

doi: 10.11720/wtyht.2019.1183

戴前伟,陈威,张彬.改进型粒子群算法及其在 GPR 全波形反演中的应用[J].物探与化探,2019,43(1):90-99.http://doi.org/10.11720/wtyht.2019.1183

Dai Q W, Chen W, Zhang B. Improved particle swarm optimization and its application to full-waveform inversion of GPR[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2019, 43(1): 90-99. http://doi.org/10.11720/wtyht.2019.1183

# 改进型粒子群算法及其在 GPR 全波形反演中的应用

戴前伟<sup>1,2</sup>, 陈威<sup>1</sup>, 张彬<sup>1,2</sup>

(1. 中南大学 地球科学与信息物理学院, 湖南 长沙 410083; 2. 中南大学 有色金属成矿预测与地质环境监测教育部重点实验室, 湖南 长沙 410083)

**摘 要:** 探地雷达作为高精度的物探工作方法,其主要目的是反演解释地下结构的物性参数。笔者提出社会学习型粒子群优化反演方法,它以信号均方误差为目标函数,用时域有限差分方法作正演,并且针对反射波信号较弱、反演效果不佳的情况设计了对正演结果进行振幅补偿的方法,对反射波的振幅进行增益,以提高反演精度。通过与经典粒子群优化反演方法的结果对比,说明了该算法在准确度以及效率方面都有相当大的提高。经过分析多层介质仿真数据的一维反演结果,说明了该算法对多参数反演的有效性和良好的抗噪性。

**关键词:** 粒子群优化;探地雷达;反演;振幅补偿

**中图分类号:** P631

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-8918(2019)01-0090-10

## 0 引言

探地雷达(ground penetrating radar, GPR)的最终目的是反演地下介质的几何参数、介电常数和电导率等参数<sup>[1-3]</sup>,目前探地雷达反演的方法有多种,其中以波形拟合为基础的全波形反演是当前反演效果较好的方法。然而探地雷达全波形反演属于非线性问题,用传统的线性反演法反演非线性问题,容易陷入局部极小,因此很有必要采用寻优能力强的非线性反演方法来进行探地雷达全波形反演<sup>[4]</sup>。文中研究的粒子群反演方法,是近年来应用比较广泛的一种非线性反演方法<sup>[5-6]</sup>,粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 通过对鸟群、鱼群和人类社会某些行为的观察研究,于 1995 年提出的一种进化算法<sup>[7]</sup>。该算法在诸如信号与图像处理<sup>[8-9]</sup>、自动控制<sup>[10]</sup>、机械工

程<sup>[11-12]</sup>、电气工程<sup>[13]</sup>、通信工程<sup>[14]</sup>、岩土力学<sup>[15]</sup>以及经济管理<sup>[16]</sup>等很多科研领域取得了成功应用。近年来,粒子群优化算法在地球物理领域的应用研究也越来越多<sup>[17-20]</sup>,但是在 GPR 反演领域,PSO 反演却没有过多的相关研究<sup>[21-22]</sup>。

此外,虽然 PSO 被广泛应用到诸多领域解决了许多问题,但经典 PSO 存在早熟收敛、易陷于局部最优、种群多样性丢失等问题,为了有效提高 PSO 的搜索效率和精度,文献[23]提出了一种社会学习型的 PSO 算法(social learning particle swarm optimization, SLPSO)。该方法将社会学习机制引入 PSO 来开发社会学习。与基于历史信息更新粒子的经典 PSO 不同,该算法的粒子不仅根据历史信息进行更新,而且每个粒子都向当前群中比其更好的粒子(称为示范者)学习,并不局限于只向全局最优的粒子进行学习。文中采用该改进型算法对 GPR 波形进行反演分析,将层状介质的厚度、介电常数以及电

收稿日期: 2018-05-07;修回日期: 2018-12-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(41704128, 41874148);中国博士后科学基金项目(2018M632992);湖南省自然科学基金项目(2018JJ3636)

作者简介: 戴前伟(1968-),男,工学博士、教授,博士生导师,地球探测与信息技术专业,长期从事电磁法勘探理论及应用和工程、环境及灾害地球物理勘探的基础理论及实践的教学和科研工作。

通讯作者: 陈威(1990-),男,中南大学地球科学与信息物理学院研究生在读,从事地球物理勘探工作。Email: 952516473@qq.com

导率作为反演的参数,充分验证了该算法在 GPR 一维反演中的有效性和准确性。

1 PSO 算法描述

1.1 经典 PSO 算法

PSO 是通过模拟鸟群觅食过程中的迁徙和群聚行为而提出的一种基于群体智能的全局随机搜索算法,与其他进化算法一样,它也是基于“种群”和“进化”的概念,通过个体间的协作与竞争,实现复杂空间最优解的搜索。同时,PSO 不像其他进化算法那样对个体进行交叉、变异、选择等进化算子操作,而是将群体中的个体看作是在  $n$  维搜索空间中没有质量和体积的粒子,每个粒子以一定的速度在解的区间内搜索,并向自身历史最佳位置和邻域历史最佳位置聚集,实现对候选解的进化<sup>[24]</sup>。

假设  $t$  时刻,在一个  $n$  维搜索空间  $S \in \mathbf{R}^n$  和由  $m$  个粒子组成的种群中,第  $i$  个粒子的位置是用一个  $n$  维向量表示的,即  $\mathbf{X}_i = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}]$ 。每个粒子都代表所求问题的一个候选解,将  $\mathbf{X}_i$  代入到适应度函数中计算得到适应值,每个解的好坏由其对应的适应值所决定,适应值越好,表明其关联的解就越接近真实解。粒子的移动速度也是一个  $n$  维向量,即  $\mathbf{V}_i = [V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{in}]$ 。第  $i$  个粒子迄今为止在  $S$  空间搜索到的最优位置称为个体极值,记为  $\mathbf{P}_i = [P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in}]$ 。整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为全局极值,记为  $\mathbf{g}_{\text{best}} = [P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gn}]$  表示种群最好粒子的位置。在寻优的过程中,每个粒子根据式(1)和式(2)来更新自己的速度和位置:

$$\mathbf{V}_i^{t+1} = \omega \times \mathbf{V}_i^t + c_1 r_1 (\mathbf{P}_i^t - \mathbf{X}_i^t) + c_2 r_2 (\mathbf{g}_{\text{best}}^t - \mathbf{X}_i^t), \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_i^{t+1} = \mathbf{X}_i^t + \mathbf{V}_i^{t+1}, \quad (2)$$

其中,粒子序号  $i = 1, 2, \dots, m$ ,  $t$  为当前迭代次数,  $\omega$  为惯性权重,表示上一次速度对粒子的影响系数。  $c_1$ 、 $c_2$  是学习因子,  $c_1$  表示粒子自身经验的认知能力,用来调节粒子飞向自身最好位置方向的前进步长;  $c_2$  表示粒子学习社会经验的认知能力,调节粒子向全局最优位置前进的步长。  $r_1$ 、 $r_2$  是均匀分布在区间  $[0, 1]$  的随机数,其目的是让粒子能够以等概率的加速度飞向粒子本身最好位置和粒子全局最好的位置<sup>[25]</sup>。

1.2 改进型 PSO 算法

该算法将社会学习机制引入到 PSO,粒子的学习行为在排序后的群体上执行。不同于经典 PSO,该算法中粒子向当前群体中的任何更好的粒子学习,而不是向历史上最好的粒子学习。并且,为了减

轻参数设置的负担,该算法中使用了一种依赖于维度  $n$  的参数控制策略,以增强其对要优化的问题的搜索维度的能力。

在算法执行前首先要定义一个适应性函数,用该函数解决最小化问题:

$$\text{fitness}(i) = f(\mathbf{X}_i) \quad \mathbf{X}_i \in \mathbf{R}^n. \quad (3)$$

在寻优过程中,先随机生成一个包含了  $m$  个粒子的初始群体  $\mathbf{X}$ ,  $m = 100 + \lceil n/10 \rceil$ 。群体中第  $i$  个粒子  $\mathbf{X}_i$ ,  $i \in \{1, 2, \dots, m\}$  代表了满足适应性函数的一个解,解的好坏程度由适应值  $\text{fitness}(i)$  决定,适应值越小,适应度越高,解越接近真实解。在计算完所有粒子的适应值后,将粒子按照适应度递增的顺序排列,此后,每个粒子(适应度最高的除外)将向适应度更高的粒子(示范者)学习。具体的算法流程如图 1。

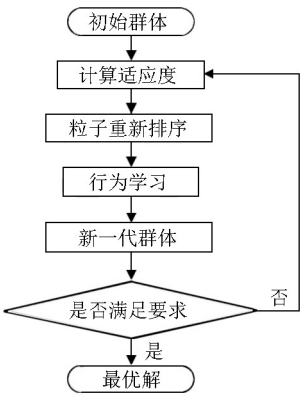


图 1 改进的 PSO 算法流程

Fig.1 Flowchart of an improved PSO algorithm

从图 1 可以看出,除了适应性评估之外,寻优过程中最重要的部分是群体排序和行为学习。为了便于描述行为学习机制,首先根据粒子的适应值对群体进行排序。然后,每个粒子  $i$  (模仿者)将从与其对应的示范者那里学习。在排序的群体中,对于任何模仿者(粒子  $i$ , 其中  $1 \leq i < m$ ),其示范者可以是任何满足  $i < k \leq m$  的粒子  $k$ ,具体过程参见图 2。

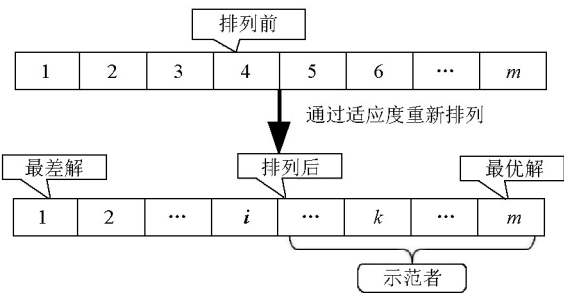


图 2 粒子重排和行为学习示意

Fig.2 Schematic diagram of particle rearrangement and behavioral learning

粒子 1 的示范者可以是粒子 2 到粒子  $m$ , 而对于粒子  $(m-1)$ , 只有粒子  $m$  可以是它的示范者。因此, 粒子 1 (最差的一个) 永远不能成为示范者, 而粒子  $m$  (最好的) 永远不会成为模仿者。也就是说, 当前群中最好的粒子不会被更新。

算法规定了粒子的学习行为主要由式(4)的方式进行操作:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t + \Delta X_{i,j}^{t+1}, & \text{if } p_i^t \leq P_i^t \\ X_{i,j}^t, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $X_{i,j}^t$  表示经过  $t$  次迭代时第  $i$  个粒子的第  $j$  维参数, 其中  $i \in \{1, 2, \dots, m\}$  且  $j \in \{1, 2, \dots, n\}$ , 而  $\Delta X_{i,j}^{t+1}$  是粒子移动的矫正量。通过引入社会学习的机制, 这里规定了适应度越高的粒子越不需要学习, 而适应度低的粒子更需要学习。因此, 需要为每个粒子规定一个学习概率  $P_i^t$ , 粒子  $i$  只有在随机生成的一个概率  $p_i^t$  满足  $0 \leq p_i^t \leq P_i^t \leq 1$  的条件时, 才会学习(纠正其运动)。矫正量按照式(5)生成:

$$\Delta X_{i,j}^{t+1} = r_1^t \cdot \Delta X_{i,j}^t + r_2^t \cdot I_{i,j}^t + r_3^t \cdot \varepsilon \cdot C_{i,j}^t, \quad (5)$$

其中:

$$\begin{cases} I_{i,j}^t = X_{k,j}^t - X_{i,j}^t, \\ C_{i,j}^t = \bar{X}_j^t - X_{i,j}^t, \\ \text{and} \\ \bar{X}_j^t = \frac{\sum_{i=1}^m X_i^t}{m}. \end{cases} \quad (6)$$

式(5)中的矫正量  $\Delta X_{i,j}^{t+1}$  实则类似经典 PSO 中粒子移动的速度  $V_i^{t+1}$ , 同式(1)一样有 3 个部分组成。第一部分: 惯性成分,  $\Delta X_{i,j}^t$  与经典 PSO 算法中的惯性分量相同, 但惯性权重采用  $[0, 1]$  的随机数  $r_1$ ; 第二部分: 模仿成分, 粒子  $i$  向比它优秀的任何示范者学习(参照图 2,  $k$  是每一个随机选择的粒子标号,  $j$  表示粒子维度的标号); 第三部分: 社会影响成分, 粒子  $i$  向当前群中所有粒子的平均行为  $\bar{X}_j^t$  学习, 即集体行为, 其中社会影响因子  $\varepsilon = 0.01 \times [n/100]$ ,  $r_2$  和  $r_3$  都是  $[0, 1]$  的随机数。

前面提到的每个粒子学习概率  $P_i^t$  由式(7)进行计算:

$$P_i^t = \left(1 - \frac{i-1}{m}\right)^{\alpha \cdot \log\left(\frac{n}{100}\right)}. \quad (7)$$

正如前面提到的, 在群体中一个粒子适应度越高, 粒子向其他粒子学习的可能性越小。一般而言, 大多数启发式算法的性能随着优化问题的搜索维度增加而降低, 因此定义学习概率和问题维度之间成

反比关系。式中  $\left(1 - \frac{i-1}{m}\right)$  指示学习概率与排序群中的粒子数  $i$  成反比, 意味着粒子的适应度越高, 学习概率将越低。而  $\alpha \cdot \log\left(\frac{n}{100}\right)$  表示学习概率与搜索维度成反比, 根据多次实验经验取  $\alpha = 0.5$ 。

## 2 基于 SLPSO 的 GPR 全波形反演

### 2.1 GPR 时域有限差分法 (FDTD) 正演

利用 SLPSO 进行全波形反演, 必须对每一个粒子(模型参数)进行正演, 文中采用时域有限差分法 (FDTD)<sup>[26-27]</sup> 进行 GPR 数值模拟, 由于 GPR 的高频电磁波在介质中传播的过程服从 Maxwell 方程组, 所以 FDTD 能将此类问题当作初值问题来处理, 采用电场和磁场在空间和时间上的交替抽样的离散方式, 在每一个电场(或者磁场)分量周围有 4 个磁场(或电场)分量环绕, 应用这种离散方式将含有时间变量的 Maxwell 旋度方程化为一组差分方程, 并在时间轴上逐步推进地求解空间电磁场<sup>[28-29]</sup>。本文的 GPR 正演部分以 Maxwell 两个旋度方程为基本出发点, 运用 K.S.Yee<sup>[30]</sup> 的空间网格模型理论和时域有限差分法的基本原理, 推导出二维空间的探地雷达正演方程组, 并采用了 Mur 一阶吸收边界条件, 取得了较好的模拟效果<sup>[31]</sup>。

### 2.2 SLPSO 反演步骤

在 GPR 的实际工作中, 接收波形包含了信号的振幅、相位与反射波的时延等信息。为了准确反演出介质参数信息, 在此将波形的差异作为粒子群反演的适应度函数, 即实际接收信号与模型正演信号的均方误差<sup>[32-33]</sup>:

$$\text{fitness}(i) = \sum_{i=1}^d (E_{\text{rec}}^i - E_{\text{model}}^i)^2, \quad (8)$$

其中,  $E_{\text{rec}}^i$  代表实际接收信号的第  $i$  个时间采样点的值,  $E_{\text{model}}^i$  表示优化模型正演信号的第  $i$  个时间采样点的值。

具体的算法的实施步骤为:

1) 在包含了层状介质厚度、介电常数和电导率的  $n$  维参数空间内随机的初始化粒子群, 并计算粒子个数和社会影响因子;

2) 将反演模型和粒子群内所有粒子进行有限差分正演模拟, 在正演过程中, 用雷克子波作为激励源, 采用自激自收的模式;

3) GPR 信号振幅补偿, 相对于直达波, 反射波的振幅较少, 利用式(8)定义优度函数直接进行计

算,反映的往往是直达波的拟合程度,而忽略我们更关心的反射波的拟合,因此必须对 GPR 波形进行振幅补偿,削弱直达波,增强反射波,使得直达波和反射波的振幅相当。这是保证反演质量的关键;

4)将正演信号和实测信号代入式(8)计算每个粒子的适应值;

5)将粒子按照适应值进行重排,计算每个粒子的学习概率,并按照式(5)计算每个粒子的矫正量;

6)通过式(4)更新每个粒子,形成新的粒子群;

7)由最大迭代次数或者迭代精度判断迭代是否结束,若结束,则将步骤(4)中粒子重排后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。

应该注意的是,无论是野外实测工作还是在正演过程中,直达波的信号强度都远远大于反射波,并且由于高频电磁波的扩散、地层吸收等因素也会引起波沿垂直方向迅速衰减,所以采集或计算出来的反射波信号往往较为微弱<sup>[34]</sup>。为了消除各种影响因素,使得反射波振幅的相对强度能够满足良好反演效果<sup>[35]</sup>,基于这种认识,文中设计了下面的振幅补偿方法。

以层状介质为例进行正演,如图 3 所示,背景地层的相对介电常数  $\epsilon=6$ ,电导率为  $\sigma=10\text{ mS}\cdot\text{m}^{-1}$ 。目标地层的相对介电常数  $\epsilon=12$ ,电导率为  $\sigma=20\text{ mS}\cdot\text{m}^{-1}$ 。目标地层的上顶面深度为  $0.25\text{ m}$ ,目标层

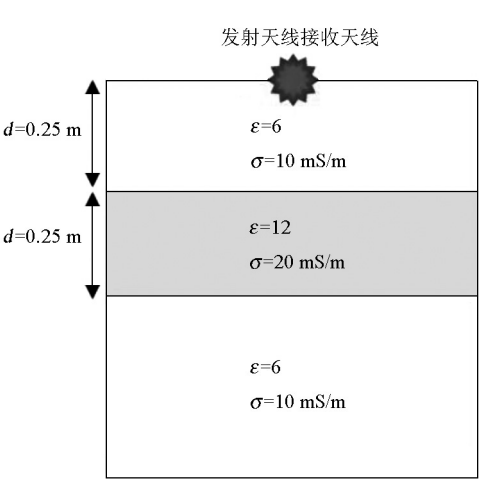


图 3 一维层状模型示意

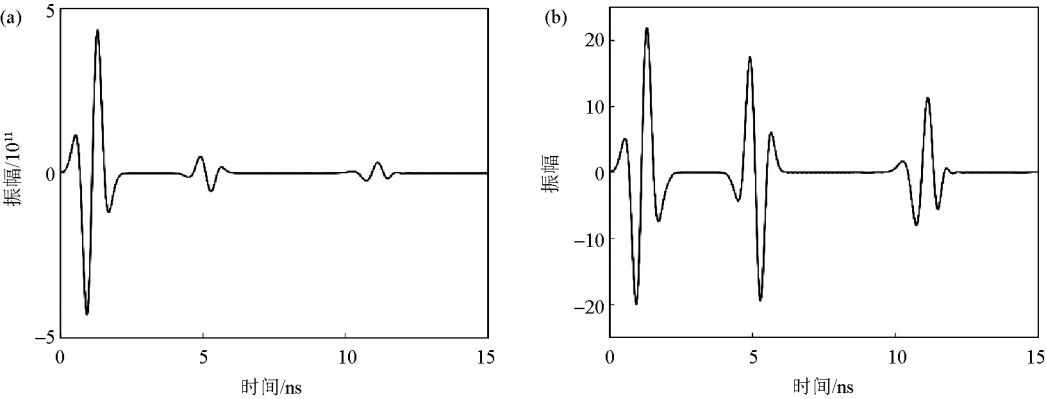
Fig.3 One-dimensional layered model

下底面深度为  $0.5\text{ m}$ 。根据所探测的深度,激励源采用主频为  $900\text{ MHz}$  的雷克子波,且采取自激自收的方式,时窗长度为  $20\text{ ns}$ 。

图 4a 为所得的记录,从图中可以看出反射波和直达波信号强度有数量级的差距,所以可以采取对原波形乘上增益函数的措施来削弱直达波同时增强反射波。增益方式如式(9)所示:

$$A(t) = A_0(t) \times [\arctan(0.1t - \lambda) + \eta] \times 10^{-9}, \quad (9)$$

式中,  $A_0(t)$  是原始记录,  $A(t)$  是增益后的记录,  $\lambda$  和  $\eta$  可以按照补偿的不同需求进行调节,文中取  $\lambda=210$ 、 $\eta=1.95$  为宜,经过振幅补偿后的记录如图 4b。



a—增益前正演波形;b—增益后正演波形

a—forward waveform before gain;b—forward waveform after gain

图 4 一维层状模型正演波形

Fig. 4 Forward waveform of a one-dimensional layered model

3 基于 SLPSO 的 GPR 全波形反演算例

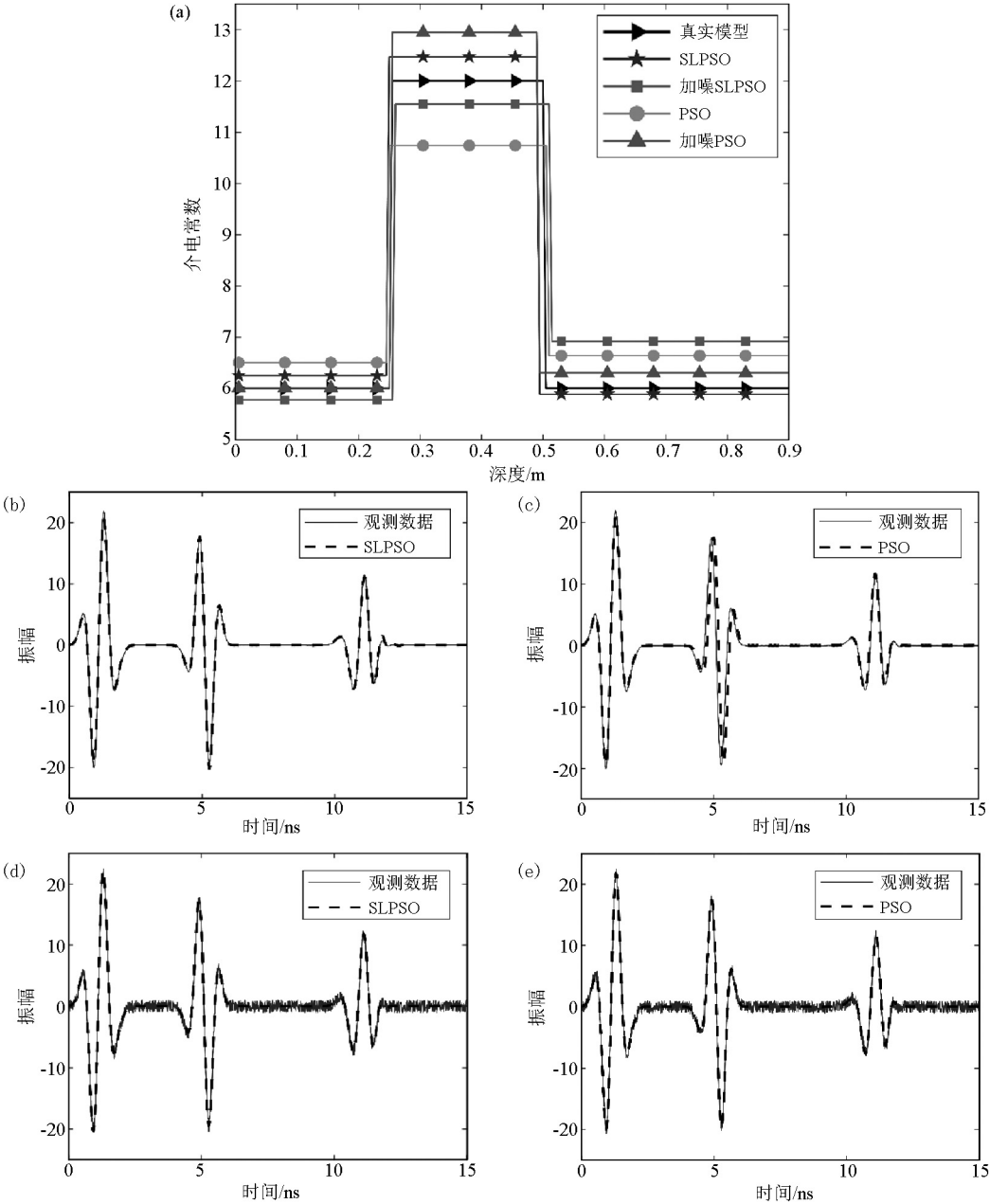
为验证反演方法的有效性,对于一个给定的模型,利用 FDTD 进行正演,作为实测信号。从简单起

见,采用层状模型参数正演出来的波形参数作为拟合目标,以反演模型的厚度、介电常数以及电导率。对比经典 PSO 算法、改进型 PSO 算法和加噪 20%后的改进型 PSO 算法。模型假设了一个 3 层的层状结构,具体参数如表 1 所示。



表 1 理论模型参数  
Table 1 Parameters of the theoretical model

模型	层序号	层厚度/m	相对介电常数	电导率/(mS·m <sup>-1</sup> )
模型 1	1	0.25	6	0.01
	2	0.25	12	0.02
	3	无限	6	0.05
模型 2	1	0.25	17	0.01
	2	0.25	12	0.02
	3	无限	7	0.05
模型 3	1	0.25	6	0.01
	2	0.25	11	0.02
	3	无限	16	0.05



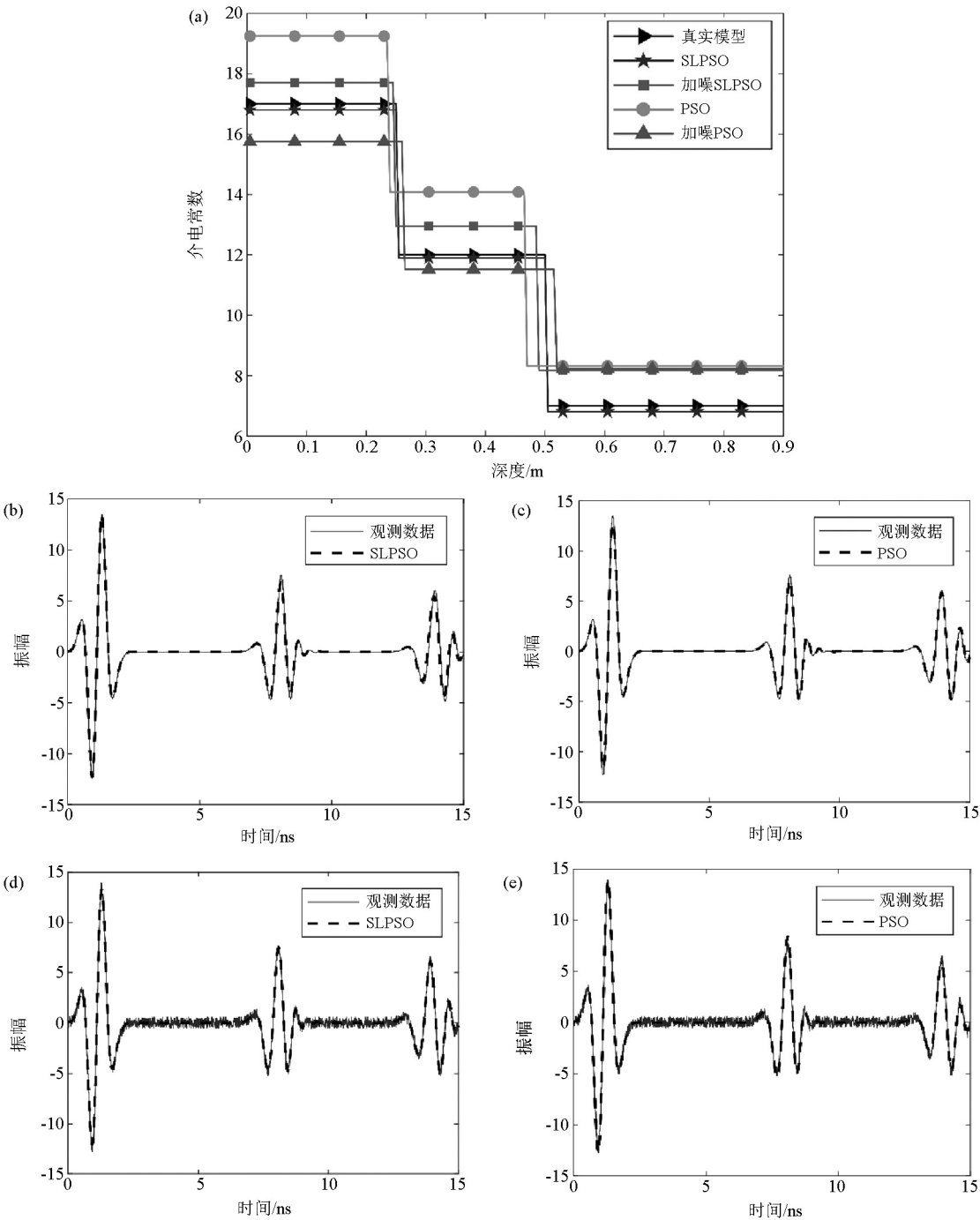
a—深度及介电常数反演结果综合对比;b—SLPSO 理想数据反演结果;c—PSO 理想数据反演结果;d—SLPSO 加噪数据反演结果;e—PSO 加噪数据反演结果  
a—comprehensive comparison of depth and dielectric constant inversion results;b—SLPSO ideal data inversion results;c—PSO ideal data inversion results;d—SLPSO add noise data inversion results;e—PSO add noise data inversion results

图 5 模型 1 反演结果对比

Fig. 5 Comparison of the inversion results Model 1

此次计算的计算机配置为:CPU,AMD A6-3650 4 核 2.6,内存 4G。反演过程采用主频 900 MHz,时窗长度 20 ns,分别在理想情况下和加噪 20%的状态下对 3 种层状模型进行粒子群反演,反演结果和反演效率如图 5、图 6、图 7 以及表 2 所示。

对比 3 种模型参数两种方法的反演结果可见:相比于传统 PSO 算法,SLPSO 在反演的精度和迭代收敛速度上有较大的提高,更容易搜索出最优值。此外,在加入 20% 噪声后依然有良好的反演效果,说明该方法有较好的抗噪能力。

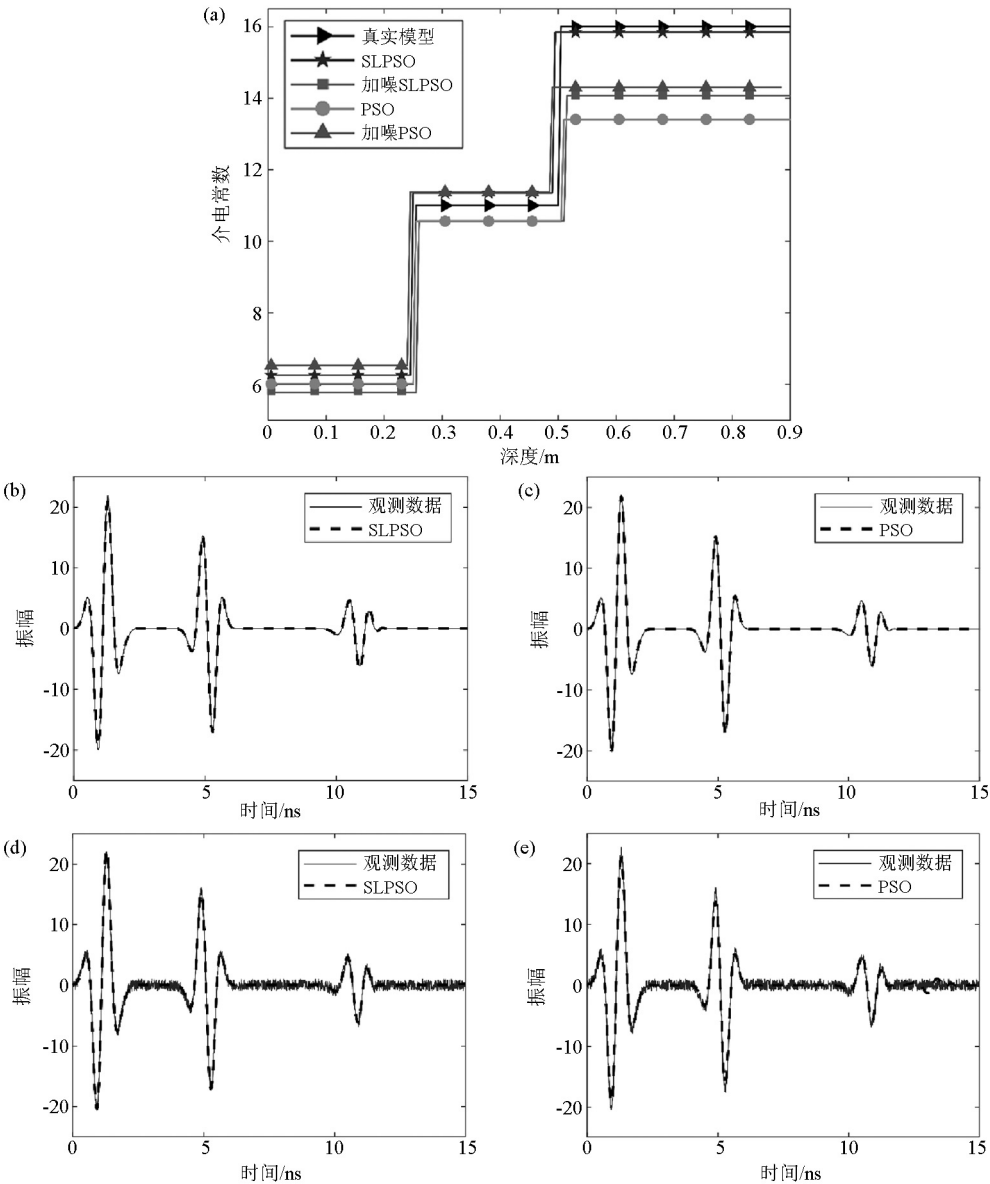


a—深度及介电常数反演结果综合对比;b—SLPSO 理想数据反演结果;c—PSO 理想数据反演结果;d—SLPSO 加噪数据反演结果;e—PSO 加噪数据反演结果

a—comprehensive comparison of depth and dielectric constant inversion results;b—SLPSO ideal data inversion results;c—PSO ideal data inversion results;d—SLPSO add noise data inversion results;e—PSO add noise data inversion results

图 6 模型 2 反演结果对比

Fig. 6 Comparison of the inversion results Model 2



a—深度及介电常数反演结果综合对比;b—SLPSO 理想数据反演结果;c—PSO 理想数据反演结果;d—SLPSO 加噪数据反演结果;e—PSO 加噪数据反演结果

a—comprehensive comparison of depth and dielectric constant inversion results;b—SLPSO ideal data inversion results;c—PSO ideal data inversion results;d—SLPSO add noise data inversion results;e—PSO add noise data inversion results

图 7 模型 3 反演结果对比

Fig. 7 Comparison of the inversion results Model 3

表 2 模型 1 反演迭代效率对比

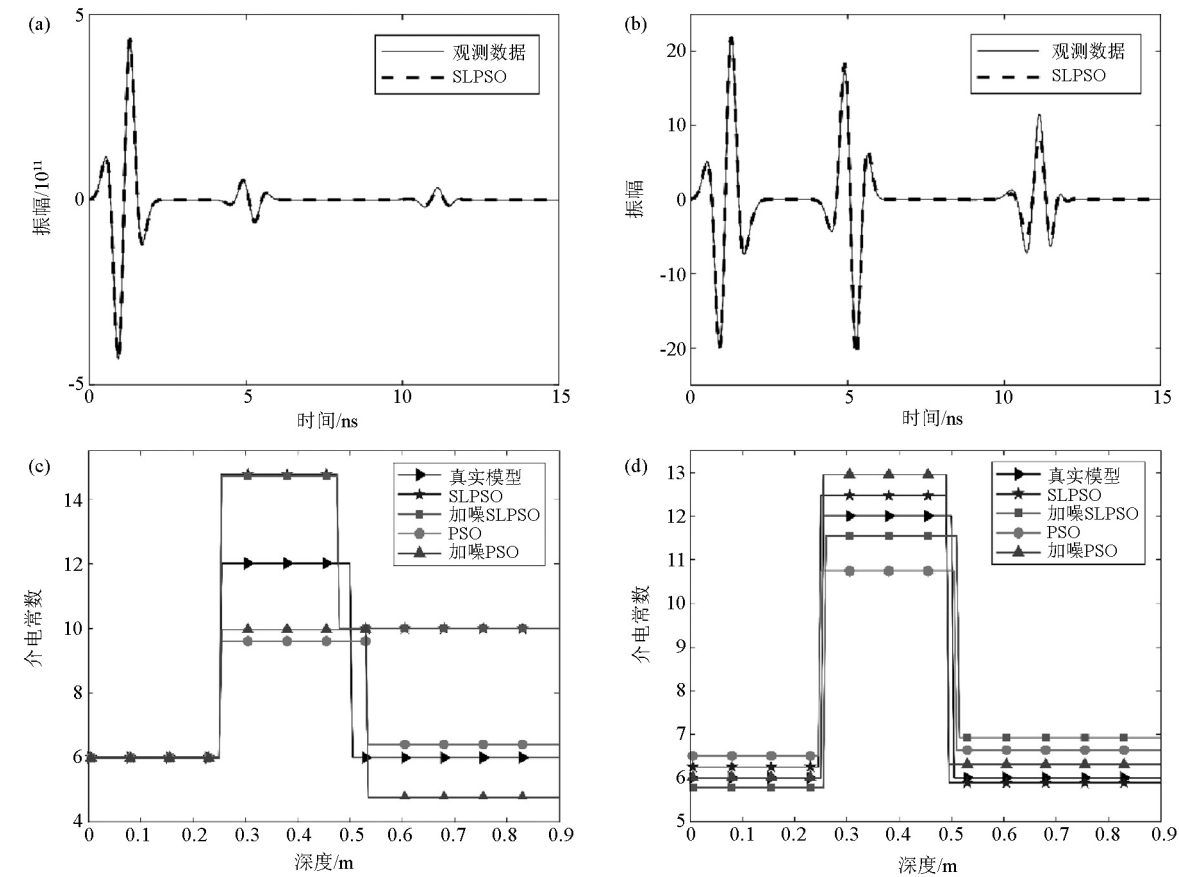
Table 2 Comparison of model 1 inversion iteration efficiency

迭代步数	SLPSO 适应值	时间/s	PSO 适应值	时间/s
10	5385	11.25	4983	11.30
20	4700	22.50	3371	22.60
30	2741	33.75	3054	33.90
40	2741	45.00	2892	45.20
50	256	56.25	2784	56.50
60	256	67.50	2762	67.80
70	77	78.75	2580	79.10
80	32	90.00	77	90.40
90	10	101.25	63	101.70

此外,为了验证振幅补偿对反演效果的影响,对模型 1 未做振幅补偿的反演和做了振幅补偿的反演结果进行对比,结果如图 8 所示。

对比的效果表明:未使用振幅补偿进行反射波

形增益的反演效果较差,反演数据的精度差,而使用了振幅补偿对反射波形进行增益的反演效果则远好于未做增益的效果,反演的精度有了较大的提高。



a—未增益数据反演结果;b—增益数据反演结果;c—未增益数据反演参数综合对比;d—增益数据反演参数综合对比

a—no gain data inversion results;b—gain data inversion results;c—inversion parameters comprehensive comparison of no gain data;d—inversion parameters comprehensive comparison of gain data

图 8 模型 1 反演振幅补偿效果对比

Fig. 8 Comparison of amplitude compensation effects in model 1 inversion

4 结论

通过采用时域有限差分法正演的 SLPSO 算法进行层状介质参数的反演,与理论模型的对比,改进的粒子群算法较传统的粒子群算法,反演精度有较大的提升,计算的收敛速度也更快。对比传统的线性反演方法,该方法不需要设定初始值,不易陷进局部最小值,对高精度反演具有重要实际意义。此外,借鉴地震勘探中地震波形振幅补偿的原理,使用振幅补偿的方式对 GPR 反射波形采取合理的增益,同样有助于提高反演的精度,增强反演的能力。文中采用二维的 FDTD 进行正演,可把基于 SLPSO 的 GPR 全波形反演推广到二维复杂模型。

参考文献 (References) :

[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] 李大心. 探地雷达方法与应用[M]. 北京: 地质出版社, 1994.

Li D X. Ground penetrating radar method and application[M]. Beijing: Geological Publishing House, 1994.

[3] 曾昭发, 刘四新, 冯珏. 探地雷达原理与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.

Zeng Z F, Liu S X, Feng X. Principle and application of ground penetrating radar[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010.

[4] 易远元, 王家映. 地球物理资料非线性反演方法讲座(十)——粒子群反演方法[J]. 工程地球物理学报, 2009, 6(4): 385-389.



- Yi Y Y, Wang J Y. Lecture on nonlinear inversion methods of geophysical data (10): particle swarm inversion method [J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2009, 6(4): 385–389.
- [5] 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 J Y. Geophysical inversion theory [M]. Wuhan: China University of Geosciences Press, 2002: 1–3.
- [6] 姚姚. 地球物理反演基本理论与应用方法 [M]. 武汉: 中国地质大学出版社, 2002.
- Yao Y. Basic theory and application method of geophysical inversion [M]. Wuhan: China University of Geosciences Press, 2002.
- [7] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [J]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995 (4): 1942–1948.
- [8] Jun S, Wei F, Wenbo X. A quantum-behaved particle swarm optimization with diversity-guided mutation for the design of two-dimensional IIR digital filters [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2010, 57(2): 141–145.
- [9] Hao G. Multilevel thresholding for image segmentation through an improved quantum-behaved particle swarm algorithm [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(4): 934–946.
- [10] 朴海国, 王志新, 张华强. 基于合作粒子群算法的 PID 神经网络非线性控制系统 [J]. 控制理论与应用, 2009, 26(12): 1317–1324.
- Piao H G, Wang Z X, Zhang H Q. Nonlinear control system of PID neural network based on cooperated particle swarm optimization (PSO) [J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(12): 1317–1324.
- [11] 付荣, 居鹤华. 基于粒子群优化的时间最优机械臂轨迹规划算法 [J]. 信息与控制, 2011, 40(6): 802–808.
- Fu R, Ju H H. Time-optimal trajectory planning algorithm for manipulator based on PSO [J]. Information and Control, 2011, 40(6): 802–808.
- [12] Huang G, Li D H, Yang J. A Research on particle swarm optimization and its application in robot manipulators [C]//NJ, USA: 2008 IEEE Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application, 2008: 377–381.
- [13] 刘波. 粒子群优化算法及其在机电设备中的应用研究 [D]. 太原: 中北大学, 2011.
- Liu B. Particle swarm optimization algorithm and its application in electromechanical equipment [D]. Taiyuan: North University of China, 2011.
- [14] 张旭辉, 张礼勇, 梁宵. 基于改进粒子群优化算法的电力线通信多径传输模型参数辨识 [J]. 电网技术, 2009, 33(1): 75–79.
- Zhang X H, Zhang L Y, Liang X. Parameter identification of Multi-Path transmission model for power line communication based on improved particle swarm optimization [J]. Power System Technology, 2009, 33(1): 75–79.
- [15] 杨文东, 张强勇, 李术才, 等. 粒子群算法在时效变形参数反演中的应用 [J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2013, 44(1): 282–288.
- Yang W D, Zhang Q Y, Li S C, et al. Application of particle swarm optimization in time-dependent parameters inversion [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(1): 282–288.
- [16] 张波, 陈睿君, 路璐. 粒子群算法在投资组合中的应用 [J]. 系统工程, 2007(8): 108–110.
- Zhang B, Chen R J, Lu L. Application of the particle swarm optimization in the Portfolio Selection [J]. Systems Engineering, 2007(8): 108–110.
- [17] 朱肖雄, 崔益安, 李溪阳, 等. 基于粒子群优化的自然电场数据反演 [J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2015, 46(2): 579–585.
- Zhu X X, Cui Y A, Li X Y, et al. Inversion of self-potential anomalies based on particle swarm optimization [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2015, 46(2): 579–585.
- [18] 张倩, 王玲, 江沸菠. 电阻率层析成像的二维改进粒子群优化算法反演 [J]. 物探与化探, 2015, 39(5): 1047–1052.
- Zhang Q, Wang L, Jiang F B. 2-D improved particle swarm optimization algorithm for electrical resistance tomography inversion [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2015, 39(5): 1047–1052.
- [19] 张大莲, 刘天佑, 陈石菱, 等. 粒子群算法在磁测资料井地联合反演中的应用 [J]. 物探与化探, 2009, 33(5): 571–575, 591.
- Zhang D L, Liu T Y, Chen S X, et al. The application of PSO to joint inversion of survey and borehole magnetic data [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2009, 33(5): 571–575, 591.
- [20] Fernando A, Santos M. Inversion of self-potential of idealized bodies' anomalies using particle swarm optimization [J]. Computers & Geosciences, 2010, 36: 1185–1190.
- [21] Zheng S, Zhang A X, Yue S C, et al. Ground penetrating radar inversion algorithm based on improved particle swarm optimization [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(11): 2717–2722.
- [22] 方宏远, 林皋, 张蓓, 等. 基于改进粒子群算法的路面厚度反演分析 [J]. 中外公路, 2012, 32(4): 81–84.
- Fang H Y, Lin G, Zhang B, et al. Analysis of pavement thickness inversion based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of China & Foreign Highway, 2012, 32(4): 81–84.
- [23] Cheng R, Jin Y C. A social learning particle swarm optimization algorithm for scalable optimization [J]. Information Sciences, 2015, 291(6): 43–60.
- [24] 李丽, 牛奔. 粒子群优化算法 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2010.
- Li L, Niu B. Particle swarm optimization algorithm [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2010.
- [25] 杨维, 李歧强. 粒子群优化算法综述 [J]. 中国工程科学, 2004(5): 87–94.
- Yang W, Li Q Q. Summary of particle swarm optimization [J]. China Engineering Science, 2004(5): 87–94.
- [26] 葛德彪, 魏兵. 电磁波时域计算方法 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2014.
- Ge D B, Wei B. Time domain calculation method of electromagnetic wave [M]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology Press, 2014.
- [27] Elsherbeni A Z, Demir V. The finite difference time domain method

for electromagnetics with MATLAB simulations [M].Scitech Publishing,2009.

[28] Dai Q W,Feng D S,He J S.Finite difference time domain method forward simulation of complex geoelectricity ground penetrating radar model [J].Journal of Central South University of Technology (English Edition),2005(4):478-482.

[29] 冯德山.地质雷达二维时域有限差分正演[D].长沙:中南大学,2004.

Feng D S.Two-dimensional time domain finite difference forward modeling of geological radar[D].Changsha:Central South University,2004.

[30] Yee K S.Numerical solution of initial boundary value problems involving Maxwell's equations in isotropic media[J].IEEE Transactions on Antennas and Propagation,1966,14(3):302-307.

[31] Yee K S.Numerical solution of initial boundary value problems involving Maxwell's equations in isotropic media[J].IEEE Transactions on Antennas and Propagation,1966,14(3):302-307.

[32] 冯德山,王珣.探地雷达数值模拟及程序实现[M].长沙:中南大学出版社,2017.

Feng D S,Wang X.Numerical simulation and program implementation of ground penetrating radar[M].Changsha:Central South University Press,2017.

[33] 王洪华,戴前伟,冯德山.探地雷达有限元正演及介电参数反演[M].长沙:中南大学出版社,2016.

Wang H H,Dai Q W,Feng D S.Finite element forward modeling and dielectric parameter inversion of ground penetrating radar[M].Changsha:Central South University Press,2016.

[34] 舒志乐.隧道衬砌内空洞探地雷达探测正反演研究[D].重庆:重庆大学,2010.

Shu Z L.Research on forward and inversion of ground penetrating radar in tunnel lining[D].Chongqing:Chongqing University,2010.

[35] 王本锋,陈小宏,李景叶,等.基于反演的稳定高效衰减补偿方法[J].地球物理学报,2014,57(4):1265-1274.

Wang B F,Chen X H,Li J Y,et al.A stable and efficient attenuation compensation method based on inversion[J].Chinese J. Geophys. (in Chinese),2014,57(4):1265-1274.

[36] Gloaguen E, Giroux B, Marcott D, et al. Pseudo-full-waveform inversion of borehole GPR data using stochastic tomography[J].Geophysics,2007,72(5):J43-J51.

Improved particle swarm optimization and its application to full-waveform inversion of GPR

DAI Qian-Wei<sup>1,2</sup>, CHEN Wei<sup>1</sup>, ZHANG Bin<sup>1,2</sup>

(1.School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China; 2. Key Laboratory of Metallogenic Prediction of Nonferrous Metal and Geological Environment Monitoring, Ministry of Education, Central South University, Changsha 410083, China)

**Abstract:** Ground penetrating radar (GPR) is a high-precision geophysical exploration method whose main purpose is to invert the physical properties of underground structures. In this paper, an improved particle swarm optimization (PSO) is used to solve GPR inverse problem. The inversion takes the signal mean square error as the objective function and uses the finite-difference time-domain method to do forward modeling. In addition, the inversion accuracy is improved by the amplitude compensation of the forward result. Compared with the results based on classical particle swarm optimization inversion method, the algorithm shows considerable improvement in accuracy and efficiency. An analysis of the one-dimensional inversion results of multi-layer simulation data shows that the inversion method is effective for multi-parameter inversion and has good noise immunity.

**Key words:** particle swarm optimization; ground penetrating radar; inversion; amplitude compensation

(本文编辑:叶佩)