

# 光学学报

## 基于变加速广义交替投影的 CUP-VISAR 压缩图像反演算法

黄庆鑫, 李海艳\*, 甘华权, 郑铠涛, 余远平, 黄运保

广东工业大学机电工程学院, 广东 广州 510006

**摘要** 针对从基于压缩超快成像的瞬态冲击波二维诊断系统获得的压缩图像中反演出时变冲击波二维条纹的问题, 提出一种基于变加速广义交替投影的图像反演算法。该算法利用二维条纹图像所具有的强低秩性和梯度稀疏特性, 将问题转化为基于低秩与全变分双先验约束的优化问题, 并通过变加速的方式有效减少了广义交替投影框架迭代求解该问题过程中产生的误差累积。仿真结果表明: 与现有算法相比, 在无噪情况下, 所提算法的平均峰值信噪比提升了 11.0 dB, 平均结构相似性提升了 11.4 个百分点; 在含噪情况下, 所提算法反演效果稳定, 抗噪能力良好。最后, 实验结果表明, 所提算法针对实际压缩图像也能反演出轮廓清晰的二维冲击波条纹, 且一维冲击波速度的最大相对误差从 20.38% 下降到 11.66%, 降低了 8.72 个百分点, 验证了该算法的可行性。

**关键词** 惯性约束聚变; 成像型任意反射面速度干涉仪; 压缩超快成像; 广义交替投影; 图像反演; 低秩约束

**中图分类号** TP391 **文献标志码** A

**DOI:** 10.3788/AOS230726

### 1 引言

激光驱动惯性约束聚变(ICF)的诊断技术是推动可控核聚变发展的重要研究内容<sup>[1-4]</sup>。其中, 成像型任意反射面速度干涉仪(VISAR)<sup>[5]</sup>是 ICF 被应用最广泛的诊断设备, 用于记录 ICF 所产生 ps 级别的时间分辨率的一维波前信息, 但该信息仅限于靶面上某一条线上各点的速度变化, 无法提供靶面上所有点的速度分布, 即二维速度场信息。

压缩感知技术能够以低采样率对信号进行采样和压缩, 并通过算法反演出原始信号<sup>[6-7]</sup>。2014 年, Gao 等<sup>[8]</sup>将压缩感知技术运用到超快成像中, 实现了时间分辨率可达到 2 ps、成像速度可达到  $10^{11}$  frame/s 的二维图像的压缩超快成像(CUP)。2020 年, Yang 等<sup>[9]</sup>将 CUP 应用于 ICF 诊断领域, 获得了具备高时间分辨率的压缩二维图像, 并通过反演算法实现了对二维冲击波速度场的动态反演。然而其反演算法是基于全变分(TV)<sup>[10]</sup>正则化的二步迭代收缩/阈值(TwIST)算法<sup>[11]</sup>, 易受正则化参数影响, 反演效果不稳定<sup>[12]</sup>。

因此, 本文提出一种新的 CUP-VISAR 压缩图像反演算法。首先, 考虑到冲击波二维条纹图像所具有的强低秩性和梯度稀疏特性, 采用低秩(LR)正则化<sup>[13]</sup>和 TV 正则化作为图像处理的先验信息; 其次, 将广义

交替投影(GAP)算法<sup>[14]</sup>作为迭代求解的框架, 该算法具备随时收敛、计算效率高的优点, 将目标优化问题分解为两个子问题, 并将 TV 和 LR 分别推广到子问题中, 充分发挥双先验约束的协同作用; 最后, 考虑在含噪图像下 GAP 算法迭代的误差累积的影响, 对算法结构进行优化改进, 采用变加速处理, 有效降低了迭代误差累积。

### 2 CUP-VISAR 系统原理

CUP-VISAR 成像系统如图 1 所示, 实线箭头表示探针光源的走向。该系统的关键在于利用 CUP 系统接收 VISAR 所探测到的冲击波信息, 这里重点介绍 CUP 部分的成像系统。目标经 VISAR 系统, 得到携带多普勒移频信息的动态干涉条纹像  $x$ , 途经透镜  $L_1$ 、 $L_2$  将  $x$  成像于编码器数字微镜(DMD), 实现条纹图像在 DMD 上的空间编码, 进而通过透镜  $L_3$ 、 $L_4$  进入到条纹相机, 相机对不同时刻的条纹图像进行偏移以实现图像在时间上的剪切, 最后传入电荷耦合器件(CCD)相机上进行叠加记录, 得到一幅二维压缩图像  $y$ , 其数学成像模型如图 2 所示, 其中,  $m$ 、 $n$  表示图像空间尺寸,  $t$  表示时间。

上述 CUP 成像过程可表示为

$$y = T \cdot S \cdot C \cdot x = A \cdot x, \quad (1)$$

收稿日期: 2023-03-29; 修回日期: 2023-05-07; 录用日期: 2023-06-26; 网络首发日期: 2023-07-14

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

通信作者: \*cathylhy@gdut.edu.cn

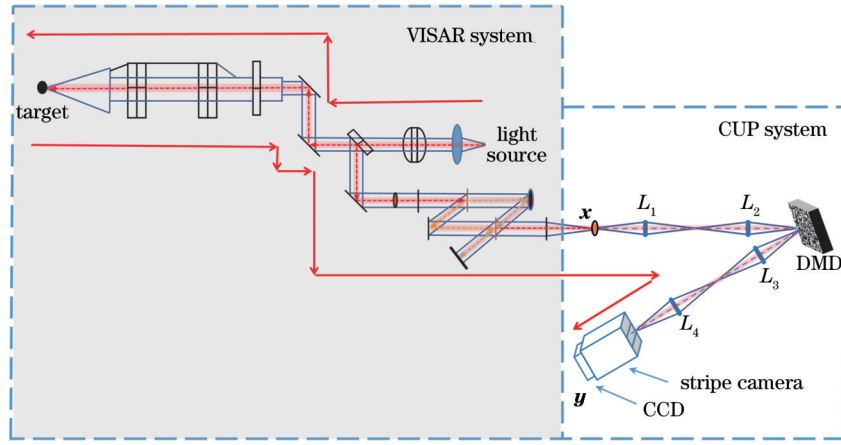


图 1 CUP-VISAR 成像系统示意图  
Fig. 1 Schematic diagram of CUP-VISAR imaging system

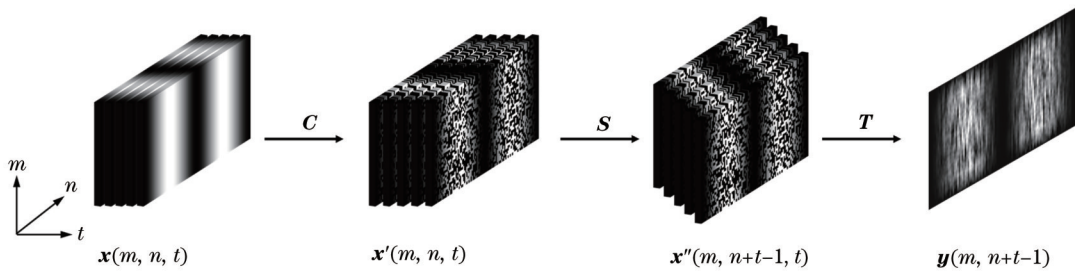


图 2 CUP 数学成像模型  
Fig. 2 CUP mathematical imaging model

式中： $C$ 表示与DMD图案对应的空间编码算子； $S$ 表示与条纹相机扫描档对应的时间剪切算子； $T$ 表示对CCD中每个像素在曝光时间内进行时间、空间积分的时空积分算子； $A = T \cdot S \cdot C$ 表示观测矩阵。

上述CUP-VISAR成像本质是一个线性的压缩传感过程，而其反演运算则是在已知观测矩阵  $A$  和二维压缩图像  $y$  的前提下，对式(1)进行逆向求解，反演出三维动态条纹图像  $x$ 。由于未知数个数远多于方程个数，属于欠定问题，因此通常采用添加待求值的先验约束，将其转化为一个优化求解问题。

### 3 基于变加速GAP的压缩图像反演

#### 3.1 基于低秩和全变分的优化模型

一方面，信息冗余度高的图像通常具备低秩性，通过低秩矩阵逼近可保留图像的主要特征和细节；另一方面，大多数图像存在光滑和边缘的区域，可通过TV调节各区域的强度，从而起到保留边缘信息并促进分段光滑的作用<sup>[15]</sup>。三维动态条纹图像  $x$  具备大量相似块，表明其包含大量冗余信息，即低秩性强；此外， $x$  具有明确的边缘信息和局部光滑特性。因此，在式(1)基础上，添加待求量  $x$  的LR及TV双先验约束，进而将其转化为优化模型

$$\arg \min_x [\Phi_{TV}(x) + \text{rank}(x)], \text{ s.t. } \|y - A \cdot x\|_2^2 \leq \epsilon, \quad (2)$$

式中： $\arg \min(\cdot)$ 表示使目标函数取最小值时的变量值； $\Phi_{TV}(\cdot)$ 表示TV正则化； $\text{rank}(\cdot)$ 表示秩函数； $\|\cdot\|_2$ 表示模长( $l_2$ 范数)； $\epsilon$ 表示误差值。

对于式(2)，采用GAP算法将其转化为无约束优化问题<sup>[16]</sup>

$$\arg \min_{x,v} \left[ \frac{1}{2} \|y - A \cdot x\|_2^2 + \frac{\eta}{2} \|x - v\|_2^2 + \tau \cdot \Phi_{TV}(x) + \lambda \cdot \text{rank}(v) \right], \quad (3)$$

式中： $v$ 为额外引入的辅助变量； $\eta$ 为调节参数； $\tau$ 和 $\lambda$ 为大于0的拉格朗日乘子。

式(3)通过交替更新  $x$  和  $v$  的方式进行迭代求解，即固定一个变量，而更新另一个变量。具体过程可用两个分离的迭代方程表示

$$x_{k+1} = \arg \min_x \left[ \frac{1}{2} \|y - A \cdot x\|_2^2 + \frac{\eta}{2} \|x - v_k\|_2^2 + \tau \cdot \Phi_{TV}(x) \right], \quad (4)$$

$$v_{k+1} = \arg \min_v \left[ \frac{\eta}{2} \|x_{k+1} - v\|_2^2 + \lambda \cdot \text{rank}(v) \right], \quad (5)$$

式中： $k$ 表示第  $k$  次迭代。

#### 3.2 算法流程

对式(3)进行分离得到的式(4)、式(5)两个子问题，可通过以下流程进行迭代求解。

1) 固定  $\mathbf{v}$ , 更新  $\mathbf{x}$ 。

式(4)中的  $\Phi_{\text{TV}}(\cdot)$  为不可微项, 利用压缩感知理论<sup>[17]</sup>, 可先将式(4)分解为

$$\mathbf{x}_{k+0.5} = \arg \min_x \left( \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}\|_2^2 + \frac{\eta}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{v}_k\|_2^2 \right), \quad (6)$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \arg \min_x \left[ \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{k+0.5}\|_2^2 + \tau \cdot \Phi_{\text{TV}}(\mathbf{x}_{k+0.5}) \right], \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{x}_{k+0.5}$  的更新可由线性流形  $\mathbf{v}$  上的欧氏投影求得

$$\mathbf{x}_{k+0.5} = \mathbf{v}_k + \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \cdot \mathbf{A}^T)^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{A} \cdot \mathbf{v}_k) / (\eta + 1), \quad (8)$$

将更新后的  $\mathbf{x}_{k+0.5}$  代入式(7), 并利用收缩公式<sup>[18]</sup>进行求解, 得到

$$\mathbf{x}_{k+1} = \max(|\nabla \mathbf{x}_{k+0.5}| - \tau, 0) \cdot \frac{\nabla \mathbf{x}_{k+0.5}}{|\nabla \mathbf{x}_{k+0.5}|}, \quad (9)$$

式中:  $\nabla$  表示梯度算子, 包括水平方向  $\nabla_m$  和垂直方向  $\nabla_n$ 。

2) 固定  $\mathbf{x}$ , 更新  $\mathbf{v}$ 。

由于秩的离散性, 式(5)的求解属于 NP (Nondeterministic polynomial) 难问题<sup>[19]</sup>, 这里通过使秩函数凸近似为核范数, 将原问题转化为核范数最小化问题<sup>[20]</sup>

$$\mathbf{v}_{k+1} = \arg \min_v \left( \frac{\eta}{2} \|\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{v}\|_2^2 + \lambda \cdot \|\mathbf{v}\|_* \right), \quad (10)$$

式中:  $\|\cdot\|_* = \sum_i^m \sigma_i$  表示核范数,  $\sigma_i$  表示第  $i$  个奇异值。

对于式(10), 利用奇异值阈值(SVT)法<sup>[21]</sup>进行求解, 得到

$$\begin{cases} (\mathbf{U}_{k+1}, \mathbf{\Sigma}_{k+1}, \mathbf{V}_{k+1}) = \text{svd}(\mathbf{x}_{k+1}) \\ \mathbf{v}_{k+1} = \mathbf{U}_{k+1} \cdot \mathbf{S}_\rho(\mathbf{\Sigma}_{k+1}) \cdot \mathbf{V}_{k+1}^T \end{cases}, \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{U}$  表示左奇异矩阵;  $\mathbf{\Sigma}$  表示奇异值矩阵;  $\mathbf{V}$  表示右奇异矩阵;  $\text{svd}(\cdot)$  表示奇异值分解;  $\mathbf{S}_\rho(\cdot)$  表示阈值为  $\rho$  的软阈值算子, 即  $\mathbf{S}_\rho(\omega) = \text{sign}(\omega) \cdot \max(\omega - \rho, 0)$ ,  $\text{sign}()$  表示符号函数。

为了加速  $\mathbf{x}$  的优化求解, 在上述流程 1)、2) 的基础上, 对式(8)进行修改, 使线性流形上的投影实现自适应调整, 得到

$$\mathbf{x}_{k+0.5} = \mathbf{v}_k + \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \cdot \mathbf{A}^T)^{-1} (\mathbf{y}_k - \mathbf{A} \cdot \mathbf{v}_k) / (\eta + 1), \quad (12)$$

$$\mathbf{y}_{k+1} = \mathbf{y}_k + (\mathbf{y} - \mathbf{A} \cdot \mathbf{v}_k), \forall k \geq 1. \quad (13)$$

当存在噪声因素时, 随着迭代次数增加,  $\mathbf{y}_{k+1}$  不可避免地逐渐增大,  $\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{A} \cdot \mathbf{v}_{k+1}$  的误差也不断累积, 当累积到一定程度后, 会影响优化模型的求解, 进而导致反演质量下降。针对该情况, 通过调整投影权重的参数  $\eta$ , 对 GAP 进行变加速处理。设置阈值  $T_{\text{VPT}}$ , 当  $\max(\mathbf{y}_k - \mathbf{A} \cdot \mathbf{v}_k) \leq T_{\text{VPT}}$  时, 将  $\eta$  设置为 0, 此时权重为 1, 充分利用  $\mathbf{y}$  所含信息以快速收敛; 当  $\max(\mathbf{y}_k - \mathbf{A} \cdot \mathbf{v}_k) > T_{\text{VPT}}$  时, 取消变加速处理, 并通过增大  $\eta$  来降低投影权重, 有效降低包含过多误差信息的  $\mathbf{y}_k$  带来的

影响。

综上, 所提算法求解步骤如算法 1 所示。

算法 1

输入:  $\mathbf{y}, \mathbf{A}, \eta, \tau, \lambda, \epsilon$  及收敛条件

初始化:  $\mathbf{v}_0 = 0, k = 0$

迭代以下步骤:

- 1) 根据式(12)更新  $\mathbf{x}_{k+0.5}$ , 若  $\max(\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{A} \cdot \mathbf{v}_{k+1}) > T_{\text{VPT}}$ , 改为由式(8)更新  $\mathbf{x}_{k+0.5}$  并调整  $\eta$ ;
- 2) 根据式(9)更新  $\mathbf{x}_{k+1}$ ;
- 3) 根据式(13)更新  $\mathbf{y}_{k+1}$ ;
- 4) 根据式(11)更新  $\mathbf{v}_{k+1}$ ;
- 5) 检查收敛条件:  $\|\mathbf{y} - \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}\|_2^2 \leq \epsilon$  或  $k \geq$  总迭代次数;
- 6)  $k = k + 1$ , 重复步骤 1) 至 5)。

## 4 仿真实验与分析

针对所提算法 1, 为验证其在 CUP-VISAR 图像反演的有效性进行仿真实验, 并以 TV-TwIST、TV-GAP 为对照组, 所涉及参数均根据实际情况进行手动调整。

### 4.1 数据获取及处理

第一步, 将一组线-VISAR 所记录的冲击波速度以余弦的相位变化进行体现, 进而生成一幅仿真图像, 该图像表示冲击波条纹信息随时间变化的情况, 如图 3<sup>[22]</sup>所示。其中, 横轴方向表示二维条纹图像中某一条线上各点的坐标, 纵轴方向表示时间, 选取 60 个包含冲击波静止、加速、减速等过程的时间点, 这些点极具代表性。第二步, 考虑到在理想情况下, 冲击波二维速度场通常被认为是绝对均匀的, 即所得到的 2D-VISAR 干涉条纹是笔直的, 并参考在真实实验中获取的图像有效尺寸, 将图 3 中沿着时间  $t$  方向上的每一行进行复制扩展 330 次, 获取对应的 2D-VISAR 仿真条纹图像  $x(m, n, t)$ , 像素尺寸为  $330 \text{ pixel} \times 790 \text{ pixel} \times 60 \text{ pixel}$ , 将其作为 CUP 系统的输入数据, 如图 4 所示。



图 3 线-VISAR 仿真图

Fig. 3 Line-VISAR simulation diagram

第三步, 对 60 幅 2D-VISAR 条纹图像进行模拟编码、剪切和压缩。为了更接近设备的实际情况, 以编码孔径大小为  $8 \times 8$ 、采样率为 0.5 所生成的随机编码矩阵对仿真条纹图像进行随机采样, 单张条纹图像编码后效果如图 5 所示; 令相邻帧图像位置进行 1 pixel 的偏移并叠加, 最终得到 CUP-VISAR 压缩图像

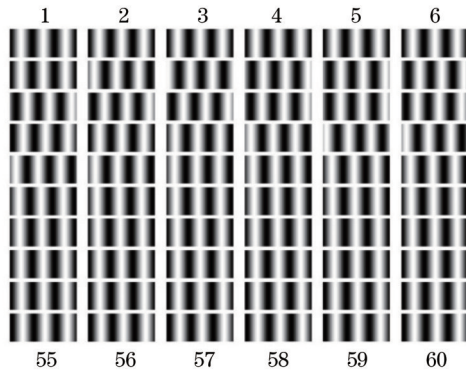


图 4 2D-VISAR 仿真条纹图  
Fig. 4 2D-VISAR simulation fringe diagram

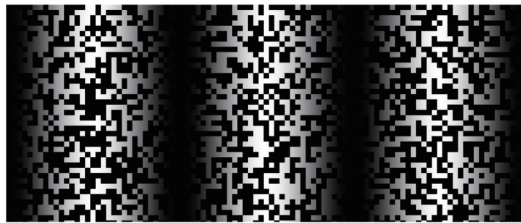


图 5 单张条纹编码图像  
Fig. 5 Single stripe-coded image

$y(m, n)$ , 其像素尺寸为  $389 \text{ pixel} \times 790 \text{ pixel}$ , 如图 6 所示。

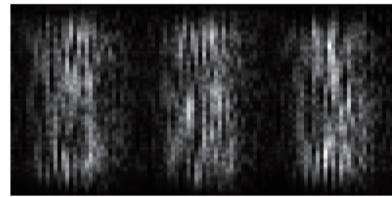


图 6 CUP-VISAR 压缩图像  
Fig. 6 CUP-VISAR compressed image

#### 4.2 实验设置及评价方法

考虑到在实际测量冲击波速度的实验中,所生成的条纹图像通常会附带噪声,故设置两组仿真实验进行测试。

实验 1:以无噪声的 2D-VISAR 条纹图像作为输入,测试 2 种算法对压缩帧数为 60 的图像反演效果;

实验 2:模拟噪声环境,将零均值高斯噪声添加到每幅图像中,并设置 5 个子实验,其噪声方差  $\sigma$  分别为 0、0.01、0.05、0.1、0.5,测试 2 种算法的抗噪能力。

最后,通过对比反演效果图和客观图像评价方法所得到的数据,验证所提算法的有效性。评价方法包括峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)<sup>[23]</sup>。

#### 4.3 实验结果与分析

实验 1:无噪声情况下反演得到的线-VISAR 图如图 7 所示,与原始数据进行计算得到的 PSNR、SSIM 数据曲线如图 8 所示。

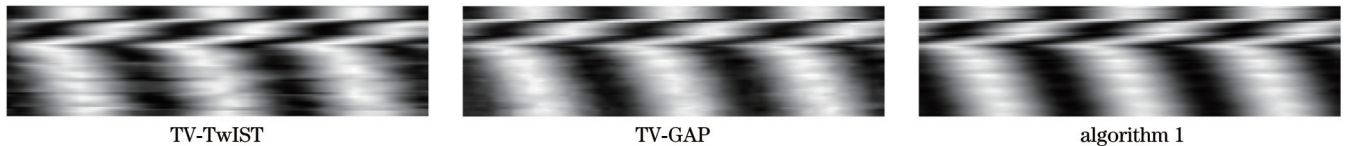


图 7 无噪声的线-VISAR 图  
Fig. 7 Noiseless line-VISAR diagram

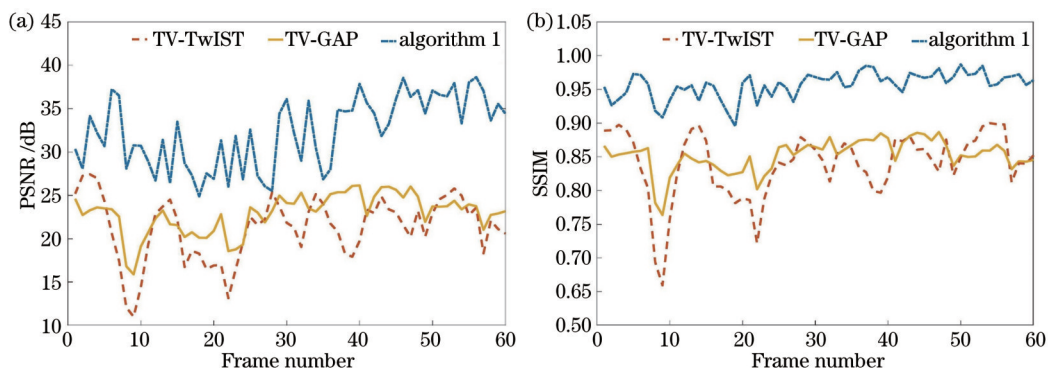


图 8 无噪声的反演评价曲线。(a) PSNR; (b) SSIM  
Fig. 8 Noiseless inversion evaluation curves. (a) PSNR; (b) SSIM

从图 7 中可看出,TV-TwIST 的条纹存在条纹不连续、轮廓部分模糊的现象;TV-GAP 的条纹较为连续,但仍有轮廓模糊现象;而算法 1 的条纹与原始数据更加接近,连续且不模糊。

图 8 中,TV-TwIST 的 PSNR 分布在 11.0~

27.4 dB 区间,SSIM 分布在 65.5%~98.7% 区间;TV-GAP 的 PSNR 分布在 15.9~26.1 dB 区间,SSIM 分布在 76.4%~88.7% 区间;算法 1 的 PSNR 分布在 24.9~38.6 dB 区间,SSIM 分布在 89.57%~98.7% 区间。

与 TV-TwIST 相比, 算法 1 所反演图像的平均 PSNR 提升了 11.0 dB, 平均 SSIM 提升了 11.4 百分点; 与 TV-GAP 相比, 算法 1 所反演图像的平均 PSNR 提升了 9.4 dB, 平均 SSIM 提升了 10.2 百分点。此外, TV-TwIST 和 TV-GAP 在条纹移动速度较快时, 反演质量大幅下降, 如第 9 帧图像所示; 而算法 1 整体

的反演质量波动小, 在第 9 帧图像也仅有少量的下降, 这体现了算法 1 的反演稳定性。

实验 2: 由表 1 可知, 随着噪声强度的提高, 各算法反演质量均有所下降, 当噪声方差为 0.5 时, 算法 1 的最小峰值信噪比 (PSNR<sub>min</sub>) 为 14.39 dB, 最小结构相似度 (SSIM<sub>min</sub>) 为 73.22%, 仍处于较高水平。

表 1 不同噪声下各算法反演质量参数

Table 1 Quality parameter retrieved by each algorithm under different noises

$\sigma$	PSNR <sub>min</sub> / dB			SSIM <sub>min</sub> / %		
	TV-TwIST	TV-GAP	Algorithm 1	TV-TwIST	TV-GAP	Algorithm 1
0	10.98	15.89	24.88	65.50	76.80	89.57
0.01	8.60	13.10	18.40	66.38	70.05	81.53
0.05	7.57	13.05	16.64	63.56	69.09	79.54
0.10	6.79	12.25	15.54	51.13	66.29	76.82
0.50	6.48	11.15	14.39	55.44	59.66	73.22

结合实验 1 可知, 冲击波速度越快, 则图像反演越困难, 而图像的反演质量会进一步影响后续提取速度的准确性。在输入的 2D-VISAR 数据中, 第 9 帧移动速度是最快的, 该帧图像的反演质量很大程度上决定了实验结果的有效性。因此, 将不同噪声下得到的第 9 帧条纹图像进行对比, 如图 9 所示。TV-

TwIST 所得图像均存在过度平滑、条纹轮廓细节丢失的问题, 且随着噪声加剧, 问题逐渐恶化; TV-GAP 所得图像能看清条纹轮廓, 但随着噪声加剧, 轮廓逐渐模糊; 算法 1 所得图像在不同噪声影响下, 均能清晰看到条纹的轮廓和细节, 证明其抗噪能力强。

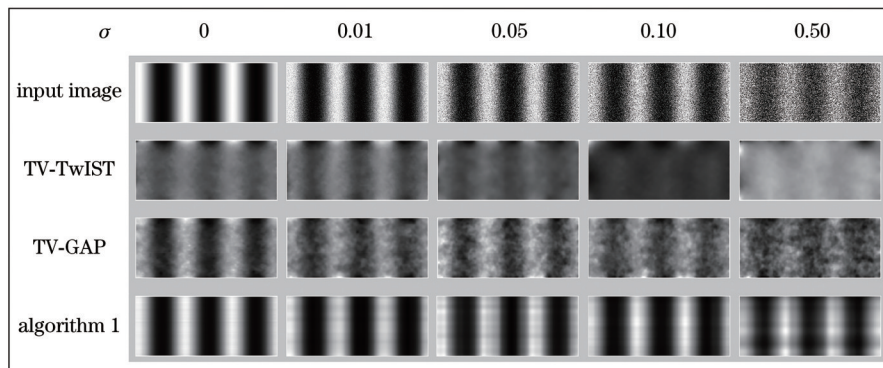


图 9 第 9 帧含噪图像的反演对比

Fig. 9 Inversion comparison of the image containing noise in frame 9

通过仿真实验 1、实验 2, 证明了算法 1 在 CUP-VISAR 压缩图像反演领域上的质量优于现有算法。

## 5 真实实验与分析

在仿真实验基础上, 开展真实的实验进行数据收集和算法反演测试。

### 5.1 实验设置及参数

本实验设置的光路排布如图 10 所示, 实线箭头表示探针光源的走向, 通过 VISAR 系统到达成像点 IP, 得到干涉条纹  $x$ , 利用分束镜将其传入 CUP 系统, 记录得到的二维冲击波压缩图像  $y$ 。此外, 利用分束镜将  $x$  传入狭缝不完全打开的条纹相机, 记录一维冲击波速度, 作为实验对照组。

在 CUP 系统中, DMD 编码孔径大小为  $8 \times 8$ , 并设置 DMD 编码矩阵为固定矩阵, 条纹相机狭缝完全打开 (约 5 mm), 时间分辨率为 200 ns, 探针的脉冲宽度为 5 ns, 图像探测帧频为 5 frame/ns, 最后由 CCD 相机记录得到观测图像, 其像素尺寸为 349 pixel  $\times$  788 pixel, 其压缩帧数为 25。部分观测数据如图 11 所示。

### 5.2 实验结果与分析

对观测数据进行反演, 得到 25 帧动态条纹, 如图 12 所示。由图 12 可看出, TV-TwIST 所反演的图像过度平滑, 边界轮廓模糊, 且第 15~25 帧难以看清其轮廓; TV-GAP 平滑程度较小, 但第 16~21 帧轮廓仍难以看清; 算法 1 整体较好, 在第 17~20 帧虽存在略微发散, 但轮廓仍清晰可见。根据图 13 的局部对比图,

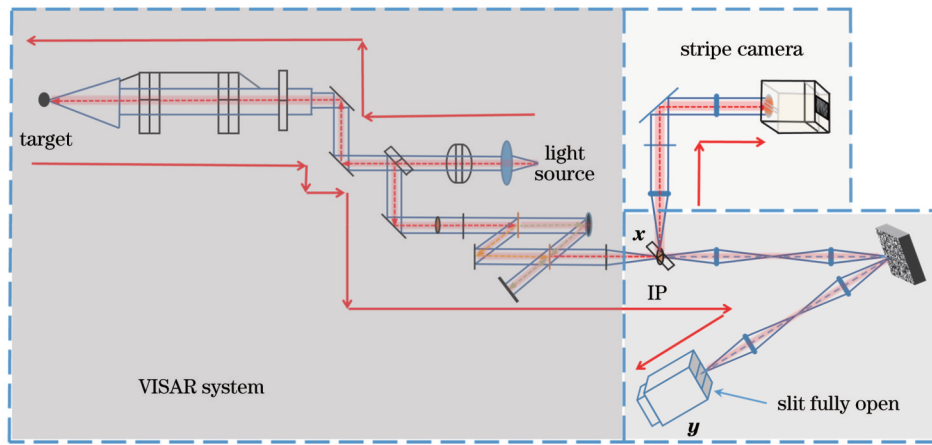


图 10 实验光路图

Fig. 10 Experimental optical path diagram

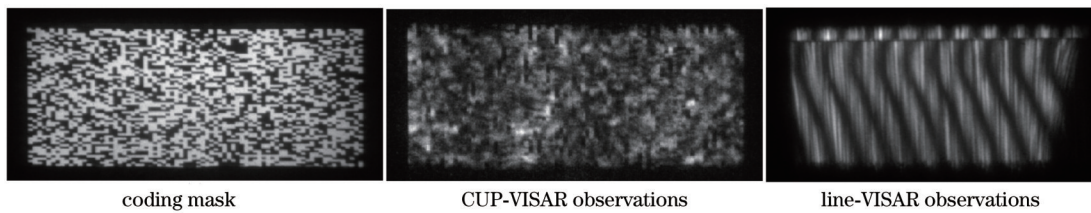


图 11 实验观测数据

Fig. 11 Experimental observation data

可清晰地看出第 17 帧条纹图的反演情况,并由所框选出的放大区域可看出,TV-TwIST 无法清晰地识别出

条纹边界,TV-GAP 轮廓严重模糊,而算法 1 能较清晰地识别出条纹边界轮廓。

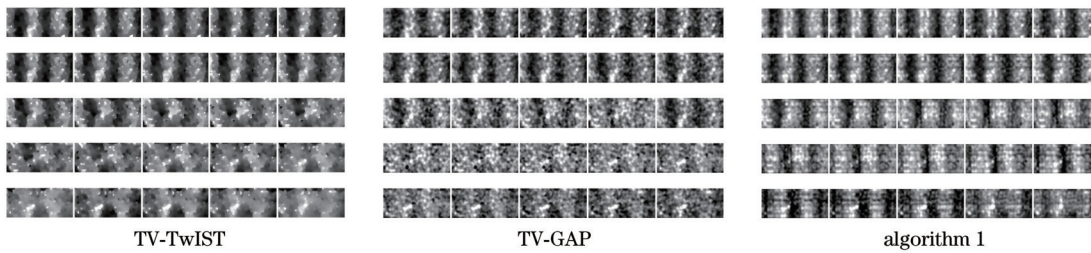


图 12 反演条纹图

Fig. 12 Inversion fringe pattern

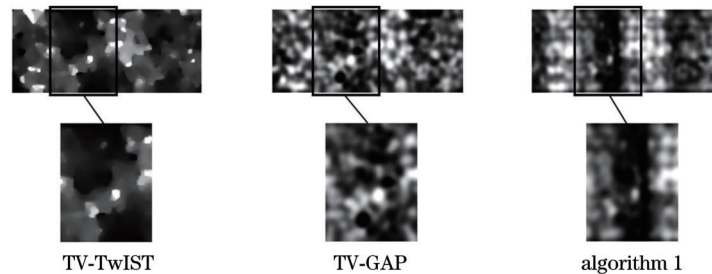


图 13 第 17 帧反演局部对比图

Fig. 13 Local contrast map retrieved in frame 17

提取反演图像的每一行,按照时间顺序排列组合得到线-VISAR 图像,如图 14 所示,该图由 25 帧反演图像的中间行组合所得。由图 14 可知,3 种算法整体趋势与线-VISAR 相似,但 TV-TwIST 和 TV-GAP 所

反演的图像存在较明显的模糊、断层现象。进一步利用傅里叶变换提取图 14 中每一行的条纹相位<sup>[24]</sup>,结合时间得到反演数据的一维冲击波速度。由图 15 可知,与线-VISAR 冲击波速度相比,TV-TwIST 和

TV-GAP 所得速度曲线波动较大,不稳定,而算法 1 整体较为平稳。此外,TV-TwIST 所得速度的最大相对误差为 20.38%,TV-GAP 所得速度的最大相对误差为 19.58%,而算法 1 所得速度的最大相对误差

仅 11.66%,相较于前两种算法分别减少了 8.72、7.92 百分点。由此表明,算法 1 在 CUP-VISAR 的实际应用中,进行反演求解具有较好的稳定性与可行性。

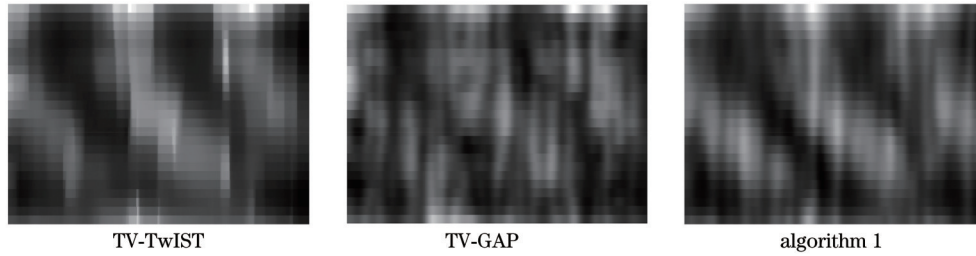


图 14 从反演图像提取线-VISAR 图

Fig. 14 Line-VISAR maps extracted from inversion image

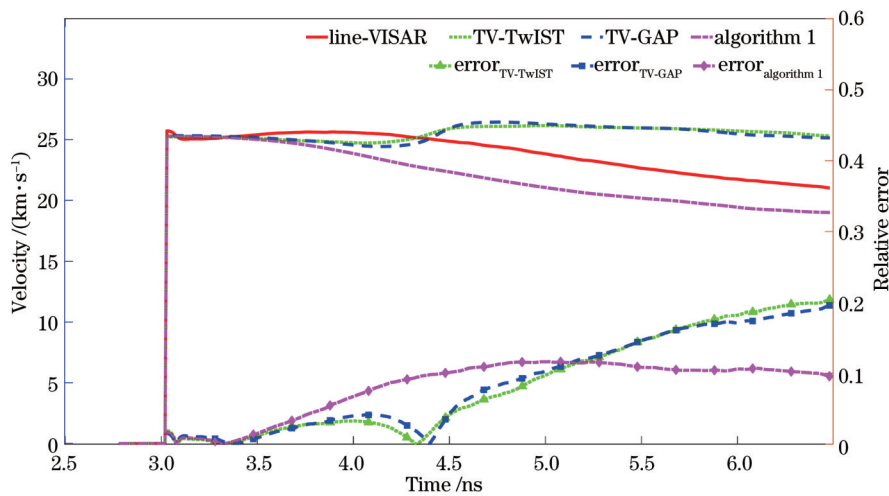


图 15 冲击波速度曲线及相对误差图

Fig. 15 Shock wave velocity curves and relative error diagram

## 6 结 论

提出一种新的 CUP-VISAR 压缩图像反演算法。首先,根据条纹图像所具有的低秩性和梯度稀疏特性,引入 LR 和 TV 正则项,建立双先验约束优化模型,目的在于保留图像特征和细节的同时,促进分段平滑;其次,利用 GAP 算法对该优化模型进行迭代求解;最后,针对噪声因素在 GAP 迭代中产生的误差累积问题,提出一种变加速处理方式,有效增强了该算法的抗噪能力。通过仿真和实验对所提算法进行验证,结果表明该算法针对 CUP-VISAR 压缩图像的反演质量在主观视觉和客观评价参数上均表现良好,既能保留图像的结构细节、平滑特性,同时具备良好的去噪性能。

### 参 考 文 献

[1] 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):52-62. Wang F, Guan Z Y, Li Y L, et al. Optical diagnostic systems based on Shenguang III [J]. Scientia Sinica: Physica, Mechanica & Astronomica, 2018, 48(6): 52-62.

[2] 伊圣振,司昊轩,黄秋实,等.激光惯性约束聚变 X 射线诊断用多通道 Kirkpatrick-Baez 成像系统研究进展[J].光学学报,2022,42(11):1134007. Yi S Z, Si H X, Huang Q S, et al. Research progress of multi-channel Kirkpatrick-Baez microscope for X-ray diagnostics in laser inertial confinement fusion[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(11): 1134007.

[3] 吴宇际,张青,王峰,等.广角任意反射面速度干涉仪条纹内爆对称性分析[J].强激光与粒子束,2022,34(12):122002. Wu Y J, Zhang Q, Wang F, et al. Analyzing implosion symmetry based on fringe shifts of wide-angle velocity interferometer system for any reflector[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2022, 34(12): 122002.

[4] 吴宇际,张青,王峰,等.广角任意反射面速度干涉仪虚像性质[J].强激光与粒子束,2022,34(11):112003. Wu Y J, Zhang Q, Wang F, et al. Virtual image properties of wide-angle velocity interferometer system for any reflector[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2022, 34(11): 112003.

[5] 吴宇际,张青,王峰,等.广角任意反射面速度干涉仪条纹内爆对称性分析[J].强激光与粒子束,2022,34(12):122002. Wu Y J, Zhang Q, Wang F, et al. Symmetry analysis of fringe implosion of wide-angle arbitrary reflection surface velocity interferometer[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2022, 34(12): 122002.

[6] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

- [7] 唐意东, 黄树彩, 黄达. 基于空间域压缩采样和谱域 Karhunen-Loève 变换的光谱成像与重构[J]. 光学学报, 2018, 38(5): 0530004.  
Tang Y D, Huang S C, Huang D. Spectral imaging and reconstruction based on spatial compressive sampling and spectral Karhunen-Loève transform[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(5): 0530004.
- [8] Gao L, Liang J Y, Li C Y, et al. Single-shot compressed ultrafast photography at one hundred billion frames per second [J]. Nature, 2014, 516(7529): 74-77.
- [9] Yang Y M, Li Y L, Guan Z Y, et al. A diagnostic system toward high-resolution measurement of wavefront profile[J]. Optics Communications, 2020, 456: 124554.
- [10] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1/2/3/4): 259-268.
- [11] 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.
- [12] Yang C S, Qi D L, Cao F Y, et al. Improving the image reconstruction quality of compressed ultrafast photography via an augmented Lagrangian algorithm[J]. Journal of Optics, 2019, 21(3): 035703.
- [13] Candès E J, Li X D, Ma Y, et al. Robust principal component analysis?[J]. Journal of the ACM, 58(3): 11.
- [14] Liao X J, Li H, Carin L. Generalized alternating projection for weighted- $l_{2,1}$  minimization with applications to model-based compressive sensing[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2014, 7(2): 797-823.
- [15] Beck A, Teboulle M. Fast gradient-based algorithms for constrained total variation image denoising and deblurring problems[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(11): 2419-2434.
- [16] Yuan X. Generalized alternating projection based total variation minimization for compressive sensing[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), September 25-28, 2016, Phoenix, AZ, USA. New York: IEEE Press, 2016: 2539-2543.
- [17] Zhang J, Ghanem B. ISTA-net: interpretable optimization-inspired deep network for image compressive sensing[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: 1828-1837.
- [18] Goldstein T, Osher S. The split bregman method for L1-regularized problems[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 323-343.
- [19] Gillis N, Glineur F. Low-rank matrix approximation with weights or missing data is NP-hard[J]. SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, 2011, 32(4): 1149-1165.
- [20] Huang S M, Wolkowicz H. Low-rank matrix completion using nuclear norm minimization and facial reduction[J]. Journal of Global Optimization, 2018, 72(1): 5-26.
- [21] Liu X Y, Wang S M, Fu S J, et al. An efficient collaborative filtering method for image noise and artifact removal[J]. IEEE Access, 2020, 8: 124158-124171.
- [22] Guan Z Y, Li Y L, Wang F, et al. Study on the length of diagnostic time window of CUP-VISAR[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(12): 125208.
- [23] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [24] 司召鹏, 毛邦宁, 卜泽华, 等. 基于快速傅里叶变换的分布式振动传感信号解调分析[J]. 中国激光, 2023, 50(5): 0506001.  
Si Z P, Mao B N, Bu Z H, et al. Demodulation analysis of distributed vibration sensor signals based on fast Fourier transform[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(5): 0506001.

## CUP-VISAR Compressed Image Inversion Algorithm Based on Variable-Accelerated Generalized Alternating Projection

Huang Qingxin, Li Haiyan\*, Gan Huaquan, Zheng Kaitao, Yu Yuanping, Huang Yunbao

*School of Electromechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, Guangdong, China*

### Abstract

**Objective** The diagnosis technology of laser-driven inertial confinement fusion (ICF) is an essential research direction to promote the development of controllable nuclear fusion. Specifically, the velocity interferometer system for any reflector (VISAR) is the most extensively employed diagnostic device of ICF, and it is adopted to record one-dimensional wavefront information with picosecond time resolution generated by ICF. However, the information is only confined to the velocity changes of a line on the target surface and cannot provide two-dimensional (2D) velocity field information of all locations on the target surface. A new type of 2D-VISAR diagnosis system is obtained by combining the compressed ultra-fast photography (CUP) system which can implement 2D ultra-fast imaging with line-VISAR and is applied to ICF diagnosis. The compressed 2D images with high time resolution are obtained, and the 2D stripes of time-varying shock waves are obtained by the inversion algorithm. However, the current mainstream inversion algorithms are readily affected by their regularization parameters, with unstable imaging effects. Therefore, we propose a compressed image inversion algorithm based on variable-accelerated generalized alternating projection (GAP) to optimize the CUP-VISAR inversion effect.

**Methods** We put forward a novel CUP-VISAR compressed image inversion algorithm. First, considering the strong



low-rank and gradient sparsity characteristics of 2D fringe images, low rank (LR) regularization and total variation (TV) regularization are employed as the prior information of image processing, and the problem is transformed into an optimization problem based on double prior constraints of LR and TV. The GAP algorithm is utilized as an iterative solution framework to decompose the objective optimization problem into two sub-problems, and TV and LR are extended to the sub-problems respectively to give full expression to the synergistic effect of double prior constraints. Finally, considering the influence of error accumulation in iterative GAP under chaotic images, the structure of the algorithm is optimized and improved, and the variable-accelerated processing is proposed to reduce iterative error accumulation.

**Results and Discussions** In the simulation experiment, the shock wave velocity recorded by line-VISAR is extracted to generate a 2D simulation image (Fig. 3). Furthermore, the 2D-VISAR simulation fringe image is extended in the time dimension as the original data (Fig. 4), which is encoded, chopped and compressed to obtain a 2D image with 60 compressed frames (Fig. 6). The inversion effect is simulated and contrasted in noise-free and noisy environments. The results show that compared with the existing algorithms, the average peak signal-to-noise ratio of the proposed algorithm is increased by 11.0 dB and the average structural similarity is increased by 11.4% in the case of no noise (Fig. 8). In the case of noise, the algorithm has stable inversion effect and sound anti-noise ability (Table 1 and Fig. 9). In the real experiment, the experimental optical path is set up (Fig. 10), the CUP-VISAR branch system is adopted to obtain coded images and 2D compressed images, and the line-VISAR branch system is leveraged to obtain 1D shock wave velocity data as the experimental control group (Fig. 11). In the CUP system, the DMD coding aperture is  $8 \times 8$ , the stripe camera slit is entirely opened (about 5 mm), and the temporal resolution is 200 ns. Pulse width of the probe is 5 ns, the image detection frame rate is 5 frames/ns, and the pixel size of the compressed image is  $349 \times 788$ , with the number of compressed frames being 25. The results show that compared with the actual compressed images, the proposed algorithm can still invert the 2D shock wave periphery with clear contour (Figs. 12 and 13). The inversion results are transformed into line-VISAR images and the one-dimensional shock wave velocity is extracted for comparison. Compared with that of the line-VISAR shock wave velocity, the maximal relative error of the inversion results of the proposed algorithm decreases from 20.38% to 11.66%, with a reduction of 8.72% (Fig. 15).

**Conclusions** In the proposed CUP-VISAR compressed image inversion algorithm, we introduce LR and TV regularization terms according to the characteristics of fringe images and build a double prior constraint optimization model to promote piecewise smoothing and preserve image features and details. Then, we utilize the GAP framework to solve the optimization model iteratively. Finally, we propose a variable-accelerated method to enhance the anti-noise ability of the algorithm for addressing the error accumulation problem caused by noise factors in GAP iteration. The experimental results show that the proposed algorithm performs well in subjective visual and objective evaluation parameters for the inversion quality of CUP-VISAR compressed images. This means that the algorithm can retain image structure details and smooth characteristics, with sound denoising performance, which verifies the feasibility of the proposed algorithm in CUP-VISAR.

**Key words** inertial confinement fusion; image-type velocity interferometer system for any reflector; compressed ultra-fast imaging; generalized alternating projection; image inversion; low rank constraint