

文章编号:1001-1986(2005)06-0064-04

独立分量分析在探地雷达信号处理中的应用初探

赵安兴,蒋延生,汪文秉

(西安交通大学微波与光通信研究所,陕西 西安 710049)

摘要:针对探地雷达(Ground Penetrating Radar, GPR)信号信噪比低、背景杂波强,事先对探测目标的信息所知甚少,近乎处于“盲”状态,因而实际处理难度大等实际问题,提出了将独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)这种盲信号处理技术应用于GPR信号处理,并利用ICA中的FastICA算法,对ICA法在GPR信号处理中的应用进行了初步探索,实现了GPR信号中弱目标信号和强背景杂波的有效分离,并初步解决了对所分离目标信号的正确排序,以及由ICA方法本身带来的所分离目标独立分量信号符号的不确定性等问题,使GPR信号信噪比大幅提高,从而使GPR的目标检测性能也得以显著改善。在对诸如地雷、地下管线等局部目标的时域有限差分法(Finite-difference Time-domain, FDTD)、仿真GPR数据和室外试验观测GPR数据进行ICA处理后,都取得了理想的结果。

关键词:探地雷达;信号处理;独立分量分析;信号分离

中图分类号:P631.325;TN957.52 文献标识码:A

A primary study of independent component analysis for GPR signal processing

ZHAO An-xing, JIANG Yan-sheng, WANG Wen-bing

(Institute of Microwave Engineering and Optical Communication, School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Ground penetrating radar (GPR) signal processing has all along been a hard task because of its poor signal-to-noise ratio (SNR) of the raw GPR signals and almost “blind” about the latent targets what we want to detect beforehand. A new approach that uses Independent Component Analysis (ICA), a newly developing blind signal processing (BSP) technique, to GPR signal processing has been proposed in this paper. With the help of FastICA algorithm, it has successfully extracted quite weak target signals from the raw GPR data with much strong background. So the SNR of the GPR signal and the detection performance of the GPR have both improved greatly. The ambiguities of rightly sequencing and the sign uncertainty problems of separated target signal components in ICA practical use have also been overcome. Two examples, FDTD simulated and field-test GPR data for local targets, such as landmines and underground pipelines, to be processed by FastICA, are included to demonstrate the effectiveness of the approach. Quite ideal results are got from them.

Key words: ground penetrating radar(GPR); signal processing; independent component analysis (ICA); signal separation

1 引言

从复杂的背景环境中所得到的观测信号,往往是由不同信源产生的多路信号的混合信号。如何对所得的混合信号进行有效分离,一个首要的基本问题就是如何找到一个对由多元变量构成的实际观测信号的适当表示,使其易于分析和处理。现实中往往无法知晓实际信号的混合方式,因此如何从混合信号中分离出需要的信号或提取某一信号特征便成了一个难题,即所谓盲源分离(Blind Signal Separation, BSS)或盲信号处理(Blind Signal Processing, BSP)

问题。独立分量分析(ICA)是伴随着盲源分离(或盲信号处理)问题而发展起来的一项统计信号处理的新技术,是一种从相互统计独立的非高斯信号经线性混合而产生的观测信号中,提取出各独立的信号分量的方法。

在随机信号处理中,主分量分析(Principal Component Analysis, PCA)、奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)、因子分析(Factor Analysis, FA)、以及投影追踪(Projection Pursuit)等,均属于线性变换技术。其中PCA和SVD是基于信号的二阶统计特性的盲信号处理方法,其出发点是信号各分量间所

收稿日期:2005-06-08

作者简介:赵安兴(1964—),男,山东青州人,西安交通大学在读博士生,从事信号处理研究工作。

存在的相关性,因而广泛应用在基于二阶统计特性的随机信号处理中。而起源于 BSS 的 ICA 则是基于信号的高阶统计特性,使分解出的各个分量之间尽可能相互独立^[1-3]。传统的信号处理大都基于所谓的高斯信号,而现实中的信号又往往并不满足高斯性假设。因此,ICA 信号处理方式更接近于实际,并且作为 BSS 技术近年来的一项重要进展,已经成为信息与信号处理等相关领域的一个研究热点,被广泛应用类似于“鸡尾酒会”问题的声音信号分离、生物医学信号处理、图像特征提取、稀疏编码、金融时间序列分析等许多研究方面。

实际时域脉冲探地雷达(GPR)观测信号,大致由直达波、目标信号、假目标所形成的干扰信号,以及观测环境中的随机噪声等成分构成,在频率域互有重叠,一般难以区分。其中尤以直达波,因其幅度大,信号强,分布广,对 GPR 的探测性能影响最大,常常严重阻碍对地下浅层目标的有效探测。

本文在对 GPR 观测信号特点进行分析的基础上,结合 ICA 的快速算法(FastICA),对 ICA 法用于 GPR 信号处理作了有益的尝试。初步的研究结果表明:ICA 在用于 GPR 信号处理,以实现目标信号的有效分离与提取、去除干扰等方面,是一种很有前景的方法。

2 ICA 基本原理

图 1 所示为 ICA 方法的原理框图。假设存在 N 个独立的源信号,表示成信号矢量的形式, $s(n) = [s_1(n), s_2(n), \dots, s_N(n)]^T$,于是有下式成立:

$$p(s) = \prod_{i=1}^N p_i(s_i). \quad (1)$$

对 N 个独立源的线性混合进行观测得 M 个观测信号:

$$X(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_M(n)]^T,$$

$n=1, 2, \dots, T$, 是信号的离散观测点,于是在时刻 n , 第 i 个观测信号可以表示为:

$$x_i(n) = \sum_{j=1}^N a_{ij}s_j(n). \quad (2)$$

其中 a_{ij} 是第 j 个源在第 i 个观测信号中的加权值。用矩阵形式表示为:

$$X(n) = As(n). \quad (3)$$

其中 A 是由混合系数组成的混合矩阵,且有如下形式:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1N} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2N} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{M1} & a_{M2} & \cdots & a_{MN} \end{bmatrix}.$$

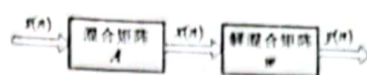


图 1 ICA 示意框图

Fig.1 ICA schematic diagram

如图 1 所示,ICA 问题就是,在 A 阵未知且对 $s(n)$ 除独立性外无其他先验知识的情况下,求解混合矩阵 W ,使得处理结果 $y(n) = Wx(n)$ 中各分量尽可能互相独立,且逼近 $s(n)$ 。容易理解,由于 A 和 $s(n)$ 都是未知的,ICA 所分离出的各个独立分量存在幅度、排序以及符号的不确定性,即所谓 ICA 的模糊性。此外,信源数目 N 只能小于或等于观测通道数 M 。对于 $N > M$ 情况目前尚未解决(以下讨论设 $M = N$)。因此, $y(n)$ 只是在上述条件下对 $s(n)$ 的一种逼近。

在 ICA 中,对源的要求是其独立性和非高斯性,因此,如何来准确度量随机变量(信号)的非高斯性是保证实现独立分量正确分离的关键。在概率论中,中心极限定理表明:同分布的独立随机变量和的分布趋向于高斯分布,无穷多个同分布的独立随机变量和的分布为高斯分布。根据中心极限定理,两个独立随机变量和的分布显然要比单独一个独立随机变量更接近高斯分布。因此,ICA 从混合信号中分离出独立信号就是使混合信号的非高斯性最强的过程。换句话说,当信号的非高斯性达到最强,也就实现了独立信号从混合信号中的分离。

针对如何度量非高斯性强弱问题,人们提出了多种判据,如峰度(kurtosis)、互信息(minimization of mutual information, MMI)^[1]、信息极大(informax)^[4]、以及负熵(Negentropy)最大等。峰度是一个随机变量的 4 阶累积量,与随机变量的 4 次方有关,因此,峰度不是一个稳健的判据,在 ICA 中很少直接采用峰度来寻求独立分量的分离。

基于信息论中熵的概念而提出的负熵,是度量非高斯性的一个相对理想参数。遗憾的是 y 的概率分布往往预先无法知道,因此实践中一般采用下面的近似方法:

$$J(y) \approx [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2, \quad (4)$$

式中 v 是具有零均值单位方差的高斯变量, G 是某个选定的非线性函数,一般可选用下面 3 个非二次函数:

$$\begin{aligned} G_1(u) &= \frac{1}{a_1} \log[\cosh(a_1 u)] \\ G_2(u) &= -\exp(-u^2/2) \\ G_3(u) &= \frac{1}{4} u^4 \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $1 \leq a_1 \leq 2$, 是一常数。

3 FastICA 算法^[5,6]

3.1 分离单个独立分量算法

单个独立分量分离算法具体步骤为:

- 去均值;
- 对去均值后的数据进行白化;
- 任意给出加权矢量 w 的初值(只要保证其范数为 1 即可);
- 令 $w^+ = E\{xg(w^Tx)\} - E\{g'(w^Tx)\}w$, 其中 g 是(5)式中非线性函数 $G(u)$ 的一阶导数, g' 是 g 的一阶导数;
- 令 $w = \frac{w^+}{\|w^+\|}$, 然后看 w 是否已收敛。

此处收敛是指本次计算的 w 和上一步计算的 W 指向同一方向, 也就是前后两次计算的 w 的点积近似等于 1。如果不收敛返回第二步继续迭代运算, 直到收敛为止。

3.2 分离多个独立分量算法

3.2.1 收缩正交化算法

收缩正交化(Deflationary Orthogonalization)算法具体步骤为:

- 对数据作预处理, 进行去均值和白化, 由 x 得到白化矢量 z ;
- 给定要分离的独立分量数 m , 并给 p 赋初值 1;
- 给正交向量 w_p 赋初值(其范数为 1);
- 作运算:

$$w_p \leftarrow E\{zg(w_p^Tz)\} - E\{g'(w_p^Tz)\}w_p,$$
 其中 g 和 g' 与分离单个独立分量算法时相同, $\leftarrow$ 为赋值符号(下同);
- 进行正交化运算:

$$w_p \leftarrow w_p - \sum_{j=1}^{p-1} (w_p^T w_j) w_j;$$
- 作运算: $w_p \leftarrow \frac{w_p}{\|w_p\|}$;
- 判断 w_p 是否已收敛, 若未收敛, 返回步骤 d;
- 令 $p \leftarrow p + 1$, 若 $p \leq m$, 返回步骤 c。

3.2.2 对称正交化算法

对称正交化(Symmetric Orthogonalization)算法具体步骤为:

- 对数据做预处理, 进行去均值和白化, 由 x 得到白化矢量 z ;
- 给定要分离的独立分量数 m ;
- 给出各 $W_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 的初值(其范数

均为 1), 构成矩阵: $W = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$ 并按式:
 $W \leftarrow (WW^T)^{\frac{1}{2}} W$ 进行正交化;

- 对 $i = 1, 2, \dots, m$, 作运算:

$$w_i \leftarrow E\{zg(w_i^Tz)\} - E\{g'(w_i^Tz)\}w_i,$$

其中 g 和 g' 与分离单个独立分量算法时相同;

- 由 d 所得的 $w_1, w_2, \dots, w_m$ 形成矩阵 $W = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$, 然后对所得矩阵 W 做对称正交化运算: $W \leftarrow (WW^T)^{\frac{1}{2}} W$ 。或者做运算: $W \leftarrow W / \|W\|$ 和 $W \leftarrow \frac{3}{2}W - \frac{1}{2}WW^TW$;

- 判断 e 所得 W 是否已收敛, 即看 WW^T 是否已接近单位矩阵, 若未收敛, 返回步骤 d。

4 ICA 在 GPR 信号处理中的应用

图 2 所示是模拟一直径 20 cm, 埋藏深度 30 cm, 相对介电常数 2.6 的非金属球, 位于相对介电常数为 4 的均匀半空间介质中的情形。从图 2 来看, ICA 法的处理结果是比较理想的, 直达波去除的比较干净, 很好地突出了目标信号, 好于平均法处理效果。这是因为 ICA 法去除直达波时对目标信号没有任何损伤, 而平均法在求取直达波时实际上把信号也计算在内了。因此, 平均法去除直达波会产生一定的误差。另外, 由于所模拟目标与介质的相对介电常数差异较小, 目标信号相对较弱, (从原始数据的灰色电平图上根本无法判断目标信号的存在) 目标信号波形的相位没能完全调整过来, 单就目标检测来说, 这并无任何影响。

图 3 所示是对实测试验数据的 ICA 处理结果的灰色电平图。试验是在具有一定湿度的沙坑内进行的。一根直径为 8 cm, 长 30.5 cm, 壁厚 1.2 mm 的金

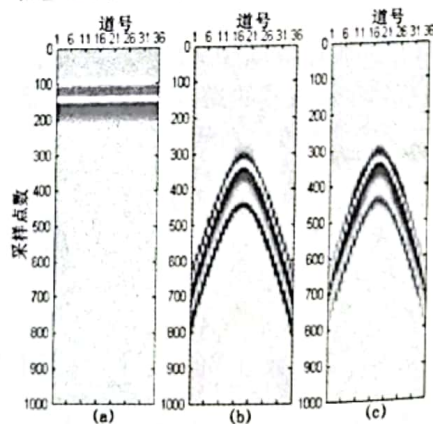


图 2 非金属局部目标仿真数据的 ICA 处理
 Fig. 2 Simulated GPR data being processed by ICA
 a——FDTD 仿真原始 GPR 数据; b——ICA 处理结果;
 c——平均法结果

埋深 10 cm,测线与铝管方向垂直。从图 3 中看到,经 ICA 处理后,直达波影响基本消除,这说明 ICA 法去除 GPR 信号中的直达波是有效的。仅从消除直达波效果来看,ICA 法优于平均法,尤其在目标正上方,平均法的效果并不理想。同时我们也看到,ICA 消除直达波后,在目标信号得到加强的同时,目标信号两侧的一些干扰也相对有所加强,对于这一点,尚需进一步研究而加以克服。

结束语

以直达波为主的杂波问题一直是影响 GPR 目标探测性能的一个重要方面,因此,如何有效消除 GPR 信号中的直达波便成为 GPR 信号处理的一个首要问题。人们为此提出了许多具体方法^[7-9],如时间窗法、平均法、模型法、以及小波方法等。尽管各种方法都在其各自的适用范围内取得了一定效果,但也都存在各自的不足。在 GPR 观测信号中,相对于目标信号而言,直达波是最主要的干扰,它在整个 GPR 探测范围内,分布广,信号强,其波形在各观测点上相对变化不大,与目标信号相对独立。此处的所谓独立是指不管有无目标信号,在各观测点上直达波信号始终是存在的。而对地下局部目标来说,只在目标附近的小范围内才存在 GPR 目标信号。对于时域脉冲 GPR 来说,其回波信号满足 ICA 的非高斯信号要求,因此,把 ICA 法应用于 GPR 信号处理是可能的。

为了用 ICA 法消除 GPR 信号中的直达波,要预先得到一个直达波信号,然后用它和每一道观测信号分别作 ICA 处理,以消除观测信号中所存在的直达波。在实际工程中,可以在要探测的区域内,已知无目标存在的地方,先行观测若干道数据,然后取其平均作为直达波,因此这是切实可行的。

需要说明的是,在用 ICA 处理过程中,针对 ICA 法本身的模糊性问题,根据直达波比目标信号超前且幅度较大的特点,可用程序实现直达波和目标信号自动识别与分离;根据目标信号在进行 ICA 处理前后极性应当保持一致的思想,在处理程序中实现在去除直达波后目标信号波形相位的自动校正,使其与信号波形的本来面目保持一致。但研究中也发现,当信噪比太低,目标信号太弱时,去除直达波后信号的相位似乎不能完全校正,这幸好对目标检测来说不存在任何影响。

ICA 是一种伴随 BSS 技术发展起来的信号分析处理新方法。尽管它已被成功地应用到许多领域,

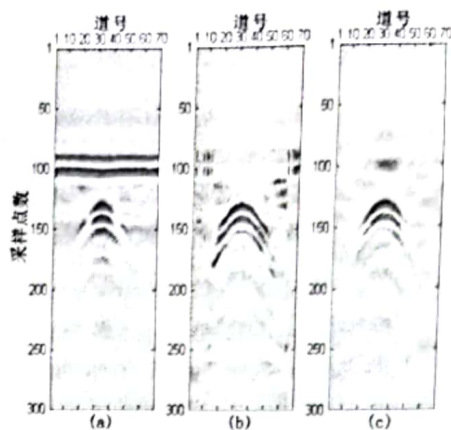


图 3 实测金属铝管试验数据的 ICA 处理

Fig.3 Field-test GPR data being processed by ICA

a——实测原始 GPR 数据;b——ICA 处理结果;c——平均法结果

但如何把 ICA 这种新的 BSS 技术成功地应用到 GPR 信号处理中,尚有许多工作要做。本文在对实际 GPR 观测信号特点进行认真分析的基础上,根据 GPR 观测信号中背景杂波的分布规律以及局部目标信号特点,利用 FDTD 仿真 GPR 信号和室外试验实际观测数据,在应用 ICA 法处理 GPR 信号方面做了一些初步尝试,取得了较好的处理效果。

参考文献

- [1] Comon P. Independent component analysis, A new concept? [J]. Signal Processing, 1994, 36(3): 287 - 314.
- [2] Aapo Hyvarinen, Erkki Oja. Independent component analysis: Algorithm and application [J]. Neural Networks, 2000, 13(4-5): 411 - 430.
- [3] Jutten C, Herault J. Blind separation of sources, Part I: An adaptive algorithm based on neuro mimetic architecture [J]. Signal Processing, 1991, 24: 1 - 10.
- [4] Lee T W, Girolami M, Sejnowski T J. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed sub-Gaussian and super-Gaussian sources [J]. Neural Computation, 1999, 11(2): 409 - 433.
- [5] Hyvarinen A, Oja E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis [J]. Neural Computation, 1997, 9(7): 1483 - 1492.
- [6] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. IEEE Trans. NN, 1999, 10(3): 626 - 634.
- [7] Van der Merwe A. A novel signal processing technique for clutter reduction in GPR measurements of small, shallow land mines [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(6): 2627 - 2637.
- [8] Brunzell H. Detection of shallowly buried objects using impulse radar [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(2): 875 - 886.
- [9] 陈文超, 师振胜, 汪文秉, 等. 小波变换在去除探地雷达信号直达波的应用 [J]. 电波科学学报, 2000, 15(3): 352 - 357.