

基于组稀疏的桥梁混凝土波速反演重建方法

李晋¹, 李剑¹, 孔庆珊², 裴志鹏¹, 张恒冉¹, 赵舒雅¹

(1. 中北大学 省部共建动态测试技术国家重点实验室, 太原 030051;

2. 山东省军区数据信息室, 济南 250099)

摘要: 无损检测的开展能够在不破坏混凝土结构的基础上对其内部的病害缺陷进行测定, 是当前桥梁混凝土检测中常见的应用手段; 由于混凝土内部结构复杂、测点布置受限以及检测区域大, 为了提高缺陷检测精度, 采用了联合代数重建算法结合组稀疏正则化 (SART-GSR) 的方法来实现稀疏测点条件下桥梁混凝土层析成像, 结合桥梁混凝土层析成像原理建立数学模型, 利用 SART 算法对其速度值进行求解, 在 SART 结果的基础上, 使用 GSR 对其进行优化解算处理; 经过仿真实验验证, 将 SART-GSR 算法与 SART 算法以及 ART 算法的重建效果进行对比, 结果表明, SART-GSR 算法相较于 SART 算法以及 ART 算法能够提升桥梁混凝土层析成像精度, 对桥梁混凝土缺陷检测具有一定的应用参考价值。

关键词: 无损检测; 走时层析成像; 桥梁混凝土; 联合迭代重建算法; 组稀疏; 字典学习

Reconstruction Method for Bridge Concrete Wave Velocity Inversion Based on Group Sparsity

LI Jin¹, LI Jian¹, KONG Qingshan², PEI Zhipeng¹, ZHANG Hengran¹, ZHAO Shuya¹

(1. State Key Laboratory of Dynamic Testing Technology, Collaborative Innovation Center, North University, Taiyuan 030051, China; 2. Shandong Military Region Data Information Room, Jinan 250099, China)

Abstract: Non-destructive testing can determine the internal defects of concrete structures without causing damage, and it is usually applied in current bridge concrete inspections. Due to complex internal structure of concrete, limited measurement points, and large inspection areas, in order to improve the accuracy of defect detection, a simultaneous algebra reconstruction technique with group sparse regularization (SART-GSR) is adopted to achieve the tomography of bridge concrete at sparse measurement points. A mathematical model based on the principle of bridge concrete tomography is established. The SART algorithm is used to solve for its velocity, and the GSR is applied to optimize and process the SART results. Simulation experiment verifies the reconstruction results of the SART-GSR algorithm compared to the SART and ART algorithms. The results show that the SART-GSR algorithm can enhance the tomographic imaging precision of bridge concrete compared to the SART and ART algorithms, providing a valuable reference for the detection of bridge concrete defects.

Keywords: non-destructive testing; travel time tomography; bridge concrete; joint iterative reconstruction algorithm; group sparsity; dictionary learning

0 引言

我国是个桥梁建设大国, 随着我国桥梁数量的不断增长, 桥梁病害的问题也愈加严重, 为解决桥梁混凝土

质量的检测问题, 开展针对桥梁混凝土结构的桥梁声波层析成像新技术研究。这些研究具有创新性, 可填补国内外混凝土桥梁内部结构检测的空白, 有利于提高在建

收稿日期: 2024-08-26; 修回日期: 2024-09-18。

基金项目: 国家自然科学基金面上科学基金(62271453); 中央支持地方项目(YDJZSX2024D031); 2024年山西省专利转化计划项目(200405004); 山西省青年学术带头人项目(2024Q022)。

作者简介: 李晋(2003-), 男, 硕士研究生。

李剑(1985-), 男, 教授, 博士研究生导师。

引用格式: 李晋, 李剑, 孔庆珊, 等. 基于组稀疏的桥梁混凝土波速反演重建方法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(1): 261-268.

桥梁的质量和耐久性。

目前,混凝土结构内部缺陷检测方法主要包括以下几类:超声脉冲法、雷达扫描法、红外成像法、冲击回波法。近年来,国内外诸多学者对这些方法进行了研究。Kumar R M S N^[1]等人通过使用超声波脉冲速度测试和轮廓映射技术来评估混凝土结构的均匀性。利用超声波脉冲速度值生成的轮廓图显示了结构的均匀性水平。轮廓图中的颜色变化揭示了结构中存在的缺陷。这种解释策略为混凝土结构的评估提供了一个合适的工具。但是,这种方法并没有考虑对大型桥梁结构进行缺陷检测时的局限性,无法保证大型结构混凝土的检测精度。Ye M^[2]等人开发了一种使用地质雷达检测沥青路面中与水分相关的剥落损伤的方法。通过基于时域有限差分的模拟程序研究了 GPR 信号在受损路面中的传播,并引入了一种新的 GPR 指标“累积层内峰值”来检测沥青路面的剥落损伤。实地数据和路面岩心的视觉检查用于验证该指标的有效性,并评估其在检测使用中路面部分的剥落存在、范围和严重程度方面的效果,然而,上述方法在桥梁混凝土实际缺陷检测中会收到钢筋反射信号的影响,导致掩盖或混淆缺陷信号。孙杰^[3]等人提出了使用主动式红外热成像技术来检测桥梁钢结构涂装的方法。通过制作 4 块预制缺陷的试板并进行红外检测,分析了缺陷的位置和大小。进一步对现役桥梁钢结构焊缝涂装进行了检测,结果显示红外热成像技术能有效表征涂装质量,准确判断缺陷及其位置,并能发现目视不可见的缺陷。Goffin B^[4]等人研究了红外热成像技术在无电磁影响下检测环氧涂层和未涂层钢筋腐蚀对钢筋混凝土热行为的影响。通过在嵌入混凝土中的钢筋内插入加热元件,从内部加热钢筋并使用红外摄像机监测混凝土表面的热响应。热测量结果显示,腐蚀使未涂层钢筋热隔离,而环氧涂层钢筋的腐蚀导致涂层开裂,从而降低了钢筋的热隔离效果。但是这两种方法并未考虑在红外热成像技术实际检测过程中外部环境条件对检测结果的影响。F. J S^[5]等人使用原型冲击回波扫描仪对一座总面积超过 17,000 平方米的混凝土桥梁甲板进行了大规模现场研究,以检测脱层情况。通过手动敲击和取芯已知桥梁部分存在脱层。大规模的损害评估有助于确定是否需要进行修复工作。基于初步结果,桥梁的两个车道进行了修复,并在后续测试中检查了新旧混凝土的结合情况。相较于超声脉冲法、雷达扫描法和红外成像法,冲击回波法在操作简便性、测试速度、成本效益以及桥梁混凝土缺陷检测适用性方面显示出明显的优势,然而受测点数量限制,成像精度仍有待提高。Hongyan L^[6]等人对代数重建技术 (ART, algebra reconstruction technique) 和同步代数重建技术 (SART, simultaneous algebraic reconstruction technique) 等迭代

算法的重建效果进行了对比并在其基础上制定了一种改进的代数重建法,采用代数重建算法计算两个连续的结果,然后利用这两个结果的加权和对重建的图像进行校正,得到迭代结果,减少了噪声。闫昕蕾等人提出了基于压缩感知理论的重建方法,以解决不完全数据下全时空场重建问题,该算法在边缘区域的重建效果较优^[7]。郭亚丽等人利用空中冲击波传播速度与波阵面压力的变化关系,采用广义逆正则化反演方法,重建了空中爆炸冲击波超压时空分布^[8]。然而,该方法并未充分考虑不同介质对重建效果的影响。

近几年来,组稀疏先验知识已受到广泛关注,组稀疏技术的应用为提高图像重建精度和效率提供了新的可能性。传统成像技术面临的问题主要包括对不规则形状物体的成像精准度低、计算资源高需求以及成像结果的低分辨率等问题,随着计算技术和算法的不断进步,Larusson 等人在扩散学成像领域^[9]成功地应用了组稀疏先验知识,显著提高了重建区域与光源区域的拟合度,同时改善了形态学重建的质量。

由于试验成本受限,大型桥梁混凝土结构试验条件无法保证传感器测点密集分布,数据采集容易存在误差,因此成像效果并不理想,这是一个待解决的问题。针对上述问题,本文提出了联合代数重建算法 (SART) 结合组稀疏正则化 (GSR, group-sparsity regularization) 方法。组稀疏技术的应用为提高图像重建精度和效率提供了新的可能性,其通过利用混凝土内部缺陷特性及其结构特性,组稀疏先验知识能够处理不完整或受到噪声干扰的观测数据,并准确恢复原始信号,促进更加精确和稳定的图像重建。

1 走时层析模型构建

在激励车辆在运动过程中,车辆两侧与地面冲击会产生球形面波信号,沿直射线(波前法线族)传播。弹性波在传输过程中的走时是由其速度和几何路径决定的。当弹性波到达传感器阵列时,所经历的时间即为走时,它是速度与路径的函数,即:

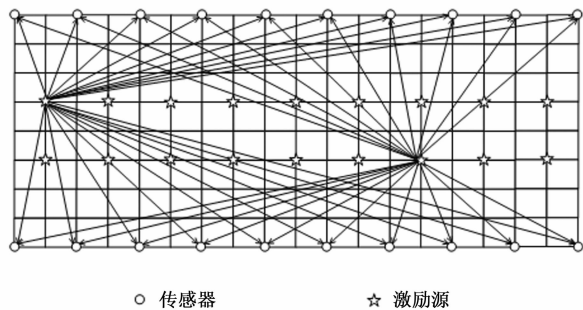
$$t = \int_L \frac{1}{v} dr = \int_L S dr \quad (1)$$

其中: t 为走时; v 为冲击波传播的速度; s 为慢度; L 是射线路径; dr 表示射线路径段。

将测试区域划分为若干规则或不规则的网格单元,如图 1 所示,将上式离散化,对于第 i 条射线有:

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

式中, t_i 为第 i 条射线从震源到达传感器的旅行时间的 I 维向量; s_j 表示第 j 个网格的慢度值; a_{ij} 是表示第 i 条射线穿过第 j 个网格的系数投影; a_{ij} 是 $I \times J$ 大小的矩阵, I 为射线数,即激发点个数乘以传感器个数; J 为网格



○ 传感器 ☆ 激励源
图 1 走时层析成像模型示意图

的个数。将上式写成矩阵形式为:

$$\mathbf{AS} = \mathbf{T} \quad (3)$$

其中: $\mathbf{T} = (t_1, t_2, \dots, t_M)'$ 为各条射线走时的 M 维列向量; $\mathbf{S} = (s_1, s_2, \dots, s_N)'$ 为离散单元慢度值, 是波速的倒数, 为 N 维列向量; \mathbf{A} 为 $M \times N$ 阶矩阵。

本文主要是对式 (3) 进行求解以得到 S 值, 在上述式子中, \mathbf{T} 矩阵中的元素为射线穿过网格的旅行时, 与激发点和传感器之间的传播射线穿过网格的长度有关, 并非所有的网格都有射线穿过, 所以方程 (3) 是一个大型欠定方程组。

2 桥梁混凝土波速层析成像模型解算方法

2.1 联合代数重建算法

在实际桥梁混凝土波速反演重建过程中, 由于传感器测点稀疏, 所获取的数据量是有限的, 因此桥梁混凝土析方程组是一个大型的欠定方程组, 因此传统的求解方法难以获得更精确的解。为了解决欠定方程组的问题, 出现了一系列的反演算法, 包括反投影法^[10] (BPT, back projection technique)、代数重建算法^[11]、联合迭代重建方法 (SIRT, simultaneous iterative reconstruction technique)、联合代数重建算法 (SART) 等。

代数重建算法 (ART) 是一种比较经典的迭代重构算法, 它是 R. Gordon 等人提出的一种新的迭代重构算法, 在图像重构中得到了广泛的应用^[12]。与解析重构方法比较, 迭代类方法具有很大的优越性, 即使在部分投影数据缺失的情况下, 也能得到很好的重构结果。ART 算法的迭代步骤是按光线次序对每一幅图像中的像素值进行校正, 这不仅需要较大的计算量, 而且还会出现较长的收敛性和不收敛的缺陷。式 (4) 是 ART 算法的迭代式:

$$s_j^{k+1} = s_j^k + \lambda \frac{a_{ij}}{\sum_{j=1}^J a_{ij}^2} (t_i - \sum_{j=1}^J a_{ij} s_j^k) \quad (4)$$

其中: s_j^k 为迭代 k 次第 j 个网格的慢度, t_i 为实际测量投影值, a_{ij} 为投影系数, 即第 i 条射线在第 j 个网格内的射线长度, λ 表示为松弛因子, 通常在 (0, 2) 范围内, k 为迭代次数。

联合代数重建算法 (SART)^[13] 是一种综合了 ART 与 SIRT 各自优势的迭代重构算法, 与 ART 不同, SART 在每次迭代中不是仅更新一条射线所影响的像素, 而是综合考虑一个投影视图内所有射线的信息来更新像素, 这有助于减少图像噪声并提高重建质量。与 SIRT 相比, SART 在保持噪声抑制比的同时, 提高了算法的收敛速度, 使其更适合于处理大规模问题。SART 算法的基本思路是, 在计算出每个投影角的所有光线的投影误差后, 再更新图像的每个像素, 这就等于降低了 ART 算法中所引入的噪声, 它的迭代公式如式 (5) 所示:

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

其中: s_j^k 为迭代 k 次第 j 个网格的慢度, t_i 为实际测量投影值, a_{ij} 为投影系数, 即第 i 条射线在第 j 个网格内的射线长度, λ 表示为松弛因子, 通常在 (0, 2) 范围内, k 为迭代次数, I_k 为投影集合。

2.2 组稀疏构建模型

稀疏性现已成为了自然图像的重要特征, 稀疏性的正则化方法也普遍应用于去噪、图像修复以及提高分辨率等图像处理方法中^[14]。稀疏模型假设图像中的每一个像素点都可以用字典中的元素表示, 字典是从自然图像中提取图像块并训练得到的。

组稀疏是一种优化技术^[15], 它的原理在于将稀疏性约束从单个元素扩展到一组元素, 即组级别。这种扩展使得在解决复杂场景时, 算法能够在保持组内元素关系的同时, 实现更为有效的稀疏表示。组稀疏利用非局部自相似原理来寻找相似结构的图像块^[16-17], 从而进一步提高稀疏表示的效果。

特征提取是一个关键步骤, 它决定了后续处理的质量^[18]。为了有效地描述和分类图像纹理, 需要找到更多能反映图像特性的指标, 并通过分析和变换来提取这些特征。传统的基于块稀疏的方法通常会将图像分割成多个重叠的小块并分别处理, 但这样做可能会丢失块与块之间的相似性, 导致稀疏系数不够准确。因此, 本文提出了一种新方法, 不按照固定顺序处理图像块, 而是将相似的块聚类在一起, 形成基于组的稀疏表示。这种方法同时考虑了图像中的稀疏性和非局部相似性, 使得在组域内能够自适应地处理图像的稀疏性。具体步骤如下:

将大小为 X 的桥梁混凝土慢度分布 S 划分成 n 个大小为 $\sqrt{B_X} \times \sqrt{B_X}$ 的区域块 $S_k, k = 1, 2, \dots, n$, 对于每个区域块 S_k , 采用结构相似性指数 (SSIM, structure similarity index measure) $SSIM(S_k, S_i) \geq \xi$ 作为衡量波

速区域块之间相似度的指标, ξ 是预设的阈值, 在 $L \times L$ 的搜索框中选择 c 个与区域块 q_k 最相似的块。结构相似性指数定义为:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (6)$$

其中: μ_x, μ_y 均为每个块的均值, 将该均值作为估计值, σ_x, σ_y 均为每个块的标准方差, 并将其作为对比度估计值, $SSIM$ 的值越大, 说明 x, y 就越相似。

将每个块按列向量排列, 然后将搜寻到的 c 个区域块以矩阵的形式排列, 记为 S_{G_i} , 即 $S_{G_i} = \{S_{G_i \times 1}, S_{G_i \times 2}, \dots, S_{G_i \times c}\}$ 。该矩阵称为相似块组, 定义为式 (7):

$$S_{G_i} = H_{G_i}(S) \quad (7)$$

其中: $H_{G_i}(\cdot)$ 是从 S 中提取 S_{G_i} 的算子, $H_{G_i}^T(\cdot)$ 为 $H_{G_i}(\cdot)$ 的转置, 将其进行转置可以将每个组 S_{G_i} 放回到重建图像中对应的 k 位置处, 其他位置则为 0。为得到整个检测区域的慢度值, 将所有组进行平均后可得式 (8):

$$S = \frac{\sum_{k=1}^n H_{G_i}^T(S_{G_i})}{\sum_{k=1}^n H_{G_i}^T(I_{B_x \times c})} \quad (8)$$

其中: $I_{B_x \times c}$ 为一个与 S_{G_i} 大小相同的全 1 矩阵。

由于在实际测量过程中, 接收到的信号会存在各种因素的影响, 无法直接根据得到的信号得到 S 值以及 S_{G_i} , 因此, 采用 S_{G_i} 的估计值 m_{G_i} 进行字典学习, 对 m_{G_i} 进行奇异值分解 (SVD, singular value decomposition), 得到式 (9):

$$m_{G_i} = U_{G_i} \sum_{G_i} V_{G_i}^T = \sum_{i=1}^r \eta_{m_{G_i}} (u_{G_i \times i} v_{G_i \times i}^T) \quad (9)$$

其中: r 为 D_{G_i} 中的原子数: $\eta_{m_{G_i}} = \{\eta_{m_{G_i \times 1}}, \eta_{m_{G_i \times 2}}, \dots, \eta_{m_{G_i \times r}}\}$; $\sum_{G_i} = \text{diag} \eta_{m_{G_i}}$ 是除主对角线以外所有元素均为 0 的对角矩阵; $u_{G_i \times i}$ 为 U_{G_i} 的列, $v_{G_i \times i}^T$ 为 V_{G_i} 的列。对于每个组, D_{G_i} 各原子的定义为式 (10):

$$d_{G_i \times i} = u_{G_i \times i} v_{G_i \times i}^T \quad (10)$$

最后, 为每个组定义对应的自适应字典 D_{G_i} , 表达式如式 (11):

$$D_{G_i} = \{d_{G_i \times 1}, d_{G_i \times 2}, \dots, d_{G_i \times r}\} \quad (11)$$

在实际应用中, 稀疏表示模型为:

$$\alpha = \arg \min_{\alpha} \frac{1}{2} \|T - AS\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_0 \quad (12)$$

在上述公式中, 公式的第一项为数据保真项, 第二项为正则化项, 正则化参数 λ 的作用是控制稀疏表示程度。GSR 模型通过使用字典 D_{G_i} 寻找稀疏系数 α_{G_i} , 来表示整个检测区域的慢度 S :

$$S = D_G \alpha_G = \frac{\sum_{k=1}^n H_{G_i}^T \left(\sum_{i=1}^r \alpha_{G_i \times i} d_{G_i \times i} \right)}{\sum_{k=1}^n H_{G_i} (I_{B_x \times c})} \quad (13)$$

其中: D_G 为 D_{G_i} 的合并; α_G 为 α_{G_i} 的合并。因此, GSR 模型为:

$$\alpha_G = \arg \min_{\alpha_G} \frac{1}{2} \|T - AS\|_2^2 + \lambda \|\alpha_G\|_0 \quad (14)$$

对比式 (12) 和式 (14), 可以看出, 它们的主要区别在于字典学习和稀疏表示单位不同, 在式 (14) 中, GSR 模型采用组作为稀疏表示的基本单元, 这些组是由搜索框内找到的相似块构成的。因此在字典学习和稀疏编码过程中, 不仅利用了慢度分布的局部稀疏性, 还利用了其非局部相似性, 使得慢度重建效果更佳。并且式 (14) 是为每个组设置了自适应字典学习, 而不是学习所有块的通用字典, 这样不仅降低了学习复杂度, 而且能够实现大规模的优化。

2.3 基于组稀疏正则化的 SART 算法

SART-GSR 算法主要分为两步进行, 第一步是利用 SART 算法解决式 (3), 得到结果 \hat{S} ; 第二步是将 \hat{S} 作为初始值, 用 GSR 减少 \hat{S} 的伪影, 得到结果 S , 优化问题式 (14), 等价于:

$$\min_{\alpha, S} \frac{1}{2} \|S - \hat{S}\|_2^2 + \lambda \|\alpha_G\|_0, \quad \mathbf{X}, t. \quad S = D_G \alpha_G \quad (15)$$

由于式 (15) 是一个组合优化问题, 无法直接对其进行求解。本文采用迭代软阈值算法 (IST, iterative soft thresholding) 对式 (15) 进行迭代优化, 迭代过程如下:

$$m' = S' - \delta(S' - \hat{S}) \quad (16)$$

$$S^{t+1} = \arg \min_{\alpha} \frac{1}{2} \|S - m'\|_2^2 + \lambda \|\alpha_G\|_0 \quad (17)$$

其中: δ 为常数; t 为迭代次数。在每次迭代过程中存在如下等式^[19]:

$$\frac{1}{X} \|S' - m'\|_2^2 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^n \|x_{G_i} - m_{G_i}\|_F^2 \quad (18)$$

其中: $K = B_x \times c \times n$ 。将式 (18) 代入式 (17) 中, 则得式 (19):

$$\min_{\alpha} \sum_{k=1}^n \left(\frac{1}{2} \|S_{G_i} - m_{G_i}\|_F^2 + \tau \|\alpha_{G_i}\|_0 \right) \quad (19)$$

其中: $\tau = \lambda K / X$ 。式 (19) 等价于多个子问题:

$$\arg \min_{\alpha} \frac{1}{2} \|S_{G_i} - m_{G_i}\|_F^2 + \tau \|\alpha_{G_i}\|_0 \quad (20)$$

式中, 因为 $S_{G_i} = D_{G_i} \alpha_{G_i}$, $m_{G_i} = D_{G_i} \eta_{m_{G_i}}$, 且由于字典 D_{G_i} 具有么正不变性, 则有:

$$\|D_{G_i} \alpha_{G_i} - D_{G_i} \eta_{m_{G_i}}\|_F^2 = \|\alpha_{G_i} - \eta_{m_{G_i}}\|_2^2 \quad (21)$$

故式 (20) 又可以写为:

$$\arg \min_{\alpha_{G_i}} \frac{1}{2} \|\alpha_{G_i} - \eta_{m_{G_i}}\|_2^2 + \tau \|\alpha_{G_i}\|_0 \quad (22)$$

因此, 式 (21) 的近似解为:

$$\hat{\alpha}_{G_i} = \text{hard}(\eta_{m_{G_i}}, \sqrt{2\tau}) = \eta_{m_{G_i}} \times 1[\text{abs}(\eta_{m_{G_i}}) - \sqrt{2\tau}] \quad (23)$$

其中: $\text{hard}(\cdot)$ 为硬阈值算子。 $1[\text{abs}(\eta_{m_{G_i}}) - \sqrt{2\tau}]$ 定义为:

$$1[\text{abs}(\eta_{m_{G_i}}) - \sqrt{2\tau}] = \begin{cases} 1, & \text{abs}(\eta_{m_{G_i}}) > \sqrt{2\tau} \\ 0, & \text{abs}(\eta_{m_{G_i}}) \leq \sqrt{2\tau} \end{cases} \quad (24)$$

SART-GSR 算法的总体流程如图 2 所示。

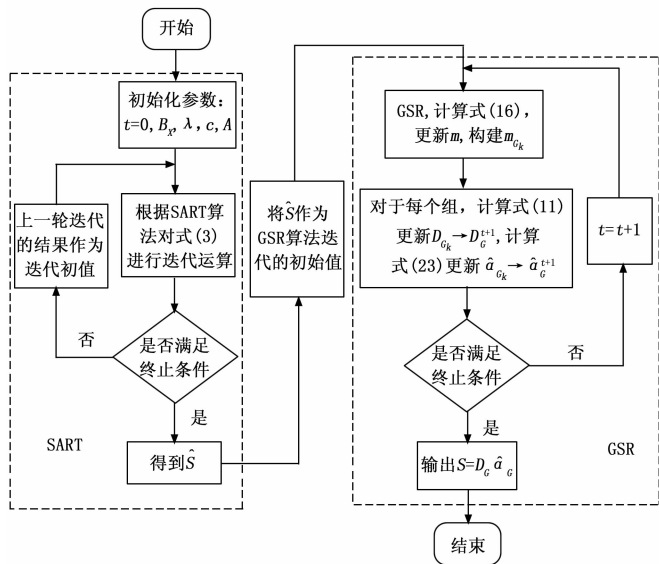


图 2 SART-GSR 算法流程图

3 算法验证及结果评价

3.1 算法验证

为验证建立算法的可行性以及有效性, 通过数值模拟将混凝土设计为均质的介质模型, 并在建立模型中设置低速以及高速异常区, 使用自主编写程序对建立的介质模型进行理论数值计算, 并对计算结果进行分析, 以验证对比算法可行性以及准确性。

本次数值模拟所设计的介质模型如图 3 所示, 模型的尺寸为 30 m×24 m。考虑到计算矩阵的稀疏性, 将网格划分为 24×30, 共有 720 个网格每个网格的尺寸为 1 m×1 m, 按顺序对网格进行编号, 如图 4 所示。GSR-SART 算法的参数设定为 $\lambda = 1$, 块尺寸为 4×4, 即 $B_x = 16$, 相似块数目 $c = 9$ 。混凝土介质模型的测量方案采用构件上下两侧边缘部分布置测点, 中间两列布置激励源, 从而获得被测区域的双对穿覆盖结果。每侧均布置 11 个测量点, 中间部分两侧各有 10 个激励点, 共有 $2 \times 11 \times 20 = 440$ 条射线路径, 如图 5 所示。为了研究不同区域缺陷条件下对层析成像

计算结果的影响, 设计了两种缺陷工况, 同时存在低速和高速异常区, 低速异常区分布于介质模型左侧, 波速为 3 000 m/s, 高速异常区分布于介质模型右侧, 波速为 5 000 m/s。每种工况的缺陷详细情况如表 1 所示。

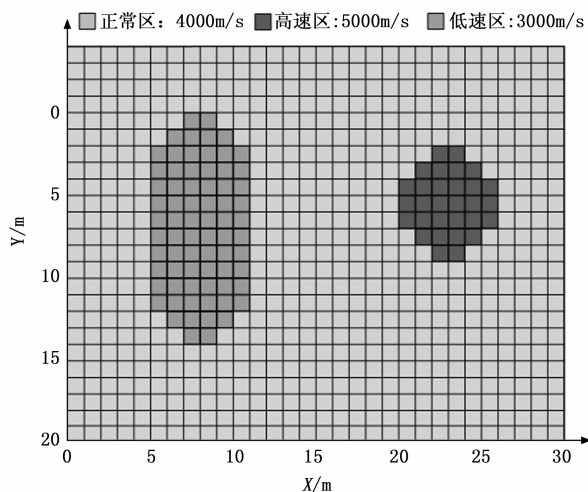


图 3 介质模型工况

表 1 介质模型缺陷设置情况

正常区域波速 / (m/s)	低速异常区网格	低速异常区波速 / (m/s)	高速异常区网格	高速异常区波速 / (m/s)
4 000	188,189,217,218 219,220,246,247 248,249,250,251 276,277,278,279 280,281,306,307 308,309,310,311 336,337,338,339 340,341,366,367 368,369,370,371 396,397,398,399 400,401,426,427 428,429,430,431 456,457,458,459 460,461,486,487 488,489,490,491 516,517,518,519 520,521,547,548 549,550,578,579	3 000	353,354,382,383 384 385,411,412 413,414,415,416 441,442,443,444 445,446,471,472 473,474,475,476 502,503,504,505 533,534	5 000

为更加直观对比迭代重建算法 ART、SART 和 SART-GSR 的成像效果及精度, 分别采用这 3 种算法, 对上述混凝土介质波速模型进行反演成像, 为了使相邻网格波速值更加平滑, 对重建结果进行平滑处理, 将原来网格数扩大一百倍, 并对波速数据进行二维数据内的插值^[20], 使层析成像结果更加合理, 成像结果如图 6~8 所示。对比 3 种算法的重建结果可以明显观察出, 3 种算法在缺陷区域周围的重建效果差异较大, ART 算

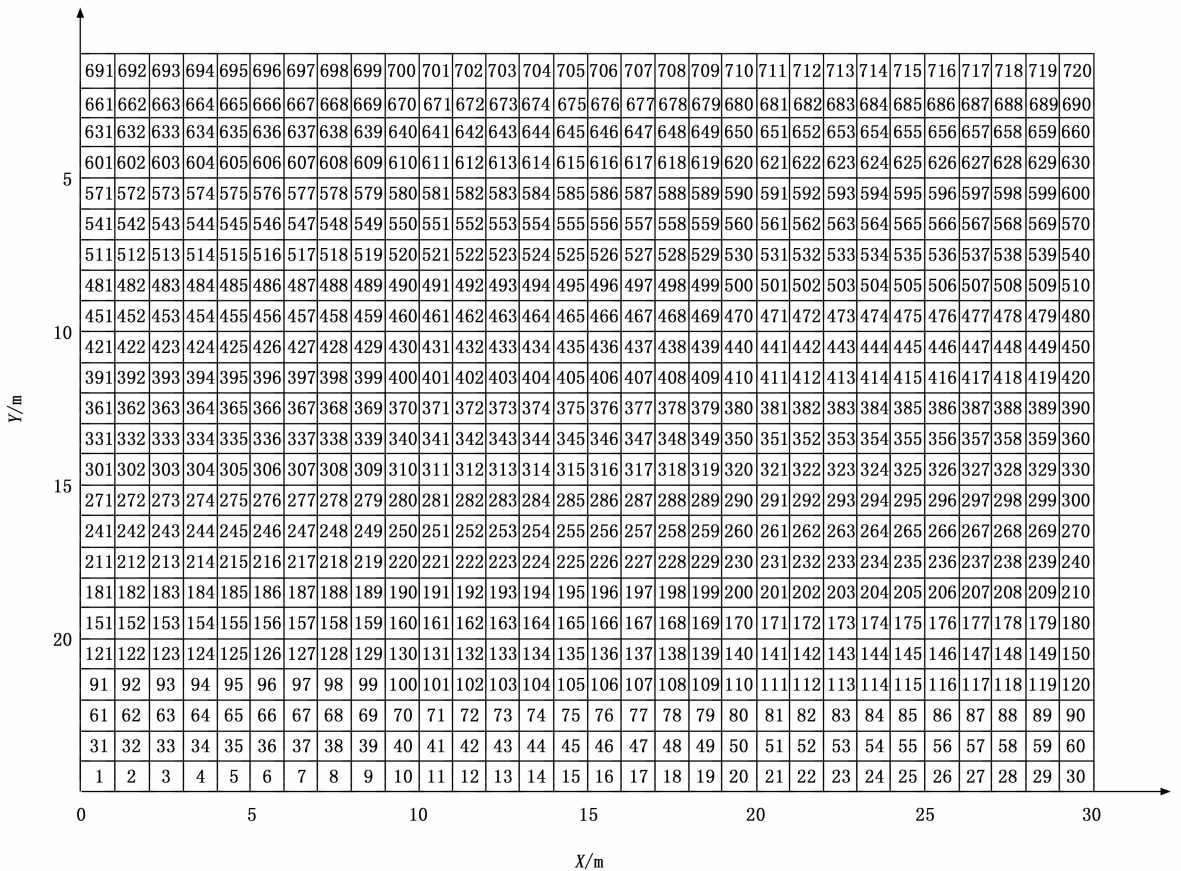


图 4 介质模型网格编号

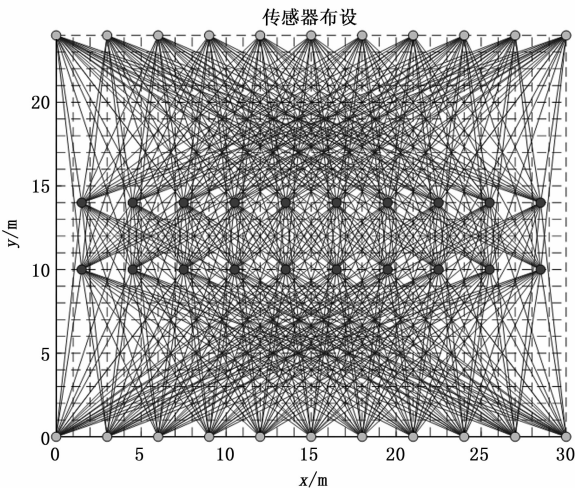


图 5 介质模拟射线路径

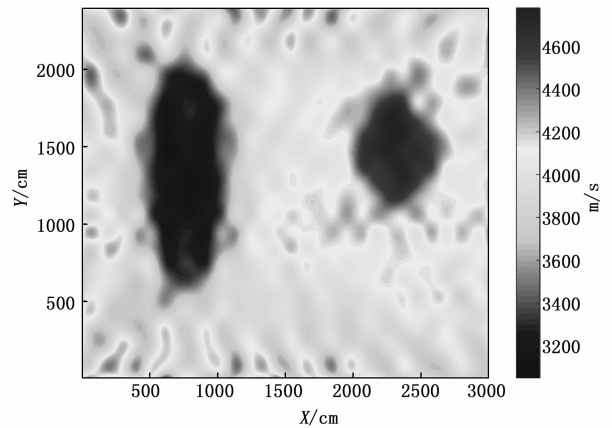


图 6 ART 算法重建结果图

法在异常波速区域边缘成像效果较为模糊，靠近缺陷区域 SART 和 SART-GSR 算法的重建效果较好。比较图 7 和图 8，可以看出 SART 的重建图像内部存在噪声影响，而 SART-GSR 算法整体的重建效果更佳，内部结构更加完整，特别是对非异常区域的重建结果优势比较明显。综上所述，该算法较其他重建算法相比重建效果更好。

3.2 重建效果评价

在科学研究和工程应用中，算法精确度直接影响到最终结果的可靠性和应用价值，为了客观地评估 3 种算法在重建区域精度上的表现，在本文中，使用了两个主要的误差参数：相对误差 (RE) 和均方根误差 (RMSE) 来衡量不同方法的重建效果。RE 主要用来评估 3 种方法在波速重建区域内各网格的实际重建效果与混凝土介质初始速度模型之间的接近程度。这个参数可

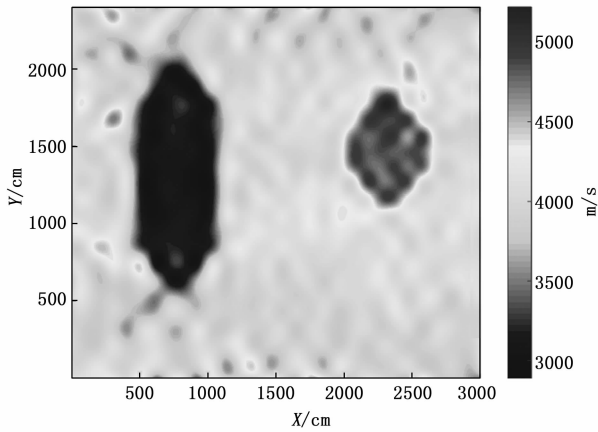


图 7 SART 算法重建结果图

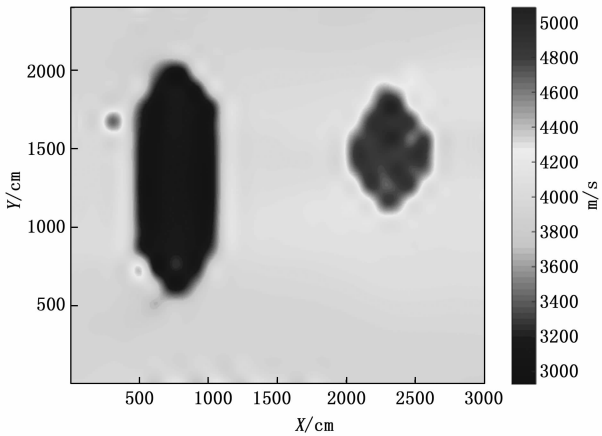


图 8 SART-GSR 算法重建结果图

以客观地反映重建速度模型的准确性。 $RMSE$ 则用于评估整个区域内的不同算法重建结果与初始设置的介质模型结果之间的偏差。其值越小, 说明重建结果与初始设置数值越接近, 说明重建效果越好。总的来说, RE 和 $RMSE$ 分别从局部和整体的角度, 为评价不同重建方法的精度^[21] 提供了客观的标准。 RE 和 $RMSE$ 的计算公式如式 (25) 和式 (26) 所示:

$$E_{RE} = \frac{|y_j - \hat{y}_j|}{y_j} \times 100\% \quad (25)$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J (y_j - \hat{y}_j)^2} \quad (26)$$

式中, J 表示重建波速场区域网格的总数; y_j 表示每种重建算法在第 j 个网格内的重建结果; \hat{y}_j 表示在第 j 个网格内理论上的真值。

图 9 为 ART 算法、SART 算法和 SART-GSR 算法重建后的波速值与设定波速值在重建区域内的 720 个网格中的相对误差, 从相对误差图可以看出, 在重建区域内, ART 算法和 SART 算法相对误差较高而且在个别网格的相对误差远远超过平均误差, 这是由于射线覆盖稀疏等原因, 导致迭代过程中, 重建区域内个别像素点在无法得到正确更新, 尤其是在图像边缘部分, 这种影

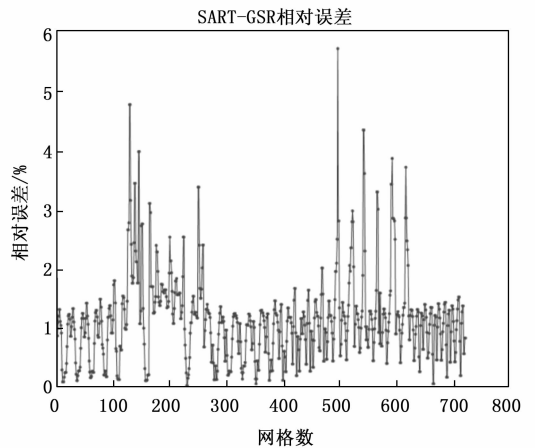
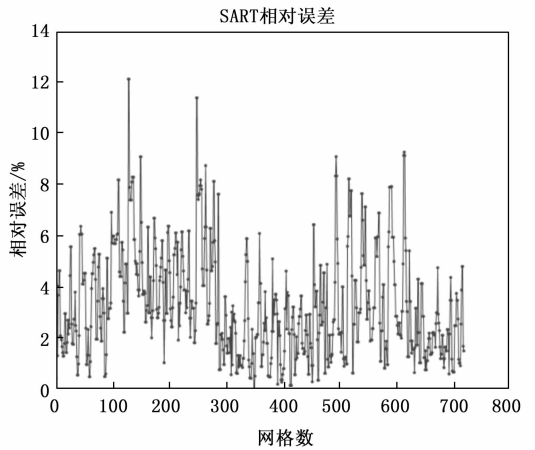
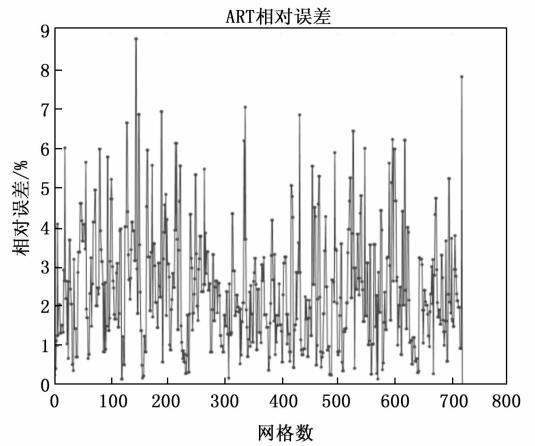


图 9 3 种算法每个网格内速度的相对误差

响更为明显, 另外, 投影数据的截断也会导致重建图像中个别数据误差较大, 截断部分的数据缺失使得相关区域的像素无法得到正确更新。SART 和 SART-GSR 相对误差明显小于 ART 算法, SART-GSR 相较于 SART 算法, 整体相对误差有所降低, 同时有效降低了部分网格较高的相对误差。SART-GSR 算法重建的每个网格的波速数据相对误差基本都保持在 1.5% 左右, 相比之下, 它比 ART 算法重建相对误差降低了 4% 左右, 比 SART 算法重建相对误差降低了大约 1.5%。进一步采用均方根误差来作为衡量重建后整体误差的指标, 3 种

算法的 RMSE 值如表 2 所示。

表 2 不同算法的重建误差对比

重建算法	ART	SART	SART-GSR
RMSE(m/s)	209.28	171.24	89.76

由表 2 可知, 3 种不同算法整体的波速重建的均方根误差分别为 209.28 m/s、171.24 m/s、89.76 m/s, 从上述两组误差数据中可以看出, 本文提出的方法在整体波速重建误差明显小于其他两种算法。通过综合分析相对误差和均方根误差两个参数, 可以进一步直接证明本文提出的方法在桥梁混凝土波速重建方面更具优势。从数据整体重建的效果来看, SART-GSR 方法所获得的结果与模拟介质模型误差小, 成像的误差明显小于 ART 算法和 SART 算法, 综合分析来看, 在桥梁混凝土缺陷检测波速成像的实际开发应用层面上, 3 种算法中, SART-GSR 方法获得的层析成像效果最优。

4 结束语

为了进一步提升桥梁混凝土层析成像精度, 本文提出了基于 SART-GSR 桥梁混凝土波速反演重建方法。通过仿真实验验证, 本文提出的方法与传统方法 ART、SART 算法进行比较, 结果显示 SART-GSR 算法不仅提高了重建图像的质量, 还有助于保持混凝土内部结构的边缘信息, 从而更好地识别和定位缺陷, 验证了本文提出的方法的可行性, 对于实现快速、高效的混凝土结构健康监测和评估具有一定意义, 对桥梁混凝土层析成像具有一定的工程应用价值。

参考文献:

- [1] KUMAR R M S N, BARKAVI T, NATARAJAN C. Structural health monitoring: detection of concrete flaws using ultrasonic pulse velocity [J]. *Journal of Building Pathology and Rehabilitation*, 2018, 3 (1): 1-9.
- [2] YE M, A. M E, NIRMAL D, et al. Non-Destructive detection of asphalt concrete stripping damage using ground penetrating radar [J]. *Transportation Research Record*, 2021, 2675 (10): 938-947.
- [3] 孙杰, 甄宗标. 红外热成像技术在桥梁钢结构涂装检测中的应用 [J]. *世界桥梁*, 2019, 47 (5): 69-73.
- [4] GOFFIN B, BANTHIA N, YONEMITSU N. Use of infrared thermal imaging to detect corrosion of epoxy coated and uncoated rebar in concrete [J]. *Construction and Building Materials*, 2020, 263-263.
- [5] F. J S, U. C G. Delamination detection on a concrete bridge deck using impact echo scanning [J]. *Structural Concrete*, 2020, 22 (2): 806-812.
- [6] HONGYAN L, ZHONGLIN W. A modified algebraic reconstruction algorithm for sparse projection. [J]. *Annals*

- of translational medicine, 2021, 9 (18): 1422-1422.
- [7] 闫昕蕾, 李剑, 孔慧华, 等. 基于压缩感知的冲击波超压场重建方法 [J]. *电子测量技术*, 2022, 45 (2): 84-90.
- [8] 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): 8-764.
- [9] LARUSSON F, FANTINI S, MILLER E L. Parametric level set reconstruction methods for hyper-spectral diffuse optical tomography [J]. *Biomedical Optics Express*, 2012, 3 (5): 1006-1024.
- [10] GHANBARI SHIRIN, WOODS JOHN, LUCAS SIMON M. Semi-automatic BPT for image retrieval [J]. *7th International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing, CBMI 2009*, 33-37.
- [11] 郑源彩, 潘晋孝, 孔慧华. 基于线性插值方法的 ART 重建算法研究 [J]. *数学的实践与认识*, 2013, 43 (24): 80-84.
- [12] ZHENG Y C, PAN J X, KONG H H. Research on ART reconstruction algorithm based on linear interpolation method [J]. *Mathematical Practice and Understanding*, 2013, 43 (24): 80-84.
- [13] YAN M. Convergence analysis of SART: optimization and statistics [J]. *International Journal of Computer Mathematics*, 2013, 90 (1): 30-47.
- [14] 胡耀华, 李昱帆, 刘艳艳, 等. 结构稀疏优化模型的理论及算法 [J]. *中国科学: 数学*, 2024, 54 (7): 1045-1070.
- [15] 蔡林逸, 冯翔, 虞慧群. 基于组稀疏优化的强化学习稀疏表征 [J/OL]. *华东理工大学学报 (自然科学版)*, 2024: 1-7.
- [16] 李晓琳, 傅红笋, 宋博琳. 基于组稀疏正则化的荧光扩散层析成像重建 [J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58 (2): 251-257.
- [17] 袁存林, 宋义壮. 基于小波框架的稀疏正则化方法及其在图像复原中的应用 [J]. *山东师范大学学报 (自然科学版)*, 2021, 36 (2): 155-161.
- [18] 唐嘉男, 孟祥瑞. 基于多尺度信息提取和特征融合的皮肤镜图像分割算法 [J]. *湖北民族大学学报 (自然科学版)*, 2024, 42 (2): 226-232.
- [19] GOLMOHAMMADI A, KHANINEZHAD M M, JAFARPOUR B. Group-sparsity regularization for ill-posed subsurface flow inverse problems [J]. *Water Resources Research*, 2015, 51 (10): 8607-8626.
- [20] 李言言, 李志明, 王琴. 基于非凸张量秩最小化的三维地震数据插值 [J]. *工程地球物理学报*, 2022, 19 (3): 410-418.
- [21] 刘晓佳, 李剑, 孙泽鹏, 等. 基于三维走时的冲击波超压场重建方法 [J]. *舰船电子工程*, 2023, 43 (1): 76-81.