

基于感知压缩的探地雷达数据压缩采集

卢策吾, 刘小军, 方广有

(中国科学院电子学研究所, 北京 100080)

摘要: 本文提出一种基于压缩感知的探地雷达数据压缩采集方法, 实现实时的采样数据压缩, 无需采集完所有数据后再压缩, 采样与压缩同时进行, 从而大大减小了实时采样的存储压力. 探地雷达的采样信号被压缩投影到由 Mersenne Twister 算法生成随机矩阵, 实现压缩. 该方法实现了小计算量的实时压缩, 并且硬件实现简单. 本文使用 half-quadric 的方法求解感知压缩模型中的 l_1 凸优化, 快速实现数据重构. 实验表明, 本文方法能将探地雷达数据压缩把到原来的 1/15, 大大减小实时采样存储压力.

关键词: 探地雷达; 感知压缩; 数据采集

中图分类号: TN782 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 09-2204-03

Compressive Sensing for GPR Data Acquisition

LU Ce-wu, LIU Xiao-jun, FANG Guang-you

(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100080, China)

Abstract: This paper presents a novel data acquisition for ground penetrating radars (GPR) based on compressive sensing (CS) by exploiting sparseness in two dimensional FFT of B-scan data. Linear projections of the returned signal with random vectors generated by Mersenne Twister algorithm are taken as measurements. Half-quadric is used to solve l_1 minimization. Using experimental GPR data, it is shown that the number of acquisition data is only the 1/15 of the number usually considered necessary.

Key words: ground penetrating radars; compressive sensing; data acquisition

1 引言

现代探地雷达是一种重要的无损探测手段, 该技术利用短脉冲电磁波的穿透性, 通过接收回波对地下目标成像^[1], 在资源探测, 地雷排除^[2]等方面都有成功的应用. 要实现高质量的目标成像, 探地雷达必须有较大的数据采样率. 但大数据量给硬件的存储、数据的传输带链了很大的压力. 在深空探测, 比如火星探测, 数据率资源非常有限, 没有好的压缩技术, 只能有选择地传回部分探测数据; 野外应用的探地雷达系统也希望用较有限的存储空间存储更大的数据量. 深空探测最主要的障碍是下传数据率不足, 约在 1Mbits/pS 以下, 而且大晨分数据率被照相数据占据了. 本文方法创新性地提出使用感知压缩算法实现实时数据压缩采样. 感知压缩是近几年兴起的新技术并成为研究热点^[3,4]. 它能在采集少量数据的情况下重建原始信号. 假设维度 N 为采样数据 x 可以线性投影到稀疏集 s (系数程度为 K) 上, 即 $x = \Psi s$. 我们可以构建维度为 $M \times N$ 随机矩阵 Φ , 其中 $M \ll N$, M 的尺度是 $O(K \log N)$. 通过求解 l_1 凸优化问题(1)我

们可以重构出原始信号.

$$\min \|s\|_1 \quad \text{subject to} \quad y = \Phi \Psi s \quad (1)$$

该方法区别于传统的探地雷达数据压缩: (1) 传统的探地雷达数据压缩方法的主要计算量集中在压缩部分. 所以无法做到实时压缩. 与传统压缩方法相反, 感知压缩的主要计算量集中在重建, 在压缩环节计算计算量, 使得对采用硬件的计算能力要求不高, 实时采样得以实现, 即边采样边压缩. (2) 传统的探地雷达数据压缩是发生在数据已经被完整采集到之后, 在就意味着在数据压缩前, 我们要准备和原来数据量一样大的存储空间来记录所有采用数据. 而使用感知压缩算法, 硬件系统无需为存下所有数据而预留空间. 同时, 本文使用 half-quadric 方法解 l_1 凸优化问题, 能获得较快的计算速度以及收敛性的保证. 本文正是基于感知压缩理论实现实时的探地雷达数据压缩采集.

2 基于感知压缩的实时数据压缩采集

设 X 为维度是 $q \times p$ 的 B-scan 探地雷达数据. 其中 q 是样条时间采样点数, p 探地雷达采样位置点. X 可

以表征成一个 N 维向量 \bar{x} ($N = q \times p$). 本文定义 $\bar{x} = [X_{1,1}, X_{2,1}, \dots, X_{q,1}, X_{1,2}, X_{2,2}, \dots, X_{q,p}]$; 一般情况下我们必需记录这 N 个采样点. 但我们发现 B-scan 数据在 FFT 变换下具有稀疏性, 这就是说我们可以通过感知压缩算法来实时压缩 \bar{x} . 见图 1.

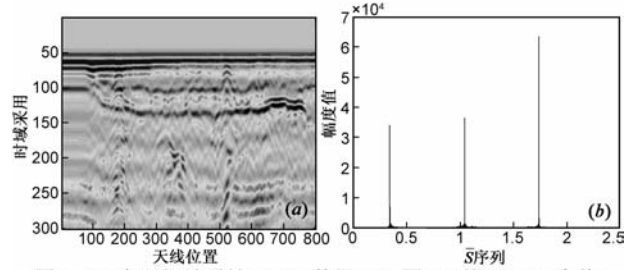


图1 (a) 实际探地雷达B-scan数据;(b) 图1(a)的2D-FFT变换幅度图

我们假定待求变量 $\bar{s} = [S_{1,1}, S_{2,1}, \dots, S_{q,1}, S_{1,2}, S_{2,2}, \dots, S_{q,p}]$ 是 \bar{x} 的 2D-FFT 变换结果, 对于 B-scan 的 2-FFT 变换是一个稀疏的. 存在线性表示关系式(2)

$$\bar{x} = \Psi \bar{s} \quad (2)$$

其中, Ψ 矩阵的表达式如式(3)

$$\Psi(k_1, k_2) = \exp\left\{\frac{2\pi j}{p}\left[\frac{k_1}{p}\right]\left[\frac{k_2}{p}\right] + \frac{2\pi j}{q}(k_1 \% p)(k_2 \% p)\right\} \quad (3)$$

式中 $[\cdot]$ 表示对 \cdot 取整数, $k_1 \% p$ 则表示对 k_1 取 p 模. 为了对接收数据 \bar{x} 进行压缩, 感知压缩算法引入了 $M \times N$ 的观察矩阵 Φ , 其中 $M \ll N$.

$$\bar{y} = \Phi \bar{x} \quad (4)$$

所以, 我们接收采用数据所需要的存储量只需要 M . 其中 Φ 所有的元素都是由 Mersenne Twister 生成的均匀分布随机数. 图 2 为该算法的实现框架图.

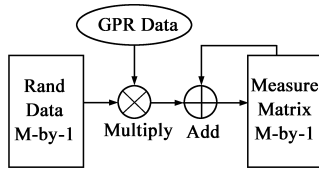


图2 基于感知压缩算法数据压缩采用的实现框架图

3 采样数据 \bar{x} 重构

对于接收数据 \bar{y} , 我们需要重构出原始采样数据 \bar{x} . 我们重写模型如式(5)

$$\min \| \bar{s} \|_1 \quad \text{subject to: } \bar{y} = \Phi \Psi \bar{s} \quad (5)$$

其中式(5)是限制条件优化问题, 我们可以转换为非限制优化式(6).

$$\min \{ \| F \bar{s} - \bar{y} \|_2^2 + \lambda \| \bar{s} \|_1 \} \quad (6)$$

其中, \bar{y} 是观测数据, 并记矩阵 $\Phi \Psi$ 为 F . 文献[5]提出了一种基于内点法求解如式(6)方法, 但该解法计算量较大, 特别对于处理大规模探地雷达数据时其计算能力难以满足实际需要. 本文借鉴文献[6]的解法, 使用 half-quadric 方法使得 l_1 凸优化计算量大大减小. 本文

使用 half-quadric 方法求解模型. 将原模型变成式(7)

$$\min \{ \| F \bar{s} - \bar{y} \|_2^2 + \beta \| t - s \|_2^2 + \lambda \| t \|_1 \} \quad (7)$$

当 β 趋近无穷大时式(7)的解趋近于式(6)的解. 这样模型式(7)分解成为两个子优化问题. 迭代求解两个子优化问题: 固定 t 求最优 s 和固定 s 求最优 t . 两步多次迭代到收敛时就是能得到式(6)的解, 在迭代过程中逐次增大 β .

$$\begin{cases} \min_s \{ \| F \bar{s} - \bar{y} \|_2^2 + \beta \| t - s \|_2^2 \} \\ \min_t \{ \beta \| t - s \|_2^2 + \lambda \| t \|_1 \} \end{cases} \quad (9)$$

第一步, 是一个二次优化问题, 可以直接求得最优值, 第二步则是一个单点优化问题. 所以, 式(9)可以化为迭代式(10), n 从 1 开始迭代. 初始值 t^1 可以设成全 0 矩阵.

$$\begin{cases} s^{n+1} = (F^T F + \beta)^{-1} (F^T \bar{y} + \beta_n t^n) \\ t^{n+1} = \max\left(|s^{n+1}| - \frac{\lambda}{\beta_n}, 0\right) \text{Sgin}(s^{n+1}) \end{cases} \quad (10)$$

其中函数 $\text{Sgin}(\cdot)$ 计算的 \cdot 符号. 当 $x \geq 0$ 时 $\text{Sgin}(x) = 1$, 当 $x < 0$ 时 $\text{Sgin}(x) = -1$.

t^n, s^n 表示第 n 步的迭代结果, 并且每一次迭代都增大参数 $\beta, \beta_1 = \lambda, \beta_{n+1} = 2\beta_n$. 当算法收敛时就能得到式(6)的解. 大多数的 B-scan 数据 2D-FFT 映射到 \bar{s} 上是稀疏的, 根据感知压缩的理论, 当 \bar{x} 的观察值量级即 M 是 $O(K \log N)$ 时, 可以大概率恢复原来数据^[3,4]. 算法可以高效准确地从压缩数据中重构出原始采用数据.

4 实验验证

本节使用两个实际 GPR 数据来验证算法的正有效性.

实验 1

图 3 是 168×200 探地雷达数据, 总数据量是 33600. 我们观测矩阵维度是 $M = 2240$, 所以压缩比例是 $N/M = 1/15$.

观察矩阵尺度 M 大大小于 $N = 336000$. 我们使用 δ 来衡量恢复的数据的误差.

$$\delta = \frac{\| x - \hat{x} \|_2}{\| x \|_2} \quad (11)$$

其中, x 为真实探地雷达采用数据, \hat{x} 为经感知压缩后重构的数据. 计算结果是 $\delta = 0.0013$, 从数据表明该算法能实现 1/15 的高质量压缩.

实验 2

图 4(a) 为 256×800 B-scan 实际采用雷达数据 $N = 204800$. 观测矩阵维度 $M = 13653$, 也就是说压缩率 $N/M = 1/15$.

M 的尺度远远小于 $N = 204800$. 在这组实验数据中 $\delta = 0.0012$, 我们从图 4(b) 中可以看出在压缩 15 倍后

还能有准确的重构效果.

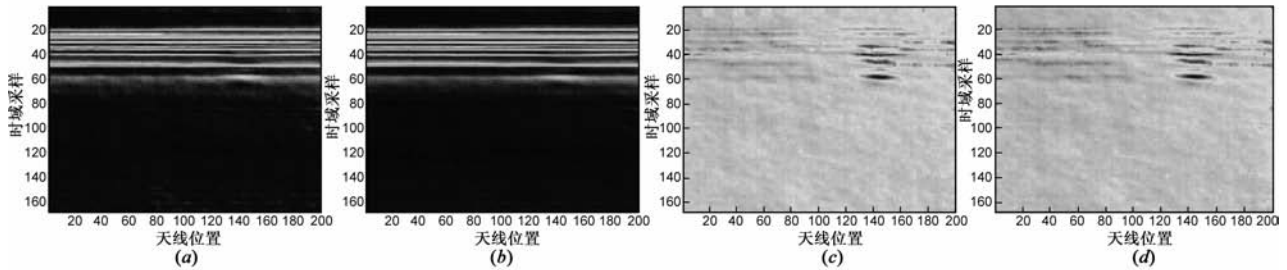


图3 (a) 实际探地雷达信号;(b) 重构的数据探地雷达信号;(c) 对实际的探地雷达数据做杂波抑制;(d) 对重构的数据做杂波抑制

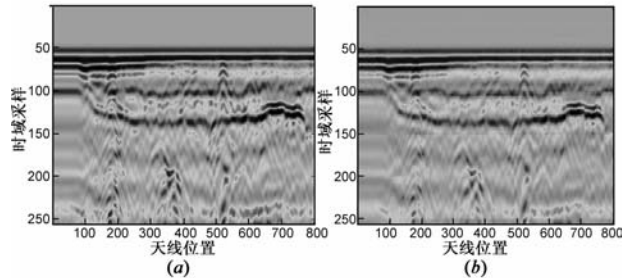


图4 (a) 原始采用数据;(b) 感知压缩算法重构数据

5 结论

本文提出一种新的探地雷达数据采样压缩算法. 本方法利用探地雷达数据 B-scan 数据在频域上具有系数的性质, 采用感知压缩算法进行实时数据压缩采样. 同时引入 half-quadric 方法求解 l_1 凸优化, 大大降低了计算量. 试验结果表明该方法能取得很好的数据实时压缩和准确重构的效果. 压缩率能达到 1/15.

参考文献

- [1] D J Daniels. Surface-penetrating radar[J]. Electronics and Communication Engineering Journal, 1996, 8(3): 165 - 182.
- [2] 方广有, 佐藤源之. 频率步进探地雷达及其在地雷探测中的应用[J]. 电子学报 2005, 33(3): 436 - 439.
FANG Guang-you, SATO Motoyuk. Stepped-frequency ground penetrating radar and its application for landmine detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(3): 436 - 439. (in Chinese)
- [3] E j Candes, J Romberg, T Tao. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from high incomplete frequency information[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(1): 489 - 509.
- [4] D L Donoho. Compressive sensing[J]. IEEE Trans on information Theory, 2006, 52(4): 1289 - 1306.

- [5] S J Kim, K Koh, M Lustig, S Boyd, D Gorinevsky. A method for large-scale l_1 -regularized least squares[J]. IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing, 2007, 4(1): 606 - 617.
- [6] WANG Y, YANG J, YIN W, ZHANG Y. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2008, 3: 248 - 272.

作者简介



卢策吾 男, 1982 年生于广东省. 中国科学院电子学研究所硕士研究生. 2009 年毕业于中国科学院电子学研究所获硕士学位. 研究方向为信号处理与探地雷达系统.

E-mail: lucewu06@gmail.com



刘小军 男, 1972 年生于山东省. 2001 年毕业于中国科学院电子学研究所获博士学位. 现为中国科学院电子学研究所副研究员. 研究方向为信号处理与探地雷达系统.

E-mail: lxjdr@mail.ie.ac.cn



方广有 男, 1963 年生于河南省. 1996 年毕业于西安交通大学获博士学位. 中国科学院电子学研究所研究员. 研究方向为信号处理与探地雷达系统.