

DOI: 10.11779/CJGE201502016

基于贝叶斯理论的软夹层多模式瑞雷波频散曲线反演研究

付代光¹, 刘江平^{2*}, 周黎明¹, 徐 浩³, 廖锦芳⁴, 陈 松⁵, 郭道龙⁶

(1. 长江科学院水利部岩土力学与工程重点实验室, 湖北 武汉 430010; 2. 中国地质大学, 湖北 武汉 430074;

3. 长江科学院, 湖北 武汉 430010; 4. 湖北省页岩气开发有限公司, 湖北 武汉 430071; 5. 中国地质调查局武汉地质调查中心,

湖北 武汉 430502; 6. 黑龙江省水文地质工程地质勘察院, 黑龙江 哈尔滨 150030)

摘 要: 获得较高精度的软夹层横波速度和厚度是瑞雷波频散曲线反演的难点之一, 尤其对一些低敏感性的软夹层而言, 单纯依靠传统的算法改进以及多模式反演, 反演效果往往不是非常显著。首次尝试采用算法改进、多模式及非线性贝叶斯定理相结合反演低敏感性软夹层。算法改进体现在, 将阻尼惯性权和混沌思想融入到粒子群算法中, 但改进算法并未解决软夹层模型低敏感性的困扰; 为从反演解的角度分析评价影响反演精度因素, 采用无偏 Metropolis-Hastings sampling (MHS) 方法对后验概率进行数值积分, 并通过参数旋转提高采用效率, 积分得到的 1D 和混合边缘概率分布以及参数相关系数矩阵等参数反应了反演解的不确定性和参数间相关性等信息。为解决低敏感性反演精度低问题, 尝试采用贝叶斯信息准则 (BIC), 判断出最佳参数化模型, 而此准则得到的最佳模型与理论模型更为吻合。应用非线性贝叶斯方法和 BIC 准则反演实测防渗墙数据, 得到的反演剖面也与已知防渗墙结构较好吻合。

关键词: 贝叶斯反演; 贝叶斯信息准则; Metropolis-Hastings sampling; 软夹层; 瑞雷波频散曲线; 粒子群算法改进

中图分类号: TU43 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4548(2015)02-0321-09

作者简介: 付代光(1987-), 男, 内蒙古乌兰浩特人, 硕士, 主要从事地球物理正反演方面的研究工作。E-mail: fudaiguang@163.com。

Inversion of multimode Rayleigh-wave dispersion curves of soft interlayer based on Bayesian theory

FU Dai-guang¹, LIU Jiang-ping², ZHOU Li-ming¹, XU Hao³, LIAO Jin-fang⁴, CHEN Song⁵, GUO Dao-long⁶

(1. Key Laboratory Geotechnical Mechanics and Engineering of the Ministry of Water Resources, Changjiang Scientific Research Institute,

Wuhan 430010, China; 2. China University of Geosciences, Wuhan 430074, China; 3. Changjiang Scientific Research Institute, Wuhan

430010, China; 4. Hubei Shale Gas Development Co., Ltd., Wuhan 430071, China; 5. Wuhan Center of Geological Survey, China

Geological Survey, Wuhan 430502, China; 6. Hydrogeology and Engineering Geology Prospecting Institute of Heilongjiang Province,

Harbin 150030, China)

Abstract: Obtaining shear-wave velocity and thickness of soft interlayer with higher precision is always one of the difficulties in inversion of Rayleigh-wave dispersion curve, and it is not obviously improved when only depending on the improved algorithm and multimode inversion for low-sensitivity soft interlayer. The improved algorithm and combination of multimode and nonlinear Bayes' theorem are adopted to invert low-sensitivity soft interlayer. The damping inertia weight and chaos are added into the particle swarm optimization as improved algorithm. However, the improved algorithm does not solve the problem with low-sensitivity soft interlayer models. To analyze and evaluate the factors affecting the accuracy of inversion from the perspective of the inversion solution, the unbiased Metropolis-Hastings sampling (MHS) method is used for numerical integration posterior probability, and the rotation of parameters is used to improve the efficiency of sampling. The obtained integral 1D and mixed marginal probability distributions and correlation sufficiency matrix of parameters reflect the uncertainty and parameter inversion solution for correlation and other information. To solve the problem of low-curacy inversion of low-sensitivity soft interlayer, the Bayesian information criterion (BIC) is employed to determine the optimal parameters of the model. The optimal model agrees with the

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41202223)

收稿日期: 2014-08-04

*通讯作者

theoretical one. Applying the nonlinear Bayesian inversion method and BIC to invert the measured data of seepage prevention wall, the obtained inversion profiles are also in good agreement with the structure of the known seepage prevention wall.

Key words: Bayesian inversion; Bayesian information criterion; Metropolis-Hastings sampling; soft interlayer; Rayleigh-wave dispersion curve; improved particle swarm optimization

0 引言

面波勘探被广泛应用于地质勘查、无损检测等领域。面波勘探主要利用的是横波速度，而瑞雷波频散曲线反演是获得横波速度的一种有效方法。

瑞雷波相速度是表征地层特征参数（横波速度、厚度、纵波速度和密度）的函数，因此瑞雷波频散曲线反演实际上就是获得最佳地层参数的过程，但在实际反演过程中只需调节横波速度和厚度^[1]。即便如此，在基阶模式反演过程中还是难以保证某些层位的反演精度，尤其是深层地层参数。高模式瑞雷波频散曲线的发现^[2]为改善深层地层参数提供了可能，Xia 等^[3]通过对高模式瑞雷波频散曲线研究发现高模式较基阶模式对地层参数变化更敏感也更易得到，且高模式具有更大的穿透深度，因此联合反演（基阶模式+高阶模式）被广泛应用于瑞雷波频散曲线反演中^[4-8]。但多模式反演并不是在任何情况下都有效，对一些低敏感性地层而言，多模式反演将失去其一定的实际价值^[9]。

近些年非线性全局优化算法被广泛应用于瑞雷波频散曲线反演中，且很多学者都是基于算法改进来提高瑞雷波频散曲线反演精度^[10-12]。虽然应用非线性算法对其反演的文献较多，但基于改进粒子群算法反演的文献却不多见。Das 等^[13]通过应用粒子群和非常快速模拟退火反演自然电位，对比两种方法的反演精度和效率发现，粒子群更具优势，因此开展更多关于粒子群算法及其改进方法反演瑞雷波频散曲线的研究是非常必要的。

目前瑞雷波频散曲线反演多是基于确定性反演方法，而基于统计观念反演的文章并不多见，所谓统计观念就是把观测数据和模型参数均作为随机变量来求解，这也正是贝叶斯反演的特性。贝叶斯反演能对反演解的可靠性进行评价，同时也可以基于贝叶斯定理采用贝叶斯信息准则判断最佳参数化模型。贝叶斯反演中反演解的评价主要是通过对后验概率的数值积分来实现的，数值积分的方法有多重网格法^[14]、邻域算法^[15]和 Metropolis-Hastings sampling^[16]等，MHS 是一种无偏采样方法，为了提高采样效率，采样过程可在主分量参数空间进行。目前，基于贝叶斯定理反演瑞雷波频散曲线的研究日渐增多，Macías 等^[17]基于贝叶斯方法反演了硬夹层瑞雷波频散曲线，并对比了线性与非线性贝叶斯反演方法，评价了反演解的不确定性；

Li 等^[18]基于非线性贝叶斯方法反演了多模态海底界面波，根据贝叶斯信息准则确定最佳参数化模型。据笔者所知，目前还未见将非线性贝叶斯方法、贝叶斯信息准则和 Metropolis-Hastings sampling 应用在软夹层瑞雷波频散曲线反演中的文章。

针对低敏感性软夹层横波速度和厚度反演精度低及反演解的评价等问题，本文将多模式、改进的非线性贝叶斯方法和贝叶斯信息准则（BIC）相结合反演获得横波速度和厚度，取得了较好效果。通过后验概率的数值积分实现了对反演解的评价，数值积分采用 Metropolis-Hastings sampling（MHS）方法，MHS 采样过程是在主分量参数空间进行，从而提高了采样效率。应用非线性贝叶斯方法反演了单炮实测防渗墙瑞雷波频散曲线数据，由 BIC 判断出的单炮最佳参数化模型与实测防渗墙结构更为吻合。

1 非线性贝叶斯反演

1.1 贝叶斯定理

假定 d 表示由实测数据提取的瑞雷波频散曲线数据， m 为模型参数，则对于任意的实测数据 d 和模型 m 满足如下的贝叶斯关系^[16]：

$$P(m|d) = \frac{p(d|m)p(m)}{p(d)}, \quad (1)$$

式中， $p(m|d)$ 表示在已知实测瑞雷波频散曲线数据 d 时，所确定的模型 m 的函数，称为后验概率密度函数（probability density function，简称为后验 PDF）。同理， $p(d|m)$ 表示，在给定模型 m 时，所得的实测数据 d 的概率密度函数， $p(m)$ 称为模型 m 的先验 PDF。 $p(d)$ 是实测数据 d 的先验概率密度，因为 d 是已知的，因此该项往往都看作常数，此时式（1）可写为

$$P(m|d) \propto P(d|m)p(m)。 \quad (2)$$

$P(d|m)$ 与似然函数 $L(m)$ 是对等的，和 $L(m) \propto P(d|m)$ ，因此式（2）可进一步写为

$$P(m|d) \propto L(m)p(m)， \quad (3)$$

式中， $L(m)$ 为似然函数，而 $L(m) \propto \exp[-E(m)]$ ， $E(m)$ 为目标函数。广义目标函数是包含了数据误差和先验信息的，即

$$\phi(m) = E(m) - \ln p(m)。 \quad (4)$$

联立式（1）～（4），并将向量 m 的 PPD 归一化得到：

$$p(\mathbf{m} | \mathbf{d}) = \frac{\exp(-\phi(\mathbf{m}))}{\int_M \exp(-\phi(\mathbf{m})) d\mathbf{m}}, \quad (5)$$

式中, M 表示模型的积分域, 后验 PDF (5) 即所求问题的解。为对反演所得横波速度和厚度的不确定性进行评价, 可求解以下参数。

最大似然解和均值可以作为参数估计的两个特征量,

$$\hat{\mathbf{m}} = \text{Arg}_{\max} \{P(\mathbf{m} | \mathbf{d})\} = \text{Arg}_{\min} \{\phi(\mathbf{m})\}, \quad (6)$$

$$\bar{\mathbf{m}} = \int \mathbf{m}' P(\mathbf{m}' | \mathbf{d}) d\mathbf{m}', \quad (7)$$

协方差能够对参数的不确定性进行评价,

$$\mathbf{C}_m = \int (\mathbf{m}' - \bar{\mathbf{m}})(\mathbf{m}' - \bar{\mathbf{m}})^T P(\mathbf{m}' | \mathbf{d}) d\mathbf{m}', \quad (8)$$

一维和二维边缘分布可表示为

$$P(m_i | \mathbf{d}) = \int \delta(m'_i - m_i) P(\mathbf{m}' | \mathbf{d}) d\mathbf{m}', \quad (9)$$

$$P(m_i, m_j | \mathbf{d}) = \int \delta(m'_i - m_i) \delta(m'_j - m_j) P(\mathbf{m}' | \mathbf{d}) d\mathbf{m}'. \quad (10)$$

一维边缘分布是对反演结果不确定度的评价, 二维边缘分布可以刻画参数间的相互关系。

参数间的相互关系也可通过相关系数矩阵来定量描述:

$$R_{ij} = C_{m_{ij}} / [C_{m_{ii}} C_{m_{jj}}]^{1/2}. \quad (11)$$

相关系数的取值范围为 $-1 \sim 1$, $R_{ij} = -1$ 时, 表示两参数负相关; $R_{ij} = 0$ 时, 表示两参数不相关; $R_{ij} = 1$ 时表示两参数完全相关。

1.2 模型选择

瑞雷波频散曲线反演过程中地质模型是未知的, 虽然可以根据地质资料和频散数据建立模型, 但由此确定的模型未必是最佳模型, BIC 是一种确定最佳参数化模型的方法。BIC 也称为 Schwarz 信息准则, 该方法是种渐进估计法, 是从多维变量的正态先验分布中得到^[18]:

$$-2 \ln P(\mathbf{d} | \mathbf{I}) \approx \text{BIC} = -2 \ln L(\hat{\mathbf{m}} | \mathbf{I}) + M \ln N, \quad (12)$$

式中, M 是待反演的模型个数, N 是数据 \mathbf{d} 的参数个数, 用目标函数 $E(\hat{\mathbf{m}})$ 代替式 (12) 中的 $L(\hat{\mathbf{m}})$ 可得

$$\text{BIC} = 2E(\hat{\mathbf{m}}) + M \ln N, \quad (13)$$

根据式 (13) 可知, BIC 参数化是依赖于误差函数和数据个数与模型个数。具有最小误差函数的 BIC 模型不一定是最佳模型, 还与模型和数据个数有关, 这样就可以避免过参数化。

反演所用目标函数为^[18]

$$E(\mathbf{m}) = \sum_{k=1}^K N_k \ln \sum_{i=1}^{N_k} (d_i - d_i(\mathbf{m}))^2 / 2, \quad (14)$$

式中, K 代表误差分布不同的组数, 如本次反演采用 3 个模式瑞雷波, 那么 $K=3$, 每个模式的数据个数是

不一样的即为 N_k 。

1.3 非线性数值积分方法

MHS 采样法是一种无偏采样方法, 在 MHS 采样法中, 有一个接受函数, 按照 Metropolis 准则接受扰动模型的公式:

$$\xi \leq e^{-\Delta\phi/T}, \quad (15)$$

式中, ξ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, $\Delta\phi$ 为能量函数, T 为温度, 一般情况下取 $T=1$ 。但是有些模型参数间可能存在较强的非线性关系, 这时在对模型采样过程中可能产生采样不完全的现象。为保证采样完全, 可增加采样温度。

为了提高 MHS 采样效率, 采用建议分布, 即将模型进行旋转, 由物理空间旋转到主元素空间, 而这个过程实现就是由下面模型协方差公式得到^[19]:

$$\mathbf{C}_m = [\mathbf{J}^T \mathbf{C}_d^{-1} \mathbf{J} + \mathbf{C}_{m_0}^{-1}]^{-1}, \quad (16)$$

$$\tilde{\mathbf{m}} = \mathbf{U}^T \mathbf{m}, \mathbf{m} = \mathbf{U} \tilde{\mathbf{m}}, \quad (17)$$

$$\mathbf{C}_m = \mathbf{U} \mathbf{W} \mathbf{U}^T. \quad (18)$$

式 (16) 中的矩阵 \mathbf{J} 为雅克比矩阵, $J_{ij} = \partial d_i(\mathbf{m}_0) / \partial m_j$, \mathbf{C}_d 为数据协方差矩阵, \mathbf{C}_{m_0} 为对角矩阵, 对角线元素为 $(m_i^+ - m_i^-)^2 / 12$ 。式 (17) 中 \mathbf{m} 为原始模型, $\tilde{\mathbf{m}}$ 为旋转后的模型。

1.4 粒子群算法

粒子群算法 (简称 PSO) 算法是由 Eberhart 等^[20] 和 Kennedy 等^[21] 研究发明的进化计算技术。进化策略为: ①随机初始化种群; ②通过更新迭代来寻求最优解; ③种群进化是根据前一次迭代种群。在 PSO 中问题的潜在解称为粒子, 是在解空间不断变化的。PSO 的更新迭代和进化是通过下式完成:

$$\mathbf{v}_{i,j}^{(k+1)} = \mathbf{v}_{i,j}^{(k)} + c_1 r_1 (\text{pbest}_{i,j}^{(k)} - \mathbf{x}_{i,j}^{(k)}) + c_2 r_2 (\text{gbest}_j^{(k)} - \mathbf{x}_{i,j}^{(k)}), \quad (19)$$

$$\mathbf{x}_{i,j}^{(k+1)} = \mathbf{x}_{i,j}^{(k)} + \mathbf{v}_{i,j}^{(k+1)}, \quad (20)$$

式中, k 为迭代次数, pbest_i 是第 i 个粒子的最好位置, gbest 是群体中所有粒子的最好位置; 一般 $(c_1 + c_2) \geq 4$, 本次论文取 c_1, c_2 的值都为 2.0, r_1, r_2 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数; w 为惯性权重, 是平衡全局和局部搜索能力的重要参数。

针对线性惯性权后期搜索能力不足及其随机初始解寻优效率低等问题, 提出将阻尼惯性权^[22]和混沌思想^[23]同时用于改进粒子群算法, 阻尼惯性权可以提高粒子的全局和局部搜索能力, 防止粒子在迭代后期陷入局部最优。混沌优化既可以保证种群有较好的初始解, 也能保证粒子在每次循环求得的全局最优解附近有较广的搜索范围。两种改进方法已在相关文献中进行论证, 具体实现方法可参见相关文献。

2 理论模型

2.1 敏感性分析

本文选取含低速层的 6 层模型作为本次试验反演模型^[24]，如表 1 所示。

表 1 低速层层状介质模型参数表

Table 1 Parameters of low-velocity-layer earth model

层数	h/m	$V_s/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$V_p/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$\rho/(\text{g}\cdot\text{cm}^{-3})$
1	2.0	194	650	1.82
2	2.3	270	750	1.86
3	2.5	100	600	1.60
4	2.8	485	1800	1.96
5	3.2	603	2150	2.02
6	∞	740	2800	2.09

敏感性计算的实质是求偏导数，瑞雷波相速度对横波速度和厚度的敏感性可用偏导数的雅克比矩阵表征，对于敏感性具体的计算方法可参考文献[6]。

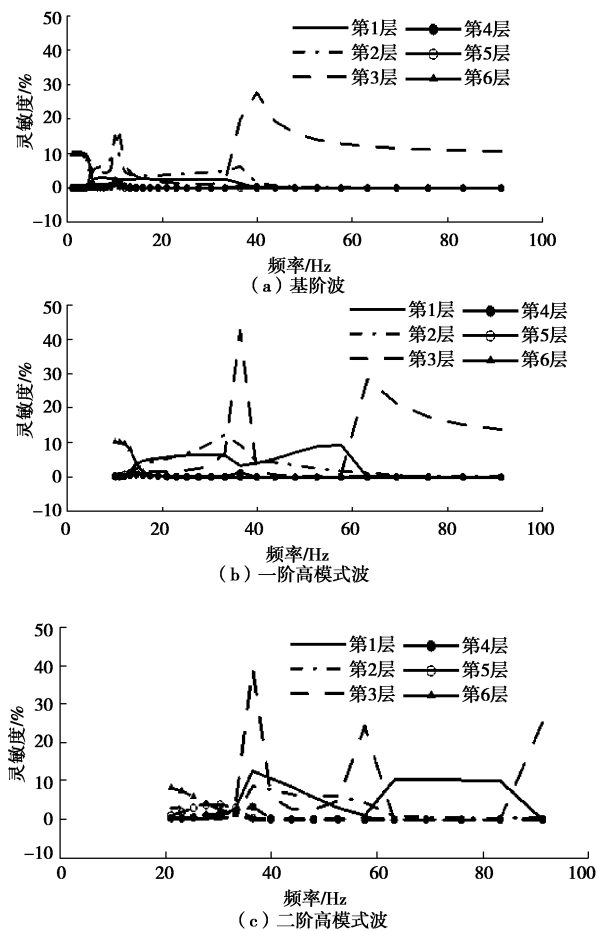


图 1 各模式波对每层横波速度的敏感性

Fig. 1 Sensitivity of multimode wave to shear velocity of each layer

由图 1 (a) ~ (c) 可知：基阶模式对第 1、第 2、

第 3 层横波速度较敏感，且对第 3 层横波速度最敏感；第 2 和第 3 层在 12 Hz 和 42 Hz 左右存在敏感性峰值，敏感性峰值范围较窄，较窄的峰值敏感性，导致反演结果不稳定，尤其单纯利用基阶模式反演时会表现尤为明显。高模式（一阶高模式和二阶高模式）对 1，2，3 层横波速度较敏感，对 4，5，6 层横波速度敏感性较低（几乎为零）。因此高模式的加入只是增加了 1，2，3 层横波速度反演的稳定性，但并没有改善深部（4，5，6）横波速度的精度，造成这种现象的原因可能是由于低速层的存在屏蔽了各个模式对其下部层位的敏感性。

从图 2 中不同模式对深度的归一化敏感性可以看出，高模式在对应深度上的敏感性要高于基阶模式，即高模式（一阶和二阶）的加入对各层深度反演是有利的。但值得注意的是，高阶模式对第 1 和第 3 层表现出了较强的敏感性，而对 2，4，5 层的深度敏感性是比较低的。因此高阶模式的加入对提高第 1 和第 3 层深度反演精度是有利的，但对提高 2，4，5 层深度反演精度效果可能并不是很显著。

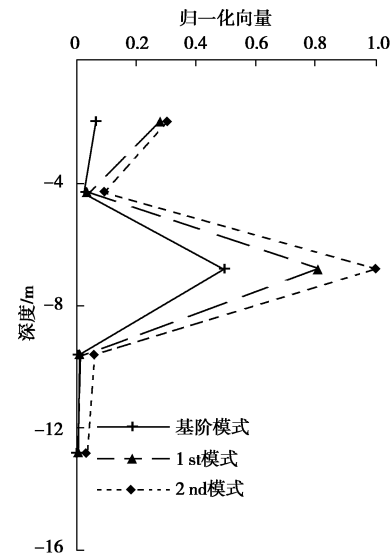


图 2 不同阶瑞雷波对深度的敏感性归一化向量

Fig. 2 Normalized vectors of multimode Rayleigh waves to depth

2.2 反演

由图 3 (b) 可见，4，5 层的横波速度和深度反演误差较大，由敏感性分析可知，主要是因为基阶模式和高阶模式对 4，5 层的横波速度和深度的敏感性都非常低，由此造成 4，5 层横波速度和深度的反演误差较大，虽然二阶高模式对 4，5 层敏感性相对较高，但从图 3 (a) 可知二阶高模式瑞雷波频散曲线拟合精度相对基阶和一阶而言要低。为验证改进算法的正确性，保持各层厚度不变，只反演横波速度，由图 4 (b) 可

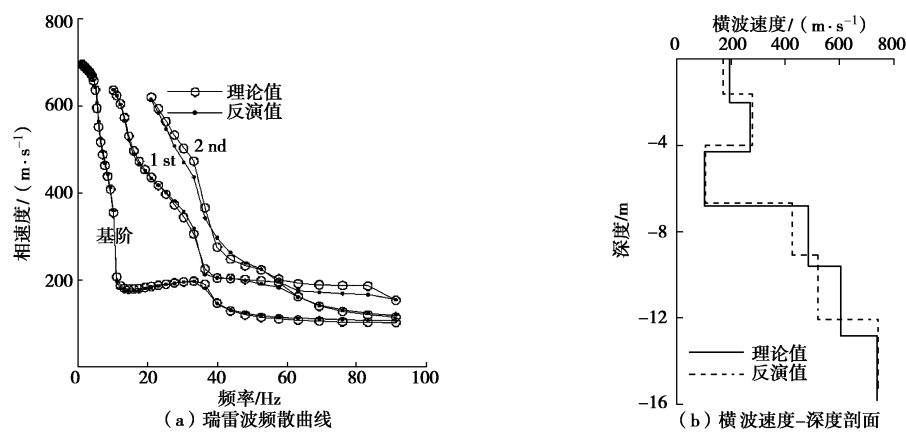


图 3 反演结果(厚度和横波速度未知)

Fig. 3 Inversion results (unknown thickness and shear-wave velocity)

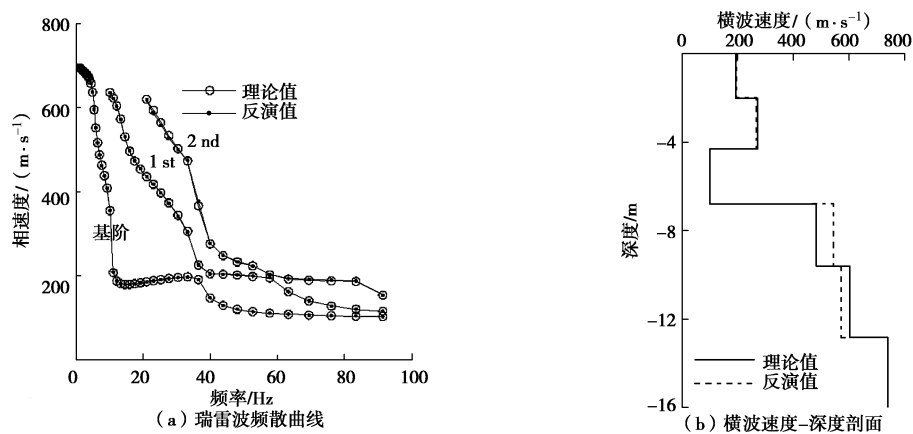
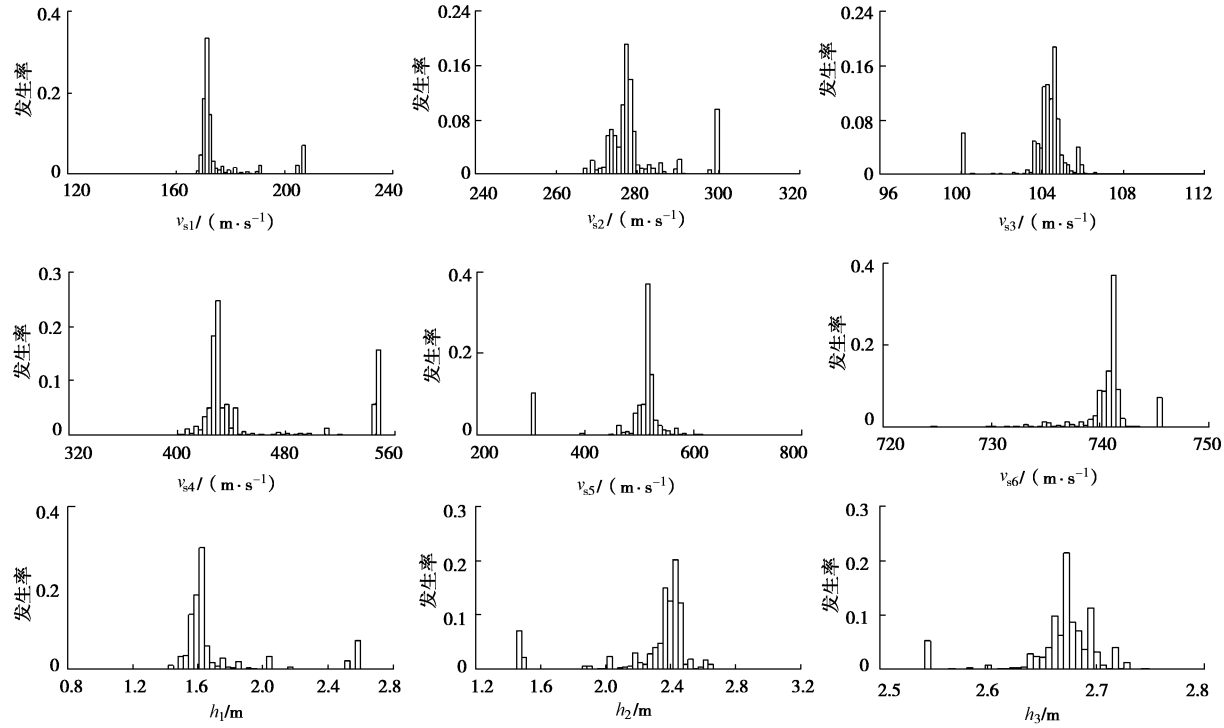


图 4 反演结果(厚度已知, 横波速度未知)

Fig. 4 Inversion results (known thickness and unknown shear wave velocity)



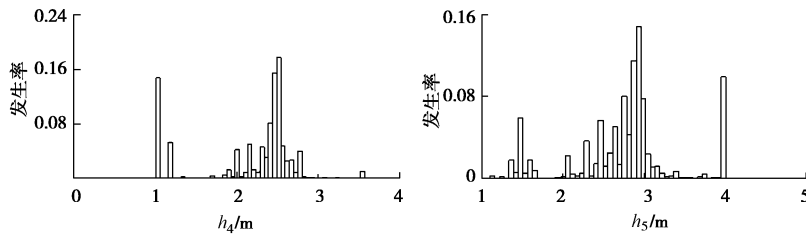


图 5 各参数 1-D 边缘概率分布

Fig. 5 1D marginal probability distribution of all parameters

见除横波速度未完全拟合,深度与理论值是完全一致的。由图 4 (a) 可以发现,虽然瑞雷波频散曲线基本完全拟合,但第 4, 5 层的横波速度仍存在较大反演误差,这也证明了低敏感性软夹层反演的难点。

图 5 为所有参数的 1-D 边缘概率分布图, v_{s1} , v_{s4} , v_{s5} , h_1 , h_4 的不确定度较大,虽然 1-D 边缘概率分布呈现较窄的高斯分布,但主峰值与理论值存在较大的偏差,其中 v_{s4} 与 v_{s5} 主峰值偏离理论值较大,它们的不确定度最大。而 v_{s2} , v_{s3} , h_2 , h_3 和 h_5 的不确定度较小,其 1-D 边缘概率分布主峰与理论值非常接近或偏离较小。

图 6 为参数间相关度矩阵,图中可见 v_{s1} 与 h_1 , v_{s2} , h_5 和 v_{s6} 存在较强的正相关, v_{s1} 与 h_2 和 h_4 存在较强的负相关。 h_1 与 v_{s2} , h_5 和 v_{s6} 存在较强的正相关,而 h_1 与 h_2 存在较强的负相关。 v_{s2} 与 h_2 , h_2 与 v_{s6} , v_{s4} 与 v_{s5} 等参数都存在较强的负相关, h_4 与 v_{s5} , v_{s5} 与 h_5 等参数间存在较强的正相关。这些参数间存在的不同程度的正负相关性严重影响了优化函数在寻求最优解过程中的扰动效率和扰动的有效性,从而造成反演误差

较大,收敛速率下降。根据图 7 的部分参数间的联合边缘概率分布可以看出: v_{s1} 与 v_{s3} , h_1 与 v_{s3} 为不相关或弱相关; v_{s3} 与 h_3 , v_{s1} 与 h_1 , h_1 与 v_{s2} 存在较强的线性正相关; v_{s4} 与 h_4 , v_{s1} 与 h_2 , h_1 与 h_2 , v_{s2} 与 h_2 存在较强线性负相关。

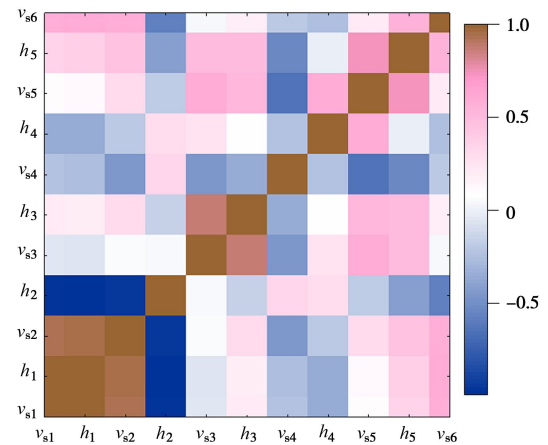


图 6 参数间相关系数矩阵

Fig. 6 Correlation coefficient matrix of parameters

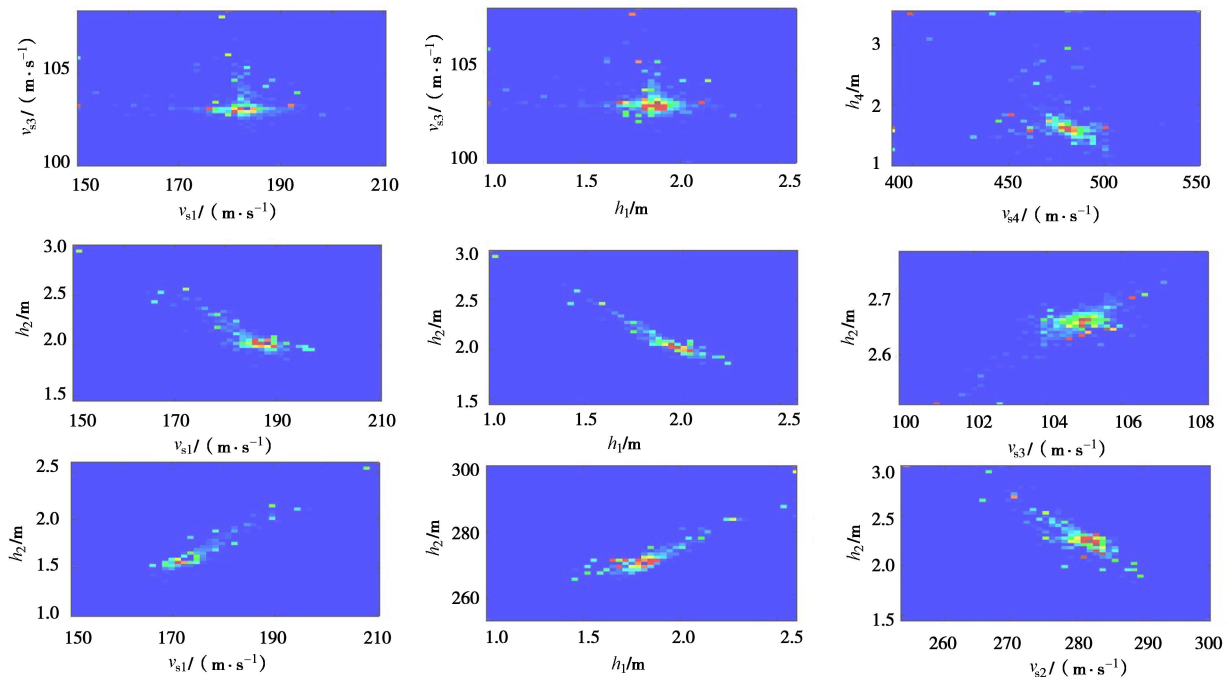


图 7 部分参数联合边缘概率分布

Fig. 7 Joint marginal probability distribution of partial parameters

为了确定最佳参数化模型,应用 BIC 准则选择模型。设计的参数化模型为 4~10 层。图 8 (a) 为不同参数化模型的误差函数值,图中存在 2 个凹点,分别在第 7 和第 9 层位置,而 9 层模型为误差最小值,误差值最大为 5 层模型。图 8 (b) 为不同参数化模型的 BIC 值的变化趋势,图 8 (b) 中的 2 个凹点分别在第 6 和第 9 层位置,BIC 最小值为 9 层模型,因此最佳参数化模型为 9 层模型。为了验证 9 层模型为最佳模型,将 6~10 层反演的横波速度-深度剖面相对比见图 9。从图中可以看出 9 层模型的横波速度-深度剖面与理论模型最匹配。图 10 (a) 和 10 (b) 分别为 9 层模型瑞雷波频散曲线和横波速度-深度剖面拟合结果,图 10 (a) 中反演的瑞雷波频散曲线的基阶与一阶高模式拟合精度较高,二阶高模式反演精度略差;反演得到的横波速度-深度剖面中 1, 2 层反演误差略大,其它层位反演精度较高,尤其是低敏感性的 4, 5 层横波速度和深度反演精度得到明显改善。

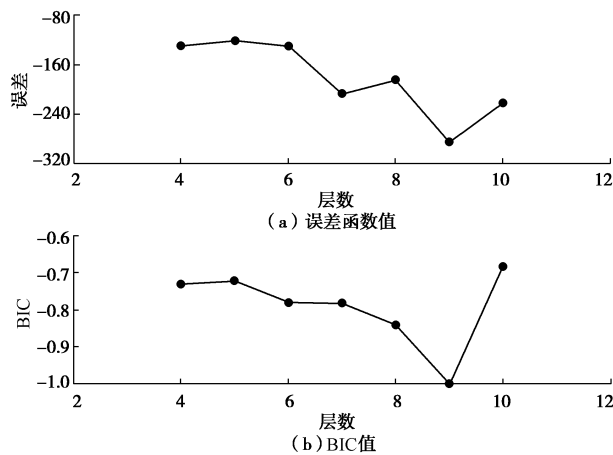


图 8 多模式瑞雷波频散曲线的模型选择

Fig. 8 Model selection of multi-mode Rayleigh wave dispersion curves

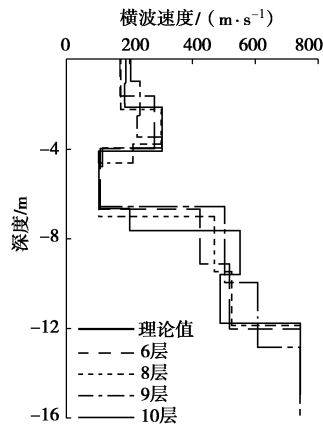
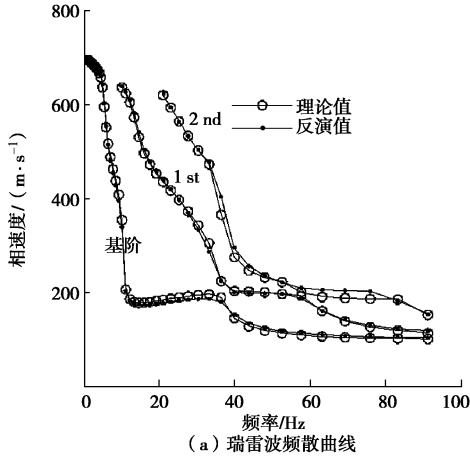
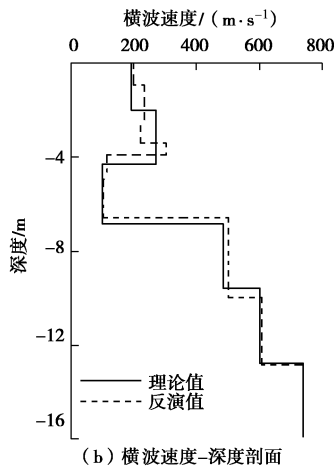


图 9 模型选择获得的横波速度-深度剖面

Fig. 9 Shear-wave velocity-depth profiles from model selection



(a) 瑞雷波频散曲线



(b) 横波速度-深度剖面

图 10 反演结果(厚度和横波速度未知)

Fig. 10 Inversion results (unknown thickness and shear-wave velocity)

3 实测数据反演

地震数据采集使用中国地质大学(武汉) Geode 地震采集仪。主要采集参数如下: 偏移距 8 m, 道间距 1 m, 记录道数 24 道, 采样间隔 0.25 ms, 采样长度 250 ms, 炮点距为 2 m, 覆盖次数为 6 次。地震检波器频率为 38 Hz, 震源为锤击震源。在反演过程中纵、横波速度、厚度和密度均为未知。本文提取瑞雷波频散曲线是基于 Radon 变换方法, 频率范围为 8~60 Hz。根据已知地质资料了解到石首防渗墙总厚度约为 12 m, 防渗墙总体结构为两侧软, 中部硬(即中部波速相对较高, 两侧波速相对较低)。

图 11 (a) 为应用 BIC 准则计算 5~11 层模型的 BIC 值, 由图 11 可见开始阶段 BIC 增大, 到第 6 层开始下降, 在第 8 层时达到最小, 而后 BIC 值又开始增大, 因此 8 层模型为最佳参数化模型。对比 6, 8 和 10 层模型瑞雷波频散曲线反演结果(图 11 (b)), 发现 6 层和 10 层模型的瑞雷波频散曲线与实测瑞雷波频散数据分别在拐点和尾端拟合精度较差, 而 8 层模

型的瑞雷波频散曲线与实测瑞雷波频散数据拟合效果整体较好。观察图 11 (c) 中 6, 8 和 10 层模型的瑞雷波频散曲线反演得到的横波速度-深度结果, 发现 8 层模型的横波速度-深度结构与实际防渗墙结构更为吻合。

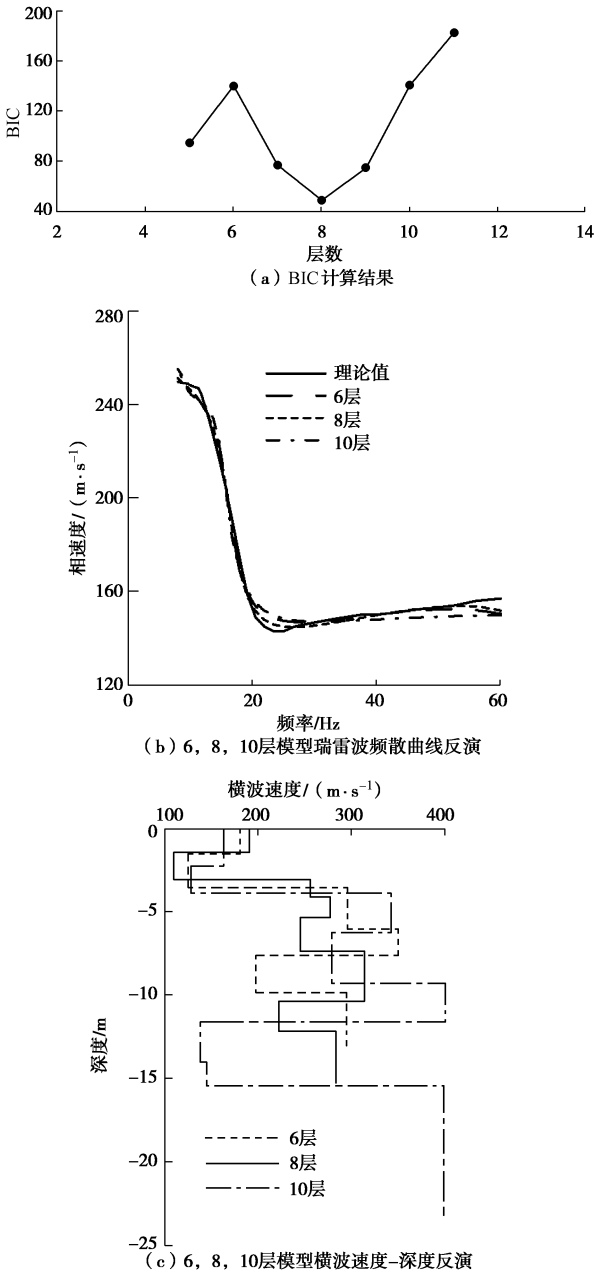


图 11 基于 BIC 准则的模型选择

Fig. 11 Model selection based on BIC criterion

4 结 论

(1) 通过对低速夹层敏感性分析可知: 各模式只对某一频率值下的横波速度敏感, 相对低阶模式而言高阶模式对厚度更敏感, 另外低速层的存在“屏蔽”了其下部横波速度和厚度的敏感性。

(2) 应用改进的非线性算法反演多模式瑞雷波频

散曲线, 虽然反演剖面与实际结构对应较好, 但仍有部分层位 (4, 5 层) 反演参数的误差较大, 这与各模式对其敏感性过低有关。通过对后验 PDF 的数值积分得出, v_{s1} , v_{s4} , v_{s5} , h_1 , h_4 的不确定度较大, 其中 v_{s4} 与 v_{s5} 主峰值偏离理论值较大, 不确定度是最大的。而 v_{s2} , v_{s3} , h_2 , h_3 和 h_5 的不确定度较小。模型的不同参数间都存在不同程度的正负相关, 而这些相关性严重影响了非线性算法的随机扰动效率和有效性, 因此参数间相关性对瑞雷波频散曲线反演效率和精度存在一定影响, 而降低参数间相关性有助于提高反演效率和精度。

(3) 为解决低敏感性问题, 在反演过程中不用与理论模型对应的 6 层模型作为初始反演模型, 而是运用 BIC 准则判断出最佳参数化模型, 将最佳模型应用到瑞雷波频散曲线反演中, 虽然瑞雷波频散曲线并未完全拟合, 但由其所得的剖面结构与理论模型更为吻合。

(4) 通过对实测瑞雷波频散数据的反演发现, 由 BIC 准则确定的防渗墙最佳参数化模型所得的横波速度-深度剖面与实际防渗墙结构更为吻合。

参考文献:

[1] XIA J, MILLER R D, PARK C B. Estimation of near-surface shear-wave velocity by inversion of Rayleigh waves[J]. Geophysics, 1999, **64**(3): 691 - 700.

[2] TOKIMATSU K, TAMURA S, KOJIMA H. Effects of multiple modes on Rayleigh wave dispersion characteristics[J]. J Geotech Eng, 1992, **118**: 1529 - 1543.

[3] XIA J, MILLER R D, PARK C B. Advantages of calculating shear-wave velocity from surface waves with higher modes[C]// 70th Annual Meeting. Calgary, 2000: 1295 - 1298.

[4] BEATY K S, SCHMITT D R, SACCHI M. Simulated annealing inversion of multimode Rayleigh wave dispersion curves for geological structure[J]. Geophys, 2002, **151**: 622 - 631.

[5] XIA J, MILLER R D, PARK C B, et al. Inversion of high frequency surface waves with fundamental and higher modes[J]. Journal of Applied Geophysics, 2003, **52**(1): 45 - 57.

[6] 罗银河, 夏江海, 刘江平, 等. 基阶与高阶瑞利波联合反演研究[J]. 地球物理学报, 2008, **51**(1): 242 - 249. (LUO Yin-he, XIA Jiang-hai, LIU Jiang-ping, et al. Joint inversion of fundamental and higher mode Rayleigh waves[J]. Chinese Journal Geophysics, 2008, **51**(1): 242 - 249. (in Chinese))

- [7] FENG S K, TAKESHI S, HIROAKI Y. Effectiveness of multi-mode surface wave inversion in shallow engineering site investigations[J]. *Exploration Geophysics (Japan)*, 2005, **36**: 26 – 33.
- [8] TILLMANN A. An unsupervised wavelet transform method for simultaneous inversion of multimode surface waves[J]. *Journal of Environmental and Engineering Geophysics*, 2005, **10**(3): 287 – 294.
- [9] LIANG Q, CHEN C, ZENG C, et al. Inversion stability analysis of multimode Rayleigh-wave dispersion curves using low-velocity-layer models[J]. *Near Surface Geophysics*, 2008, **6**(3): 157 – 165.
- [10] RYDEN N, PARK C B. Fast simulated annealing inversion of surface waves on pavement using phase-velocity spectra[J]. *Geophysics*, 2006, **71**(4): 49 – 58.
- [11] PEI D H, LOUIE J N, PULLAMMANAPPALLIL S K. Application of simulated annealing inversion on high-frequency fundamental-mode Rayleigh wave dispersion curves[J]. *Geophysics*, 2007, **72**(5): 77 – 85.
- [12] 崔建文. 一种改进的全局优化算法及其在面波频散曲线反演中的应用[J]. *地球物理学报*, 2004, **47**(3): 521 – 527. (CUI Jian-wen. An improved global optimization method and its application to the inversion of surface wave dispersion curves[J]. *Chinese Journal Geophys*, 2004, **47**(3): 521 – 527. (in Chinese))
- [13] DAS V, GHOSAL A, SHALIVAHAN. A comparative analysis of particle swarm optimization (PSO) and very fast simulated annealing (VFSA) inversion techniques for self-potential (SP) anomalies[C]// SEG. Denver, 2010: 1849 – 1850.
- [14] SEN M K, STOFFA P L. Global optimization methods in geophysical inversion[M]. Amsterdam: Elsevier, 1995.
- [15] SAMBRIDGE M. Geophysical inversion with a neighbourhood algorithm- I. Searching a parameters space[J]. *Geophysical Journal International*, 1999, **138**(2): 479 – 494.
- [16] DOSSO S E. Quantifying uncertainty in geoacoustic inversion. A fast Gibbs sampler approach[J]. *J Acoust Soc Am*, 2001, **111**(1): 129 – 142.
- [17] MACÍAS C C, LUKE B. Improved parameterization to invert Rayleigh-wave data for shallow profiles containing stiff inclusions[J]. *Geophysics*, 2007, **72**(2): 1 – 10.
- [18] LI C L, DOSSO S E., DONG H F, et al. Bayesian inversion of multimode interface-wave dispersion from ambient noise[J]. *IEEE J Ocean Eng*, 2012, **37**(3): 407 – 416.
- [19] DOSSO S E, WILMUT M J. Uncertainty estimation in simultaneous Bayesian tracking and environmental inversion[J]. *J Acoust Soc Am*, 2008, **124**(1): 82 – 97.
- [20] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*. Nagoya, 1995: 39 – 43.
- [21] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*. Piscataway, 1995: 1942 – 1948.
- [22] 师学明, 肖敏, 范建柯, 等. 大地电磁阻尼粒子群优化反演法研究[J]. *地球物理学报*, 2009, **52**(4): 1114 – 1120. (SHI Xue-ming, XIAO Min, FAN Jian-ke, et al. The damped PSO algorithm and its application for magnetotelluric sounding data inversion[J]. *Chinese J Geophys*, 2009, **52**(4): 1114 – 1120. (in Chinese))
- [23] 唐贤伦. 混沌粒子群优化算法理论及应用[D]. 重庆: 重庆大学, 2007. (TANG Xian-lun. The theory and application of particle swarm optimization algorithm based on chaos[D]. Chongqing: Chongqing University, 2007. (in Chinese))
- [24] 梁青. 多模式瑞雷波频散曲线反演研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2007. (LIANG Qing. Inversion of multimode rayleigh-wave dispersion curve[D]. Wuhan: China University of Geoscience, 2007. (in Chinese))