

基于改进粒子群优化的探地雷达波形反演算法

郑适 张安学* 岳思橙 蒋延生
(西安交通大学电信学院 西安 710049)

摘要: 探地雷达工作的最终目的是反演解释地下结构参数, 由于大多数反演问题是非线性的, 研究非线性的反演方法具有重要意义。该文提出基于改进粒子群优化方法的探地雷达反演问题, 该算法以信号均方误差为目标函数, 用时域有限差分方法作为正演工具。通过与基于遗传算法等反演方法的结果对比, 说明了该算法兼顾了准确性和简便性; 通过对模型复杂、参数多、信噪比差的仿真数据的反演结果, 说明了该算法对多参数反演的有效性和良好的抗噪性; 对实测数据的反演结果, 进一步验证了该算法的可行性。

关键词: 探地雷达; 反演算法; 非线性; 粒子群优化

中图分类号: TN959.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)11-2717-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01979

Ground Penetrating Radar Inversion Algorithm Based on Improved Particle Swarm Optimization

Zheng Shi Zhang An-xue Yue Si-cheng Jiang Yan-sheng

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

Abstract: Inversion and interpretation of underground structure are ultimate aim of Ground Penetrating Radar (GPR) working. Most of inversion problems are non-linear, hence, investigations of non-linear inversion methods are significant. In this paper, an improved Particle Swarm Optimization (PSO) is used to solve GPR inverse problem. Comparison results with other inversion including the genetic algorithm show that the proposed method has higher accuracy and better simplicity; inversion results under a condition of complicated model, multi-parameter and low SNR indicate the effectiveness dealing with multi-parameter and better anti-noise ability of the proposed algorithm; the inversion results of actual measurement data further verify the feasibility of this algorithm.

Key words: Ground Penetrating Radar (GPR); Inversion algorithm; Non-linear; Particle Swarm Optimization (PSO)

1 引言

探地雷达(Ground Penetrating Radar, GPR)探测技术通过分析发射的高频宽带电磁波在媒质电磁特性不连续处产生的反射波特性, 实现地下目标的成像定位^[1]。经资料采集、数据处理后, 反演解释地下结构参数是探地雷达工作的最终目的^[2]。对于层状目标, 反演问题的主要目标是估计地下各分层介质的厚度和介电常数^[3-5]。反演方法分为线性和非线性, 其中线性反演理论较为成熟^[6,7]。然而由于大多数反演问题都是非线性的, 用传统的线性反演方法容易陷入局部极小, 因此对非线性反演方法的研究具有重要意义^[8,9]。粒子群优化(Particle Swarm

Optimization, PSO)是近年来发展迅速的非线性反演算法之一^[10-12]。然而在探地雷达领域, 关于 PSO 的应用, 目前还少有研究, 特别是对实测数据的应用。

粒子群反演算法在模型空间中随机地进行全局搜索, 不容易陷入局部最小, 同时, 该方法具有实施简便、易于施加先验约束条件、适于并行计算等优点^[13,14]。本文提出了基于改进 PSO 的探地雷达反演算法, 应用时域有限差分方法^[15]作为正演手段, 以信号均方误差作为目标函数, 将改进的 PSO 方法应用于探地雷达的反演问题中。对仿真数据和实测数据的反演结果, 说明了该方法的可行性和有效性。本文首先介绍 PSO 的基本原理, 阐述应用改进 PSO 的探地雷达反演算法, 然后分析仿真数据的反演结果, 最后在此基础上处理探地雷达实测数据并分析反演结果。

2013-12-19 收到, 2014-04-03 改回

国家自然科学基金(61331005, 61001039)和中国科学院电磁辐射与探测技术重点实验室资助课题

*通信作者: 张安学 anxuezhang@mail.xjtu.edu.cn

2 算法描述

2.1 基于粒子群优化的探地雷达反演算法

在探地雷达中,接收波形既包含信号的幅度信息,又包含相位与反射波的时延等信息。为了有效利用反射信号的所有信息,以波形的差异作为反演的目标函数,即实际接收信号与模型正演信号的均方误差:

$$\text{obj} = \min \left\{ \sum_n (E_{\text{rec}}^n - E_{\text{model}}^n)^2 \right\} \quad (1)$$

其中, E_{rec}^n 表示实际接收信号的第 n 个时间采样点的值, E_{model}^n 表示优化模型正演信号的第 n 个时间采样点的值。

粒子群优化的思想基于生物学中关于群体智能的研究成果。对鸟群飞行的研究发现,一只鸟仅追踪它有限数量的邻居,但最终的整体结果似乎在一个中心的控制之下,即复杂的全局行为是由简单规则的相互作用引起的。PSO 即源于对鸟群捕食行为的研究。假设某区域内的一群鸟正在随机搜索食物,此区域内只有一块食物,每只鸟均不知晓食物的具体位置,但却知晓各自距食物的距离,同时它们之间可以互相通信,那么合理的搜索策略即是每只鸟都向距离食物最近的那只鸟移动。PSO 算法即从这种模型中得到启示而产生。在 PSO 算法模型中,优化问题的每一个潜在解对应搜索空间中一只鸟,称之为“粒子”。每个粒子都有一个适应值和速度,适应值由目标函数决定,速度决定它飞行的方向和距离。各个粒子记忆、追随当前的最优粒子。算法将优化问题的解初始化为一群随机粒子,在每次迭代中,粒子通过跟踪两个极值——个体极值点和全局极值点来更新自己。个体极值点是粒子本身在其有限的邻居中找到的最优解,这些邻居是整个种群的一部分而不是全部;全局极值点是整个种群中所有粒子的最优解。

应用 PSO 求解式(1), PSO 中每个粒子代表一种地下模型,将地下模型用 D 个参数表示出来。种群中共有 M 个粒子,粒子 i 表示地下模型 $\mathbf{X}_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{iD}]$,即粒子 i 的当前位置,其中 $x_{id}, d = 1, 2, \dots, D$ 表示地下模型中的一个参数。用地下模型 \mathbf{X}_i 通过时域有限差分方法(Finite Difference Time Domain, FDTD)进行探地雷达正演模拟得到模型的正演信号 $E_{\text{model } i}$,代入式(1)即可得到粒子 i 的适应值 F_i 。搜索所有粒子的适应值 F 的最小值,得到全局极值点粒子 q ,代表地下模型 $\mathbf{X}_q = [x_{q1} \ x_{q2} \ \dots \ x_{qD}]$;在粒子 i 相邻的 $N, N < M$ 个粒子中搜索适应值 F 的最小值,得到个体极值点粒子 p ,代表地下模型 $\mathbf{X}_p = [x_{p1} \ x_{p2} \ \dots \ x_{pD}]$ 。则粒子 i 表示的地下

模型 $\mathbf{X}_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{iD}]$ 的第 $d, d = 1, 2, \dots, D$ 个参数 x_{id} , 需要根据式(2)和式(3)进行更新:

$$v_{id}^{k+1} = v_{id}^k + c_1 r_1 (x_{id} - x_{pd}) + c_2 r_2 (x_{id} - x_{gd}) \quad (2)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (3)$$

v_{id}^k 和 x_{id}^k 分别表示 x_{id} 第 k 次迭代中的移动速度和当前值; c_1 和 c_2 表示学习因子,分别调节向全局最优粒子和个体最优粒子方向移动的最大步长; r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 之间的随机数。为防止粒子远离搜索空间,每个参数的移动速度 v_{id} 都被限制在 $[v_{d\text{min}}, v_{d\text{max}}]$ 之间。迭代次数 k 由最大迭代次数或收敛准则限制。

2.2 基于改进粒子群优化的探地雷达反演算法

应用式(2)和式(3)所示的基本的 PSO 求解式(1)的反演问题时,随着迭代的进行, x_{id} 越来越接近全局最优解,而随机的 v_{id} 使得搜索空间相对扩大化,为了提高算法的局部搜索能力,限制 v_{id} 的随机性,这里采用文献[16]中的改进 PSO 算法,引入惯性因子 w ,将速度位置迭代关系修改为

$$v_{id}^{k+1} = w^k v_{id}^k + c_1 r_1 (x_{id} - x_{pd}) + c_2 r_2 (x_{id} - x_{gd}) \quad (4)$$

惯性因子 w 设为如式(5)所示的线性下降^[17]:

$$w^k = w_{\text{max}} - \frac{w_{\text{max}} - w_{\text{min}}}{K} k \quad (5)$$

其中, w_{max} 和 w_{min} 分别表示惯性因子 w 的上下界, K 表示迭代总次数。线性下降的 w 使得 PSO 在开始时搜索较大的区域,较快地定位最优解的大致位置,随着迭代的进行,粒子速度减慢,开始精细的局部搜索。

综上所述,基于改进 PSO 的探地雷达反演算法流程如图 1 所示。算法的准备工作为用 D 个参数把地下模型表示出来,并做好正演模拟算法。算法的实施步骤为:(1)在 D 维参数空间随机的初始化粒子群;(2)将每个粒子表示的地下模型通过 FDTD 进行正演模拟,得到正演信号;(3)用得到的正演信号和接收信号,通过式(1)计算每个粒子表示的地下模型的适应值;(4)在全部粒子群中搜索全局最优的适应值,并在每个粒子的特定邻居中搜索个体最优的适应值;(5)根据全局最优解和个体最优解,通过式(4)和式(3)更新每个粒子,形成新的粒子群;(6)由最大迭代次数判断迭代是否结束,若结束,将步骤(4)得到的全局最优解输出,作为整个算法的输出,否则,进入步骤(2)开始下一次迭代。

3 仿真数据及野外实测数据反演结果

3.1 仿真数据反演结果

3.1.1 与基于原始粒子群的反演方法和基于遗传算法的反演方法的结果对比 构造一个包含 2 层结构的地质模型,分层的几何构造及每层的相对介电常数

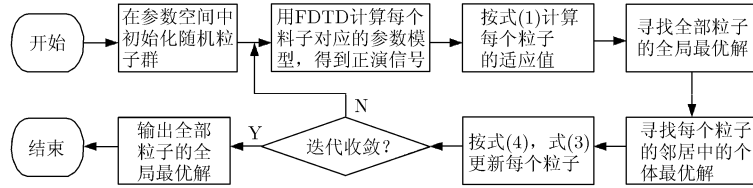


图 1 基于改进 PSO 的探地雷达反演算法流程图

如图 2(a)所示。上下两层媒质的相对介电常数分别为 5, 12。两层媒质的分界面具有一定倾斜程度, 斜率 $k=0.05$, 分界面起点深度 $b=0.8$ m, 设定横向探测距离为 1.5 m, 纵向最大探测深度为 2.0 m。设天线距离地面的距离为 0.5 m, 接收天线与发射天线之间距离为 0.2 m, 由 FDTD 正演得到的回波信号如图 2(b)所示。

对图 2(b)所示的回波信号进行反演。需要反演的参数有：上层媒质相对介电常数 ϵ_{r1} 、下层媒质相对介电常数 ϵ_{r2} 、分界面斜率 k 、分界面起点深度 b 。分别应用基于改进 PSO 的反演方法和基于 PSO 的反演方法, 为了进一步对比, 同时应用基于遗传算法的反演方法^[18]。每种反演方法的结果都经过 2000 次重复运行平均得到, 3 种方法的最终反演结果如表 1 所示。从表 1 可以看出, 基于改进 PSO 的反演算法对参数估计的误差很小, 最大误差为 0.87%, 最小误差为 0.40%, 对各参数的估计准确率都较高; 基于 PSO 的反演算法对参数反演的误差相对较大, 最大误差为 9.12%, 最小误差为 3.40%, 算法对各参数的估计准确率整体下降; 而基于遗传算法的反演方法, 对于各参数的反演误差不稳定, 最小误差为 0.40%, 最大误差为 4.18%, 并且对每个参数的反演误差都比基于改进 PSO 方法的误差大。对比结果表明, 基于改进 PSO 的反演算法对于地下各个参数的反演误差最小, 对地下结构的反演准确率相对最高。

为了进一步说明基于改进 PSO 的反演算法的

表1 反演算法结果

反演参数		k	b	ϵ_{r1}	ϵ_{r2}
真实值		0.05	0.8	5	12
改进 PSO	反演结果	0.0498	0.7977	5.0314	12.1044
	误差(%)	0.40	0.29	0.63	0.87
基本 PSO	反演结果	0.0517	0.7646	5.4561	11.3155
	误差(%)	3.40	4.43	9.12	5.70
遗传算法	反演结果	0.0502	0.7896	5.1974	11.4988
	误差(%)	0.40	1.30	3.95	4.18

效果, 用反演出的参数模型做正演, 得到反演波形。图 3(a)绘出了 $x = 0.7$ m 处的反演波形, 为了对比, 同时将接收波形绘出。可以看出, 反演波形和接收波形几乎完全吻合, 图 3(a)说明基于改进 PSO 的反演算法准确地估计了地下结构。将基于 PSO 的反演波形和接收波形绘于图 3(b), 将基于遗传算法的反演波形和接收波形绘于图 3(c)。图 3(b)和图 3(c)中, 反演波形和接收波形基本一致, 但细节部分稍有不一致。对比图 3(a)、图 3(b)、图 3(c), 基于改进 PSO 的反演结果明显优于其余两种算法的反演结果, 这也与表 1 的结果一致。

表 1 和图 3 共同说明, 基于改进 PSO 的反演算法的准确度明显高于基于 PSO 的反演方法和基于遗传算法的反演方法。另一方面, 遗传算法需要经过实际观测值与二进制码的编码解码、交叉、变异等复杂操作, 而 PSO 算法应用起来简单得多。因此,

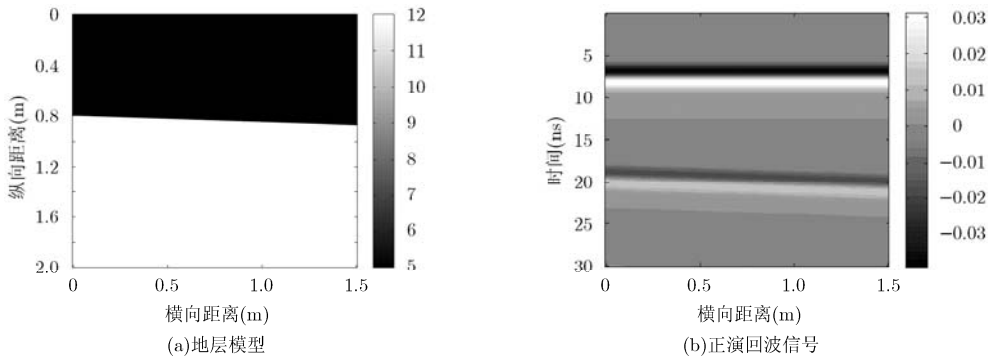


图 2 两层结构的地层模型及其正演回波信号

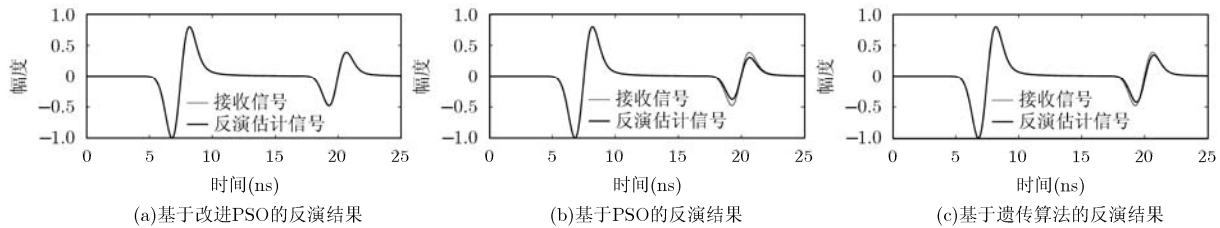


图3 3种反演方法的结果对比

基于改进 PSO 的反演算法既有较高的精确度,又有较好的简便性。

3.1.2 复杂模型的反演 建立复杂的地下模型如图4(a)所示。

模型共有3层媒质,第1层与第2层的分界面由两不同倾斜度不同的斜面连接复合而成,两斜面分别为 $z_1 = 0.2x + 0.6$, $z_2 = -0.2x + 1.0$, 连接点在 $x = 1$ m 处;第2层与第3层的分界面是一个斜面 $z_3 = 0.3x + 1.2$ 。3层媒质的相对介电常数分别为5, 12, 8。用 FDTD 正演得到接收波形如图4(b)所示,正演时加入了信噪比 $\text{SNR} = 5$ dB 的噪声。

应用基于改进 PSO 的反演算法,待反演的参数有:3层介质的相对介电常数 $\epsilon_{r1}, \epsilon_{r2}, \epsilon_{r3}$, 复合斜面中两个不同的斜率 k_1, k_2 , 及第1个分界面的起点深度 b_1 , 第2个分界面的斜率 k_3 , 第2个分界面的起点深度 b_3 。为了对比算法效果,对于不加噪的接收波形也做同样的反演。算法经过200次重复运行平均后,得到各参数的反演结果,如表2所示。

从表2可以看出,在需要反演的参数较多时,

反演结果的误差有所增大,但在1.5%以内,反演方法仍然具有较高的准确率。加入较强噪声后,反演结果的误差较无噪的结果增大,但不超过7%,仍在可接受的范围内,算法仍然可以有效地反演出地下结构参数。用反演出的参数模型做正演,得到反演波形,图5绘出了 $x = 0.7$ m 处的反演波形和接收波形。可以看出,反演波形和有噪的接收波形几乎完全吻合,图5和表2共同说明该反演算法在参数多、信噪比差的条件下仍准确地估计了地下结构。

3.2 野外实测数据的反演

3.2.1 实例1 为了验证本文算法对实测数据的有效性,本文作者进行了实地测量,针对野外采集到的雷达接收数据,用本文算法进行反演。采集地点为西安交通大学西一楼侧面路面施工处。探地雷达型号为美国地球物理测量系统公司的 TerraSIRchSIR-3000型探地雷达,天线频率为900 MHz,时窗长度为25 ns,测量模式为距离(测量轮控制测量)模式。路基分层照片如图6(a)所示,该路基上面两层分别

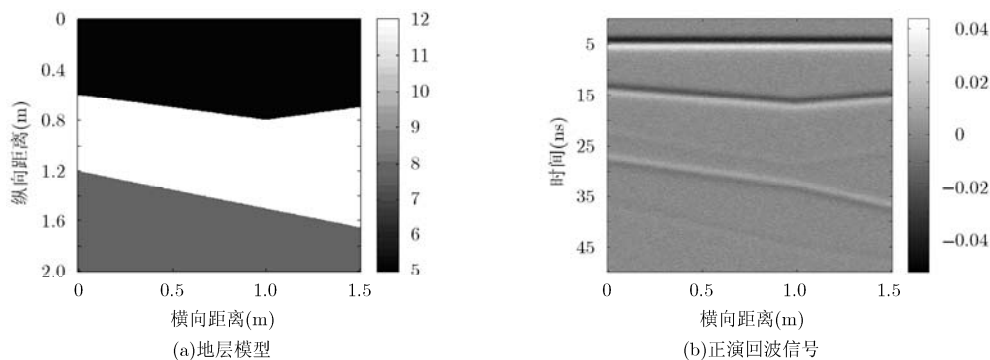


图4 复杂的地层模型及其正演回波信号

表2 复杂模型的反演结果

反演参数	k_1	b_1	k_2	k_3	b_3	ϵ_{r1}	ϵ_{r2}	ϵ_{r3}	
真实值	0.2	0.6	-0.2	0.3	1.2	5	12	8	
无噪	反演结果误差(%)	0.2009	0.6035	-0.2003	0.3026	1.2026	4.9493	11.8534	7.8813
		0.44	0.59	0.15	0.87	0.22	1.01	1.22	1.48
加噪	反演结果误差(%)	0.2022	0.6037	-0.2035	0.3095	1.2036	4.9422	11.7459	7.4597
		1.11	0.62	1.73	3.17	0.30	1.16	2.12	6.75

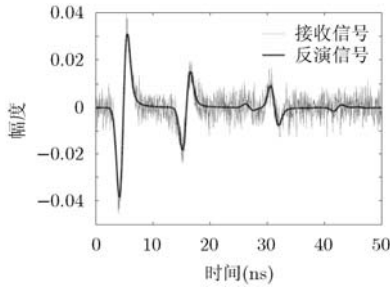
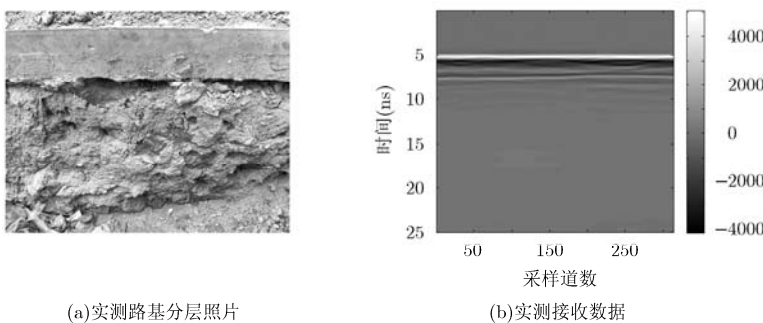


图 5 复杂模型反演的波形结果

为水泥层和混杂有杂物的黏土层，水泥层厚度约为 16 cm，黏土层厚度约为 50 cm。黏土层以下还有其他分层，但由于测量时窗为 50 ns，黏土层以下媒质的反射信息将不包括在接收信号中，因此反演时不考虑黏土层以下的结构。探地雷达接收数据如图 6(b)所示。

实际待反演的参数有水泥层厚度 d ，水泥层相对介电常数 ϵ_{r1} ，黏土层相对介电常数 ϵ_{r2} 。反演之前需对实测数据进行去除直达波处理，直达波通过探地雷达对空测量得到。反演结果如表 3 所示。从表 3 可以看出，水泥层厚度 d 的反演结果与实际测量结果一致，约为 16 cm，水泥层和黏土层的相对介电常数也在经验范围内。为进一步验证反演算法，用反演得到的地下结构模型进行正演，将得到的一道波形与实测接收波形作对比，如图 7 所示。从图 7 可以看出，接收数据和反演数据中，第 1 个反射区域的波峰之间拟合程度较高，但实测数据的反射波有一个较长的拖尾，这是实际测量中无法避免的现象，而模拟情况不会产生这种拖尾；在第 2 个反射区域，实测数据和反演数据的变化趋势相同，转折处的时延、波形幅度也基本一致。表 3 说明该反演算法准确的反演出了水泥层的厚度，图 7 说明反演得到的波形和实测接收波形有很高的吻合度，综合起来可以判断，反演算法对实测结果的处理是有效的。



(a) 实测路基分层照片

(b) 实测接收数据

图 6 实测场景及数据

表 3 实测数据的反演结果

反演参数	$d(m)$	ϵ_{r1}	ϵ_{r2}
反演结果	0.1651	4.5000	13.9277

3.2.2 实例 2 本文作者用同一探地雷达系统对中国某铁路隧道衬砌进行了实际测量，测量场景如图 8(a)所示，实测数据如图 8(b)所示。应用基于改进 PSO 的方法对这段实测数据进行反演，结果如图 8(c)和图 8(d)所示。图 8(c)绘出了隧道衬砌厚度解释曲线；用反演出的模型作正演，得到的反演数据如图 8(d)。将图 8(c)厚度解释曲线的结果与钻孔测量厚度的结果比较，两者基本吻合，说明基于改进 PSO 的反演方法准确估计了衬砌厚度。从图 8(d)的反演数据和图 8(b)的实测数据比较看来，该反演算法达到了较为理想的效果。从图 8(d)的整个反演剖面来看，该反演算法能够适应媒质电磁参数的横向变化，能够清楚刻画衬砌层与底层的分界面。

4 结束语

本文将改进的粒子群优化算法应用于探地雷达反演问题中，用信号的均方误差作为优化目标函数，以时域有限差分方法作为正演工具，提出基于改进 PSO 的探地雷达反演算法。首先描述该算法的原理和实现过程，然后通过对仿真数据和实测数据的处理，准确反演得到了地下模型结构，验证了该算法的有效性和可行性。在反演结果中，将该算法与基于原始 PSO 的反演方法和常用的基于遗传算法的反演方法作对比，证明了本算法具有更高的准确率，同时算法实施起来更简便；另外，采用本算法对模型复杂、参数较多、信噪比较差情况下的仿真数据进行反演，结果说明了该算法可以有效地反演多参数模型，同时具有良好的抗噪性；最后，将本算法应用于实测数据，反演结果与实际情况吻合度较高，说明了该算法对实测数据的有效性。多种情况的实验结果共同验证了该算法的可行性。

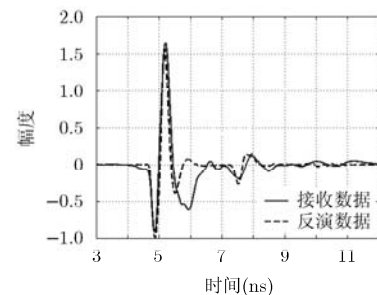


图 7 实测数据的反演结果

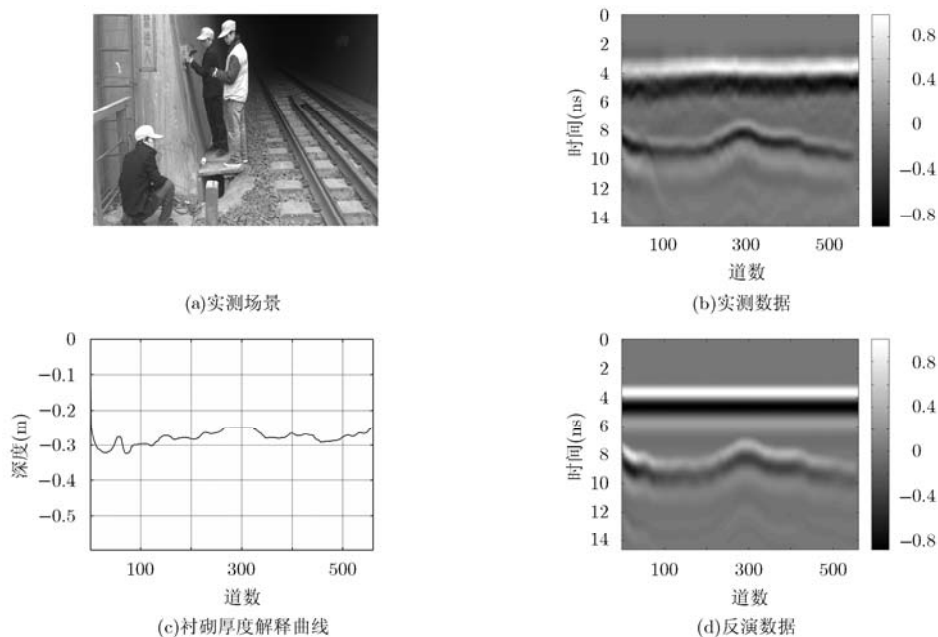


图8 实例数据的测量与反演结果

参考文献

- [1] Neal A. Ground-penetrating radar and its use in sedimentology: principles, problems and progress[J]. *Earth-Science Reviews*, 2004, 66(3/4): 261-330.
- [2] 王家映. 地球物理反演理论[M]. 武汉: 中国地质大学出版社, 2002: 1-3.
Wang Jia-ying. Geophysical Inverse Theory[M]. Wuhan: China University of Geoscience Press, 2002: 1-3.
- [3] Spagnolini U and Rampa V. Multitarget detection/tracking for monostatic ground penetrating radar: application to pavement profiling[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(1): 383-394.
- [4] 黄忠来, 张建中, 黄吉林. 探地雷达薄层信号的谱反演算法[J]. *大地测量与地球动力学*, 2011, 31(4): 154-159.
Huang Zhong-lai, Zhang Jian-zhong, and Huang Ji-lin. A spectral inversion algorithm for GPR signals of thin layers[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2011, 31(4): 154-159.
- [5] 俞燕浓, 方广有. 一种反演地下介质参数的新算法[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(03): 619-622.
Yu Yan-nong and Fang Guang-you. A new algorithm for underground medium parameters inversion[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(03): 619-622.
- [6] Khan T and Smirnova A. 1D inverse problem in diffusion based optical tomography using iteratively regularized Gauss-Newton algorithm[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2005, 161(1): 149-170.
- [7] Gustafsson M and He S L. A wave-splitting based optimization approach to multi-dimensional time-domain electromagnetic inverse problems[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 1999, 50(5/6): 541-551.
- [8] Chang Xu-hua and Wang Yan-ming. Coal fire depth-profile reconstruction from ground penetrating radar data[J]. *Information-an International Interdisciplinary Journal*, 2012, 15(11A): 4647-4652.
- [9] Aghasi A, Mendoza-Sanchez I, and Miller E L. A geometric approach to joint inversion with applications to contaminant source zone characterization[J]. *Inverse Problems*, 2013, 29(11). DOI: 10.1088/0266-5611/29/11/115014.
- [10] 易远元, 王家映. 粒子群反演方法[J]. *工程地球物理学报*, 2009, 6(4): 385-389.
Yi Yuan-yuan and Wang Jia-ying. Particle swarm optimization inversion method[J]. *Chinese Journal of Engineering Geophysics*, 2009, 6(4): 385-389.
- [11] Yan Z and Gu H. Non-linear prestack seismic inversion with global optimization using an edge-preserving smoothing filter[J]. *Geophysical Prospecting*, 2013, 61(4): 747-760.
- [12] Chiu Chien-ching and Li Jhuo-ru. Image reconstruction of perfectly conducting objects by a cascaded method[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2013, 219(11): 6093-6105.
- [13] Cui Y, Ji T, Li X, et al.. Inversion of multi-anomalies in resistivity profiling based on particle swarm optimization[J]. *Progress in Geophysics*, 2013, 28(4): 2164-2170.
- [14] Touthmalani R. Gravity inversion of a fault by particle swarm optimization (PSO)[J]. *SpringerPlus*, 2013, 2: 315.
- [15] Werner G R, Bauer C A and Cary J R. A more accurate, stable, FDTD algorithm for electromagnetics in anisotropic dielectrics[J]. *Journal of Computational Physics*, 2013, 255(12): 436-455.
- [16] Shi Y H and Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]. 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Anchorage, 1998: 69-73.
- [17] Shi Y and Eberhart R. Empirical study of particle swarm optimization[C]. Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99(Cat. No. 99TH8406), Washington DC, 1999: 1945-1950.
- [18] 舒志乐. 隧道衬砌内空洞探地雷达探测正反演研究[D]. [博士学位论文], 重庆大学, 2010.
Shu Zhi-le. Study on GPR forward simulation and inversion of tunnel lining cavity[D]. [Ph.D. dissertation], Chongqing University, 2010.

郑适: 女, 1990年生, 博士生, 研究方向为探地雷达信号处理。
 张安学: 男, 1972年生, 教授, 研究方向为天线阵列信号处理、超宽带雷达系统及其目标成像、检测、识别算法研究, 电磁场数值计算, 超材料理论及其应用研究等。