

doi:10.13301/j.cnki.ct.2023.04.038

# 基于 SAPSO-BP 的 CO<sub>2</sub> 相变致裂效果预测及 敏感度分析

张增辉<sup>1</sup>, 王长禄<sup>2</sup>, 邢迎欢<sup>3,4</sup>

(1. 国家能源神东煤炭集团 保德煤矿, 山西 忻州 036600; 2. 煤炭科学技术研究院有限公司, 北京 100013; 3. 辽宁工程技术大学 安全科学与工程学院, 辽宁 阜新 123000; 4. 辽宁工程技术大学 矿山热动力灾害与防治教育部重点实验室, 辽宁 葫芦岛 125105)

**摘 要:** 液态 CO<sub>2</sub> 相变致裂效果受很多因素影响, 针对 BP 神经网络收敛速度慢且易陷入局部最优解的问题, 为提高模型的预测精度和泛化能力, 采用 SAPSO 算法优化 BP 神经网络的权值和阈值, 并采用 MATLAB 软件编写构建了 SAPSO-BP 算法, 基于仿真得到的 35 组数据, 使用 SAPSO-BP, PSO-BP, BP 模型以及多元线性回归模型对致裂效果进行预测, 其平均相对误差分别为 2.73%、7.1%、14.6%、13.9%。平均绝对误差分别为 0.068、0.169、0.239、0.314 m。表明: SAPSO-BP 算法预测精度最高, 提高了 BP 模型的预测精度, 其精度满足工程实际需要。并采用 Sobol 指数法探究了相关影响因素对有效致裂半径的敏感度, 表明: 敏感度由高到低依次为地应力、弹性模量、瓦斯压力、泄放压力、致裂器间距、钻孔直径、抗拉强度, 可为 CO<sub>2</sub> 相变致裂的工程设计提供理论支持。

**关键词:** CO<sub>2</sub> 相变致裂效果预测; 退火粒子群算法; SAPSO-BP 神经网络; MATLAB; Sobol 指数法

中图分类号: TD712.6; TP311.53 文献标志码: A 文章编号: 1008-8725(2023)04-172-06

## Prediction of CO<sub>2</sub> Phase Transformation Cracking Effect and Sensitivity Analysis Based on SAPSO-BP

ZHANG Zenghui<sup>1</sup>, WANG Changlu<sup>2</sup>, XING Yinghuan<sup>3,4</sup>

(1. Baode Coal Mine, China Shenhua Shendong Coal Group, Xinzhou 036600, China; 2. China Coal Research Institute, Beijing, 100013, China; 3. College of Safety Science and Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China; 4. Key Laboratory of Mine Power Disaster and Prevention of Ministry of Education, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

**Abstract:** The cracking effect of liquid CO<sub>2</sub> phase change is affected by many factors. The convergence speed of BP neural network is slow and easy to fall into the problem of local optimal solution. In order to improve the prediction accuracy and generalization ability of the model, SAPSO algorithm is used to optimize the weight and threshold of BP neural network, and SAPSO-BP algorithm is compiled and constructed by MATLAB software. Based on 35 groups of data obtained from simulation, SAPSO-BP, PSO-BP the average relative errors of BP model and multiple linear regression model are 2.73%, 7.1%, 14.6% and 13.9% respectively. The average absolute errors are 0.068, 0.169, 0.239 and 0.314 m respectively. It shows that SAPSO-BP algorithm has the highest prediction accuracy, improves the prediction accuracy of BP model, and its accuracy meets the actual needs of engineering. The sensitivity of relevant influencing factors to the effective cracking radius is explored by Sobol index method. It shows that the sensitivity from high to low is: in-situ stress, elastic modulus, gas pressure, relief pressure, crack spacing, borehole diameter and tensile strength, which can provide theoretical support for the engineering design of CO<sub>2</sub> phase change cracking.

**Key words:** CO<sub>2</sub> phase transformation cracking effect prediction; annealing particle swarm optimization; SAPSO-BP neural network; MATLAB; Sobol index method

### 0 前言

CO<sub>2</sub> 相变致裂具有无明火, 破岩效率高, 无污染等优点, 因此广泛应用于煤矿岩巷掘进和煤层瓦斯

治理, 可以有效增加煤层透气性, 提高瓦斯抽采效率。液态 CO<sub>2</sub> 相变致裂半径范围对瓦斯抽采效果影响很大, 因此以有效致裂半径作为评价指标。CO<sub>2</sub> 相

变致裂的工程设计对其致裂效果的好坏至关重要,其设计的依据也是由致裂效果决定的,高效的预测 CO<sub>2</sub> 相变致裂效果具有重要意义;CO<sub>2</sub> 相变致裂受爆源参数和外部因素共同作用,明晰不同参数对致裂效果的影响规律,对指导孔网参数选取、优化致裂效果、提高致裂破岩效率意义重大。

目前支持向量机、BP 神经网络、深度神经网络等智能算法广泛应用于爆破效果的预测,但 CO<sub>2</sub> 相变有效致裂半径的预测研究相对较少。柳小波通过随机森林算法选择影响爆破效果的主要参数,模糊评价确定爆破综合效果建立了 RBF 神经网络爆破效果预测模型,对露天矿爆破效果预测具有良好的效果。马鑫民基于综合分析,专家打分确定煤矿岩巷爆破效果的关键指标,提出了基于 GA-SVM 融合技术的爆破效果预测模型,对煤矿岩巷炮孔利用率进行预测,达到预期效果。王德胜构建了 BP 神经网络对矿山预裂效果预测,对矿山爆破效果的预测精度保持在 3%~7%。对提高爆破效果的预测精度有一定的参考价值。岳中文为提高模型的预测精度,通过建立 PSO-SVM 模型进行关键参数寻优,计算得到惩罚参数  $c$  和核函数  $g$ , 采用 RBF 核函数所得的准确率最高达 91.67%。王宇涛采用模糊数学定量地对立井爆破效果进行评价,弥补了定性描述的不准确性,并建立了 BP 神经网络与模糊评价相耦合的预测模型。前人的研究有效提高了爆破效果预测的发展,但是 BP 神经网络存在收敛速度慢、易早熟等缺点。采用模拟退火粒子群算法优化 BP 神经网络的权值和阈值,提高收敛速度,避免模型早熟,实现有效致裂半径的高精度预测。

### 1 有效致裂半径影响因素选取

影响致裂效果的因素有很多,主要有地质参数和施工参数。

CO<sub>2</sub> 气爆产生的环向拉应力会使煤体产生径向裂纹,地应力的存在会产生环向压缩应力,抑制气爆的张拉效应,缩小裂纹扩展范围,减少裂纹生成数量,高地应力会降低准静态应力场作用下煤体裂纹尖端应力强度因子,不利于裂纹的扩展。CO<sub>2</sub> 相变爆破是作用在煤与瓦斯固流耦合介质中进行的,瓦斯压力的存在使煤体内裂隙呈膨胀张开状态,裂纹尖端煤体骨架产生应力集中,裂隙扩展处于动平衡状态,瓦斯压力储存大量的能量,煤体中瓦斯压力越大,对爆炸产生的响应越激烈,煤体的有效应力越低,相变后裂纹扩展所需要克服的应力越低,裂纹越容易扩展。弹性模量越低,煤体的硬度就越低,在爆生气体冲击波的作用下,致裂孔周围形成粉碎区面

积就越大,煤体破坏越严重,对气爆的吸能作用越明显,大量的能量在粉碎区消耗,造成能量的大量损失,不利于裂纹的进一步扩展。孔间距过大,虽然爆破能量可以被充分利用,炮孔连线之间无法完全贯通,孔间岩体无法完全贯通,孔间距过小,两孔之间会产生较大的应力叠加区域,爆破能量严重浪费。随着致裂器间距的增大,相邻炮孔之间岩体裂纹从完全贯通到非连续贯通。致裂有效半径与泄放压力呈正相关,当泄放压力增至 280 MPa 后,致裂半径的增长趋势趋于平缓。不耦合装药时,爆炸产生的冲击波作用于装药与孔壁间隙的空气,产生冲击波,空气冲击波在间隙中传播后作用于孔壁产生冲击压力,由于空气冲击波的碰撞和反射。孔壁受到压力比入射空气冲击波的压力增大 8 倍,且空气冲击波波形拉长,正压作用时间增大,受冲击作用时间增长,不耦合装药利于裂隙的发育。鉴于以上分析,本文选取以上因素。

本文通过对比仿真结果与现场实测数据,发现仿真得到的有效致裂半径与现场结果几乎一致。鉴于现场试验具有一定的危险性,从经济性和可行性角度考虑采用有限元软件模拟不同地质参数和施工参数下的动态力学行为,采用 Measure 功能测量有效致裂半径,通过 ANSYS/LS-DYNA 软件建立爆破几何模型如图 1 所示,单位制采用 mm,四周均为无反射边界;四周加载地应力,采用中心起爆式起爆,岩体采用 RHT 本构模型,采用标准 JWL 状态方程模拟 CO<sub>2</sub> 在煤体内发生爆炸反应的压力与比容关系。炸药与空气之间的耦合介质为空气,采用(\*MAT\_NULL)定义空气材料,炸药空气采用 ALE 算法,煤岩采用 Lagrange 算法,计算时间选取 2 ms。仿真效果图如图 2 所示,有效致裂半径的数据如表 1 所示。

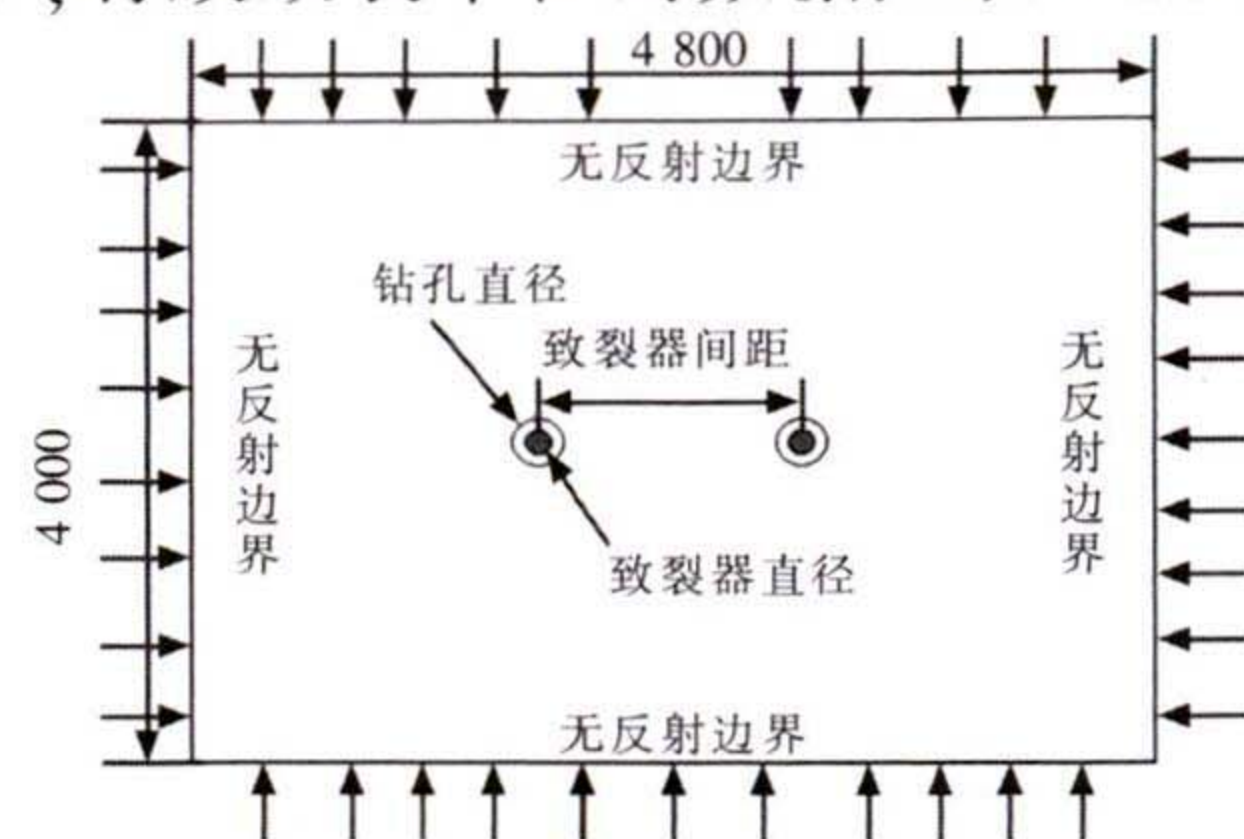


图 1 爆破几何模型

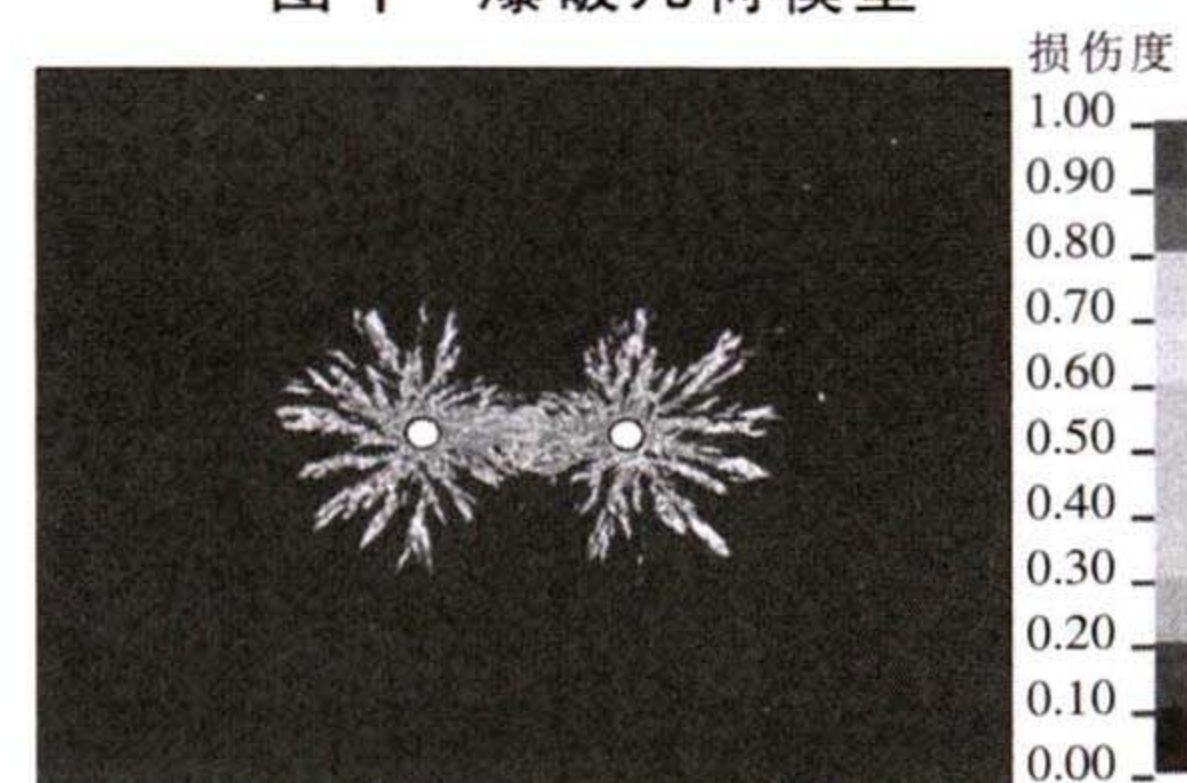


图 2 仿真效果图

表 1 有效致裂半径与影响因素数据

| 序<br>号 | 地应<br>力/MPa | 弹性模<br>量/GPa | 瓦斯压<br>力/MPa | 抗拉强<br>度/MPa | 致裂器<br>间距/m | 泄放压<br>力/MPa | 钻孔直<br>径 φ/mm | 有效致裂<br>半径/m |
|--------|-------------|--------------|--------------|--------------|-------------|--------------|---------------|--------------|
| 1      | 5           | 1.21         | 4            | 0.25         | 3           | 185          | 133           | 2.71         |
| 2      | 15          | 2.43         | 3            | 0.74         | 2           | 215          | 72            | 1.43         |
| 3      | 5           | 1.21         | 4            | 0.25         | 3           | 215          | 133           | 3.65         |
| 4      | 5           | 2.43         | 3            | 1.73         | 1           | 275          | 94            | 2.88         |
| 5      | 5           | 1.82         | 2            | 1.73         | 1           | 275          | 113           | 2.38         |
| ...    | ...         | ...          | ...          | ...          | ...         | ...          | ...           | ...          |
| 32     | 5           | 1.21         | 1            | 0.25         | 3           | 275          | 94            | 3.93         |
| 33     | 5           | 1.21         | 4            | 0.25         | 3           | 275          | 133           | 4.38         |
| 34     | 15          | 1.21         | 3            | 0.74         | 2           | 245          | 133           | 1.58         |
| 35     | 5           | 2.43         | 2            | 1.73         | 1           | 275          | 94            | 2.82         |

2 SAPSO-BP 神经网络预测模型的构建

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络就是以减小输出端误差为训练目标,通过反向传播,不断修改各层神经元连接权值阈值,不断迭代,直到输出误差达到允许范围。

隐含层神经元个数可由 Kosmogorov 定理计算。隐含层节点数

$$m = \sqrt{l+n} + \alpha \quad (1)$$

式中  $l$ ——输出层节点数;

$n$ ——输入层节点数;

$\alpha$ ——调节常数,一般取  $\alpha=1,2,3 \dots 10$ 。

BP 神经网络结构如图 3 所示。

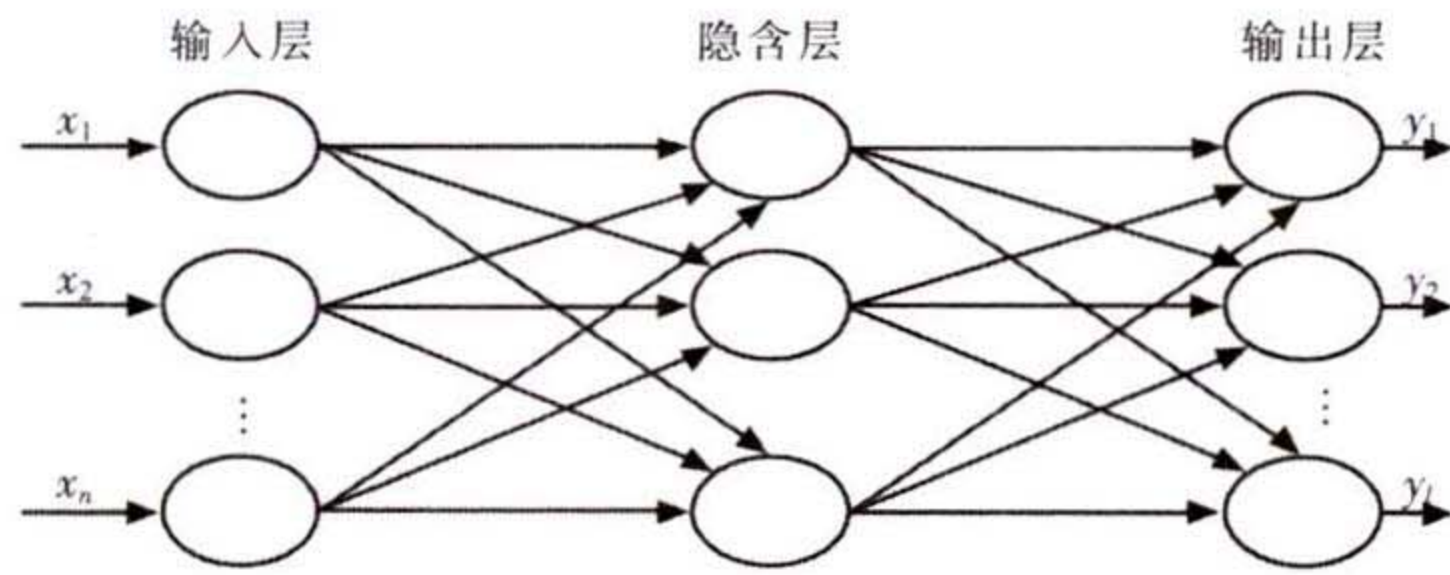


图 3 BP 神经网络结构图

2.2 PSO 算法

粒子群算法是一种仿生优化智能算法,主要应用于智能化寻找最优解。

PSO 算法与 BP 神经网络算法相耦合需要具有相同的结构。粒子的位置信息和速度信息由式(2)、式(3)迭代而得。

粒子  $i$  在第  $d$  维的第  $k+1$  次迭代过程中的运动速度

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 rand_1^k (p_{bestid}^k - x_{id}^k) + c_2 rand_2^k (g_{bestid}^k - x_{id}^k) \quad (2)$$

粒子  $i$  在第  $d$  维的第  $k+1$  次迭代过程中的运动位置

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (3)$$

式中  $x_i$ ——粒子运动位置;

$v_i$ ——粒子运动速度;

$x_{id}^k, v_{id}^k$ ——粒子  $i$  在第  $d$  维的第  $k$  次迭代过程中运动位置和运动速度;

$p_{bestid}^k, g_{bestid}^k$ ——个体极值和全体极值;

$c_1, c_2$ ——学习因子;

$\omega$ ——惯性权重;

$rand_1, rand_2$ ——2 个存在于  $[0,1]$  的随机数。

2.3 模拟退火算法

模拟退火算法的思想借鉴于固体退火过程。在问题所在的解空间内生成 1 个初始解,模拟粒子在一定温度下的运动状态,对该初始解问题进行干扰。评估扰动后产生的新解,对比新旧解,择优弃劣。

Metropolies 准则:

概率

$$P_{ij}^* = \begin{cases} 1 & E(j) \leq E(i) \\ e^{-\frac{E(j)-E(i)}{KT}} = e^{-\frac{\Delta E}{KT}} & \text{other} \end{cases} \quad (4)$$

其中,物体由状态  $i$  转移到状态  $j$  的内能变化量

$$\Delta E = E(j) - E(i)$$

式中  $E(i), E(j)$ —— $i, j$  状态下的能量;

$e$ ——自然对数;

$K$ ——玻尔兹曼常数。

当  $E(i) \geq E(j)$  时,即物体从高内能状态向低内能状态转变,一定接受这个新解,当  $E(i) < E(j)$  时,系统将以概率  $P_{ij}^*$  接受这个差的状态,可以跳出局部最优解,避免模型早熟。

2.4 SAPSO 优化 BP 神经网络

SAPSO 优化 BP 步骤如下:

步骤 1 粒子群初始化,设置粒子维度  $D$ 、惯性权重  $\omega$ 、迭代次数  $G$ 、学习因子  $c_1$  和  $c_2$ 、初始温度  $T$ 、种群粒子数  $M$ 。

种群粒子数

$$M = m + l + n \times m + m \times l \quad (5)$$

步骤 2 将应用主成分分析法处理后的数据载入 BP 神经网络,按照均方误差  $mse$  进行训练,将计算得到的误差输出到 SAPSO 算法中计算其适应度值。

均方误差

$$mse = \frac{1}{W} \sum_{i=1}^W \sqrt{(y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

式中  $W$ ——训练样本总数;

$y_i$ ——实际致裂半径值;

$\hat{y}_i$ ——模型预测致裂半径值。

步骤 3 每次迭代过程中,产生新解,并将新解代入适应度函数中计算适应度函数。其增量

$$\Delta E = f^{k+1}(x_i) - f^k(x_i) \quad (7)$$

式中  $f(x_i)$ ——适应度函数;

$f^{k+1}(x_i)$ ——第  $k+1$  步适应度函数值;

$f^k(x_i)$ ——第  $k$  步适应度函数值。

如果  $\Delta E \leq 0$ ,接受新解作为当前解,根据式(8)进行温度更新;若  $\Delta E > 0$ ,则以概率  $P_{ij}^*$  接受这个差

解,若接受差解,则按式(8)进行温度更新,若不接受,则不进行温度更新。

$$T^{k+1} = \beta T^k \quad (8)$$

式中  $\beta$ ——退火因子。

步骤 4 按照式(2)、式(3)对粒子进行更新,将得到的新解代入适应度函数中,重复步骤 3 的操作,判断是否接受这个新解;找出每一代中个体最优和全体最优。

步骤 5 判断是否达到终止条件,若达到则终止,并将此时的  $g_{best}(\omega, b)$  代入 BP 神经网络进行训练否则转步骤 2。

模拟退火粒子群算法流程图如图 4 所示。

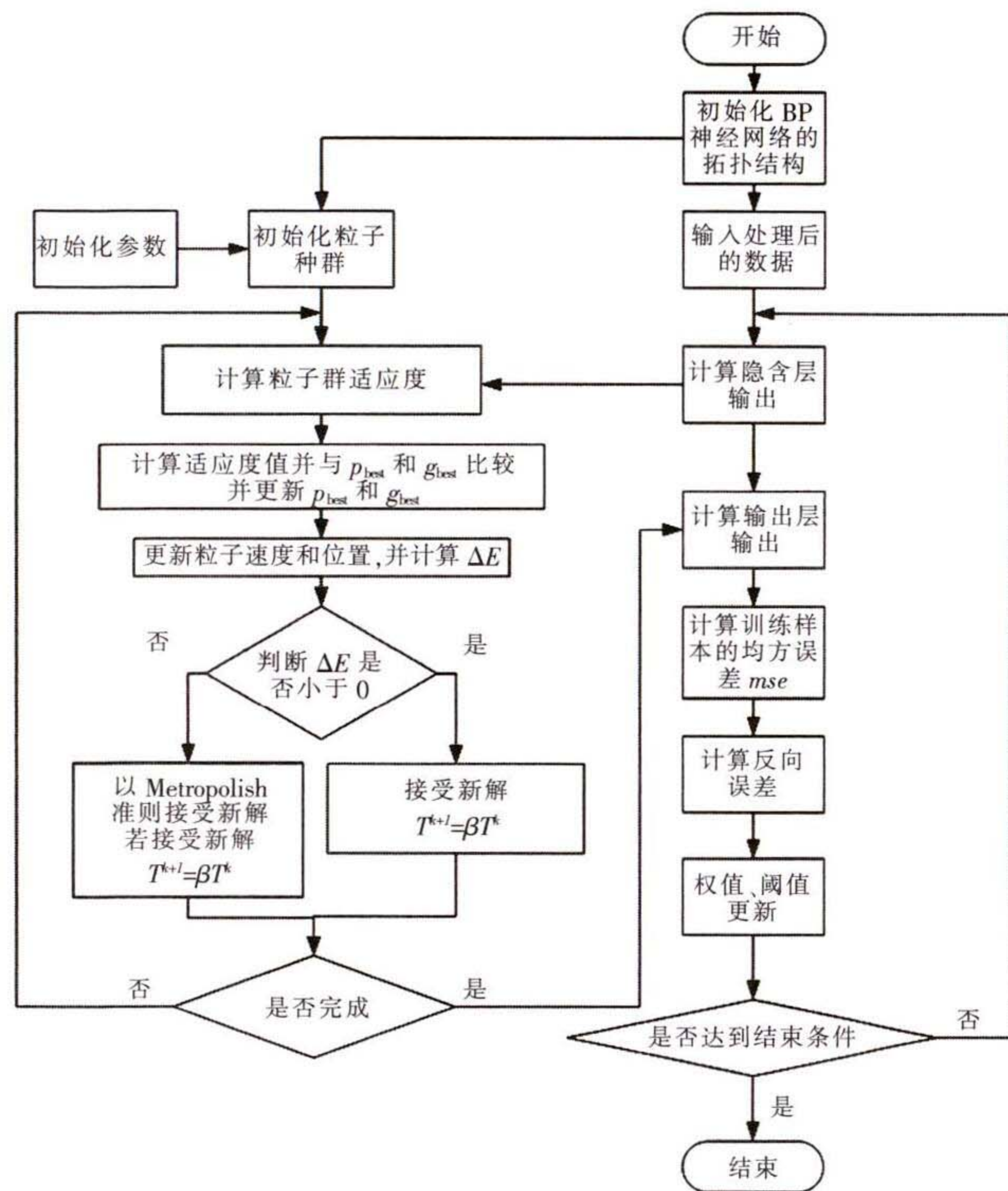


图 4 模拟退火粒子群算法流程图

### 3 模型实现过程及参数选取

通过 MATLAB 编程软件对 BP, PSO-BP、SAPSO-BP 这 3 种算法进行编程,标号 1~30 为训练组,31~36 为测试组。模型的拓扑结构为 7-14-1。BP 神经网络激活函数选取“tansig”与“purelin”函数,采用“traingd”梯度下降训练函数,最大训练代数为 1 000,学习率为 0.1,训练要求精度 0.001。退火粒子群算法初始化参数: $c_1=1.414, c_2=1.414$ ,权重  $\omega=0.9$ ,迭代次数  $G=30$ ,种群规模  $M=25$ ,种群维度  $D=3$ ,退火因子  $\beta=0.9$ 。

#### 3.1 预测结果对比分析

将相关样本数据导入到建立的 SAPSO-BP, PSO-BP, BP 神经网络和多元线性回归模型中,得到相对应的预测结果如表 2 所示。

表 2 有效致裂半径预测结果

| 组号       | 实际值  | SAPSO-BP |      | PSO-BP  |       | BP      |       | 多元线性回归  |      |
|----------|------|----------|------|---------|-------|---------|-------|---------|------|
|          |      | 预测值      | 误差/% | 预测值     | 误差/%  | 预测值     | 误差/%  | 预测值     | 误差/% |
| 30       | 2.7  | 2.595 0  | 3.88 | 2.547 5 | 5.64  | 2.600 4 | 3.68  | 2.346 0 | 13.1 |
| 31       | 1.3  | 1.358 5  | 4.50 | 1.114 6 | 14.26 | 0.967 0 | 25.6  | 1.524 8 | 17.2 |
| 32       | 3.93 | 4.000 6  | 1.79 | 4.238 7 | 7.85  | 4.088 8 | 4.04  | 3.591 1 | 8.62 |
| 33       | 4.38 | 4.456 6  | 1.74 | 4.199 5 | 4.12  | 4.005 1 | 8.55  | 4.106 4 | 6.24 |
| 34       | 1.58 | 1.610 1  | 1.91 | 1.729 1 | 9.43  | 0.938 8 | 40.58 | 2.084 1 | 31.9 |
| 35       | 2.82 | 2.892 7  | 2.57 | 2.856 2 | 1.28  | 2.669 2 | 5.34  | 2.630 3 | 6.72 |
| 平均相对误差/% |      | 2.73     |      | 7.1     |       | 14.6    |       | 13.9    |      |
| 平均绝对误差/m |      | 0.068    |      | 0.169   |       | 0.293   |       | 0.314   |      |

由表 2 可知,SAPSO-BP 的平均相对误差 2.73%,平均绝对误差 0.068 m;而 PSO-BP 平均相对误差 7.1%,平均绝对误差 0.169 m,该模型的参数在大范围内粗略寻找不能达到精确,但其预测精度较 BP 模型较高,该模型在快速性上较 SAPSO 模型较差;BP 神经网络的平均相对误差为 14.6%,平均绝对误差 0.293 m,BP 模型预测模型误差较大主要是因为参数未经优化,预测精度不高,可信度较低;多元线性回归的平均相对误差 13.9%,平均绝对误差 0.314 m。该结果表明,通过 SAPSO 算法对 BP 算法优化后,大大提高了 BP 算法的精度,避免模型陷入局部最优。

实际值与预测值对比结果如图 5 所示。

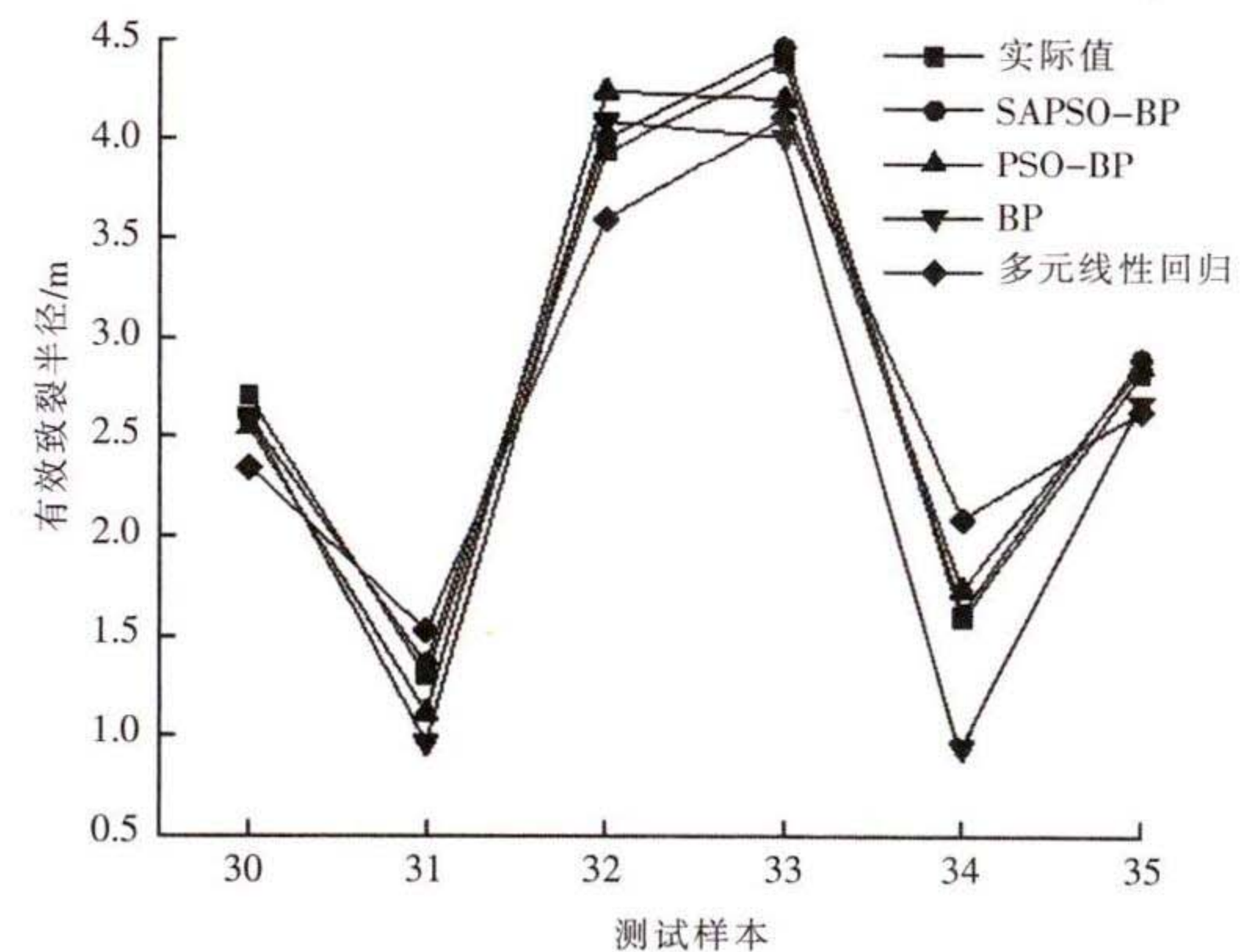


图 5 实际值与预测值对比结果

由图 5 可知,4 种预测模型在总体趋势上与实际值几乎吻合,SAPSO-BP 模型有效致裂半径与实际值最接近,PSO-BP 模型次之,多元线性回归模型再次之,BP 神经网络最远。由图 5 可知,SAPSO-BP 预测结果更加接近真实值,BP 神经网络算法预测效果最差,多元线性回归可进行简单直观的预测,但是其忽略了交互效应和非线性因果关系,导致其预测误差偏大,误差波动性较大。

不同模型误差对比如图 6 所示。

由图 6 可知,SAPSO-BP 模型的误差最小且变化最为平稳,PSO-BP 模型误差略大于 SAPSO-BP,其变化幅度较 SAPSO-BP 模型较大。SAPSO-BP 算法相对误差的波动范围为 1.74%~4.5%,PSO-BP 模型的相对误差波动范围为 1.28%~14.26%。BP 模型

最大相对误差达 40.58%,且变化幅度最大,说明其无法克服自身缺点易陷入局部最优,导致误差波动大。PSO-BP 模型误差稳定,但相对误差较 SAPSO-BP 大,这是由于采用普通的 PSO 算法无法保证 BP 神经网络全局收敛。采用 SA 与 PSO 算法相耦合保障了神经网络在全局收敛,且其相对误差在较平稳的同时,整体误差更小。

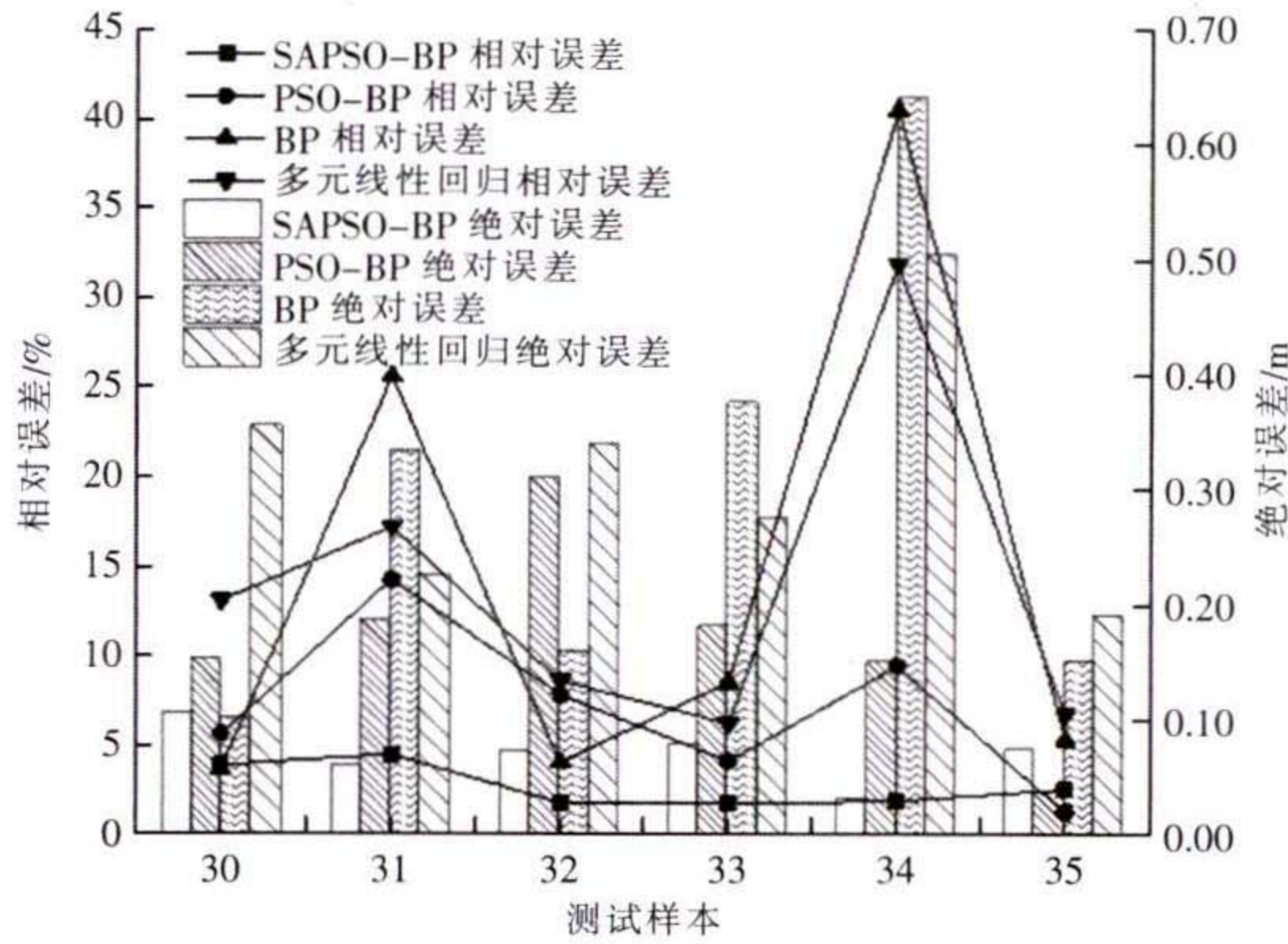


图 6 不同模型误差对比图

### 3.2 敏感度分析

俄罗斯数学家 Sobol 提出一种敏感性分析方法,它的核心思想是方差分解,把模型分解为单个参数及参数之间相互组合的函数,计算单个输入参数或输入参数集的方差对总输出方差的影响,分析参数的敏感度以及参数之间的交互作用。其计算步骤如下:

Step1 采用 Sobol Sequence 采样原理,选取样本数为  $N=400$ ,自变量数目为  $D=7$ 。

Step2 生成  $N \times 2D$  的样本矩阵,将矩阵的前  $D$  列设置为矩阵  $A$ ,后  $D$  列设置为矩阵  $B$ 。

Step3 构造  $N \times D$  的矩阵  $AB^i (i=1, 2 \dots D)$ ,用矩阵  $B$  中的第  $i$  列替换  $A$  矩阵中的第  $i$  列。将构造好的  $(D+2) \times N$  组输入数据代入训练好的 SAPSO-BP 神经网络,得出对应的输出  $Y$  矩阵。

Step4 根据式(9)~式(14)计算主效应指数、全效应指数:

方差

$$\text{Var}(Y) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \quad (9)$$

式中  $N$ ——变量个数;

$X_i$ —— $Y$  矩阵中元素;

$\bar{X}$ ——元素  $X_i$  的均值。

$$\text{Var}_{X_i}(E_{X_i}(Y|X_i)) \approx \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N f(\mathbf{B})_j (f(\mathbf{A}\mathbf{B}^i)_j - f(\mathbf{A})_j)^2 \quad (10)$$

式中  $f(\mathbf{X})_j$ ——将  $\mathbf{X}$  矩阵代入模型中得到的值,训练好的神经网络可以看成输入与输出之间的“函数”。

$$E_{X_i}(\text{Var}_{X_i}(Y|X_i)) \approx \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N f(\mathbf{A})_j - (f(\mathbf{A}\mathbf{B}^i)_j)^2 \quad (11)$$

$$\text{Var}(Y) = \text{Var}(Y_A + Y_B) \quad (12)$$

$Y_A$  与  $Y_B$  相加即构成  $\begin{bmatrix} Y_A \\ Y_B \end{bmatrix}$  这种形式。

$$S_i = \frac{\text{Var}_{X_i}(E_{X_i}(Y|X_i))}{\text{Var}(Y)} \quad (13)$$

$S_i$  称作  $X_i$  的主效应指数,也称为一阶敏感性指数,它体现了变量  $X_i$  独自对函数  $Y$  的总方差的贡献程度,其数值取值  $[0, 1]$ ,主效应指数越大,该变量的变化对最终的输出的变化影响也越大。要想控制最终输出变化,就要把重点放在控制主效应指数较大的输入变量的变化。

$$S_{Ti} = \frac{E_{X_i}(\text{Var}_{X_i}(Y|X_i))}{\text{Var}(Y)} \quad (14)$$

$S_{Ti}$  定义变量  $X_i$  的全效应指数,它体现变量  $X_i$  的主效应及变量  $X_i$  与其他变量的相互交叉效应对函数  $Y$  的方差的影响程度取值  $[0, 1]$ 。全效应指数包含各个变量之间的相互交叉效应,输入变量全效应指数很小,表明该变量变化对输出的变化影响程度很小,而且该变量与其他变量之间的相互交叉作用对输出的影响较小,即二者的交互作用很小。在实际计算中,为达到简化计算模型的目的,可以减少全效应指数小的变量。

通过以上步骤,计算得到各影响因素的敏感度如图 7 所示。

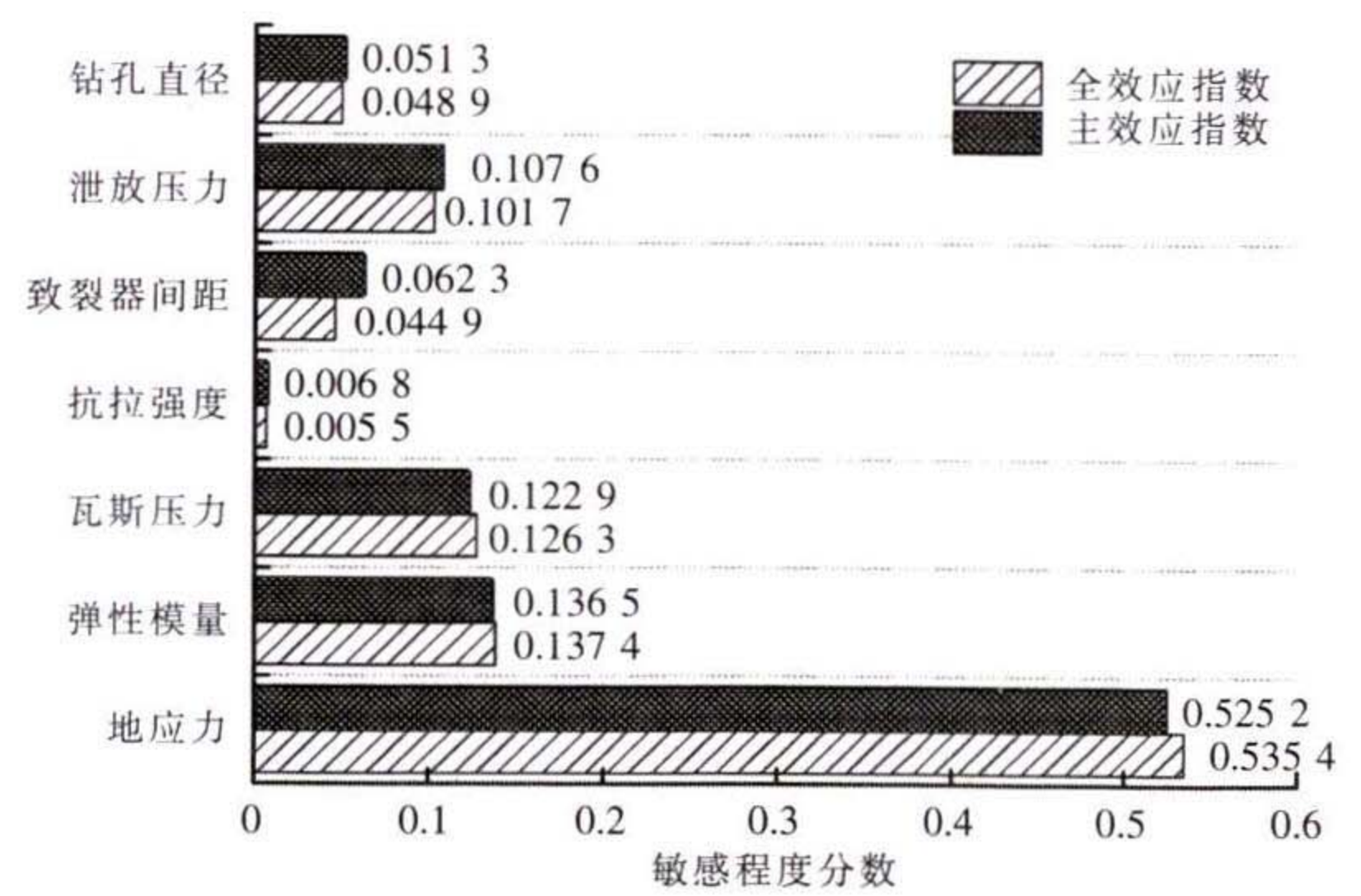


图 7 各影响因素敏感度指数

由图 7 可以看出,地应力是敏感性最强的变量,主效应指数 0.525 2,全效应指数 0.535 4,地应力对压裂效果有非常重大的影响;其次为弹性模量,弹性模量对有效致裂半径起到了非常重要的作用,其主效应指数为 0.136 5,全效应指数 0.137 4。在施工参数中,敏感程度最高的是泄放压力,其次为钻孔直径和致裂器间距,在地质参数中,抗拉强度对致裂效果的影响甚小,主要是因为煤体抗拉强度很低为 0.1~0.2 MPa,较峰值压力相比其强度可忽略不计,因此抗拉强度对致裂效果的影响很小。

本研究中预测模型影响变量的重要程度从高到低分别为地应力、弹性模量、瓦斯压力、泄放压力、致裂器间距、钻孔直径、抗拉强度。在进行具体CO<sub>2</sub>相变压裂设计中,根据影响变量的敏感度,着重考虑影响程度较大的变量,实现工程参数设计。

#### 4 结语

(1)通过退火粒子群算法对BP神经网络的权值和阈值进行参数优化,提高了BP神经网络的收敛速度,避免BP神经网络陷入局部最优解,提高模型的预测精度,使得SAPSO-BP对CO<sub>2</sub>相变致裂效果预测具有普适性。

(2)选取SAPSO-BP, PSO-BP, BP及多元线性回归等方法对CO<sub>2</sub>相变有效致裂半径进行预测,其平均相对误差分别为2.73%、7.1%、14.6%、13.9%,平均绝对误差分别为0.068、0.169、0.239、0.314 m。结果表明:SAPSO-BP预测精度最高,可满足实际工程需要。

(3)采用Sobol指数法对本文选取的影响因素进行敏感性分析,在地质参数中地应力对致裂效果的全效应指数最大,为0.535 4,抗拉强度敏感性最低,表明其对致裂效果影响甚小。施工参数中,泄放压力影响最大,其次,钻孔直径和致裂器间距对致裂效果的影响几乎相同。本次研究中预测模型影响变量的敏感性从高到低分别为地应力、弹性模量、瓦斯压力、泄放压力、致裂器间距、钻孔直径、抗拉强度。

#### 参考文献:

- [1]周盛涛,罗学东,蒋楠,等. 二氧化碳相变致裂技术研究进展与展望[J]. 工程科学学报,2021,43(7):883-893.
- [2]贾进章,李斌,王东明. 煤层液态CO<sub>2</sub>相变致裂半径范围的影响因素研究[J]. 中国安全科学学报,2021,31(4):57-63.
- [3]闫浩. 超临界CO<sub>2</sub>压裂煤体分阶段致裂机理及裂缝扩展规律[D]. 徐州:中国矿业大学,2020.
- [4]张耿城,廖耀福,王建文. 基于支持向量机的露天矿爆破效果预测方法研究[J]. 露天采矿技术,2021,36(1):9-12.
- [5]陈微微,吴远林,余勇. BP神经网络预测在台阶爆破参数优化的应用[J]. 采矿技术,2016,16(6):59-61.
- [6]王赞,薛大伟,汤万钧. 基于深度神经网络的露天矿岩石爆破效果预测[J]. 工程爆破,2018,24(6):18-22.
- [7]柳小波,袁鹏喆,张兴帆. 基于RBF神经网络的露天矿爆破效果预测研究[J]. 中国矿业,2020,29(1):81-84.
- [8]马鑫民,范皓宇,林天舒,等. 基于GA-SVM的煤矿岩巷爆破效果智能预测[J]. 煤炭工程,2019,51(5):148-153.
- [9]齐留洋,王德胜,刘占全,等. 矿山预裂爆破效果预测的BP神经网络法[J]. 金属矿山,2019(7):65-69.
- [10]岳中文,范皓宇,马鑫民. 基于PSO-SVM的煤矿巷道爆破效果预测关键技术研究[J]. 爆破,2019,36(3):31-36,55.
- [11]王宇涛,刘殿书,梁书锋,等. 立井爆破效果预测及模糊综合评价[J]. 爆破,2014,31(3):10-14,27.
- [12]张耿城,廖耀福,王建文. 基于支持向量机的露天矿爆破效果预测方法研究[J]. 露天采矿技术,2021,36(1):9-12.
- [13]周西华,门金龙,宋东平,等. 煤层液态CO<sub>2</sub>爆破增透促抽瓦斯技术研究[J]. 中国安全科学学报,2015,25(2):60-65.
- [14]郭林杰,刘健,姜二龙,等. 瓦斯压力对煤体爆破应力影响规律试验研究[J]. 中国安全生产科学技术,2014,10(10):29-34.
- [15]蒋腾飞,姜谔男,许梦飞,等. 基于尖点突变理论和爆破累积损伤模型的岩溶基坑防突厚度研究[J]. 岩石力学与工程学报,2021,40(9):1902-1913.
- [16]赵程鹏,商武锋,许小泉,等. 液态CO<sub>2</sub>相变开挖岩体孔间距参数研究[J]. 工程爆破,2021,27(3):74-82.
- [17]周西华,门金龙,王鹏辉,等. 井下液态CO<sub>2</sub>爆破增透工业试验研究[J]. 中国安全生产科学技术,2015,11(9):76-82.
- [18]徐颖,孟益平,程玉生. 装药不耦合系数对爆破裂纹控制的试验研究[J]. 岩石力学与工程学报,2002(12):1843-1847.
- [19]尹然. 基于SAPSO-BP网络的软件缺陷预测模型的研究[D]. 重庆:西南大学,2014.
- [20]尹文进,张静远,饶喆,等. 基于Sobol指数法作战能力全局敏感性分析方法[J]. 船电技术,2015,35(12):19-21,25.

作者简介:张增辉(1987-),河南周口人,工程师,硕士,研究方向:矿井通风及瓦斯治理,电子信箱:544396324@qq.com 通信作者:邢迎欢,电子信箱:1436529185@qq.com.

责任编辑:李富文 收稿日期:2021-12-25