

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108067

基于压缩感知的冲击波超压场重建方法^{*}

闫昕蕾 李 剑 孔慧华 王黎明 郭亚丽

(中北大学信息探测与处理山西省重点实验室 太原 030051)

摘要: 在实际爆炸试验中,由于观测点数据稀疏,重建区域大等因素造成了数据量不足,利用传统迭代重建算法来重建冲击波超压场有其局限性。为提升单投影角度不完全投影数据条件下的成像效果,提出了一种基于TV最小化联合字典学习的冲击波超压场重建方法。结合压缩感知在稀疏约束方面的优势,利用TV正则化方法优化冲击波超压场的边缘信息,通过字典学习方法提高超压场内部细节信息的刻画程度,能够用较少的数据来重建冲击波超压场。经试验验证,与SART重建算法相比,TV-DL方法的重建精度有明显提升,其RMSE值降低了近40 m/s,且在每个网格内的相对误差减少了2.5%左右,实现了一种更高效的重建方法,在武器弹药毁伤评估、工程防护等领域,具有一定的理论意义和工程应用价值。

关键词: 冲击波;压缩感知;TV正则化;超压场重建;字典学习

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Reconstruction of shock wave overpressure field based on compressed sensing

Yan Xinlei Li Jian Kong Huihua Wang Liming Guo Yali

(Shanxi Key Laboratory of Signal Capturing and Processing, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Due to the sparse data and large reconstruction area in the actual explosion test, the amount of data is insufficient. The traditional iterative reconstruction algorithm has its limitations in the reconstruction of the shock wave overpressure field. In order to improve the imaging effect under the condition of incomplete projection data with single projection angle, a reconstruction method combining total variation minimization and dictionary learning is proposed in this paper. Combining the advantages of compressed sensing in sparse constraints, the TV regularization method is used to optimize the edge information of the shock wave overpressure field, and the dictionary learning method is used to improve the detail characteristics of the shock wave field, which can reconstruct the shock wave overpressure field with less data. The analysis shows that compared with the SART algorithm, the proposed method can significantly improve the reconstruction quality, its RMSE value is reduced by nearly 40 m/s, and the relative error in each grid is reduced by about 2.5%, and a more efficient reconstruction method is realized. It has certain theoretical significance and engineering application value in weapon and ammunition damage assessment and engineering protection.

Keywords: shock wave; compressed sensing; TV regularization; reconstruction of overpressure field; dictionary learning

0 引 言

爆炸冲击波的研究是衡量武器装备毁伤威力的重要基础。随着工业、农业、及军事等相关领域的需求导向及学科的快速发展,爆炸冲击波动力学理论、超压测试理论及冲击波场重建等方面的研究在国防及国民安全防护中起着至关重要的作用。目前传统的爆炸效能参数测试手段只能获得有限位置的参数值,不能获取全方位的信息,无法精准评估

武器弹药毁伤威力。因此,在有限数据量的基础上,利用有效的重建方法实现冲击波峰值超压场重建,对有效评估爆炸毁伤威力至关重要。

目前冲击波场重建方法主要有插值法、数值模拟法、走时层析法等,近年来多位学者对上述方法进行了研究。杨志等^[1]利用B样条曲面插值拟合法重建爆炸冲击波压力场的分布;赵化彬等^[2]将非均匀有理B样条(NURBS)插值与“蛛网”型插值网络相结合,实现了冲击波压力场的重建;姚

收稿日期:2021-10-11

^{*} 基金项目:国家自然科学基金青年科学基金(61901419)项目资助

悦等^[3]利用 Gauss-Newton 算法和 Nippel 插值算法重建冲击波超压曲线;吴赛等^[4]利用数值模拟法验证了空中爆炸冲击波数值模型并分析了冲击波特性;白苗苗等^[5]提出了一种基于先验信息的 EM 反演算法,并在冲击波超压场进行重建;郭亚丽等^[6]提出了一种加权广义逆的冲击波反演算法,能够对爆炸冲击波的速度场进行反演,进一步得到峰值超压场分布。以上研究者在冲击波场重建方面都取得了较大进展,但上述方法仍存在相应的问题。数值模拟法可以模拟出炸药在空中爆炸的过程,但网格密度、空气状态方程等参数对其结果有较大影响,因此其重建精度较低;利用拟合插值法来重建冲击波超压场,其重建精度严重依赖测试点数量;走时层析法能够有效重建冲击波超压场,但不同的反演算法会影响其重建精度。

针对以上问题,本文以基于压缩感知(compressed sensing, CS)的冲击波场重建方法为研究对象,从走时层析成像原理、压缩感知理论、构建重建模型等方面开展了研究,在走时层析成像的基础上引入了压缩感知中的全变分(total variation, TV)最小化和字典学习(dictionary learning, DL),为解决冲击波场重建问题提供了一种新方法。

1 走时层析成像建模原理

走时层析成像的基础是 Radon 变换^[7],假设炸药在无限自由场爆炸产生的冲击波为连续速度场,波在空中传播的过程中沿直线传播,则走时可用速度和几何路径的函数表示,如式(1)所示。

$$t = \int_L \frac{1}{v} dr = \int_L s dr \quad (1)$$

式中: t 为走时,即波传播到传感器节点的时间; v 为速度; s 为慢度(速度的倒数); L 为炸点到传感器的射线路径, dr 为沿射线路径 L 的距离增量。

假设测试区域划分为 $M \times N = J$ 个网格单元,将式(1)离散化处理,如图1所示。

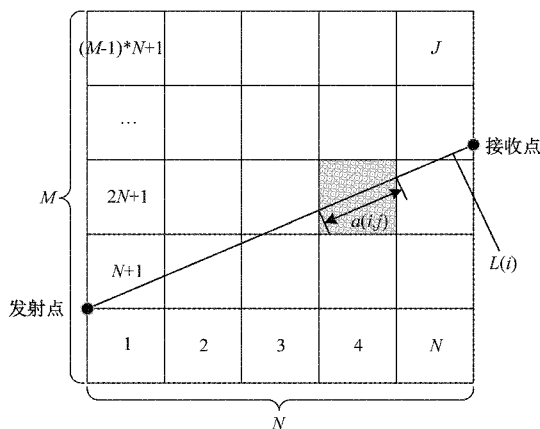


图1 离散化模型示意图

即对第 i 条射线的投影数据如式(2)所示。

$$t_i = \sum_{j=1}^N a_{ij} s_j, i = 1, 2, \dots, I, j = 1, 2, \dots, J \quad (2)$$

式中: t_i 为第 i 条射线的走时,即波到达第 i 个传感器的时间; s_j 为第 j 个网格中的慢度; a_{ij} 为第 i 条射线在第 j 个网格内的射线长度; I 为射线数,即传感器个数; J 为划分的网格个数。

式(2)可以进一步写成式(3)中矩阵方程的形式:

$$AS = T \quad (3)$$

式中: A 为投影矩阵, S 为慢度向量, T 为测量走时向量。

已知冲击波峰值超压 p_m 和速度 v 有如下关系,如式(4)所示。根据射线路径及传感器获取的走时信息利用反演算法重建出每个网格内的速度,即可得出冲击波超压场分布。

$$p_m = \frac{7p_0}{6} \left(\left(\frac{v}{20.1 \sqrt{T_0}} \right)^2 - 1 \right) \quad (4)$$

式中: T_0 为周围环境初始温度(K), p_0 为周围环境大气压力(kPa)。

2 走时层析成像模型解算方法

2.1 传统迭代重建算法

在实际的冲击波场重建过程中,由于采集的数据量有限,投影数据量远少于像素个数,导致了层析方程组欠定,会有无穷多组解,因此传统的求解方法并不适用。为了求解上述大型稀疏矩阵方程组,由此产生了一系列反演算法,主要包括反投影法(BPT)、代数重建算法(ART)、联合迭代重建方法(SIRT)、联合代数重建算法(SART)等,其中 SART 方法是结合了 ART 方法和 SIRT 方法各自优点的一种迭代重建算法,本文以 SART 算法为例对其进行简单介绍。

SART 的基本思想是在计算各投影角度下的全部射线的误差后再对图像的各个像素进行更新^[8],其迭代公式如式(5)所示。

$$s_j^{k+1} = s_j^k + \frac{\lambda}{\sum_{i \in I_\varphi} a_{ij}} \cdot \frac{\sum_{i \in I_\varphi} a_{ij} \cdot (t_i - \sum_{j=1}^J a_{ij} s_j^k)}{\sum_{j=1}^J a_{ij}} \quad (5)$$

其中, s_j^k 为迭代 k 次第 j 个网格的慢度, a_{ij} 为第 i 条射线在第 j 个网格内的射线长度, t_i 为第 i 条射线的走时, λ 为松弛因子, I_φ 为投影集合。该算法的具体实现流程如图2所示。

由于在实际应用过程中,传感器测点较少且数据采集存在误差,因此爆炸场层析成像属于单投影角度不完全投影数据条件下的成像问题^[9],在反演过程中,传统的 SART 算法有其局限性,其不稳定性及重建误差都较大。如何利用较少的投影数据重建出冲击波超压场成为本文的重点,为此,本文将 TV 最小化的和字典学习两种正则化约束引入到走时层析成像中,以提高重建精度。

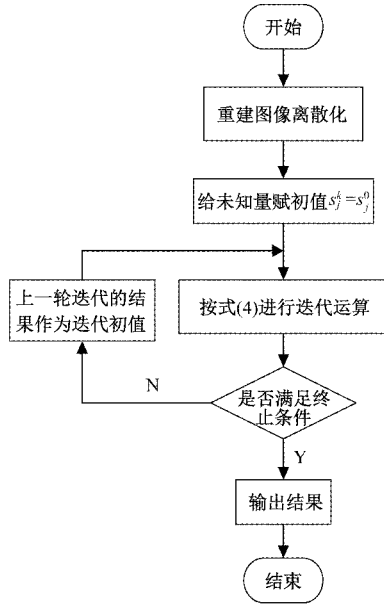


图 2 SART 算法流程

2.2 基于 TV 与字典学习的重建模型

近年来,压缩感知理论在不完全数据投影的重建方面表现出了极大优势。压缩感知是一种对可压缩信号或稀疏图像进行采样和恢复的技术,若信号在某个变换域内近似满足稀疏性(即信号在某变换域中大部分都为 0,只有少数非零值),且可以通过对原始图像进行投影得到其观测值,此时可利用数学方法通过求解一个优化问题从少量的投影值中重建出原始图像^[10]。

爆炸场层析成像就是利用已知的测量数据来重建冲击波超压场,由于迭代重建算法不能直接求解图像,需要在迭代过程中不断更新逼近真实图像,通常将重建问题转化为目标函数的最小化问题。针对欠定方程难以求解的问题,通常有效的解决方法是在层析反演中通过正则化的方式尽可能地增加约束条件,以此来约束解空间,压缩感知理论为有效求解欠定问题提供了全新的视角^[11-12]。

在基于压缩感知的重建算法中,TV 最小化理论可以较好地保持图像的边缘特征^[13],字典学习能够充分利用图像的稀疏性并在一定程度上抑制噪声^[14 16]。因此本文将字典学习与 TV 最小化的优势相结合(即 TV-DL 方法),重新构建重建模型,如式(6)所示。

$$\min_{\mathbf{S}, \boldsymbol{\alpha}} \frac{\mu}{2} \|\mathbf{AS} - \mathbf{T}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{S}\|_{TV} + \beta \left(\sum_j \|E_j \mathbf{S} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_j\|_2^2 + \sum_j v_j \|\boldsymbol{\alpha}_j\|_0 \right) \quad (6)$$

其中, \mathbf{A} 为投影矩阵, \mathbf{S} 为重建图像, \mathbf{T} 为投影数据。第 1 项为数据的保真项,第 2 项为 TV 正则项,第 3 项为字典学习正则项。 μ 为保真项系数, λ 和 β 为正则项系数。

采用交替最小化的思想求解目标函数(6)。

步骤 1:固定 \mathbf{D} 和 $\boldsymbol{\alpha}_j$, 更新重建图像 \mathbf{S} , 目标函数如式(7)所示。

$$\min_{\mathbf{S}, \boldsymbol{\alpha}_j} \frac{\mu}{2} \|\mathbf{AS} - \mathbf{T}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{S}\|_{TV} + \beta \left(\sum_j \|E_j \mathbf{S} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_j\|_2^2 \right) \quad (7)$$

为求解式(7),引入辅助变量 $\mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y, \mathbf{b}_x, \mathbf{b}_y$, 得到目标函数(10):

$$\mathbf{d}_x = \nabla_x \mathbf{S} \quad (8)$$

$$\mathbf{d}_y = \nabla_y \mathbf{S} \quad (8)$$

$$\mathbf{b}_x^{k+1} = \mathbf{b}_x^k + (\nabla_x \mathbf{S}^{k+1}) - \mathbf{d}_x^{k+1} \quad (9)$$

$$\mathbf{b}_y^{k+1} = \mathbf{b}_y^k + (\nabla_y \mathbf{S}^{k+1}) - \mathbf{d}_y^{k+1} \quad (9)$$

$$\min_{\mathbf{S}, \mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y} \|\mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y\|_2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_x - \nabla_x \mathbf{S} - \mathbf{b}_x^k\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_y - \nabla_y \mathbf{S} - \mathbf{b}_y^k\|_2^2 + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{AS} - \mathbf{T}\|_2^2 + \beta \left(\sum_j \|E_j \mathbf{S} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_j\|_2^2 \right) \quad (10)$$

式(10)的求解采用交替优化的思想,将其转化为交替求解两个子问题,分别如式(11)、(12)所示。

$$\min_{\mathbf{S}} \frac{\mu}{2} \|\mathbf{AS} - \mathbf{T}\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_x - \nabla_x \mathbf{S} - \mathbf{b}_x^k\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_y - \nabla_y \mathbf{S} - \mathbf{b}_y^k\|_2^2 + \beta \sum_j \|E_j \mathbf{S} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_j\|_2^2 \quad (11)$$

$$\min_{\mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y} \|\mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y\|_2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_x - \nabla_x \mathbf{S} - \mathbf{b}_x^k\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_y - \nabla_y \mathbf{S} - \mathbf{b}_y^k\|_2^2 \quad (12)$$

目标函数(11)对于 \mathbf{S} 的求解,可利用梯度下降法,得到式(13):

$$\mathbf{S}^{k+1} = \mathbf{S}^k - \xi \cdot \mathbf{g} \quad (13)$$

其中, ξ 为下降步长, \mathbf{g} 为式(11)的导数,如式(14)所示。

$$\mathbf{g} = \lambda \cdot \nabla_x^T (\mathbf{d}_x - \nabla_x \mathbf{S}^k - \mathbf{b}_x^k) + \lambda \cdot \nabla_y^T (\mathbf{d}_y - \nabla_y \mathbf{S}^k - \mathbf{b}_y^k) + \mu \cdot \mathbf{A}^T (\mathbf{AS}^k - \mathbf{T}) + \beta \sum_j E_j^T (E_j \mathbf{S}^k - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_j^k) \quad (14)$$

目标函数(12)对于 $\mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y$ 求解,可通过式(15)的收缩算子求解:

$$\mathbf{d}_x^{k+1} = \max\left(\alpha^k - \frac{1}{\lambda}, 0\right) \frac{\nabla_x \mathbf{S}^k + \mathbf{b}_x^k}{\boldsymbol{\alpha}^k}$$

$$\mathbf{d}_y^{k+1} = \max\left(\alpha^k - \frac{1}{\lambda}, 0\right) \frac{\nabla_y \mathbf{S}^k + \mathbf{b}_y^k}{\boldsymbol{\alpha}^k} \quad (15)$$

$$\boldsymbol{\alpha}^k = \sqrt{|\nabla_x \mathbf{S}^k + \mathbf{b}_x^k| + |\nabla_y \mathbf{S}^k + \mathbf{b}_y^k|}$$

步骤 2:固定 \mathbf{S} , 更新 \mathbf{D} 和 $\boldsymbol{\alpha}_j$, 对应的目标函数如式(16)所示。

$$\min_{\mathbf{D}, \boldsymbol{\alpha}_j} \sum_j \|E_j \mathbf{S} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_j\|_2^2 + \sum_j v_j \|\boldsymbol{\alpha}_j\|_0 \quad (16)$$

字典学习分为字典更新与稀疏表示两个阶段。首先,固定 $\boldsymbol{\alpha}_j$ 更新 \mathbf{D} , 这里采用自适应字典,使用 K-SVD 方法从重建的图像 \mathbf{S} 中学习字典。然后,固定 \mathbf{D} 更新 $\boldsymbol{\alpha}_j$, 采用正交匹配追踪算法(orthogonal matching pursuit, OMP)方法来更新稀疏表示系数 $\boldsymbol{\alpha}_j$ 。

步骤3:当 $\|S^k - S^{(k-1)}\|_2$ 充分小或者达到最大迭代次数 k 时,迭代停止;否则,重复步骤1、2,直至满足条件为止。算法的具体流程如图3所示。

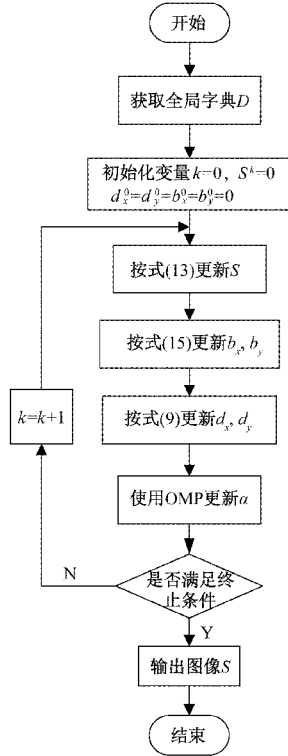


图3 基于TV最小化和字典学习的重建算法流程

3 实验仿真与结果分析

为了验证本文重建方法的有效性,进行仿真实验来比较SART算法和TV-DL方法的重建效果。根据爆心距将 $24\text{ m} \times 24\text{ m}$ 的测试区域划分为近场、中场、远场3个区域,进一步均匀划分为若干个 $1\text{ m} \times 1\text{ m}$ 的正方形网格单元,传感器分别布设在3个区域的边界及内部,炸点位于中心位置,以其 $1/4$ 区域为例(144个网格,31个传感器),具体网格划分及传感器布点如图4所示。

本文是对空中爆炸产生的冲击波超压进行重建,因此实验仿真的初始速度模型选用Henrych冲击波超压经验公式来计算,公式如式(17)所示,并根据式(4)可将超压场进一步转化为速度场。其中, P_m 为冲击波超压峰值, \bar{r} 为比例距离, $\bar{r} = \frac{r}{\sqrt[3]{W}}$, r 为炸点到测点的距离, W 为装药质量,仿真实验中TNT当量设为 5 kg 。

$$P_m = \begin{cases} \frac{14.0717}{r} + \frac{5.5397}{\bar{r}^2} - \frac{0.3572}{\bar{r}^3} + \frac{0.00625}{\bar{r}^4}, & 0.05 \leq \bar{r} \leq 0.3 \\ \frac{6.1938}{\bar{r}} - \frac{0.326}{\bar{r}^2} + \frac{2.1324}{\bar{r}^3}, & 0.3 \leq \bar{r} \leq 1 \\ \frac{0.662}{r} + \frac{4.05}{\bar{r}^2} + \frac{3.288}{\bar{r}^3}, & 1 \leq \bar{r} \leq 10 \end{cases} \quad (17)$$

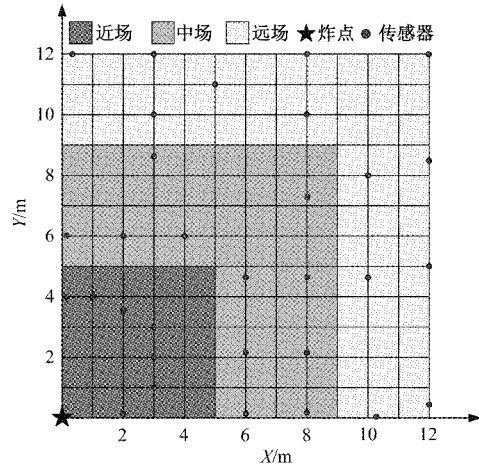


图4 网格划分及传感器布设图

由于在实际应用中,冲击波超压存在测量误差,在上述初始速度模型的基础上对投影数据加入5%的随机噪声,以模拟实际试验中传感器的测量误差。采用SART算法和本文的TV-DL方法分别迭代200次进行反演重建,初始速度模型和重建后的速度分布如图5、6所示。

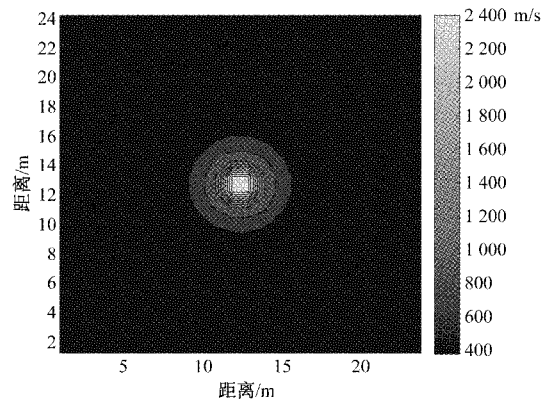


图5 速度场初始模型

由图6可以看出,与SART算法的重建结果相比,TV-DL方法在对于抑制边缘噪声方面具有一定优势,但由于速度场的数值范围较大,图中颜色区分不明显,区域内部细节的重建效果无法直接看出。

为了定量分析两种算法的重建精度,本文采用相对误差(RE)和均方根误差(RMSE)作为评价指标,相对误差曲线用来评价各网格的重建效果,均方根误差用来评价整体区域的重建结果与理论值的偏离程度,其值越小,表明重建结果精确度越高。RE和RMSE的计算公式分别如式(18)、(19)所示。

$$f_{RE} = \frac{|f_j - \hat{f}_j|}{\hat{f}_j} \times 100\% \quad (18)$$

$$f_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J (f_j - \hat{f}_j)^2} \quad (19)$$

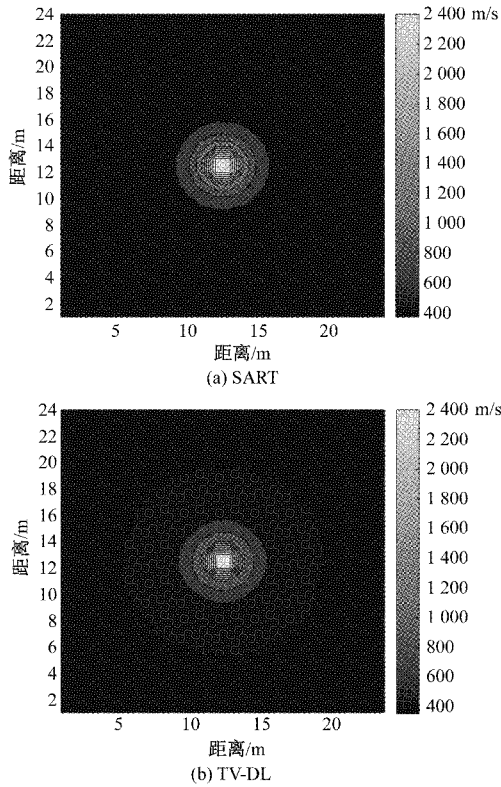


图 6 两种方法分别迭代 200 次的重建结果

其中, J 为重建区域的网格数; \hat{f}_j 为第 j 个网格的理论速度值; f_j 为第 j 个网格的重建速度值。

为了方便比较近场区和远场区的重建效果,只对 1/4 象限的相对误差和均方根误差进行对比,两种算法重建结果的 RE 曲线如图 7 所示。

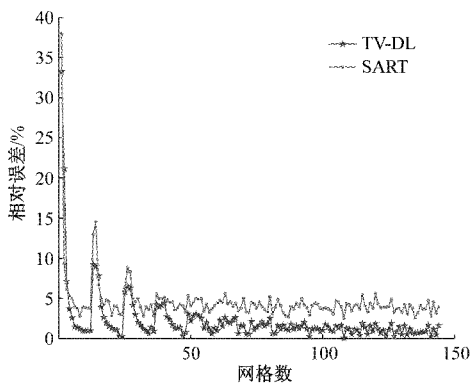


图 7 每个网格内速度的相对误差

由图 7 可以看出,在 1/4 区域内的 144 个网格中, SART 算法的相对误差平均保持在 5% 左右, TV-DL 方法的相对误差平均保持在 2% 左右。与 SART 算法相比,该方法的重建误差降低了约 3%。进一步用 RMSE 作为评价指标来评价整体区域的重建精度,两种方法的 RMSE 值如表 1 所示。

表 1 重建结果的均方根误差

重建方法	SART	TV-DL
RMSE/(m·s ⁻¹)	96.491 2	31.275 5

已知重建区域的速度范围在 400~2 400 m/s,由表 1 可知, SART 算法的速度场重建误差在 96.491 2 m/s, TV-DL 方法的速度场重建误差在 31.275 5 m/s,即 TV-DL 方法的整体重建效果优于 SART 算法。通过以上两个指标,可以证明本方法的重建精度更高。

4 试验验证与结果分析

为了验证本文重建方法的工程适用性,在北方试验基地进行外场爆炸试验,采用中北大学自研发的一款存储式冲击波采集测试系统进行数据采集。其中采样率为 1 MSPS,系统带宽:0~200 kHz,转换分辨率:16 位。传感器布设具体如图 4 所示,其中传感器技术指标如表 2 所示。TNT 当量为 5 kg,架高 1.9 m,进行空爆试验。部分节点的实测冲击波超压波形图如图 8 所示。

表 2 传感器技术指标

测点	坐标	传感器型号	灵敏度(mV/MPa)
#1	(2 m,0.1 m)	137B22B	1 408
#2	(3 m,1 m)	137B22B	1 430
#3	(3 m,2 m)	137B22B	1 430
#4	(3 m,3 m)	137A22	13 171
#5	(2 m,3.5 m)	137B21B	142.4
#6	(1 m,4 m)	137B21B	146.1
#7	(0.1 m,4 m)	137B22B	1 415
#8	(6 m,0.1 m)	137B24B	2 854
#9	(6 m,2.2 m)	137B24B	2 862
#10	(6 m,4.7 m)	137B23B	14 787
#11	(4 m,6 m)	137A22	1 320
#12	(2 m,6 m)	137B24B	2 911
#13	(0.1 m,6 m)	137B24B	2 916
#14	(8 m,0.2 m)	KD2020	1 206.8
#15	(8 m,2.2 m)	KD2020	2 471.7
#16	(8 m,4.7 m)	KD2020	2 267.7
#17	(8 m,7.3 m)	KD2020	2 608.6
#18	(3 m,8.7 m)	KD2020	1 140.9
#19	(10 m,0.3 m)	137B24B	3 296
#20	(10 m,4.7 m)	137B24B	3 169
#21	(10 m,8 m)	137A24	2 919.6
#22	(8 m,10 m)	137B24B	2 896
#23	(3 m,10 m)	137B23B	15 930
#24	(5 m,11 m)	137B21B	3 124.4
#25	(12 m,0.4 m)	137A23	13 034
#26	(12 m,5 m)	137B23B	15 120
#27	(12 m,8.5 m)	137B23B	14 680
#28	(12 m,12 m)	137A23	12 320
#29	(8 m,12 m)	137B23B	15 330
#30	(3 m,12 m)	137A23	13 937
#31	(0.3 m,12 m)	137A23	12 320

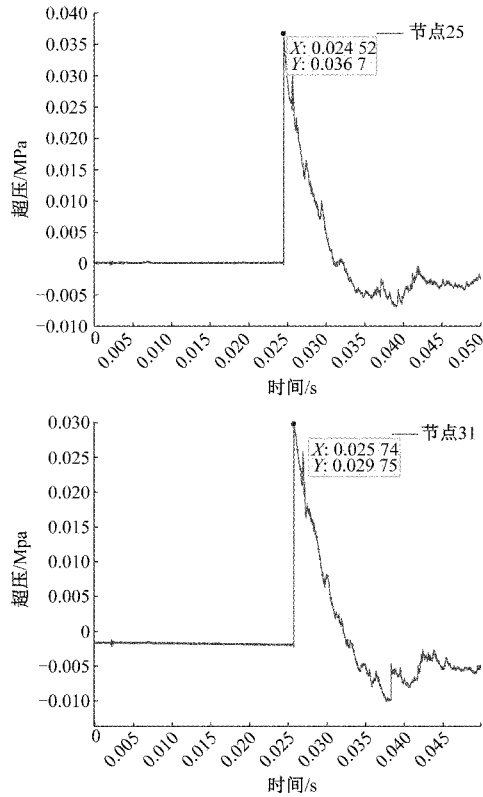


图8 部分节点实测冲击波超压波形图

将试验实测数据进行数据处理后,提取有效冲击波信号的特征参数,具体如表3所示。

表3 实测冲击波特征参数

节点	峰值/ MPa	到时 信息/s	节点	峰值/ MPa	到时 信息/s
#1	1.206 0	0.002 92	#17	0.042 4	0.022 75
#2	0.396 7	0.004 01	#18	0.042 1	0.018 37
#3	0.304 9	0.004 57	#19	0.031 7	0.020 24
#4	0.091 6	0.005 13	#20	0.035 5	0.022 50
#5	0.147 2	0.005 93	#21	0.017 5	0.027 29
#6	0.110 9	0.007 17	#22	0.015 5	0.027 83
#7	0.114 3	0.007 05	#23	0.035 8	0.021 21
#8	0.079 4	0.010 43	#24	0.034 6	0.025 13
#9	0.041 6	0.010 71	#25	0.036 7	0.024 52
#10	0.046 6	0.014 88	#26	0.025 3	0.027 41
#11	0.056 1	0.012 77	#27	0.018 8	0.031 84
#12	0.061 5	0.011 68	#28	0.012 4	0.035 62
#13	0.063 3	0.011 51	#29	0.022 8	0.032 06
#14	0.053 7	0.015 37	#30	0.027 7	0.026 10
#15	0.037 6	0.016 51	#31	0.029 7	0.025 74
#16	0.026 6	0.018 64			

采用 SART 算法和本文的 TV-DL 方法分别迭代 200 次进行反演重建,初始速度分布和重建后的速度分布如图 9、10 所示。

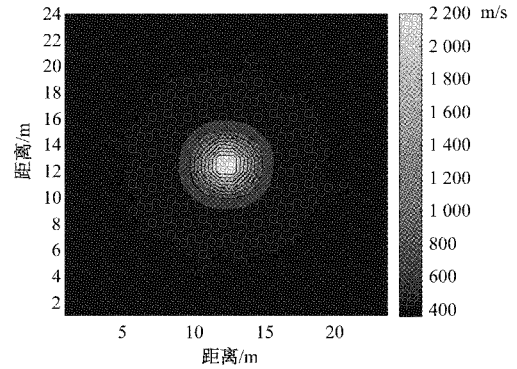
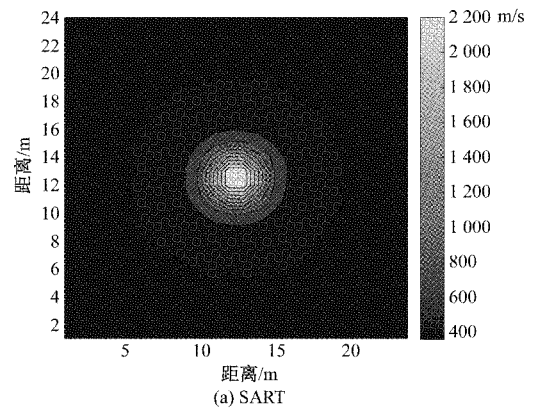
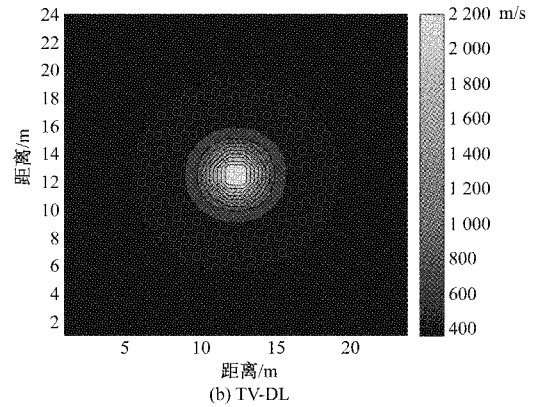


图9 速度场初始模型



(a) SART



(b) TV-DL

图10 两种方法分别迭代200次的重建结果

从图10中可以看出,SART算法和TV-DL方法均有消除噪声的效果,但TV-DL方法的边缘抑制效果更好,进一步对比1/4象限的相对误差和均方根误差,两种算法重建结果的RE曲线如图11所示。

从图11的曲线中可以看出,SART算法的相对误差在整体趋势上平均保持在5%左右,TV-DL方法的相对误差平均保持在2.5%左右。与SART算法相比,该方法的重建误差降低了约2.5%。进一步用RMSE作为评价指标来评价整体区域的重建精度,两种方法的RMSE值如表4所示。

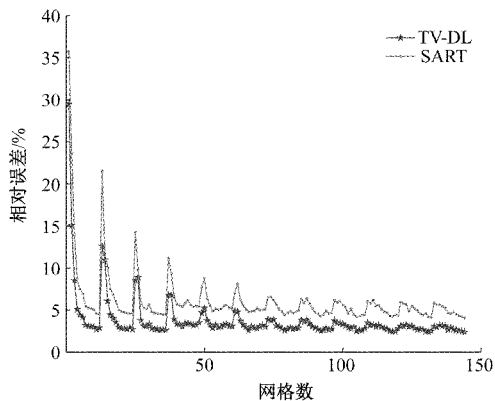


图 11 每个网格内速度的相对误差

表 4 重建结果的均方根误差

重建方法	SART	TV-DL
RMSE/(m·s ⁻¹)	87.712 5	45.258 0

从表 4 中同样能发现, TV-DL 方法的 RMSE 值更小, 即重建结果与真实数据的整体偏差更小, 表明 TV-DL 方法的整体区域的重建效果优于 SART 算法。

综上, 可以明显看出 TV-DL 方法在以上两个评价指标上都取得了较好的结果。从整体重建的效果来看, TV-DL 方法的重建结果与真实数据差距越小, 重建效果优于 SART 算法, 且在每个网格内的相对误差减少了 2.5%。综合来看, 在冲击波场重建的实际应用上, TV-DL 方法的重建效果优于 SART 算法。

5 结 论

由于在实际测试中传感器测点较少且数据采集存在误差, 造成反演过程中投影数据量不足, 传统的迭代重建算法成像质量欠佳。因此针对单投影角度不完全投影数据条件下的成像问题, 在走时层析成像的基础上提出了将 TV 最小化和字典学习相结合的重建方法, 利用较少的数据来重建冲击波超压场。仿真实验的结果表明, 与 SART 算法相比, 本文提出的 TV-DL 重建方法的重建效果良好; 试验验证结果同样证明相较于 SART 算法, TV-DL 方法的 RMSE 降低了近 40 m/s, 且在每个网格内的相对误差减少了约 2.5%, 在冲击波超压场重建方面, 本方法的重建表现能力较优秀。本文仅针对冲击波超压场进行二维重建, 未来还需继续深入研究如何与超压-时间衰减规律相结合, 以便为后续实现三维场重建奠定工作基础。

参考文献

- [1] 杨志, 张志杰, 夏永乐. 基于 B 样条插值拟合的冲击波超压场重建[J]. 科学技术与工程, 2016, 16(7): 236-240.
- [2] 赵化彬, 张志杰. 基于非均匀有理 B 样条“蛛网”插值的冲击波压力场重建方法[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(18): 258-264.
- [3] 姚悦, 丁永红, 裴东兴, 等. 空气中爆炸冲击波曲线重建方法[J]. 计量学报, 2019, 40(4): 636-641.
- [4] 吴赛, 赵均海, 张冬芳, 等. 自由空气中爆炸冲击波的数值分析[J]. 工程爆破, 2019, 25(3): 1-6, 31.
- [5] 白苗苗, 郭亚丽, 王黎明. 基于 EM 算法的爆炸超压场重建技术[J]. 弹箭与制导学报, 2014, 34(3): 187-190.
- [6] 郭亚丽, 韩焱, 王黎明. 基于广义逆算法的冲击波超压场重建方法[J]. 爆炸与冲击, 2014, 34(6): 764-768.
- [7] 陈建林, 闫饴, 李磊, 等. CT 重建中投影矩阵模型研究综述[J]. CT 理论与应用研究, 2014, 23(2): 317-328.
- [8] ZHANG S L, GENG G H, CAO G H, et al. Fast projection algorithm for LIM-based simultaneous algebraic reconstruction technique and its parallel implementation on GPU[J]. IEEE Access, 2018, 6: 23007-23018.
- [9] 季章生, 肖本贤. 基于压缩感知重建功率场的快速多目标计数与定位[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 73-81.
- [10] 张珊珊, 赵建华. 基于压缩感知的重建算法仿真分析[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(10): 44-48.
- [11] 张雁霞, 孔慧华, 孙英博. 基于字典学习和 TV 的能谱 CT 重建算法[J]. 数学的实践与认识, 2019, 49(7): 152-160.
- [12] 苟军年. 基于压缩感知的不完全投影 CT 图像重建算法研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2019.
- [13] 许佳薇, 韩军, 丁良华. 改进的压缩感知红外图像去噪算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(5): 107-111.
- [14] ZHANG Y B, MOU X Q, WANG G, et al. Tensor-based dictionary learning for spectral CT reconstruction[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016, 36(1): 142-154.
- [15] CHEN Z Q, JIN X, LI L, et al. A limited-angle CT reconstruction method based on anisotropic TV minimization[J]. Physics in Medicine & Biology, 2013, 58(7): 2119-2141.
- [16] 李娟, 吴谨, 陈振学, 等. 基于自学习的稀疏正则化图像超分辨率方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(1): 194-200.

作者简介

闫昕蕾, 硕士研究生, 主要研究方向为信号处理。

E-mail: sxypyxl@qq.com

李剑, 教授, 主要研究方向为阵列化信号处理与重建。

E-mail: lijian@nuc.edu.cn