



断层参数反演的动态惯性因子的粒子群算法

王乐洋¹ 靳锡波² 许光煜¹

1 东华理工大学测绘工程学院,江西 南昌,330013

2 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

摘要:采用大地测量观测数据进行地震断层参数反演是大地测量反演的研究热点,也是研究地震发生机制的重点。针对目前在断层参数反演中所用粒子群算法反演精度较低的问题,分析了地震断层参数反演的非线性特点和基本粒子群算法的特征。考虑到基本粒子群算法在处理高度非线性问题时易陷入局部最优解,且求解过程中局部最优解与全局最优解之间会相互影响,通过分段调整影响粒子速度的惯性因子和影响全局最优解与局部最优解的加速因子,得到了一种适用于地震断层参数反演的分段动态调整参数的粒子群算法,应用于模拟地震与拉奎拉真实地震的断层参数反演。模拟地震实验结果表明,所提算法具有稳定性,且求得的断层倾角、滑动角较多峰值粒子群算法更接近真值。在2009年拉奎拉地震实例中,所提算法求得的断层参数正演后所得形变量与地表观测值的均方根误差为5.2 mm,优于多峰值粒子群算法的6.7 mm。以上结果表明,所提算法获得的断层模型更符合真实的断裂条件,具有一定的实际应用价值。

关键词:断层参数反演;粒子群算法;地震;非线性;动态惯性因子

中图分类号:P227

文献标志码:A

地震的发生往往给人类的生产生活带来巨大的灾难,但由于其发生在地下,且在时间、空间等方面缺乏一定的规律性,使得人们对地震的认识还不够深入,从而无法进行有效的预测与防护。若想更深入地研究地震的发生,就需要了解地震的形成机制与构造原理。而确定地震的断层参数对了解地震的发生机制、解释地震的产生原因具有重大意义。

在断层参数反演中,常用的模型是基于位错理论的模型^[1],1958年,Steketee首次将位错理论引入到地震断层活动的研究中^[2],后来,Okada在总结前人研究的基础上提出了更为通用的断层位错解析模型^[3-4],将断层参数与地表形变观测值通过数学模型联系起来。基于Okada模型进行地震断层参数反演时,考虑到了反演的非线性特点^[5]。目前使用的反演算法包括单纯型法^[6]、遗传算法^[7]、模拟退火法^[8-9]、多峰值粒子群算法(multiple peak particle swarm optimization, MP-PSO)^[5]、蒙特卡洛(Monte Carlo)多起点 Powell算法^[10]等。其中,单纯型算法计算过程简单,避免了微分计算,但依赖初始解的精度,容易陷入局

部最优。遗传算法与模拟退火法相较于粒子群算法(particle swarm optimization, PSO),在使用中涉及控制参数较多,算法本身的控制参数最优值不易确定且收敛速度较PSO慢^[11]。MPSO以局部PSO代替全局PSO,并采用概率密度峰值的方式对局部极小值进行单纯型计算来求最优参数,加速了搜索过程,但局部极小的不准确可能会导致错失全局最优解,使得结果精度较低。蒙特卡洛法的计算量大,耗时长。考虑到PSO在地学反演领域相对于单纯型法、遗传算法、模拟退火法具有速度快、参数少等优势^[11],且较蒙特卡洛法迭代次数少、耗时更短,故本文重点研究断层参数反演中PSO的应用。

PSO属于高级启发式仿生算法,自1995年由Eberhart和Kennedy^[12]提出以来,其基本算法或改进算法已经被应用在许多领域,例如机械设计^[13]、车间调度^[14]、复杂网络聚类^[15]、图像分割^[16]以及断层参数反演^[17]等。在这些领域的应用中,学者们在以下方面做了改进:改变速度权重 ω 的大小来调整搜索速度^[18-20];改变速度值本身大小^[21];改变加速因子^[22];改进个体粒子的极值^[23]

收稿日期:2020-08-09

项目资助:国家自然科学基金(41874001, 41664001);江西省自然科学基金(20202BABL204070)。

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

等。文献[19]采用非线性权重策略,利用分段函数进行调整速度权重 ω 。文献[20]提出构建“S”型函数曲线,使 ω 的大小由大到小再增大,使得粒子陷入局部最优时能跳出原有范围更好地进行全局搜索,进而得到最优值。文献[22]指出调整加速因子以保证粒子初始阶段在全局进行搜索、搜索后期在已有最优参数附近进行搜索,从而得到适应全局的最优值。本文综合考虑了学者们对 PSO 的改进,采用多分段动态定权的 PSO 进行断层参数反演。

1 断层参数反演与粒子群算法

1.1 断层反演

地震断层参数反演是指在已知地表形变量与其他先验信息的条件下,通过一定的模型与算法反求地震断层参数(断层参数)。在 Okada 模型下^[3],单一断层的大地测量所得形变观测数据与断层参数之间的函数关系为:

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

式中, d_{obs} 为地表观测的形变数据; G 表示联系模型与形变量的格林矩阵; m 表示断层的几何滑动参数(位置、长度、宽度、深度、倾角、走向角、滑动角、滑动量,其中滑动量为线性关系); ϵ 为观测值误差。

基于矩形位错模型进行断层参数反演时通常是将震源参数用断层参数来描述,进而通过反演求得最优断层参数,使得最优断层参数的模型正演值 d_{sim} 与地表实际观测的形变数据 d_{obs} 最佳拟合。在观测值权重采用等权条件下,本文评价最佳拟合的适应度函数计算式为:

$$x = \sqrt{\frac{(d_{\text{obs}} - d_{\text{sim}})^2}{n}} \quad (2)$$

式中, x 为均方根误差; n 为观测数据量的大小。

1.2 粒子群算法在断层反演中的应用

Shi 与 Eberhart^[18]引入 ω 作为速度权重,用于调控速度,得到新的 PSO,在多维空间搜索时可表示为:

$$v_{ij(t+1)} = \omega \cdot v_{ij(t)} + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{ij(t)} - x_{ij(t)}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g_{ij(t)} - x_{ij(t)}) \quad (3)$$

$$x_{ij(t+1)} = x_{ij(t)} + v_{ij(t+1)} \quad (4)$$

式中, i 为第 i 个粒子; j 为第 j 维搜索空间; t 为迭代次数; v 为速度; c 表示加速因子; r 为 $[0, 1]$ 的随机数; ω 为速度权重。将其应用到地震断层参数反演中, $p_{ij(t)}$ 表示第 i 个粒子在 t 次迭代后得到的第 j 个断层参数的个体最优适应度(由式(2)计算得

到); $g_{ij(t)}$ 表示第 i 个粒子在 t 次迭代后得到的第 j 个断层参数的全局最优适应度(即为最优的一组 x 值,由断层参数 m 计算所得); $x_{ij(t)}$ 表示第 t 次迭代求解的第 j 个断层参数的适应度。通过式(1)~式(4)联合迭代求得最小适应度对应的粒子(断层参数 m)就是各个待求断层参数的最优值。

1.3 粒子群算法的改进算法

冯万鹏等^[5]提出的 MPSO 在保证快速收敛的同时可能导致空间局部极小点的选取有误(效率因子与概率分布函数的参数选取具有主观性),因此在单纯型算法计算后得到的参数可能不是真实的全局最优。同时 MPSO 需要几种不同算法进行计算,步骤也相对复杂,故需要新的算法来获得全局最优解。

本文的调整策略是将搜索区间设置为 3 段,首先在第一段区间设置较大 ω 值,使得粒子尽可能在全局范围内进行搜索;然后在第二段区间设置较小 ω 值,使粒子在已有最优参数附近进行搜索;最后在第三段区间再次调整 ω ,使得粒子跳出原有范围在已有最优参数以外寻求新的最优解,以确保粒子不会陷入局部最优解。

通过实验,本文设置 3 个区间:(1)在搜索区间的前 50% 设置凸函数,利用凸函数的下降速率较线性函数慢的特点,通过减小搜索速度的下降来保证在较大范围内搜索;(2)在之后的 45% 区间采用线性函数,使得收敛变快,搜索范围变小,以求快速找到参数最优值;(3)最后 5% 的突变设置,使得粒子跳出原有最优范围进行突变搜索,以防止前两步所得结果陷入局部最优。若前两步陷入局部最优,第三步可以调整;若前两步已是全局最优,其结果并不会因第三步的存在而改变。本文采用简单的函数来控制搜索过程,避免了复杂的迭代计算,可以在保证全局搜索的同时减少搜索时间、提高搜索效率。在调整速度权重的同时调整加速因子,保证在搜索的不同阶段全局最优值和局部最优值的比重不同,且两者的比重随搜索进程的变化而变化,进而使得最后的解为理论全局最优解。本文对经典 PSO 的具体改进为:

$$\omega = \begin{cases} 0.9 \sin\left(\frac{M-t+1}{M} \times \frac{\pi}{2}\right), & 0.5 \leq \lambda \leq 1 \\ 0.9 - 0.5 \frac{t}{M}, & 0.05 \leq \lambda < 0.5 \\ 0.5 \cos\left(\frac{M-t}{M} \times \frac{\pi}{2}\right), & 0 \leq \lambda < 0.05 \end{cases} \quad (5)$$

$$c_1 = (c_{1s} - c_{1e}) \times \frac{t}{M} + c_{1s} \quad (6)$$

$$c_2 = (c_{2s} - c_{2e}) \times \frac{t}{M} + c_{2s} \quad (7)$$

式(5)~(7)中, c_{1s} 、 c_{1e} 分别代表加速因子 c_1 的初始值与结束值; c_{2s} 、 c_{2e} 分别代表加速因子 c_2 的初始值与结束值; M 为最大迭代次数; $\lambda = \frac{M-t+1}{M}$; t 为第 t 次迭代。 c_1 、 c_2 的取值参考文献[24], 本文中 $c_{1s}=c_{1e}=1$, $c_{2s}=c_{2e}=2.05$ 。

2 本文算法整体流程

本文算法流程如图1所示, 具体流程如下:

- 1) 结合先验信息, 确定每个待求参数的取值区间。若缺少先验信息, 可将区间设置为理论最大区间, 如倾角区间为 $[0, 90]$ 。
- 2) 启动分段粒子群算法, 产生预设数量的初始粒子并随机初始 $x_{ij(1)}$ 与 $v_{ij(1)}$ 。
- 3) 将该粒子作为初始值代入式(1)进行运算, 依据式(2)评价每个粒子的适应度, 找到初始粒子的当前个体极值与全局最优解。
- 4) 根据式(5)~式(7)更新 ω 、 c_1 、 c_2 , 通过式(3)和式(4)迭代计算更新各个粒子的速度和位置, 调整断层参数的当前最优值。
- 5) 判断是否达到阈值或最大迭代次数(本文最大迭代次数为 200, 阈值为 0.1 mm)。
- 6) 若达到判定条件, 则输出搜索所得的最优解, 即断层最优参数, 否则返回步骤 4)。

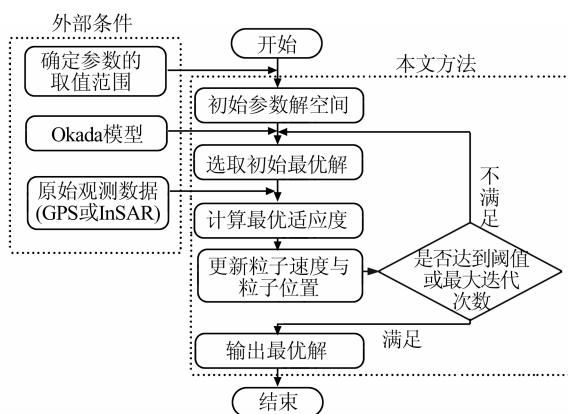


图1 本文算法流程图

Fig.1 Flowchart of the Proposed Algorithm

3 算例及分析

3.1 算法稳定性实验与分析

由于基本 PSO 在初始化时采用随机数产生粒子, 这将导致每次计算时粒子的初始值不固

定, 在实际操作时可能影响反演结果。为验证本文算法可以克服随机初始化参数对反演结果造成的影响, 同时验证其在断层参数反演时具有可行性且结果具有稳定性, 本文在以震中为中心点、面积为 $100 \text{ km} \times 100 \text{ km}$ 的地表范围内均匀设置 625 个 GPS 观测点, 将预设断层参数真值(见表1)代入到 Okada 模型中进行正演, 将所得观测值加入均值为 0、标准差为 3 mm^2 的随机误差。对加入误差后的观测值, 分别采用基本 PSO 算法以及本文算法对其进行 50 次的地震单一断层参数反演实验。基本 PSO 算法和本文算法的实验结果分别见表1、表2。

表1 基本 PSO 实验结果

Tab.1 Experiment Results of Basic PSO

参数	真值	反演	反演	反演	...	反演	50次
		(1)	(2)	(3)	(50)	均值	
顶深/km	0.42	0.36	0.42	0.43	...	0.43	0.42
底深/m	14.28	14.53	14.28	14.26	...	14.26	14.31
走向角/(°)	73.51	74.26	73.51	73.52	...	73.53	73.53
倾角/(°)	60.00	60.15	60.00	59.99	...	59.97	60.04
长度/km	54.58	54.48	54.58	54.52	...	54.22	54.55
滑动角/(°)	97.32	97.39	97.32	97.31	...	96.90	97.17
滑动量/m	1.53	1.51	1.53	1.54	...	1.55	1.53

表2 本文算法实验结果

Tab.2 Experiment Results of the Proposed Algorithm

参数	真值	反演	反演	反演	...	反演	50次
		(1)	(2)	(3)	(50)	均值	
顶深/km	0.42	0.42	0.42	0.42	...	0.42	0.42
底深/m	14.28	14.28	14.28	14.28	...	14.27	14.28
走向角/(°)	73.51	74.52	73.50	73.51	...	73.51	73.51
倾角/(°)	60.00	60.00	60.00	60.00	...	60.00	60.00
长度/km	54.58	54.48	54.58	54.56	...	54.58	54.58
滑动角/(°)	97.32	97.32	97.31	97.30	...	97.34	97.31
滑动量/m	1.53	1.53	1.53	1.53	...	1.53	1.53

由表1可知, 基本 PSO 算法 50 次反演所得的底深、走向、倾角、长度、滑动角 4 个参数的均值与预设真值均有一定程度偏差, 相对稳定的是倾角、滑动角以及滑动量 3 个参数。由表2可知, 本文算法 50 次反演所得的顶深、底深、走向角、倾角、长度、滑动量 6 个参数的均值与预设真值相同, 滑动角的偏差为 0.01° , 体现了本文算法的有效性。50 次反演中, 断层滑动量的反演值均为真值, 断层走向与倾角两个参数的偏差均在 $-0.02^\circ \sim +0.02^\circ$ 内, 断层长度的偏差在 $-0.02 \sim +0.02 \text{ km}$ 内, 滑动角的偏差相对较大, 在 $-0.05^\circ \sim +0.04^\circ$ 内, 本文算

法的结果相对于基本 PSO 算法的结果具有明显的提高,这表明本文算法的反演结果更具有稳定性。文献[25]表明断层深度的单位偏差(1 km)对地表形变的整体偏差影响在-1~1 mm内,这表明断层深度的偏差对地表形变影响较小。本文求得的深度偏差在-0.1~0.1 km内,远小于1 km,因此其对地表形变的影响在GPS或InSAR数据精度范围内可以忽略。本文提出的改进算法通过动态调整惯性因子以及全局因子与局部因子,使得粒子能在全局范围内有效搜索并逐步收敛得到反演的最优参数,避免了因粒子初始化的数值不同而导致结果不同的问题。

3.2 InSAR 数据类型模拟地震

为了证明本文算法在InSAR类型观测数据

的断层参数反演方面具有可行性与有效性,本文在以震中为中心点、面积为100 km×100 km的范围内均匀设置400个观测点。将预设断层参数真值代入到Okada模型中进行正演,将观测数据记录为InSAR数据(卫星观测方位角为10°,雷达波入射角为23°),结合InSAR数据的精度特点,人为加入均值为0、方差 v 分别为0.5 cm²、1 cm²、3 cm²的随机误差,将加入误差后的数据作为理论观测数据。针对这三组含有不同误差的观测数据,分别采用MPSO^[5]和本文算法对每组数据各进行30次断层参数反演,取其均值作为反演结果。参数真值、搜索区间、反演结果见表3,不同误差条件下两种算法的点位偏差如图2所示。

表3 模拟地震实验的参数真值、搜索区间与反演结果

Tab. 3 Parameter Values, Search Intervals and Inversion Results of the Simulation Earthquake Experiment

参数	预设真值	搜索区间		反演结果					
		上区间	下区间	MPSO ^{0.5}	本文算法 ^{0.5}	MPSO ¹	本文算法 ¹	MPSO ³	本文算法 ³
顶深/km	0.00	0.00	10.00	0.00	0.00	0.10	0.15	0.20	0.23
底深/km	14.70	10.00	30.00	14.72	14.68	14.48	14.54	14.65	14.32
走向角/(°)	70	0	360	70.08	69.96	70.22	70.12	70.63	70.51
倾角/(°)	60	0	90	59.92	60.05	58.75	59.97	56.26	59.39
长度/km	50	30	80	49.89	49.88	50.11	50.25	50.30	50.10
滑动角/(°)	80	-180	180	79.82	80.05	79.58	79.86	81.19	80.97
滑动量/m	1.42	0.00	5.00	1.42	1.42	1.41	1.42	1.47	1.48
X坐标/km	0.00	-5.00	5.00	0.02	0.01	0.13	0.04	0.13	0.53
Y坐标/km	0.00	-5.00	5.00	0.01	-0.01	-0.10	0.03	-0.76	0.35

注:表中反演结果中的上标0.5、1、3分别代表方差为0.5 cm²、1 cm²、3 cm²

由表3可知,在三种不同误差的反演实验中,MPSO求解得到的顶深、长度与底深更加接近于真值,而本文算法求解得到的走向角分别优于MPSO结果0.04°、0.10°、0.12°;倾角分别优于MPSO结果0.03°、1.22°、3.13°,误差变大的条件下,本文算法结果更准确,且两者偏差随误差增加而增大;所得滑动角分别优于MPSO结果0.08°、0.28°、0.22°。

以上数据表明,本文算法在角度参数的反演结果上优于MPSO。其中倾角与滑动角的反演结果偏差较大,这是因为在断层参数反演中倾角与滑动角受误差影响较大,这两个角度较走向角对误差变化更为敏感。

断层顶深与底深的求解上,文献[25]表明在Okada模型中断层顶深与底深的偏差在1 km内对地表形变影响小于1 mm。考虑两种算法求得的断层深度的偏差小于0.5 km,故不着重考虑。在对形变量影响较大的滑动量上,两种算法反演

所得结果均能很好地接近真值。针对长度的求解,在方差分别为0.5 cm²、1 cm²时,MPSO优于本文算法,在3 cm²时,本文算法优于MPSO。在震中坐标求解上,受误差影响不能得到两种算法具体的优劣。

本文针对不同单位的断层参数进行量化比较,分别求取了距离参数(顶深、底深、长度、坐标)和角度参数(走向角、倾角、滑动角)的二范数(由于单位不同,距离二范数计算时未考虑滑动量)。结果表明,MPSO在3种误差条件下的距离二范数分别为0.114 0、0.312 1、0.852 6,角度二范数分别为0.212 6、1.336 9、3.975 0;本文算法的距离二范数分别为0.122 5、0.336 3、0.781 5,角度二范数分别为0.081 2、0.186 8、1.254 2。由此可知,在小误差影响下,MPSO对距离参数的求解优于本文算法,在方差为3 cm²的情况下,本文算法优于MPSO。在3种误差条件下,本文算法求得的角度参数均优于MPSO,即本文算法所得角度更

可信且所得参数整体优于 MPSO。

为了从观测点的角度比较两种算法的优劣,本文计算了两种算法的点位偏差(断层参数真值

进行正演所得的观测值与反演求得的断层参数正演后的观测值之差)与两种点位偏差的差值,如图 2 所示。

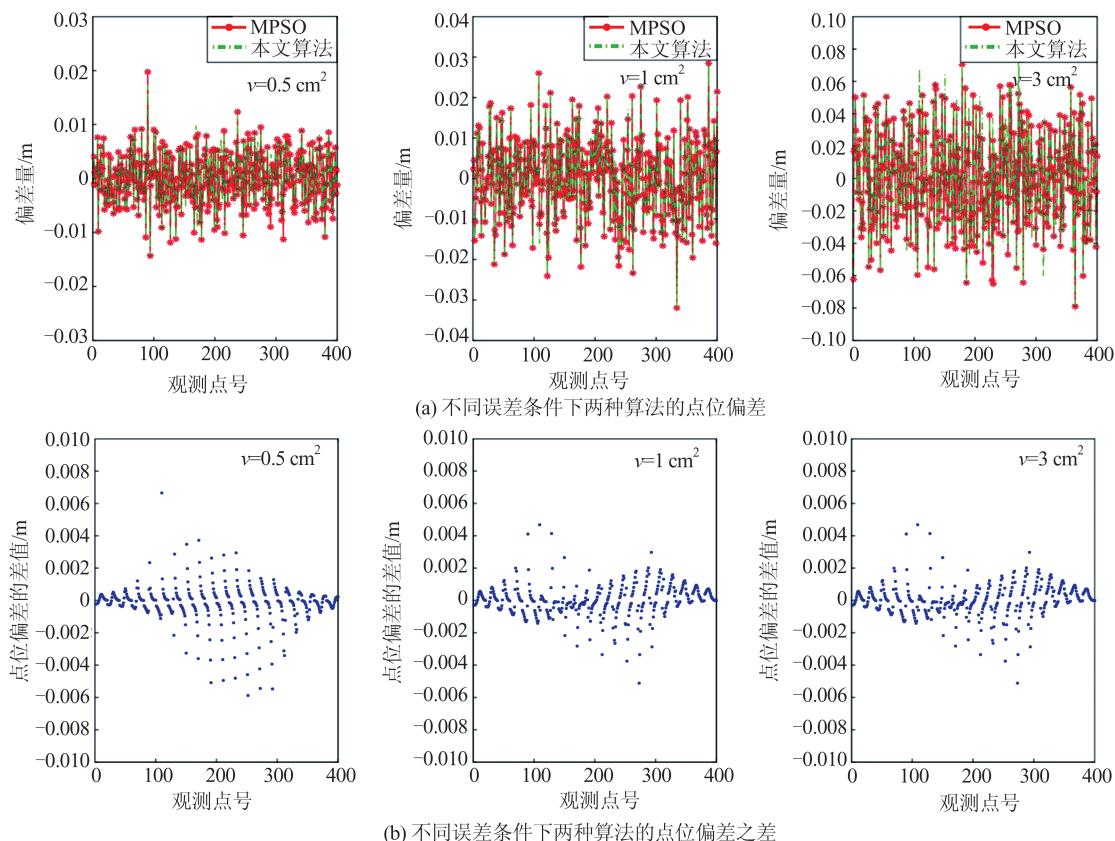


图 2 两种算法的点位偏差与点位偏差的差值

Fig. 2 Point Deviations of Two Methods and Differences in Deviations

由图 2 可知, MPSO 与本文算法对 400 个观测点的形变拟合均存在个别点偏大的情况。整体上,两种算法的一致性较为稳定,且拟合偏差值随观测值的随机误差增大而增大,这符合误差对解的影响。图 2(a)显示 MPSO 偏差整体较本文算法的离散幅度偏大,但存在个别点优于本文算法;图 2(b)显示两种算法点位偏差的差值整体在 $\pm 2 \text{ mm}$ 内,仅有较少的差值跳出该区间,且该偏差范围并未随观测数据随机误差的增大而增大。这种现象产生的原因可能是两种算法的反演精度存在一定的偏差且该精度不受随机误差改变的影响,可能与算法的设计有关。

表 3 与图 2 共同说明, MPSO 对该算例求得的结果在正演后与真实观测值偏差较大,不如本文算法稳定。本文算法求得的角度更精确, MPSO 求得的顶深与底深更为精确。在断层长度以及震中坐标的反演上,两种算法的精度可能因观测值误差的大小而改变。即本文算法在该算例条件下具有一定优势,适用于解决该种条件的断

层参数反演问题。

3.3 2009 年意大利拉奎拉地震实例

意大利拉奎拉地震是一次正断型的 $Mw 6.3$ 级地震,这次地震造成一千多人伤亡,大量房屋被损坏,给当地居民的生命财产带来巨大损失。到目前为止,已经有许多科研机构对此次地震进行了研究,分析了地震断层机制并反演了断层参数。其中,文献[10]采用 InSAR 数据使用优化的蒙特卡洛算法进行反演;文献[15]采用不同的 InSAR 数据集使用 PSO 与单纯形集成非线性算法和最小二乘算法相结合的策略进行反演;文献[26]采用 GPS 数据使用自适应模拟退火技术进行反演;文献[27]采用 GPS 数据使用模拟退火算法确定产生最小二乘最佳拟合的模型并结合蒙特卡洛法求取置信区间算法进行综合反演;文献[28]结合拉奎拉地形特征,联合 Envisat 卫星数据、ALOS 卫星数据以及 GPS 数据利用弹性半空间模型和三角位错模型,使用矩形位错均匀滑动模型进行联合反演。文献[29]采用非负最小二

乘算法与 InSAR 数据对拉奎拉地区多次地震的触发关系进行了研究。由于不同研究单位与个人采用的数据类型或者处理算法等因素的不同,因此得到的研究结果也不尽相同。

本文采用了 33 个 GPS 站的数据,数据来源于文献[27],首先通过处理,将原始数据的经纬度转化为以美国地质勘探局发布的震中位置

(13.334°E, 42.334°N)为原点的局部大地坐标;然后通过改进的 PSO 算法对拉奎拉地震的 GPS 数据进行反演,反演时顾及站点形变量含有误差,故对数据按照观测精度采用相对权比的算法进行加权处理;最后将其与 MPSO 反演结果和部分已有文献所得结果进行对比,搜索区间与搜索结果见表 4。

表 4 拉奎拉地震的搜索区间与反演结果

Table 4 Search Intervals and Inversion Results for the L'Aquila Earthquake

参数	搜索区间		反演结果					
	上区间	下区间	MPSO	本文算法	Anzidei 等 ^[30]	温扬茂等 ^[28]	Wang 等 ^[29]	Atzori 等 ^[31]
顶深/km	0.00	5.00	0.02	0.28	—	2.94	2	1.9
底深/km	5.00	20.00	12.38	15.47	—	11.69	10	12.2
走向角/(°)	120.00	160.00	138.66	133.85	140	143.9	144	133
倾角/(°)	30.00	70.00	49.37	50.65	55.3	51.5	46.8	47
长度/km	0.00	30.00	15.46	12.50	13	13.36	13	12.2
滑动角/(°)	-140.00	-80.00	-92.33	-98.22	-98	-106.3	-105.1	-103
滑动量/m	0.00	1.50	0.48	0.53	0.49	0.6	0.50	0.56
矩震级/Mw	—	—	6.34	6.31	6.3	6.32	6.3	6.3

由于真实地震的地下破裂情况无法准确判定,目前采取探测或其他方式求得的破裂深度、长度、断层等参数值会与地下真实情况存在偏差,因此,真实地震属于没有预设真值的情况。在缺少真值的情况下,不同机构与单位针对相同或不同的数据采用不同的解法求得的最优参数会存在偏差。本文通过比较均方根误差、点位偏差和矩震级来判断所求参数是否更好地拟合拉奎拉地震。均方根误差越小,代表所求得的最优值越接近真实情况,其拟合效果也越好;点位偏差越小,代表所求断层参数越符合地下真实的破裂状况,其在地面造成的形变也越接近观测到的形变;矩震级越接近真实地震,其参数越具有参考价值。本文算法的均方根误差为 5.2 mm,较 MPSO 得到的 6.7 mm 小,即本文算法反演的最优参数正演后在数值模型上更接近观测值。

由表 4 可知,本文算法所得结果与已有算法在断层长度、滑动角、滑动量等参数上均存在一定偏差,但本文求取结果在已有研究结果范围内,故具有一定参考价值。本文算法求得的滑动角为 -98.22°,较 MPSO 法的 -92.33° 更接近已有研究结果。为更直观地对比两种算法的优劣,本文将两种算法所求参数进行正演,将所得形变与原始观测数据进行拟合,点位的垂向与平面拟合结果分别如图 3、图 4 所示,两种算法的点位偏差,即 GPS 站点形变观测值与反演求得的断层参数

正演后的形变值之差如图 5 所示。

依据文献[32]提供的矩震级与断层长度和宽度之间的关系,本文计算了两种算法的矩震级,本文算法的结果为 6.39,较 MPSO 的 6.54 更接近已有研究结果。采用文献[33]的计算方式,当剪切模量为 26 Gpa 时,MPSO 和本文算法得到的矩震级分别为 6.29 和 6.27,库伦应力分别为 3.5×10^{18} Nm 和 3.2×10^{18} Nm。当剪切模量为 30 Gpa 时,两种方法的矩震级结果分别为 6.34 和 6.31,库伦应力分别为 4×10^{18} Nm 和 3.7×10^{18} Nm。由此可知,采用相同的计算方法、不同的剪切模量时,两种结果的差异较小,均在已有研究结果范围内;采用不同的计算算法时,两者结果存在一定的差异。

对比图 3(a)、3(b)可得,在 GPS 精度相对较低的垂向方向,两种算法得到的参数在正演后的形变量与原始 GPS 观测数据在震中位置均较为接近,与精度较高的平面点位偏差相比,垂向的点位偏差较小不宜观察,本文主要研究平面点位偏差。

对比图 4(a)、4(b)可得,针对 33 个 GPS 站点的平面形变拟合,本文算法得到的断层参数正演后的结果更加接近真实值。图 4(a)中震中处红色箭头指向与蓝色箭头指向偏差明显,这说明 MPSO 求得的结果与地震导致的断层参数值相差较大。图 4(b)中震中位置附近的红色箭头与黑色箭头的长度以及指向更为接近,这可能是本

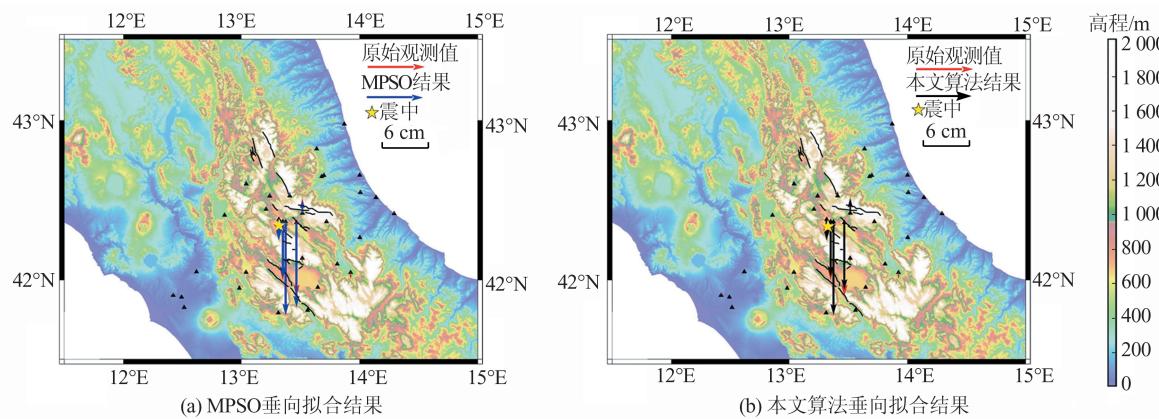


图3 两种算法观测点垂向偏差

Fig.3 Vertical Deviation of Two Methods at Observation Points

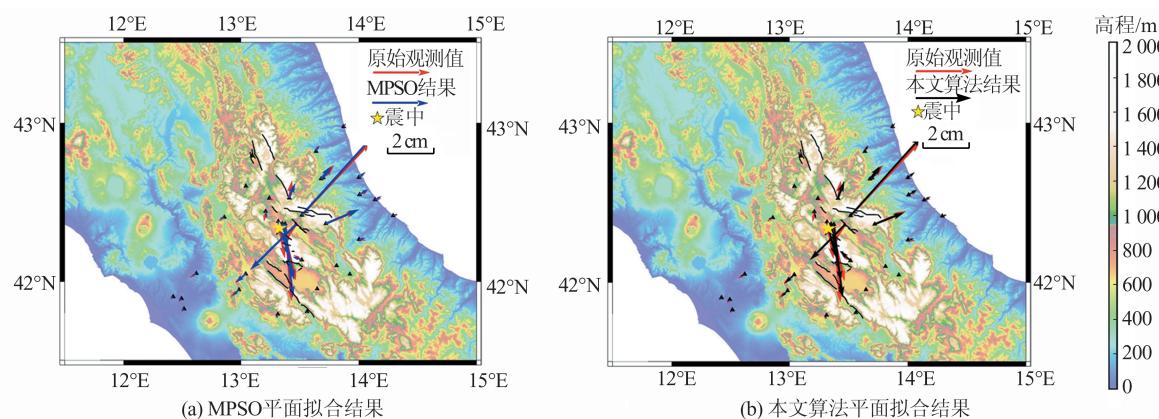


图4 两种算法观测点平面偏差

Fig.4 Plane Deviation of Two Methods at Observation Points

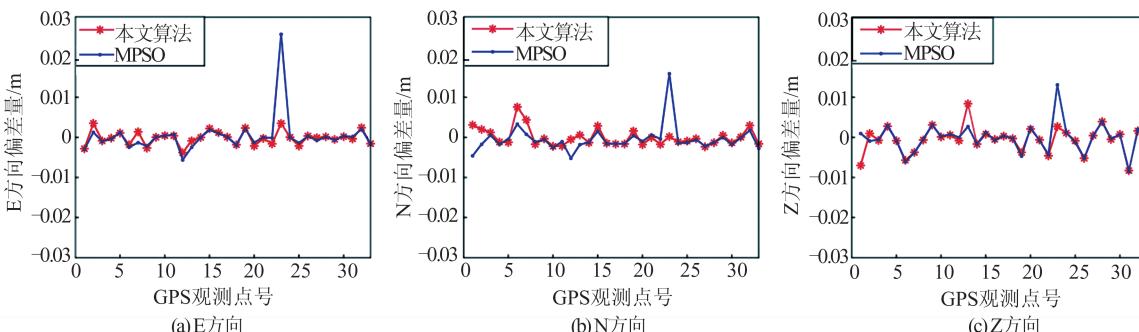


图5 两种算法观测点的点位偏差

Fig.5 Point Deviations of Two Methods at Observation Points

文求得的断层参数更符合该地震的均一断层,故正演形变量与原始观测量更接近。

由图5可知,MPSO的点位偏差量最大超过2 cm,接近3 cm,本文算法的点位偏差量最大不超过2 cm,小于MPSO结果。MPSO在E方向与N方向上的点位偏差值最大均为23号点,这与图4(a)震中处蓝色箭头与红色箭头表现的偏差相吻合。在结果稳定性方面,可以看出两种算法求解的结果正演后与原始观测值的差值大多在0值

附近的范围内波动,但在E方向与N方向上,本文算法的点位偏差波动更小,未出现较大的偏差,而MPSO在E方向与N方向的点位偏差波动明显,表明MPSO反演求得结果的平面精度较本文算法差,与图4中的现象相吻合。且本文算法的均方根误差为5.2 mm,MPSO为6.7 mm,即本文算法所得的平均点位偏差优于MPSO。以上对比说明本文算法的点位偏差值小,离散程度低,所求结果在数值模型上较MPSO精确,所求

参数可能更符合拉奎拉地震的单一断层破裂情况。

上述 3 种算例分别从模拟地震和真实地震证明了本文算法对断层参数非线性求解的结果优于 MPSO。导致这一结果的原因可能是 MPSO 是在已有的粒子分布上采用概率密度求峰值, 并以峰值作为最优参数。但已有粒子数量并不能完全覆盖搜索区间, 这使得 MPSO 求得的峰值与实际的全局最优解之间存在偏差。而本文算法通过动态调整惯性因子, 同时调整全局最优与局部最优的比重, 能够在全局范围内获得最优解, 其结果比 MPSO 所得结果更具有全局性, 因而效果也更好。

4 结语

本文通过调整速度权重与加速因子, 针对经典粒子群算法进行改进, 改进后的粒子群算法能在解空间内进行更智能的最优参数搜索。通过权重的分段设计, 保证了粒子在搜索前期具有较大的飞行速度, 能在更广阔的区域进行最优探索; 在搜索中期在最优值附近收敛; 在搜索后期跳出原有局部范围进行求解, 避免了由于参数收敛过快等原因造成的局部最优解代替全局最优解的情况。本文算法在断层参数反演模拟算例中可以获得接近真值的结果, 在真实地震反演中获得的结果其均方根误差优于已有的多峰值粒子群算法, 证明了本文算法的有效性与高精度, 以及分段式粒子群算法在断层参数反演中具有应用价值与实际意义。本文中的反演算例没有对数据的协方差阵和权比以及所求参数的精度评定等问题进行考虑, 今后工作可以在此基础上针对未涉及的问题进行研究。

致谢: 本文所用的 MPSO 算法为冯万鹏博士、李振洪教授的原始代码, 在此表示感谢。

参考文献

- [1] Zhang Yongzhi. Dislocation Theory and Its Application in the Study of Earth Deformation [M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2011(张永志. 位错理论及其在大地变形研究中的应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2011)
- [2] Steketee J A. On Volterra's Dislocation in a Semi-Infinite Elastic Medium [J]. *Canadian Journal of Physics*, 1958, 36(2):192-205
- [3] Okada Y. Surface Deformation to Shear and Tensile Faults in a Halfspace[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 1985, 75(4): 1 135-1 154
- [4] 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): 1 018-1 040
- [5] Feng Wanpeng, Li Zhenhong. A Novel Hybrid PSO/Simplex Algorithm for Determining Earthquake Source Parameters Using InSAR Data [J]. *Progress in Geophysics*, 2010, 25(4): 1 189-1 196 (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): 1 189-1 196)
- [6] 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
- [7] 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 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)
- [8] Jonsson S. 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): 1 377-1 389
- [9] Pedersen R, Jonsson S, Árnadóttir T, et al. Fault Slip Distribution of 2 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
- [10] Walters R J, Elliott J R, D'Agostino N, et al. The 2009 L'Aquila Earthquake (Central Italy): A Source Mechanism and Implications for Seismic Hazard [J]. *Geophysical Research Letters*, 2009, 36: L17312
- [11] Yi Yuanyuan, Wang Jiaying. Lecture on Non-Linear Inverse Methods in Geophysical Data (10) Particle Swarm Optimization Inversion Method [J]. *Chinese Journal of Engineering Geophysics*, 2009, 6 (4): 385-389(易远元, 王家映. 地球物理资料非线性反演方法讲座(十)——粒子群反演方法[J]. 工程地球物理学报, 2009, 6(4): 385-389)
- [12] Eberhart R, Kennedy J. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory [C]// Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan, 1995

- [13] He S, Prempain E, Wu Q H. An Improved Particle Swarm Optimizer for Mechanical Design Optimization Problems [J]. *Engineering Optimization*, 2004, 36(5): 585-605
- [14] Sha D Y, Hsu C Y. A New Particle Swarm Optimization for the Open Shop Scheduling Problem [J]. *Computers and Operations Research*, 2008, 35(10): 3 243-3 261
- [15] Gong M, Cai Q, Chen X, et al. Complex Network Clustering by Multiobjective Discrete Particle Swarm Optimization Based on Decomposition [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, 18(1):82-97
- [16] Chamisi P, Couceiro M S, Martins F M L, et al. Multilevel Image Segmentation Based on Fractional-Order Darwinian Particle Swarm Optimization [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2014, 52(5): 2 382-2 394
- [17] Feng Wanpeng, Li Zhenhong, Li Chunlai. Optimal Source Parameters of the 6 April 2009 Mw 6.3 L'Aquila, Italy Earthquake from InSAR Observations [J]. *Progress in Geophysics*, 2010, 25(5): 1 550-1 559(冯万鹏, 李振洪, 李春来. 利用InSAR确定2009年4月6日Mw 6.3拉奎拉(意大利)地震最优震源模型[J]. 地球物理学进展, 2010, 25(5): 1 550-1 559)
- [18] Shi Y, Eberhart R. A Modified Particle Swarm Optimizer[C]. 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Anchorage, AK, USA, 1998
- [19] Cui Hongmei, Zhu Qingbao. Convergence Analysis and Parameter Selection in Particle Swarm Optimization [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(23): 89-91(崔红梅, 朱庆保. 微粒群算法的参数选择及收敛性分析[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(23): 89-91)
- [20] Jiang Jianguo, Tian Min, Wang Xiangqian, et al. Adaptive Particle Swarm Optimization via Disturbing Acceleration Coefficients[J]. *Journal of Xidian University (Natural Science)*, 2012, 39(4): 74-80(姜建国, 田曼, 王向前, 等. 采用扰动加速因子的自适应粒子群优化算法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2012, 39(4): 74-80)
- [21] Fan H Y. A Modification to Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. *Engineering Computations*, 2002, 19(8): 970-989
- [22] Ratnaweera A, Halgamuge S K, Watson H C. Self-Organizing Hierarchical Particle Swarm Optimizer with Time-Varying Acceleration Coefficients [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 240-255
- [23] Wang Xiaoying, Xing Zhidong, Huang Ruiping. An Improved Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. *Computer Applications and Software*, 2008, 25(5): 85-86(王晓英, 邢志栋, 黄瑞平. 改进的粒子群优化算法[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(5): 85-86)
- [24] Clerc M. The Swarm and the Queen: Towards a Deterministic and Adaptive Particle Swarm Optimization [C]//Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99, Washington D C, USA, 1999
- [25] Zhao Yingwen. Research on Overall Least Squares Accuracy Assessment Method [D]. Fuzhou: East China University of Technology, 2017(赵英文. 总体最小二乘精度评定方法研究[D]. 抚州: 东华理工大学, 2017)
- [26] Boncio P, Pizzi A, Brozzetti F, et al. Coseismic Ground Deformation of the 6 April 2009 L'Aquila Earthquake (Central Italy, Mw 6.3)[J]. *Geophysical Research Letters*, 2010, 37(6): L17307
- [27] Cheloni D, D'Agostino N, D'Anastasio E, et al. Coseismic and Initial Post-Tseismic Slip of the 2009 Mw 6.3 L'Aquila Earthquake, Italy, from GPS Measurements[J]. *Geophysical Journal International*, 2010, 181(3): 1 539-1 546
- [28] Wen Yangmao, He Ping, Xu Caijun, et al. Source Parameters of the 2009 L'Aquila Earthquake, Italy from Envisat and ALOS Satellite SAR Images [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2012, 55(1): 53-65(温扬茂, 何平, 许才军, 等. 联合Envisat和ALOS卫星影像确定L'Aquila地震震源机制[J]. 地球物理学报, 2012, 55(1): 53-65)
- [29] 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
- [30] Anzidei M, Boschi E, Cannelli V, et al. Coseismic Deformation of the Destructive April 6, 2009 L'Aquila Earthquake (Central Italy) from GPS Data [J]. *Geophysical Research Letters*, 2009, 36(17): L17307
- [31] Atzori S, Hunstad I, Chini M, et al. Finite Fault Inversion of DInSAR Coseismic Displacement of the 2009 L'Aquila Earthquake (Central Italy) [J]. *Geophysical Research Letters*, 2009, 36 (15) : L15305
- [32] Wells D L, Coppersmith K J. New Empirical Relationships Among Magnitude, Rupture Length, Rup-

- ture Area, and Surface Displacement[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 1994, 84(4): 974-1 002
- [33] Hanks T C, Kanamori H. A Moment Magnitude Scale[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 1979, 84(B5): 2 348-2 350

Particle Swarm Optimization Algorithm with Dynamic Inertia Factors for Inversion of Fault Parameters

WANG Leyang¹ JIN Xibo² XU Guangyu¹

¹ Faculty of Geomatics, East China University of Technology, Nanchang 330013, China
² School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Objectives: Inversion of seismic fault parameters using geodetic observation data is a hotspot in geodetic inversion, and it is also the focus of studying the mechanism of earthquake occurrence. Aiming at the low accuracy of particle swarm optimization (PSO) currently used in fault parameter inversion, this paper analyzes the nonlinear characteristics of seismic fault parameter inversion and the characteristics of basic PSO. Basic PSO is easy to fall into a local optimal solution in highly nonlinear problems, and the local optimal solution and the global optimal solution may affect each other during the PSO solution process. This paper proposed a new particle swarm algorithm for inversion of fault parameters to solve the local optimization. **Methods:** In this paper, we adopted the strategy of segmentally and dynamically adjusting the parameters, including the inertia factor that affects the particle velocity and the acceleration factors that affect the local and global optimal solutions. **Results:** The proposed algorithm was applied to inverse the fault parameters for the simulation earthquake and the L'Aquila earthquake. The results of the simulation earthquake show that the proposed algorithm is stable, and the inclination and sliding angle obtained by the proposed algorithm are closer to the true value. The results of the L'Aquila earthquake show that the root mean squared error (RMSE) of surface observations and deformation variables obtained by the proposed algorithm is 5.2 mm, which is better than 6.7 mm obtained by multi-peak particle swarm optimization (MPSO). **Conclusions:** The experiment results show that the fault model obtained by the proposed algorithm is more consistent with the true fracture condition, and the proposed algorithm has practical application value.

Key words: fault parameter inversion; particle swarm optimization (PSO); earthquake; nonlinear; dynamic inertial factor

First author: WANG Leyang, PhD, professor, specializes in geodetic inversion and geodetic data processing. E-mail: wleyang@163.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (41874001, 41664001); the Natural Science Foundation of Jiangxi Province (20202BABL204070).

引文格式: 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.DOI:10.13203/j.whugis20190321(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.DOI:10.13203/j.whugis20190321)