



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单纯形组合加权距离灰狼新算法
作者：王乐洋，孙龙翔，许光煜
DOI：10.13203/j.whugis20210114
收稿日期：2021-12-13
网络首发日期：2022-01-06
引用格式：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/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20210114>



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、外文字符、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。

引用格式：

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, DOI: 10.13203/j.whugis20210114 (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, DOI: 10.13203/j.whugis20210114)

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^{1,2}, 孙龙翔^{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: 随着大地测量观测精度的提高, 对地震反演算法也提出了更高的要求。针对地震震源参数反演优化问题, 改进了一种新颖的灰狼优化算法来反演震源参数, 提出了基于余弦规律的非线性递减收敛因子策略的加权距离灰狼优化算法来代替原来的线性递减算法。随后, 配置了改进加权距离灰狼优化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加权距离灰狼优化算法、遗传算法和组合算法的性能。仿真实验结果表明, 组合算法对震源参数的估计优于加权距离灰狼优化算法, 具有良好的稳定性和准确性; 组合算法既可以达到遗传算法的反演精度, 又表现出了更好的参数稳定性。并将该算法应用于 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组合算法具有良好的实用性和可靠性。考虑反演结果的精度和稳定性对震源参数的准确确定尤为重要, 因此组合算法在震源参数反演中具有潜在的应用价值。

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

大地测量反演是研究地球科学问题的重要途径之一, 利用地测量资料反演地震机制是地学领域的前沿研究热点^[1]。随着大地测量技术, 全球定位系统(Global Positioning System, 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, 因此这些技术在解释世界范围内的地震事件方面发挥了越来越重要的作用。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]。基于大地测量技术进行地震震源参数反演, 不仅能更好地为分析地震发震机理, 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^[15-17]和粒子群算法^[18-20]等。以上算法中, 单纯形算法具有计算结构简单, 既不需要微分计算, 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洛方法, 在反演中必须在全空间搜索, 目的是得到全局极小, 但其计算效率较低,

收稿日期: 2021-12-13

项目资助: 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

在实际的应用中受到了很大的限制^[21]；遗传算法是较为经典的非线性全局最优化算法，该算法在震源参数反演运用较为广泛，但该算法需要控制较多参数和存在较为复杂的计算结构，而且这些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，随着启发式算法迅速的发展，大量优化算法被广泛用于解决各种复杂的实际问题，其在数据处理和计算中也起着越来越重要的作用。因此，非线性优化算法的研究是非常具有意义的。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，其存在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。基于灰狼优化算法的良好性能，不同学者展开了大量的研究。文献[25]提出了一种 GWO 和遗传算法的混合算法，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，并很好地解决了多机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。

尽管震源参数反演算法已经较为成熟，但目前已引入到大地测量反演的非线性优化方法各有优劣，而本文将一种新颖的灰狼优化算法应用到地震断层参数反演，仍然具有较强的现实意义。同时考虑到单纯形算法具有较强的局部收敛能力，本文提出一种改进的加权距离灰狼优化算法与单纯形算法的组合算法反演策略。

本文其余部分安排如下：第二节介绍了基本的灰狼优化算法及本文提出的单纯形组合加权距离灰狼算法的原理；第三节设计了模拟实验，分别采用加权距离灰狼优化算法、遗传算法和单纯形组合加权距离灰狼算法进行对比实验和分析；第四节将单纯形组合加权距离灰狼算法应用于2014年纳帕地震和2017年博德鲁姆-科斯地震，进行震源参数反演和相关分析；第五节根据所做实验总结全文。

1 单纯形组合加权距离灰狼算法

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]：

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

式中， \mathbf{d}_{obs} 表示地表形变观测值向量； \mathbf{m} 表示震源参数向量，其分别为震源位置(X, Y)、顶深(Top depth)、底深(Low depth)、长度(L)、走向(Strike)、倾角(Dip)、滑动角(Rake)、滑动量(Slip)； $G(\bullet)$ 表示将震源参数与地表形变观测值联系起来的函数； $\boldsymbol{\epsilon}$ 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 \mathbf{d}_{obs} 与模型正演值 \mathbf{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{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 \mathbf{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 \mathbf{m} 的

次解集，其余的候选解命名为 ω ，表示最优震源参数 \mathbf{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 狼跟随这三只狼来更新位置。灰狼狩猎行为的数学模型如下：

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}_P(t) - \mathbf{X}(t)| \quad (3)$$

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_P(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \quad (4)$$

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， \mathbf{X}_P 是猎物位置向量， \mathbf{X} 是灰狼位置向量， \mathbf{A} 和 \mathbf{C} 是系数向量。其中， \mathbf{A} 和 \mathbf{C} 的计算公式如下：

$$\mathbf{A} = 2a\mathbf{r}_1 - \mathbf{a} \quad (5)$$

$$\mathbf{C} = 2\mathbf{r}_2 \quad (6)$$

其中， a 表示一种收敛因子，在迭代过程中由 2 线性减小到 0， \mathbf{r}_1 和 \mathbf{r}_2 是区间 [0,1] 随机生成的 k 维向量， 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：

$$\begin{cases} \mathbf{D}_\alpha = |\mathbf{C}_1 \cdot \mathbf{X}_\alpha - \mathbf{X}| \\ \mathbf{D}_\beta = |\mathbf{C}_2 \cdot \mathbf{X}_\beta - \mathbf{X}| \\ \mathbf{D}_\delta = |\mathbf{C}_3 \cdot \mathbf{X}_\delta - \mathbf{X}| \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \mathbf{X}_1 = \mathbf{X}_\alpha - A_1 \cdot \mathbf{D}_\alpha \\ \mathbf{X}_2 = \mathbf{X}_\beta - A_2 \cdot \mathbf{D}_\beta \\ \mathbf{X}_3 = \mathbf{X}_\delta - A_3 \cdot \mathbf{D}_\delta \end{cases} \quad (8)$$

$$\mathbf{X}(t+1) = \frac{\mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 + \mathbf{X}_3}{3} \quad (9)$$

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 \mathbf{D}_α 、 \mathbf{D}_β 和 \mathbf{D}_δ ； \mathbf{X}_α 、 \mathbf{X}_β 和 \mathbf{X}_δ 表示 α 、 β 和 δ 的当前位置， \mathbf{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 \mathbf{X}_1 、 \mathbf{X}_2 和 \mathbf{X}_3 ；式(9)定义了 ω 灰狼的最终位置为 $\mathbf{X}(t+1)$ ，以此达到种群位置更新的目的。

基本 GWO 算法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 三匹狼对 ω 狼具有不同的影

响，提出了加权距离灰狼优化(weighted distance Grey Wolf Optimizer, wdGWO)算法，即用式(10)取代式(9)：

$$\begin{cases} \mathbf{W}_1 = \mathbf{A}_1 \cdot \mathbf{C}_1, \quad \mathbf{W}_2 = \mathbf{A}_2 \cdot \mathbf{C}_2, \quad \mathbf{W}_3 = \mathbf{A}_3 \cdot \mathbf{C}_3 \\ \mathbf{X}(t+1) = \frac{\mathbf{X}_1 \cdot \mathbf{W}_1 + \mathbf{X}_2 \cdot \mathbf{W}_2 + \mathbf{X}_3 \cdot \mathbf{W}_3}{\mathbf{W}_1 + \mathbf{W}_2 + \mathbf{W}_3} \end{cases} \quad (10)$$

式中， \mathbf{W}_1 、 \mathbf{W}_2 和 \mathbf{W}_3 分别表示对 \mathbf{X}_1 、 \mathbf{X}_2 和 \mathbf{X}_3 的加权向量。该权重增加了最佳位置计算时的随机性，即动态的给定了 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，具体形式如下：

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

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，我们参考文献[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 减小的较为缓慢，这使得 a 在相对较长段时间内处于较大值， $|A_k|$ 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 减小的也较为缓慢，也使得 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，以改善反演结果的稳定性^[17]。因此，我们将改进的 wdGWO 算法与单纯形算法(Simplex algorithm)相结合作为一种组合算法(我们将本文提出的方法简称为组合算法，表示为 GWOS)，作为本文的震源参数反演策略，其算法流程概括如下：

- (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 \mathbf{m} (Top depth, Low depth, L, Strike, Dip,

Rake, Slip, X , Y)的搜索区间;

(2) 随机初始化狼群位置, 即 \mathbf{m} 的初始向量;

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

(4) 根据式(5)、(6)、(11)分别更新 \mathbf{A} 、 \mathbf{C} 和 a , 通过式(7)、(8)、(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 \mathbf{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 \mathbf{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 \mathbf{m} ; 否则, 重复步骤(3)-(5)。

2 模拟实验

为了分析组合算法的适用性及稳定性, 设计以下模拟实验。以震中为原点(0 km, 0 km), 在 80km×80km 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, 后将得到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, 验证组合算法的适用性及稳定性。

考虑到组合算法对不同随机误差、不同断层错动类型和不同 GPS 点位分布的适应程度, 我们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, 以分析组合算法的适用性。因此, 共设计六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, 图中黑色箭头表示水平形变量, 彩色圆圈表示垂直形变量, 黑色矩形为断层面投影到地表的形状, 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 具有类似的同震形变场, 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)、(c)和(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 1 预设参数及搜索区间

Table 1 Default parameters and search interval

统计项	顶深 /km	底深 /km	走向 /(°)	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]

表 2 模拟实验方案

Table 2 Simulation experiment schemes

方案	内容
方案 1	均匀点位, 滑动角为 45°, 倾角为 60°, 随机误差 N ₁ (0 mm, 3 ² mm ²)
方案 2	均匀点位, 滑动角为 45°, 倾角为 60°, 随机误差 N ₂ (0 mm, 6 ² mm ²)
方案 3	均匀点位, 滑动角为 45°, 倾角为 60°, 随机误差 N ₃ (0 mm, 10 ² mm ²)
方案 4	均匀点位, 滑动角为 0°, 倾角为 80°, 随机误差 N ₁ (0 mm, 3 ² mm ²)
方案 5	均匀点位, 滑动角为 90°, 倾角为 20°, 随机误差 N ₁ (0 mm, 3 ² mm ²)

方案 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: 六种实验方案的其它参数见表 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。

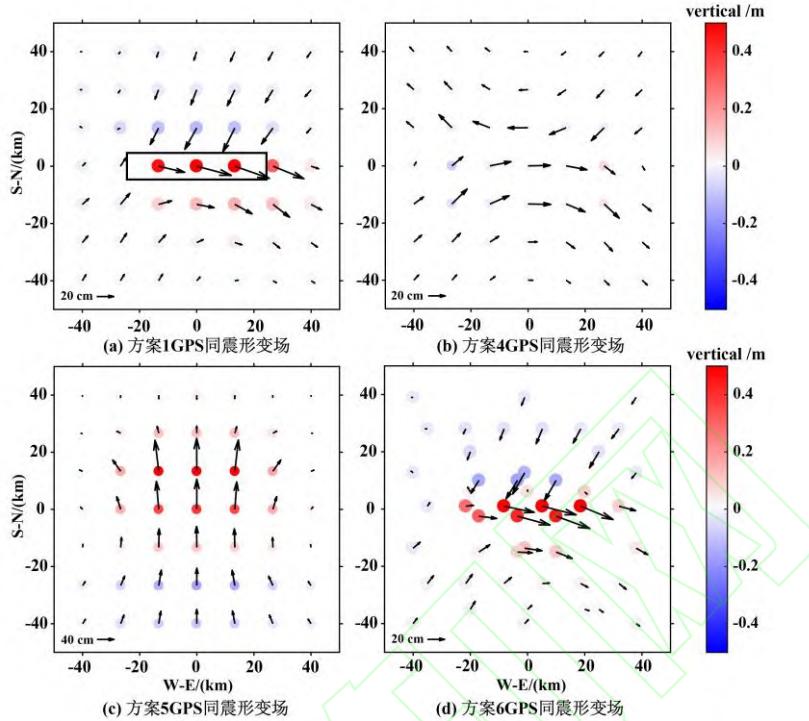


图 1 模拟地震的 GPS 同震形变场

Figure 1 GPS coseismic deformation field of simulated earthquake

基于以上方案, 分别采用基本的 wdGWO 算法、经典的遗传算法和组合算法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, 我们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。

我们首先进行 wdGWO 算法和组合算法的反演结果分析, 以说明本文改进的效果。如表 3 可示, 由方案 1、2 和 3 的结果可知, 在不同的随机误差下, 组合算法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, 组合算法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, 组合算法得到的顶深、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。由方案 1 和 6 的结果来看, 无论 GPS 点位是否布设均匀, 组合算法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, 组合算法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, 组合算法均更具有优势; 针对于左旋走滑位错而言, wdGWO 的得到角度二范数与组合算法一致, 但从参数整体的分布来看, 组合算法得到的结果是更为可信的(下文将说

明)。

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, 其中图 2(a)-(f)依次代表方案 1-6 下的各震源参数反演结果分布状态, 灰色代表组合算法(GWOS), 黑色代表 wdGWO 算法, 每个子图内的数字为相应方案下的模拟真值。我们可以很好地发现 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。而组合算法是基于 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, 因此组合算法的反演精度及其稳定性均明显优于 wdGWO 方法。

在验证组合算法在模拟地震的震源参数反演中有较好的效果后, 我们再进行组合算法和遗传算法的结果分析。如表 3 所示, 我们可以发现, 在方案 2、3、5 和 6 下, 组合算法的距离参数二范数分别为 0.62、0.72、0.15 和 0.20 与遗传算法的距离参数二范数 0.61、0.73、0.12 和 0.19 相差不大; 组合算法的角度参数二范数分别为 0.25、0.33、0.26 和 0.06 与遗传算法的

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, 组合算法得到的距离参数二范数为 0.12、角度参数二范数为 0.12 均较优于遗传算法的 0.21 和 0.19, 表现出了更好的精度; 在方案 4 下, 组合算法得到的距离参数二范数为 0.57、角度参数二范数为 0.22 均略差于遗传算法的 0.33 和 0.17。以上结果说明组合算法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(遗传算法)的精度, 甚至表现出了优于遗传算法的潜力。

与图 2 一样, 图 3 给出了组合算法和遗传算法 100 次反演结果的参数分布情况。从图 3(a)可以看到, 在除了参数 Y 的其余参数上, 组合算法得到的参数分布比遗传算法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 下组合算法得到的震源参数精度更高。在图 3(b) – (f)中, 遗传算法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, 而组合算法同样可以收敛于遗传算法得到的参数分布的峰值附近, 说明组合算法的稳定性较遗传算法具有一定的优势。

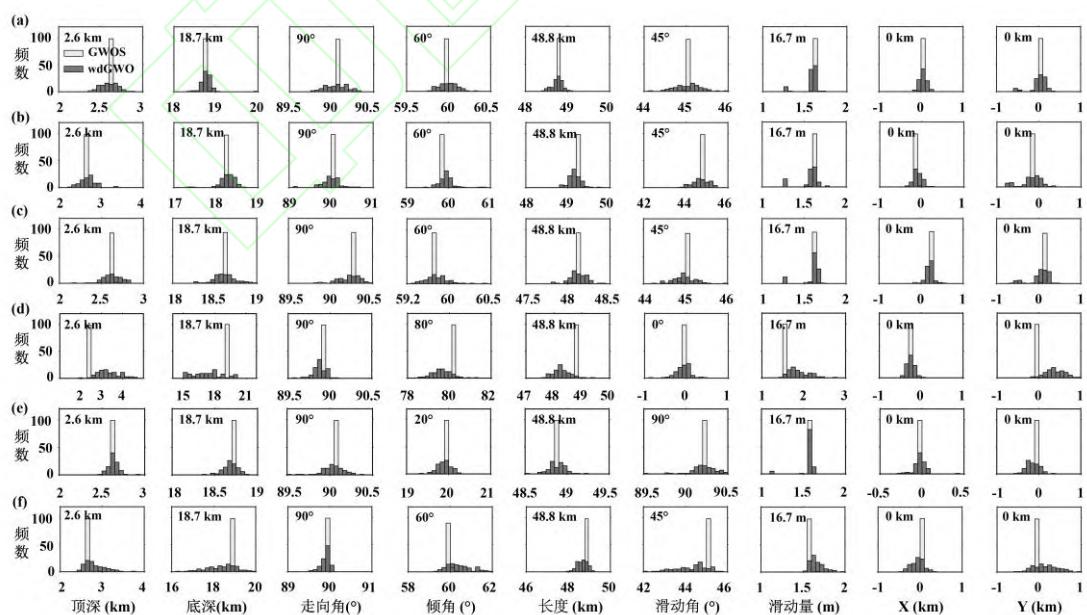


图 2 组合算法和 wdGWO 算法反演结果的震源参数直方图

Figure 2 Seismic source parameter histogram of the inversion results of the combination algorithm and the

wdGWO algorithm

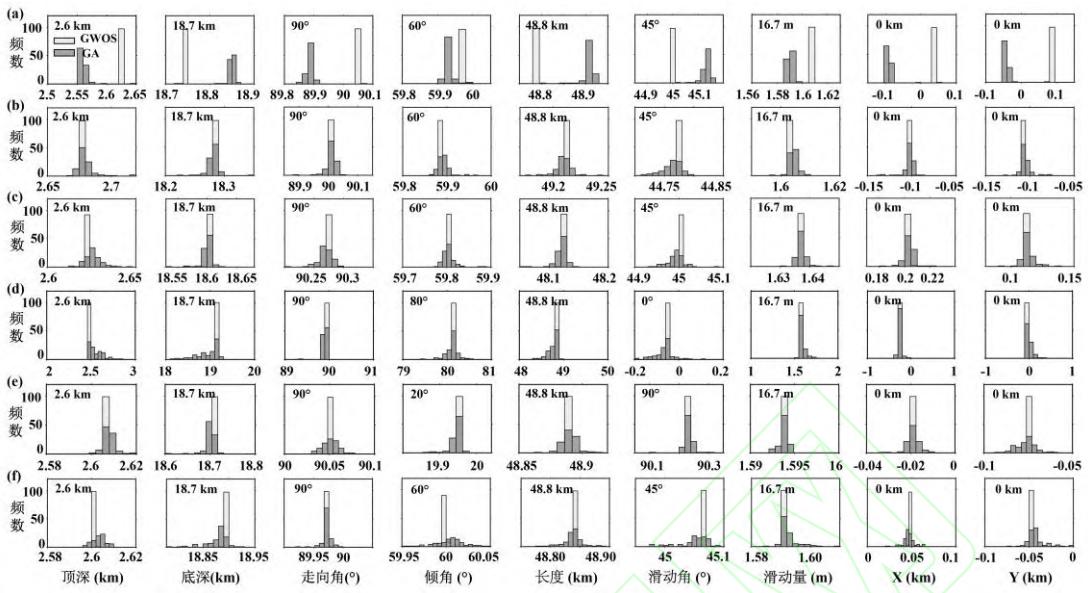


图 3 组合算法和遗传算法反演结果的震源参数直方图

Figure 3 Seismic source parameter histogram of the inversion results of the combination algorithm and the genetic algorithm

表 3 模拟实验结果

Table 3 Simulation experiment results

方案	方法	顶深 /km	底深 /km	走向 / (°)	倾角 / (°)	长度 /km	滑动角/ (°)	滑动量/m	X /km	Y /km	距离参数的二范数	角度参数的二范数
方案 1	真值	2.60	18.70	90.00	60.00	48.8	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
	组合算法 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
方案 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
	组合算法 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
方案 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
	组合算法 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
方案 4	wdGWO ³	2.82	18.38	89.89	60.42	48.66	44.27	1.66	-0.06	0.15	0.44	0.85
	组合算法 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
	真值	2.60	18.70	90.00	80.00	48.8	0	1.60	0	0	/	/
方案 5	wdGWO ³	2.50	18.44	90.07	19.89	49.08	90.24	1.57	-0.03	-0.34	0.52	0.27
	组合算法 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
-----------------	------	-------	-------	-------	-------	-------	------	-------	-------	------	------

注: 不同方法名称上标的数字代表所添加的误差大小, 单位为毫米。GA:遗传算法。

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(UTC), 美国加利福尼亚州纳帕(Napa)谷发生 $Mw6.0$ 地震(见图 4), 此次地震是继 1989 年洛马普里塔 $Mw6.9$ 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(San

Andreas Fault)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 Sentinel-1A 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。

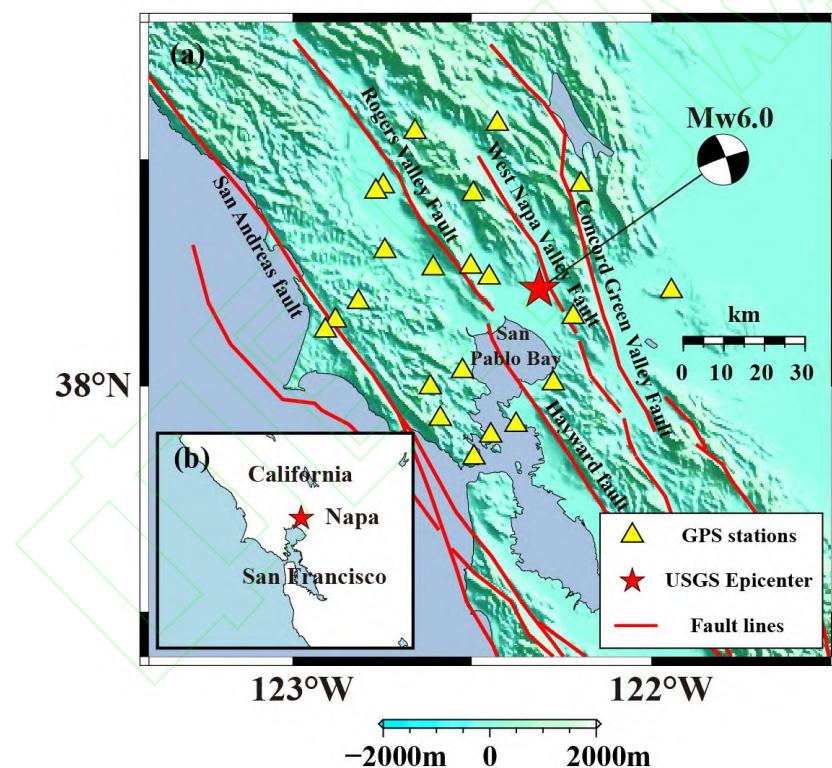


图 4 纳帕地震区域构造背景图

Figure 4 The 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。我们的目标是使用本文提出的组合算法反演策略和经典的遗传算法重新估计这次地

震的震源参数, 以验证组合算法的实用性。鉴于纳帕地震的发震区域破裂到地表^[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, 让其它反演参数自由变换。其它震源参数的搜索区间、反演结果和已有研究结果列于

表 4, 100 次反演结果的参数分布直方图绘制于图 5。同时为了验证组合算法得到的结果是否合理, 我们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 \mathbf{d}_{obs} 与模型正演值 \mathbf{d}_{mod} 的残差均方根误差(Root Mean Square Errors, RMSE)^[39]作为数据拟合效果的评价指标, 其具体形式如下:

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

表 4 纳帕地震的反演结果
Table 4 Inversion results of the Napa earthquake

统计项	底深 /km	走向 /(°)	倾角 /(°)	长度 /km	滑动角 /(°)	滑动量 /m	经度 /km	纬度 /km	矩震级 /Mw
搜索区间	[0, 10]	[300, 360]	[50, 90]	[0, 30]	[-180, -120]	[0, 3]	-122.312 ° ±20	38.215 ° ±20	/
GWOS	5.74	339.00	83.58	20.38	-161.59	0.44	-122.327	38.274	6.09
GA	5.74	339.01	83.58	20.28	-161.89	0.44	-122.327	38.274	6.09
文献[36]	5	344	81	8.5	-176.2	/	-122.33	38.29	6.1
文献[37]	/	341.30	80	24	-176.38	/	-122.34	38.31	6.14
文献[38]	8	341	80	15	-176	0.43	/	/	6.1
USGS		345	85	/	-170	/	-122.312	38.215	6.01
GCMT	/	337	83	/	-174	/	-122.38	38.31	6.1

注: GCMT: 全球矩心矩张量项目。

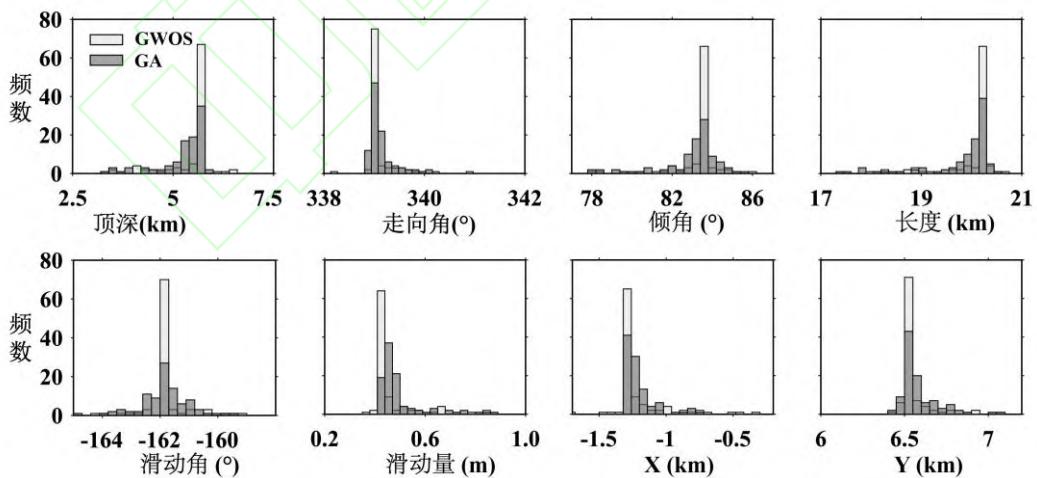


图 5 纳帕地震震源参数直方图

Figure 5 Histogram of seismic source parameters of the Napa earthquake

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

为了验证组合算法得到的结果是否可靠, 我们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。

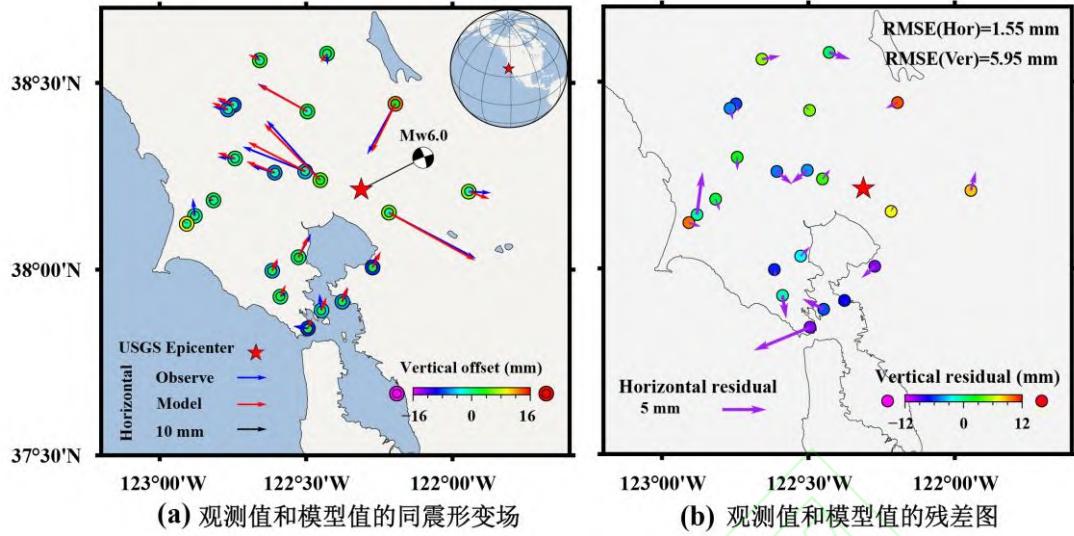


图 6 纳帕地震观测值和模型值的同震形变场及残差图

Figure 6 Coseismic deformation field and residual diagram of observation and model values of Napa earthquake

从表 4 可以看出, 组合算法与遗传算法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 $Mw6.09$, 说明组合算法在此次地震的反演精度与遗传算法较为一致。同时, 相比于 USGS 发布的 $Mw6.01$ 而言, 组合算法与遗传算法得到的矩震级更接近全球矩心矩张量项目(GCMT)发布的 $Mw6.1$, 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, 组合算法得到的结果与文献[36-38]、USGS 和 GCMT 相差不大; 组合算法所得断层顶深 5.74 km 与文献[36]的结果 5.0 km 较为接近; 组合算法所得断层长度 20.38 km 更接近文献[37]中结果 24 km; 组合算法得到的滑动角为 -161.59, 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; 组合算法所得滑动量 0.44 m 与文献[38]中的结果 0.43 几乎一致。因此, 整体来看, 组合算法得到震源参数与现有研究结果较为一致, 说明组合算法在纳帕地震(走滑型地震)中可以较好地应用。

如图 5 所示, 在 100 次反演中, 组合算法(GWOS)得到的各震源参数分布存在

较为明显的单峰值现象, 而遗传算法(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。并且组合算法可以收敛于遗传算法得到的参数分布的峰值附近, 说明组合算法的稳定性更好, 这正好与模拟实验结果相呼应。因此, 在纳帕地震中, 组合算法得到的震源参数比遗传算法更为稳定, 说明组合算法所得结果更为可靠。

由图 6 表明, 图(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, 组合算法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, 均方根误差为 1.55mm, 其东西向和南北向分别为 1.73mm 与 1.26mm; 图(a)中彩色外圈(原始观测值的 GPS 同震垂直位移)和彩色内圈(模型值的 GPS 同震垂直位移)也较为一致, 但相对于水平向的拟合效果, 垂直向拟合效果略差, 其均方根误差为 5.95mm, 这可能是 GPS 数据垂直向的噪声较大所造成的。因此, 组合算法得到的结果是合理的, 其可以较好地拟合观测数据。

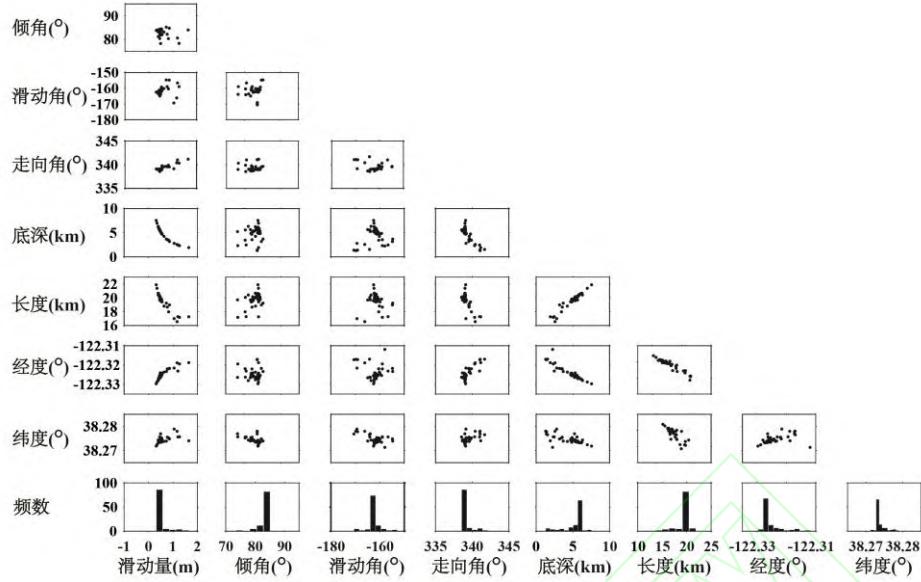


图 7 纳帕地震震源参数的蒙特卡洛分析图

Figure 7 Monte Carlo analysis of seismic source parameters 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

Table 5 Monte Carlo analysis statistical results of seismic source parameters of the Napa earthquake

统计项	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	5.21	339.27	82.65	19.67	-161.83	0.60	-122.325	38.274
标准偏差	±1.23	±0.87	±3.41	±1.72	±2.58	±0.48	±0.0028	±0.0012
置信上区间	5.45	339.44	83.33	20.01	-162.34	0.70	-122.3249	38.2742
置信下区间	4.96	339.09	81.96	19.33	-161.32	0.51	-122.3260	38.2737

注：标准偏差的置信水平为 95%。

由表 5 可知，组合算法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，这也说明组合算法的结果较为可靠。其次，我们得到的置信区间较窄，这表明组合算法得到的震源参数分布较为紧密，其结果较为稳定。在图 7 中，我们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；经度和纬度存在线性关系，在其它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(UTC)，土耳其博德鲁姆(Bodrum)半岛东南部和希腊最东边爱琴海科斯(Kos)岛之间发生 $Mw6.6$ 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 $(27.414^{\circ}\text{E}, 36.929^{\circ}\text{N})$ 。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，但基于不同的手段所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]的组合方法进行反演，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，其

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，得到的结果与文献[44]相一致，意味着此次地震也为北向倾斜的断层；除此之外，文献^[40, 46, 47]的研究同样支持此次地震为北向倾斜的断层。

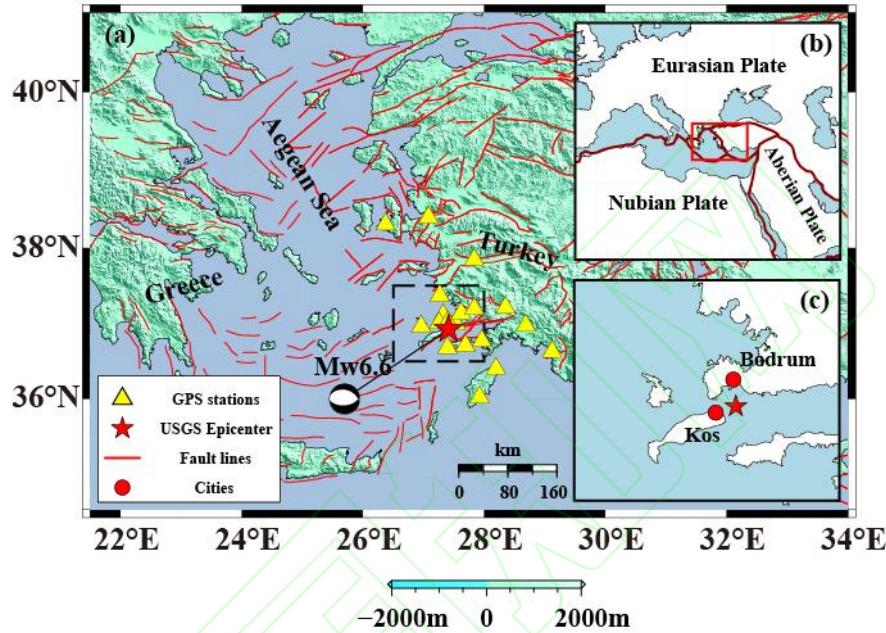


图 8 博德鲁姆-科斯地震区域构造背景图

Figure 8 The 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。我们的目标同样是使用本文提出的组合算法反演策略和经典的遗传算法重新估计这次地震的震源参数，以进一步验证组合算法的实用性。震源参数的搜索区间、反演结果和已有研究结果列于表 6，100 次反演结果的参数分布直方图绘制于图 9。同时为了验证组合算法得到的结果

是否合理，我们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；为了验证组合算法得到的结果是否可靠，我们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

Table 6 Inversion results 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 /km	纬度 /km	矩震级 /Mw
搜索区间	[0 , 5]	[5 , 10]	[230 , 290]	[10 , 60]	[0 , 40]	[-110 , 70]	[0 , 3]	27.414 ° ±20	36.929 ° ±20	/
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]	1.2	9.1	274.9	36.5	16.8	-79.5	1.46	27.474	36.855	6.6
文献[45]	2.46	7.5	265.6	37.4	19.7	-93.5	1.90	27.483	36.930	6.6
USGS	/	/	285	39	/	-73	/	27.414	36.926	6.6
GCMT	/	/	278	36	/	-82	/	27.56	36.79	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；文献[45]的经纬度是指断层的西端点。

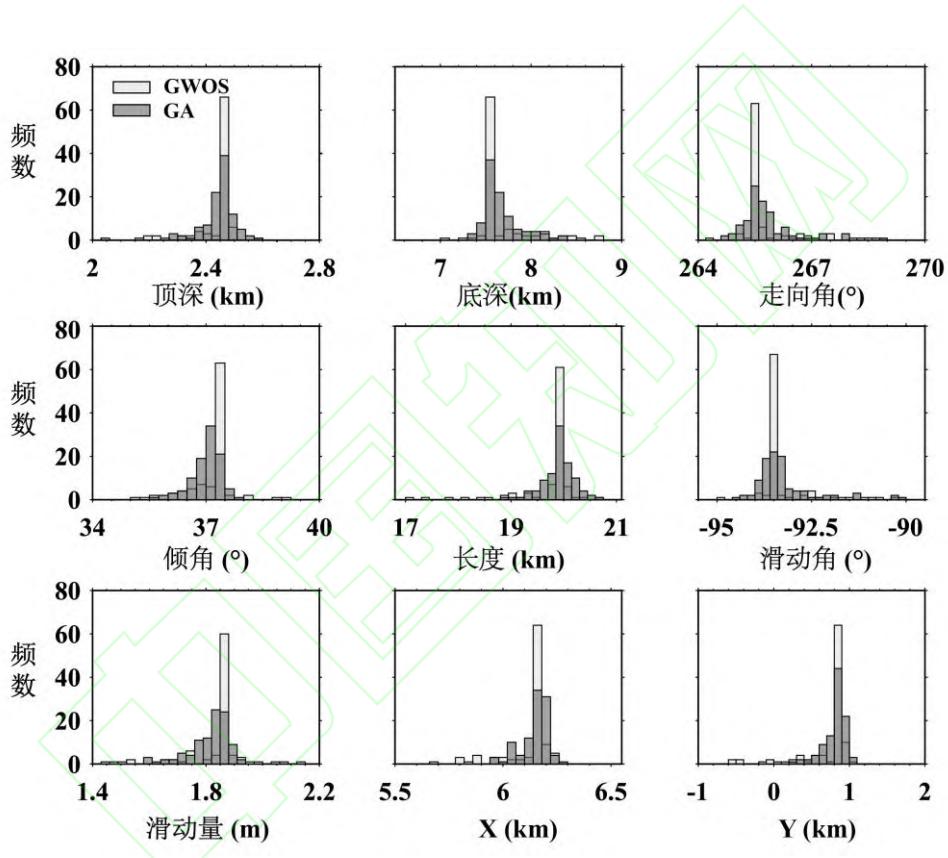


图 9 博德鲁姆-科斯地震震源参数直方图

Figure 9 Histogram of seismic source parameters of the Bodrum-Kos earthquake

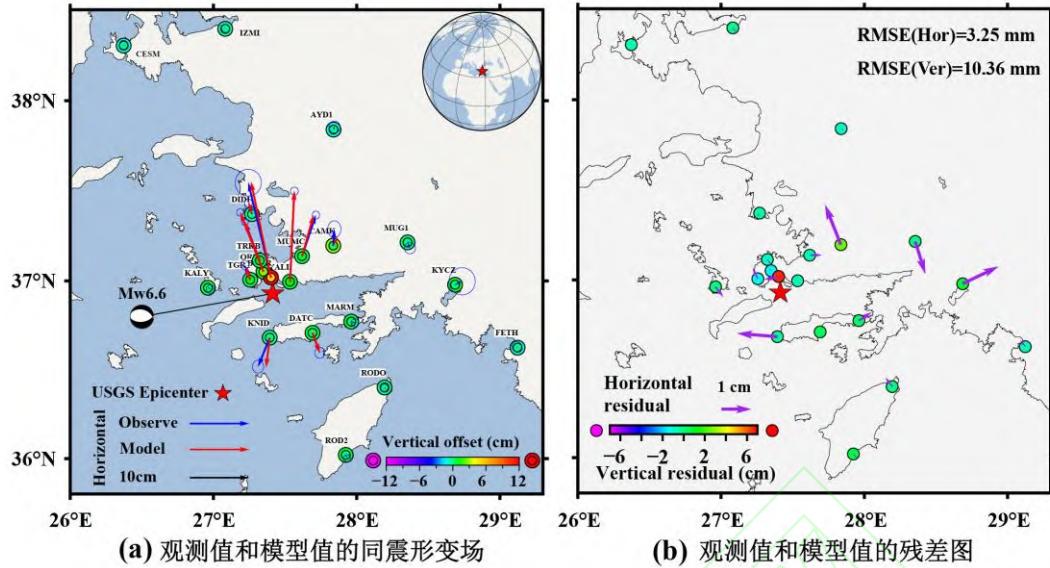


图 10 博德鲁姆-科斯地震观测值和模型值的同震形变场及残差图

Figure 10 Coseismic deformation field and residual diagram of the observation and model values of the Bodrum-Kos earthquake

从表 6 可以看出，组合算法得到的震源参数与遗传算法、已有文献[45]的结果十分接近，仅在小数部分有所差别，这意味着我们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，组合算法与文献[44]、USGS 和 GCMT 有所区别，但我们认为这种差异是合理，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 $Mw6.6$ 。因此，组合算法得到震源参数与现有研究结果较为一致，说明我们的方法在博德鲁姆-科斯地震(倾滑型地震)中同样适用。

从图 9 可以发现，在 100 次反演中，组合算法(GWOS)得到的各震源参数分布均比遗传算法(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。并且组合算法依然可以收敛于遗

传算法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，组合算法得到的震源参数比遗传算法更为稳定，也说明组合算法所得结果更为可靠。

由图 10 表明，组合算法正演所得的模型值(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，均方根误差为 3.25mm，其东西和南北向分别为 3.31mm 与 3.17mm；垂直向的拟合效果较水平向略差，均方根误差为 10.36mm，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(东西向：4.7mm；南北向：4.4mm；垂直向：16.8mm)，组合算法所求得三方向的均方根误差都具有一定优势，说明我们的结果能够更好的拟合观测数据，体现了组合算法的优势。

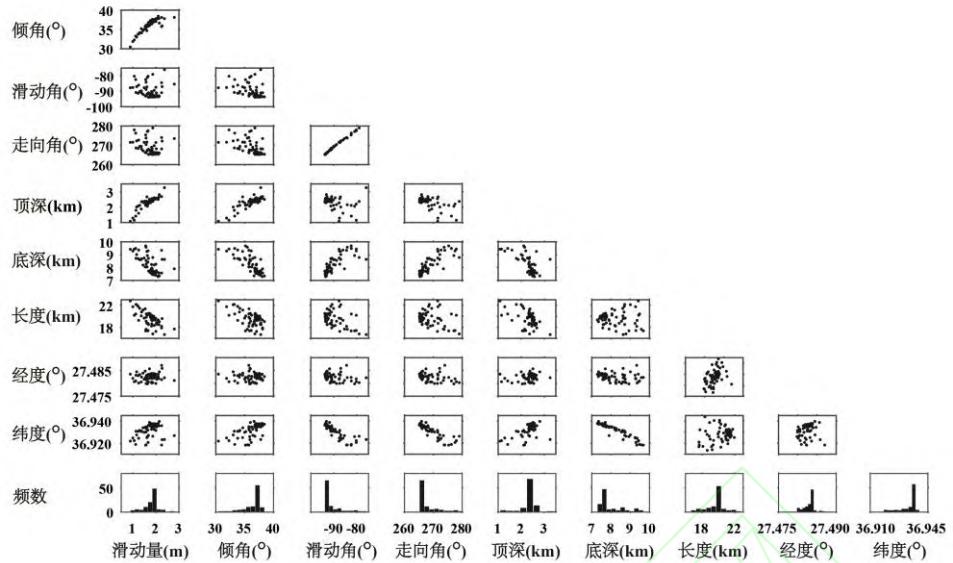


图 11 博德鲁姆-科斯地震震源参数的蒙特卡洛分析图

Figure 11 Monte Carlo analysis of seismic source parameters of the 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

Table 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 /(^)	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	36.934
标准偏差	± 0.40	± 0.64	± 3.64	± 1.45	± 1.07	± 3.86	± 0.29	± 0.0013	± 0.0054
置信上区间	2.50	8.09	268.41	36.87	19.87	-90.57	1.84	27.4831	36.9348
置信下区间	2.34	7.84	266.97	36.30	19.45	-92.10	1.73	27.4826	36.9326

注：标准偏差的置信水平为 95%。

从表 7 可以发现，组合算法得到的震源参数(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，说明组合算法的结果较为可靠。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，但我们发现组合算法使用蒙特卡洛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、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，这说明我们得到的标准偏差也是合理的。其次，我们

得到的置信区间较窄，这表明我们得到的震源参数分布较为紧密，结果较为稳定。在图 11 中，我们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；底深与震源中心纬度均具有较为明显的线性关系，在其它震源参数之间没有明显规律。

4 结论

我们成功地将一种新颖的灰狼优化算法引入到地震震源参数反演之中，并且将加权距离灰狼优化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，提出一种改进的加权距离灰狼优化算法和单纯形算法的组合反演策略。详细的模拟实验表明，组合算法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；相对于遗传算法，组合算法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，组合算法的反演结果既可以达到遗传算法的反演精度，又表现出了更好的参数稳定性。因此，本文提出的单纯形组合加权距离灰狼新算法的反演策略为地震震源参数的确定，增加了一条新的途径，具有较强的现实意义。本文算例均为小样本 GPS 数据，组合算法的效率与遗传算法相当。但当考虑大样本 InSAR 数据时，组合算法的效率会受到样本数量的影响，从而导致其效率降低，而关于组合算法的效率提升问题还有待进一步研究。

致谢：感谢匿名审稿专家对本文提出的宝贵意见；本文中部分图像使用通用制图工具(Generic Mapping Tools, GMT)绘制，在此表示感谢。

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 Leyang, Gao Hua, Feng Guangcai, Xu Wenbin. 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 Leyang, Zhao Xiong. 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 Guangyu, Xu Caijun, Wen Yangmao, 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 Disribution 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 Mw5.9 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, Amelung F. Fault Slip Distribution of the 1999 Mw7.1 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 Mw6.5 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 (Tibet) 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 Ms7.9 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 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.
- [20] Wang Leyang, Gao Hua, Feng Guanghui. 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[C]//International Conference on Advanced Machine Learning Technologies and

- Applications. Springer, Cham, 2018: 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).
- [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.
- [31] Malik M R S, Mohideen E R, Ali L. Weighted Distance Grey Wolf Optimizer for Global Optimization Problems[C]. // 2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC). IEEE, 2015: 1-6.
- [32] Wang Qiuping, Wang Mengna, Wang Xiaofeng. Improved GreyWolf 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 Leyang, Ding Rui. 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 Mw6.0 24 August 2014 South Napa Earthquake[J]. Ssmological 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 Mw6.1 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 MW6.1 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 Mw6.1 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 Mw6.1 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 Guangcai, Li Zhiwei, Shan Xinjian, 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, Ozarpaci S, et al. Slip Distribution of the 2017 Mw6.6 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 [DB/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(Mw6.6) 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, 03 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, Büyükkapınar 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, Yingwen, Xu Caijun. 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, Valkaniotis S, et al. Co-seismic deformation and preliminary fault model of the July 20, 2017 M6.6 Kos earthquake, Aegean Sea[J]. EMSC, 2017.
- [47] Ganas A, Elias P, Kapetanidis V, et al. The July 20, 2017 M6.6 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.

Combinations of the simplex and weighted distance-based grey wolf algorithms for the seismic source parameter inversion with GPS measurements

Wang Leyang^{1,2}, Sun Longxiang^{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 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 Optimization (GWO) algorithm to invert the seismic source parameters. The weighted distance Grey Wolf Optimization (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 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.

Keywords: source parameter inversion; grey wolf optimization algorithm; simplex algorithm; combination algorithm; napa earthquake; Bodrum-Kos earthquake

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (Nos.42174011, 41874001, 42104008), the Innovation Found Designated for Graduate Students in Jiangxi Province (YC2020-S500).

First 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单纯形组合加权距离灰狼新算法

作者: 王乐洋, 孙龙翔, 许光煜

收稿日期: 2021-12-13

DOI: 10.13203/j.whugis20210114

引用格式:

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, DOI: 10.13203/j.whugis20210114 (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, DOI: 10.13203/j.whugis20210114)

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:

断层参数反演的动态惯性因子的粒子群算法

王乐洋, 靳锡波, 许光煜

武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(4): 510-519

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20190321>