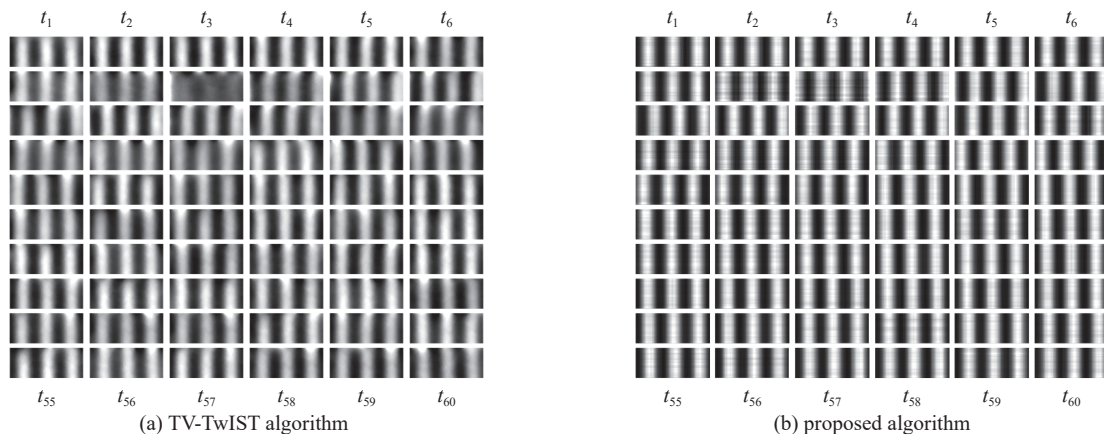


Fig. 6 Reconstruction results of different algorithms
图 6 不同算法的重构结果图

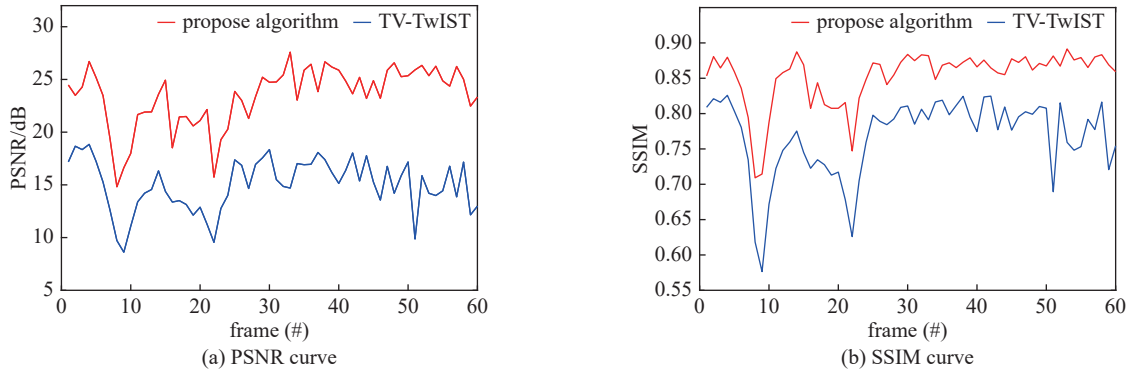


Fig. 7 PSNR and SSIM curves of reconstructed images

图 7 重构图像的 PSNR 和 SSIM 曲线图

4 实验测试及分析

4.1 实验排布

为了验证所提出算法在实际情况下的可行性,开展了打靶实验。实验布置如图 8 所示,在 CUP-VISAR 系统中添加了额外分支(如红色虚线方框所示)。添加分支的条纹相机狭缝未完全打开(约 $100\ \mu\text{m}$),其记录的一维 VISAR 图像用作冲击波的速度误差参考。实验中由于条件的限制, DMD 采用编码孔径为 8×8 像素的编码掩模孔径,成像也受到斑点噪声的影响。因此,考虑到实际实验的复杂性,条纹数量选择为 3 个。

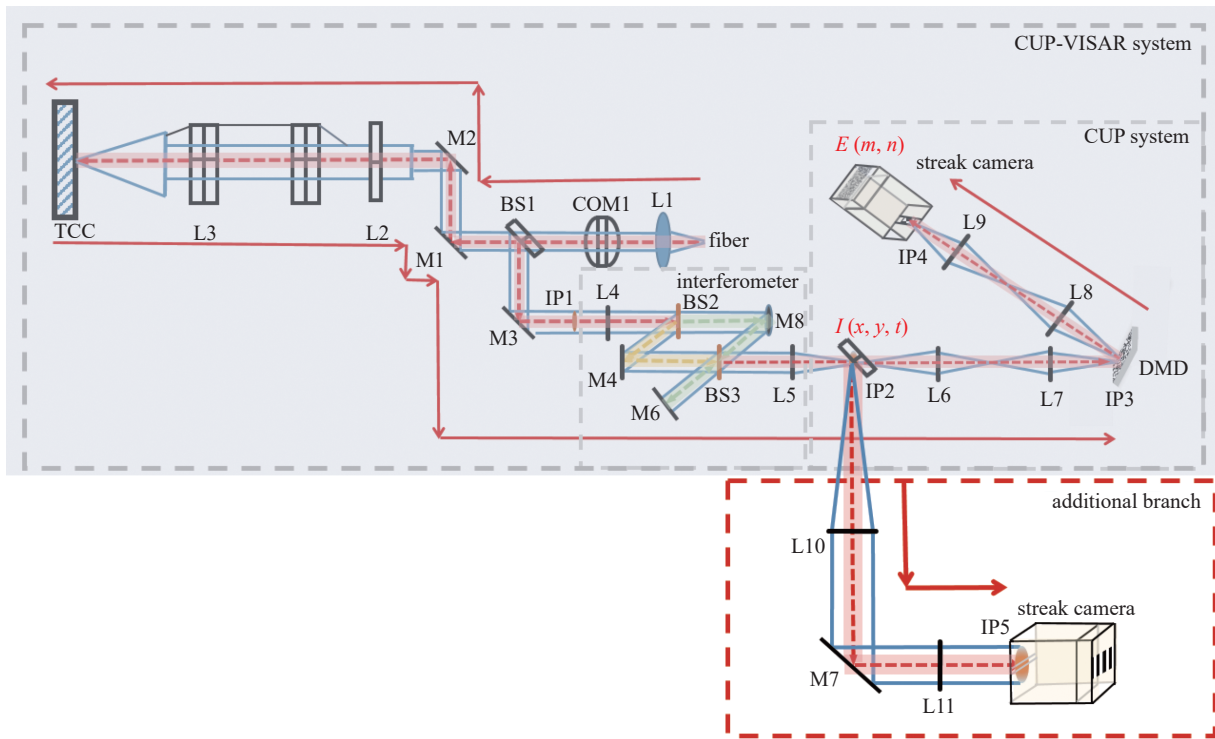


Fig. 8 Schematic of experimental setup

图 8 实验布置图

4.2 实验结果与分析

在实验中,编码孔径为 8×8 像素的编码掩模图像如图 9 所示,像素大小为 325×788 。条纹相机记录的观测图像如图 10 所示。其中,(a)为添加分支的条纹相机记录的一维条纹图像,(b)为 CUP 系统中条纹相机外置的 CCD 相机记录的动态条纹像,像素大小为 349×788 。实验中条纹相机的扫描档位为 $200\ \text{ns}$,探针光的脉冲宽度为 $5\ \text{ns}$,因此重构的图像数量为

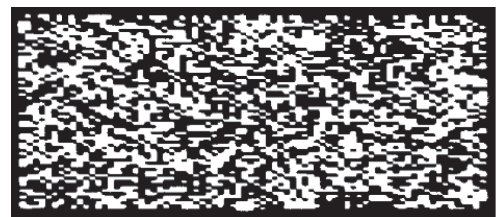


Fig. 9 Coded mask image

图 9 编码掩模图像

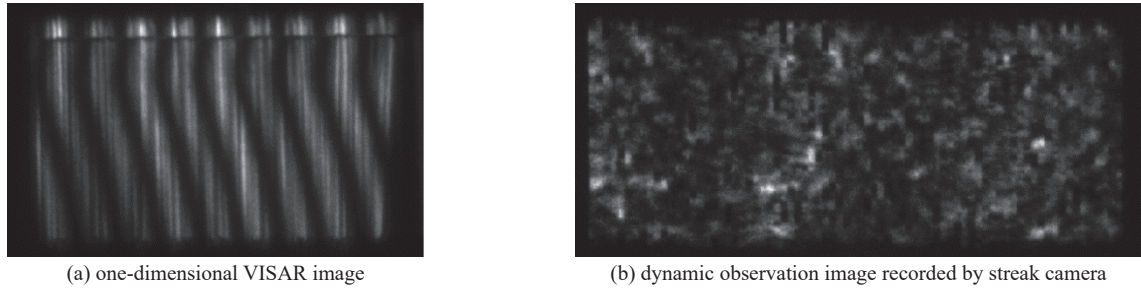


Fig. 10 Observation images of streak camera

图 10 条纹相机观测图像

25 帧。

利用 TV-TwIST 算法与所提算法分别对动态实验图像进行了重构, 重构结果如图 11 所示。提取重构结果图像的每一行, 将其按照时间顺序排列重构出一维 VISAR 图像, 图 12 为一维 VISAR 图像, 是提取中间行重构所得。从图 10(a), 图 12(a) 和图 12(b) 所示的 VISAR 图像中提取的冲击波速度分别在图 13 中用粉红色实线、蓝色虚线和绿色虚线表示。将图 10(a) 的一维 VISAR 图像中提取的冲击波速度作为重构误差参考, 获得冲击波速度相对误差, 相对误差曲线在图 13 分别用红色虚线和黑色虚线表示。由结果可知, TV-TwIST 算法获得的最大相对误差小于 13.5%, 而所提算法最大相对误差小于 3.46%, 减少了 10.04%。实验结果表明, 所提算法可对 CUP-VISAR 诊断系统的动态场景进行还原, 并获得更高精度的冲击波速度数据, 具有实际的应用价值。

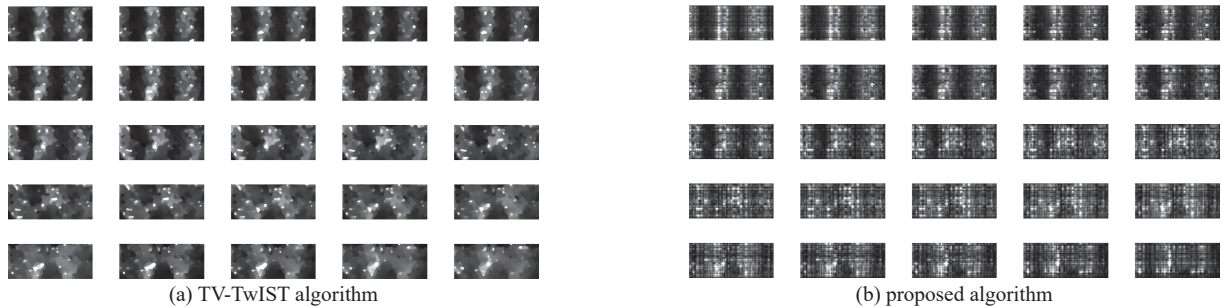


Fig. 11 Images of dynamic experiment reconstruction

图 11 动态实验重构图像

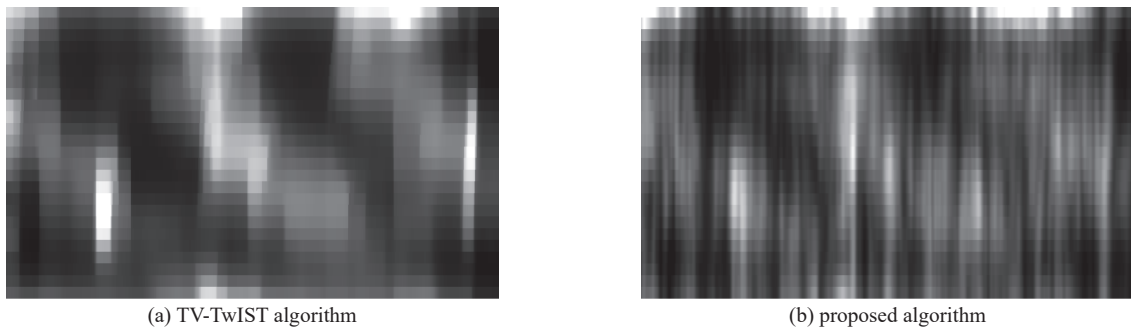


Fig. 12 Extracted VISAR images from reconstructed images

图 12 从重构图像中提取 VISAR 图像

5 结 论

针对 CUP-VISAR 诊断系统存在的冲击波条纹图像重构质量不理想的问题, 本文根据条纹图像空间结构的相似性和平滑性, 提出了一种基于低秩约束和全变分正则化的重构模型, 并采用 PnP-ADMM 迭代算法优化求解。利用所提的重构算法实现了 CUP-VISAR 诊断系统的仿真分析与实验测试。仿真结果表明, 所提算法在添加高斯噪声方差为 0.1 的条件下, 重构图像的峰值信噪比提高了 8.45 dB, 结构相似性提高了 8.52%。进一步设计真实实验研究与验证, 所提算法重构得到的冲击波最大速度误差小于 3.46%, 重构效果优于目前主流算法的重构效果。利用本文提出算法对 CUP-VISAR 诊断系统图像重构, 可为内爆压缩过程提供更高时空分辨的二维连续诊断, 具有理论

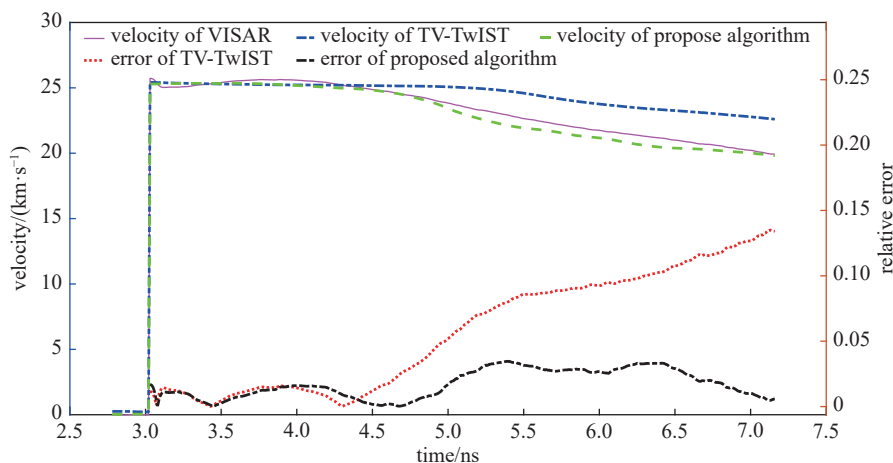


Fig. 13 Shock wave velocity curve and relative error diagram

图 13 冲击波速度曲线及相对误差图

意义和实际应用价值。基于算法即插即用的优点, 后续工作可针对条纹图像的特性添加更多的先验约束, 提高算法的重构精度。

参考文献:

- [1] 郑万国, 齐红基. 人类首次实现聚变“点火”, 激光聚变取得历史性突破[J]. *人工晶体学报*, 2023, 52(1): 1-7. (Zheng Wanguo, Qi Hongji. An exclusive interview with ZHENG Wanguo on the “Ignition” milestone in human history[J]. *Journal of Synthetic Crystals*, 2023, 52(1): 1-7)
- [2] Hurricane O A, Callahan D A, Casey D T, et al. Inertially confined fusion plasmas dominated by alpha-particle self-heating[J]. *Nature Physics*, 2016, 12(8): 800-806.
- [3] Meezan N B, Edwards M J, Hurricane O A, et al. Indirect drive ignition at the National Ignition Facility[J]. *Plasma Physics and Controlled Fusion*, 2017, 59: 014021.
- [4] 王峰, 关赞洋, 理玉龙, 等. 基于神光Ⅲ装置的光学诊断系统介绍[J]. *中国科学:物理学 力学 天文学*, 2018, 48(6): 48-58. (Wang Feng, Guan Zanyang, Li Yulong, et al. Optical diagnostic systems based on Shenguang III [J]. *SCIENTIA SINICA Physica, Mechanica & Astronomica*, 2018, 48(6): 48-58)
- [5] 刘寿先, 李泽仁, 彭其先, 等. 一种新的线成像激光干涉测速系统[J]. *强激光与粒子束*, 2009, 21(2): 213-216. (Liu Shouxian, Li Zeren, Peng Qixian, et al. A novel line-imaging velocity interferometer for shock diagnostics[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2009, 21(2): 213-216)
- [6] 刘寿先, 李泽仁, 彭其先, 等. 用于激光驱动飞片诊断的线成像速度干涉仪[J]. *强激光与粒子束*, 2010, 22(10): 2281-2284. (Liu Shouxian, Li Zeren, Peng Qixian, et al. Line-imaging velocity interferometer for laser driven flyer diagnostics[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2010, 22(10): 2281-2284)
- [7] Yang Yongmei, Li Yulong, Guan Zanyang, et al. A diagnostic system toward high-resolution measurement of wavefront profile[J]. *Optics Communications*, 2020, 456: 124554.
- [8] Gao Liang, Liang Jinyang, Li Chiye, et al. Single-shot compressed ultrafast photography at one hundred billion frames per second[J]. *Nature*, 2014, 516(7529): 74-77.
- [9] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [10] 王峰, 理玉龙, 关赞洋, 等. 压缩感知技术在激光惯性约束聚变研究中的应用[J]. *强激光与粒子束*, 2022, 34: 031021. (Wang Feng, Li Yulong, Guan Zanyang, et al. Application of compressed sensing technology in laser inertial confinement fusion[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2022, 34: 031021)
- [11] Zhu Liren, Chen Yujia, Liang Jinyang, et al. Space- and intensity-constrained reconstruction for compressed ultrafast photography[J]. *Optica*, 2016, 3(7): 694-697.
- [12] Liang Jinyang, Ma Cheng, Zhu Liren, et al. Single-shot real-time video recording of a photonic Mach cone induced by a scattered light pulse[J]. *Science Advances*, 2017, 3: e1601814.
- [13] Yang Chengshuai, Qi Dalong, Liang Jinyang, et al. Compressed ultrafast photography by multi-encoding imaging[J]. *Laser Physics Letters*, 2018, 15: 116202.
- [14] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1/4): 259-268.
- [15] Bioucas-Dias J M, Figueiredo M A T. A new TwIST: two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(12): 2992-3004.
- [16] 马坚伟, 徐杰, 鲍跃全, 等. 压缩感知及其应用: 从稀疏约束到低秩约束优化[J]. *信号处理*, 2012, 28(5): 609-623. (Ma Jianwei, Xu Jie, Bao Yuequan, et al. Compressive sensing and its application: from sparse to low-rank regularized optimization[J]. *Signal Processing*, 2012, 28(5): 609-623)
- [17] Candès E J, Li Xiaodong, Ma Yi, et al. Robust principal component analysis? [J]. *Journal of the ACM*, 2011, 58: 11.
- [18] Chen S H, Wang Xiran, Elgandy O A. Plug-and-Play ADMM for image restoration: fixed-point convergence and applications[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2017, 3(1): 84-98.
- [19] Venkatakrishnan S V, Bouman C A, Wohlberg B. Plug-and-Play priors for model based reconstruction[C]//IEEE Global Conference on Signal and Information

- Processing, 2013: 945-948.
- [20] Madych W R. Solutions of underdetermined systems of linear equations[J]. *Spatial Statistics and Imaging*, 1991, 20: 227-238.
- [21] Afonso M V, Bioucas-Dias J M, Figueiredo M A T. An augmented Lagrangian approach to the constrained optimization formulation of imaging inverse problems[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(3): 681-695.
- [22] Candès E J, Recht B. Exact matrix completion via convex optimization[J]. *Foundations of Computational Mathematics*, 2009, 9(6): 717-772.
- [23] Candès E J, Tao T. The power of convex relaxation: near-optimal matrix completion[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(5): 2053-2080.
- [24] Cai Jianfeng, Candès E J, Shen Zuwei. A singular value thresholding algorithm for matrix completion[J]. *SIAM Journal on Optimization*, 2010, 20(4): 1956-1982.
- [25] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, 41(3): 613-627.
- [26] Tanabe Y, Ishida T. Quantification of the accuracy limits of image registration using peak signal-to-noise ratio[J]. *Radiological Physics and Technology*, 2017, 10(1): 91-94.
- [27] Brunet D, Vrscay E R, Wang Zhou. On the mathematical properties of the structural similarity index[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 1488-1499.