引用格式：周围维，冯永存，李晓蓉，等，2025. 量子群优化算法在断层滑动擦痕反演地应力中的应用研究[J]. 地质力学学报，31（6）：1238−1254. DOI：10.12090/j.issn.1006-6616.2025095

Citation: ZHOU W W，FENG Y C，LI X R，et al.，2025. Research on the application of the Quantum-behaved Particle Swarm Optimization algorithm in the inverse estimation of in-situ stress based on fault-slip fractures[J]. Journal of Geomechanics，31（6）：1238−1254. DOI：10.12090/j.issn.1006-6616.2025095

量子群优化算法在断层滑动擦痕反演地应力中的应用研究

周围维[1]，冯永存[2]，李晓蓉[2]，刘　捷[1]，苏飞宇[1]，胡　晗[1]
ZHOU Weiwei[1]，FENG Yongcun[2]，LI Xiaorong[2]，LIU Jie[1]，SU Feiyu[1]，HU Han[1]

1. 中国石油大学（北京）石油工程学院，北京 102249；
2. 中国石油大学（北京）安全与海洋工程学院，北京 102249

1. *College of Petroleum Engineering*, *China University of Petroleum* (Beijing), *Beijing* 102249, *China*;
2. *College of Safety and Ocean Engineering*, *China University of Petroleum* (Beijing), *Beijing* 102249, *China*

Research on the application of the Quantum-behaved Particle Swarm Optimization algorithm in the inverse estimation of in-situ stress based on fault-slip fractures

Abstract: ［**Objective**］To improve the computational efficiency and accuracy of stress tensor inversion from fault-slip data, and to address the limitations of conventional grid search methods—namely, high computational cost and susceptibility to local optima—an inversion approach based on intelligent optimization algorithms was investigated. ［**Methods**］A novel fault-slip data inversion method based on the Quantum-behaved Particle Swarm Optimization (QPSO) algorithm is proposed, in which the stress tensor is parameterized by four variables: three Euler angles (α, β, γ) representing the orientations of the principal stress axes and a stress ratio (Φ). A misfit function is constructed based on the angular deviation between the shear stress direction and the observed slip vector. To enhance convergence performance, an elite-guided learning strategy was adopted, incorporating a reward-penalty feedback mechanism and a tensor distance metric to quantify stress similarity. Multiple synthetic stress models were tested using a simulated fault-slip dataset, and the inversion performance of QPSO was compared with the conventional grid search method in terms of efficiency and accuracy. ［**Results**］The proposed QPSO-based inversion method achieves a non-convergence rate below 8% and reduces computational time to approximately 1/27 of what is required by the grid search approach. The method converges rapidly in high-dimensional, multimodal parameter spaces and accurately identifies normal, reverse, and strike-slip stress regimes. The well-defined clustering of the inversion results indicates strong stability and physical consistency. ［**Conclusion**］The QPSO-based method exhibits significant advantages in stress tensor inversion from fault-slip data, including high computational efficiency, strong adaptability, and fast convergence. ［**Significance**］It provides effective technical support for regional in-situ stress field reconstruction and focal mechanism analysis, and offers the enlightenment and reference value of theoretical methods in geomechanical applications.

Keywords: stress tensor inversion; fault-slip data; in-situ stress; QPSO inversion method; tensor distance

摘　要：为了提高断层滑动数据中应力张量反演的计算效率与精度，解决传统网格搜索方法计算耗时大、易陷入局部最优等问题，开展了基于智能优化算法的应力反演研究。文章提出了一种基于Quantum-behaved Particle Swarm Optimization（QPSO，量子群优化）算法的断层滑动数据反演方法，将应力张量参数化为应力主轴方向的3个欧拉角（α、β、γ）及应力比（Φ）构成四维变量，构建以剪切力−滑移夹角为核

基金项目：国家科技重大专项（2025ZD1011100）
This research is financially supported by the National Science and Technology Major Project (Grant No. 2025ZD1011100).
第一作者：周围维（2001—），男，在读博士，从事石油工程岩石力学研究方向。Email：2023310115@student.cup.edu.cn
通信作者：冯永存（1986—），男，博士，教授，从事石油工程岩石力学研究方向。Email：yfeng@cup.edu.cn
收稿日期：2025−07−30；**修回日期：**2025−10−09；**录用日期：**2025−10−27；**网络出版日期：**2025−12−12；**责任编辑：**范二平

心的适配度函数；通过借鉴精英学习策略，引入奖惩反馈机制和张量距离量化方法以提高个体搜索能力与种群多样性。利用模拟断层数据集，设定多组应力模型，通过对比网格搜索法与QPSO反演法的识别效率与精度，开展反演效果验证。结果表明，所提出的QPSO反演法在非收敛率低于8%条件下，反演时间仅为传统方法的约1/27；在高维多峰复杂空间中亦可快速收敛，准确识别出正断型、逆断型与走滑型应力状态，聚类效果清晰，表现出良好的稳定性和物理一致性。该方法在断层滑动信息反演地应力场方面具有显著优势，具备计算效率高、适应性强、收敛速度快等特点，可为区域地应力场反演、震源机制分析等提供有效技术支撑，并为智能优化算法在地质力学领域的深度融合提供了理论方法的启示和借鉴作用。

关键词：应力张量反演；断层滑动数据；地应力；量子群反演算法；张量距离

中图分类号：P31; P554　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1006−6616(2025)06−1238−17

DOI：10.12090/j.issn.1006-6616.2025095

0　引言

地质体中存在方向各异的断层，在应力场作用下，其在最有利空间方位的断层面上发生滑动，滑动方向与断层面上剪切应力分量方向一致(Wallace, 1951; Bott, 1959)，因此可以通过断层的滑动数据反演得到造成该滑动的地应力信息。

Anderson(1905, 1951)深入探讨了断层形成的动力学机制，提出了3种基本断层类型与诱发应力张量相对于地表方向之间的对应关系。在此基础上，Angelier(1979, 1984)提出了同质断层(由单一应力所诱发的断层)的反演方法，其所用假设与Wallace (1951)和Bott (1959)理论一致。Angelier(1984)认为研究区域的所有断层皆可由一种应力模式进行解释，通过对所有断层施加相同应力进行求解，若所得断层面上剪应力方向与实际滑动方向之间夹角总和最小，则可认为获得了对真实应力状态的最佳反演结果。赵远方等(2023)应用Angelier(1984)反演方法重建了甘肃金川矿区古构造应力场。对于异质断层(由不同应力所诱发的断层)，Huang(1988)通过将断层划分为不同共轭子集进行区分，但由于该方法仅依赖各个断层之间物理距离远近作为划分依据(Diday, 1971)，因此在识别异质断层的精度和可靠性上存在一定局限。在此基础上，Nemcok and Richard(1995)提出先依据断层与应力张量之间的兼容性属性和相似性系数进行分组，再进行应力反演。但以上方法仍需要对断层进行预分类才可进行反演，对此，Yamaji(2000)提出了多尺度反演方法。该方法可以从异质的断层滑动数据中分离出应力，而不需要事先了解应力信息或对断层进行分类。该方法首先依据断层数据总量(N)和子集中数据量确定出${}_{N}\mathrm{C}_{k}$个抽样子集(${}_{N}\mathrm{C}_{k}=N!/k!(N-k)!$；$k$为抽样子集中的断层数量)，并在四维参数空间(量化应力主轴方向的3个欧拉角α、β、γ和量化应力相对大小的应力比Φ)中寻找适配的应力张量，从而反演得到不同的断层应力。断层滑动信息可从震源机制解中大量获得(关露凝和江国明, 2023；王润妍等, 2025)，为进一步强化从震源平面机制数据中反演应力张量数据的精度，Otsubo et al.(2008)基于多重反演法，采用重采样技术、k-means聚类(Otsubo and Yamaji, 2006)，引入角应力距离(Yamaji and Sato, 2006)作为评估应力差异的指标，成功从日本西南部自然数据中检测出具有显著差异的应力张量。

多尺度复合反演方法可以极大程度地正确重建古地应力场，该方法先将四维参数空间离散化为多个网格点(Sato and Yamaji, 2006; Yamaji and Sato, 2012)，对于每种断层组合，分别与每个网格点进行剪应力−滑动方向适配值计算，在所有网格点计算完成后挑选出具有最佳适配值的网格点，以此作为单个断层组合的反演结果。综合大量断层组合结果，即可识别真实地应力信息。然而，该方法存在一点不足，即对于每种断层组合，每个网格点需全部计算才可得知结果。网格划分越密准确度越高，相应地计算成本呈指数级增长，导致结果计算极其缓慢，如果降低网格密度又会损失计算精度，且经常会出现遍历完所有网格点后仍无法获得符合最低期望值的反演结果的情况。为了解决以上问题，文章提出了一种基于量子群优化算法(孙俊, 2009; 安家乐等, 2022)的断层滑动数据反演方法。量子群算法在地应力场反演中已得到大量应用(何竹叶等, 2010; 刘建军等, 2012; 李欣等, 2015; Wang et al., 2025)，但对于根据断层滑动数据反演应力的研究尚为首次。该方法不仅可以显著减少反演计算量和反演时间，而且可以在参数空间全域范围内搜索最优解，从而

提高反演结果的准确度。

1 反演基本原理

在计算应力作用下断层断面的剪切力方向前首先需要明确应力的表达形式。应用应力椭球概念(杨桂通, 2004; Zoback, 2010), 应力椭球的量化可由其空间姿态和几何形态两方面进行表征。其中空间姿态可以由应力轴相对于地理参照系的欧拉角α、β和γ来描述,其几何形态用应力比(Φ)(Angelier, 1984, 1990; Simpson, 1997)进行描述。应用应力椭球概念对应力形式进行简化, 在三维空间中以应力主轴方向为坐标轴建立笛卡尔坐标系, 其中x轴(东西向水平轴)、y轴(南北向水平轴)、z轴(垂直纵向轴)分别对应σ_1轴(最大主应力轴)、σ_2轴(中间主应力轴)、σ_3轴(最小主应力轴), 断层断面法向量相对于x轴、y轴和z轴的方向余弦为α_1、α_2、α_3, 得到断面剪切力方向向量$\boldsymbol{s}^{\text{direction}}$:

$$\boldsymbol{s}^{\text{direction}}=\begin{bmatrix}\left(1-\alpha_1^2-\alpha_2^2\Phi\right)\alpha_1\\ \left(\Phi-\alpha_1^2-\alpha_2^2\Phi\right)\alpha_2\\ \left(-\alpha_1^2-\alpha_2^2\Phi\right)\alpha_3\end{bmatrix} \tag{1}$$

式中, 应力比$\Phi=(\sigma_2-\sigma_3)/(\sigma_1-\sigma_3)$作为量化应力相对大小的参数, 值区间为[0,1]。

根据震源平面机制数据或者实地考察数据获得断层信息(Zoback, 2010), 此处使用的断层信息量化标准与地震学中规定(Aki, 2002)一致。根据走向与正北夹角θ、倾角δ和滑移角λ即可计算出断层滑动矢量$\boldsymbol{s}$, 如图 1 所示。

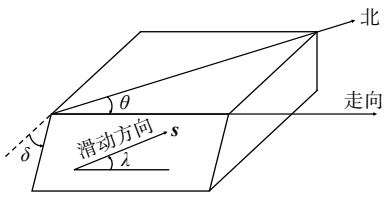
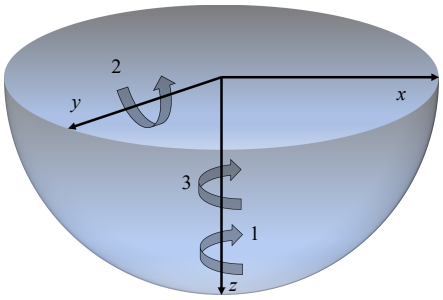


图 1 断层信息量化基准

Fig. 1 Quantitative benchmark for fault information

之后用 3 个欧拉角量化应力主轴在三维空间中的姿态(图 2), 通过依次绕σ_3轴、σ_2轴、σ_3轴旋转α、β、γ角度可获得三维空间中任意姿态的应力主轴, 同时还可以避免发生万向节锁情况, 转动方向遵循右手螺旋定则。

至此量化应力张量的 4 个参数α、β、γ、Φ已基本确定, 且对于单断层反演所需的判定条件剪应力



图中数字代表转动顺序

图 2 欧拉转动示意图

Fig. 2 Schematic diagram of Euler rotation (digits represent the order of rotation)

矢量$\boldsymbol{s}^{\text{direction}}$和滑动矢量$\boldsymbol{s}$也已明确, 由此对比二者之间的夹角是否小于设定的理想阈值$FIT_{\text{threshold}}$。关于断层组合的适配值该如何计算, 文章应用一种由 Angelier(1979)提出的综合评估公式:

$$FIT=\sum_{n=1}^{k}\sin^2\left(\frac{\boldsymbol{s}^{\text{direction}},\boldsymbol{s}}{2}\right)$$
$$if\ FIT<FIT_{\text{threshold}}\rightarrow\text{反演成功} \tag{2}$$

式中, n—断层序号, 表示第n个断层; k—抽样子集中的断层数量; $\boldsymbol{s}^{\text{direction}}$—剪应力矢量; $\boldsymbol{s}$—断层滑动矢量; $\frac{\boldsymbol{s}^{\text{direction}},\boldsymbol{s}}{2}$—剪应力矢量与断层滑动矢量夹角的 1/2; FIT—适配值, 无量纲; $FIT_{\text{threshold}}$—理想适配阈值, 无量纲。

2 算法基本原理

量子群优化算法(Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, QPSO; 孙俊, 2009)是粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO; Eberhart and Kennedy, 1995)的改进, 通过引入量子力学中的波函数来描述粒子的行为, 继承了 PSO 的计算简单、易于实现、控制参数少等优点, 同时也具有全局收敛、收敛速度快、寻优能力强的特点。量子群算法第t+1 代核心迭代方程为:

$$X_{i,j}(t+1)=p_{i,j}(t)\pm ECF\cdot\left|C_j(t)-X_{i,j}(t)\right|\cdot \ln\left[1/u_{i,j}(t)\right]\ u_{i,j}(t)\sim U(0,1) \tag{3}$$

$$p_{i,j}(t)=\varphi_{i,j}(t)\cdot P_{i,j}(t)+\left[1-\varphi_{i,j}(t)\right]\cdot G_j(t)$$
$$\varphi_{i,j}(t)=c_1r_{1,j}(t)/\left[c_1(t)r_{1,j}(t)+c_2r_{2,j}(t)\right]$$
$$r_{1,j}(t),r_{2,j}(t)\sim U(0,1) \tag{4}$$

式中, $X_{i,j}$—第i个量子在j维度上的分量; $p_{i,j}$—量子i在j维度上δ势阱位置; C_j—所有量子最好位

置的平均在 j 维度上的分量；$u_{i,j}$—位于 j 维度上作用于第 i 个量子的随机数；$U(0,1)$—标准均匀分布函数；$P_{i,j}$—第 i 个量子最好位置在 j 维度上的分量；G_j—种群最好位置在 j 维度上的分量；t—种群迭代次数；$\varphi_{i,j}$—势阱生成随机数；c_1、c_2—个体、种群偏向学习系数；$r_{1,j}$、$r_{2,j}$—位于 j 维度上 2 个相互独立的随机数；ECF(Expansion - contraction factor)—扩张−收缩因子，是算法除群体规模和迭代次数以外唯一的参数，既可以收敛量子种群搜索过程，也可以在量子群陷入局部最优时使种群重新进入发散状态，参数计算过程如公式(5)所示：

$$\begin{cases} div > div_{\text{low}}: ECF = (1.0-0.5)\times(Gen_{\max}-t)/ \\ \qquad\qquad Gen_{\max}-0.5 \\ div < div_{\text{low}}: ECF = ECF_{\max} \end{cases} \tag{5}$$

式中，div—种群多样性量化参数；div_{low}—最低多样性参数；$Gen_{\max}$—最大迭代次数；$ECF_{\max}$—最大扩散系数；div 计算公式为：

$$div = \frac{1}{M\cdot|A|}\cdot\sum_{i=1}^{M}\sqrt{\sum_{j=1}^{N}\left(X_{i,j}-\overline{X_j}\right)^2},\overline{X_j}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}X_{i,j} \tag{6}$$

式中，M—种群个体总数；A—搜索区间最长对角线长度；N—搜索空间维度；$X_{i,j}$—第 i 个量子在 j 维度上的分量；$\overline{X_j}$—种群所有量子在 j 维度上的平均；其余变量含义同上。需要深入探究的一点是，应力反演过程是在四维参数空间中进行的，因此如何量化四维参数空间中的对角线长度(A)是一个关键问题，在此一种量化应力张量之间距离的方法(Orife and Lisle, 2003)可应用于此，首先将应力张量进行归一化处理：

$$\sigma=\begin{bmatrix} \dfrac{2-\Phi}{\sqrt{2\Phi^2-2\Phi+2}} & 0 & 0 \\ 0 & \dfrac{2\Phi-1}{\sqrt{2\Phi^2-2\Phi+2}} & 0 \\ 0 & 0 & \dfrac{-(\Phi+1)}{\sqrt{2\Phi^2-2\Phi+2}} \end{bmatrix} \tag{7}$$

式中，σ—归一化后的应力张量；其余变量含义同上。

若 2 个应力张量 σ_A 和 σ_B 为同轴张量，则令 $\sigma_D=\sigma_A-\sigma_B$；若 2 个应力张量为异轴张量，则通过坐标变换将 2 个应力张量转化到同一应力轴姿态，再令 $\sigma_D=\sigma_A-\sigma_B$。此时得到应力差量 σ_D，以 σ_D 的八面体剪应力值作为衡量 2 个应力张量之间距离的参数：

$$D(\sigma_A,\sigma_B)=\tau_{\text{oct}}^{\sigma_D}=\frac{\sqrt{(\sigma_1-\sigma_2)^2+(\sigma_2-\sigma_3)^2+(\sigma_1-\sigma_3)^2}}{3}=\frac{\sqrt{2I_1^2-4I_2}}{3}=\frac{\sqrt{2\left(\sigma_x+\sigma_y+\sigma_z\right)^2+4\left(\sigma_x\sigma_y+\sigma_y\sigma_z+\sigma_x\sigma_z-\tau_{xy}^2-\tau_{yz}^2-\tau_{xz}^2\right)}}{3} \tag{8}$$

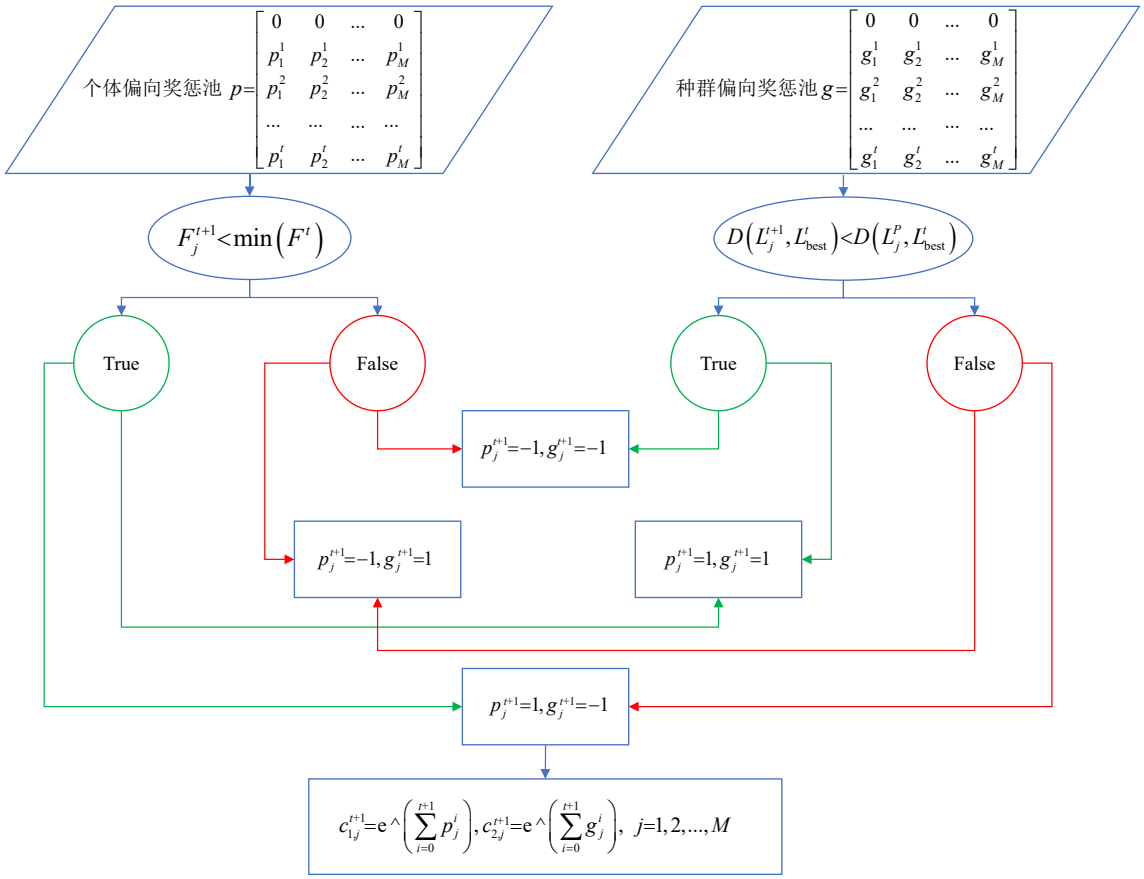
式中，$D(\sigma_A,\sigma_B)$—σ_A 与 σ_B 张量之间的距离；$\tau_{\text{oct}}^{\sigma_D}$—$\sigma_D$ 的八面体剪应力值；I_1、I_2—应力第一、第二不变量；σ_x、σ_y、σ_z—正应力；τ_{xy}、τ_{yz}、τ_{xz}—切应力；其余变量含义同上。

易证明，当 $\sigma_A=\sigma_B$ 时张量距离 D 得到最小值 0，当 $\sigma_A=-\sigma_B$ 时 D 取得最大值 2.0，因此公式(6)中搜索空间最长对角线长度 $A=2.0$ 为合理值。

张量距离 D 作为衡量搜索空间对角线长度的参数，同样也可以作为量化张量之间相似度的指标，在此基础上另外借鉴精英学习策略(章国勇等，2013)，引入奖励反馈机制(段海滨，2005)进而控制公式(4)中偏向学习系数 c_1 和 c_2，使二者与每一代个体的适配值和与其他个体的张量距离相关，不同的 c_1 和 c_2 将导致个体更相信种群的判断或是个体本身的判断，从而使个体更加高效地寻找到正确解。如图 3 所示，设置奖惩池记录个体在每一代所受到的奖励以及惩罚，在完成当代迭代计算后，每个个体会将自己目前计算出来的四维位置与自己曾经经历过的最好位置进行适配值比较，并计算个体目前位置和经历过最好位置与种群经历过最好位置之间的张量距离 d_1、d_2。

如果目前位置比个体最优位置适配值更好，说明个体最优位置可指导个体进一步搜索更优解。如果 $d_1<d_2$，说明个体正在接近种群最优位置，那么在搜索偏向上个体和种群都能提供更优的搜索方向。此时个体偏向奖惩池和种群偏向奖惩池同时+1 分。如果 $d_1>d_2$，说明目前个体正在远离种群最优位置，那么在搜索偏向上个体可以提供更优的搜索方向而种群不能。此时个体偏向奖惩池+1 分，种群偏向奖惩池−1 分。

如果目前位置比个体最优位置适配值更差，说明个体最优位置无法指导个体进一步搜索更优解。如果 $d_1<d_2$，说明目前个体位置正在接近种群最优位置，但种群同样无法为个体提供更优的搜索方向，在搜索偏向上个体和种群都不能提供更优的搜索方向。此时个体偏向奖惩池−1 分，种群偏向奖惩池−1 分。如果 $d_1>d_2$，说明目前个体正在远离种



t—种群迭代次数；M—种群个体总数；p—个体偏向奖惩池；p_j^i—种群中第 j 个量子在第 i 次迭代中的个体偏向学习系数；g—种群偏向奖惩池；g_j^i—种群中第 j 个量子在第 i 次迭代中的种群偏向学习系数；$F^t=\left[F_1^t,F_2^t,\cdots,F_M^t\right]$—第 t 代种群适配值；F_j^{t+1}—第 t+1 代种群中量子 j 的适配值；L_{best}^t—第 t 代种群中具有最好位置的量子的应力参数；L_j^{t+1}—第 t 代种群中量子 j 的应力参数；L_j^P—种群中量子 j 经历过的最好位置应力参数；D—张量之间的张量距离；$c_{1,j}^{t+1}$—第 t+1 代中量子 j 的个体偏向学习系数；$c_{2,j}^{t+1}$—第 t+1 代中量子 j 的种群偏向学习系数；e—自然常数

图 3 第 t+1 次迭代中偏向学习系数的计算流程

Fig. 3 The calculation process of the bias learning coefficient in the $(t+1)^{\text{th}}$ iteration

t—Population iteration count; M—Total number of individuals in the population; p—Individual bias reward–penalty pool; p_j^i—Individual bias learning coefficient of the j^{th} quantum in the i^{th} iteration of the population; g—Population bias reward-penalty pool; g_j^i—Population bias learning coefficient of the j^{th} quantum in the i^{th} iteration of the population; $F^t=\left[F_1^t,F_2^t,\cdots,F_M^t\right]$—Fitness values of the population at the t^{th} generation; F_j^{t+1}—Fitness value of quantum j in the population at the $(t+1)^{\text{th}}$ generation; L_{best}^t—Stress parameter of the quantum with the best position in the population at the t^{th} generation; L_j^{t+1}—Stress parameter of quantum j in the population at the $(t+1)^{\text{th}}$ generation; L_j^P—Stress parameter at the best historical position experienced by quantum j in the population; D—Tensor distance between tensors; $c_{1,j}^{t+1}$—Individual bias learning coefficient of quantum j in the $(t+1)^{\text{th}}$ generation; $c_{2,j}^{t+1}$—Population bias learning coefficient of quantum j in the $(t+1)^{\text{th}}$ generation; e— Euler's number.

群最优位置，个体目前适配值变差的原因可能是远离了种群最优位置，那么在搜索偏向个体应更加偏向于种群最优位置。此时个体偏向奖惩池−1 分，种群偏向奖惩池+1 分。

在计算下一代的偏向学习系数时首先计算个体所受到的全部奖惩值之和 *sum*，以自然常数 e 的 *sum* 次幂作为偏向学习系数再进行后续计算。选取指数函数作为偏向学习系数的计算方程，可使某一奖励值相对较高时该奖励值对应的偏向学习系数可以占据极大比重，更符合现实中的学习行为。

3 反演流程与代码设计

文章以 Python 为程序语言，结合 Numpy 库、Pandas 库和 Scipy 库等其他第三方库进行代码逻辑设计，算法核心函数的基本逻辑如下。

(1)种群初始化函数

该函数用于实现量子粒子群优化算法(QPSO)的初始化过程，主要任务是根据给定的断层参数和

应力信息，生成初始的粒子群种群，并设置相关参数。对于每个断层组合，在参数空间中随机生成一个初始种群，种群中每个个体代表一个应力张量，记录种群中个体最佳位置 P、全局最佳位置 G 和平均最佳位置 $C(t)$，并设立个体偏向奖惩池、种群偏向奖惩池、适配值记录数组。

(2)种群进化迭代函数

QPSO 进化函数实现了一个基于量子行为粒子群优化的智能搜索算法，主要用于解决复杂的多参数优化问题，特别是在地质断层应力场分析这类具有多个约束条件的科学计算场景中。该函数能够模拟粒子群的集体智能行为，通过动态调整 4 个关键应力参数(α、β、γ 和 Φ)来寻找最优的应力场配置方案。在迭代过程中，算法会智能平衡“个体经验”与“群体智慧”，根据种群多样性自动调整搜索策略——当种群多样性不足时加强全局探索，随着迭代深入逐渐转向局部精细搜索。同时通过独特的奖惩机制记录每个粒子的历史表现，指导后续的搜索方向，最终在满足各参数物理约束的前提下，逐步收敛到能够最佳拟合实际观测数据的最优解。

(3)适配值判断函数

在每一代计算完成后判断是否存在满足理想适配值的个体，如果存在则视为该断层组合已找到反演结果，将该种群结果输出再对剩余种群进行新一轮进化迭代计算，直至所有种群全部搜索到反演结果或者达到最大迭代次数。

4　基于自定义应力的算法对比测试

4.1　测试数据生成

首先生成 30 条随机走向和倾角的断层；其次生成 3 组应力参数，每组应力参数分别施加在 10 条随机断层。根据公式(1)计算出假定应力状态下的滑移方向，并添加±5°范围内的随机噪声，应力参数和断层参数如表 1 和表 2 所示，并在图 4 中画出 30 条断层的下半球投影。

表 1　应力参数

Table 1　Stress parameters

序号	α/(°)	β/(°)	γ/(°)	Φ	应力类型	归一化σ
A	0	0	0	1/2	逆断型	$\begin{bmatrix} \frac{\sqrt{6}}{2} & & \\ & 0 & \\ & & -\frac{\sqrt{6}}{2} \end{bmatrix}$
B	0	π/2	0	0	正断型	$\begin{bmatrix} \sqrt{2} & & \\ & -\frac{\sqrt{2}}{2} & \\ & & -\frac{\sqrt{2}}{2} \end{bmatrix}$
C	π/2	π/2	π/2	1/2	走滑型	$\begin{bmatrix} \frac{\sqrt{6}}{2} & & \\ & 0 & \\ & & -\frac{\sqrt{6}}{2} \end{bmatrix}$

4.2　量子群算法参数优选及对比测试

根据伪代码逻辑编写 Python 代码进行测试，对于量子群算法测试首先需要优选算法特有的基础参数：最大迭代次数和种群规模。以表 2 生成的断层为原始数据进行测试，为减少计算成本，令组合数(k)=2，即总共生成 435 条断层组合，反演剪应力方向与断层滑动方向夹角不超过 5°，代入公式(2)中得到理想适配阈值 $FIT_{\text{threshold}} = 2\times\sin^2(5°/2)\approx 3.805\times10^{-3}$。测试环境见表 3。

4.2.1　种群规模优选

固定最大迭代次数 $Gen_{\max} = 50$，控制种群规模 M 取值分别为 10、20、30、40、50、60、70、80、90、100、200、300、400、500、1000、5000、10000，反演计算完成后统计在达到最大迭代次数时仍未收敛的断层组合数量 NN (Number of Nan)，以及每次反演所用总时间 T。为消除量子群算法原始具有的不确定性所带来的误差，重复以上计算 5 次，最后以 M 作为横坐标，NN 和 T 作为纵坐标绘制图 5 和图 6。

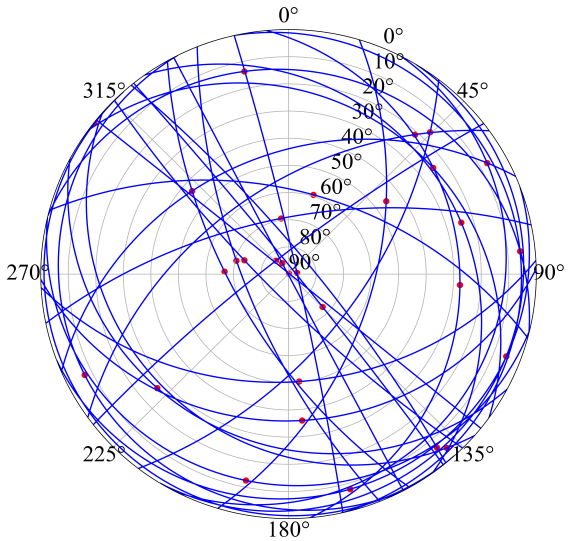
根据图 5 可知，NN 随着 M 增大呈指数式下降，在 M 为 200 时，NN 平均为 31.6，此时曲线开始趋于平缓。

根据图 6 可知，总时间 T 随着 M 增大而增大，且增加趋势逐渐趋于平缓，在确保不会产生过多无法反演值的前提下，T 尽量取最小值，因此综合

表 2 随机生成断层参数

Table 2 Randomly generated fault parameters

断层序号	走向θ/(°)	倾向δ/(°)	滑移角λ/(°)	应力类型	断层序号	走向θ/(°)	倾向δ/(°)	滑移角λ/(°)	应力类型
1	347.69	5.51	83.38	A	16	347.34	86.92	−93.65	B
2	31.14	5.39	100.18	A	17	153.27	7.18	−90.11	B
3	118.10	27.93	69.46	A	18	86.82	50.29	−87.59	B
4	305.99	25.48	72.65	A	19	285.11	59.46	−92.17	B
5	321.31	87.83	6.94	A	20	231.99	83.31	−85.17	B
6	158.38	73.96	53.78	A	21	26.96	12.39	146.46	C
7	150.74	69.82	58.47	A	22	37.33	64.76	172.76	C
8	246.45	46.24	115.37	A	23	234.10	58.84	−167.74	C
9	135.36	81.93	27.80	A	24	283.94	15.10	−63.91	C
10	324.52	25.57	71.31	A	25	354.96	27.86	81.27	C
11	103.29	12.48	−88.22	B	26	138.11	1.59	9.92	C
12	69.22	7.76	−94.96	B	27	131.36	28.44	−6.69	C
13	309.09	89.72	−90.06	B	28	152.39	89.83	2.12	C
14	88.74	35.95	−86.05	B	29	16.61	59.23	143.69	C
15	258.40	69.40	−94.10	B	30	320.58	82.14	0.74	C



蓝色线为断层投影，红色点为断面滑移方向

图 4 反演所用断层及滑动方向的下半球投影图

Fig. 4 The lower hemisphere projection of the faults and slip directions used in the inversion (Note: The blue lines represent the fault projections, and the red dots indicate the slip directions on the fault planes)

NN 和 *T* 二者考虑，选取 *M* 为 200 为最佳合理值，此时 *T* 平均为 736 s。

4.2.2 最大迭代次数优选

固定种群规模 *M* 为 200，控制最大迭代次数 Gen_{max} 取值分别为 10、20、30、40、50、60、70、80、90、100、200、300、400、500、1000、2000，反演计算完成后统计 *NN* 和 *T*。重复以上计算共 5 次，最后以 Gen_{max} 作为横坐标，*NN* 和 *T* 作为纵坐标分别绘图 7 和图 8。

图 7 和图 8 曲线走势与图 5 和图 6 相似，因此将种群规模 *M* 最优值选取原则代用到最大迭代次数 Gen_{max} 值的选取之中，取 Gen_{max} 为 60 为最佳合理值，此时 *NN* 平均为 31.4，*T* 平均为 831 s。

4.2.3 传统网格搜索法对比测试

划分参数空间为 360×180×10=648000 个的网格测试传统网格搜索法，测试结束后再与 Gen_{max} = 60、*M* =200 的量子群算法测试进行 *NN* 和 *T* 值的比对，比对结果见表 4。

分析表 4 可知，在当前网格划分条件下，2 种算法具有接近的 *NN* 值，网格搜索法所用总时间为量子群算法所用总时间的 27.34 倍，单个反演结果的平均计算时间为量子群算法 27.43 倍。

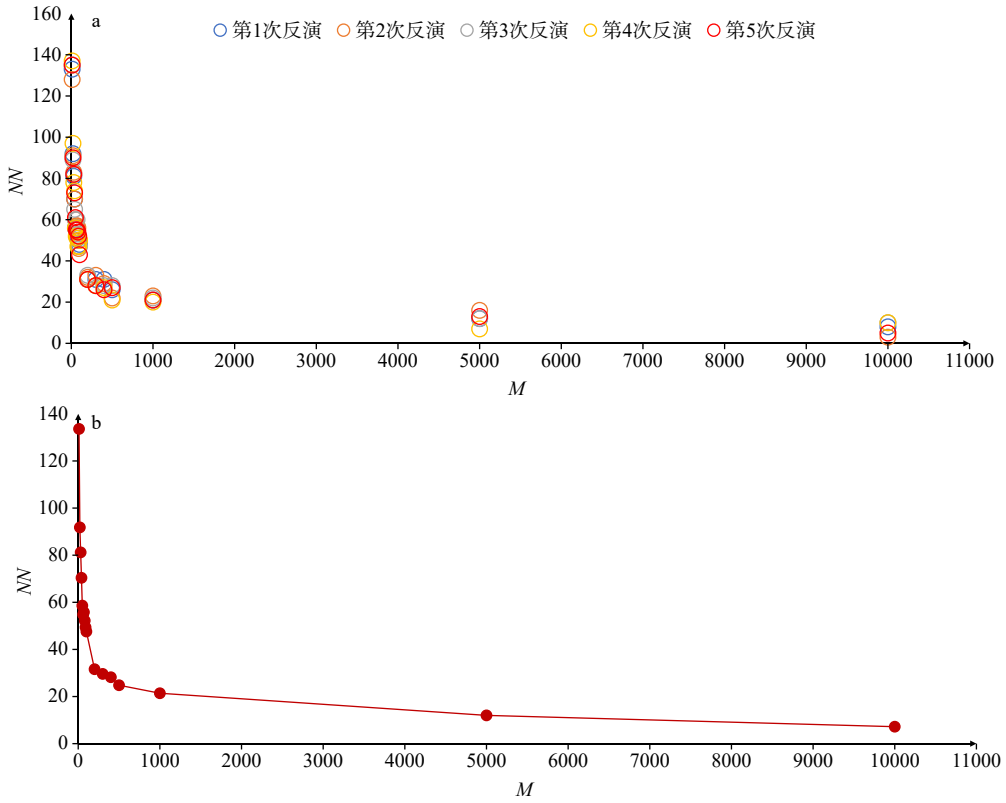
4.2.4 原始量子群算法对比测试

改进的量子群反演方法引入了张量距离量化

表 3　计算硬件与软件环境

Table 3　Computing hardware and software environment

参数名称	配置参数	参数名称	配置参数
计算机型号	IdeaCenter GeekPro – 17IRB	编程语言	Python 3.11.5
CPU	Intel Core i7-13700F (16核心, 24线程, 最高睿频 5.2 GHz)	关键依赖库	NumPy 1.24.3；SciPy 1.11.1；Pandas 2.0.3
RAM	32 GB * 2　3200 MT/s	并行计算库	Joblib 1.2.0
硬盘	SSD　8000 MB/s　1024 GB	集成开发环境	Spyder 5.4.3
操作系统	Windows 11 家庭中文版 版本号 22H2	运算方式	主测试为单进程串行运算; 并行测试使用Joblib



a—全部反演结果散点图; b—平均值折线图

图 5　种群规模 M 与无法收敛断层组合数量 NN 函数关系

Fig. 5　The functional relationship between population size (M) and the number of non-convergent faults combinations (NN)

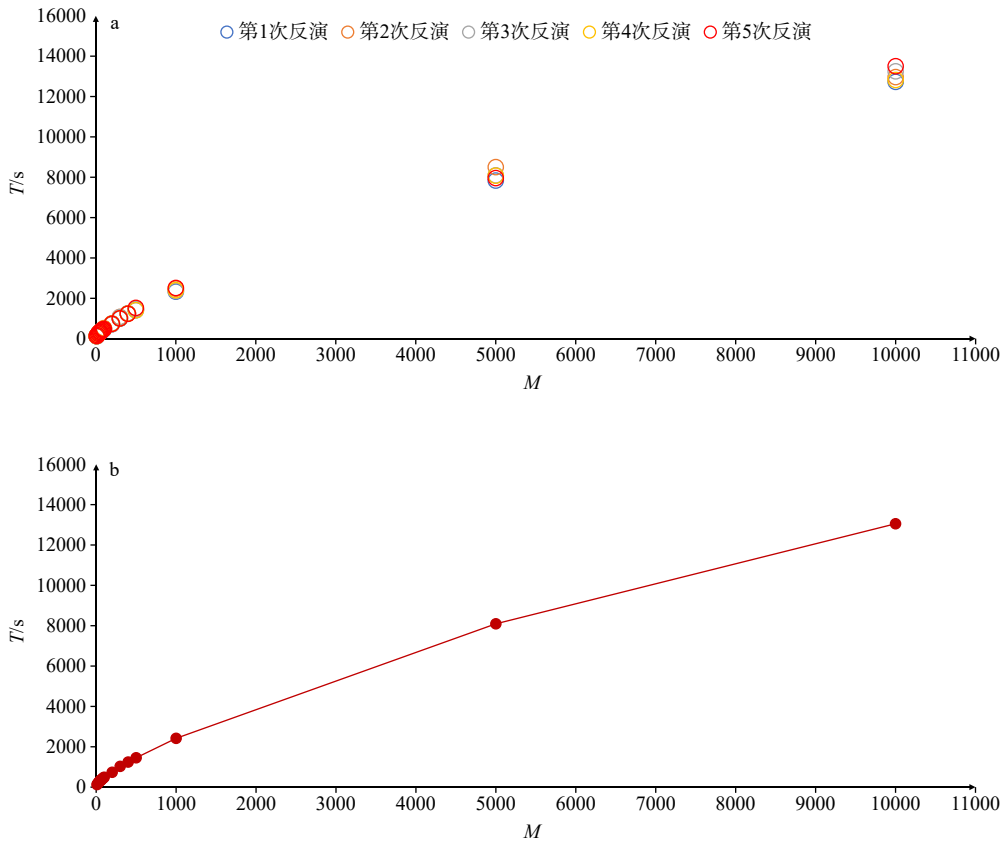
(a) Scatter plot of all inversion results; (b) Line chart of average values

应力差异，创建了学习系数的奖励–惩罚反馈机制，理论上以增加时间复杂度为代价，提高算法收敛率。现对比测试改进量子群算法与原始量子群算法在相同反演计算条件下（k = 2、Gen_{max} = 60、M = 200）所产生的差异，对比结果见表 5。

分析表 5 可知，改进量子群反演法在计算效率上显著优于原始量子群方法。具体表现为：虽然改进反演法的总计算时间 T 为 831 s，高于原始反演法的 364 s，但改进反演法所产生的未收敛解个数 NN 仅为 32 个，而原始方法高达 372 个，说明改进方法在收敛速度上有明显提升。进一步从反演得到单个结果的平均计算时间 t 来看，改进方法仅需 2.06 s，而原始方法为 5.78 s，效率提高了约 64%。综上，改进量子群反演法在减少平均计算时间以及提升单次反演效率方面均表现出显著优势，具有更高的实用性和计算经济性。

4.3　反演应力结果验证

根据 Yamaji（2000）研究指出，当组合数 k = 4 或 5 时，可在反演结果中有效识别真实应力张量，因此令 k = 4、Gen_{max} = 60、M = 200、$FIT_{threshold} = 3\times \sin^2(5°/2) \approx 5.708\times 10^{-3}$，应用量子群反演法进行断层应力反演。反演总耗时 T= 41692 s，未收敛的断层组合数量 NN =



a—全部反演结果散点图; b—平均值折线图

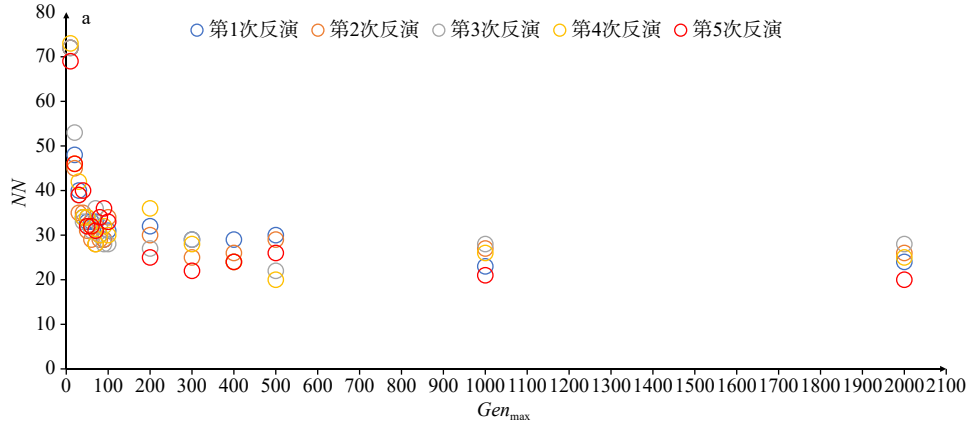
图 6 种群规模 M 与反演总时间 T 函数关系

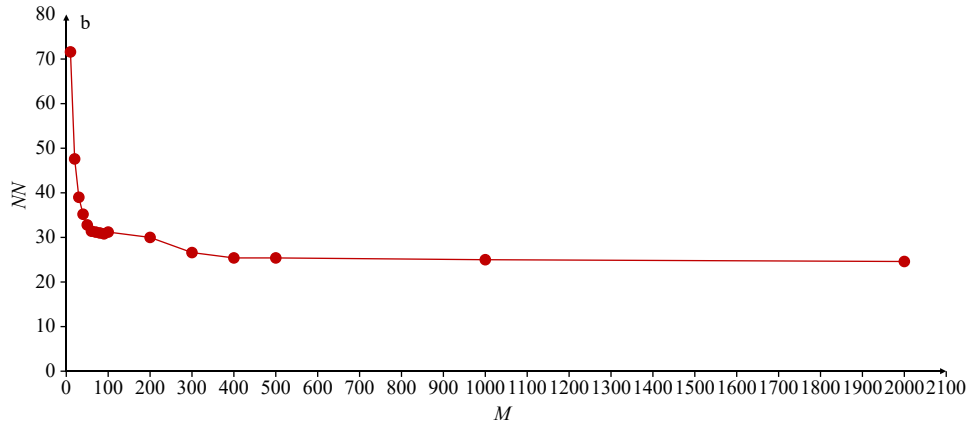
Fig. 6 The functional relationship between the population size (M) and the total time of inversion (T)

(a) Scatter plot of all inversion results; (b) Line chart of average values

1709, 应用应力张量可视化方法(Yamaji, 2000)对反演结果进行可视化处理, 反演结果如图 9 所示。

显而易见, 反演结果中存在一部分的错误解, 如果将所有反演结果全部显示则会给结果识别带来相当大的难度。对此, 文中应用图层分离和帕累托分布优化方法(Yamaji, 2000)进行应力反演结果的筛选降噪。首先设置应力比步长为 0.05, 通过图层分离方法对反演结果进行逐层剥离。由于应力反演结果在参数空间中的分布符合帕累托分布现象, 即大部分解集中在少量空间点附近。根据这一现象计算每一个图层中划分出一系列等面积网格, 统计坐落在每个网格上的反演结果个数。然后计算计数数组的标准差, 将结果个数小于 6 倍标准差网格中的数据全部剔除, 得到一系列经过数据筛选后的图层。最后再次统计每个图层中应力反演结果的个数, 同样计算计数数组的标准差, 将结果个



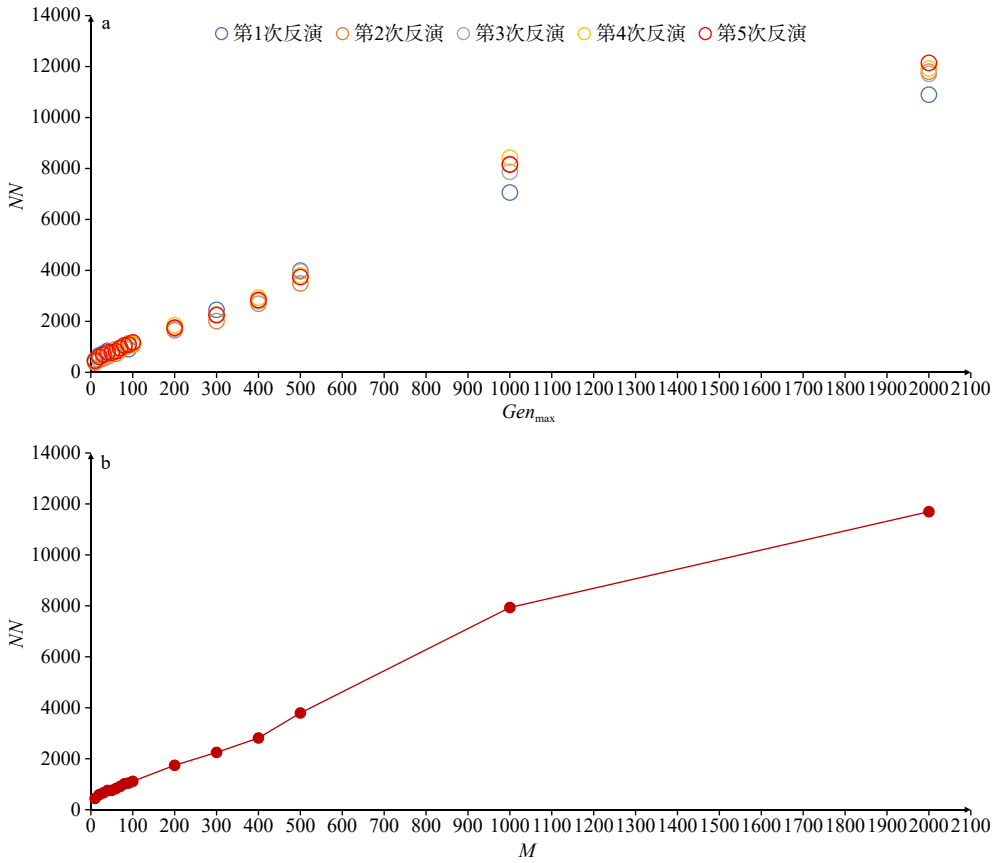


a—全部反演结果散点图；b—平均值折线图

图 7　最大迭代次数 Gen_{max} 与无法收敛断层组合数量 NN 函数关系

Fig. 7　The functional relationship between the maximum number of iterations (Gen_{max}) and the number of non-convergent fault combinations (NN)

(a) Scatter plot of all inversion results; (b) Line chart of average values



a—全部反演结果散点图；b—平均值折线图

图 8　最大迭代次数 Gen_{max} 与反演总时间 T 函数关系图

Fig. 8　The functional relationship between the maximum number of iterations (Gen_{max}) and the total time of inversion (T)

(a) Scatter plot of all inversion results; (b) Line chart of average values

数小于 2 倍标准差的图层进行剔除，最终得到真实应力反演结果，如图 10 所示。

对所有经过优化筛选后的应力结果进行聚类识别，识别原则为同一组应力张量之间的平均张量

表 4 量子群反演方法与网格搜索法对比

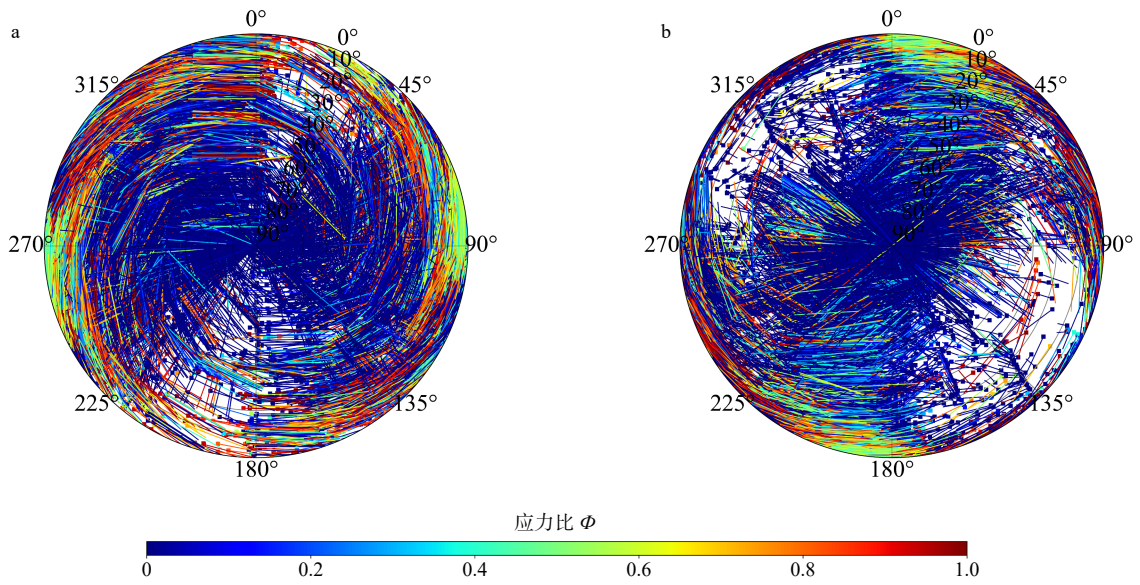
Table 4 Comparison between the QPSO inversion method and the grid search method

比对参数	量子群反演法	网格搜索法
T	831 s	22720 s
NN	32	33
反演得到单个结果的平均计算时间t	2.06 s	56.52 s

表 5 改进量子群反演法与原始量子群反演法对比

Table 5 Comparison between the improved QPSO inversion method and the original QPSO inversion method

比对参数	改进量子群反演法	原始量子群反演法
T	831 s	364 s
NN	32	372
反演得到单个结果的平均计算时间t	2.06 s	5.78 s



a—以下半球上的投影点表示 σ_1 轴方向的应力可视化图像（σ_3 轴的方向用点上的线条表示，分别用线条的方向和长度表示 σ_3 的方位角和倾角）；b—以下半球上的投影点表示 σ_3 轴方向的应力可视化图像（σ_1 轴的方向用点上的线条表示，分别用线条的方向和长度表示 σ_1 的方位角和倾角）

图 9 全部应力结果可视化图像

Fig. 9 Visualization of total stress results

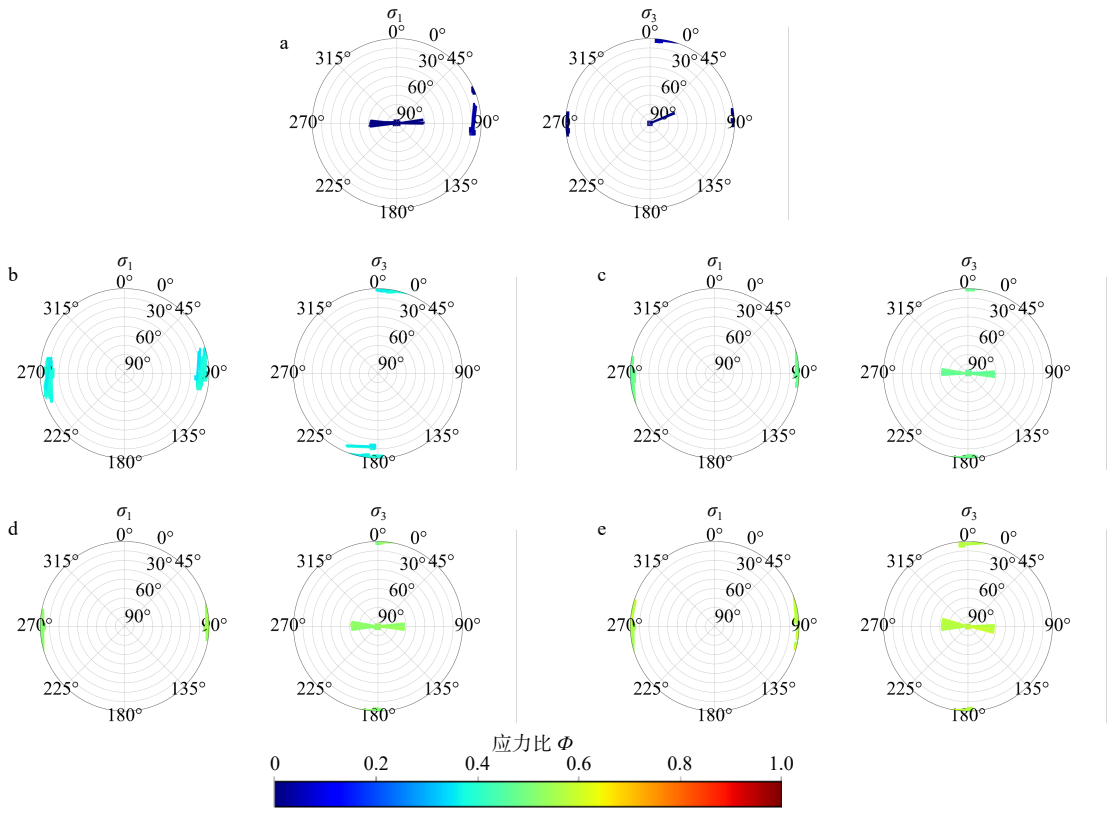
(a) The projected points on the lower hemisphere visualize stress in the direction of the σ_1-axis (The direction of the σ_3-axis is indicated by lines attached to the points, and the orientations and lengths of the lines represent the azimuth and dip angle of σ_3, respectively.); (b) The projected points on the lower hemisphere visualize stress in the direction of the σ_3-axis (The direction of the σ_1-axis is indicated by lines attached to the points, and the orientations and lengths of the lines represent the azimuth and dip angle of σ_1, respectively.)

距离不大于 0.4，共识别出Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ3 种聚类，识别结果如图 11 所示。

计算Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ聚类的平均走向夹角、平均倾角和平均应力比，然后分别与其对应的 3 种应力张量进行比对，对比结果如表 6 所示。

4.4 基于更加复杂的噪声以及全随机应力断层的测试

由于以上算法测试是基于自定义相对规则的应力进行的，因此为了验证其普适性，应用随机生成不规则应力张量进行断层的生成，并在此基础上上加载更为复杂的高斯噪声模型。应力及断层数据如表 7 和表 8 所示。反演结果如图 12 所示。分析图 12 可知，对于加载了更加复杂的高斯噪声的随机应力模型，量子群反演法亦可高效准确地反演得到主应力信息。



a—应力比位于[0, 0.05)区间的分离图像；b—应力比位于[0.35, 0.40)区间的分离图像；c—应力比位于[0.45, 0.50)区间的分离图像；d—应力比位于[0.50, 0.55)区间的分离图像；e—应力比位于[0.55, 0.60)区间的分离图像；

图 10　经过图层分离和帕累托分布优化后的应力反演结果可视化图像

Fig. 10　Visualization of the stress inversion results after layer separation and Pareto distribution optimization

(a) Separated image for stress ratios within the [0, 0.05) interval; (b) Separated image for stress ratios within the [0.35, 0.4) interval; (c) Separated image for stress ratios within the [0.45, 0.5) interval; (d) Separated image for stress ratios within the [0.5, 0.55) interval; (e) Separated image for stress ratios within the [0.55, 0.6) interval

5　量子群算法在渤海某区块中的应用

通过查询中国地震台网(Yang et al., 2024)、全球 CMT 目录网站(Dziewonski et al., 1981; Ekström et al., 2012)和查阅相关文献(李欣蔚等, 2022)，获取渤海及周边的震源机制信息，得到一系列断层滑动数据，现选定区块位置为 117°30′E—119°00′E, 39°20′N—40°00′N 进行应力反演，震源信息见表 9。反演结果如图 13 所示。

共识别到 2 个反演结果聚类，根据聚类识别结果计算聚类平均应力张量主轴走向、倾角和应力比，得到相关信息如表 10 如示。

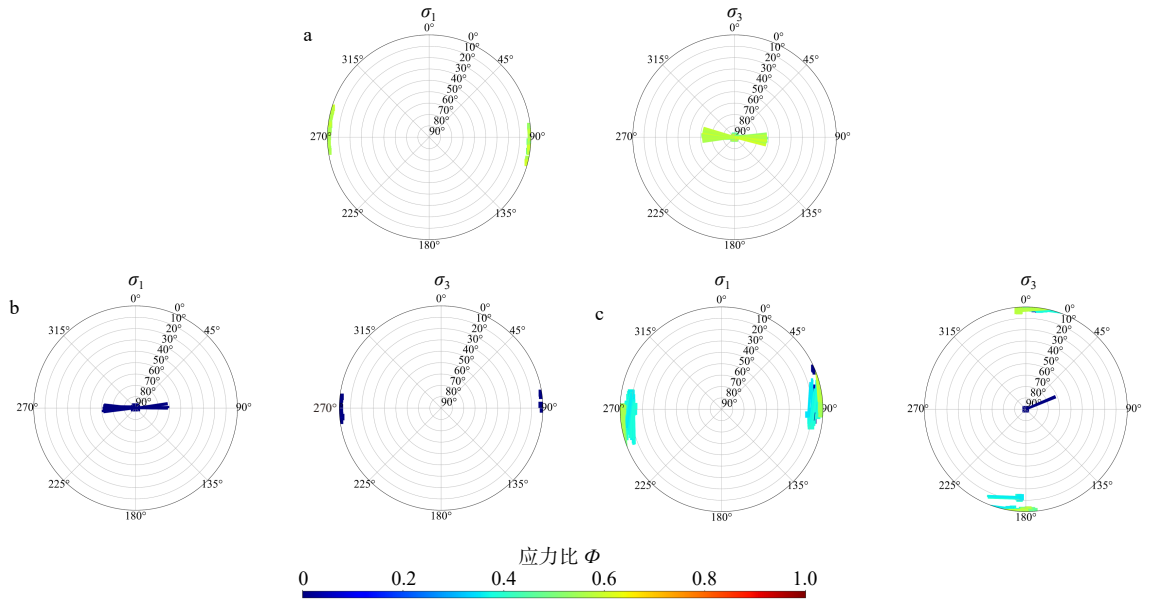
查询世界地应力地图(WSM)，生成该区块的应力地图(Heidbach, 2025)，并在地图上标出应力反演结果与数据库中的地应力信息进行对比，如图 14 所示。

通过比对易知反演结果与世界应力地图记载的最大水平主应力方位信息高度符合，且通过反演得到的应力张量额外包含应力比信息。

6　讨论

基于量子群优化算法(QPSO)的断层滑动数据反演方法展现出在高维非线性搜索问题中的显著优势。特别是在复杂地质构造和多断层组合场景下，具有较高的反演精度和计算效率。

从理论机制角度分析，该方法通过引入量子势阱模型，使粒子具备全局搜索能力，有效规避了传统算法因参数空间维度高、计算复杂度大而导致的组合数过大问题。应力状态通过四维参数(α、β、γ、Φ)量化，在此基础上计算出的剪应力方向向量与观测滑移方向之间的夹角可作为适配度判据，从而



a—应力 A 的聚类识别结果; b—应力 B 的聚类识别结果; c—应力 C 的聚类识别结果

图 11 反演聚类识别结果

Fig. 11 Clustering identification results of inversion

(a) Corresponds to the clustering identification result of stress A; (b) Corresponds to the clustering identification result of stress B; (c) Corresponds to the clustering identification result of stress C

表 6 Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ聚类信息与模拟断层所用应力张量之间的差值及误差百分比

Table 6 The differences and percentage errors between the clustering information of Ⅰ, Ⅱ, and Ⅲ, and the stress tensor used for simulating the faults

应力参数	聚类Ⅰ	应力A	差值	误差百分比	聚类Ⅱ	应力B	差值	误差百分比	聚类Ⅲ	应力C	差值	误差百分比
σ_1轴平均走向夹角	94.320°	90°	4.320°	2.400%	71.868°	90°	18.132°	10.073%	90.436°	90°	0.436°	0.242%
σ_3轴平均走向夹角	5.702°	0°	5.702°	3.168%	88.547°	90°	1.453°	0.807%	2.205°	0°	2.205°	1.225%
σ_1轴平均倾角	0.026°	0°	0.026°	0.029%	89.857°	90°	0.143°	0.159%	3.993°	0°	3.993°	4.437%
σ_3轴平均倾角	89.950°	90°	0.050°	0.056%	0.117°	0°	0.117°	0.13%	4.422°	0°	4.422°	4.913%
平均应力比	0.530	0.5	0.030	3.000%	0.002	0	0.002	0.200%	0.430	0.5	0.070	7.000%

表 7 随机生成的不规则应力张量

Table 7 Randomly generated irregular stress tensors

序号	α/(°)	β/(°)	γ/(°)	Φ
D	354.89	88.40	19.08	0.29
E	276.63	18.37	24.52	0.41

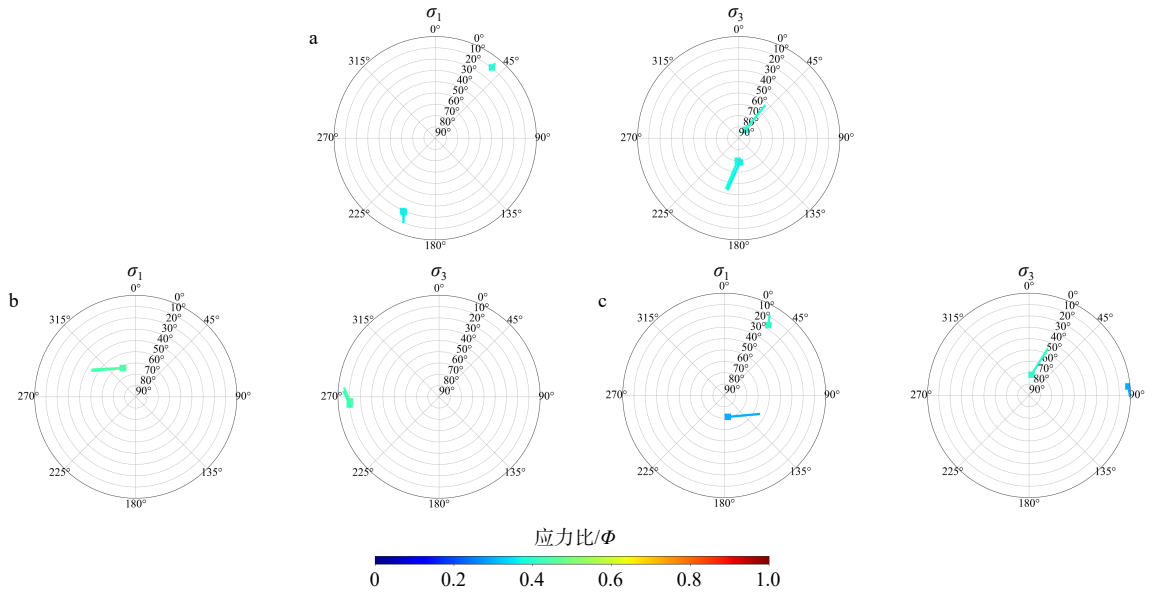
实现对应力张量的反演。相比于传统的穷举式网格搜索策略，QPSO 反演法具有相近 *NN* 值，根据 4.2 节中所述一共有 435 条断层组合，则无法收敛的断层组合在所有断层组合中的百分比为 7.36%，在此百分比条件下显著降低了搜索时间，效率提升了 26 倍以上，大大减少了计算机计算成本。

在算法设计方面，所引入的张量距离和精英学习策略是提升反演质量的关键改进。通过引入张量距离来量化应力差异，这不仅是一个数学上的度量，更是在搜索空间中引入了一项强有力的物理约束，确保了反演结果在物理意义上的合理性。通过借鉴精英学习思想而创建的学习系数奖励–惩罚反馈机制，能够根据个体适配度及种群分布特征自适应地调节搜索行为，这使种群能在“探索未知区域”与“收敛于优质解”之间保持动态且良好的平衡。相关机制不仅提高了搜索过程的稳定性，也有效防

表 8　加载高斯噪声后的随机断层参数

Table 8　Randomly generated fault parameters after loading Gaussian noise

断层序号	走向θ/(°)	倾向δ/(°)	滑移角λ/(°)	应力类型	断层序号	走向/(°)	倾向δ/(°)	滑移角λ/(°)	应力类型
1	131.70	63.11	−117.03	D	11	240.52	54.82	38.69	E
2	325.75	7.09	−133.07	D	12	31.57	23.66	90.67	E
3	356.00	80.90	−124.48	D	13	159.55	28.16	135.69	E
4	195.11	33.03	−88.80	D	14	8.74	52.91	133.03	E
5	119.38	23.07	−96.16	D	15	263.04	44.55	58.20	E
6	348.25	45.89	−92.83	D	16	182.33	88.73	163.34	E
7	295.56	28.08	−90.57	D	17	338.31	30.37	105.37	E
8	218.53	64.17	−70.16	D	18	189.12	69.51	128.52	E
9	102.98	74.00	−85.65	D	19	136.67	11.87	144.57	E
10	348.73	50.93	−103.99	D	20	135.18	2.87	−178.70	E



a—反演结果 1(Φ:0.35～0.4)；b—反演结果 2(Φ:0.4～0.45)；c—反演所用随机应力图像

图 12　基于全随机应力加载高斯噪声模型的断层反演结果

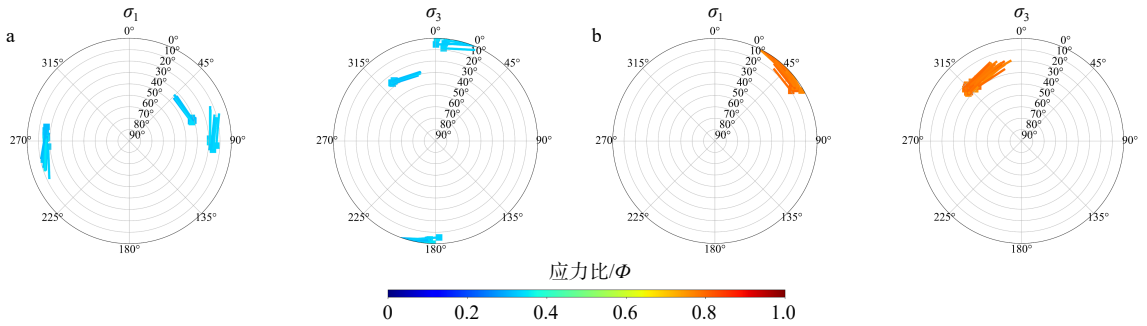
Fig. 12　Faults inversion results based on a Gaussian noise model with fully random stress loading

(a) Inversion result 1 (Φ:0.35–0.4); (b) Inversion result 2 (Φ:0.4–0.45); (c) The random stress used in the inversion

表 9　渤海某区块震源机制信息

Table 9　Focal mechanism information of a certain area in the Bohai Sea

震源查询编号	平面1走向/(°)	平面1倾角/(°)	平面1滑移角/(°)	平面2走向/(°)	平面2倾角/(°)	平面2滑移角/(°)	纬度/(°)	经度/(°)	深度/km
072776A	229	43	−163	126	79	−49	39.52	118.03	15
072876A	72	44	−110	279	49	−71	39.75	118.78	15
111576A	318	56	−9	53	83	−145	39.45	117.71	15
051277B	332	52	8	227	83	142	39.56	118	22
112677C	250	45	−90	70	45	−90	39.89	117.79	15
201205280222A	227	80	172	318	83	10	39.76	118.54	23.5
202007112238A	303	65	−175	33	90	−9	39.77	118.52	23
202212040520A	249	76	−133	145	45	−20	39.88	118.87	10
202104161606A	30	90	−170	300	80	0	39.75	118.71	9
202007120638A	135	78	−42	236	49	−164	39.78	118.44	10



a—聚类识别结果 1; b—聚类识别结果 2

图 13 渤海某区块应力反演后聚类识别结果

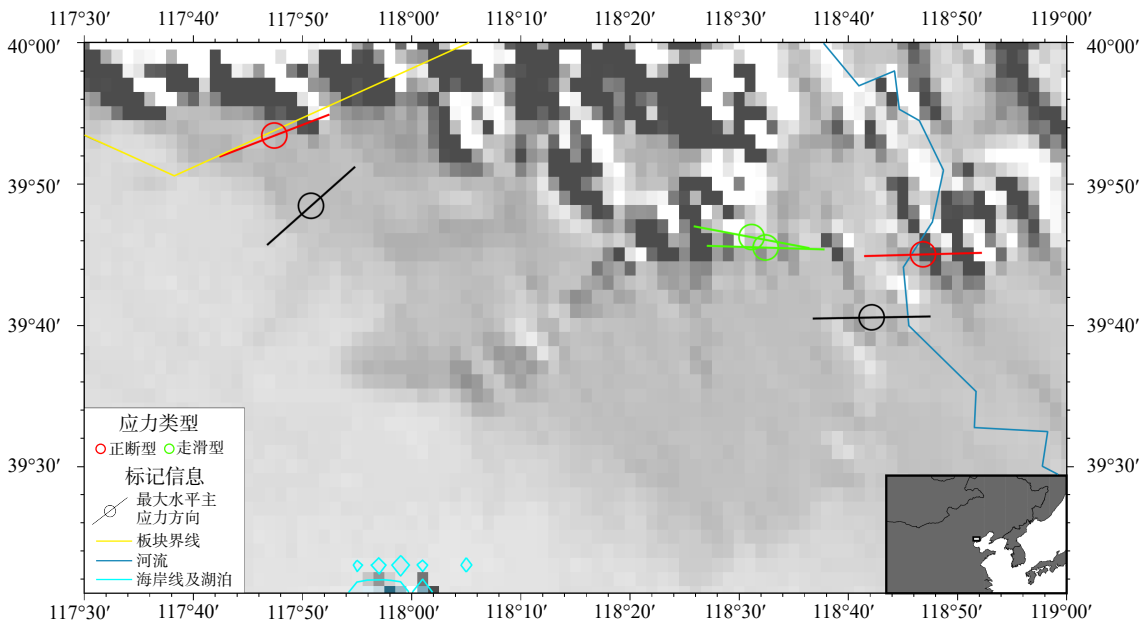
Fig. 13 Results of the cluster identification after stress inversion for the study area in the Bohai Sea

(a) Cluster identification result 1; (b) Cluster identification result 2

表 10 渤海某区块应力反演结果聚类的平均参数

Table 10 The average parameters of the clustering results of stress inversion for the study area in the Bohai Sea

聚类结果	σ_1轴平均走向夹角	σ_1轴平均倾角	σ_3轴平均走向夹角	σ_3轴平均倾角	平均应力比
聚类识别结果1	86.230°	21.472°	−8.829°	9.961°	0.327
聚类识别结果2	49.514°	3.167°	138.191°	23.699°	0.777



红色和绿色图标为 WSM 中的数据, 黑色图标为反演结果, 右下角小图为图中地点在渤海中的位置示意

图 14 渤海某区块世界应力地图数据与反演识别最大水平主应力方向结果在地图上的标定

Fig. 14 Calibration of world stress map (WSM) data for the study area in the Bohai Sea and the inversion identification of the maximum horizontal principle stress direction (The red and green icons represent data from the WSM, while the black icons denote the inversion results. The inset in the lower right corner shows the location of the study area within the Bohai Sea.)

止了智能优化算法中常见的“早熟收敛”问题, 从而系统性地增强了算法的全局寻优能力。在与原始量子群反演法的对比测试中, 改进量子群反演法展现了强大的计算能力, 虽然计算总时间增加了 1.28 倍左右, 但平均得到一个反演结果的计算时间节约了 64% 左右, 有力地证明了改进量子群算法可以提高单个结果的收敛率和减少平均计算时间。

从实际应用角度分析, 测试结果表明 QPSO 算法在保持较低非收敛率(*NN*)的同时, 显著缩短了总计算时间。并且通过图层分离方法和帕累托分布

优化实现了对反演结果聚类的分离，此外通过张量距离进行聚类的识别可以高效准确地识别出真实应力张量，误差百分比最大不超过 10% 左右，最小可以达到如 0.029% 此类万分之一级别的精度。该方法对输入数据还具有良好的适应性和抗干扰能力，无论是针对自定义的理想应力模型，还是加载了复杂高斯噪声的全随机应力模型，该方法均能保持稳定输出，这证明了其适用于滑移方向存在小幅测量误差的实际断层资料，具备较强的鲁棒性。在渤海某区块的应用中也较好地解释出了正确现实地应力。

值得注意的是，该方法在特定条件下仍存在一定限制。一方面，当观测数据中同时存在多个叠加应力场且断层倾向与共轭断层倾向平行时，断层组合之间可能出现非唯一解现象（Yamaji, 2000），即多种相似的应力张量作用在断层上会产生相同的滑动矢量，进而影响应力张量聚类结果识别的清晰性，对于这种联合应力，其有效性应由现场观测来确定，而不是由反演方法中使用的断层滑动数据或最小耗散原理等理论模型来确定。另外如果观测数据存在明显偏差也会对反演结果的识别存在一定干扰，对于该现象可以通过继续增加组合抽样数 k 的数值进行解决，增加组合数可以在一定程度上减少错误子集在总样本中的占比，但该操作同时也会大大增加计算成本。

另一方面，尽管 QPSO 在串行运算条件下表现良好，但面对超大规模断层数据集时，其运算效率仍可能成为制约因素，有必要进一步引入并行计算框架或 GPU 加速机制以提升性能。但是由于 Python 存在线程锁，因此只能进行多进程运算，无法进行真正的多线程运算。文中使用了 Python 的 Joblib 库进行了简单的多进程并行计算测试。选择 Joblib 库而不是其他并行运算库的原因为 Joblib 库可以用于对重复计算进行缓存，以及高效地保存和加载大型数据，特别适用于有大量重复计算且计算成本高昂的任务。相比于串行运算，使用 8 核进行多进程并行运算，反演速度提升约 30%。然而创建进程所需的计算机资源开销又远远大于创建线程的开销，所以使用 Python 进行并行测试并不能完全释放代码的潜能，建议使用 C++语言对代码进行重编码可大幅度提高反演速度。此外，在种群初始分布、扰动强度、迭代步长等参数的设定方面，当前仍依赖经验调节，后续可考虑采用自适应策略或与其他智能优化算法融合以提高算法鲁棒性和自适应性。

综上所述，基于 QPSO 的应力张量反演方法在理论基础、算法性能和工程应用层面均表现出显著优势。其全局优化能力、并行适配性以及多峰问题处理能力，为断层机制分析、区域应力场反演与地质灾害预测等领域提供了更加高效、可靠的技术支撑。

7　结论

（1）文章提出的基于量子群优化算法（QPSO）的断层滑动数据反演方法，在应力张量反演中表现出高计算效率和强收敛能力。相较于传统网格搜索法，在非收敛率低于 8% 的条件下，反演时间仅为传统方法的约 1/27，显著降低了计算成本。

（2）通过引入张量距离量化方法和精英学习策略配合奖惩反馈机制，改进的 QPSO 算法在全局搜索能力和收敛稳定性方面均有显著提升。与普通量子群算法相比，改进方法在平均单次反演时间减少约 64%，且未收敛解数量大幅下降。

（3）该方法不仅能准确识别正断、逆断和走滑等典型应力状态，还能在加载复杂高斯噪声的全随机应力模型中保持稳定输出，准确识别应力反演结果聚类，展现出良好的抗干扰能力和适应性，适用于实际地质数据中存在测量误差的情况。

（4）在渤海某区块的震源机制数据反演中，该方法成功恢复了区域应力场信息，进一步验证了其工程实用性和地质解释能力。

References

AKI K, Richards P G. Quantitative seismology[M]. 2002.

AN J L, LIU X N, HE M, et al., 2022. Survey of quantum swarm intelligence optimization algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 58(7): 31-42. (in Chinese with English abstract)

ANDERSON E M, 1905. The dynamics of faulting[J]. Transactions of the Edinburgh Geological Society, 8(3): 387-402.

ANDERSON E M, 1951. The dynamics of faulting and dyke formation with applications to Britain[M]. Edinburgh: Oliver & Boyd.

ANGELIER J, 1979. Determination of the mean principal directions of stresses for a given fault population[J]. Tectonophysics, 56(3-4): T17-T26.

ANGELIER J, 1984. Tectonic analysis of fault slip data sets[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 89(B7): 5835-5848.

ANGELIER J, 1990. Inversion of field data in fault tectonics to obtain the regional stress: III. A new rapid direct inversion method by analytical means[J]. Geophysical Journal International, 103(2): 363-376.

BOTT M H P, 1959. The mechanics of oblique slip faulting[J]. Geological Magazine, 96(2): 109-117.

DIDAY E, 1971. Une nouvelle méthode en classification automatique et reconnaissance des formes la méthode des nuées dynamiques[J]. Revue de Statistique Appliquée, 19(2): 19-33.

DUAN H B, 2005. Ant colony algorithms: theory and applications[M]. Beijing: Science Press. (in Chinese with English abstract)

DZIEWONSKI A M, CHOU T A, WOODHOUSE J H, 1981. Determination of earthquake source parameters from waveform data for studies of global and regional seismicity[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 86(B4): 2825-2852.

EBERHART R, KENNEDY J, 1995. A new optimizer using particle swarm theory[C]//MHS'95. Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science. Nagoya: IEEE: 39-43.

EKSTRÖM G, NETTLES M, DZIEWOŃSKI A M, 2012. The global CMT project 2004-2010: centroid-moment tensors for 13, 017 earthquakes[J]. Physics of the Earth and Planetary Interiors, 200-201: 1-9.

GUAN L, JIANG G M, 2023. High-precision Earthquake Locations and Deep Fault Characteristics Beneath Xianyou Area, Fujian Province[J]. Geoscience, 37(01): 40-47. (in Chinese with English abstract)

HE Z Y, REN X H, LIU Y, 2010. Back analysis of initial ground stress based on FLAC^{3D} and particle swarm optimization[J]. Water Resources and Power, 28(8): 46-48. (in Chinese with English abstract)

HEIDBACH O, RAJABI M, DI GIACOMO D, et al. , 2025. World Stress Map 2025. GFZ Data Services, doi:10.5880/WSM.2025.002

HUANG Q, 1988. Computer-based method to separate heterogeneous sets of fault-slip data into sub-sets[J]. Journal of Structural Geology, 10(3): 297-299.

LI X, XIE X B, YANG C X, et al. , 2015. Inversion analysis of initial stress field based on modified particle swarm optimization[J]. Mining and Metallurgical Engineering, 35(1): 23-26, 30. (in Chinese with English abstract)

LI X W, ZHANG G W, XIE Z J, et al., 2022. Characteristics of the focal mechanism solution and the present stress field in the Bohai Sea Region[J]. Earthquake Research in China, 38(4): 708-720. (in Chinese with English abstract)

LIU J J, LU Y S, WANG Q Z, et al., 2012. Application of particle swarm optimization with quantum behavior(QPSO) to logging inversion[J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 9(2): 151-154. (in Chinese with English abstract)

NEMCOK M, RICHARD J L, 1995. A stress inversion procedure for polyphase fault/slip data sets[J]. Journal of Structural Geology, 17(10): 1445-1453.

ORIFE T, LISLE R J, 2003. Numerical processing of palaeostress results[J]. Journal of Structural Geology, 25(6): 949-957.

OTSUBO M, YAMAJI A, 2006. Improved resolution of the multiple inverse method by eliminating erroneous solutions[J]. Computers & Geosciences, 32(8): 1221-1227.

OTSUBO M, YAMAJI A, KUBO A, 2008. Determination of stresses from heterogeneous focal mechanism data: an adaptation of the multiple inverse method[J]. Tectonophysics, 457(3-4): 150-160.

SATO K, YAMAJI A, 2006. Uniform distribution of points on a hypersphere for improving the resolution of stress tensor inversion[J]. Journal of Structural Geology, 28(6): 972-979.

SIMPSON R W, 1997. Quantifying Anderson's fault types[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 102(B8): 17909-17919.

SUN J, 2009. Particle swarm optimization with particles having quantum[D]. Wuxi: Jiangnan University. (in Chinese with English abstract)

WALLACE R E, 1951. Geometry of shearing stress and relation to faulting[J]. The Journal of Geology, 59(2): 118-130.

WANG P Q, LIU X Y, LI Q C, et al., 2025. Research on multi-wave joint elastic modulus inversion based on improved quantum particle swarm optimization[J]. Petroleum Science, 22(2): 670-683.

WANG R Y, WAN Y K, GUAN Z X, et al., 2025. Static stress triggering of morocco *M*6.9 earthquake on 9 September 2023[J]. Journal of Geomechanics, 31(2): 223-234. (in Chinese with English abstract)

YAMAJI A, 2000. The multiple inverse method: a new technique to separate stresses from heterogeneous fault-slip data[J]. Journal of Structural Geology, 22(4): 441-452.

YAMAJI A, SATO K, 2006. Distances for the solutions of stress tensor inversion in relation to misfit angles that accompany the solutions[J]. Geophysical Journal International, 167(2): 933-942.

YAMAJI A, SATO K, 2012. A spherical code and stress tensor inversion[J]. Computers & Geosciences, 38(1): 164-167.

YANG G T, 2004. Introduction to elasticity and plasticity[M]. Beijing: Tsinghua University Press. (in Chinese with English abstract)

YANG Z G, XU T R, LIANG J H, 2024. Towards fast focal mechanism inversion of shallow crustal earthquakes in the Chinese mainland[J]. Earthquake Research Advances, 4(2): 100273.

ZHANG G Y, WU Y G, GU W, 2013. Quantum-behaved particle swarm optimization algorithm based on elitist learning[J]. Control and Decision, 28(9): 1341-1348. (in Chinese with English abstract)

ZHAO Y F, SHI W, ZHANG Y, 2023. Study on the reconstruction of the paleo-tectonic stress field and its evolution in the Jinchuan mining district, Gansu Province, China[J]. Journal of Geomechanics, 29(6): 770-785. (in Chinese with English abstract)

ZOBACK M D, 2010. Reservoir geomechanics[M]. Cambridge: Cambridge University Press.

附中文参考文献

安家乐, 刘晓楠, 何明, 等, 2022. 量子群智能优化算法综述[J]. 计算机工程与应用, 58(7): 31-42.

段海滨, 2005. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社.

关露凝, 江国明, 2023. 福建仙游地区高精度地震震源定位及深部断裂特征[J]. 现代地质, 37(1): 40-47

何竹叶, 任旭华, 刘燕, 2010. 基于FLAC^{3D}和粒子群优化算法的初始地应力场反演[J]. 水电能源科学, 28(8): 46-48.

李欣, 谢学斌, 杨承祥, 等, 2015. 基于改进粒子群优化算法的地应力场反演[J]. 矿冶工程, 35(1): 23-26, 30.

李欣蔚, 张广伟, 谢卓娟, 等, 2022. 渤海海域地震震源机制解与现今应力场特征[J]. 中国地震, 38(4): 708-20.

刘建军, 卢以水, 王全洲, 等, 2012. 量子粒子群算法在测井反演解释中的应用[J]. 工程地球物理学报, 9(2): 151-154.

孙俊, 2009. 量子行为粒子群优化算法研究[D]. 无锡: 江南大学.

王润妍, 万永魁, 关兆萱, 等, 2025. 2023年9月9日摩洛哥*M*6.9地震静态应力触发研究[J]. 地质力学学报, 31(2): 223-234.

杨桂通, 2004. 弹塑性力学引论[M]. 北京: 清华大学出版社.

章国勇, 伍永刚, 顾巍, 2013. 基于精英学习的量子行为粒子群算法[J]. 控制与决策, 28(9): 1341-1348.

赵远方, 施炜, 张宇, 2023. 甘肃金川矿区古构造应力场恢复及演化研究[J]. 地质力学学报, 29(6): 770-785.