

基于随机扰动技术的共形阵列失效单元非凸压缩感知近场诊断方法

李 玮^{1,2}, 邓维波^{1,2}, 杨 强^{1,2}, Marco Donald Migliore³

- (1. 哈尔滨工业大学电子与信息工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001;
2. 对海监测与信息处理工业和信息化部重点实验室, 黑龙江哈尔滨 150001;
3. 意大利卡西诺大学计算机科学与信息工程学院, 弗罗西诺内省卡西诺 03043)

摘 要: 在基于压缩感知的阵列失效单元近场诊断方法中,使用结构化随机采样策略构造的观测矩阵约束等距特性未知,采用1范数极小化凸优化算法将无法确保阵列失效单元的高概率精确诊断.针对这一不足,本文在深入研究非凸优化算法的基础上提出了一种基于随机扰动技术的非凸压缩感知近场诊断算法.首先在失效单元个数满足稀疏性的前提下构造差异性阵列,其次按照随机欠采样方式获取近场幅相信息,最后利用所提基于随机扰动技术的非凸优化算法对差异性阵列激励进行重构,从而实现对阵列失效单元的高概率精确诊断.数值仿真实验表明,所提算法避免了由于观测矩阵的约束等距特性未知对诊断性能造成的不利影响,并且克服了非凸范数易于陷入局部最优解的弊端,有效提高了阵列失效单元的诊断成功概率.

关键词: 失效单元; 压缩感知; 共形阵列; 随机扰动; 近场诊断; 非凸优化算法

中图分类号: TN820 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)12-2449-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.12.001

A Non-Convex Compressed Sensing Based Method for Diagnosis of Defective Elements in Conformal Arrays Using Random Perturbation Technique with Near-Field Measurements

LI Wei^{1,2}, DENG Wei-bo^{1,2}, YANG Qiang^{1,2}, Marco Donald Migliore³

- (1. School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;
2. Key Laboratory of Marine Environmental Monitoring and Information Processing, Ministry of Industry and Information Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;
3. School of Computer Science and Telecommunications Engineering, University of Cassino, Frosinone 03043, Italy)

Abstract: The restricted isometry property of observation matrix in near-field measurements is unknown using random under-sampling strategy in compressed sensing based methods, which has a negative influence on the probability of success rate of diagnosis when adopting 1 norm minimization. In order to overcome this limitation, a hybrid diagnosis algorithm using random perturbation-non convex optimization for identification of impaired sensors in conformal arrays with near-field measurements is investigated. Differential array composed of healthy array and damaged array is constructed in the case of the sparsity of the number of failed elements. Then the near-field data are acquired. Finally, accurate diagnosis with high probability is achieved by recovering the sparse excitation of differential array utilizing proposed algorithm. Numerical simulation results demonstrate that the proposed method avoids the adverse impact on the performance of diagnosis arising from the absence of apriori information on RIP of observation matrix, overcomes the problem of local minima associated to the non-convex norm, and therefore improves the probability of success rate of diagnosis effectively.

Key words: failed elements; compressed sensing; conformal array; random perturbation; near-field diagnosis; non-convex optimization algorithm

收稿日期:2019-01-08;修回日期:2019-06-28;责任编辑:梅志强

基金项目:哈尔滨工业大学博士生国外短期访学项目基金(No. AUDQ9802200116);国家自然科学基金青年基金(No. 61501145);中央高校基本科研业务费专项资金(No. HIT. MKSTISP. 201613)

1 引言

阵列天线广泛应用于各类军事电子装备中,随着阵列单元的不断增多和工作环境的日益恶化,其发生失效的概率将随之增大.失效单元的数量和位置将对包括最大副瓣电平 (peak side-lobe level) 和零陷深度 (null depth level) 等辐射特性产生影响^[1].当失效单元的数量达到一定比例,自适应波束形成性能和波达方向估计精度将显著恶化^[2],严重影响武器装备技战术功能的充分发挥.因此,必须采取相应修复方法对阵列的辐射特性进行修正.然而,现有的修复方法均依赖失效单元的位置和数量等先验信息.因此,对于阵列失效单元诊断方法开展研究工作具有重要的理论意义和显著的工程价值.

针对阵列失效单元诊断方法进行探索吸引了各国科学家和工程师的广泛关注.根据被测阵列与采样面间距离可将现有诊断方法划分为3大类^[3]:即基于近场测量的诊断方法、基于远场测量的诊断方法和基于中场测量的诊断方法.其中,近场测量通常在距离被测阵列若干个波长的某一采样面(可为平面、柱面、球面3种方式之一),采用特性已知的探头获取离散点的幅相信息.由于近场测量通常在微波暗室进行,能够有效克服测量场地以及外界电磁干扰对测量精度造成的影响,具有距离效应小、环境影响低、测试精度高、可以全天候工作等诸多优点,已成为天线维修过程中不可或缺的一种重要测试手段.

通过近/远场测量获取到的幅相信息重构各个单元的激励分布,可以实现阵列诊断功能.经典的阵列诊断方法主要包括反向传播法(back propagation algorithm)^[4]和矩阵法(matrix method)^[5].前一种方法的理论依据是阵列口径分布与采样面间满足的离散傅里叶变换关系,为了获得足够高的分辨率以及可靠的诊断结果,在采样面内探头通常按照半波长采样间隔获取幅相信息.作为对前一种方法的推广,矩阵法通过构造超定系统增强了求逆过程的稳定性,但是需要满足采样个数不小于阵列单元个数的前提条件.随着阵列单元的不断增多,两种方法都需要采集大量的近场数据,而采样过程是一项极其耗时的工作,将会导致诊断效率降低.目前解决这一问题存在两条技术途径,一方面可以采用散射调制技术(modulated scattering techniques)减少采样时间^[6],另一方面可以通过减少采样个数来减少采样时间.

压缩感知(Compressed Sensing, CS)为减少采样个数,提高诊断效率提供了崭新的思路,逐渐成为该领域各国学者关注和研究的热点方向.代表性的研究成果主要包括:意大利卡西诺大学 Migliore 副教授率先将压

缩感知应用于阵列失效单元的近场诊断中^[7],利用失效单元个数的稀疏性构造差异性阵列,通过 l_1 范数极小化算法对该阵列的激励这一稀疏向量进行重构,在有效压缩采样个数的条件下实现了失效单元的诊断.针对远场诊断中空间采样方式,哈尔滨工业大学李玮提出了一种确定性采样策略^[8],能够有效消除结构化随机采样策略对观测矩阵满足约束等距特性所造成的不利影响,提高了失效单元的诊断成功概率.法国雷恩第一大学 Fuchs 教授提出了一种阵列失效单元快速压缩感知诊断方法^[9],并利用全波仿真以及实测数据对三种正则化方法进行了验证,取得了满意的效果.针对毫米波阵列失效单元,美国加州州立大学 Eltayeb 教授等提出了一种基于压缩感知的在线诊断方法^[10],数值仿真实验验证了所提方法的正确性.不同于传统的压缩感知框架,意大利特伦托大学教授 Oliveri 所在团队率先将贝叶斯压缩感知(Bayesian Compressed Sensing, BCS)引入阵列诊断领域中^[11],不但能够实现失效单元位置和数量的判断,还能够提供作出这一判断的可信程度.

在阵列失效单元压缩感知诊断方法中,通常是采用 l_1 范数极小化算法实现失效单元的高概率精确诊断.大量研究成果表明,这一正则化算法的使用需要观测矩阵满足若干条理论约束条件,例如约束等距特性(Restricted Isometry Property, RIP)^[12,13],非相关特性(Incoherence Property, IP)^[14]和零空间特性(Null Space Property, NSP)^[15]等.需要指出的是,在压缩感知远场诊断方法中,考虑到随机部分傅立叶观测矩阵(random partial fourier observation matrix)以及确定性观测矩阵在理论上满足约束等距特性,因此采用 l_1 范数极小化凸优化算法将能够确保实现失效单元的高概率精确诊断,获得了广泛的应用.然而在近场诊断中,目前尚缺乏相关研究成果证明观测矩阵满足约束等距特性,故采用 l_1 范数极小化凸优化算法将对阵列失效单元的高概率精确诊断造成不利影响.

近年来非凸优化(non-convex optimization)理论逐渐受到各国学者的广泛关注,相关研究表明相比于 l_1 范数极小化凸优化算法,非凸优化算法至少在以下3个方面具有更加优异的性能:(1)放宽了将约束等距特性作为高概率精确重构的充分条件的要求^[16],(2)降低了对精确重构所需最低采样个数的要求^[17],(3)扩大了适用的观测矩阵类型^[18].因此,在缺乏观测矩阵满足约束等距特性这一先验信息的情况下,非凸优化算法将为实现失效单元的高概率精确诊断提供有益的参考思路.

本文在深入研究文献[19]中提出的凸函数逼近最小化凹函数(Minimizing a Concave function via a Con-

vex function Approximation, MCCA) 算法原理基础上, 针对该算法应用于阵列失效单元诊断过程中, 由于目标函数的非凸性导致重构结果易于陷入局部极小值的弊端, 提出了一种基于随机扰动技术的非凸优化算法, 并将其应用于对共形阵列的球面近场诊断中. 数值仿真实验结果表明, 在观测矩阵约束等距特性未知情况下, 采用所提算法有效提高了阵列失效单元的诊断成功概率.

2 诊断模型

由于共形阵列天线能够与载体平台融合, 有效避免了空气阻力对于空气动力学造成的影响, 因此广泛应用于弹载、机载、星载雷达等各个领域^[20]. 共形阵列近场测量示意图如图 1 所示. 其中左侧为被测阵列, 右侧为采样面 (可为平面、柱面、球面 3 种方式之一), 两者间的测试距离通常为 $2\lambda \leq D \leq 10\lambda$, λ 为工作波长.

被测阵列 (array under test) 为二维共形阵列, 由 N_x 行和 N_y 列构成, 天线单元分布在三维曲面上, 其中行间距为 d_x 、列间距为 d_y . 采样球面由 M_x 行、 M_y 列构成, 探头的采样间隔通常满足 $\Delta_x \leq 0.5\lambda$, $\Delta_y \leq 0.5\lambda$. $N = N_x N_y$ 个天线单元的位置坐标 ($r_n \triangleq \{x_n, y_n, z_n\}$, $1 \leq n \leq N$) 以及 $M = M_x M_y$ 个采样点的位置坐标 ($r_m \triangleq \{x_m, y_m, z_m\}$, $1 \leq m \leq \tilde{M}$) 均已知, 两者之间的欧氏距离为 $r_{m,n} = |r_m - r_n|$.

$\theta_{m,n}$ 和 $\varphi_{m,n}$ 分别表示第 m 个采样点与第 n 个天线单元间的相对角度, 定义如下:

$$\begin{cases} \theta_{m,n} = \arccos \frac{x_m - x_n}{r_{m,n}} \\ \varphi_{m,n} = \arctan \frac{y_m - y_n}{z_m - z_n} \end{cases} \quad (1)$$

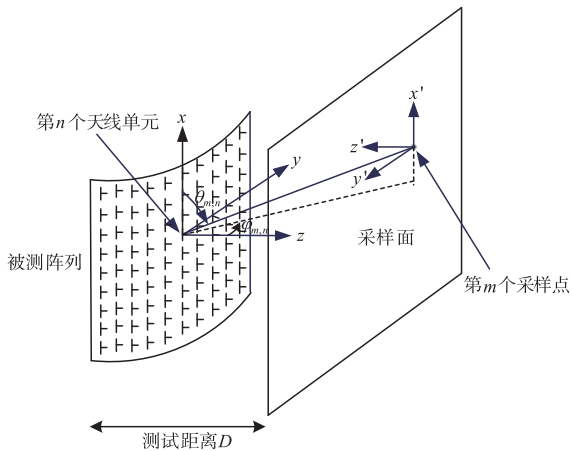


图1 共形阵列近场测量示意图

探头按照某种采样规则依次获取所有采样点处的幅相信息, 根据近场测量理论构造测量方程:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (2)$$

其中 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T \in C^M$, y_m 表示探头在第 m 个采样点处获取的近场幅相信息, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in C^N$, x_n 表示被测阵列中第 n 个天线单元的激励. 传输系数矩阵 $\mathbf{A} \in C^{M \times N}$ 表示近场幅相信息与被测阵列各单元激励之间的关系, 第 (m, n) 个元素表示为:

$$a_{m,n} = \frac{e^{-j\beta r_{m,n}}}{4\pi r_{m,n}} f(\theta_{m,n}, \varphi_{m,n}) h(\theta'_{m,n}, \varphi'_{m,n}) \quad (3)$$

其中 $\beta = 2\pi/\lambda$ 表示自由空间波数, $f(\theta, \varphi)$ 表示天线单元阵中辐射方向图, $h(\theta', \varphi')$ 表示矩形波导探头的远场辐射方向图.

根据实际情况, 阵列单元失效模式分为两种: 当对应单元无激励输出时处于“完全失效”模式, 除此之外单元的幅度或者相位偏移正常值则定义为“部分失效”模式. 假设被测阵列中有 S 个天线单元由于某种原因发生失效, 通常情况下失效单元个数 S 总是远远小于天线单元个数 N ($S \ll N$), 充分利用这一先验信息为降低近场采样个数创造了条件. 根据随机欠采样策略 (random under-sampling strategy), 从 M 个采样点任意选取其中 \tilde{M} ($\tilde{M} \ll M$) 个采样点, 分别获取完好阵列和失效阵列在相同位置处的近场幅相信息, 其中完好阵列各天线单元激励和近场幅相信息分别记为 \mathbf{x}^r 和 \mathbf{y}^r , 失效阵列各天线单元激励和近场幅相信息则表示为 \mathbf{x}^d 和 \mathbf{y}^d . 假定 $\mathbf{x}^r, \mathbf{y}^r$ 和 \mathbf{y}^d 已知, 利用完好阵列和失效阵列构造差异性阵列:

$$\tilde{\mathbf{y}}_{\tilde{M} \times 1} = \mathbf{A}_{\tilde{M} \times N} \tilde{\mathbf{x}}_{N \times 1} \quad (4)$$

在压缩感知中 \mathbf{A} 被称为观测矩阵, $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{x}^r - \mathbf{x}^d$ 表示由差异性阵列各单元激励组成的向量, $\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{y}^r - \mathbf{y}^d$ 表示探头通过随机欠采样方式在 \tilde{M} 个近场采样点处获取的幅相信息组成的向量. 显然差异性阵列激励 $\tilde{\mathbf{x}}$ 是含有 S 个非零值的 N 维稀疏向量, 于是在压缩感知框架下阵列失效单元的诊断问题就转化为如何以高概率重构 $\tilde{\mathbf{x}}$ 这一稀疏向量, 在重构所得向量中非零元素所在的位置对应失效单元位置, 非零元素个数代表失效单元个数.

当考虑零均值, 标准差为 σ 的外部加性复高斯噪声向量 \mathbf{n} 时, 式(4)表示为:

$$\tilde{\mathbf{y}}_{\tilde{M} \times 1} = \mathbf{A}_{\tilde{M} \times N} \tilde{\mathbf{x}}_{N \times 1} + \mathbf{n} \quad (5)$$

通常利用正则化策略将式(5)转化为带有约束的范数极小化方式进行求解:

$$P_p: \min \|\tilde{\mathbf{x}}\|_p \text{ s. t. } \|\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{A} \cdot \tilde{\mathbf{x}}\|_2 \leq \varepsilon \quad (6)$$

其中 ε 大小由外部噪声和测量结果不确定度决定. p 代表范数类型, 常见的取值为 $p = \{0, 1, 2\}$, 分别代表 0 范数、1 范数和 2 范数. 当 $p \geq 1$ 时式(6)表示凸优化问题, 当 $0 < p < 1$ 时式(6)表示非凸优化问题. l_p ($0 < p < 1$) 范数定义如下:

$$\|\tilde{\mathbf{x}}\|_p = \left(\sum_{i=1}^N |\tilde{x}_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (7)$$

3 诊断方法

本文将文献[19]所提 MCCA 算法应用于对阵列失效单元的近场诊断中. 由于目标函数的非凸性, 该算法在重构稀疏向量的过程中仍然存在收敛于局部极小值的弊端. 为了克服这一缺陷, 本文提出了一种随机扰动技术(random perturbation technique), 通过所设计的准则随机生成一定数量的不同初始起点, 采用迭代运算实现跳出局部最优解从而寻找全局最优解的目的, 其原理示意图如图 2 所示.

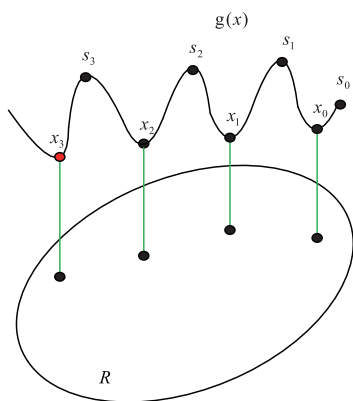


图2 基于随机扰动技术的非凸优化诊断方法原理示意图 (红点表示全局最优解, 黑点表示局部最优解)

具体可分为以下步骤.

步骤 1: 选择最小二乘解 $\mathbf{A}^H (\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^{-1} \hat{\mathbf{y}}$ 为初始起点 \mathbf{s}_0 , 接下来采用 MCCA 算法得到一组初始解向量 \mathbf{x}_0 ;

步骤 2: 引入随机向量 \mathbf{n} 对解向量进行扰动, 要求 \mathbf{n} 属于观测矩阵 \mathbf{A} 的零空间 $N(\Phi)$. 文中 $\mathbf{n} = \mathbf{F}\mathbf{u}$, 其中 \mathbf{F} 属于 \mathbf{A} 的零空间, $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{n-m}$ 表示随机噪声向量. 一种可行选取方法如下: 对 \mathbf{A} 进行奇异值分解 $\mathbf{A} = \mathbf{U}\Sigma\mathbf{V}^T$, 选择 \mathbf{V} 中后 $n-m$ 列构成 \mathbf{F} , $\mathbf{u} \in [-\alpha \hat{\mathbf{x}}_{\max}, \alpha \hat{\mathbf{x}}_{\max}]$ 是服从零均值均匀分布的随机变量, $\hat{\mathbf{x}}_{\max}$ 表示当前解向量中的绝对值最大的元素, α 是在 $[1, 2]$ 区间内的非负数;

步骤 3: 构造新的初始起点 $\mathbf{s}_1 = \mathbf{x}_0 + \mathbf{n}$, 再次采用 MCCA 算法得到一组新的解向量 \mathbf{x}_1 ;

步骤 4: 如果解向量 \mathbf{x}_1 的 l_p 范数小于或等于解向量 \mathbf{x}_0 的 l_p 范数, 即 $\|\mathbf{x}_1\|_p \leq \|\mathbf{x}_0\|_p$, 那么保存解向量 \mathbf{x}_1 , 否则保存解向量 \mathbf{x}_0 作为当前全局最优解, 按照步骤 2 ~ 步骤 3 生成新的初始起点 \mathbf{s}_2 ;

步骤 5: 重复步骤 1 ~ 步骤 4 直到满足终止条件. 本文终止条件设定为扰动次数 Q , 需在避免解向量陷入局部极小值的概率与计算时间中折衷考虑.

4 诊断实例

本文以共形阵列球面近场诊断模型作为研究对

象^[21], 其中被测阵列是一个半径 $\rho = 5\lambda$, 高 $h \in [-6\lambda, 6\lambda]$, 张角 $\omega \in [-90^\circ, 90^\circ]$ 的半圆柱共形阵列, 在高度方向和张角方向分别均匀排列了 9 个各向同性单元, 共含有 $N = 81$ 个单元; 采样面选取一半径 $\rho = 10\lambda$, 方位角 $\varphi \in [-120^\circ, 120^\circ]$, 俯仰角 $\theta \in [-120^\circ, 120^\circ]$ 的球形面, 在方位角以及俯仰角方向分别均匀排列 20 个采样点, 共含有 $M = 400$ 个采样点, 其几何结构图如图 3 所示.

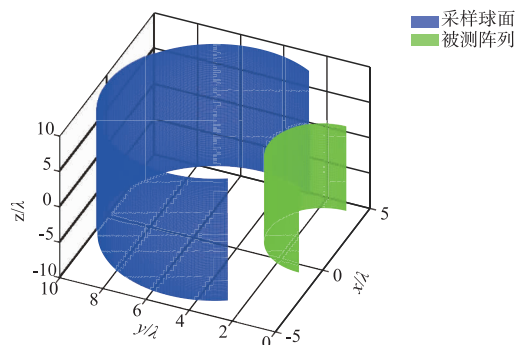


图3 共形阵列球面近场诊断几何结构图

近场采样值由无方向性的矩形波导探头获取. 阵列工作在 X 波段, 各个单元施加等幅同相激励 $x_n = 1 (1 \leq n \leq N)$. 假设被测阵列中含有 S 个单元发生部分失效且随机分布于阵列中, 失效单元幅相信息表示为 $x_{1 \leq s \leq S} = (1 - \delta_A) \exp(j\delta_\varphi)$, 幅度偏移量 $0 < \delta_A < 1$, 相位偏移量 $0 < \delta_\varphi < 10^\circ$. 噪声为一复高斯白噪声, 信噪比 $\text{SNR} = 35 \text{ dB}$.

诊断效果由重构向量的均方根误差 MSE 以及诊断成功概率 P_D 来评价:

$$\begin{cases} \text{MSE} = 20 \log \frac{\|\hat{\mathbf{x}} - \tilde{\mathbf{x}}\|_2}{\sqrt{N}} \\ P_D = \frac{K}{T} \end{cases} \quad (8)$$

其中 $\hat{\mathbf{x}}$ 表示重构所得的稀疏向量, $\tilde{\mathbf{x}}$ 表示原始稀疏向量. 诊断成功概率 P_D 是指重构向量的均方根误差小于某设定门限 ($\text{MSE} < \text{threshold}$) 的次数 K 与实验总次数 T 的比值. 门限取值大小需要通过大量实验确定, 不同取值并不会影响结果的总体趋势.

4.1 感知矩阵与稀疏矩阵间互相关性与近场采样个数和测试距离的关系

对于绝大部分电磁逆问题中的观测矩阵, 直接验证其是否满足约束等距特性并不具备可操作性. 根据压缩感知理论, 通常将该问题转化为考察感知矩阵 Φ 与稀疏矩阵 Ψ 之间的互相关性 $\mu(\Phi, \Psi)$:

$$\mu(\Phi, \Psi) = \sqrt{N} \max_i |\langle \varphi_i, \psi_j \rangle| \quad (9)$$

其中 $1 \leq i, j \leq N$, φ_i 和 ψ_j 分别表示感知矩阵 Φ 的第 i 列和稀疏矩阵 Ψ 的第 j 列, $\langle \cdot \rangle$ 为内积操作.

实验 1 在球形采样面内利用随机欠采样策略获

取 $9 \leq \tilde{M} \leq 29$ 个近场幅相信息,考察当测试距离 $2\lambda \leq D \leq 10\lambda$ 变化时,感知矩阵 Φ 与稀疏矩阵 Ψ 任意两列向量间的互相关性 $\mu(\Phi, \Psi)$ 与近场采样个数 M 的关系. 考虑到采样位置的随机分布特性,共进行 100 次蒙特卡洛仿真实验,结果如图 4 所示.

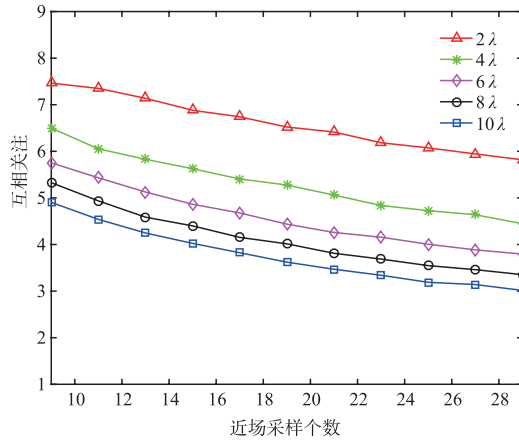


图4 不同测试距离下的感知矩阵与稀疏矩阵间互相关性
与近场采样个数关系

由图 4 可以看出,在某一确定测试距离下采样个数越少对应的感知矩阵与稀疏矩阵间互相关性越强,随着采样个数的增加互相关性呈现逐渐降低的趋势.此外,考察不同的测试距离可以发现,在相同的采样个数条件下,互相关性将随着被测阵列和采样面间距离的减小而显著增强.根据压缩感知理论可知,互相关性越强观测矩阵越难以满足约束等距特性.因此,为了确保阵列失效单元的高概率精确诊断,测试距离不能选取过近.同时,考虑到采样面尺寸的有限性,测试距离选取也不宜过远,否则将会引起观测矩阵病态性的恶化.

4.2 重构向量均方根误差的累积分布函数

实验 2 假定被测阵列中含有 $S = 8$ 个失效单元,在球形采样面内利用随机欠采样策略获取 $M = 25$ 个近场采样值.考虑 3 种类型的非凸范数:强非凸范数 $l_{0.1}$,中非凸范数 $l_{0.5}$ 和弱非凸范数 $l_{0.9}$.当考虑信噪比 $\text{SNR} = 35\text{dB}$ 以及扰动次数 $Q = 1, 10, 30$ 时,采用 l_1 范数极小化凸优化算法和所提基于随机扰动技术的非凸优化算法,考察重构均方根误差的累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF).得到的结果如图 5(a) ~ (c) 所示,运算时间如表 2 所示.

表 2 运算时间比较表(单位:秒)

norm	$Q = 1$	$Q = 10$	$Q = 30$
0.1	0.0328	9.8708	29.5673
0.5	0.0329	6.3335	18.9347
0.9	0.0978	7.4761	22.4128
1.0	0.3748		

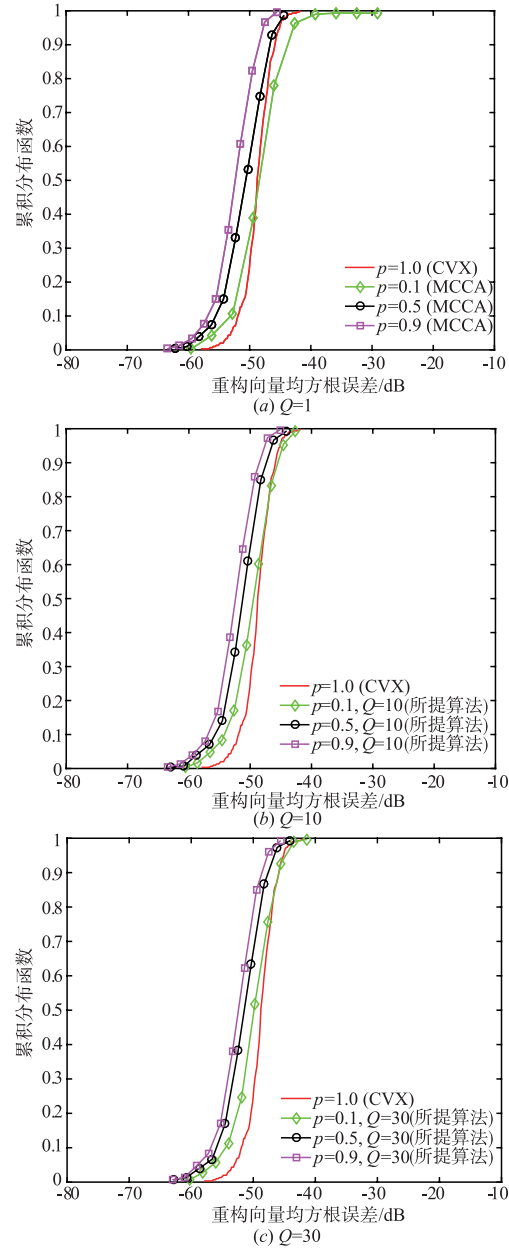


图5 不同扰动次数下重构向量均方根误差的累积分布函数

考虑到失效单元位置、近场采样位置以及测量噪声随机分布特性进行 500 次蒙特卡洛仿真实验.由图 5 可以看出,随着增加扰动次数 Q ,重构向量均方根误差的累积分布函数性能均逐渐得到改善.如图 5(a) 所示,当采用单次随机扰动即使用 MCCA 算法时,强非凸范数 $l_{0.1}$ 的性能劣于 l_1 范数,中非凸范数 $l_{0.5}$ 以及弱非凸范数 $l_{0.9}$ 的性能要优于 l_1 范数.当扰动次数增加到 $Q = 10$ 时由图 5(b) 可知虽然 3 种非凸范数所对应的累积分布函数均优于 l_1 范数,但却是以增加运算时间为代价的.观察表 2 可以看出,在强非凸范数下采用所提算法运算时间达到 l_1 范数的 26 倍.理论上讲范数的非凸性越强其重构效果应该越好,然而在 p

→0 过程中目标函数陷入局部最优解的概率明显上升,迭代过程中可能一直收敛于局部极小值,在此情况下只有不断更新初始值,通过大量的重复迭代才有可能寻找到全局最优解.观察图 5(c)还可以看出,随机扰动达到一定数值后继续增大其值仅对强非凸范数更有效.因此当采用所提算法对阵列失效单元进行诊断时,应折衷考虑目标函数的非凸性与计算时间之间的关系.

4.3 诊断成功概率与失效单元个数关系

实验 3 假定被测阵列失效单元个数 $3 \leq S \leq 11$,在近场采样个数 $M = 25$ 、信噪比 $\text{SNR} = 35\text{dB}$ 条件下,采用强非凸范数 $l_{0.1}$ 、中非凸范数 $l_{0.5}$ 以及弱非凸范数 $l_{0.9}$,当选择随机扰动次数 $Q = 1$ 和 $Q = 10$ 时,分别利用 l_1 范数极小化凸优化算法以及所提基于随机扰动技术的非凸优化算法,考察诊断成功概率 P_d 与失效单元个数 S 的关系.考虑到失效单元位置、近场采样位置和测量噪声的随机分布特性,在每一个失效单元个数下对应进行 300 次蒙特卡洛仿真实验,结果分别如图 6(a)、6(b) 所示.

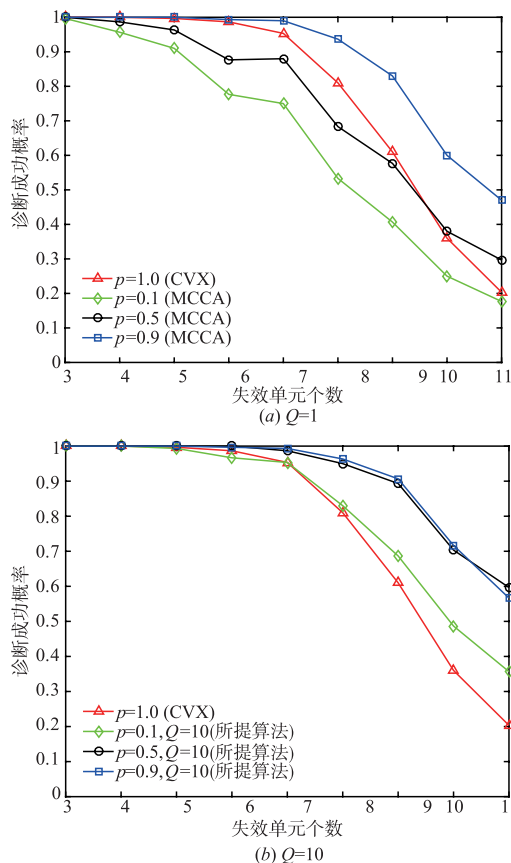


图6 诊断成功概率与失效单元个数关系

由图 6(a) 可知,单次扰动下采用强非凸范数 $l_{0.1}$ 和中非凸范数 $l_{0.5}$ 所对应的的诊断成功概率低于 l_1 范数的诊断成功概率,而采用弱非凸范数 $l_{0.9}$ 对应的的诊断成

功概率高于 l_1 范数的诊断成功概率.随着扰动次数的增加,如图 6(b) 所示当采用 $Q = 10$ 次随机扰动后,3 种非凸范数对应的诊断成功概率均优于 l_1 范数的诊断成功概率,且随着失效单元个数增多这一趋势愈发明显.例如,当失效单元个数 $S = 11$ 时采用 l_1 范数的诊断成功概率仅有 20.3%,采用所提算法 3 种非凸范数对应的诊断成功概率分别达到 35.7%、59.7% 以及 56.7%,相比单次随机扰动情况下分别高出 18%、30% 和 9.7%.

4.4 诊断成功概率与近场采样个数关系

实验 4 假定近场采样个数 $9 \leq M \leq 29$,考虑失效单元个数 $S = 8$ 和信噪比 $\text{SNR} = 35\text{dB}$ 条件下,采用强非凸范数 $l_{0.1}$ 、中非凸范数 $l_{0.5}$ 和弱非凸范数 $l_{0.9}$,当选择随机扰动次数 $Q = 1$ 以及 $Q = 10$ 时,分别利用 l_1 范数极小化凸优化算法和所提基于随机扰动技术的非凸优化算法,考察诊断成功概率 P_d 与近场采样个数 M 的关系.考虑到失效单元位置、近场采样位置和测量噪声的随机分布特性,每一个近场采样个数下对应进行 300 次蒙特卡洛仿真实验结果如图 7(a)、7(b) 所示.

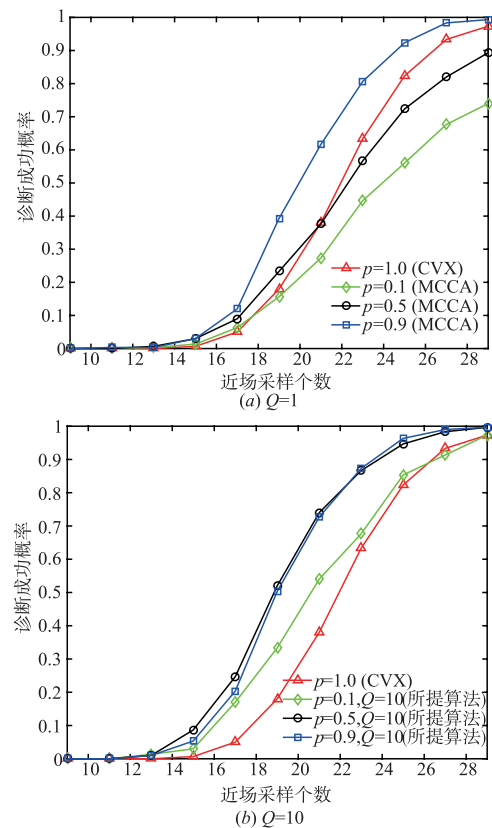


图7 诊断成功概率与近场采样个数关系

由图 7(a) 可知,单次扰动下采用强非凸范数 $l_{0.1}$ 和中非凸范数 $l_{0.5}$ 对应的的诊断成功概率劣于 l_1 范数的诊断成功概率,而采用弱非凸范数 $l_{0.9}$ 对应的的诊断成功概率高于 l_1 范数的诊断成功概率.伴随着扰动次数的增加,

由图 7(b)可以看出当采用 $Q = 10$ 次随机扰动后,3 种非凸范数对应的诊断成功概率均优于 l_1 范数的诊断成功概率,随着近场采样个数的增多这一趋势愈发明显.例如当近场采样个数 $M = 19$ 时,采用 l_1 范数的诊断成功概率仅有 18.0%,采用所提算法时 3 种非凸范数对应的诊断成功概率分别达到 33.3%、52.0% 以及 50.3%,相比单次随机扰动情况下分别高出 17.6%、28.7% 和 11%.

4.5 诊断成功概率与信噪比大小关系

实验 5 假定信噪比大小为 $10 \leq \text{SNR} \leq 40$,在失效单元个数 $S = 8$ 以及近场采样个数 $M = 25$ 条件下,采用强非凸范数 $l_{0.1}$ 、中非凸范数 $l_{0.5}$ 和弱非凸范数 $l_{0.9}$,当随机扰动次数 $Q = 1$ 和 $Q = 10$ 时,仍采用 l_1 范数极小化凸优化算法与所提基于随机扰动技术的非凸优化算法,考察诊断成功概率 P_D 与信噪比 SNR 的关系.考虑失效单元位置、近场采样位置和测量噪声的随机分布特性,每个信噪比下对应进行 300 次蒙特卡洛仿真实验,结果如图 8(a)、8(b)所示.

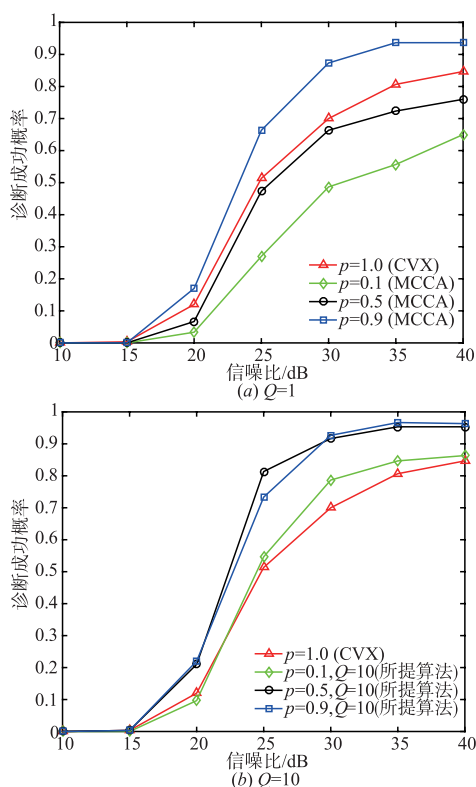


图8 诊断成功概率与信噪比关系

由图 8(a)可知,单次扰动下采用强非凸范数 $l_{0.1}$ 和中非凸范数 $l_{0.5}$ 对应的诊断成功概率低于 l_1 范数的诊断成功概率,而采用弱非凸范数 $l_{0.9}$ 对应的诊断成功概率优于 l_1 范数的诊断成功概率.伴随着扰动次数增加,如图 8(b)所示当采用 $Q = 10$ 次随机扰动,3 种非凸范数对应的诊断成功概率均优于 l_1 范数的诊断成功概率,

且随着信噪比的增大这一趋势更加明显.例如当信噪比 $\text{SNR} = 40\text{dB}$ 时,采用 l_1 范数对应的诊断成功概率为 84.7%,而采用所提算法 3 种非凸范数对应的诊断成功概率分别达到 86.3%、95.3% 和 96.3%,相比单次随机扰动情况下分别高出 21.3%、19.3% 和 2.6%.

5 结论

在使用随机欠采样策略的压缩感知近场诊断方法中,尚缺乏观测矩阵是否满足约束等距特性的先验信息,采用 l_1 范数极小化凸优化算法将会影响阵列失效单元的高概率精确诊断.针对这一问题,本文提出一种基于随机扰动技术的非凸压缩感知近场诊断方法,并将其应用于含有失效单元的共形阵列中.大量的数值仿真实验表明,所提方法不仅避免了由于观测矩阵先验信息的缺失对诊断成功概率所造成的不利影响,而且有效克服了原始非凸优化算法易于陷入局部极小值的弊端,提高了阵列失效单元的诊断成功概率.

参考文献

- [1] 李玮,邓维波,杨强,等.阵列失效单元非凸压缩感知平面近场快速诊断方法[J].系统工程与电子技术,2019,41(06):1173-1179.
LI Wei, DENG Weibo, YANG Qiang, et al. Fast diagnosis approach for defective array elements using non-convex compressed sensing with planar near-field measurements [J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(06): 1173-1179. (in Chinese)
- [2] Chenglong Zhu, Wenqin Wang, Hui Chen, et al. Impaired sensor diagnosis, beamforming, and DOA estimation with difference co-array processing [J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(7): 3773-3780.
- [3] Can Xiong, Gaobiao Xiao. Diagnose element failures of phased antenna arrays with a single fixed receiving probe [A]. 2017 International Symposium on Applied Computational Electromagnetics Society (ACES) [C]. Suzhou, China: IEEE, 2017. 1-2.
- [4] Lee J J, Ferren E M, Woollen D P, et al. Near-field probe used as a diagnostic tool to locate defective elements in an array antenna [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1988, 36(6): 884-889.
- [5] Bucci O M, Migliore M D, Panariello G, et al. Accurate diagnosis of conformal arrays from near field data using the matrix method [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2005, 53(3): 1114-1120.
- [6] Massimo Donelli. Guidelines for the design and optimization of wireless sensors based on the modulated scattering technique [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2014, 63(7): 1824-1833.

- [7] Migliore M D. A compressed sensing approach for array diagnosis from a small set of near-field measurements [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2011, 59 (6): 2127 – 2133.
- [8] Wei Li, Weibo Deng, M D Migliore. A deterministic far-field sampling strategy for array diagnosis using sparse recovery [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2018, 17(7): 1261 – 1265.
- [9] Fuchs B, Coq L L, Migliore M D. Fast antenna array diagnosis from a small number of far-field measurements [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2016, 64 (6): 2227 – 2235.
- [10] Mohammed E E, Tareq Y A, Robert W H. Compressive sensing for millimeter wave antenna array diagnosis [J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 58 (1): 1 – 13.
- [11] Oliveri G, Rocca P, Massa A. Reliable diagnosis of large linear arrays-A Bayesian compressive sensing approach [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2012, 60(10): 4627 – 4636.
- [12] Candes E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489 – 509.
- [13] Baraniuk R, Davenport M, DeVore R, et al. A simple proof of the restricted isometry property for random matrices [J]. Constructive Approximation, 2008, 28 (3): 253 – 263.
- [14] Tropp J A. Greed is good: algorithmic results for sparse approximation [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 50(10): 2231 – 2242.
- [15] Cohen A, Dahmen W, DeVore R. Compressed sensing and best k-term approximation [J]. Journal of the American Mathematical Society, 2009, 22(1): 211 – 231.
- [16] Foucart S, Lai M J. Sparsest solutions of underdetermined linear systems via l_q minimization for $0 < q \leq 1$ [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2009, 26 (3): 395 – 407.
- [17] R Chartrand, V Staneva. Restricted isometry properties and nonconvex compressive sensing [J]. Inverse Problems, 2008, 24(3): 1 – 16.
- [18] Gao Y, Peng J, Yue S. Sparse recovery in probability via l_q minimization with Weibull random matrices for $0 < q \leq 1$ [J]. Applied Mathematics-A Journal of Chinese Universities, 2018, 33(1): 1 – 24.
- [19] Mourad N, Reilly J P. l_p minimization for sparse vector reconstruction [A]. 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP 09) [C]. Taipei, China: IEEE, 2009. 3345 – 3348.
- [20] 李龙军, 王布宏, 夏春和. 稀疏共形阵列天线方向图之综合 [J]. 电子学报, 2017, 45(1): 104 – 111.
LI Longjun, Wang Buhong, Xia Chunhe. Synthesis of sparse conformal array antennas pattern [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45 (1): 104 – 111.
- [21] Huapeng Zhao, Ying Zhang, Er-Ping Li, Aniello Buonanno, Michele D'Urso. Diagnosis of array failure in impulsive noise environment using unsupervised support vector regression method [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2013, 61(11): 5508 – 5516.

作者简介



李 玮 男, 1988 年 1 月生, 陕西省西安市人, 为哈尔滨工业大学电子与信息工程学院在读博士研究生, 主要从事基于压缩感知的阵列失效单元诊断方法研究。

E-mail: hit_14B905002@163.com



邓维波 (通信作者) 男, 1961 年 1 月生, 黑龙江省哈尔滨市人, 现为哈尔滨工业大学教授、博士生导师, 任中国电子学会高级会员, 对海监测与信息处理工业和信息化部重点实验室主任, 主要研究方向为超视距雷达系统、阵列信号处理。

E-mail: dengweibo@hit.edu.cn



杨 强 男, 1970 年 9 月生, 江苏省南京市人, 现为哈尔滨工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为新体制雷达信息提取与处理。

E-mail: yq@hit.edu.cn



Marco Donald Migliore 男, 1964 年 5 月生, 意大利那不勒斯人, 现为意大利卡西诺大学副教授, IEEE 高级会员, 主要研究方向为压缩感知及其在电磁逆问题中的应用、MIMO 雷达。

E-mail: mdmiglio@unicas.it