

结合分裂 Bregman 的压缩感知电磁地图重构算法

林栋明, 王红军*

(国防科技大学电子对抗学院, 合肥, 230037)

摘要 受限于非协作和采集数据残缺等因素, 分布式感知网络难以实现对目标区域电磁态势的全覆盖感知, 因此, 有必要研究一种依据残缺感知数据重构出目标区域完整电磁态势的技术, 进而掌控电磁态势。论文由此提出了一种结合分裂 Bregman 的压缩感知电磁地图重构算法。该算法基于压缩感知提出了一种滤波式分区正交匹配追踪算法, 并用其重构出目标区域内的参考信号接收功率数据, 然后再利用分裂 Bregman 对该数据进行精度提升, 最终得到更高精度的数据并绘制出完整的电磁地图。仿真实验表明, 重构出的电磁地图和实际情况更接近, 且在可用感知节点数量稀少情况下能保证重构数据和实际数据之间的均方根误差低于 2.5, 算法具有重要的理论意义和应用价值。

关键词 压缩感知; 分裂 Bregman; 重构; 电磁地图

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2022.04.016

中图分类号 TN97 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2022)04-0103-08

An Electromagnetic Map Reconstruction Algorithm Based on Compressed Sensing and the Split Bregman

LIN Dongming, WANG Hongjun*

(College of Electronic Engineering, National University of Defense Technology,
Hefei, 230037, China)

Abstract Being limited by factors such as non-cooperation and incomplete collected data, distributed sensing networks are difficult to achieve full coverage of the electromagnetic situation in the target area. Therefore, it is necessary to study a technology to reconstruct the complete electromagnetic situation in the target area according to the incomplete sensing data, and then master the electromagnetic situation. This paper proposes an electromagnetic map reconstruction algorithm based on compressed sensing and the split Bregman as a consequence. According to the compressed sensing, the algorithm proposes a filtered subdistrict orthogonal matching pursuit algorithm, and uses it to reconstruct reference signal receiving power data of the target area, and then uses the split Bregman to improve the accuracy of the data, eventually gets more accurate data. After that, the algorithm uses the data to draw a complete electromagnetic map. The simulation experiments show that the reconstructed electromagnetic map is more close to the actual situation. Moreover, with the numbers of the sensing nodes being rare, the root mean square error between the

收稿日期: 2021-11-04

基金项目: 国家自然科学基金(61971473)

作者简介: 林栋明(1997—), 男, 福建平潭人, 硕士生, 研究方向为电磁态势分析和分布式网络等。E-mail: lindongming@nudt.edu.cn

通信作者: 王红军(1968—) 男, 江苏镇江人, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能无线网络、认知无线电等。E-mail: wanghongjun17@nudt.edu.cn

引用格式: 林栋明, 王红军. 结合分裂 Bregman 的压缩感知电磁地图重构算法[J]. 空军工程大学学报, 2022, 23(4): 103-110. LIN Dongming, WANG Hongjun. An Electromagnetic Map Reconstruction Algorithm Based on Compressed Sensing and the Split Bregman[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2022, 23(4): 103-110.

reconstructed data and the actual one is less than 2.5. The algorithm has important theoretical significance and application value.

Key words compressed sensing; spilt Bregman; reconstruction; electromagnetic map

近年来,电磁地图作为一种较为新颖的电磁频谱管理和决策手段而倍受关注,其涵盖了多种电磁信号辐射源,如雷达、无线电等,可有效反映区域电磁信号的时域、频域和空域特征^[1-2],支撑军民领域对电磁态势掌控的需求。

目前,该领域的研究主要是针对电磁地图中的无线电环境地图^[3],而要实现区域无线电环境地图的构建,首先要获得区域内各个地理位置对应的无线电信息,尤其是每个位置的接收信号强度。随着无人化、小型化技术的发展,利用分布式感知网络实现电磁数据的获取成为目前的首选方式^[4]。但是分布式感知网络并不能完全覆盖目标区域,这就导致获得的数据只能是部分的或残缺的。所以,有必要研究如何利用残缺的电磁感知数据重构出目标区域整体电磁态势的技术。

经典的克里金插值法(Kriging)^[5]、反距离加权插值法(inverse distance weighting, IDW)^[6]等诸多插值方法均被引入用于电磁地图的重构。文献[6]改进了优化型 Shepard 算法(modified Shepard's method, MSM)。该算法将一个相对值设定成权重,并且在处理数据时利用采样点拟合一个特定形式的节点方程,并结合近邻搜索,然后将节点方程的值应用于插值点的估计,从而提高了采样点局部特征的利用率。虽然仿真结果显示该改进算法的平均绝对误差比经典的反距离加权插值法和优化型 Shepard 算法要低,但是,实验样本太少,存在局部最优的问题,适用场景小于反距离加权插值法。文献[7]着眼于传感器在无线电环境地图构建上的战术运用,通过不同的插值方法分析了传感器数目对地图构造质量的影响。实验结果中,克里金插值法的结果较为平滑,其作用效果优于反距离加权插值法和最近邻法(nearest neighbor, NN),实验结果证明传感器数量是除传感器部署方式、密度、间距、插值方法以及传播环境外,可对地图质量造成影响的因素,以及克里金插值法在构建地图上的优势。总的来说,在电磁地图的构建上克里金插值法效果较好,但是其所得结果难以准确体现辐射源所处区域附近的电磁信号分布情况;反距离加权插值法虽然使用场景广泛,但是精度方面有待提高,且需要使用较多的感知节点。此外,插值法中的多项式回归法^[8]以及局部多项式法等也可实现电磁地图的重构,其中多项式回归法可更好地拟合非线性数据,但

无法避免数据过拟合,而局部多项式法可有效捕捉短程变化,但在邻域距离变化时作用效果难以保证。在分类上,插值法属于直接法。地图的构建方法还包括间接法以及混合法。间接法即通过构建电磁传播模型实现地图重构的方法,文献[9]是利用位置估计实现衰落信道无线电环境地图重构的一个例子,其主旨是利用估计的发射源位置实现每个位置的动态干扰预测。但是该方法的精度依赖于各个损失模型的经验取值,如果信道发生突变,则所得结论准确性并不高,并且该方法需要掌握目标区域内的电磁传播信息,而在非协作情况下,区域电磁环境信息显然难以知晓。混合法则是直接法和间接法的结合,此类方法精度高,但是复杂度高且适用场景受限^[10-11]。

在传统信号恢复领域,奈奎斯特采样定理一直被视为经典,直到压缩感知(compressed sensing, CS)的出现^[12]。压缩感知使得仅用少量采样数据即可实现原始信号的重建,因此,也有望实现电磁地图的重构。目前,针对压缩感知的研究多数集中于重构算法,这些算法主要分为两类:解决最小 l_1 范数的贪婪型算法^[13]以及解决最小 l_0 范数的凸优化类算法^[14]。在多数学者的研究下,压缩感知成功地解决了许多问题。如文献[15]将其应用于地震数据的谱反演中。实验证明所提方法复杂度低,且对于高频信号具有较强的重构能力,但是作用效果受原始信号信噪比影响较大,低信噪比下的作用效果不佳。以及文献[16]利用压缩感知减少硬件中的计算量等。无独有偶,Bregman 迭代也是解决最小 l_1 范数的有效方法^[17]。另外,文献[18]从压缩感知入手,在数据重构时使用 Bregman 迭代进行数据恢复,并且用分裂 Bregman 实现噪声去除,形成了双重 Bregman 迭代的数据重构方法。该方法有效减少了算法的迭代次数并且可保证数据的重构精度,有效实现了地震数据的恢复。

由于电磁地图涵盖的范围十分广阔,本文只研究其中的电磁信号覆盖强度地图的重构(其后内容均称为电磁地图),利用等磁线绘制电磁地图。等磁线类似于地质学上的等高线,可反映区域内电磁数据的变化情况。考虑到参考信号接收功率(reference signal receiving power, RSRP)在分析电磁信号的覆盖情况时所得的结果比接收信号强度(received signal strength indicator, RSSI)更准确,因此

行滤波处理。

FSOMP 可有效避免数据量过多造成 OMP 算法运行出现奇异值导致精度下降的问题,同时大大减少了算法的运行时间。

算法的流程如下:

输入参数:子区域传感矩阵 \mathbf{A} , 采样数据 \mathbf{y} , 迭代次数 ϵ , 原始算法为稀疏度, 这里设为子区域电磁数据维度的均方根, 转换成列向量形式的 \mathbf{K} 。

第 1 阶段, 初始化各类参数。索引矩阵 $\mathbf{H}_n = \emptyset$, 支撑矩阵 $\mathbf{A}_n = \emptyset$, 残差 $\mathbf{r}_n = \mathbf{y}$, $\hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{O}_{N \times 1}$, n 为迭代次数, 此时为 0。

第 2 阶段, 迭代求值。计算传感矩阵各列同残差内积的绝对值, 找到同残差最相关的列 λ_i , 列号为 c_i , 存储其列号以及数值, 即: $\mathbf{H}_n = \mathbf{H}_{n-1} \cup c_i$, $\mathbf{A}_n = \mathbf{A}_{n-1} \cup \lambda_i$; 之后在传感矩阵中清零该列, 并对最小二乘问题进行求解, 稀疏基表示下的估计信号 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_n = (\mathbf{A}_n^T \mathbf{A}_n)^{-1} \cdot \mathbf{A}_n^T \mathbf{y}$, 之后更新残差 $\mathbf{r}_n = \mathbf{y} - \mathbf{A}_n \hat{\boldsymbol{\theta}}_n$; 最后判断是否满足迭代条件。

第 3 阶段, 输出在稀疏基表示下的估计信号 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_n$, 其在 \mathbf{H}_n 位置取值为 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_n$, 则子区域完整信号估计值即为 $\boldsymbol{\Psi} \hat{\boldsymbol{\theta}}_n \times (\mathbf{I} - \mathbf{K}) + \mathbf{y}$, \mathbf{I} 为全 1 列向量。

第 4 阶段, 通过中值滤波处理得到重构的电磁数据 $\hat{\mathbf{y}} = \text{Filter}(\text{Union}(\boldsymbol{\Psi} \hat{\boldsymbol{\theta}}_n (\mathbf{I} - \mathbf{K}_\alpha) + \mathbf{y}_\alpha))$, α 为子区域的序号, Union 表示取并集。

1.2 基于分裂 Bregman 的全变量迭代

FSOMP 得到的结果不够精确, 需要利用分裂 Bregman 进行精度提升, 该处理可从不够精确的重构数据中有效提取电磁数据间的相关关系, 从而提高数据的精度。

分裂 Bregman 在求解正则问题上具有较好的效果, 当用于求解全变量问题时, 以各向异性为例^[21-22], 要求解如下问题:

$$\min_{\boldsymbol{\mu}} |\nabla_x \boldsymbol{\mu}| + |\nabla_y \boldsymbol{\mu}| + \frac{\omega}{2} \|\boldsymbol{\mu} - \mathbf{f}\|_2^2 \quad (5)$$

式中: \mathbf{f} 为 FSOMP 所得到的电磁数据初步重构值即 $\hat{\mathbf{y}}$; $\boldsymbol{\mu}$ 为精度提升后的数据; ω 为数据权重。令 $\nabla_x \boldsymbol{\mu} = \mathbf{d}_x$, $\nabla_y \boldsymbol{\mu} = \mathbf{d}_y$, \mathbf{d}_x , \mathbf{d}_y 分别是 $\boldsymbol{\mu}$ 的 x , y 两个方向上的变化量, 上述问题即可转化为求解:

$$\min_{\boldsymbol{\mu}, \mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y} |\mathbf{d}_x| + |\mathbf{d}_y| + \frac{\omega}{2} \|\boldsymbol{\mu} - \mathbf{f}\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_x - \nabla_x \boldsymbol{\mu}\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_y - \nabla_y \boldsymbol{\mu}\|_2^2 \quad (6)$$

利用 Bregman 迭代可得下式,

$$\min_{\boldsymbol{\mu}, \mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y} |\mathbf{d}_x| + |\mathbf{d}_y| + \frac{\omega}{2} \|\boldsymbol{\mu} - \mathbf{f}\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_x - \nabla_x \boldsymbol{\mu} - \mathbf{b}_x^k\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_y - \nabla_y \boldsymbol{\mu} - \mathbf{b}_y^k\|_2^2 \quad (7)$$

为了解决以上问题, 引入常规分裂 Bregman, 此时需解决下列问题:

$$\boldsymbol{\mu}^{k+1} = \min_{\boldsymbol{\mu}} \frac{\omega}{2} \|\boldsymbol{\mu} - \mathbf{f}\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_x^k - \nabla_x \boldsymbol{\mu} - \mathbf{b}_x^k\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{d}_y^k - \nabla_y \boldsymbol{\mu} - \mathbf{b}_y^k\|_2^2 \quad (8)$$

式中: λ 为变量权重; \mathbf{d}_x^k , \mathbf{d}_y^k 为数据 x , y 方向的变化量; \mathbf{b}_x^k , \mathbf{b}_y^k 为引入便于计算的量; k 为迭代的次数。此外, 该式又满足条件: $(\omega \mathbf{I} - \lambda \Delta) \boldsymbol{\mu}^{k+1} = \omega \mathbf{f} + \lambda \nabla_x^T (\mathbf{d}_x^k - \mathbf{b}_x^k) + \lambda \nabla_y^T (\mathbf{d}_y^k - \mathbf{b}_y^k)$ 。

为了提高解决效率, 为其引入高斯-赛德尔迭代 (Gauss-Seidel), 即:

$$\mu_{i,j}^{k+1} = G_{i,j}^k = \frac{\lambda}{\omega + 4\lambda} (\mu_{i+1,j}^k + \mu_{i-1,j}^k + \mu_{i,j+1}^k + \mu_{i,j-1}^k + d_{x,i-1,j}^k - d_{x,i,j}^k + d_{x,i,j-1}^k - d_{x,i,j}^k - b_{x,i-1,j}^k + b_{x,i,j}^k - b_{y,i,j-1}^k + b_{y,i,j}^k) + \frac{\omega}{\omega + 4\lambda} f_{i,j} \quad (9)$$

因此, 基于分裂 Bregman 的各向异性全变量去噪的算法可以概述如下:

第 1 阶段, 初始化各个参数, $\boldsymbol{\mu}^0 = \mathbf{f}$, $\mathbf{d}_x^0 = \mathbf{d}_y^0 = \mathbf{b}_x^0 = \mathbf{b}_y^0 = 0$ 。

第 2 阶段, 迭代求值。当预测值和上一预测值之间差的 l_2 范数小于阈值时, 算法进行如下迭代:

$$\begin{aligned} \mu_{i,j}^{k+1} &= G_{i,j}^k \\ \mathbf{d}_x^{k+1} &= \text{shrink}(\nabla_x \boldsymbol{\mu}^{k+1} + \mathbf{b}_x^k, \frac{1}{\lambda}) \\ \mathbf{d}_y^{k+1} &= \text{shrink}(\nabla_y \boldsymbol{\mu}^{k+1} + \mathbf{b}_y^k, \frac{1}{\lambda}) \\ \mathbf{b}_x^{k+1} &= \mathbf{b}_x^k + (\nabla_x \boldsymbol{\mu}^{k+1} - \mathbf{d}_x^{k+1}) \\ \mathbf{b}_y^{k+1} &= \mathbf{b}_y^k + (\nabla_y \boldsymbol{\mu}^{k+1} - \mathbf{d}_y^{k+1}) \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $\text{shrink}(\tau, \vartheta) = (\tau / |\tau|) \max(|\tau| - \vartheta, 0)$ 。

第 3 阶段, 全变量迭代完成, 输出最终的重构电磁数据, 然后利用该数据通过等磁线绘制出相应的电磁地图。

2 实验仿真与性能分析

2.1 评价指标选取

电磁地图重构算法的评价指标较多, 其中关键性指标有以下 4 种。

1) 均方根误差 (root mean square error, RMSE)

RMSE 可有效衡量每个重构值和原始值的平均偏离程度, 且能够定量地表示所得重建数据的精度。计算式为:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{c=1}^p (\hat{d}_c - d_c)^2}{p}} \quad (11)$$

式中: p 为电磁数据总量; \hat{d}_c 为第 c 个电磁数据的重

构值; d_c 表示第 c 个电磁数据的真实值。

2) 决定系数 R^2

决定系数 R^2 可有效反映数据预测重建结果和真实值之间的接近程度,该系数越大,则预测结果的分布越接近真实数据的分布,即所得地图的无线电覆盖情况和真实情况的一致程度越高,其计算过程见式(12):

$$\begin{cases} \bar{d} = \frac{1}{p} \sum_{c=1}^p d_c \\ S_{\text{tot}} = \sum_{c=1}^p (d_c - \bar{d})^2 \\ S_{\text{res}} = \sum_{c=1}^p (\hat{d}_c - d_c)^2 \\ R^2 = 1 - \frac{S_{\text{res}}}{S_{\text{tot}}} \end{cases} \quad (12)$$

式中: d_c 为第 c 个数据; \hat{d}_c 为 d_c 的重构值; S_{tot} 为总平方和; S_{res} 为残差平方和。

3) 电磁地图重构质量

重构的电磁地图必须以较高的质量表征出目标区域内的相关无线电信息,否则便无法为人类的实践活动提供支撑,可以从有无牛眼现象、等磁线形态、异常值分布等方面进行判断,所谓等磁线即类似于地理学上的等高线,表示区域电磁信号强度的变化情况。

4) 鲁棒性

在可用节点数少于预期计划时,算法的作用效果不能有太大变化,因此算法应具有较好的鲁棒性,可以通过减少采样点占比,观察算法的均方根误差大小以及变化情况进行判断。

因此,在验证所提算法的作用效果时,论文从电磁地图重构质量、均方根误差、决定系数以及鲁棒性对算法的作用效果进行评价。

2.2 结果分析

提取 Brussels 地图中 $3\,200\text{ m} \times 3\,200\text{ m}$ 的区域,研究其中的 LTE 移动通信网的电磁覆盖情况,并利用等磁线绘制电磁地图,其实际电磁地图如图 2 所示。该区域中存在 3 个基站(以下均称为辐射源),其最大发射功率为 43 dBm,频带宽度设置为 2110FDD-10 MHz,小区半径为 350 m。将该目标区域进行栅格化分,并设置电磁分辨率为 20 m,最终可得到 25 600 个栅格,总计 25 600 个电磁数据。将该区域均分成 4 块子区域,并在每个子区域随机抛洒 640 个低成本的感知节点,即保证每个子区域都有一定数目的感知节点,共计随机抛洒感知节点 2 560 个,采样点(感知节点)占电磁数据总量的比例仅为 10%,并认为这些节点均可获得数据。性能评估基于 core i9 平台采用蒙特卡洛仿真方法实现。

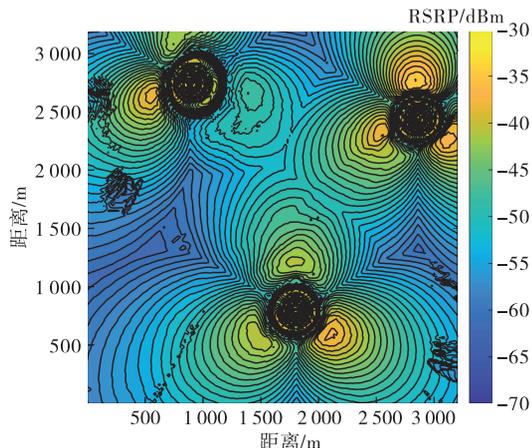


图 2 原始电磁地图

算法在运行时将该目标区域分解成为了 4 块子区域,边长均为 1 600 m,先利用 FSOMP 对该区域进行初步重构,其重构结果如图 3 所示。

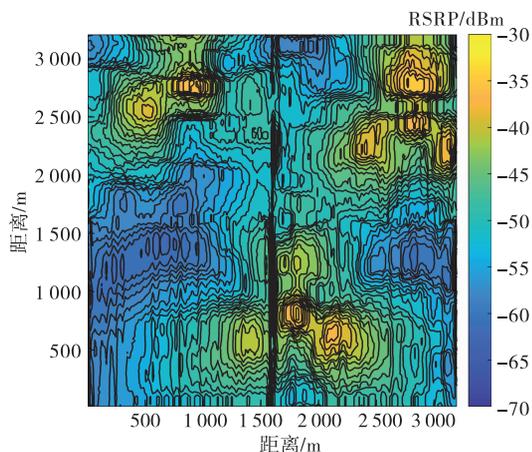


图 3 FSOMP 算法运行结果

图 3 是 FSOMP 得到的初步重构结果,尽管等磁线较为杂乱,但是均方根误差仅为 1.360 9。FSOMP 实质为对电磁地图的粗重构,即得到一个初步的结果。在得到粗重构结果后,需要利用分裂 Bregman 对粗重构的结果进行精重构,即进行精度提升,其结果如图 4(a)所示,此时的均方根误差仅为 1.254 5,且等磁线的形态同实际情况更加吻合。

正如前文所述,反距离加权插值法的应用场景广泛,受限程度低;克里金插值法(克里金插值法(Kriging)已被证明是重构电磁地图的优秀算法;局部多项式法可有效捕捉数据的短程变化以及多项式回归法(local polynomial, LP)可有效拟合非线性数据,因此将其设置为对照对象。此外,由于移动平均法(moving average, MA)可以消除突变值对整体数据的影响,可以减小电磁数据各种衰落现象的影响,因此也将其作为对照对象。分别将这 5 种插值方法用于电磁地图重构,得到结果分别见图 4(b)~(f)。

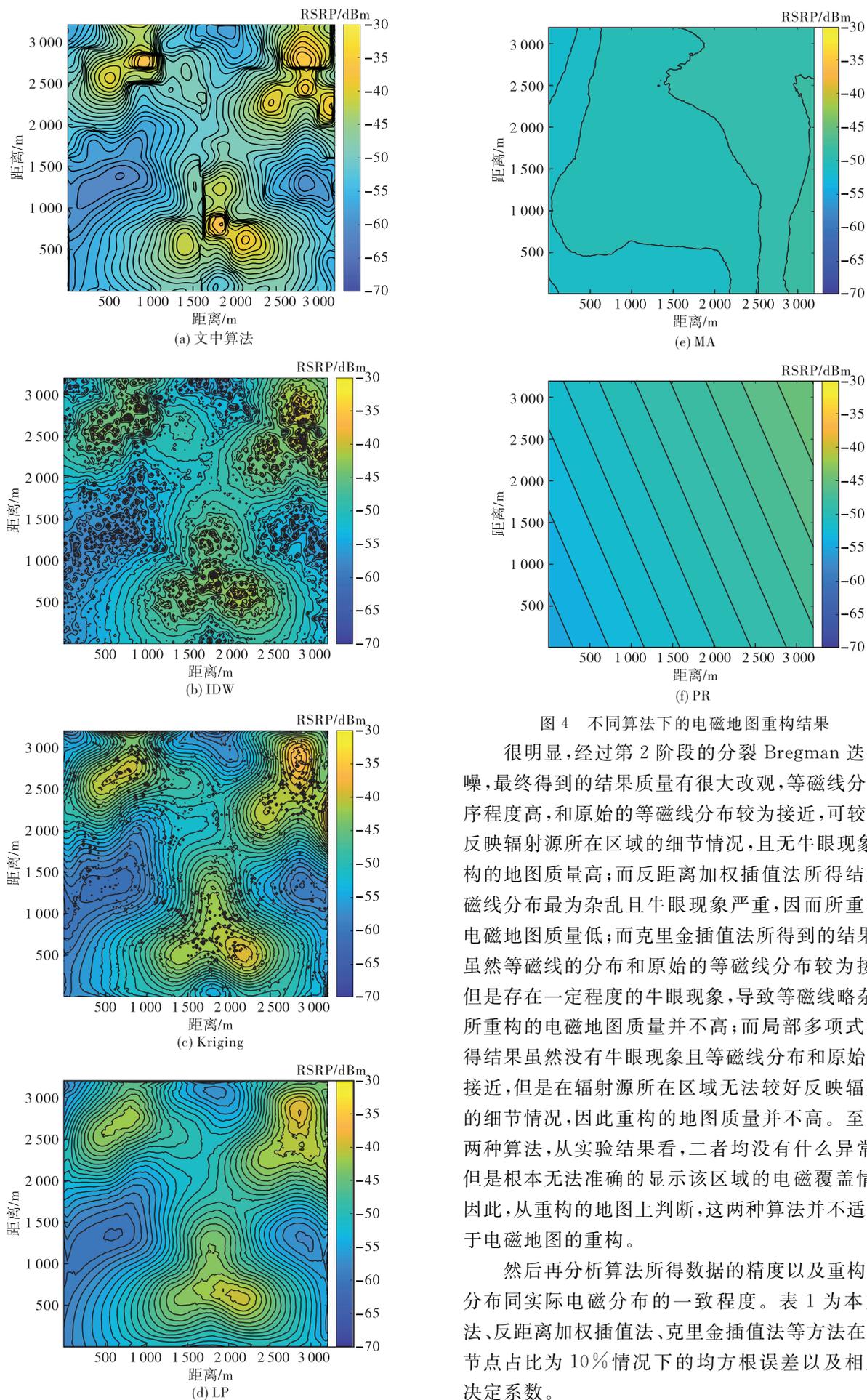


图4 不同算法下的电磁地图重构结果

很明显,经过第2阶段的分裂 Bregman 迭代降噪,最终得到的结果质量有很大改观,等磁线分布有序程度高,和原始的等磁线分布较为接近,可较好地反映辐射源所在区域的细节情况,且无牛眼现象,重构的地图质量高;而反距离加权插值法所得结果等磁线分布最为杂乱且牛眼现象严重,因而所重构的电磁地图质量低;而克里金插值法所得到的结果中,虽然等磁线的分布和原始的等磁线分布较为接近,但是存在一定程度的牛眼现象,导致等磁线略杂乱,所重构的电磁地图质量并不高;而局部多项式法所得结果虽然没有牛眼现象且等磁线分布和原始分布接近,但是在辐射源所在区域无法较好反映辐射源的细节情况,因此重构的地图质量并不高。至于另两种算法,从实验结果看,二者均没有什么异常值,但是根本无法准确的显示该区域的电磁覆盖情况,因此,从重构的地图上判断,这两种算法并不适合用于电磁地图的重构。

然后再分析算法所得数据的精度以及重构数据分布同实际电磁分布的一致程度。表1为本文算法、反距离加权插值法、克里金插值法等方法在感知节点占比为10%情况下的均方根误差以及相应的决定系数。

表 1 数据精度衡量 1

算法类型	RMSE	决定系数
文中算法	1.254 5	0.956 1
IDW	1.961 0	0.892 6
Kriging	1.413 6	0.944 1
LP	1.694 4	0.919 8
PR	5.525 6	0.147 3
MA	5.913 3	0.023 5

从表 1 可明显地看出,本文算法所得结果具有最小的均方根误差,即精度最高;同时,由于决定系数最大,因此所得结果的电磁分布同实际电磁分布也最为接近。

分析算法的鲁棒性。通过利用尽可能少的感知节点实现电磁地图重构来评估算法优劣,即利用较低的占比并保证一定的作用效果。因此将采样节点占比从 10%减小至 6%,即研究占比为 10%、9%、8%、7%、6%对应情况下论文算法的作用效果,结果如图 5 内各图例表示的离散点所示。

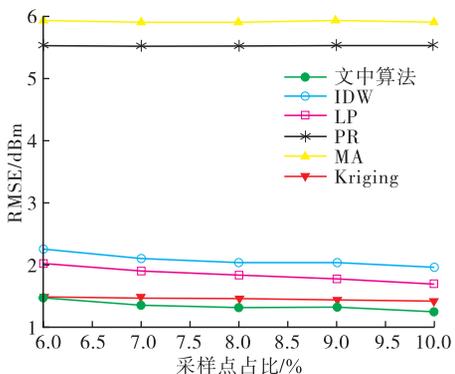


图 5 算法鲁棒性分析

从图 5 中可以明显看出,尽管采样节点占比降低,但论文算法所得结果的均方根误差一直是最小的,并且幅度变化并不剧烈,相差 5%的数据量,均方根误差仅仅提高 0.229 0,而数值精度位于第二的克里金插值法虽然仅提高了 0.072 9,但是其均方根误差却始终高于本算法;其他算法如反距离加权插值法提升了 0.306 0、局部多项式法提升了 0.336 8,多项式回归法提升了 0.004 6,移动平均法提升了 0.008 3,但这些算法的均方根误差均在 2 以上,重构精度不高,另外,移动平均法以及多项式回归法的均方根误差均在 5 以上,因此结合前述内容判断此两种算法不适宜用于电磁地图的重构问题。

由于实际情况中,很多时候感知节点的数量不一定能够满足需求,因此,必须考虑极少感知节点可用情况下的算法重构效果。在这种情况下,对数据的精度要求比较高,下面主要从均方根误差、决定系数两个方面对算法性能进行分析。表 2 为考虑感知节点数量占电磁数据总量的比例为 2%的情况下,

算法的重构效果。

表 2 数据精度衡量 2

算法类型	RMSE	决定系数
文中算法	2.368 1	0.843 4
IDW	2.705 0	0.795 7
Kriging	6.051 8	-0.022 8
LP	2.928 3	0.760 5
PR	5.526 3	0.147 1
MA	5.897 6	0.028 6

从表 2 可看出,本文所提算法所得结果有最小的均方根误差值,且所得数据分布和实际电磁数据的分布最为接近,其次是反距离加权插值法、局部多项式法、多项式回归法以及移动平均法;而克里金插值法在此种应用情况下所得结果误差很大,并且所得数据和实际电磁数据偏差极大。

综上所述,从电磁地图重构质量、所得结果的均方根误差以及决定系数和鲁棒性这几个方面来看,文中所提出的算法具有较好的性能。

3 结语

针对分布式感知网络在实际条件下难以实现对目标区域电磁态势全覆盖感知的问题,提出了一种结合分裂 Bregman 的压缩感知电磁地图重构算法。在压缩感知部分,通过对 OMP 算法的改进,有效减少了算法运行时间并提高了所得重构电磁数据的精度;在分裂 Bregman 部分,通过引入分裂 Bregman 全变量去噪,进一步提取电磁数据之间的相关性,进而提高数据精度,最后重构出电磁地图。仿真实验证明,重构出的电磁地图同实际的电磁覆盖情况相接近且精度较高,算法具有一定的实际应用前景。

参考文献

- [1] JIA M, ZHANG X I, SUN J T I, et al. Intelligent Resource Management for Satellite and Terrestrial Spectrum Shared Networking toward B5G[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(1): 54-61.
- [2] ORUMWENSE E F, ABO-AL-EZK. Exploiting TV White Spaces for Smart Grid Communications[J]. Journal of Communications, 2020, 15(8): 613-618.
- [3] ZHAO Y. Enabling Cognitive Radios through Radio Environment Maps[D]. Virginia: Virginia Polytechnic Institute and State University, 2007.
- [4] GOU P, MAO G, ZHANG F, et al. Reconstruction of Coverage Hole Model and Cooperative Repair Optimization Algorithm in Heterogeneous Wireless Sensor Networks[J]. Computer Communications, 2020, 153:

- 614-625.
- [5] XIA H Y, ZHA S, HUANG J J, et al. Radio Environment Map Construction by Adaptive Ordinary Kriging Algorithm Based on Affinity Propagation Clustering[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2020, 16(5).
- [6] 字然, 常俊, 宗容, 等. 基于改进空间插值的无线电环境地图生成技术[J]. *电子技术应用*, 2018, 44(3): 103-107.
- [7] SUCHANSKI M, KANIEWSKI P, ROMANIK J, et al. Radio Environment Maps for Military Cognitive Networks: Density of Small-Scale Sensor Network vs Map Quality[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2020, 291:195-207.
- [8] NUR'ENI, FAJRI M, ASTUTI S. Comparison of Kernel Regression Model with a Polynomial Regression Model on Financial Data[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1763(1): 012017.
- [9] YILMAZ H B, TUGCU T. Location Estimation-based Radio Environment Map Construction in Fading Channels[J]. *Wireless Communications & Mobile Computing*, 2015, 15(3): 561-570.
- [10] SATO K, FUJII T. Kriging-Based Interference Power Constraint: Integrated Design of the Radio Environment Map and Transmission Power[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2017, 3(1): 13-25.
- [11] TSUKAMOTO K, KITSUNEZUKA M, KUNIHICO K. Highly Accurate Radio Environment Mapping Method Based on Transmitter Localization and Spatial Interpolation in Urban LoS/NLoS Scenario[C]// 2018 IEEE Topical Conference on Wireless Sensors and Sensor Networks (WiSNet). Anaheim, CA, USA:IEEE, 2018: 5-7.
- [12] DONOHO D L. Compressed Sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [13] AZIZ A, OSAMY W, KHEDR A M. Iterative Selection and Correction Based Adaptive Greedy Algorithm for Compressive Sensing Reconstruction[J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 116(4): 3277-3289.
- [14] GU B, CHEN Y, LIU X, et al. Distributed Convex Optimization Compressed Sensing Method for Sparse Planar Array Synthesis in 3D Imaging Sonar Systems[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2020, 45(3): 1022-1033.
- [15] 夏红敏, 刘兰锋, 张显辉, 等. 地震数据谱反演压缩感知算法实现及应用[J]. *石油地球物理勘探*, 2021, 56(2): 295-301, 212.
- [16] LI J, CHOW P, PENG Y, et al. FPGA Implementation of an Improved OMP for Compressive Sensing Reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2021, 29(2): 259-272.
- [17] CHU Y J, MAK C M. A New QR Decomposition-based RLS Algorithm Using the Split Bregman Method for L1-Regularized Problems[J]. *Signal Processing*, 2016, 128: 303-308.
- [18] 郭萌, 张会星, 刘明珠. 基于双重 Bregman 迭代的地震数据重构与去噪[J]. *石油物探*, 2020, (5): 804-814.
- [19] SUN Z, YAN X. Image Reconstruction Based on Compressed Sensing for Sparse-Data Endoscopic Photoacoustic Tomography[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2020, 116: 103587.
- [20] MA S L, DU H, MEI W B, et al. Nonlocal Total Variation Regularization with Shape Adaptive Patches for Image Denoising via Split Bregman Method[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1914(1): 012008.
- [21] TOM G, STANLEY O. The Split Bregman Method for L1-Regularized Problems[J]. *SIAM Journal of Imaging Science*, 2009, 2(2): 323-343.
- [22] CHAMORRO-SERVENT J, ABASCAL J F, AGUIRRE J, et al. Use of Split Bregman Denoising for Iterative Reconstruction in Fluorescence Diffuse Optical Tomography[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2013, 18(7): 076016.

(编辑:徐楠楠)