



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 利用 GPS 观测数据反演震源参数的改进人工蜂群算法
作者: 谢灵惠, 王乐洋, 韩澍豪, 许光煜
DOI: 10.13203/j.whugis20220280
网络首发日期: 2022-11-25
引用格式: 谢灵惠, 王乐洋, 韩澍豪, 许光煜. 利用 GPS 观测数据反演震源参数的改进人工蜂群算法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20220280>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20220280

引用格式：

谢灵惠, 王乐洋, 韩澍豪, 等. 利用GPS观测数据反演震源参数的改进人工蜂群算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20220280 (Xie Linghui, Wang Leyang, Han Shuhao, et.al. An improved artificial bee colony algorithm for inversion of seismic source parameters using GPS observation data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20220280)

利用GPS观测数据反演震源参数的改进人工蜂群算法

谢灵惠^{1,2} 王乐洋^{1,2} 韩澍豪^{1,2} 许光煜^{1,2}

1. 东华理工大学测绘工程学院, 江西南昌, 330013

2. 自然资源部环鄱阳湖区域矿山环境监测与治理重点实验室, 江西南昌, 330013

摘要：随着大地测量观测数据精度的提高，地震震源参数反演对优化算法的性能提出了更高的要求。针对地震震源参数优化问题，提出了一种新颖的人工蜂群算法来反演震源参数。随后，基于跟随蜂搜索模块的局限性，通过引入全局最优个体与经过雇佣蜂阶段更新后种群个体差值的变异分量以改进算法。为了验证算法改进的效果，通过实验测试来评估标准的人工蜂群算法、改进的人工蜂群算法和多峰值粒子群算法的性能；8组不同类型断层的模拟地震仿真实验表明，改进的人工蜂群算法在精度和稳定性方面优于标准的人工蜂群算法及多峰值粒子群算法；最后将该算法应用到2013年芦山地震和2017年博得鲁姆-科斯地震的震源参数反演中，反演结果表明改进的人工蜂群算法具有良好的适用性和可靠性。

关键词：震源参数反演；人工蜂群算法；最优化；全局最优变量；芦山地震；博得鲁姆-科斯地震

大地测量反演问题就是一门研究并利用地表观测数据资料反推地球内部的物性参数和特征，揭示地球内部动力过程的理论与方法^[1]，而震源机制的研究是大地测量反演的一个重要分支。随着现代科学技术的发展，全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)和合成孔径雷达干涉(Interferometric Synthetic Aperture Radar, InSAR)等大地测量技术手段为震源机制研究提供了丰富的对地观测数据^[2]。近二十年来，大地测量数据被国内外众多的大地测量和地

球物理领域学者广泛用于反演地震震源参数，这不仅能更好地研究地震活动断层结构，而且可以为后期地震发震机理及震后危险性分析提供基础^[3]。

在震源机制研究中，日本学者Okada提出的均匀弹性半空间矩形位错理论^[4-5]很好地解释了地表位移与震源参数的函数关系，但由于其高度的非线性，常规的线性化会引发局部最优的问题，并且反演结果极大依赖于初始模型，会造成解不稳定，更可能无解，因此常需要采用非线性最优化算法进行震源

基金项目：国家自然科学基金(42174011; 41874001)

第一作者：谢灵惠，男，硕士生，研究方向为大地测量反演

通讯作者：王乐洋，男，博士，教授，研究方向为大地测量反演及大地测量数据处理。wleyang@163.com。

参数的求解^[6]。目前, 已被引入大地测量反演的非线性算法主要有: 单纯形算法^[7]、模拟退火法^[8]、遗传算法^[9]、和粒子群算法^[10]等。同时也有大量文献研究组合最优算法, 如文献^[11]提出一种单纯形组合加权距离灰狼新算法进行大地测量反演等。以上算法中, 单纯形算法结构简单, 不需要微分计算, 局部搜索能力较强且收敛速度较快, 但是容易陷入局部最优^[12]; 模拟退火法源于统计热力学, 具有不依赖初始模型, 全局寻优能力较强的特点, 但是在多维度变量问题求解中运算效率低, 在实际应用中有一定的局限性^[13]; 遗传算法是一种经典的优化算法, 通过模拟自然进化过程搜索最优解, 但是如果群体成员大小、交换概率和变异概率参数调试不合理, 也会出现局部最优的情况^[14]; 多峰值粒子群算法在局部粒子群算法已有的基础上, 引入了一维密度函数的峰值自动识别局部极值, 再结合单纯形算法加速收敛, 具有较高的运算效率, 但是局部极值如果确定不准确, 可能会错过全局最优值^[15]; 单纯形组合加权距离灰狼新算法在反演精度和稳定性方面具有一定的优势, 但是运算效率会受到样本数量的影响, 计算效率相对较低^[11]。

近年来, 随着启发式搜索算法的发展, 大量的优化算法被提出并被用于解决各种复杂的实际问题。在解决非线性求解问题上, 最优化算法能够不用进行复杂的求导运算, 而是根据目标函数为导向, 进行最优化搜索。因此, 最优化算法在非线性模型为主的大地

测量反演领域中具有重要的意义。文献^[16]根据蜜蜂群体采蜜行为提出了人工蜂群算法, 在此基础上文献^[17]通过建立 Markov 链模型, 得出人工蜂群算法是一种全局收敛算法。在求解非线性最优参数问题, 人工蜂群算法具有易于理解、模块清晰和求解参数具有较高的精度等优点。然而人工蜂群算法在搜索过程中仍然存在一些不足, 比如, 存在“早熟”的收敛性缺陷, 即在具有良好的探索能力的同时, 开发能力不足, 局部搜索能力较弱, 收敛速度相对较慢^[18]。针对人工蜂群算法的良好性能和以及存在的缺陷, 大量的学者将该算法进行改进并被广泛应用于城市汽车共享^[19]、图像融合^[20]、网络边缘计算卸载^[21]以及遥感影像分类^[22]等方面。

尽管解决非线性求解问题的优化算法已经相对成熟, 但在应用于震源参数反演时, 在求解参数的精度、稳定性和时间计算效率等方面各有优劣。人工蜂群算法作为一种全局优化能力较强的算法, 具有结构简单, 易于理解等优势。同时里面隐含信息存储、处理、交换、适应、更新、进化的机制, 蕴含着很多优化算法的共性。因此本文将人工蜂群算法引入到地震震源参数反演中具有较强的应用价值。

本文其余部分安排如下: 首先介绍标准人工蜂群算法(Artificial bee colony algorithm, ABC)及本文提出的改进人工蜂群算法的原理; 其次设计 8 组不同类型断层的模拟实验, 分别采用标准 ABC 算法、改进 ABC 算法和

多峰值粒子群算法(Multi-peak particle swarm algorithm, MPSO)进行对比实验分析;最后将改进的人工蜂群算法应用于 2013 年芦山地震和 2017 年博得鲁姆-科斯(Bodrum-Kos)地震,进行震源参数反演及相关分析。

1. 人工蜂群算法

基于 Okada 矩形位错模型^[4-5],大地测量观测数据与震源参数具有以下函数关系:

$$\mathbf{d}_{obs} = \mathbf{G}(\mathbf{m}) + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (1)$$

式中 \mathbf{d}_{obs} 表示地表形变观测向量, \mathbf{m} 表示震源参数向量,共有 9 个,分别为震源位置(X、Y)、顶深(top depth)、底深(low depth)、长度(L)、走向角(strike)、倾角(dip)、滑动角(rake)和滑动量(Slip); \mathbf{G} 为基于 Okada 模型将震源参数与地表形变观测值联系起来的格林函数; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 表示观测误差向量。本文进行震源参数反演时,将实际形变值与模型正演值的加权残差平方和(Weighted Residual Sum of Squares, WRSS)最小作为目标函数,其具体形式如下:

$$WRSS = \mathbf{V}^T \mathbf{P} \mathbf{V} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{V} = \mathbf{d}_{obs} - \mathbf{d}_{mod}$ 表示残差, \mathbf{d}_{mod} 表示模型正演值; \mathbf{P} 表示观测值 \mathbf{d}_{obs} 的权阵。

1.1 标准人工蜂群算法

ABC 算法是一种基于蜂群智能行为提出的启发式优化算法^[23]。自然界中,单个蜜蜂的能力是很有限的,蜜蜂群体通过团结协作的方式来达到寻找最佳蜜源的目的。正是在

这一灵感下,ABC 算法被开发利用于诸多实际优化问题。

ABC算法将蜂群分为雇佣蜂、跟随蜂和侦察蜂三种类型。其中雇佣蜂和跟随蜂的数量相等,各占蜂群数量的一半,雇佣蜂负责在随机生成的初始解进行邻域搜索,以轮盘赌的形式将更优质的蜜源分享给跟随蜂,跟随蜂在优质的蜜源邻域进一步搜索。当一个解的质量已经不能再提高时,侦察蜂会在全局随机生成一些初始解,用来判断是否陷入了局部最优^[24]。

在震源参数反演中,蜜源对应着震源参数向量,每一个蜜蜂种群个体开采着相应的蜜源,蜜源的质量用适应度值表示,种群个体的加权残差平方和越小,适应度值越大,蜜源质量越优^[25],以下的雇佣蜂 $m_{v_{i,j}}$,跟随蜂 $m_{x_{i,j}}$ 和侦察蜂 $m_{x_{i,j}}$ 都对应着不同阶段震源参数的解。

初始解^[16]:

$$m_{x_{i,j}} = m_{min,j} + rand(0,1) * (m_{max,j} - m_{min,j}) \quad (3)$$

其中 $i \in \{1,2,\dots,n\}$, n 表示随机生成的雇佣蜂种群个数; $j \in \{1,2,\dots,d\}$, d 是求解问题的维度。在本文的求解震源参数包含 9 个,即 $d=9$; $m_{max,j}$ 和 $m_{min,j}$ 是震源参数 m 取值的上下界,即震源参数的搜索上下区间。 $m_{x_{i,j}}$ 表示生成的新解。

雇佣蜂阶段^[16]:

$$m_{v_{i,j}} = m_{x_{i,j}} + \varphi_{i,j} * (m_{x_{i,j}} - m_{x_{k,j}}) \quad (4)$$

其中 $k \in \{1, 2, \dots, n\}$ 和 $j \in \{1, 2, \dots, d\}$ 是随机选择的下标, $k \neq i$; $\varphi_{i,j}$ 为 $[-1, 1]$ 内的一个随机数。

$m_{x_{i,j}}$ 表示当前的解, $m_{v_{i,j}}$ 表示雇佣蜂阶段生成的新解, 若个体 $m_{v_{i,j}}$ 的适应度值比初始解 $m_{x_{i,j}}$ 更大, 则需要贪婪选择, 更新种群个体。

雇佣蜂分享机制(轮盘赌方法)^[16]:

$$p_i = \frac{fitness_i}{\sum_{i=1}^{SN} fitness_i} \quad (5)$$

式中, $fitness_i$ 表示个体的适应度值, 跟随蜂通过轮盘赌的形式, 对优质蜜源进行进一步搜索, 适应度值越大, 个体被选择的概率也越大。跟随蜂阶段^[16]:

$$m_{y_{i,j}} = m_{v_{i,j}} + \varphi_{i,j} * (m_{v_{i,j}} - m_{v_{k,j}}) \quad (6)$$

其中 $k \in \{1, 2, \dots, n\}$ 和 $j \in \{1, 2, \dots, d\}$ 是随机选择的下标, $k \neq i$; $\varphi_{i,j}$ 为 $[-1, 1]$ 内的一个随机数。 $m_{v_{i,j}}$ 表示对雇佣蜂种群采取轮盘赌方法筛选生成的解, $m_{y_{i,j}}$ 表示跟随蜂阶段生成

的新解, 同样地, 需要对跟随蜂种群 $m_{y_{i,j}}$ 及雇佣蜂种群 $m_{v_{i,j}}$ 进行贪婪选择, 淘汰蜜源质量更差的种群个体。

随着蜜蜂种群的进化, 种群多样性会丧失过多, 侦察蜂阶段^[16]同初始解的方式(公式3)通过生成随机解来判断种群是否陷入局部最优, 若生成的随机解的适应度值大于当前种群个体, 则需贪婪选择, 更新种群。

种群个体适应度值 $fitness_i$ 与目标函数 $WRSS_i$ (加权残差平方和) 具有以下的函数关系^[24]:

$$fitness_i = \frac{1}{1 + WRSS_i} \quad (7)$$

在震源参数反演中, 标准ABC算法里的目标函数对应着观测形变值与模型正演值的加权残差平方和。当算法达到最大迭代次数, 蜜蜂种群中适应度最大的个体, 即为最优震源参数解。标准ABC算法的流程图如图1所示:

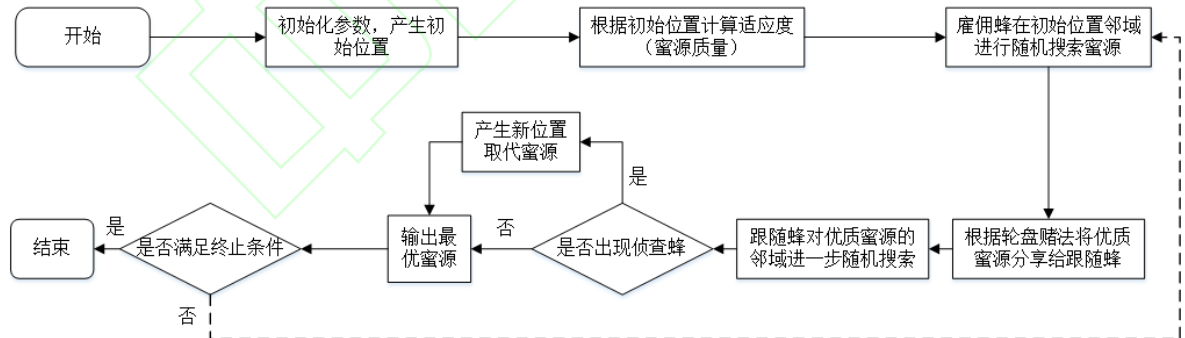


图 1 ABC算法流程图

Fig.1 ABC algorithm flow chart

1.2 改进人工蜂群算法

由于标准 ABC 算法存在收敛速度较慢, 易收敛于局部最优的缺陷。文献[26]基于

粒子群算法的变异能力, 提出了一种 GABC 方法, 通过更改雇佣蜂和跟随蜂搜索的方式, 引入了全局最优的变异分量, 这样使得雇佣蜂和跟随蜂具有向全局最优值靠近的能力,

同时增强了区间搜索范围。改进后的雇佣蜂及跟随蜂搜索阶段如式(8):

$$\begin{aligned} m_{v_{i,j}} &= m_{x_{i,j}} + \varphi_{i,j}(m_{x_{i,j}} - m_{x_{k,j}}) \\ &\quad + \psi_{i,j}(m_{x_{best,j}} - m_{x_{i,j}}) \\ m_{y_{i,j}} &= m_{v_{i,j}} + \varphi_{i,j}(m_{v_{i,j}} - m_{v_{k,j}}) \\ &\quad + \psi_{i,j}(m_{x_{best,j}} - m_{v_{i,j}}) \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $\psi_{i,j}$ 为[0, C]随机分布的函数, C为非负的常数, 通过数值实验确定了C为 1.5 时效果最优, $m_{v_{i,j}}$ 为雇佣蜂 $m_{v_{i,j}}$ 经过轮盘赌法筛选后得个体, $m_{x_{best,j}}$ 为蜜蜂种群中适应度值最大的个体。

本文基于文献[26]提出的GABC方法进行调整, 考虑到雇佣蜂的搜索策略可保留个体与个体的信息交互机制以及低维扰动原则, 同时跟随蜂的搜索策略引入全局最优个体能有效增加算法的开采能力。本文仅改变跟随蜂的搜索方式, 将全局最优的变量仅引入跟随蜂阶段, 且变异向量为全局最优值与经历过雇佣蜂阶段更新后, 而未经轮盘赌法筛选的种群个体 $m_{x_{g,j}}$ 的差值。本文 $\delta_{i,j}$ 为随迭代次数增加的线性函数, 区间同样为[0, 1.5]。随着迭代次数增加, 全局最优变量的权重增大, 进而加快算法的全局收敛。在本篇论文中, 对文献[26]提出的方法进行更改, 提出一种适用于震源参数反演的改进算法, 并将调整后改进后的ABC方法命名为GIABC (global improved Artificial bee colony algorithm)。更改后的雇佣蜂及跟随蜂搜索阶段如式(9):

$$\begin{aligned} m_{v_{i,j}} &= m_{x_{i,j}} + \varphi_{i,j}(m_{x_{i,j}} - m_{x_{k,j}}) \\ m_{y_{i,j}} &= m_{v_{i,j}} + \varphi_{i,j}(m_{v_{i,j}} - m_{v_{k,j}}) \\ &\quad + \delta_{i,j}(m_{x_{best,j}} - m_{x_{g,j}}) \\ \delta_{i,j} &= \frac{1.5i}{max_gen} \end{aligned} \quad (9)$$

其中 i 为算法当前迭代次数, max_gen 为最大迭代次数。

2. 模拟实验

为了验证 GIABC 算法相较于标准 ABC 算法在地震中具有更好的适用性。本文设立了 8 组模拟实验。在以震中为原点, 在 20km×20km 的范围模拟 25 个均匀分布的 GPS 点, GPS 点位分布和断层位置见图 2。基于 Okada 矩形位错模型, 通过震源参数正演得到地表形变以此模拟地表观测, 随机误差遵循(0, 3² mm²)分布。其中方案 1-方案 8 对应着 8 种不同应力类型作用下的断层, 分别为左旋逆冲断层、右旋逆冲断层、左旋正断层、右旋正断层、左旋走滑断层、右旋走滑断层、逆冲断层和正断层。本文设置的标准 ABC 和 GIABC 算法主要参数有, 设置初始化蜜源数量为 240, 雇佣蜂数量为 240, 跟随蜂数量为 240, 侦查蜂数量为 2, 最大迭代次数为 300; 设置的 MPSO 算法主要参数有, 粒子数量为 300, 内部嵌套单纯形算法最大迭代次数为 1000。同时, 实验中硬软件环境如下: Windows7 系统, Corei7 CPU, 主频 2.9GHz, 内存 8G, MATLAB R2018b。

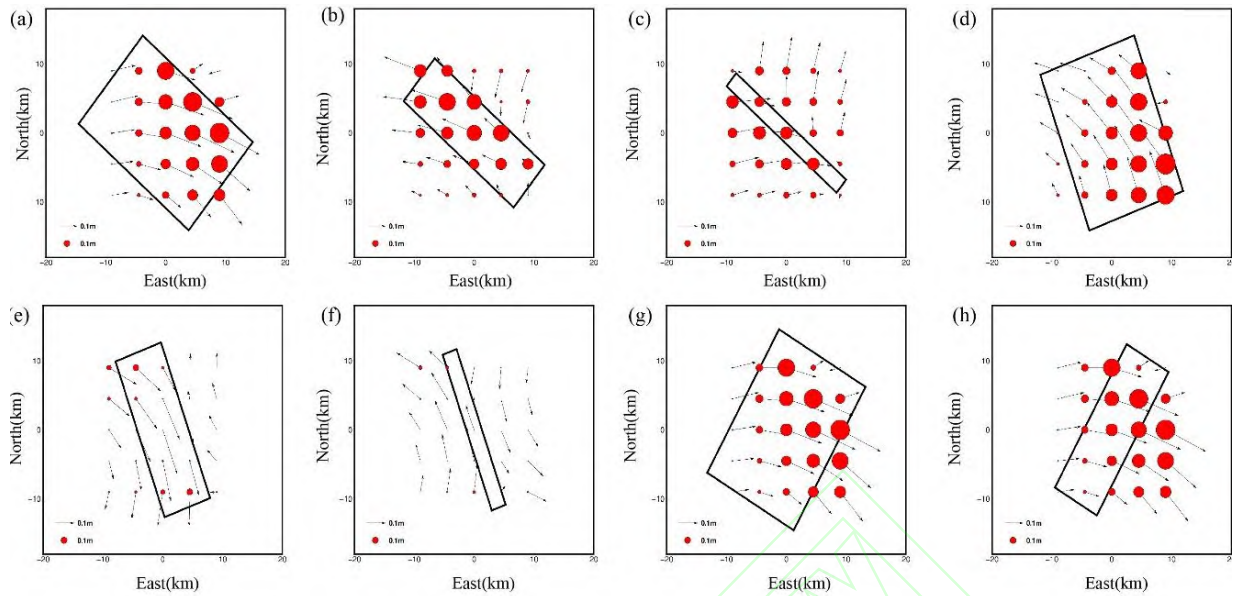


图 2 模拟地震的GPS同震形变场

(a)-(h)分别对应着方案 1-方案 8 中不同类型的断层，箭头表示水平分量，红色圆圈表示垂直分量，黑色矩形表示投影到地表的断层面

Fig.2 GPS isoseismic deformation field of simulated earthquake

(a)-(h) correspond to different types of faults in schemes 1 – 8, respectively, arrows indicate the horizontal component, red circles indicate the vertical component and the black rectangle indicates the fault surface projected to the surface

基于上述方案，分别采用标准 ABC 算法、GIABC 算法和 MPSO 算法进行均一断层参数反演，反演次数为 100 次，取均值记录于表 1。为了更加直观地显示算法的性能差异，本文采用二范数作为评价标准^[27]。考虑到不同参数的量纲及单位问题，本文将角度的二范数(包括走向角，倾角，滑动角)和距离的二范数(包括顶深，底深，长度和震中位置)进行分别计算。考虑到不同算法的计算效率，记录模拟实验中每个方案反演一次的运行时间。

如表 1 可示，由方案 1-方案 8 的结果可知，针对不同类型模拟地震断层，反演 100 次结果取均值，从单个参数的数值上看，GIABC 算法反演的结果与真值更为接近，而

ABC 算法得到的结果与真值具有一定的差异。这说明，ABC 算法存在“早熟”收敛性的缺陷，导致反演 100 次的结果中有部分结果存在局部最优，从而导致稳定性相对较差，而改进的算法很好的避免了这一现象的发生，并且 GIABC 算法适用于不同类型的断层中，具有一定的普适性。方案中的距离参数二范数及角度参数二范数的数值大小和量级差异也验证了 GIABC 算法相比于 ABC 算法在反演震源参数具有更好的精度。GIABC 相较于 ABC，仅改变了跟随蜂的搜索策略，并没有改变算法的结构，迭代次数相同，内部的算法复杂度也相同，所以运行时间上，GIABC 与 ABC 大致相同。同样的，将 MPSO 与 ABC 进行对比，可以看出，MPSO 精度方

面优于 ABC。最后，将 GIABC 与 MPSO 结果进行分析，除了方案 2 和方案 8 距离二范数和角度二范数数值上相同，其余的模拟实验方案，GIABC 的距离参数二范数和角度参数二范数的数值均小于 MPSO，这说明

GIABC 反演结果精度和稳定性优于 MPSO。而在时间计算效率上，MPSO 要远超前于 ABC 和 GIABC。从所有的模拟实验方案来看，GIABC 受断层走向角，倾角，滑动角影响较小，具有较好的精度和稳定性。

表 1 模拟实验结果
Table 1 Simulation experiment results

方 案	方 法	顶深 /km	底深 /km	走向角 /(°)	倾角 /(°)	长度 /km	滑动角 /(°)	滑动量 /m	X /km	Y /km	距离 二范数	角度 二范数	时间 /s
1	真值	2.00	16.00	130.00	40.00	24.00	45.00	0.80	0.00	0.00	/	/	/
	搜索区间	[0,5]	[5,20]	[80,250]	[10,100]	[10,40]	[15,60]	[0,5]	[-5,5]	[-5,5]	/	/	/
	ABC	2.06	15.82	132.81	40.65	23.57	44.79	0.87	0.12	-0.12	0.5	2.89	69.58
	GIABC	2.03	16.03	129.99	39.90	23.99	44.88	0.80	-0.04	0.02	0.06	0.15	70.19
	MPSO	2.03	16.02	130.00	39.88	23.98	44.86	0.80	-0.05	0.02	0.07	0.18	13.56
2	真值	2.00	16.00	130.00	60.00	24.00	135.00	0.80	0.00	0.00	/	/	/
	搜索区间	[0,5]	[5,20]	[80,250]	[10,100]	[10,40]	[15,60]	[0,5]	[-5,5]	[-5,5]	/	/	/
	ABC	2.09	15.77	132.71	60.13	24.12	135.96	0.93	0.01	0.12	0.29	2.88	65.97
	GIABC	2.00	16.03	129.98	60.07	24.01	135.05	0.80	-0.01	0.01	0.03	0.09	66.39
	MPSO	2.00	16.03	129.98	60.07	24.01	135.05	0.80	-0.01	0.01	0.03	0.09	12.57
3	真值	2.00	16.00	130.00	80.00	24.00	-45.00	0.80	0.00	0.00	/	/	/
	搜索区间	[0,5]	[5,20]	[80,250]	[10,100]	[10,40]	[15,60]	[0,5]	[-5,5]	[-5,5]	/	/	/
	ABC	2.18	14.89	133.02	76.65	24.24	-46.47	1.05	0.08	0.02	1.15	4.74	64.94
	GIABC	2.01	15.90	130.00	80.00	24.11	-45.04	0.80	-0.03	-0.04	0.16	0.05	64.38
	MPSO	2.04	15.70	130.01	80.02	24.55	-45.18	0.81	-0.18	0.20	0.68	0.20	12.77
4	真值	2.00	16.00	160.00	40.00	24.00	135.00	0.80	0.00	0.00	/	/	/
	搜索区间	[0,5]	[5,20]	[80,250]	[10,100]	[10,40]	[15,60]	[0,5]	[-5,5]	[-5,5]	/	/	/
	ABC	2.08	15.17	154.27	42.65	23.51	-135.73	1.03	0.14	-0.02	0.98	6.35	64.73
	GIABC	1.99	15.97	159.99	39.98	23.97	-134.90	0.80	0.01	0.02	0.05	0.1	63.16
	MPSO	2.00	15.96	160.59	39.79	23.84	-134.45	0.81	0.04	0.03	0.17	0.83	12.22
5	真值	2.00	16.00	160.00	60.00	24.00	0.00	0.80	0.00	0.00	/	/	/
	搜索区间	[0,5]	[5,20]	[80,250]	[10,100]	[10,40]	[15,60]	[0,5]	[-5,5]	[-5,5]	/	/	/
	ABC	2.84	11.24	161.20	57.98	24.46	0.12	1.62	-0.39	0.08	4.87	2.35	69.11
	GIABC	2.00	16.09	160.00	59.99	24.02	0.02	0.80	-0.02	-0.02	0.1	0.02	68.72
	MPSO	2.08	15.39	162.58	57.36	23.59	0.94	0.80	-0.17	-0.14	0.78	3.81	19.97
6	真值	2.00	16.00	160.00	80.00	24.00	180.00	0.80	0.00	0.00	/	/	/
	搜索区间	[0,5]	[5,20]	[80,250]	[10,100]	[10,40]	[15,60]	[0,5]	[-5,5]	[-5,5]	/	/	/
	ABC	2.24	15.21	160.89	77.69	23.75	176.50	1.02	-0.01	0.01	0.86	4.28	61.63
	GIABC	2.02	16.06	160.02	80.02	23.94	179.94	0.82	-0.01	0.02	0.09	0.06	61.5
	MPSO	2.05	15.85	160.03	80.03	23.93	179.92	0.85	0.01	0.03	0.17	0.09	14.01
7	真值	2.00	16.00	210.00	40.00	24.00	90.00	0.80	0.00	0.00	/	/	/
	搜索区间	[0,5]	[5,20]	[80,250]	[10,100]	[10,40]	[15,60]	[0,5]	[-5,5]	[-5,5]	/	/	/
	ABC	2.06	15.44	205.03	43.47	23.62	88.68	1.07	-0.07	-0.19	0.71	6.2	65.34
	GIABC	2.00	16.00	209.98	40.00	23.96	89.93	0.80	-0.01	-0.01	0.04	0.07	67.76
	MPSO	2.00	15.95	208.58	40.00	24.18	89.25	0.81	-0.06	-0.21	0.29	1.6	12.83

方	真值	2.00	16.00	210.00	60.00	24.00	-90.00	0.80	0.00	0.00	/	/	/
案	搜索区间	[0,5]	[5,20]	[80,250]	[10,100]	[10,40]	[15,60]	[0,5]	[-5,5]	[-5,5]	/	/	/
8	ABC	2.10	15.52	204.80	58.36	23.81	-89.12	1.03	-0.02	-0.16	0.55	5.52	62.86
	GIABC	2.00	15.94	210.00	59.92	23.97	-89.89	0.80	0.00	0.00	0.07	0.14	61.94
	MPSO	2.00	15.94	210.00	59.92	23.97	-89.89	0.80	0.00	0.00	0.07	0.14	11.37

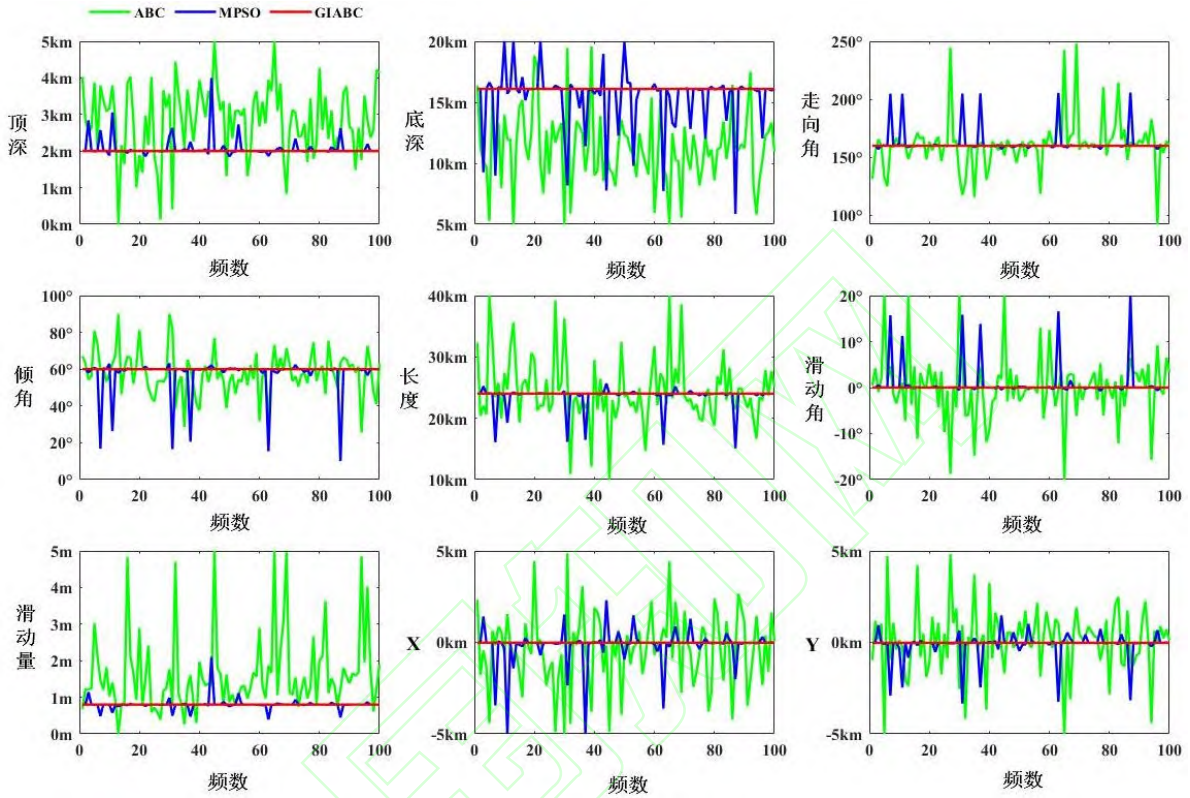


图3 左旋走滑断层(方案3)重复反演 100 次的参数估值

Fig.3 Parameter valuation for 100 times of repeated inversion of left-slip faults(the third project)

为了更直观地反映 ABC, GIABC, MPSO 算法的性能, 本文将模拟实验方案 5 左旋走滑断层反演 100 次的结果用连续的折线图示意于图 3, 其余的模拟实验结果则不进行赘述。由图 3 可知, GIABC 反演结果的稳定性和精度优于 ABC 及 MPSO。同时, MPSO 算法的稳定性和精度优于 ABC。在反演滑动量的结果中, GIABC 和 MPSO 算法展现出较高的稳定性和精度。总体上来看, GIABC 算法反演断层参数的波动性小于 ABC 和 MPSO。因此, 不同类型断层的模拟实验结果共同佐

证了本文提出的 GIABC 算法进行反演获得的断层参数具有更高的精度和更强的稳定性。

3. 真实地震应用

本章节, 我们基于前人发表的 GPS 同震位移数据, 采用 GIABC 算法反演 2013 年中国 Ms7.0 级芦山地震和 2017 年土耳其 Mw6.6 级博德鲁姆-科斯地震的震源参数, 进一步验证本文提出的改进的人工蜂群算法具有良好的适用性。

3.1 2013 年中国四川芦山 Ms7.0 级地震

2013 年 4 月 20 日 8 时 2 分(北京时间)四川省雅安市芦山县(30.3°N,103.0°E)发生了 Ms7.0 级地震(见图 4)。这是继 2008 年四川汶川地震发生后的又一次大地震。地震发生后,不同学者和科研机构对此次地震进行反演分析,研究了地震震源机制和反演地震震源参数。研究表明此次地震为逆冲型地震,但是由于反演资料及手段的不同,反演的震源参数存在一定差异。文献[28]依据地震发生后的地表破裂科考资料,结合余震的空间位置及

震源机制解等资料推测芦山地震属于典型的盲逆断层型地震,而且不同深度的倾角不一致。文献[29]利用远场体波资料和有限断层方法得出芦山地震为一次 $M_w6.7$ 级的逆冲型断层破裂,最大滑动量为 159cm。文献[30]利用雷达数据及 InSAR 技术获取芦山的形变场,反演得到的断层走向角为 213° ,倾角 $39^\circ\sim 43^\circ$;最大滑动量位于地表以下约 13km 深度位置,最大滑动量为 0.91m,矩震级为 $M_w6.45$ 级。文献[31]基于 33 个 GPS 站点的三维形变数据,利用格网搜索法确定了断层的几何参数,研究结果表明倾角为 43° 。

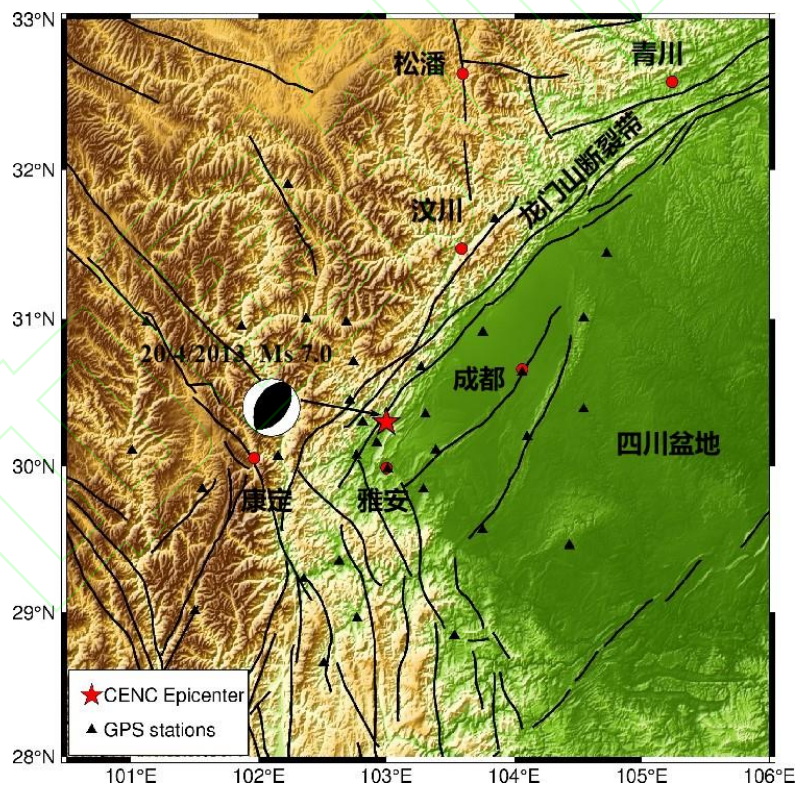


图 4 芦山地震研究范围图

Fig. 4 The research area of Lushan earthquake

本文使用了文献[31]的 GPS 位移数据,以中国地震台网发布的震中作为原点,将文献[31]的 GPS 数据的经纬度坐标转换为以震

源中心为参照的局部地面点相对坐标,基于 Okada 矩形位错模型进行震源参数反演。反演结果与已有文献研究及相关机构公布的地

震断层参数(均一滑动)列于表 2 中:

表 2 芦山地震断层参数反演结果

Table 2 The inversion Results of the Lushan earthquake fault parameters

统计项	经度	纬度	顶深	底深	走向角	倾角	长度	滑动量	滑动角	时间	地震矩	矩震级
	/°	/°	/km	/km	/°	/°	/km	/m	/°	/s	N*m	/Mw
搜索区间	103.00 ±50km	30.30 ±50km	[4,10]	[10,20]	[180,220]	[30,90]	[0,30]	[0,3]	[60,120]	/	/	/
USGS	102.888	30.308	/	/	216	47	/	/	93	/	9.68E18	6.59
CENC	103.0	30.3	/	/	220	35	/	/	95	/	/	6.7
文献[31]	102.938	30.295	7.70	19.38	208	43	22.5	0.71	81.7	/	9.50E18	6.6
本文 MPSO ^a	102.9347	30.2878	7.619	18.191	206.598	43.967	20.210	0.888	80.648	20.4	8.20E18	6.57
本文 MPSO ^b	±0.0008	±0.0001	±0.77	±0.89	±0.96	±0.48	±4.25	±0.44	±1.96	/	/	/
GIABC ^a	102.9379	30.2890	7.684	17.886	206.521	44.096	21.900	0.755	80.213	61.4	7.27E18	6.54
GIABC ^b	±1.4E-7	±8.2E-8	±1.8E-7	±5.1E-7	±2.6E-13	±2.4E-7	±4.7E-7	±3.2E-8	±5.6E-7	/	/	/
ABC ^a	102.9275	30.2888	7.38	18.33	205.72	44.29	21.54	0.815	81.34	62.4	8.26E18	6.58
ABC ^b	±1.54	±9.77	±1.03	±2.44	±4.63	±4.88	±4.20	±0.32	±6.81	/	/	/

注: MPSO^a, GIABC^a 和 ABC^a 表示反演 100 次取均值结果, MPSO^b, GIABC^b 和 ABC^b 为其对应的标准差。

由表 2 可知, 利用 GIABC 算法反演四川芦山地震断层参数, 得出断层的走向角为 206.521°, 倾角为 44.096°, 滑动角为 80.213°, 为左旋逆冲断层, 其中逆冲滑动为主, 带有少量的左旋走滑分量。与已有文献得到的断层类型相同, 即芦山地震属于逆冲型地震。地震断层的主要滑动区域位于地下 7.38km~18.33km 的位置, 均一的滑动量为 0.7-0.8m, 释放的地震矩为 $7.27 \times 10^{18} \text{N m}$, 对应 Mw6.54 的地震, 与文献[31]得到的结果较为接近。

同时 GIABC 算法与 MPSO 算法得到的反演参数较为一致, 仅在小数部分有区别。但是从单个参数的标准差来看, 反演 100 次,

GIABC 算法的稳定性要远远大于 MPSO 算法。这与模拟实验的结论是一致的。虽然从矩震级看, MPSO 的结果相较于 GIABC 更接近于文献[31]的结果, 但是不否认 GIABC 算法的稳定性得到了较大的提高。从时间的计算效率来看, GIABC 和 ABC 的计算时长相差无几, 而 MPSO 则优于 GIABC 和 ABC, 这与模拟实验的结果相吻合。

图 5 展示了观测位移和模型的模拟结果, 从中可以看到, GIABC 算法模拟的水平形变与实际形变相近, 且形变方向一致。而垂直方向的拟合效果相对较差, 这可能是由于 GPS 数据垂直分量噪声比水平分量噪声更大造成的。

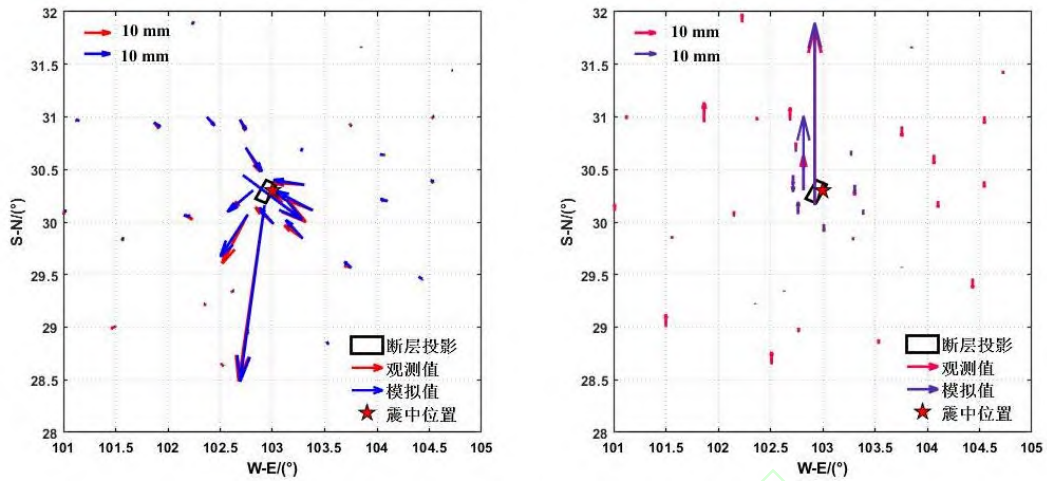


图 5 芦山地震GPS同震形变场

(a) GPS观测值与GIABC模拟值的水平分量拟合结果 (b) GPS观测值与GIABC模拟值的垂直分量拟合结果

Fig.5 GPS coseismic deformation field of Lushan earthquake

(a) results of fitting the horizontal component of GPS observations to GIABC simulated values (b) results of fitting the vertical component of GPS observations to GIABC simulated values

为了进一步验证 GIABC 算法结果的可靠性, 本文对地震断层参数进行蒙特卡洛分析^[32], 将原始的 GPS 形变观测值加入 1 倍中误差的随机正态分布误差, 构建 100 组模拟

观测数据用于震源参数反演, 得到的统计结果见于表 3, 震源参数的蒙特卡洛分析图见于图 6。

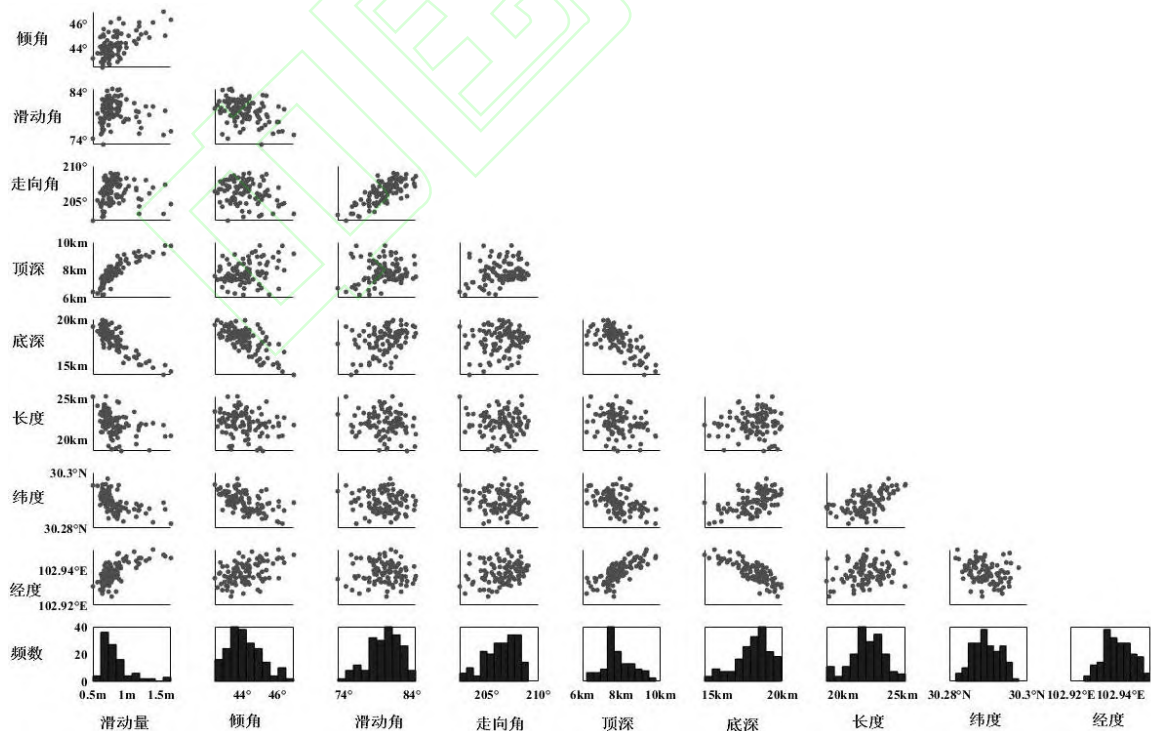


图 6 芦山地震震源参数的蒙特卡洛分析图

Fig. 6 Monte Carlo analysis of the source parameters of the Lushan earthquake

表 3 芦山地震震源参数的蒙特卡洛分析统计结果

Table 3 Statistical results of Monte Carlo analysis of the source parameters of the LuShan earthquake

统计项	顶深 /km	底深 /km	走向 /(°)	倾角 /(°)	长度 /km	滑动角 /(°)	滑动量 /m	经度 /(°)	纬度 /(°)
统计均值	7.74	17.77	206.24	44.09	21.72	79.97	0.818	102.9368	30.2890
标准偏差	±0.85	±1.28	±1.54	±0.84	±1.45	±2.39	±0.257	±0.0059	±0.0032
置信上区间	7.57	18.03	206.55	44.26	22.01	80.44	0.869	102.9381	30.2897
置信下区间	7.90	17.51	205.93	43.93	21.43	79.49	0.767	102.9357	30.2884

注：标准偏差的置信区间为 95%

由表 3 可知，GIABC 算法得到的芦山地震震源参数均满足蒙特卡洛分析的统计均值与标准偏差生成的范围，这说明 GIABC 算法的结果较为可靠。其次，本文得到的置信区间较窄，表明 GIABC 算法得到的震源参数分布十分紧密及算法具有一定的稳定性。由图 5 可知，断层的滑动量与顶深，底深；滑动量与经度；滑动角与走向角；顶深与经度；底深与经度存在一定相关性，其余参数之间的关系则是随机的。

3.2 2017年土耳其Bodrum-Kos Mw6.6级地震

2017年7月20日，Mw6.6级博德鲁姆-科斯地震发生在土耳其戈科娃湾的一个正断层上，震中位置为(27.414 E ,36.929 N)。Bodrum-Kos 地震研究范围图见图 7。由于博德鲁姆-科斯岛是著名的旅游景点，夏季人流量较多，且靠近震源中心，地震已经造成 2

人死亡和上百人受伤。地震发生后不同学者和科研机构对此次地震进行反演分析，研究地震震源机制和反演地震震源参数。文献[33]基于 20 个 GPS 站点位移数据反演震源参数和同震滑动分布，结果表明此次地震为正断层南倾，破裂深度达 12 km 但未及地表。断层同震位错存在 3 个峰值区；文献[34]结合 GPS 数据及 InSAR 数据进行联合反演，结果表明此次地震的破裂断层北向倾斜向，倾角约为 37°左右；破裂未及地表，顶深约为 1.2 km，底深约为 9.1 km，滑动角约为-79.5°左右。文献[35]利用 InSAR 技术和 GNSS 数据获取地震的同震形变场，结果表明地震产生形变达 20cm，反演得到破裂断层的走向角为 280°，滑动量为 1.5m；文献[36]基于文献[33]的数据利用自适应拟牛顿法反演震源参数的不确定性，震源参数反演结果表明地震为北向倾斜的断层。

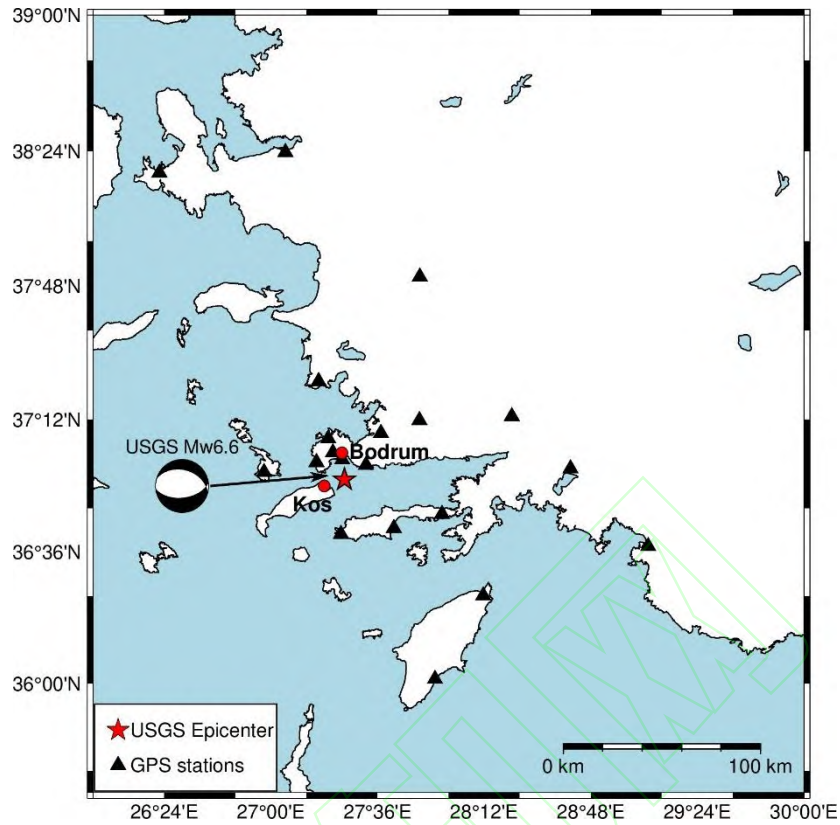


图 7 Bodrum-Kos 地震研究范围图

Fig. 7 The research area of Bodrum-Kos earthquake

本文使用了文献[33]的 20 个 GPS 位移数据，以 USGS 发布的震中作为原点，将文献[33]的 GPS 数据的经纬度坐标转换为以震源中心为参照的局部地面点相对坐标，基于

Okada 矩形位错模型进行震源参数反演。反演结果与已有文献研究及相关机构公布的地震断层参数(均一滑动)列于表 4 中：

表 4 Bodrum-Kos地震断层参数反演结果

Table 4 The inversion Results of the Bodrum-Kos earthquake fault parameters

统计项	经度 /°	纬度 /°	顶深 /km	底深 /km	走向角 /°	倾角 /°	长度 /km	滑动量 /m	滑动角 /°	时间 /s	地震矩 N*m	矩震级 /Mw
搜索 区间	27.48 ±50km	36.93 ±50km	[0,15]	[4,20]	[200,280]	[10,60]	[10,40]	[0,3]	[-120,70]	/	/	/
USGS	27.414	36.926	/	/	285	39	/	/	-73	/	11.05E18	6.6
GCMT	27.56	36.79	/	/	278	36	/	/	-82	/	11.6E18	6.6
文献[34]	27.474	36.855	1.2	9.1	274.9	36.5	16.8	1.46	-79.5	/	9.77E18	6.6
文献[36]	27.483	36.930	2.46	7.5	265.6	37.4	19.7	1.90	-93.5	/	9.32E18	6.6
MPSO ^a	27.483	36.937	2.47	7.53	265.48	37.33	19.89	1.87	-93.59	12.08	9.31E18	6.6
MPSO ^b	4.8E-3	7.5E-3	9.8E-3	9.1E-3	5.7E-2	2.5E-2	3.4E-2	6.6E-3	4.6E-2	/	/	/
GIABC ^a	27.483	36.937	2.47	7.53	265.48	37.33	19.90	1.87	-93.59	65.76	9.32E18	6.6
GIABC ^b	1.3E-7	1.8E-7	8.2E-8	2.3E-7	0	6.1E-7	6.1E-7	1.0E-7	7.1E-7	/	/	/
ABC ^a	27.454	36.938	3.15	8.14	263.16	37.65	20.52	1.83	-93.46	65.61	9.20E18	6.6
ABC ^b	±10.22	±10.28	±2.50	±2.38	±10.14	±5.08	±3.69	±0.30	±4.43	/	/	/

注: MPSO^a, GIABC^a 和 ABC^a 表示反演 100 次取均值结果, MPSO^b, GIABC^b 和 ABC^b 为其对应的标准差。

由表 6 可知, 基于 Okada 矩形位错模型, 利用 GIABC 算法反演 Bodrum-Kos 地震断层参数, 得出断层的主要滑动区域为地下 2.47km-7.53km。走向角为 265.48°, 倾角为 37.33°, 滑动角为-93.59°, 为右旋走滑正断层, 其中正断层为主, 带有少量的右旋走滑分量。同时滑动量为 1.87m。释放的地震矩为 $9.34 \times 10^{18} \text{ N m}$, 对应的矩震级为 Mw6.6。整体来看, GIABC 算法得到的断层参数与 USGS, GCMT 以及已有文献研究成果较为吻合, 即便由于数据源不同存在差异, 也是在可接受的范围。

从单个参数的标准差来看, 不同算法分别反演 100 次, GIABC 得到的震源参数标准差在三种算法里最小, 其稳定性大于 MPSO

以及 ABC, 说明 GIABC 算法在博德鲁姆-科斯地震中具有良好的适用性。GIABC 和 ABC 的计算时长相差无几, 而 MPSO 则优于 GIABC 和 ABC。因此, 无论是稳定性还是计算效率, 与模拟实验的结论相吻合。

由图 8 可知, 由 GIABC 算法模拟的水平形变与实际形变相近, 且形变方向一致。而垂直方向的拟合效果相对较差, 这可能是由于 GPS 数据垂直分量噪声比水平分量噪声更大造成的, 而与本身算法无关。同样文献[33]考虑到 GPS 垂直分量受轨道星座和季节效应影响较大, 对 GPS 的二维形变进行单独拟合。

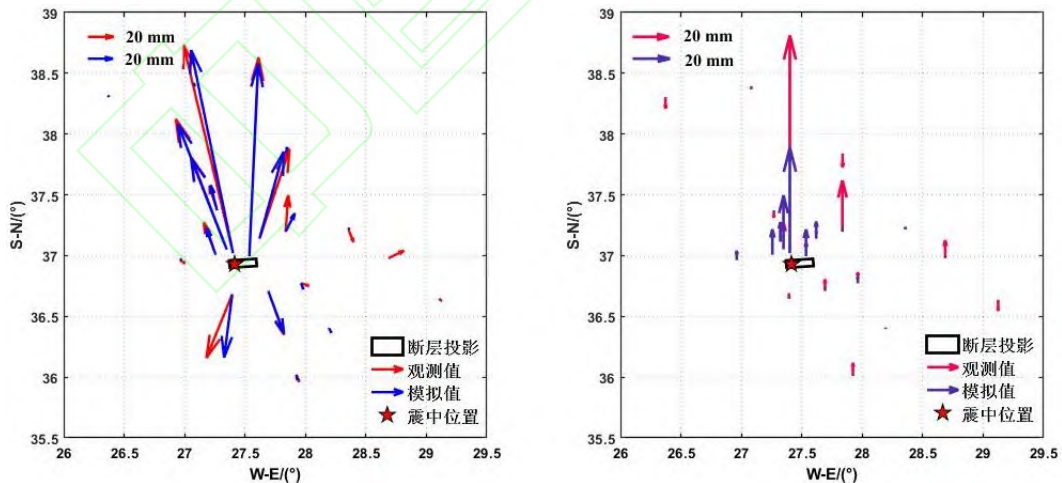


图 8 Bodrum-kos 地震 GPS 同震形变场

(a)GPS观测值与GIABC模拟值的水平分量拟合结果 (b)GPS观测值与GIABC模拟值的垂直分量拟合结果

Fig.8 GPS coseismic deformation field in the Bodrum-Kos earthquake

(a) results of fitting the horizontal component of GPS observations to GIABC simulated values (b) results of fitting the vertical component of GPS observations to GIABC simulated values

为了进一步验证 GIABC 算法结果的稳

定性及可靠性, 本文对地震断层参数进行蒙

特卡洛分析^[32], 将原始的 GPS 形变观测值加入 1 倍中误差的随机正态分布误差, 构建 100 组模拟观测数据用于震源参数反演, 得到的

统计结果见于表 5, 震源参数的蒙特卡洛分析图见于图 9。

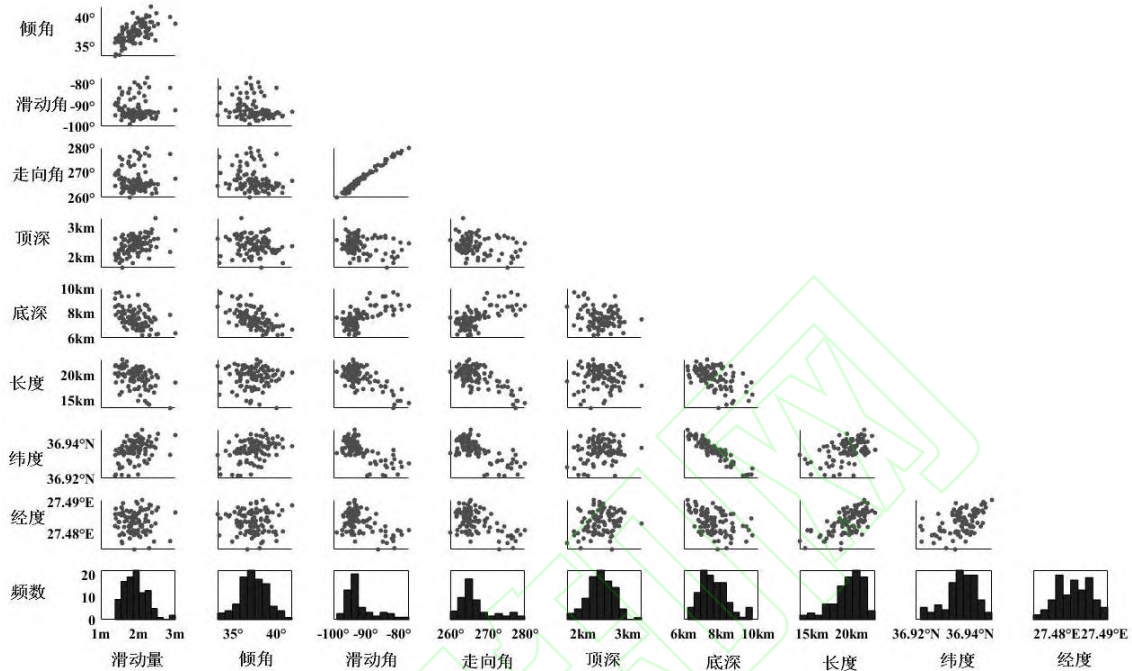


图 9 Bodrum-Kos 地震震源参数的蒙特卡洛分析图

Fig.9 Monte Carlo analysis of source parameters of the Bodrum-KOS earthquake

表 5 Bodrum-Kos 地震震源参数的蒙特卡洛分析统计结果

Table 5 Statistical results of Monte Carlo analysis of the source parameters of the Bodrum-Kos earthquake

统计项	顶深 /km	底深 /km	走向 /(°)	倾角 /(°)	长度 /km	滑动角 /(°)	滑动量 /m	经度 /(°)	纬度 /(°)
统计均值	2.39	7.59	267.01	37.39	19.52	-91.81	1.925	27.4835	36.9363
标准偏差	0.29	0.77	4.62	1.62	2.00	4.78	0.315	0.0035	0.0058
置信上区间	2.45	7.74	267.92	37.71	19.92	-90.86	1.987	27.4842	36.9375
置信下区间	2.33	7.43	266.09	37.07	19.13	-92.76	1.862	27.4828	36.9352

注: 标准偏差的置信区间为 95%

表 5 给出了利用 GIABC 算法反演断层参数的统计均值以及 95% 置信区间下的标准差, 统计均值非常接近最优值(表 4 中的 GIABC^a)。从图 9 可知, 统计结果表现以均值为中心的随机分布, 这表明算法具有一定的稳定性。同时, 断层的滑动量与倾角; 滑动角与走向角; 底深与纬度存在较强的相关

性, 其余参数之间的关系则是随机的。

4 结论

本文成功将一种改进的人工蜂群算法引入到震源参数反演中, 标准的人工蜂群算法是一种全局搜索算法, 但存在“早熟”的收敛性缺陷, 导致在反演震源参数存在局部最优

值的情况，从而导致稳定性相对较差。改进的人工蜂群算法通过改变跟随蜂的搜索方式，增加全局最优个体与经过雇佣蜂阶段更新后种群个体差值的变异分量，很好地改善了局部最优的不足。详细的 8 种不同类型断层的模拟实验证明了改进的人工蜂群算法优于标准的的人工蜂群算法及多峰值粒子群算法，表现出较好的反演精度和稳定性。在 2013 年芦山地震和 2017 年博德鲁姆-科斯地震的震源参数反演中，体现了改进的人工蜂群算法反演结果既可以达到MPSO算法的反演精度，又表现出了较好的稳定性。在以非线性模型为主的地球物理领域，已知目标函数的情况下，人工蜂群算法具有结构清晰，易于理解，性能较强的特点，该算法具有较强的现实意义及应用价值。但本文为了达到理想的结果，种群数量和迭代次数较大，从而导致运算时间较长，计算效率较低，如何在保证计算精度和稳定性的同时，提高计算效率还有待进一步研究，并且本文是基于Okada均匀弹性半空间矩形位错模型，不同发震断层适用的位错模型不同，其它位错模型的人工蜂群算法有待更深层研究应用。

参考文献

[1] Du Zhixing.Theory and Application of Geodesy Inversion Based on Mechanical Models[J]. Journal of Geodesy and Geoinformation Science,2002(01):94.(独行.基于力学模式的大地测量反演理论及应用[J].测绘学报,2002(01):94.)

[2] Li Haiyan. Research on inversion method of seismic dislocation model parameters[D]. Nan Chang:East China University of Technology,2016.(李海燕.震源位错模型参数反演方法研究[D].南昌:东华理工大学,2016.)

[3] Xu G, Xu C, Wen Y, et al. Coseismic and postseismic deformation of the 2016 MW 6.2 lampa earthquake, southern peru, constrained by interferometric synthetic aperture radar[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 2019, 124(4): 4250-4272.

[4] Okada Y. Surface deformation due to shear and tensile faults in a half-space[J]. Bulletin of the seismological society of America, 1985, 75(4): 1135-1154.

[5] Okada Y. Internal deformation due to shear and tensile faults in a half-space[J]. Bulletin of the seismological society of America, 1992, 82(2): 1018-1040.

[6] Wang Leyang, Li Haiyan, Chen Hanqing.Source Parameters and Slip Distribution Inversion of 2013 Lushan Ms 7.0 Earthquake[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2019,44(03):347-354.(王乐洋,李海燕,陈汉清.2013年芦山Ms 7.0级地震断层参数模型反演[J].武汉大学学报(信息科学版),2019,44(03):347-354.)

[7] Wright T J, Lu Z, Wicks C. Source model for the Mw 6.7, 23 October 2002, Nenana Mountain Earthquake (Alaska) from InSAR[J]. Geophysical Research Letters, 2003, 30(18).

- [8] Jónsson S, Zebker H, Segall P, et al. Fault slip distribution of the 1999 M w 7.1 Hector Mine, California, earthquake, estimated from satellite radar and GPS measurements[J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 2002, 92(4): 1377-1389.
- [9] Nunnari G, Puglisi G, Guglielmino F. Inversion of SAR data in active volcanic areas by optimization techniques[J]. Nonlinear Processes in geophysics, 2005, 12(6): 863-870.
- [10] Xu Guangyu, Xu Caijun, Wen Yangmao, et al. Source Parameters of the 2016–2017 Central Italy Earthquake Sequence from the Sentinel-1, ALOS-2 and GPS Data[J]. Remote Sensing, 2017, 9(11): 1182.
- [11] Wang Leyang, Sun Longxiang, Xu Guangyu. Combinations of the simplex and weighted distance-based grey wolf algorithms for the seismic source parameter inversion with GPS measurements[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021(王乐洋, 孙龙翔, 许光煜.利用GPS观测数据反演震源参数的单纯形组合加权距离灰狼新算法[J].武汉大学学报(信息科学版),2021.)
- [12] Feng Wanpeng, Li Zhenhong. A Novel Hybrid PSO/Simplex Algorithm for Determining Earthquake Source Parameter Using InSAR Data[J]. Progress in Geophysics, 2010, 25(4):1189-1196. (冯万鹏, 李振洪. InSAR资料约束下震源参数的 PSO混合算法反演策略[J]. 地球物理学进展, 2010, 25(4): 1189-1196.)
- [13] Shi Xueming, Wang Jiaying. Lecture on Nonlinear Inverse Methods in Geophysics (3) Simulated Annealing Method[J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2007, 4(3):165-174. (师学明, 王家映. 地球物理资料非线性反演方法讲座(三)模拟退火法[J]. 工程地球物理学报, 2007, 4(3): 165-174.)
- [14] Shi Xueming, Wang Jiaying. Lecture on Nonlinear Inverse Methods in Geophysics (4) Genetic Algorithm Method[J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2008, 5(2):129-140. (师学明,王家映.地球物理资料非线性反演方法讲座(四) 遗传算法[J].工程地球物理学报,2008(02):129-140.)
- [15] Wang Leyang, Jin Xibo, Xu Guangyu. Particle Swarm Optimization Algorithm with Dynamic Inertia Factors for Inversion of Fault Parameters[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(4):510-519. (王乐洋, 靳锡波, 许光煜. 断层参数反演的动态惯性因子的粒子群算法[J].武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(4): 510-519.)
- [16] Karaboga D, Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Journal of global optimization, 2007, 39(3): 459-471.
- [17] 宁爱平,张雪英.人工蜂群算法的收敛性分析[J].控制与决策,2013,28(10):1554-1558.(Ning A P, Zhang X Y. Convergence analysis of artificial bee colony algorithm[J]. Control and Decision, 2013, 28(10): 1554-1558.)
- [18] Zhang Song. Research on Artificial Bee Colony Algorithm and its Application[D]. Xi'an University of Electronic Science and Technology,2019.(张松.人工蜂群算法研究及其应用[D].西安电子科技大学,2019.)

- [19] Su S, Zhou F, Yu H. An artificial bee colony algorithm with variable neighborhood search and tabu list for long-term carpooling problem with time window[J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 85: 105814.
- [20] Yu J, Duan H. Artificial bee colony approach to information granulation-based fuzzy radial basis function neural networks for image fusion[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2013, 124(17): 3103-3111.
- [21] Zhang Chengrui, Ke Peng, YinMei. Improved Artificial Bee Colony Algorithm and Its Application in Edge Computing Offloading[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022: 1-13.(章呈瑞,柯鹏,尹梅.改进人工蜂群算法及其在边缘计算卸载的应用[J].*计算机工程与应用*, 2022: 1-13.)
- [22] Li N, Zhu X F, Pan Y Z and Zhan P. 2018. Optimized SVM based on artificial bee colony algorithm for remote sensing image classification. *Journal of Remote Sensing*, 22(4): 559-569(李楠,朱秀芳,潘耀忠,詹培.人工蜂群算法优化的SVM遥感影像分类[J].*遥感学报*,2018,22(04):559-569.)
- [23] Qin Quande, Cheng Shi, Li Li, et al. Artificial bee colony algorithm: a survey[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*,2014,9(2):127-135.(秦全德,程适,李丽,史玉回.人工蜂群算法研究综述[J].*智能系统学报*,2014,9(02):127-135.)
- [24] Ding Haijun, Feng Qingxian. Artificial bee colony algorithm based on Boltzmann selection policy.*Computer Engineering and Applications*,2009,45(31):53-55.(丁海军,冯庆娴.基于boltzmann选择策略的人工蜂群算法[J].*计算机工程与应用*,2009,45(31):53-55.)
- [25] Zhang Yinxue, Tian Xuemin, Cao Yuping. Artificial bee colony algorithm with modified search strategy[J]. *Journal of Computer Applications*,2012,32(12):3326-3330+3342.(张银雪,田学民,曹玉苹.改进搜索策略的人工蜂群算法[J].*计算机应用*,2012,32(12):3326-3330+3342.)
- [26] Zhu G, Kwong S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization[J]. *Applied mathematics and computation*, 2010, 217(7): 3166-3173.
- [27] Wang L, Ding R. Inversion and precision estimation of earthquake fault parameters based on scaled unscented transformation and hybrid PSO/Simplex algorithm with GPS measurement data[J]. *Measurement*, 2020, 153: 107422.
- [28] Xu X W, Wen X Z, Han Z J, et al. Lushan M S7. 0 earthquake: a blind reserve-fault event[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2013, 58(28): 3437-3443.(徐锡伟,闻学泽,韩竹军,陈桂华,李传友,郑文俊,张世民,任治坤,许冲,谭锡斌,魏占玉,王明明,任俊杰,何仲,梁明剑.四川芦山 7.0 级强震:一次典型的盲逆断层型地震[J].*科学通报*,2013,58(20):3437-3443.)
- [29] Wang W M, Hao J L, Yao Z X. Preliminary result for rupture process of Apr. 20, 2013, Lushan earthquake, Sichuan, China[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2013, 56(4): 1412-1417.(王卫民,郝金来,姚振兴.2013年4月20日四川芦山地震震源破裂过程反演初步结果[J].*地球物理学报*,2013,56(04):1412-1417.)

- [30] Liu Y H, Wang C S, Shan X J, et al. 2014. Result of SAR differential interferometry for the co-seismic deformation and source parameter of the Ms 7.0 Lushan Earthquake. Chinese J. Geophys. (in Chinese), 57(8):2495-2506. (刘云华, 汪驰升, 单新建, 张桂芳, 屈春燕. 芦山M_s7.0级地震InSAR形变观测及震源参数反演[J]. 地球物理学报, 2014, 57(8):2495-2506.)
- [31] Jiang Z, Wang M, Wang Y, et al. GPS constrained coseismic source and slip distribution of the 2013 Mw6.6 Lushan, China, earthquake and its tectonic implications[J]. Geophysical Research Letters, 2014, 41(2): 407-413.
- [32] Parsons B, Wright T, Rowe P, et al. The 1994 Sefidabeh (eastern Iran) earthquakes revisited: new evidence from satellite radar interferometry and carbonate dating about the growth of an active fold above a blind thrust fault[J]. Geophysical Journal International, 2006, 164(1): 202-217.
- [33] Tiryakioğlu, İ., et al. "Slip distribution and source parameters of the 20 July 2017 Bodrum-Kos earthquake (Mw6.6) from GPS observations." Geodinamica acta 30.1 (2018): 1-14.
- [34] Karasözen, Ezgi, et al. "The 2017 July 20 Mw 6.6 Bodrum–Kos earthquake illuminates active faulting in the Gulf of Gökova, SW Turkey." Geophysical Journal International 214.1 (2018): 185-199.
- [35] Ganas A, Elias P, Valkaniotis S, et al. Co-seismic deformation and preliminary fault model of the July 20, 2017 Mw6.6 Kos earthquake, Aegean Sea[J]. EMSC, 2017.
- [36] Zhao Y, Xu C. Adaptive multistart Gauss–Newton approach for geodetic data inversion of earthquake source parameters[J]. Journal of Geodesy, 2020, 94(2): 1-18.

An improved artificial bee colony algorithm for inversion of seismic source parameters using GPS observation data

Xie Linghui^{1,2} *Wang Leyang*^{1,2} *Han Shuhao*^{1,2} *Xu Guangyu*^{1,2}

¹ Faculty of Geomatics, East China University of Technology, Nanchang 330013, China;

² Key Laboratory of Mine Environmental Monitoring and Improving around Poyang Lake, Ministry of Natural Resources, Nanchang

330013, China

Abstract: Objectives: With the improvement of the accuracy of geodetic observation data, the inversion of seismic source parameters has put forward higher requirements on the performance of

optimization algorithms. **Methods:** A novel artificial bee swarm algorithm is proposed to invert the seismic source parameters for the seismic source parameter optimization problem. Subsequently, based on the limitations of the following bee search module, the algorithm is improved by introducing the variance component of the difference between the global optimal individuals and the population individuals after the hiring bee stage update. To verify the effectiveness of the algorithm improvement, the performance of the standard artificial bee algorithm, the improved artificial bee algorithm and the multi-peak particle swarm algorithm are evaluated through experimental tests. **Results:** simulated earthquake simulation experiments for eight groups of different types of faults show that the improved artificial bee algorithm outperforms the standard artificial bee algorithm and the multi-peak particle swarm algorithm in terms of accuracy and stability; finally, the algorithm is applied to the 2013 Lushan earthquake and 2017 Bodrum-Kos earthquake. **Conclusions:** The results show that the improved artificial swarm algorithm has good practicality and reliability.

Keywords: Seismic source parameter inversion; Artificial bee colony algorithm; Optimization; Global optimal variable; Lushan earthquake; Bodrum-Kos earthquake

First author: Xie linghui, Master's Candidate, majors in geodetic inversion.

Corresponding author: Wang Leyang, PhD, professor, majors in geodetic inversion and geodetic data processing.

E-mail: wleyang@163.com

网络首发:

标题: 利用GPS观测数据反演震源参数的改进人工蜂群算法

作者: 谢灵惠, 王乐洋, 韩澍豪, 许光煜

DOI: 10.13203/j.whugis20220280

收稿日期: 2022-10-31

引用格式:

谢灵惠, 王乐洋, 韩澍豪, 等. 利用GPS观测数据反演震源参数的改进人工蜂群算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20220280 (Xie Linghui, Wang Leyang, Han Shuhao, et.al. An improved artificial bee colony algorithm for inversion of seismic source parameters using GPS observation data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20220280)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

利用GPS观测数据反演震源参数的单纯形组合加权距离灰狼新算法

王乐洋, 孙龙翔, 许光煜

武汉大学学报 信息科学版, doi: 10.13203/j.whugis20210114

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20210114>