



引文格式:王乐洋,孙龙翔,许光煜.利用GPS数据反演震源参数的单纯形组合加权距离灰狼优化算法[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,49(7):1140-1154.DOI:10.13203/j.whugis20210114

Citation: WANG Leyang, SUN Longxiang, XU Guangyu. Combinations of Simplex and Weighted Distance-Based Grey Wolf Algorithms for Seismic Source Parameter Inversion with GPS Measurements[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(7): 1140-1154. DOI: 10.13203/j.whugis20210114

利用GPS数据反演震源参数的单纯形组合 加权距离灰狼优化算法

王乐洋^{1,3} 孙龙翔^{1,2} 许光煜¹

¹ 东华理工大学测绘与空间信息工程学院, 江西 南昌, 330013

² 武汉大学测绘学院, 湖北 武汉, 430079

³ 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:针对地震震源参数反演优化问题,提出了一种改进的灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)算法来反演震源参数。首先,采用基于余弦规律的非线性递减收敛因子策略的加权距离GWO(weighted distance GWO, wdGWO)算法来代替原来的线性递减算法。随后,配置了改进wdGWO算法和单纯形算法的组合方法,引入后者算法是为了稳定前者算法的性能。因此,组合算法(简称GWOS)在收敛性和稳定性方面都具有良好的优势。最后,通过实验测试来评估基本的wdGWO算法、遗传算法(genetic algorithm, GA)和GWOS的性能。仿真实验结果表明,GWOS对震源参数的估计优于wdGWO算法,具有良好的稳定性和准确性;GWOS既可以达到GA的反演精度,又表现出了更好的参数稳定性。将该算法应用于2014年纳帕地震和2017年博德鲁姆-科斯地震,不同类型地震的反演结果表明GWOS具有良好的实用性和可靠性。

关键词:震源参数反演;灰狼优化算法;单纯形算法;组合算法;纳帕地震;博德鲁姆-科斯地震

中图分类号: P228

文献标识码: A

收稿日期: 2022-06-24

DOI: 10.13203/j.whugis20210114

文章编号: 1671-8860(2024)07-1140-15

Combinations of Simplex and Weighted Distance-Based Grey Wolf Algorithms for Seismic Source Parameter Inversion with GPS Measurements

WANG Leyang^{1,3} SUN Longxiang^{1,2} XU Guangyu¹

¹ School of Surveying and Geoinformation Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, China

² School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

³ Key Laboratory of Mine Environmental Monitoring and Improving Around Poyang Lake, Ministry of Natural Resources, Nanchang 330013, China

Abstract: Objectives: With the improvement of geodetic observation accuracy, higher requirements are put forward for the seismic inversion algorithm. **Methods:** In view of this problem, we successfully develop a novel grey wolf optimizer (GWO) algorithm to invert the seismic source parameters. The weighted distance GWO (wdGWO) algorithm with the strategy of the nonlinear decreasing convergence factor based on the cosine law is proposed to instead that of the original linear decreasing. Subsequently, a combination approach with the improved wdGWO algorithm and the simplex algorithm is configured and the introduction of the latter algorithm is to stabilize the performance of the proposed wdGWO algorithm. Thus, the combination algorithm has better advantages for both convergence and stability. Finally, we achieve synthetic tests to evaluate the performance of the basic wdGWO algorithm, the genetic algorithm and the combination algorithm. **Results:** The simulated experimental results show that the estimation of seismic source parameters via the proposed algorithm is superior to the wdGWO algorithm, which expresses excellent stability.

基金项目:国家自然科学基金(42174011, 41874001, 42104008);江西省研究生创新基金(YC2020-S500)。

第一作者:王乐洋,博士,教授。主要研究方向为大地测量反演及大地测量数据处理。wleyang@163.com

ty and accuracy. On the other hand, the stability of seismic source parameters is validated between the combination algorithm and the genetic algorithm, and we find the superiority of the combination algorithm. Furthermore, the availability of the combination algorithm is tested by the 2014 Napa earthquake and the 2017 Bodrum-Kos earthquake. The results show that the combination algorithm can achieve the inversion precision of genetic algorithm, and exhibit better parameters stability. **Conclusions:** Considering the accuracy and stability of the inversion results is particularly important for the accurate determination of seismic source parameters, the combination algorithm has potential applications in the inversion of seismic source parameters.

Key words: source parameter inversion; grey wolf optimizer algorithm; simplex algorithm; combination algorithm; Napa earthquake; Bodrum-Kos earthquake

大地测量反演是研究地球科学问题的重要途径之一,利用大地测量资料反演地震机制是地质领域的前沿研究热点^[1]。大地测量技术、GPS 和干涉合成孔径雷达(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)的迅速发展,为震源机制研究提供了丰富且高质量的地震同震位移数据。近年来,众多国内外学者采用大地测量资料(GPS 数据和 InSAR 数据)进行大地测量反演^[2-5]。利用大地测量技术进行地震震源参数反演,不仅能更好地分析地震发震机理,而且可以为研究活动断层破裂扩展、震后形变、岩石圈应力变化及后期地震危险性评估提供基础^[6-7]。

在震源机制研究中,弹性位错理论很好地描述了大地测量数据与震源参数之间的函数关系,其中最为经典的位错模型是 Okada 基于前人研究提出的弹性半空间矩形位错模型^[8-9]。基于 Okada 模型进行震源参数反演时,顾及到震源参数与地表形变之间存在复杂的非线性关系,导致一般线性化方法求解震源参数较难实现,因此通常采用非线性优化算法来搜索最优震源参数^[10]。目前已引入到大地测量反演的非线性优化方法主要有单纯形算法^[11-12]、模拟退火算法^[13-14]、遗传算法(genetic algorithm, GA)^[15-17]和粒子群算法^[18-20]等。以上算法中,单纯形算法计算结构简单,且局部搜索能力和收敛能力较强,但其依赖于初始模型解的精度,易收敛于局部最优^[18];模拟退火算法是一种启发式的蒙特卡罗方法,在反演中必须在全空间搜索,目的是得到全局极小值,但其计算效率较低,在实际应用中受到了很大限制^[21];GA 是较为经典的非线性全局最优化算法,在震源参数反演中运用较为广泛,但该算法需要控制较多参数,计算结构较复杂,而且参数的设置具有主观性^[22];多峰值粒子群算法在局部粒子群算法基础上引入了一维密度函数的峰值自动识别函数,以确定局部最

小值空间位置,再结合单纯形算法以加速收敛,从而将得到的局部最优解取代全局最优解,但若局部最小值确定不准确,可能会错失全局最优解^[23]。

近年来,随着启发式算法的迅速发展,大量优化算法被广泛用于解决各种复杂的实际问题。其中,受灰狼群体猎食行为的启发,文献[24]提出了灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)算法。相比于粒子群等算法,GWO 拥有更快的收敛速度和更高的搜索精度,同时具有结构简单、调节参数少、稳健性强、容易实现等优点,其具有自适应调整的收敛因子以及信息反馈机制,能够在局部寻优与全局搜索之间实现平衡。基于 GWO 算法的良好性能,不同学者展开了大量的研究。文献[25]提出了一种 GWO 和 GA 的混合算法,用来简化最小化分子能量函数模型。文献[26]将粒子群算法和 GWO 相结合,很好地解决了经济和排放调度问题。文献[27]提出了一种混合 GWO 和蝙蝠优化的算法,该算法充分利用了 GWO 和蝙蝠优化算法在探索开发中的优势。文献[28]提出了一种将混沌搜索机制与 GWO 相结合的改进算法,该算法更好地解决了混合级联多电平逆变器的电容电压平衡问题。文献[29]提出了一种鲸鱼优化算法和 GWO 的混合算法,在动态目标聚类问题中取得了较好效果。文献[30]提出了一种 GWO 和正余弦算法的混合算法,并很好地解决了多级电力系统稳定器最优参数的确定。而灰狼优化算法在震源参数反演中的应用还未见相关的文献报道。

本文将 GWO 应用到地震断层参数反演,同时考虑到单纯形算法具有较强的局部收敛能力,提出了改进的加权距离 GWO(weighted distance GWO, wdGWO)算法与单纯形算法的组合算法(简称 GWOS)反演策略。

1 单纯形组合 wdGWO 算法

基于 Okada 模型^[8-9],大地测量观测数据与震源参数具有以下函数关系^[19]:

$$d_{\text{obs}} = G(m) + \epsilon \quad (1)$$

式中, d_{obs} 表示地表形变观测值向量; m 表示震源参数向量, 分别为震源位置 (X, Y) 、顶深、底深、长度、走向、倾角、滑动角、滑动量; $G(\cdot)$ 表示将震源参数与地表形变观测值联系起来的函数; ϵ 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 d_{obs} 与模型正演值 d_{mod} 的加权残差平方和 (weighted residual sum of squares, WRSS) 最小作为目标函数, 其具体形式为:

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

式中, $V = d_{\text{obs}} - d_{\text{mod}}$, 表示残差; P 表示观测值的权阵。

1.1 灰狼优化算法

GWO 算法^[24]模仿了自然界中灰狼的社会等级和狩猎机制, 以达到优化目的。狼群中最优解为 α , 即为上文需要求解的最优震源参数 m , 第二和第三个最佳解分别命名为 β 和 δ , 表示最优震源参数 m 的次解集, 其余的候选解命名为 ω , 表示最优震源参数 m 的备选解集。在 GWO 算法中, 狩猎 (优化) 由 α 、 β 、 δ 狼一起引导, ω 狼跟随这 3 只狼来更新位置。灰狼狩猎行为的数学模型为:

$$D = |CX_p(t) - X(t)| \quad (3)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - AD \quad (4)$$

其中, 式(3)表示灰狼与猎物之间的距离; 式(4)表示灰狼位置的更新; t 表示当前迭代次数; X_p 是猎物位置向量; X 是灰狼位置向量; A 和 C 是系数向量。 $A = [A_1 A_2 A_3 \dots A_k]$ 和 C 的计算公式为:

$$A = 2ar_1 - aI \quad (5)$$

$$C = 2r_2 \quad (6)$$

式中, a 表示一种收敛因子, 在迭代过程中由 2 线性减小到 0; r_1 和 r_2 是区间 $[0, 1]$ 随机生成的 k 维向量; I 表示 k 维单位向量, k 表示种群个数。 $|A_k| > 1$ 表示灰狼进行全局搜索, 具有良好的探索能力; $|A_k| < 1$ 表示灰狼进行局部搜索, 具有开发新位置的能力。

种群中 ω 狼的位置根据 α 、 β 和 δ 的位置共同决定:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 X_\alpha - X| \\ D_\beta = |C_2 X_\beta - X| \\ D_\delta = |C_3 X_\delta - X| \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 D_\delta \end{cases} \quad (8)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (9)$$

其中, 式(7)定义了 α 、 β 和 δ 与其他灰狼之间的距离, 分别表示为 D_α 、 D_β 和 D_δ ; X_α 、 X_β 和 X_δ 表示 α 、 β 和 δ 的当前位置; X 表示其余灰狼的位置; 式(8)定义了 ω 灰狼分别向 α 、 β 和 δ 移动的距离, 分别表示为 X_1 、 X_2 和 X_3 ; 式(9)定义了 ω 灰狼的最终位置为 $X(t+1)$, 以此达到种群位置更新的目的。

GWO 算法的核心在于位置更新方程, 它是由 α 、 β 和 δ 位置的平均值计算出来, 在处理高维复杂多模态问题时, 解存在过早收敛和质量较差的现象。为了提高基本 GWO 算法的性能, 文献^[31]考虑到 α 、 β 和 δ 3 匹狼对 ω 狼具有不同的影响, 提出了 wdGWO 算法, 即用下式取代式(9):

$$\begin{cases} W_1 = A_1 C_1, W_2 = A_2 C_2, W_3 = A_3 C_3 \\ X(t+1) = \frac{X_1 W_1 + X_2 W_2 + X_3 W_3}{W_1 + W_2 + W_3} \end{cases} \quad (10)$$

式中, W_1 、 W_2 和 W_3 分别表示对 X_1 、 X_2 和 X_3 的加权向量。该权重增加了最佳位置计算时的随机性, 即动态地给定了 α 、 β 和 δ 对狼群位置的影响程度, 在处理多模态基准问题时, 这种随机性使得该算法具有较快的收敛速度和稳定性^[31]。

1.2 震源参数反演策略

本文在 wdGWO 方法的基础上对收敛因子 a 进行调整, 具体形式为:

$$a = 1 + \cos\left(\pi \left(\frac{t}{t_{\text{max}}}\right)\right) \quad (11)$$

式中, t 为当前迭代次数; t_{max} 为最大迭代次数。

wdGWO 算法中的收敛因子 a 的变化趋势呈线性递减, 使得在迭代过程中 a 以相同速率减小, 这不符合参数非线性收敛方式。因此, 参考文献^[32]的思想, 考虑设计以余弦规律变化的收敛因子 a 。在迭代初期收敛因子 a 减小得较为缓慢, 这使得 a 在相对较长时间内处于较大值, $|A_k|$ 相应也保持在较大值区域, 使得算法在迭代初期可以在更大范围内搜索, 以提高全局搜索能力; 而迭代后期收敛因子 a 减小得也较为缓慢, 使得 a 在较长时间内保持较小值, $|A_k|$ 相应也保持在较小值区域, 以改善局部搜索的精度。同时, 考虑到单纯形算法高效的收敛能力^[17], 将改进的 wdGWO 算法与单纯形算法结合为 GWOS, 作为本文的震源参数反演策略, 其算法流程概括为:

1) 设置狼群大小 N 、最大迭代次数 t_{max} , 结合

先验信息给出式(1)中震源参数 m 的搜索区间;

2) 随机初始化狼群位置,即 m 的初始向量;

3) 根据式(1)计算出当前的模型正演值 d_{mod} ,在式(2)的基础上,结合实际形变值 d_{obs} 计算当前种群个体的 WRSS,选取出解 α (即对应当前状态下的最优震源参数 m)、解 β 和解 δ ;

4) 根据式(5)、式(6)、式(11)分别更新 A 、 C 和 α ,通过式(7)、式(8)、式(10)来更新种群位置,计算更新当前最优解 α (即对应当前状态下的最优震源参数 m ,以获取目标函数值更小时所对应的参数解,得到最贴合实际数据的模型参数);

5) 判断是否达到最大迭代数,若满足,则输出最优灰狼 α 的位置 X_α 进入单纯形算法中进行搜索,根据目标函数式(2),输出精度更好的解,

即为最终得到的最优震源参数 m ;否则,重复步骤 3)~5)。

2 模拟实验

为了分析 GWOS 的适用性及稳定性,设计以下模拟实验。以震中为原点 (0, 0) km,在 80 km × 80 km 的范围模拟 49 个 GPS 点,并预设震源参数真值和搜索区间(见表 1),GPS 点位分布及断层位置见图 1。首先根据预设的震源参数,利用 Okada 模型正演得到模拟的形变值,再加入服从一定均值和标准差的正态随机误差,然后将得到的数据作为实际观测值进行震源参数反演,通过分析反演结果,验证 GWOS 的适用性与稳定性。

表 1 预设参数及搜索区间

Tab. 1 Default Parameters and Search Interval

统计项	顶深/km	底深/km	走向角/(°)	倾角/(°)	长度/km	滑动角/(°)	滑动量/m
真值	2.6	18.7	90	20/60/80	48.8	0/45/90	1.6
搜索区间	[0, 5]	[5, 20]	[60, 120]	[10, 90]	[20, 80]	[20, 120]	[0, 5]

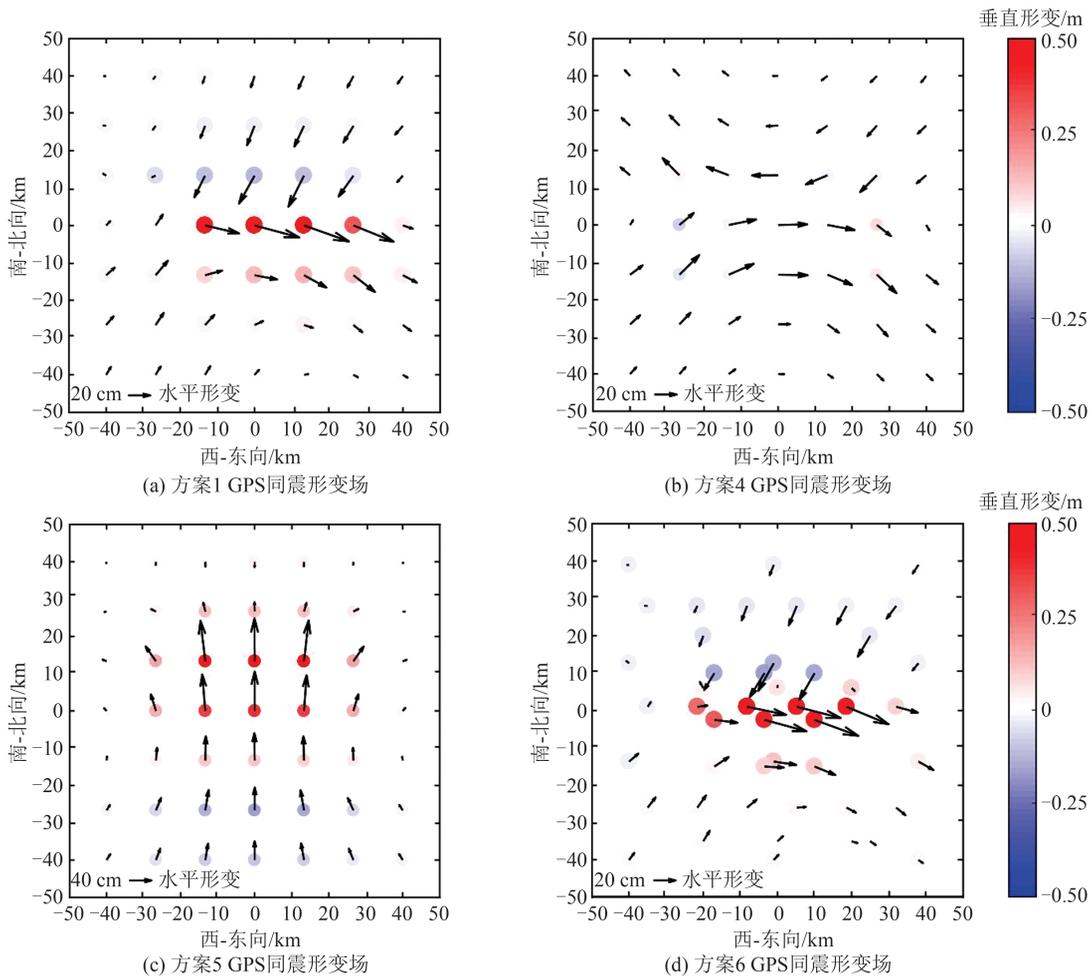


图 1 模拟地震的 GPS 同震形变场

Fig. 1 GPS Coseismic Deformation Field of Simulated Earthquake

考虑到GWOS对不同随机误差、不同断层错动类型和不同GPS点位分布的适应程度,通过改变随机误差大小、滑动角大小(控制断层错动类型)和GPS点位分布位置分别进行实验,以分析GWOS的适用性。因此,共设计6种方案分别进行实验,具体方案内容见表2,其中,方案1、方案2和方案3分别模拟了观测值加入不同随机误差情况;方案1、方案4和方案5分别模拟了不同的断层

错动类型;方案1和方案6模拟了不同GPS点位分布情况。图1给出了模拟地震的GPS同震形变场,其中图1(a)为方案1下斜滑位错断层的GPS同震形变场,考虑到方案1、方案2和方案3具有类似同震形变场,仅形变大小存在细微差异,故仅给出方案1的GPS同震形变场;图1(b)~1(d)分别为左旋走滑位错(方案4)、逆冲位错(方案5)和斜滑位错断层(方案6)的GPS同震形变场。

表2 模拟实验方案

Tab. 2 Simulation Experiment Schemes

方案	内容
1	均匀点位,滑动角为45°,倾角为60°,随机误差 $N_1(0\text{ mm}, 3^2\text{ mm}^2)$
2	均匀点位,滑动角为45°,倾角为60°,随机误差 $N_2(0\text{ mm}, 6^2\text{ mm}^2)$
3	均匀点位,滑动角为45°,倾角为60°,随机误差 $N_3(0\text{ mm}, 10^2\text{ mm}^2)$
4	均匀点位,滑动角为0°,倾角为80°,随机误差 $N_1(0\text{ mm}, 3^2\text{ mm}^2)$
5	均匀点位,滑动角为90°,倾角为20°,随机误差 $N_1(0\text{ mm}, 3^2\text{ mm}^2)$
6	非均匀点位,滑动角为45°,倾角为60°,随机误差 $N_1(0\text{ mm}, 3^2\text{ mm}^2)$

注:6种实验方案的其他参数见表1,其中方案1、2、3、6代表斜滑位错,方案4代表左旋走滑位错,方案5代表逆冲位错。

根据以上方案,分别采用wdGWO算法、经典的GA和GWOS进行均一断层的震源参数反演,实验重复反演100次,各方案实验结果(100次反演的参数均值)记录于表3,同时给出反演得到的各参数分布直方图于图2和图3。为直观地对比各种方法的结果,采用震源参数结果的二范数作为评价标准^[33],同时考虑参数的量纲问题,本文分别计算了距离参数(顶深、底深、长度、震中坐标)和角度参数(走向角、倾角、滑动角)的二范数。

首先进行wdGWO算法和GWOS的反演结果分析,以说明本文改进的效果。如表3所示,由方案1~3的结果可知,在不同的随机误差下,GWOS的距离参数二范数分别为0.12、0.62和0.72,均小于wdGWO的距离参数二范数0.29、0.67和0.82,GWOS的角度参数二范数分别为0.12、0.25和0.33,均明显小于wdGWO的角度参数二范数0.77、1.10和0.96;从单个参数来看,GWOS得到的顶深、走向、倾角和滑动角均明显优于wdGWO,且在顶深和倾角的搜索更为敏感,受随机误差的影响较小。从方案1和6的结果来看,无论GPS点位是否布设均匀,GWOS得到的距离参数二范数分别为0.12和0.20,均明显小于wdGWO的二范数0.29和0.44;角度参数二范数0.12和0.06也均明显小于wdGWO的二范数0.77和0.85;从两种方案下反演的两组参数结果来看,GWOS反演得到的参数结果受不同的

GPS点位布设影响较小,说明更适合真实地震的震源参数反演。由方案1、4和5的结果可知,针对不同的断层位错,相比于wdGWO的反演结果,GWOS均更具有优势;针对于左旋走滑位错而言,wdGWO得到的角度二范数与GWOS一致,但从参数整体的分布来看,GWOS得到的结果更为可信。

图2直观地展示了两种方法下100次反演的不同方案、不同参数的结果分布,其中每行依次代表方案1~6下的各震源参数反演结果分布状态。可以发现wdGWO方法得到的震源参数存在明显的波动,导致反演参数不太可靠,其反演结果具有一定的随机性,各参数的反演结果呈现出近似正态分布。而GWOS是基于wdGWO方法进行的改进,可以很好地将反演结果约束在该近似正态分布的峰值附近,尽可能地达到全局最优,因此GWOS的反演精度及其稳定性均明显优于wdGWO方法。

在验证GWOS在模拟地震的震源参数反演中有较好的效果后,再进行GWOS和GA的结果分析。如表3所示,在方案2、3、5和6下,GWOS的距离参数二范数分别为0.62、0.72、0.15和0.20,与GA的距离参数二范数0.61、0.73、0.12和0.19相差不大;GWOS的角度参数二范数分别为0.25、0.33、0.26和0.06,与GA的角度参数二范数0.27、0.33、0.24和0.05也几乎相同;各参数数值也较为一致。但在方案1下,

GWOS 得到的距离参数二范数为 0.12, 角度参数二范数为 0.12, 均优于 GA 的 0.21 和 0.19, 表现出了更好的精度; 在方案 4 下, GWOS 得到的距离参数二范数为 0.57, 角度参数二范数为

0.22, 均略差于 GA 的 0.33 和 0.17。以上结果说明 GWOS 在模拟地震的震源参数反演中, 可以达到经典的震源参数反演算法(GA)的精度, 甚至表现出了优于 GA 的潜力。

表 3 模拟实验结果

Tab. 3 Simulation Experiment Results

方案	方法	顶深 /km	底深 /km	走向角 /($^{\circ}$)	倾角 /($^{\circ}$)	长度 /km	滑动角 /($^{\circ}$)	滑动量/m	X /km	Y /km	距离参数的二范数	角度参数的二范数
1	真值	2.60	18.70	90.00	60.00	48.80	45.00	1.60	0	0		
	wdGWO ³	2.38	18.76	90.22	60.46	48.75	45.58	1.58	0.17	0.01	0.29	0.77
	GWOS ³	2.62	18.76	90.05	59.98	48.83	45.02	1.60	0.06	0.07	0.12	0.12
	GA ³	2.56	18.85	89.89	59.93	48.91	45.13	1.59	-0.09	-0.04	0.21	0.19
2	wdGWO ⁶	2.29	18.28	90.33	60.70	49.16	45.78	1.56	0.10	-0.18	0.67	1.10
	GWOS ⁶	2.67	18.28	90.02	59.89	49.22	44.78	1.60	-0.10	-0.11	0.62	0.25
	GA ⁶	2.68	18.28	90.01	59.89	49.21	44.76	1.60	-0.10	-0.10	0.61	0.27
3	wdGWO ¹⁰	2.32	18.61	90.46	60.48	48.12	45.69	1.60	0.35	0.04	0.82	0.96
	GWOS ¹⁰	2.62	18.62	90.26	59.81	48.14	45.00	1.63	0.20	0.09	0.72	0.33
	GA ¹⁰	2.63	18.60	90.27	59.81	48.12	44.99	1.64	0.20	0.11	0.73	0.33
4	真值	2.60	18.70	90.00	80.00	48.80	0	1.60	0	0		
	wdGWO ³	3.15	17.72	89.88	79.65	48.27	-0.07	1.83	-0.25	0.61	1.80	0.22
	GWOS ³	2.48	19.19	89.90	80.18	48.87	-0.07	1.55	-0.24	-0.05	0.57	0.22
5	GA ³	2.56	18.92	89.90	80.12	48.76	-0.07	1.59	-0.24	0.01	0.33	0.17
	真值	2.60	18.70	90.00	20.00	48.80	90.00	1.60	0	0		
	wdGWO ³	2.50	18.44	90.07	19.89	49.08	90.24	1.57	-0.03	-0.34	0.52	0.27
6	GWOS ³	2.61	18.65	90.05	19.90	48.91	90.23	1.59	-0.02	-0.08	0.15	0.26
	GA ³	2.61	18.70	90.05	19.94	48.89	90.23	1.59	-0.02	-0.08	0.12	0.24
	真值	2.60	18.70	90.00	60.00	48.80	45.00	1.60	0	0		
6	wdGWO ³	2.82	18.38	89.89	60.42	48.66	44.27	1.66	-0.06	0.15	0.44	0.85
	GWOS ³	2.60	18.89	89.97	60.00	48.84	45.05	1.59	0.05	-0.05	0.20	0.06
	GA ³	2.61	18.87	89.97	60.01	48.84	45.05	1.59	0.05	-0.04	0.19	0.05

注:不同方法名称上标的数字代表所添加的误差大小,单位为mm。

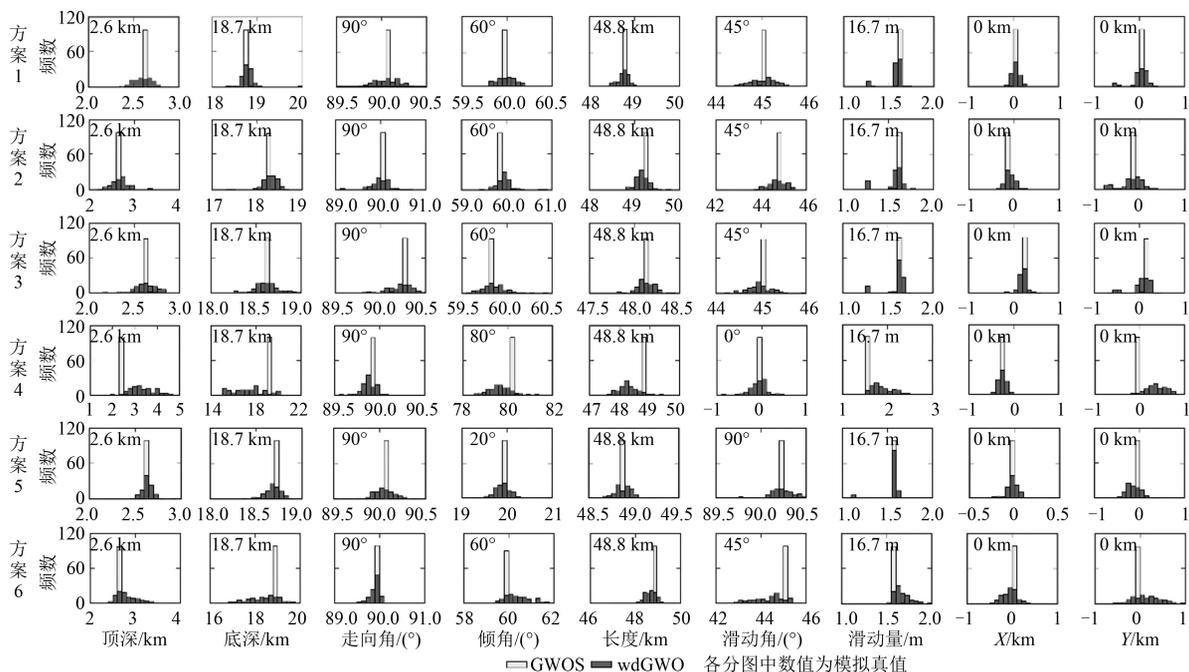


图 2 GWOS 和 wdGWO 算法反演结果的震源参数直方图

Fig. 2 Seismic Source Parameter Histogram of Inversion Results of GWOS and wdGWO Algorithms

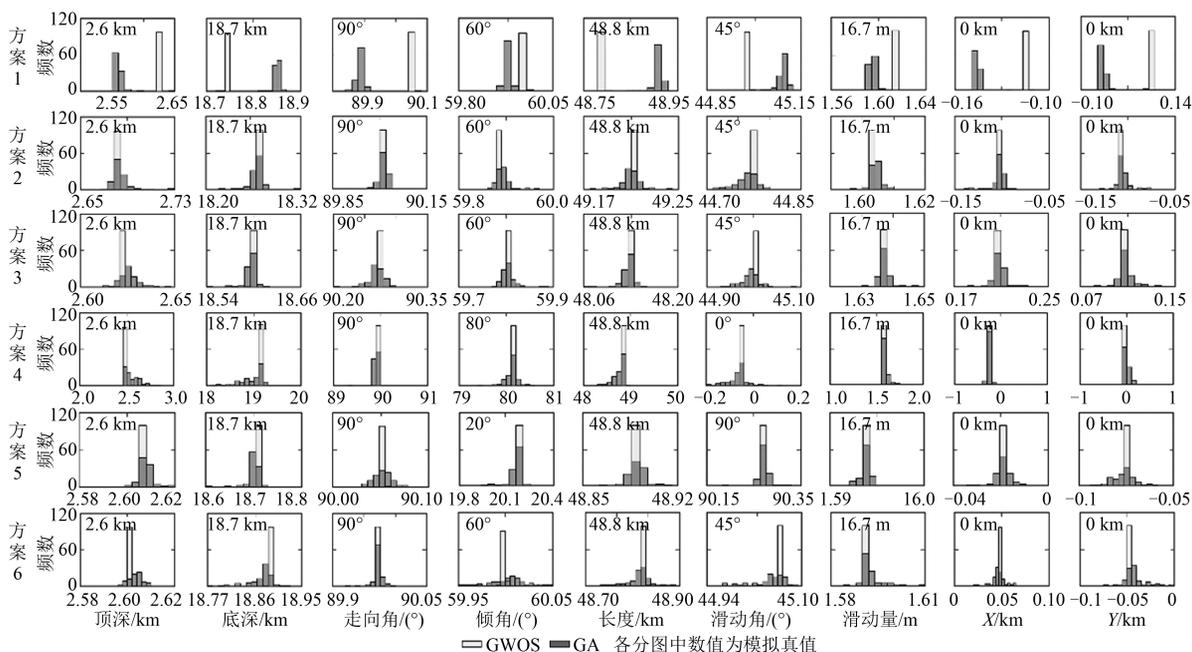


图3 GWOS和GA反演结果的震源参数直方图

Fig. 3 Seismic Source Parameter Histogram of Inversion Results of GWOS and GA

与图2一样,图3给出了GWOS和GA 100次反演结果的参数分布情况。从方案1可以看出,在除了参数Y的其余参数上,GWOS得到的参数分布比GA得到的参数分布更紧凑且更靠近真值,正好体现出了方案1下GWOS得到的震源参数精度更高。在方案2~6中,GA得到的各参数分布虽然波动不大,但仍然会存在一定的不确定性,而GWOS同样可以收敛于GA得到的参数分布的峰值附近,说明GWOS的稳定性较GA具有一定的优势。

3 真实地震应用

3.1 2014年美国加州纳帕地震实例

2014年8月24日,美国加利福尼亚州纳帕谷发生Mw 6.0地震(见图4),此次地震是继1989年洛马普里塔Mw 6.9地震以来加利福尼亚北部最大的内陆地震^[34-35]。据美国地质调查局(United States Geological Survey, USGS)网站发布,震中位置为(122.312° W, 38.215° N)。如图4所示,此次地震的发震断层属于西纳帕断裂带,震中距离太平洋板块与北美板块的边界转换带圣安德烈斯断层很近^[36]。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,但基于不同的方法和数据所反演出的震源参数结果存在一定差异。其中,文献[36]和文献[37]分别基于InSAR数据反演了纳帕地震的震源参数以及滑动分布;文献

[38]通过采用哨兵1号A卫星数据、COSMO-SkyMed卫星数据和GPS数据进行了联合反演分析;文献[6]联合InSAR和GPS数据进行了分形信息约束下滑动分布反演。

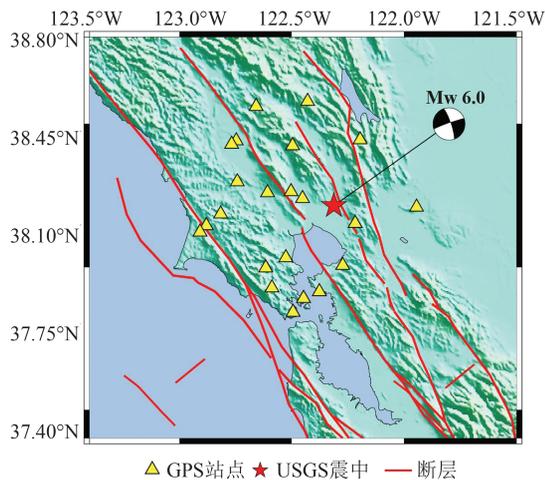


图4 纳帕地震区域构造背景图

Fig. 4 Regional Structural Background Map of the Napa Earthquake

本文使用了22个GPS站点数据(点位分布见图4),数据来源于文献[6]。以USGS发布的震中位置为原点,将原始GPS数据转换为地面局部坐标进行震源参数反演。目标是使用本文提出的GWOS反演策略和经典的GA重新估计这次地震的震源参数,以验证GWOS的实用性。鉴于纳帕地震的发震区域破裂到了地表^[6],该地貌特征可以作为模型约束,因此在反演过程中将震

源顶深参数固定为 0 km, 让其他反演参数自由变换。其他震源参数的搜索区间、反演结果和已有研究结果列于表 4, 10 次反演结果的参数分布直方图绘制于图 5。同时, 为了验证 GWOS 得到的结果是否合理, 根据反演结果正演出模型形变值, 将其与原始观测形变值进行拟合, 并将所得同震形变场及残差绘制于图 6, 将实际形变值 d_{obs}

与模型正演值 d_{mod} 的残差均方根误差 (root mean square errors, RMSE)^[39] R 作为数据拟合效果的评价指标, 其具体形式为:

$$R = \sqrt{V^T P V / \sum_{i=1}^n p_i} \quad (12)$$

式中, $V = d_{obs} - d_{mod}$, 表示残差; $P = \text{diag}(p_1, p_2, \dots, p_n)$ 表示观测值的权阵; n 表示观测值的个数。

表 4 纳帕地震的反演结果

Tab. 4 Inversion Results of the Napa Earthquake

统计项	底深 /km	走向角 /($^{\circ}$)	倾角 /($^{\circ}$)	长度 /km	滑动角 /($^{\circ}$)	滑动量 /m	经度	纬度	矩震级 (Mw)
搜索区间	[0, 10]	[300, 360]	[50, 90]	[0, 30]	[-180, -120]	[0, 3]	-122.312 $^{\circ}$ ±20 km	38.215 $^{\circ}$ ±20 km	
GWOS	5.74	339.00	83.58	20.38	-161.59	0.44	-122.327 $^{\circ}$	38.274 $^{\circ}$	6.09
GA	5.74	339.01	83.58	20.28	-161.89	0.44	-122.327 $^{\circ}$	38.274 $^{\circ}$	6.09
文献[36]	5	344	81	8.5	-176.20		-122.330 $^{\circ}$	38.290 $^{\circ}$	6.10
文献[37]		341.30	80	24	-176.38		-122.340 $^{\circ}$	38.310 $^{\circ}$	6.14
文献[38]	8	341	80	15	-176	0.43			6.10
USGS		345	85		-170		-122.312 $^{\circ}$	38.215 $^{\circ}$	6.01
GCMT		337	83		-174		-122.380 $^{\circ}$	38.310 $^{\circ}$	6.10

注: GCMT(global centroid moment tensor catalogue)为全球矩心矩张量项目。

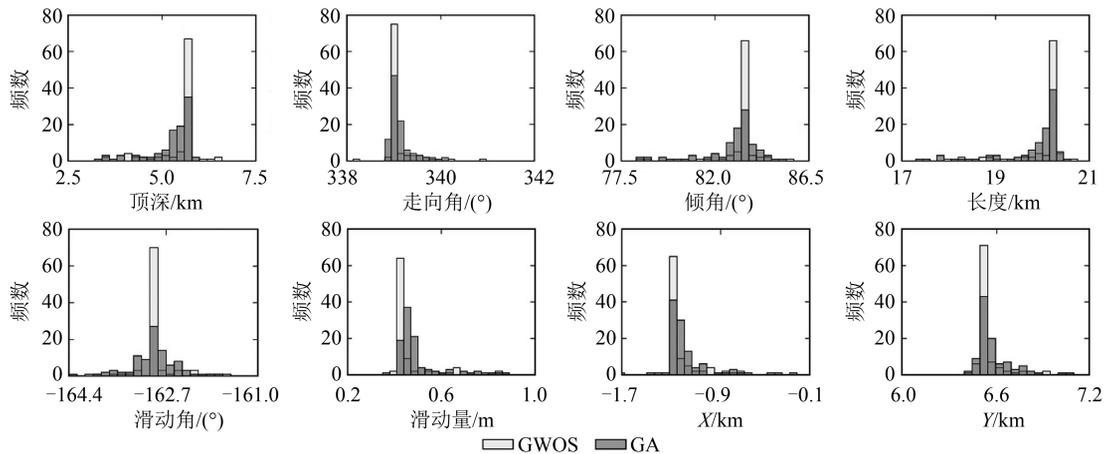


图 5 纳帕地震震源参数直方图

Fig. 5 Histogram of Seismic Source Parameters of the Napa Earthquake

为了验证 GWOS 得到的结果是否可靠, 对震源参数进行蒙特卡洛分析, 将原始观测形变值加上 1 倍中误差的随机正态分布误差, 构建 100 组模拟观测数据, 并利用这些数据进行震源参数反演, 其相关统计结果记录于表 5, 得到的各参数结果绘制于图 7。

从表 4 中可以看出, GWOS 与 GA 得到的纳帕地震的最优震源参数较为一致, 仅在小数部分有所差别, 且二者得到的矩震级均为 Mw 6.09, 说明 GWOS 在此次地震的反演精度与 GA 较为一致。同时, 相比于 USGS 发布的 Mw 6.01 而言, GWOS 与 GA 得到的矩震级更接近 GCMT 发布

的 Mw 6.10, 这与文献[36-38]的结果相一致, 均更接近 GCMT 发布的矩震级。在断层走向、倾角和震源经纬度等参数方面, GWOS 得到的结果与文献[36-38]、USGS 和 GCMT 相差不大; GWOS 所得断层底深 5.74 km 与文献[36]的结果 5 km 较为接近; GWOS 所得断层长度 20.38 km 更接近文献[37]中结果 24 km; GWOS 得到的滑动角为 -161.59 $^{\circ}$, 略低于已有研究的结果, 同时滑动角表明此次地震的断层类型为走滑位错; GWOS 所得滑动量 0.44 m 与文献[38]中的结果 0.43 几乎一致。因此, 整体来看, GWOS 得到的震源参数与现有研究结果较为一致, 说明 GWOS 在纳帕地震

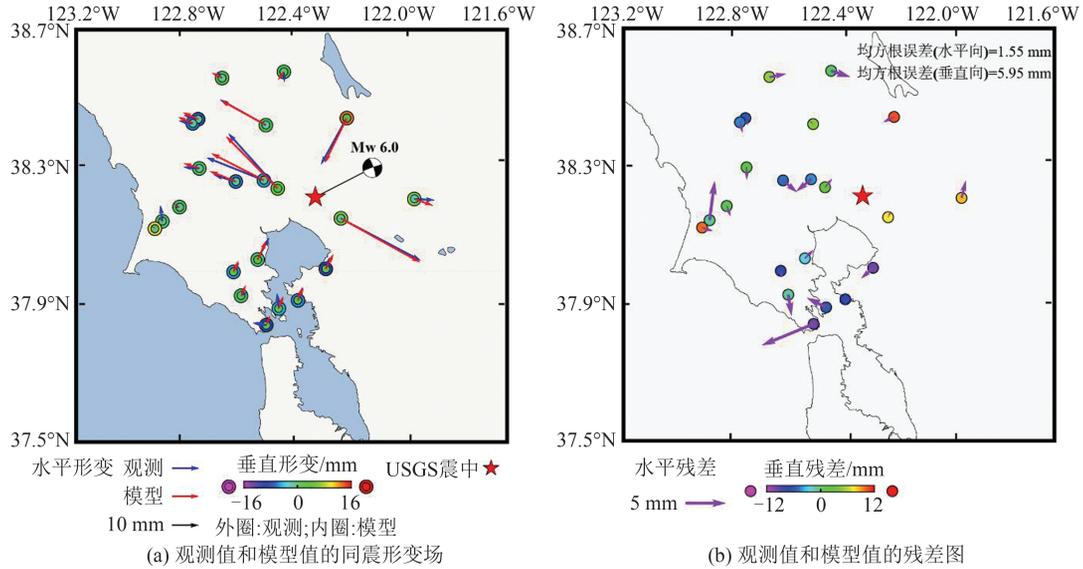


图6 纳帕地震观测值和模型值的同震形变场及残差图

Fig. 6 Coseismic Deformation Field and Residual Diagram of Observation and Model Values of the Napa Earthquake

表5 纳帕地震震源参数的蒙特卡洛分析统计结果

Tab. 5 Monte Carlo Analysis Statistical Results of Seismic Source Parameters of the Napa Earthquake

参数统计	底深 /km	走向角 /(°)	倾角 /(°)	长度 /km	滑动角 /(°)	滑动量 /m	经度 /(°)	纬度 /(°)
统计均值	5.21	339.27	82.65	19.67	-161.83	0.60	-122.325 0	38.274 0
标准偏差	±1.23	±0.87	±3.41	±1.72	±2.58	±0.48	±0.002 8	±0.001 2
置信上区间	5.45	339.44	83.33	20.01	-162.34	0.70	-122.324 9	38.274 2
置信下区间	4.96	339.09	81.96	19.33	-161.32	0.51	-122.326 0	38.273 7

注:标准偏差的置信水平为95%。

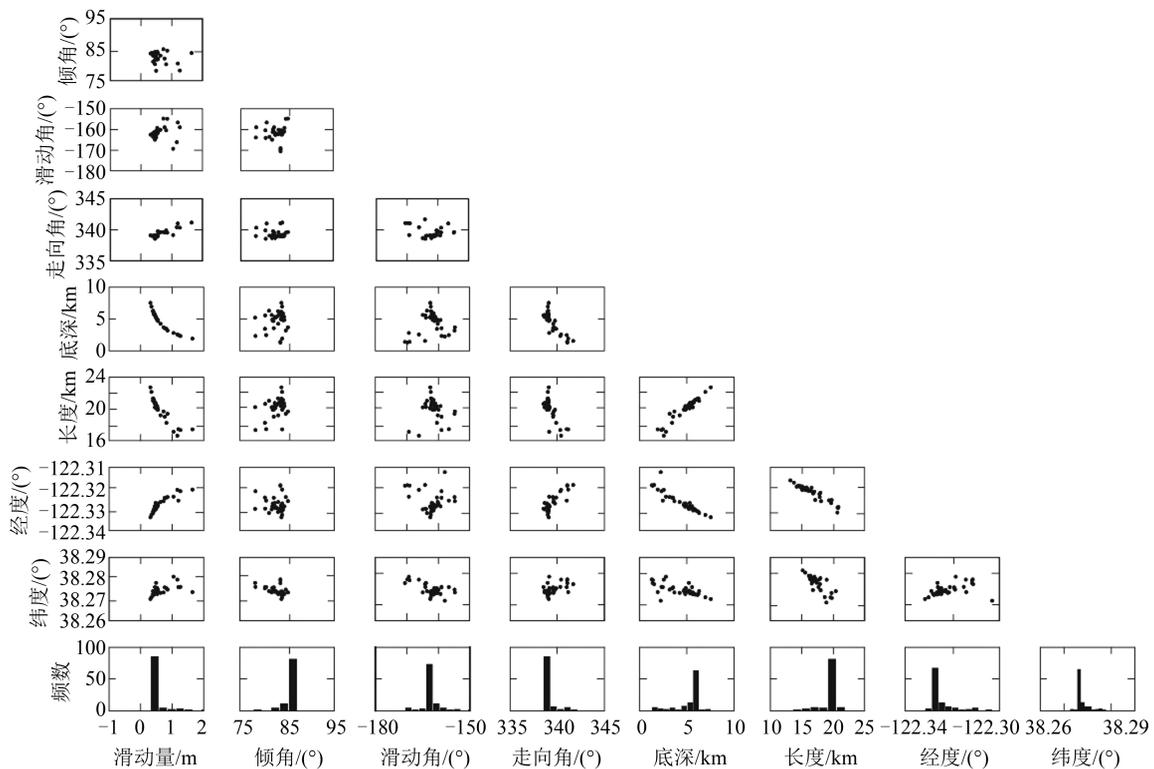


图7 纳帕地震震源参数的蒙特卡洛分析图

Fig. 7 Monte Carlo Analysis of Seismic Source Parameters of the Napa Earthquake

(走滑型地震)中可以较好地应用。

如图 5 所示,在 100 次反演中,GWOS 得到的各震源参数分布存在较为明显的单峰值现象,而 GA 所得的各震源参数分布尾部更加厚重,表现出了拖尾现象,使得反演结果存在波动性,其中参数 X 、 Y 是地面局部坐标系下的震中坐标。GWOS 可以收敛于 GA 得到的参数分布的峰值附近,说明 GWOS 的稳定性更好,这正好与模拟实验结果相呼应。因此,在纳帕地震中,GWOS 得到的震源参数比 GA 更为稳定,说明 GWOS 所得结果更为可靠。

从图 6 中可以看出,图 6(a)中蓝色箭头(原始观测值的 GPS 同震水平位移)和红色箭头(模型值的 GPS 同震水平位移)基本重合,GWOS 正演所得的模型值与原始数据的形变值在水平方向拟合效果较好,RMSE 为 1.55 mm,其西-东和南-北向分别为 1.73 mm 与 1.26 mm;图 6(a)中彩色圆圈的内外颜色整体也较为一致,但相对于水平方向的拟合效果,垂直向拟合效果略差,其 RMSE 为 5.95 mm,这可能是 GPS 数据垂直向的噪声较大所造成的。因此,GWOS 得到的结果是合理的,其可以较好地拟合观测数据。

由表 5 可知,GWOS 得到的纳帕地震震源参数(表 4)均满足由蒙特卡洛分析的统计均值与标准偏差生成的范围,这也说明 GWOS 的结果较为可靠。其次,GWOS 得到的置信区间较窄,这表明 GWOS 得到的震源参数分布较为紧密,其结果较为稳定。在图 7 中,可以发现断层的滑动量与底深、长度、经度,断层的底深和长度、经度以及经度和纬度存在线性关系,在其他震源参数组合之间没有规律性。

3.2 2017 年博德鲁姆-科斯地震实例

2017 年 7 月 20 日,土耳其博德鲁姆半岛东南部和希腊最东边爱琴海科斯岛之间发生 Mw 6.6 地震(见图 8),是欧亚板块岩石圈浅层地壳深度正常断裂的结果^[40]。此次地震造成两人死亡,数百人受伤,并在博德鲁姆和科斯岛造成重大结构破坏,此外,此次地震还引发了局部海啸。据 USGS 发布,震中位置为(27.414° E, 36.929° N)。震源机制解(USGS)表明,地震发生在一个东向或西向的中等倾角断层上。地震周边地区的构造相对复杂:向南,在希腊海沟,努比亚板(非洲板块:西非努比亚板块和东非索马里板块)俯冲于欧亚大陆板块之下;向东,安纳托利亚板块(欧亚大陆的一部分)整体向西逃逸,沿其北边界,北安纳托利亚

断裂带动右旋断层,并在土耳其东南部推动左旋断层^[41]。地震发生后,许多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,但基于不同的手段反演出的震源参数结果具有一定差异。文献[42]基于 GPS 数据使用模拟退火算法和 Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno 算法^[43]组合方法进行反演,结果表明此次地震为南向倾斜的断层;文献[44]使用 InSAR 数据和 GPS 数据进行联合反演,结果显示此次地震为北向倾斜的断层;文献[45]利用文献[42]中的 GPS 数据使用一种自适应多起点高斯-牛顿方法进行反演,得到与文献[44]一致的结果,意味着此次地震也为北向倾斜的断层;此外,文献[40,46]的研究同样支持此次地震为北向倾斜的断层。

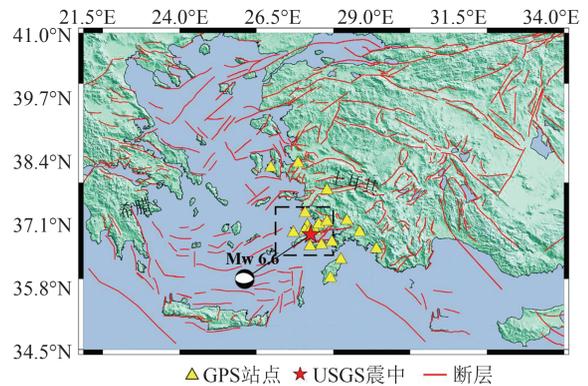


图 8 博德鲁姆-科斯地震区域构造背景图

Fig. 8 Regional Structural Background Map of the Bodrum-Kos Earthquake

本文使用了 20 个 GPS 站点数据(点位分布见图 8),数据来源于文献[42]。以 USGS 发布的震中位置为原点,将原始 GPS 数据转换为地面局部坐标,进行震源参数反演。目标同样是使用本文提出的 GWOS 反演策略和经典的 GA 重新估计这次地震的震源参数,以进一步验证 GWOS 的实用性。震源参数的搜索区间、反演结果和已有研究结果列于表 6,10 次反演结果的参数分布直方图绘制于图 9。同时,为了验证 GWOS 得到的结果是否合理,根据反演结果正演出模型形变值,将其与原始观测形变值进行拟合,同震形变场及残差图绘制于图 10;为了验证 GWOS 得到的结果是否可靠,对震源参数进行蒙特卡洛分析,将原始观测形变值加上 1 倍中误差的随机正态分布误差,构建 100 组模拟观测数据,并利用这些数据进行震源参数反演,其相关统计结果记录于表 7,得到的各参数结果绘制于图 11。

表6 博德鲁姆-科斯地震的反演结果

Tab. 6 Inversion Results of the Bodrum-Kos Earthquake

参数统计	顶深 /km	底深 /km	走向角 /($^{\circ}$)	倾角 /($^{\circ}$)	长度 /km	滑动角 /($^{\circ}$)	滑动量/m	经度	纬度	矩震级 (Mw)
搜索区间	[0, 5]	[5, 10]	[230, 290]	[10, 60]	[0, 40]	[-110, 70]	[0, 3]	$27.414^{\circ} \pm 20$ km	$36.929^{\circ} \pm 20$ km	
GWOS	2.47	7.53	265.48	37.33	19.89	-93.59	1.87	27.483°	36.937°	6.6
GA	2.47	7.53	265.46	37.32	19.91	-93.60	1.87	27.483°	36.937°	6.6
文献[44]	1.20	9.10	274.90	36.50	16.80	-79.5	1.46	27.474°	36.855°	6.6
文献[45]	2.46	7.50	265.60	37.40	19.70	-93.5	1.90	27.483°	36.930°	6.6
USGS			285	39		-73		27.414°	36.926°	6.6
GCMT			278	36		-82		27.560°	36.790°	6.6

注:文献[45]中的顶深根据其文中的宽度、倾角和底深计算所得,其经纬度是指断层的西端点。

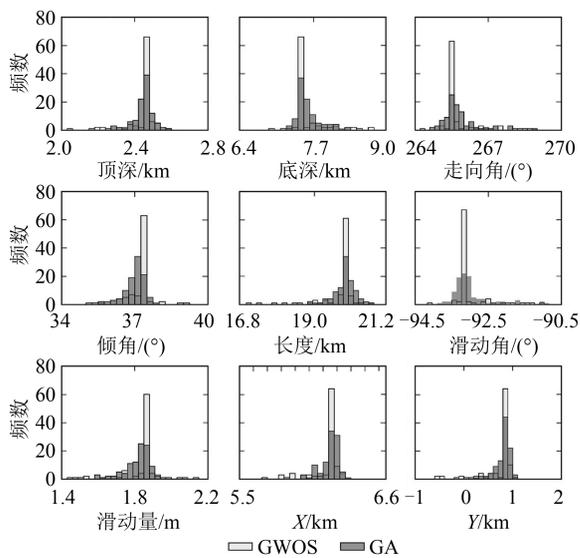


图9 博德鲁姆-科斯地震震源参数直方图

Fig. 9 Histogram of Seismic Source Parameters of the Bodrum-Kos Earthquake

从表6中可以看出, GWOS得到的震源参数与GA、文献[45]的结果十分接近, 仅在小数部分有所差别, 这意味着本文的结果也支持此次地震为北向倾斜的断层, 这同时可以响应文献[44]的结果。虽然在震源参数的数值上, GWOS与文献[44]、USGS和GCMT有所区别, 但可以认为这种差异是合理的, 因为基于不同数据所得结果本身会有所区别, 而且这种差异均满足于相同的矩震级Mw 6.6。因此, GWOS得到的震源参数与现有研究结果较为一致, 说明GWOS在博德鲁姆-科斯地震(倾滑型地震)中同样适用。

从图9中可以发现, 在100次反演中, GWOS得到的各震源参数分布均比GA所得结果要更为稳定, 其中参数X、Y是地面局部坐标系下的震中坐标。GWOS依然可以收敛于GA得到的参数分布的峰值附近, 这正好与前面的实验结果相呼

应。因此, 在博德鲁姆-科斯地震中, GWOS得到的震源参数比GA更为稳定, 也说明GWOS所得结果更为可靠。

图10表明, GWOS正演所得的模型值(红色箭头)与原始数据的形变值(蓝色箭头)在水平方向拟合效果较好, RMSE为3.25 mm, 其西-东和南-北向分别为3.31 mm与3.17 mm; 垂直向的拟合效果较水平向略差, RMSE为10.36 mm, 这可能是GPS数据垂直向的噪声较大所造成的, 与算法本身无关。以上结果相比于文献[45]中相应的结果(西-东向4.7 mm; 南-北向4.4 mm; 垂直向16.8 mm), GWOS所求得3方向的RMSE都具有一定优势, 说明本文结果能够更好地拟合观测数据, 体现了GWOS的优势。

从表7中可以发现, GWOS得到的震源参数(见表6)均满足由蒙特卡洛分析的统计均值与标准偏差生成的范围, 说明GWOS的结果较为可靠。蒙特卡洛分析的标准偏差只能反映所得震源参数的稳定性与可靠性, 无法反映震源参数的真实误差水平, 但GWOS使用蒙特卡洛方法求得的震源参数的标准偏差大小与文献[45]使用自适应多起点高斯-牛顿方法得到的参数标准偏差大小的趋势较为一致, 在走向角、倾角、长度和滑动角较大, 在其他参数上较小, 且在数值上均较为接近, 而文献[45]的方法利用一阶近似协方差矩阵能够估计参数对应的不确定性, 所得参数的标准偏差较为可靠, 因此, 这说明GWOS得到的标准偏差也是合理的。其次, GWOS得到的置信区间较窄, 这表明其得到的震源参数分布较为紧密, 结果较为稳定。在图11中可以发现一些参数的相关关系, 例如滑动量与倾角, 滑动量与顶深, 倾角与顶深, 滑动角与走向, 底深与震源中心纬

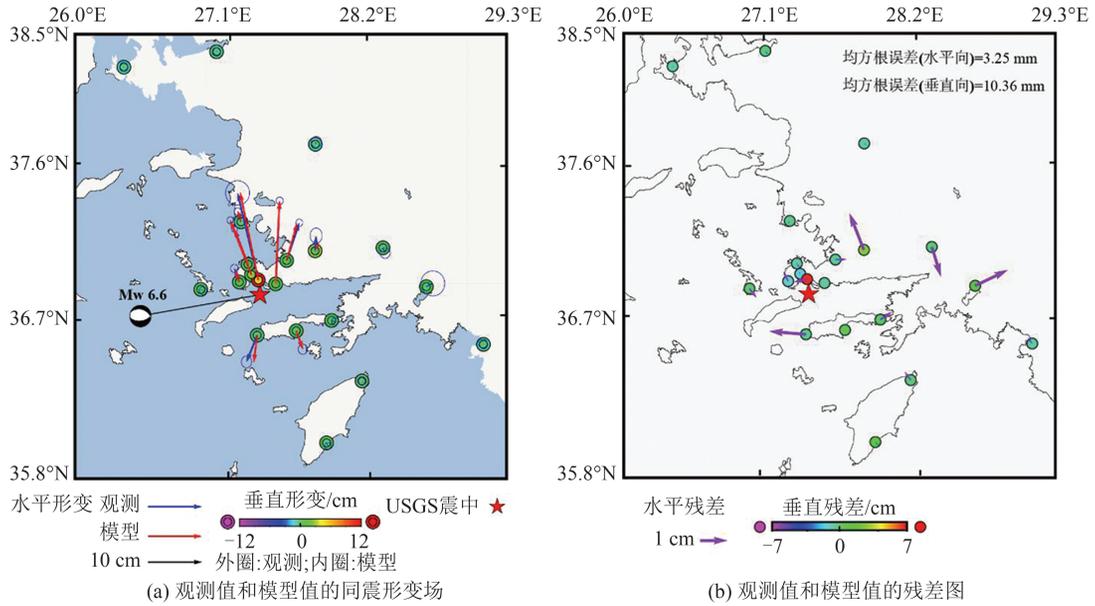


图 10 博德鲁姆-科斯地震观测值和模型值的同震形变场及残差图

Fig. 10 Coseismic Deformation Field and Residual Diagram of Observation and Model Values of Bodrum-Kos Earthquake

表 7 博德鲁姆-科斯地震震源参数的蒙特卡洛分析统计结果

Tab. 7 Monte Carlo Analysis Statistical Results of Seismic Source Parameters of the Bodrum-Kos Earthquake

统计项	顶深 /km	底深 /km	走向角 /(°)	倾角 /(°)	长度 /km	滑动角 /(°)	滑动量 /m	经度 /(°)	纬度 /(°)
统计均值	2.42	7.96	267.69	36.58	19.66	-91.34	1.79	27.483 0	36.934 0
标准偏差	±0.40	±0.64	±3.64	±1.45	±1.07	±3.86	±0.29	±0.001 3	±0.005 4
置信上区间	2.50	8.09	268.41	36.87	19.87	-90.57	1.84	27.483 1	36.934 8
置信下区间	2.34	7.84	266.97	36.30	19.45	-92.10	1.73	27.482 6	36.932 6

注:标准偏差的置信水平为 95%。

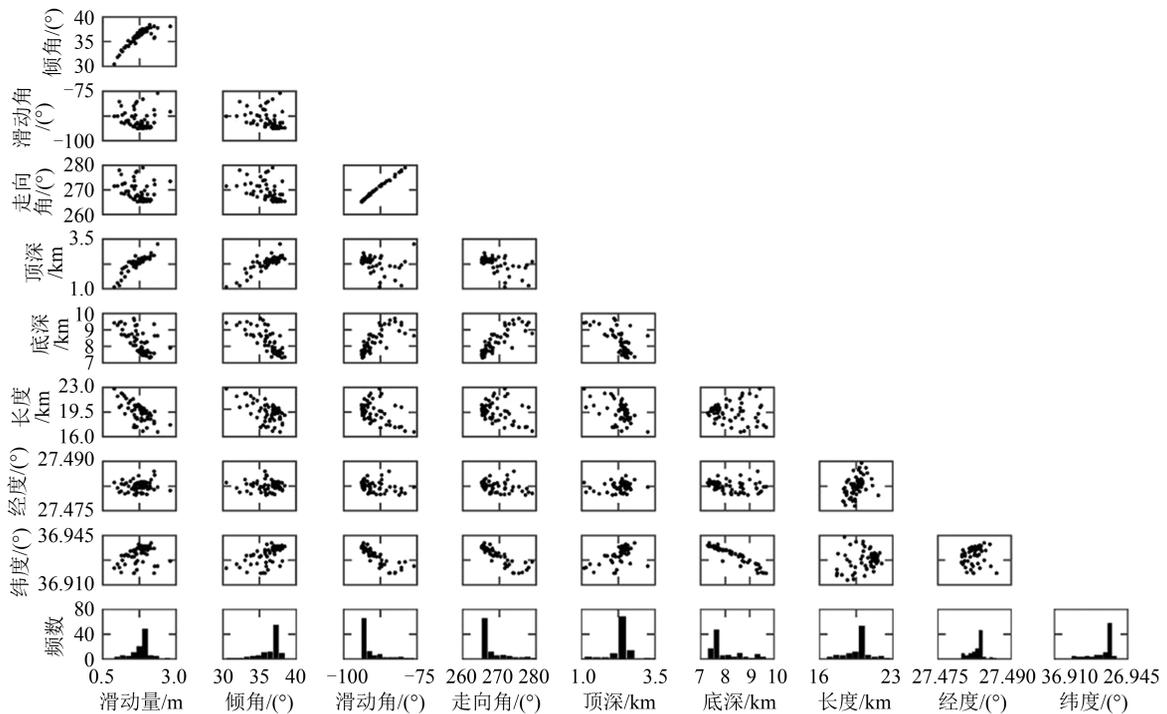


图 11 博德鲁姆-科斯地震震源参数的蒙特卡洛分析图

Fig. 11 Monte Carlo Analysis of Seismic Source Parameters of the Bodrum-Kos Earthquake

度均具有较为明显的线性关系,在其他震源参数之间没有明显规律。

4 结 语

本文成功地将灰狼优化算法引入到地震震源参数反演之中,并且将 wdGWO 算法中线性递减的收敛因子调整为以余弦规律变化的非线性衰减的形式,然后组合单纯形算法,提出一种改进的 wdGWO 算法和单纯形算法的组合反演策略。模拟实验结果表明,GWOS 的反演结果优于未改进的加权灰狼优化算法,且表现出较好的反演精度和稳定性;相对于 GA,GWOS 的反演结果更加稳定,参数结果更为可靠。在 2014 年纳帕地震(走滑型地震)和 2017 年博德鲁姆-科斯地震(倾滑型地震)的震源参数的反演中,GWOS 的反演结果既可以达到 GA 的反演精度,又表现出了更好的参数稳定性。本文算例均为小样本 GPS 数据,GWOS 的效率与 GA 相当。但当考虑大样本 InSAR 数据时,GWOS 的效率会受到样本数量的影响,从而导致其效率降低,而关于 GWOS 的效率提升问题还有待进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Xu Caijun. Progress of Joint Inversion on Geodesy and Geophysics[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2001, 26(6): 555-561. (许才军. 大地测量联合反演理论和方法研究进展[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2001, 26(6): 555-561.)
- [2] Bagnardi M, Hooper A. Inversion of Surface Deformation Data for Rapid Estimates of Source Parameters and Uncertainties: A Bayesian Approach [J]. *Geochemistry Geophysics Geosystems*, 2018, 19(7): 2194-2211.
- [3] Wang Leyang, Zhao Xiong, Gao Hua. A Method for Determining the Regularization Parameter and the Relative Weight Ratio of the Seismic Slip Distribution with Multi-source Data[J]. *Journal of Geodynamics*, 2018, 118(7): 1-10.
- [4] Wang L Y, Gao H, Feng G C, et al. Source Parameters and Triggering Links of the Earthquake Sequence in Central Italy from 2009 to 2016 Analyzed with GPS and InSAR Data [J]. *Tectonophysics*, 2018, 744: 285-295.
- [5] Wang L Y, Zhao X. Determination of Smoothing Factor for the Inversion of Co-seismic Slip Distribution [J]. *Journal of Geodesy and Geo-information Science*, 2020, 3(1): 25-35.
- [6] Amey R M J, Hooper A, Walters R J. A Bayesian Method for Incorporating Self-similarity into Earthquake Slip Inversions [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2018, 123(7): 6052-6071.
- [7] Xu G Y, Xu C J, Wen Y M, 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.
- [8] Okada Y. Surface Deformation to Shear and Tensile Faults in a Halfspace [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 1985, 75(4): 1135-1154.
- [9] Okada Y. Internal Deformation Due to Shear and Tensile Fault in a Half Space [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 1992, 92(2): 1018-1040.
- [10] 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(3): 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(3): 347-354.)
- [11] 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): 381-398.
- [12] Liu Yang, Xu Caijun, Wen Yangmao. InSAR Observation of Menyuan Mw 5.9 Earthquake Deformation and Deep Geometry of Regional Fault Zone [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 1035-1042. (刘洋, 许才军, 温扬茂. 门源 Mw5.9 级地震形变 InSAR 观测及区域断裂带深部几何形态 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 1035-1042.)
- [13] Jonsson S, Zebker H, Segall P, et al. Fault Slip Distribution of the 1999 Mw 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.
- [14] Pedersen R, Jónsson S, Árnadóttir T, et al. Fault Slip Distribution of Two June 2000 Mw 6.5 Earthquakes in South Iceland Estimated from Joint Inversion of InSAR and GPS Measurements [J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2003, 213(3-4): 487-502.
- [15] 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.
- [16] Xu Caijun, Wen Yangmao. Nonhomogeneity of the Crust from Ms 7.9 Manyi (Xizang) Earthquake with InSAR Observation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(8): 846-849. (许才军, 温扬茂. 基于 InSAR 数据的西藏玛尼 Ms 7.9 级地震的地壳不均匀性研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2008, 33(8): 846-849.)
- [17] Marchandon M, Vergnolle M, Sudhaus H, et al. Fault Geometry and Slip Distribution at Depth of the 1997 Mw 7.2 Zirkuh Earthquake: Contribution of Near-Field Displacement Data[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2018, 123(2): 1904-1924.
- [18] 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.)
- [19] Xu G Y, Xu C J, Wen Y M, 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.
- [20] Wang Leyang, Gao Hua, Feng Guangcai. Triggering Relations and Stress Effects Analysis of Two Mw > 6 Earthquakes in Southwest Taiwan Based on InSAR and GPS Data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(10): 1244-1253. (王乐洋, 高华, 冯光财. 利用 InSAR 和 GPS 数据分析台湾西南两次 Mw > 6 地震的触发关系及应力影响[J]. 测绘学报, 2019, 48(10): 1244-1253.)
- [21] 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.)
- [22] 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, 5(2): 129-140.)
- [23] 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.)
- [24] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey Wolf Optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69(3): 46-61.
- [25] Tawhid M A, Ali A F. A Hybrid Grey Wolf Optimizer and Genetic Algorithm for Minimizing Potential Energy Function[J]. *Memetic Computing*, 2017, 9(4): 347-359.
- [26] Rex C R E S, Beno M M, Annrose J. Optimal Power Flow-Based Combined Economic and Emission Dispatch Problems Using Hybrid PSGWO Algorithm[J]. *Journal of Circuits, Systems, and Computers*, 2019, 28(9): 1-17.
- [27] ElGayyar M, Emary E, Sweilam N H, et al. A Hybrid Grey Wolf-Bat Algorithm for Global Optimization[J]. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2018(1): 3-12.
- [28] Routray A, Singh R K, Mahanty R. Harmonic Reduction in Hybrid Cascaded Multilevel Inverter Using Modified Grey Wolf Optimization[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2019, 56(2): 1827-1838.
- [29] Mahalingam T, Subramoniam M. A Hybrid Gray Wolf and Genetic Whale Optimization Algorithm for Efficient Moving Object Analysis[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(12): 26633-26659.
- [30] Devarapalli R, Bhattacharyya B. A Hybrid Modified Grey Wolf Optimization-Sine Cosine Algorithm-Based Power System Stabilizer Parameter Tuning in a Multimachine Power System[J]. *Optimal Control Applications and Methods*, 2020, 41(4): 1143-1159.
- [31] Malik M R S, Mohideen E R, Ali L. Weighted Distance Grey Wolf Optimizer for Global Optimization Problems[C]//IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, Madurai, India, 2015.
- [32] Wang Qiuping, Wang Mengna, Wang Xiaofeng. Improved Grey Wolf Optimizer with Convergence Factor and Proportional Weight[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(21): 59-64. (王秋萍, 王梦娜, 王晓峰. 改进收敛因子和比例权重的灰狼优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2019,

- 55(21): 59-64.)
- [33] Wang L Y, 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.
- [34] Brocher T M, Baltay A S, Hardebeck J L, et al. The Mw 6.0 24 August 2014 South Napa Earthquake [J]. *Seismological Research Letters*, 2015, 86(2A): 309-326.
- [35] Dreger D S, Huang M H, Rodgers A, et al. Kinematic Finite-Source Model for the 24 August 2014 South Napa, California, Earthquake from Joint Inversion of Seismic, GPS, and InSAR Data [J]. *Seismological Research Letters*, 2015, 86(2A): 327-334.
- [36] Li Yongsheng, Feng Wanpeng, Zhang Jingfa, et al. Coseismic Slip of 2014 Mw 6.1 Napa, California Earthquake Revealed by Sentinel-1A InSAR. [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2015, 58(7): 2339-2349. (李永生, 冯万鹏, 张景发, 等. 2014年美国加州纳帕 Mw 6.1 地震断层参数的 Sentinel-1A InSAR 反演 [J]. *地球物理学报*, 2015, 58(7): 2339-2349.)
- [37] Zuo Ronghu, Qu Chunyan, Zhang Guohong, et al. Coseismic Displacement and Fault Slip of the Mw 6.1 Napa Earthquake in America Revealed by Sentinel-1A InSAR Data [J]. *Seismology and Geology*, 2016, 38(2): 278-289. (左荣虎, 屈春燕, 张国宏, 等. 基于 Sentinel-1A 数据获取美国纳帕 Mw 6.1 地震同震形变场及断层滑动反演 [J]. *地震地质*, 2016, 38(2): 278-289.)
- [38] Feng G C, Li Z W, Shan X J, et al. Source Parameters of the 2014 Mw 6.1 South Napa Earthquake Estimated from the Sentinel 1A, COSMO-SkyMed and GPS Data [J]. *Tectonophysics*, 2015, 655: 139-146.
- [39] Willmott C J, Ackleson S G, Davis R E, et al. Statistics for the Evaluation and Comparison of Models [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 1985, 90(C5): 8995-9005.
- [40] Konca A O, Guvercin S E, Ozarpci S, et al. Slip Distribution of the 2017 Mw 6.6 Bodrum-Kos Earthquake: Resolving the Ambiguity of Fault Geometry [J]. *Geophysical Journal International*, 2019, 219(2): 911-923.
- [41] USGS. Earthquake Catalog Released by U. S. Geological Survey [EB/OL]. (2017-07-20) [2020-08-12]. <https://earthquake.usgs.gov/earthquakes/eventpage/us20009ynd/executive>.
- [42] Tiryakioğlu İ, Aktuğ B, Yiğit C Ö, et al. Slip Distribution and Source Parameters of the 20 July 2017 Bodrum-Kos Earthquake (Mw 6.6) from GPS Observations [J]. *Geodinamica Acta*, 2017, 30(1): 1-14.
- [43] Aktug B, Kaypak B, Çelik R N. Source Parameters for the Mw= 6.6, 3 February 2002, Çay Earthquake (Turkey) and Aftershocks from GPS, Southwestern Turkey [J]. *Journal of Seismology*, 2010, 14(3): 445-456.
- [44] Karasözen E, Nissen E, Büyükakpınar P, et al. The 2017 July 20 Mw 6.6 Bodrum-Kos Earthquake Illuminates Active Faulting in the Gulf of Gökova, SW Turkey [J]. *Geophysical Journal International*, 2018, 214(1): 185-199.
- [45] Zhao Y W, Xu C J. Adaptive Multistart Gauss-Newton Approach for Geodetic Data Inversion of Earthquake Source Parameters [J]. *Journal of Geodesy*, 2020, 94(2): 17.
- [46] Ganas A, Elias P, Kapetanidis V, et al. The July 20, 2017 M 6.6 Kos Earthquake: Seismic and Geodetic Evidence for an Active North-Dipping Normal Fault at the Western End of the Gulf of Gökova (SE Aegean Sea) [J]. *Pure and Applied Geophysics*, 2019, 176(10): 4177-4211.