

新型压缩感知计算模型分析三维电大目标 电磁散射特性*

王攀¹⁾ 王仲根^{1)†} 孙玉发²⁾ 聂文艳³⁾

1) (安徽理工大学电气与信息工程学院, 淮南 232001)

2) (安徽大学电子信息工程学院, 合肥 230601)

3) (淮南师范学院机械与电气工程学院, 淮南 232001)

(2022年7月28日收到; 2022年11月1日收到修改稿)

为提高基于压缩感知技术的矩量法在三维电大目标双站电磁散射问题中的计算效率和稳定性, 提出新的稀疏、测量和重构方法, 构建一种新型压缩感知计算模型. 不同于基于欠定方程的传统的压缩感知计算模型, 新型计算模型首先采用按行均匀抽取阻抗矩阵的方法构造测量矩阵以获得稳定的计算结果; 然后, 基于 Foldy-Lax 方程生成多阶特征基函数并作为稀疏基对感应电流进行稀疏转换; 再依据少数低阶特征基函数足以近似表征感应电流的先验条件, 将恢复算法简化为最小二乘法; 最后, 将矩阵方程转换为一个超定系统并采用最小二乘法解出电流系数. 与传统的计算模型相比, 新型计算模型不仅可以获得更加稳定的精确解, 还可以显著提高电大目标双站散射问题的求解效率和计算精度. 数值仿真结果证明了新方法的可行性和高效性.

关键词: 压缩感知, 矩量法, 特征基函数, 测量矩阵

PACS: 02.60.Cb, 02.70.-c, 02.90.+p

DOI: 10.7498/aps.72.20221532

1 引言

作为求解电磁散射问题的有效数值方法之一, 矩量法^[1] (method of moments, MoM) 可以将电磁场积分方程离散为一个线性矩阵方程. 由于其生成的阻抗矩阵为稠密矩阵, 对于电大尺寸问题, 求解该矩阵方程将消耗大量的时间和内存. 为提高计算效率, 提出了一些有效的快速算法, 如多层快速多极子法^[2]、复合基函数法^[3]、高阶 MoM^[4] 和特征基函数 (characteristic basis function, CBF) 法^[5,6] 等. 近年来, 压缩感知 (compressive sensing, CS)^[7] 技术被成功引入到 MoM 中, 为上述问题提供了新的解决方案, 并形成了两种主要的计算模型: 分别

是基于新型激励源的计算模型和基于欠定方程的计算模型.

基于新型激励源的计算模型由陈明生等^[8] 于 2011 年提出, 该技术的基本原理是通过压缩入射激励以减少矩阵方程的求解次数, 从而提高多激励散射问题的求解效率. 在此模型基础上, 相关学者对模型框架内中的稀疏、测量以及重构等关键技术进行了深入研究^[9-11], 并将该方法的应用扩展至复杂结构目标的散射问题^[12,13]. 然而, 该技术仍然采用传统方法求解 MoM 中的矩阵方程, 无法用于双站散射问题分析. 与第一种模型不同, 王哲等^[14] 于 2014 年提出的基于欠定方程的计算模型直接改变 MoM 的算法结构, 使其满足 CS 框架, 继而引入 CS 技术快速重构待求电流. 该方法将矩阵方程

* 国家自然科学基金 (批准号: 62071004)、安徽省自然科学基金 (批准号: 2108085MF200) 和安徽高校自然科学基金重点项目 (批准号: KJ2020A0307) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: zgwang@ahu.edu.cn

缩减为一个欠定系统, 显著减少了矩阵方程的求解时间. 然而, 该计算模型中的一些关键技术仍需要进一步改进. 首先, 在测量矩阵的构造中, 随机抽取阻抗矩阵^[14,15]或左乘随机高斯矩阵^[16,17]的方法造成了计算结果的不确定性; 其次, 在使用 Rao-Wilton-Glisson (RWG) 基函数的三维问题中很难构造合适的稀疏基. Cao 等^[18]采用 Krylov 子空间构造稀疏基的方法实现了对三维目标感应电流的稀疏转换, 但是稀疏基的构造需要大量的矩阵乘积运算, 并不适用于电大尺寸问题. Ding 等^[19]利用具有特征基函数的基于 CS 技术的 MoM 方法 (CS-CBFs) 同样实现了对三维目标感应电流的稀疏转换, 并且采用区域分解策略使其更适用于电大尺寸问题, 然而对于复杂目标, 该方法的计算精度有待提高. Wang 等^[20]采用基于区域分解的特征模构造稀疏基, 避免了阻抗矩阵的完全填充以提高计算效率, 然而该方法中基函数数量以及测量矩阵的维数显著较大. 最后, 由于缺乏先验知识, 基于欠定方程的计算模型在具体问题中很难设定合适的稀疏度和观测次数等关键参数.

本文提出一种新型 CS 计算模型 (NCS-CBFs) 用于求解三维电大目标双站电磁散射问题. 首先, 采用按行均匀抽取阻抗矩阵的方法构造测量矩阵以获得稳定的计算结果; 然后, 基于 Foldy-Lax 方程生成多阶 CBFs 用于构造稀疏转换矩阵, 以降低基函数的个数和构造时间; 再依据低阶 CBFs 的特性获取先验条件, 将恢复算法简化为最小二乘法; 最后构造一个超定方程, 并采用最小二乘法解出电流系数. NCS-CBFs 与 CS-CBFs 相比, 显著降低了计算时间, 提高了计算精度. 最后结合具体算例, 给出了与 CS-CBFs 的比较结果, 证明了 NCS-CBFs 的有效性.

2 基本原理

2.1 基于欠定方程的 CS 计算模型

结合 CS 技术的 MoM 的基本思想是将感应电流作为待重构信号, 压缩的阻抗矩阵和激励分别作为测量矩阵和测量值, 从而将矩阵方程转变为一个欠定系统. 在 MoM 中, 以 RWG 函数作为基函数和权函数, 将积分方程离散成如下矩阵方程:

$$\mathbf{Z}_{N \times N} \mathbf{I}_{N \times 1} = \mathbf{V}_{N \times 1}, \quad (1)$$

式中, \mathbf{Z} 表示满秩的阻抗矩阵; \mathbf{I} 表示 RWG 基函

数的权重系数向量, 又称为感应电流; \mathbf{V} 为激励向量; N 为 RWG 基函数的数量, 即未知数的数量. 随机抽取 \mathbf{Z} 和 \mathbf{V} 中的 M 行分别构造测量矩阵 $\tilde{\mathbf{Z}}$ 和测量值 $\tilde{\mathbf{V}}$, 则将 (1) 式转变为如下欠定方程:

$$\tilde{\mathbf{Z}}_{M \times N} \mathbf{I}_{N \times 1} = \tilde{\mathbf{V}}_{M \times 1}. \quad (2)$$

由于 \mathbf{I} 本身不稀疏, 为满足 CS 框架, 需对 \mathbf{I} 进行稀疏转换:

$$\mathbf{I}_{N \times 1} = \boldsymbol{\Psi}_{N \times N} \mathbf{a}_{N \times 1}, \quad (3)$$

式中, $\boldsymbol{\Psi}$ 为稀疏转换矩阵, \mathbf{a} 为稀疏基的权重系数向量. 将 (3) 式代入到 (2) 式, 可得

$$\tilde{\mathbf{Z}}_{M \times N} \boldsymbol{\Psi}_{N \times N} \mathbf{a}_{N \times 1} = \boldsymbol{\Theta}_{M \times N} \mathbf{a}_{N \times 1} = \tilde{\mathbf{V}}_{M \times 1}, \quad (4)$$

式中, $\boldsymbol{\Theta}$ 为传感矩阵. 根据 CS 理论, 当 $\boldsymbol{\Theta}$ 满足限制等距性质^[21], 则可采用恢复算法得到精确解. 通常恢复算法选择计算复杂度较小的贪婪算法, 例如广义正交匹配追踪算法 (generalized orthogonal matching pursuit, GOMP)^[22].

在上述基于欠定方程的 CS 计算模型中, 随机构造的测量矩阵不可避免地导致结果存在不确定性. 此外, 对于电大尺寸问题, 由于未知数 N 较大, 构造 $N \times N$ 维的稀疏转换矩阵比较困难. 对于三维问题, 文献^[20]采用 CBFs 构造 $\boldsymbol{\Psi}$. 首先将目标划分为 m 块较小的子域, 并对每块子域进行扩展以保障电流在边界处的连续性. 然后, 分别计算每块子域的主要特征基函数 (PCBFs) \mathbf{J}^P 与次要特征基函数 (SCBFs) \mathbf{J}^S :

$$\mathbf{Z}_{ii}^c \mathbf{J}_i^P = \mathbf{V}_i, \quad (5)$$

$$\mathbf{Z}_{ii}^c \mathbf{J}_i^S = -\mathbf{Z}_{ij}^c \mathbf{J}_j^P, \quad (6)$$

式中, \mathbf{Z}_{ii}^c 和 \mathbf{Z}_{ij}^c ($i, j = 1, 2, 3, \dots, m$, 且 $i \neq j$) 分别为已扩展子域的自阻抗和互阻抗. 感应电流 \mathbf{I} 由去除扩展区域数值后的全部 CBFs 线性叠加而成:

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{J}_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{J}_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \mathbf{a}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_m \end{bmatrix} = \mathbf{J}^{\text{CBF}} \mathbf{a}. \quad (7)$$

显然, 该方法对 \mathbf{I} 稀疏转换的同时进行了降维, 此时 $\boldsymbol{\Psi}$ 的维数为 $m^2 \times m^2$. 由于 CS-CBFs 只采用一阶 SCBFs, 包含的子域间的互偶信息较少, 在计算复杂目标时精度不高.

2.2 新型 CS 计算模型

为提高基于 CS 的 MoM 的计算效率和结果的

稳定性, 本文提出新的稀疏、测量和重构方法, 构造一种新型 CS 计算模型 (NCS-CBFs). 首先采用基于 Foldy-Lax 方程的多阶 CBFs^[6] 构造稀疏转换矩阵. 其中 PCBFs 的构造方法与 CS-CBFs 方法相同, 根据 (5) 式得到出全部子域的 PCBFs. 然后, 对于每块子域, 将其他子域的 PCBFs 所产生的散射场的叠加作为入射场用于构造一阶 SCBFs:

$$\mathbf{Z}_{ii}^e \mathbf{J}_i^{S1} = - \sum_{j=1(j \neq i)}^m \mathbf{Z}_{ij} \mathbf{J}_j^P. \quad (8)$$

类似地, 二阶及以上的高阶 SCBFs 由上一阶的 SCBFs 构造:

$$\mathbf{Z}_{ii}^e \mathbf{J}_i^{Sk} = - \sum_{j=1(j \neq i)}^m \mathbf{Z}_{ij} \mathbf{J}_j^{S(k-1)}, \quad (9)$$

式中, \mathbf{J}_i^{Sk} 表示第 i 块子域的第 k 阶 SCBFs. 若计算至 k 阶, 则共计生成 $m(k+1)$ 个 CBFs, 此时 \mathbf{I} 可由这些 CBFs 线性表示为

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_1^C & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{J}_2^C & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{J}_m^C \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \mathbf{a}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_m \end{bmatrix} = \mathbf{J}^C \mathbf{a}. \quad (10)$$

式中, $\mathbf{J}_i^C = [\mathbf{J}_i^P \quad \mathbf{J}_i^{S1} \quad \cdots \quad \mathbf{J}_i^{Sk}]$, \mathbf{J}^C 即为稀疏转换矩阵 Ψ .

显然, 构造一个 $N \times N$ 维的 \mathbf{J}^C 是非常耗时的. 考虑到 SCBFs 在物理意义上表现为子域间的互偶效应, 越高阶的互偶效果越微弱, 也就是高阶的 SCBFs 对感应电流的贡献更小, 可由此作为先验条件对恢复算法 GOMP 进行简化. 在 GOMP 中, 每次迭代的第一步为“识别”传感矩阵 Θ 中与残差最相关的列, 然后采用最小二乘法解出电流系数 \mathbf{a} . 由于最相关的列对应的基函数对电流的贡献最大, 再结合上述先验条件可知, PCBFs 和一些低阶的 SCBFs 对应的 Θ 中的列就是所要“识别”的列, 这些 CBFs 的个数便是 \mathbf{I} 在 \mathbf{J}^C 上的稀疏度. 因此, 在确定少数低阶 CBFs 后, 可以省去 GOMP 中的“识别”步骤, 直接采用最小二乘法解出 \mathbf{a} . 根据以上分析可知, 仅需计算少数低阶的 CBFs.

假设计算至 K 阶 (含 PCBFs), 共获得 $L = mK$ 个 CBFs, L 为基函数数量, 则 (10) 式中的 \mathbf{J}_i^C 为

$$\mathbf{J}_i^C = \left[\mathbf{J}_i^P \quad \mathbf{J}_i^{S1} \quad \cdots \quad \mathbf{J}_i^{S(K-1)} \right]. \quad (11)$$

将 (10) 式代入到 (2) 式可得

$$\tilde{\mathbf{Z}}_{M \times N} \mathbf{J}_{N \times L}^C \mathbf{a}_{L \times 1} = \Theta_{M \times L} \mathbf{a}_{L \times 1} = \tilde{\mathbf{V}}_{M \times 1}. \quad (12)$$

NCS-CBFs 中 M 取 L 的 3—5 倍, 此时 (12) 式为一个超定方程. 然后采用最小二乘法求解 \mathbf{a} :

$$\mathbf{a} = \langle \Theta, \tilde{\mathbf{V}} \rangle / \langle \Theta, \Theta \rangle. \quad (13)$$

最后, 将 \mathbf{a} 代入到 (10) 式得到感应电流 \mathbf{I} .

对于测量矩阵的构造, 采用按行均匀抽取阻抗矩阵的方式, 即按固定行距间隔进行抽取, 行距间隔约为 N/M . 首先, 由于阻抗矩阵在形式上为 RWG 函数离散的满秩矩阵, 与作为宏域基函数的 CBF 具有不相关性, 由此构造的传感矩阵各列之间不相关. 其次, 王哲等^[14] 证明了对应阻抗矩阵行向量的权函数具有冗余性, 然而由于目标表面电流分布情况未知, 即以 RWG 函数作为权函数的冗余情况未知, 因此在缺少先验知识的情况下, 可以认为阻抗矩阵的每一行作为一次对电流系数的观测具有相同的意义. 故均匀抽取和随机抽取所获得的测量矩阵具有相似的随机特性和等价的形式意义. 王哲等^[14] 同时指出测量矩阵的规模是决定获得高精度解的主要因素. 由以上分析可知, 均匀抽取阻抗矩阵所构造的测量矩阵与随机抽取相同, 可以保障电流系数被精确重构. 一旦确定 M 的值, 即可构造一个确定性的测量矩阵, 从而获得稳定的计算结果.

与文献 [19] 相比, NCS-CBFs 不仅实现了对三维目标感应电流的稀疏和降维, 而且改进了稀疏转换矩阵和测量矩阵的构造方式, 并简化了恢复算法. 此外, NCS-CBFs 的算法结构与基于欠定方程的计算模型不同, 最终生成的求解模型为一个超定系统. 由于 NCS-CBFs 生成的基函数更少 ($K < m$), 传感矩阵维数更低, 且简化了恢复算法, 可以显著降低构造基函数和重构电流系数的时间.

3 计算复杂度分析

NCS-CBFs 和 CS-CBFs 的计算过程主要分为三个部分: 填充阻抗矩阵、构造基函数以及重构电流系数. 为便于分析, 假设目标被划分为 m 个同等大小的子域, 每个子域内的未知数均为 N_i , 并忽略子域扩展部分对计算的影响.

填充阻抗矩阵: 对于填充阻抗矩阵部分, 两种方法均需填充矩阵的全部元素, 其计算复杂度均为 $O(N^2)$.

构造基函数: 在 CS-CBFs 中, 采用 LU 分解求解 (5) 式, 并储存分解结果用于计算 (6) 式. 因此求解 (5) 式的计算复杂度为 $O(mN_i^3)$, 求解 (6) 式的计算复杂度为 $O[m(m-1)N_i^2]$. 在 NCS-CBFs 中, PCBFs 的计算与 CS-CBFs 相同; SCBFs 的计算为求解 (8) 式与 (9) 式, 若计算至 k 阶, 其计算复杂度为 $O(mkN_i^2)$. 对于电大目标, 在 $k \ll m$ 时足以获得较高的精度, 因此 NCS-CBFs 构造基函数的复杂度小于 CS-CBFs.

重构电流系数: 在 CS-CBFs 中生成的基函数的数量为 m^2 , 重构电流时采用 GOMP 迭代求解. 该方法中构造传感矩阵的计算复杂度为 $O(MNm^2)$, 迭代求解复杂度为 $O(sMm^2)$, 其中 s 为迭代次数. 在 NCS-CBFs 中, 生成的基函数数量为 $L = mK$, 其构造传感矩阵的计算复杂度为 $O(MNL)$. 重构电流采用了简化的 GOMP 方法避免了迭代求解, 其计算复杂度为 $O(ML)$. 由于 $L \ll m^2$, 且抽取的行数 M 为基函数的固定倍数, NCS-CBFs 构造的测量矩阵及传感矩阵的维数更低. 因此 NCS-CBFs 比 CS-CBFs 在重构电流系数中具有更低的计算复杂度.

综上所述, NCS-CBFs 在构造基函数以及重构电流系数部分计算复杂度比 CS-CBFs 更低, 可以有效减少计算时间.

4 数值算例

为了证明 NCS-CBFs 的有效性, 分别采用 NCS-CBFs 和 CS-CBFs 对不同三维导体模型进行数值仿真, 其中 CS-CBFs 采用 GOMP 算法. 所有算例均在 Intel(R) Core(TM) i7-10750H 2.60 GHz, 64 GB RAM 的 PC 机上完成. 为了分析计算精度, 定义目标双站雷达散射截面 (radar cross section, RCS) 的均方根误差为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N_a} \sum_{i=1}^{N_a} (\sigma_{\text{cal},i} - \sigma_{\text{ref},i})^2} \quad (14)$$

式中, $\sigma_{\text{cal},i}$ 为所用方法的计算结果, $\sigma_{\text{ref},i}$ 为传统 MoM 的计算结果, N_a 为采样点个数.

算例 1 计算了一个边长为 1 m 的导体立方体模型的双站 RCS. 入射平面波 k^{inc} 的频率为 800 MHz, 入射角度为 $\theta = 0^\circ$, $\varphi = 0^\circ$, 其中 θ 和 φ 分别代表球坐标系中的天顶角和方位角. 采用 RWG 基函数离散目标表面为 16206 个三角形面元, 产生 24309 个未知数. 将目标划分为 26 块子域, 每块子域扩展 0.15 倍波长, 扩展后的未知数个数为 33772.

首先, 分别计算 CS-CBFs 和 NCS-CBFs 在不同抽取方式下构造的测量矩阵与稀疏基之间的相关系数^[15], 如表 1 所列. 其中, 被抽取的行数约为所生成的基函数数目的 4 倍, NCS-CBFs 计算至 13 阶 CBFs. 由表 1 可知, 在四种方法中构造的测量矩阵与稀疏基之间均为不相关或弱相关. 由此可知, 测量矩阵的行与稀疏基的列不能相互稀疏表示, 测量矩阵可以保障电流系数被精确重构. 为进一步验证 NCS-CBFs 计算结果的稳定性和精确性, 采用 CS-CBFs 和 NCS-CBFs 在不同抽取方式下分别进行 5000 次仿真实验. 所得到的 RCS 误差按升序排列, 如图 1 所示. 从图 1 可以看出, 采用随机抽取方法时, 每次计算结果不相同, 其 RCS 误差在一定范围内浮动. 而采用均匀抽取方法时, 两种算法均可获得固定的计算结果, 其 RCS 误差约为随机抽取时多次计算的平均值. 图 2 给出了采用随机抽取方法的 CS-CBFs 在 5000 次实验中取得最大误差和最小误差时的双站 RCS. 由图 2 可知, 在取得最大误差时其计算结果出现明显偏差, 因此采用均匀抽取方法获得稳定的计算结果更为可靠. 为准确对比两种方法的精度情况, 之后的算例中两种算法均采用了均匀抽取方式.

图 3 给出了两种方法中抽取行数 M 与 RCS 误差、求解时间的关系, 其中求解时间包括生成基函数时间、构造和求解超定方程时间. 在 NCS-CBFs 中, 计算至 13 阶 CBFs. 从图 3 可以看出, RCS

表 1 测量矩阵与稀疏基之间的相关系数

Table 1. Correlation coefficient of the measurement matrix and sparse basis.

方法	CS-CBFs		NCS-CBFs	
	均匀抽取	随机抽取	均匀抽取	随机抽取
相关系数	0.033 + 0.132i	0.100 + 0.021i	-0.040 + 0.087i	0.047 + 0.053i

误差随着 M 的增加而减小, 在 M 为基函数数量的 3 倍以上时, 计算精度趋于稳定. 此外, M 的增加会造成传感矩阵 Θ 的维数增大, 求解时间也相应增加. 因此, NCS-CBFs 中 M 设为基函数数量的 3—5 倍即可获得较高的效率和精度.

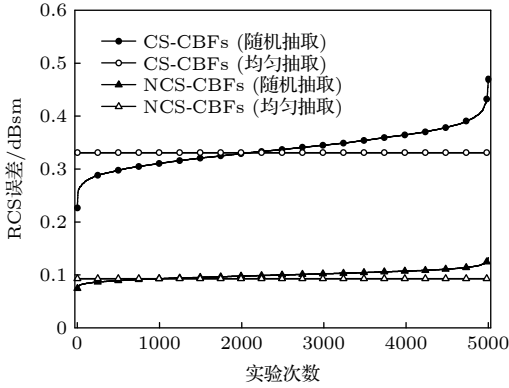


图 1 5000 次实验的 RCS 误差分布

Fig. 1. RCS error distribution of 5000 experiments.

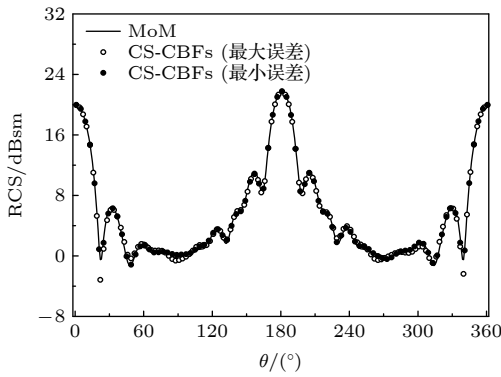


图 2 随机抽取方法下 CS-CBFs 的不同计算结果对比 ($\varphi = 0^\circ$)

Fig. 2. Comparison of different calculation results of CS-CBFs with randomly extracting ($\varphi = 0^\circ$).

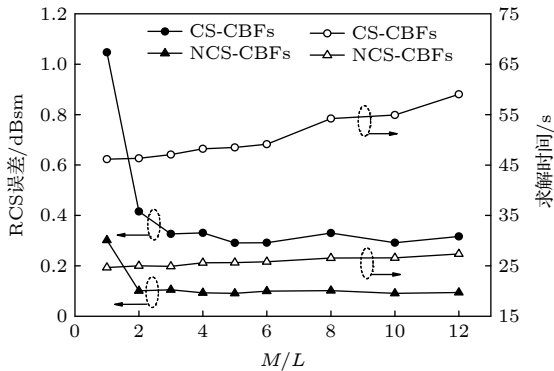


图 3 不同抽取行数下两种方法的 RCS 误差和求解时间

Fig. 3. RCS error and solution time of two methods with different number of extracted rows.

在 NCS-CBFs 中, 由于感应电流在 CBFs 稀疏基上不是严格稀疏, 少数低阶的 CBFs 只能近似地表述感应电流, 因此参与计算的 CBFs 阶数越多计算结果越准确. 图 4 给出了 RCS 误差和求解时间与参与计算的 CBFs 阶数的关系, 其中 M 取基函数数目的 4 倍. 从图 4 可以看出, 较高的 CBFs 阶数可以获得更精确的结果, 但是同时带来求解时间的快速增加. 为平衡效率和精度, 本文中计算的阶数取在 $m/2$ 左右. 采用 CS-CBFs 和 NCS-CBFs 分别计算了立方体的双站 RCS, 计算结果见图 5, 其中抽取行数均为基函数的 4 倍. CS-CBFs 方法生成 676 个 CBFs, 其传感矩阵的维数为 3039×676 . NCS-CBFs 方法计算至 13 阶生成 338 个 CBFs, 其传感矩阵的维数 1430×338 . 从图 5 可以看出 NCS-CBFs 与 MoM, CS-CBFs 的计算结果吻合较好, 计算精度较高.

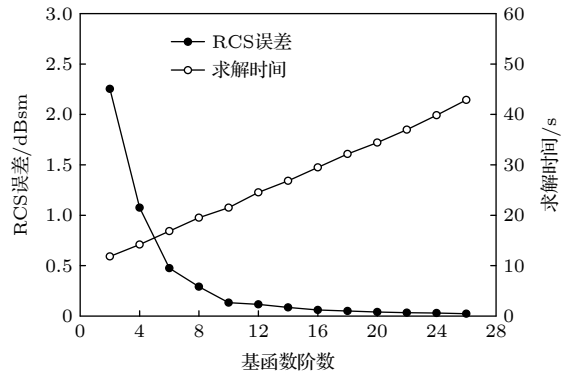


图 4 不同基函数阶数下本文方法的 RCS 误差和求解时间

Fig. 4. RCS error and solution time of the proposed method for different orders of basis functions.

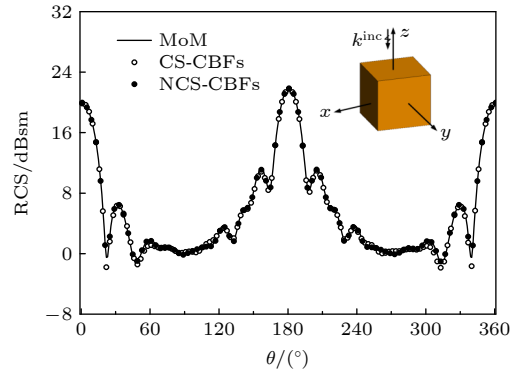


图 5 立方体水平极化双站 RCS ($\varphi = 0^\circ$)

Fig. 5. Bistatic RCS of cube in horizontal polarization ($\varphi = 0^\circ$).

算例 2 计算了一个导体圆柱体模型的双站 RCS, 其底面半径为 0.2 m, 高为 1 m, 入射频率

为 2 GHz. 采用 RWG 基函数离散目标表面为 27174 个三角形面元, 产生 40761 个未知数, 目标被划为 40 块子域, 每块子域扩展 0.15 倍波长, 扩展后未知数的个数为 58126. 两种方法均采用均匀抽取方式, 抽取行数为基函数数量的 4 倍. CS-CBFs 中生成 1600 个 CBFs, 传感矩阵维数为 6794×1600 . NCS-CBFs 中计算至 18 阶生成 720 个 CBFs, 传感矩阵维数为 2912×720 . 两种方法计算的结果如图 6 所示, 可见, NCS-CBFs 的计算结果与 MoM, CS-CBFs 吻合较好, 具有较高的计算精度.

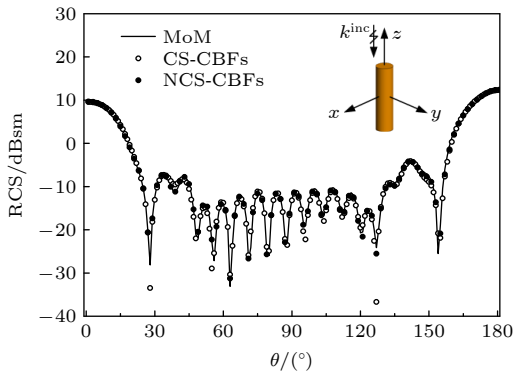


图 6 圆柱体垂直极化双站 RCS ($\varphi = 0^\circ$)

Fig. 6. Bistatic RCS of cylinder in vertical polarization ($\varphi = 0^\circ$).

算例 3 计算了一个导弹模型的双站 RCS, 其长为 1 m, 宽为 0.64 m, 入射频率为 2 GHz. 剖分目标表面为 14132 个三角面元, 产生 21198 个未知数, 目标被划为 24 块子域, 每块子域扩展 0.15 倍波长, 扩展后未知数的个数为 33159. 两种方法均采用均匀抽取方式, 抽取行数为基函数数目的 4 倍. CS-CBFs 得到 576 个 CBFs, 传感矩阵的维数为 2304×576 . NCS-CBFs 计算至 12 阶得到 288

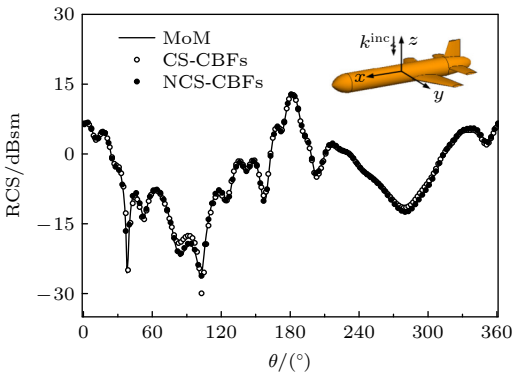


图 7 导弹水平极化双站 RCS ($\varphi = 0^\circ$)

Fig. 7. Bistatic RCS of missile in horizontal polarization ($\varphi = 0^\circ$).

个 CBFs, 传感矩阵的维数为 1152×288 . 两种方法的计算结果如图 7 所示, NCS-CBFs 在较复杂目标问题中可以获得比 CS-CBFs 更高的精度.

表 2 列出了对应于图 5—7 的仿真时间和 RCS 误差. 从表 2 可以看出, 与 CS-CBFs 相比, NCS-CBFs 显著降低了构造基函数以及重构电流系数的时间. 三个仿真实验的总求解时间分别减少了 47%, 40% 和 68%, 求解效率得到大幅度提升. 此外, NCS-CBFs 得到的 RCS 误差均低于 CS-CBFs, 新方法具有更高的计算精度.

表 2 计算时间和 RCS 误差比较
Table 2. Comparison of computation time and RCS error.

目标	方法	构造基函数时间/s	重构电流系数时间/s	总求解时间/s	RCS 误差/dBsm
导体立方体	CS-CBFs	43.8	3.9	48.0	0.33
	NCS-CBFs	24.0	1.3	25.6	0.09
导体圆柱	CS-CBFs	287.2	60.0	348.1	1.48
	NCS-CBFs	200.4	6.7	208.0	0.71
导弹	CS-CBFs	75.4	2.4	78.1	1.02
	NCS-CBFs	23.5	0.8	24.7	0.28

5 结论

针对基于 CS 的 MoM 关键技术, 本文提出了新的稀疏、测量和重构方法, 构建了一种新型 CS 计算模型——NCS-CBFs. 相比传统的 CS-CBFs, NCS-CBFs 不仅可以获得稳定的计算结果, 还提高了计算效率和精度, 仿真结果证明了 NCS-CBFs 的有效性. 与基于欠定方程的计算模型相比, NCS-CBFs 将矩阵方程压缩为尺寸更小的超定方程进行求解, 更适用于电大尺寸问题, 并可与快速偶极子法、自适应交叉近似算法等加速算法相结合进一步提高计算效率.

参考文献

- [1] Hanington R F 1968 *Field Computation by Moment Methods* (New York: Maxillan) p6
- [2] Song J M, Lu C C, Chew W C 1997 *IEEE Trans. Antenn. Propag.* **45** 1488
- [3] Freni A, Vita D P, Pirinoli P, Matekovits L, Vecchi G 2011 *IEEE Trans. Antenn. Propag.* **59** 4588
- [4] Jrgensen E, Volakis J L, Meincke P, Breinbjerg O 2004 *IEEE Trans. Antennas Propag.* **52** 2985
- [5] Prakash V V S, Mittra R 2003 *Microw. Opt. Technol. Lett.*

36 95

- [6] Sun Y F, Chan C H, Mittra R 2003 *IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium* Columbus, June 22–27, 2003 p1068
- [7] Donoho D L 2006 *IEEE Trans. Inform. Theory* **52** 1289
- [8] Chen M S, Liu F L, Du H M, Wu X L 2011 *IEEE Antennas Wirel. Propag. Lett.* **10** 1243
- [9] Chai S R, Guo L X 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 060301 (in Chinese) [柴水荣, 郭立新 2015 物理学报 **64** 060301]
- [10] Chai S R, Guo L X 2016 *IEEE Trans. Antennas Propag.* **64** 3545
- [11] Liu Y, Qi Q, Cao X Y, Chen M S, Deng G Q, Huang Z X, WU X L 2021 *Int. J. Antennas Propag.* **2021** 9912502
- [12] Kong M, Chen M S, Cao X Y, Zhang L, Qi Q, Wu X L 2020 *IEEE Access* **8** 127640
- [13] Kong M, Chen M S, Cao X Y, Zhu J B, Kuang X J, Qi Q, Wu X L 2021 *IEEE Antennas Wirel. Propag. Lett.* **20** 1527
- [14] Wang Z, Wang B Z 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 120202 (in Chinese) [王哲, 王秉中 2014 物理学报 **63** 120202]
- [15] Chai S R, Guo L X 2016 *IEEE Antennas Wirel. Propag. Lett.* **15** 1771
- [16] Wang Z, Wang B Z, Shao W 2015 *J. Electromagn. Waves Appl.* **29** 683
- [17] Chai S R, Guo L X 2016 *J. Electromagn. Waves Appl.* **30** 1755
- [18] Cao X Y, Chen M S, Qi Q, Kong M, Hu J H, Zhang L, Wu X L 2020 *IEEE Microw. Wireless Compon. Lett.* **30** 541
- [19] Ding Y H, Sun Y F, Zhu J Y 2018 *Acta Phys. Sin.* **67** 100201 (in Chinese) [丁亚辉, 孙玉发, 朱金玉 2018 物理学报 **67** 100201]
- [20] Wang Z G, Wang P, Sun Y F, Nie W Y 2022 *IEEE Antennas Wirel. Propag. Lett.* **21** 1817
- [21] Candès E J 2008 *Comptes Rendus Mathématique* **346** 589
- [22] Wang J, Kwon S, Shim B 2012 *IEEE Trans. Signal Process.* **60** 6202

Novel compressive sensing computing model used for analyzing electromagnetic scattering characteristics of three-dimensional electrically large objects*

Wang Pan¹⁾ Wang Zhong-Gen^{1)†} Sun Yu-Fa²⁾ Nie Wen-Yan³⁾

1) (*School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China*)

2) (*School of Electronics and Information Engineering, Anhui University, Hefei 230601, China*)

3) (*School of Mechanical and Electrical Engineering, Huainan Normal University, Huainan 232001, China*)

(Received 28 July 2022; revised manuscript received 1 November 2022)

Abstract

The method of moments is one of the most effective algorithms for solving electromagnetic scattering problems. However, the high computational complexity limits its application to electrically large problems. As an improved algorithm, the compressive sensing-based method of moments introduces the compressive sensing technique into the algorithmic structure, which avoids the inverse of the matrix equation and improves the computational efficiency. Using the underdetermined equation-based calculation model, this scheme is utilized to efficiently analyze the bistatic scattering of the objects. In this technique, the extracted few rows from the impedance matrix are used to construct the measurement matrix. Nevertheless, the results are unstable due to the random extraction utilized to build the measurement matrix. Furthermore, it is challenging task to provide an appropriate sparse basis for the induced currents of three-dimensional objects discretized by the Rao-Wilton-Glisson basis functions. To address the aforementioned issues, a novel compressive sensing calculation model that enhances measurement matrix building, sparse basis construction, and recovery is provided in this paper. First, several rows of the impedance matrix are uniformly extracted to produce consistent computation results, which is opposed to the randomly constructed measurement matrix in the conventional technique. The number of rows to be extracted is typically set to be 3–5 times the number of basis functions for high accuracy. Then, the characteristic basis functions based on the Foldy-Lax equation are employed to construct the sparse basis. Considering the prior knowledge that the lower order characteristic basis functions are dominant, the columns of the recovery matrix corresponding to some low-order characteristic functions are determined in advance as the columns that will be identified by the recovery algorithm, thus simplifying the recovery algorithm to a least-squares operation. Obviously, the matrix equation is reduced to an overdetermined equation instead of the underdetermined equation since only a few low-order basis functions are to be computed. Compared with the conventional compressive sensing-based method of moments with characteristic basis functions, the computation time is significantly reduced in terms of constructing the basis functions and recovering the current coefficients, while the accuracy is improved. Finally, both the suggested method and the conventional compressive sensing-based method of moments are used to simulate the bistatic radar cross sections of the perfect electrical conductor cube, cylinder, and missile model. The efficiency and accuracy of the proposed method are verified by the numerical results.

Keywords: compressive sensing, method of moments, characteristic basis function, measurement matrix

PACS: 02.60.Cb, 02.70.-c, 02.90.+p

DOI: 10.7498/aps.72.20221532

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 62071004), the Natural Science Foundation of Anhui Provincial, China (Grant No. 2108085MF200), and the Natural Science Foundation of the Anhui Higher Education Institutions of China (Grant No. KJ2020A0307).

† Corresponding author. E-mail: zgwang@ahu.edu.cn



新型压缩感知计算模型分析三维电大目标电磁散射特性

王攀 王仲根 孙玉发 聂文艳

Novel compressive sensing computing model used for analyzing electromagnetic scattering characteristics of three-dimensional electrically large objects

Wang Pan Wang Zhong-Gen Sun Yu-Fa Nie Wen-Yan

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 72, 030202 (2023) DOI: 10.7498/aps.72.20221532

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.72.20221532>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种基于压缩感知的三维导体目标电磁散射问题的快速求解方法

Compressed sensing based fast method of solving the electromagnetic scattering problems for threedimensional conductor targets

物理学报. 2018, 67(10): 100201 <https://doi.org/10.7498/aps.67.20172543>

新型缩减矩阵构造加快特征基函数法迭代求解

New reduced matrix construction accelerated iterative solution of characteristic basis function method

物理学报. 2019, 68(17): 170201 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20190572>

基于多模光纤散斑的压缩感知在光学图像加密中的应用

Application of compressive sensing based on multimode fiber specklegram in optical image encryption

物理学报. 2020, 69(3): 034203 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20191143>

基于双极性混沌序列的托普利兹块状感知矩阵

Toeplitz-block sensing matrix based on bipolar chaotic sequence

物理学报. 2021, 70(3): 038402 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201475>

基于两级压缩感知的脉冲星时延估计方法

Pulsar time delay estimation method based on two-level compressed sensing

物理学报. 2018, 67(9): 099701 <https://doi.org/10.7498/aps.67.20172100>

多模光纤中基于压缩传感的光谱探测

Spectrum detection based on compressive sensing inside multimode fibers

物理学报. 2020, 69(13): 134204 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20200014>