

DOI: 10.11779/CJGE20211287

基于 DA-DE-SVM 智能模型的煤岩体 SC-CO₂ 压裂效果预测

闫浩, 张吉雄, 周楠, 时培涛

(中国矿业大学矿业工程学院煤炭资源与安全开采国家重点实验室 江苏 徐州 221116)

摘要: 煤岩体压裂效果是超临界 CO₂ (SC-CO₂) 压裂工程设计的主要依据。为准确预测煤岩体 SC-CO₂ 压裂效果, 基于多孔相向裂缝动态扩展模拟, 筛选确定影响煤岩体 SC-CO₂ 压裂效果的 6 个地质因素和 4 个施工因素, 提出了一种集成支持向量机 (SVM)、蜻蜓算法 (DA)、差分进化算法 (DE) 的混合人工智能模型, 利用支持向量机构建 SC-CO₂ 压裂效果与其影响因素之间的关系, 并利用蜻蜓算法、差分进化算法联合优化支持向量机的超参数。以相关系数、均方根误差、平均绝对误差为评价指标对混合人工智能模型性能进行了评估, 并采用 MIV 方法对模型输入变量进行了敏感性分析, 结果表明: 本文提出的 DA-DE-SVM 智能模型能很好预测煤岩体 SC-CO₂ 压裂效果, 其训练集的 R 值为 0.9572, 测试集的 R 值为 0.9316。SC-CO₂ 压裂效果影响因素的重要程度从高到低依次为: 相邻压裂钻孔水平距离>垂直地应力>压裂液注入速率>相邻压裂钻孔垂直距离>煤体抗拉强度>水平地应力>压裂液温度>煤体渗透系数>煤体初始孔隙压力>煤体弹性模量。研究成果可为 SC-CO₂ 压裂工程参数优化设计及工程应用提供重要指导。

关键词: 煤岩体; 超临界 CO₂; 压裂效果; 智能预测

中图分类号: TU43; TD8

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2023)02-0362-07

作者简介: 闫浩(1992—), 男, 博士, 讲师, 主要从事煤岩体压裂方面的教学和科研工作。E-mail: cumtyhao@163.com。

Prediction of SC-CO₂ fracturing effects of coal and rock mass based on DA-DE-SVM intelligent model

YAN Hao, ZHANG Jixiong, ZHOU Nan, SHI Peitao

(State Key Laboratory of Coal Resources and Safe Mining, School of Mines, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: The fracturing effect of coal and rock mass is the main basis for the design of supercritical CO₂ (SC-CO₂) fracturing projects. In order to accurately predict the effects of SC-CO₂ fracturing in coal and rock mass, based on the dynamic propagation characteristics between two opposite cracks originating from the adjacent fracturing boreholes, six geological factors and four construction factors that affect the SC-CO₂ fracturing effects in coal and rock mass are screened and determined. A hybrid artificial intelligence model that integrates the support vector machine (SVM), dragonfly algorithm (DA) and differential evolution algorithm (DE) is proposed, the relationship between the SC-CO₂ fracturing effects and the influencing factors is constructed using the SVM, the hyper-parameters of SVM are optimized using the DA and the differential evolution algorithm, the performance of the hybrid artificial intelligence model is evaluated using the correlation coefficient, root mean square error and average absolute error as the evaluation indices, and the sensitivity of the model input variables is analyzed by the MIV method. The results show that the proposed DA-DE-SVM prediction model can predict the effects of SC-CO₂ fracturing well of coal and rock mass. The R value of the training set is 0.9572 and that of the testing set is 0.9316. The importance of factors affecting SC-CO₂ fracturing effects is from high to low: horizontal distance between adjacent fracturing boreholes > vertical stress>fracturing fluid injection rate > vertical distance between adjacent fracturing boreholes > tensile strength > horizontal stress> fracturing fluid temperature > coal permeability coefficient > initial pore pressure > coal elastic modulus. The research results may provide important guidance for the parameter optimization design and engineering application of the SC-CO₂ fracturing technology.

Key words: coal and rock mass; supercritical CO₂; fracturing effect; intelligent prediction

0 引言

超临界 CO₂ (SC-CO₂) 压裂技术作为一项环保的

基金项目: 江苏省自然科学基金项目 (BK20210510)

收稿日期: 2021-11-02

无水压裂开采技术,在煤炭资源安全开采过程中,引发了越来越多的关注^[1-2]。由于 SC-CO₂ 超强的流动、传递与渗透性能,它能够最大限度导通天然裂缝,提高裂缝导流能力,在压裂中非常具有前景^[3-4]。SC-CO₂ 压裂工程参数设计直接影响着压裂效果的好坏,其工程设计的依据也是由压裂效果所决定^[5],因此,如何准确预测 SC-CO₂ 压裂效果具有重要意义。

目前,国内外学者常采用试井分析法、压裂施工法、数值模拟法以及数理统计法等进行压裂效果的预测^[6]。刘军杰^[7]基于压裂生产井实测数据构建了压裂模拟概念模型,对比分析了压裂前后生产井产能,预测了压裂生产井及官 110 区块未来 15 a 产能;曾凡辉等^[8]利用压降公式以及叠加原理,推导了考虑相邻裂缝干扰的压裂水平井产能预测公式,并结合编程软件求解了该模型;Geng 等^[9]基于连续介质理论和离散裂缝模型,建立了页岩气储层产量预测模型,并利用现场数据验证了模型的准确性。从中可以看出,目前压裂效果预测主要关注压裂过后的产能,很少关注裂缝本身的压裂特征,由于煤炭资源开采过程中压裂的目标在于煤层本身,裂缝本身的延伸扩展特征对于压裂效果预测更为直接,因此,如何构建煤体压裂效果的预测模型值得更加深入地研究。另一方面,目前已有研究学者将人工智能思想应用于压裂效果预测模型中,将数学方法与压裂工程相结合,实现压裂效果预测与评估,其中,神经网络技术应用最为广泛^[10-11],它对于求解内部影响机制复杂的问题优势明显,但它对于样本数量要求过高,如果样本数量不够多,它的学习效率与预测精度大大降低,因此,寻找其它合适的模型与方法来预测压裂效果也成为一大研究重点。

本研究提出了集成支持向量机 SVM、蜻蜓算法 DA、差分进化算法 DE 的混合人工智能模型来预测煤岩体 SC-CO₂ 压裂效果,通过开展大量多孔相向裂缝动态扩展模拟,为 DA-DE-SVM 智能模型提供了足够数据集,并采用相关系数、均方根误差、平均绝对误差对混合智能模型的性能进行了评估,同时利用 MIV 方法对 SC-CO₂ 压裂效果影响因素进行了敏感性分析,为 SC-CO₂ 压裂工程参数优化设计提供了重要参考。

1 工程概况及压裂数据获取

1.1 工程概况

在煤岩体 SC-CO₂ 压裂改造过程中,裂缝的扩展形态,如裂缝扩展类型、长度、方向以及数目等,是煤岩体压裂设计的关键依据。而裂缝的扩展形态是地层参数和施工参数共同作用的结果,由于煤矿压裂工程中压裂钻孔成排近距离分布,相邻压裂钻孔产生的裂缝必然存在相互作用。裂缝间的相互作用^[12],主要

表现在裂缝尖端应力场的相互扰动及叠加,改变了裂缝尖端局部应力场的分布特征,进而导致邻近裂缝的扩展路径发生变化。准确获取 SC-CO₂ 压裂裂缝的扩展形态对于压裂工程设计至关重要,因此,本研究以支持向量机为算法基础,构建了基于机器学习的混合人工智能模型来预测 SC-CO₂ 压裂效果。

1.2 多孔相向裂缝动态扩展模拟

为获取足够压裂数据样本,利用多孔相向裂缝动态扩展模拟不同工况条件下的压裂效果。本次模拟基于 ABAQUS 软件平台,选用扩展有限元法模拟裂缝动态扩展^[13],裂缝起始准则为最大主应力准则,裂缝扩展准则为 B-K 准则。如图 1 所示,整个模型尺寸为 20 m×10 m,包括煤层、顶板和底板。由于 SC-CO₂ 流体通过初始裂缝时,初始裂缝不会偏转,且初始裂缝中的流体压力在缝面切向作功相比未压裂区域小很多,故压裂钻孔采用初始裂缝表征,本模拟压裂钻孔孔径为 100 mm。

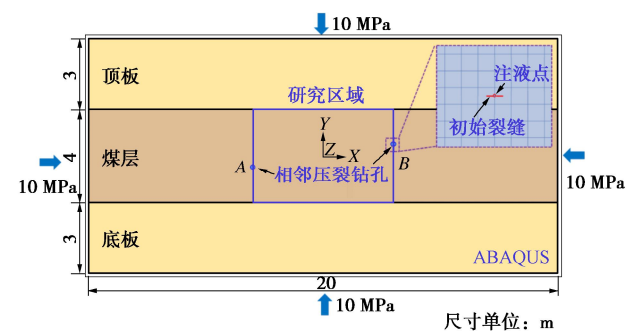


图 1 相邻压裂钻孔数值模型

Fig. 1 Numerical model for adjacent fracturing boreholes

模拟工况条件选取煤层埋深 400 m,故模型水平、垂直方向初始地应力均为 10 MPa,地层孔隙压力为 4 MPa。SC-CO₂ 选用温度为 50℃ 的压裂流体,流体注入速率为 1.0×10^{-4} m²/s。根据 Peng-Robinson 状态方程及卡当公式^[14],确定压裂液密度和黏度分别为 780 kg/m³, 7×10^{-5} Pa·s。整个模拟时间为 180 s,模型煤岩体参数见表 1。

表 1 煤岩体模型参数

Table 1 Parameters of coal and rock mass in model

岩体	弹性模量 GPa	泊松比	抗拉强度/MPa	初始孔隙度	渗透系数/ (m·s ⁻¹)	滤失系数/ (m ² ·Pa ⁻¹)
煤层	1.50	0.30	0.6	0.15	1×10^{-8}	1×10^{-13}
顶底板	4.50	0.25	1.5	0.10	1×10^{-8}	1×10^{-14}

1.3 模拟数据提取

根据多孔相向裂缝动态扩展轨迹可知,相邻压裂钻孔之间的裂缝扩展之间存在应力干扰,相向裂缝的扩展经历了独立扩展、相互排斥与相互吸引 3 个阶段。如图 2 所示,由于相邻压裂钻孔之间两条相向裂缝扩

展轨迹不完全对称,本研究取两条相向裂缝平均长度为裂缝扩展长度。图2所示为相邻压裂钻孔水平距离6.0 m、垂直距离1.5 m的裂缝扩展轨迹,两条相向裂缝扩展长度分别为4.44, 4.57 m, 平均4.51 m。通过模拟不同工况条件下裂缝扩展,可为混合人工智能预测模型提供足够数据样本。

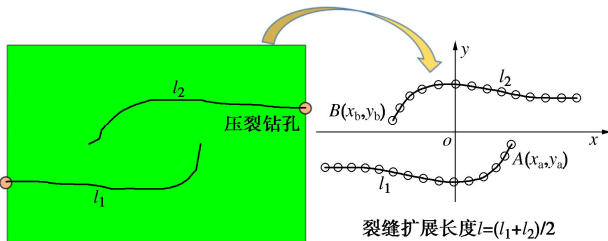


图2 相向裂缝扩展长度提取方法

Fig. 2 Extraction method for opposite crack propagation length

2 DA-DE-SVM 智能模型

2.1 支持向量机

支持向量机(SVM)是从统计学习理论发展而来的用来分析数据和模式识别的有监督学习方法^[15],能够实现数据的分类和回归,其基本思想是采用非线性映射 $\Phi(x)$ 把数据映射到高维特征空间,然后在高维特征空间构造回归估计函数,再映射回原空间。这种非线性变换通过定义适当的核函数 $K(x_i, y_i)$ 来实现。假设训练样本集 $D=\{(x_i, y_i) \mid i=1,2,3,\dots,m\}$,构造回归函数为 $y=w^T \cdot \Phi(x)+b$,其中, $\Phi(x)$ 为将原始空间映射到高维空间的非线性映射函数, w 和 b 分别为权向量和偏置,则支持向量回归模型优化方程为

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} y_i - w^T \cdot \phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ w^T \cdot \phi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: C 为惩罚参数; ξ_i 和 ξ_i^* 为松弛变量; ε 为损失函数参数,如图3所示,只有预测值与真实值差值的绝对值大于 ε 时才计算模型的损失。

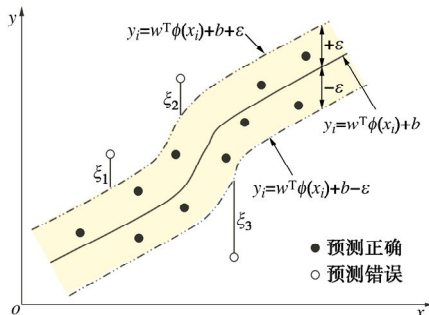


图3 支持向量机回归原理

Fig. 3 Regression principle of SVM

上述问题属于带约束的凸二次规划问题,通过引入拉格朗日乘子 α ,利用拉格朗日函数将约束条件融合进目标函数,对其对偶问题进行求解计算,即

$$\begin{aligned} \max & \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) + \right. \\ & \left. \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \sum_{i=1}^m (\alpha_i + \alpha_i^*) \varepsilon \right] \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, 0 \leq \alpha_i^* \leq C \end{aligned} \quad (2)$$

根据上述分析,核函数决定了训练样本从原始空间到高维空间的映射关系,本研究选用RBF径向基核函数,其表达式为

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (3)$$

式中, γ 为径向基核函数参数。

从上面分析可以看出,影响支持向量机学习性能的超参数包括径向基核函数参数 γ 和惩罚参数 C ,它们与支持向量机的预测性能和泛化能力密切相关,因此,需要利用优化算法来优化SVM的超参数。

2.2 蜻蜓优化算法

蜻蜓优化算法(DA)主要模拟自然界中蜻蜓的静态和动态群体行为^[16]。蜻蜓聚集成群主要有狩猎与迁徙2个目的。前者称为静态(摄食)群,后者称为动态(迁移)群。对于静态群,蜻蜓划分成多个子种群在较小范围内搜寻猎物,其中,局部运动和飞行路径突变是静态群的主要特征;对于动态群,大量的蜻蜓集群沿着同一方向进行远距离迁徙。蜻蜓的主要行为可归纳为分离、排队、结盟、寻找猎物和躲避天敌。

(1) 分离行为

$$S_i = -\sum_{j=1}^N X - X_j \quad (4)$$

式中, S_i 为蜻蜓个体分离后的位置, X 为蜻蜓当前所处位置, X_j 为 X 蜻蜓相邻的第 j 个蜻蜓所处位置, N 为 X 蜻蜓相邻的蜻蜓个数。

(2) 排队行为,按下式计算:

$$A_i = \frac{\sum_{j=1}^N V_j}{N} \quad (5)$$

式中, A_i 为蜻蜓个体排队后的位置, V_j 为第 j 个相邻蜻蜓的速度。

(3) 结盟行为

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^N X_j}{N} - X \quad (6)$$

式中, C_i 为蜻蜓个体结盟后的位置。

(4) 寻找猎物行为

$$F_i = X^+ - X \quad , \quad (7)$$

式中, F_i 为第 i 个食物源位置, X^+ 为食物的位置。

(5) 躲避天敌行为

$$E_i = X^- + X \quad , \quad (8)$$

式中, E_i 为第 i 个天敌位置, X^- 为天敌的位置。

蜻蜓利用自身的 S_i, A_i, C_i, F_i, E_i 值更新调整其步长 ΔX 和位置 X , 直到寻找到最优解, 位置更新如下:

$$X_{t+1} = X_t + \Delta X_{t+1} \quad . \quad (9)$$

特殊情况, 当蜻蜓周围没有其他个体, 则利用 Levy 飞行更新蜻蜓位置。

2.3 差分进化算法

差分进化算法 (DE) 包括变异、交叉和选择 3 个步骤^[17], 其基本思想是从某一组随机产生的初始种群开始, 随机选择两个不同的个体向量相减产生差分向量, 将差分向量赋予权值后与第 3 个随机选择的个体向量相加, 产生变异向量。然后将变异向量与预先确定的父代个体向量按一定的规则交叉产生试验向量。若试验向量的适应度值优于父代个体的向量的适应度值, 则选用试验的向量进入下一代, 否则保留父代个体向量。通过不断进化, 保留优胜的个体, 引导搜索过程向最优解逼近。

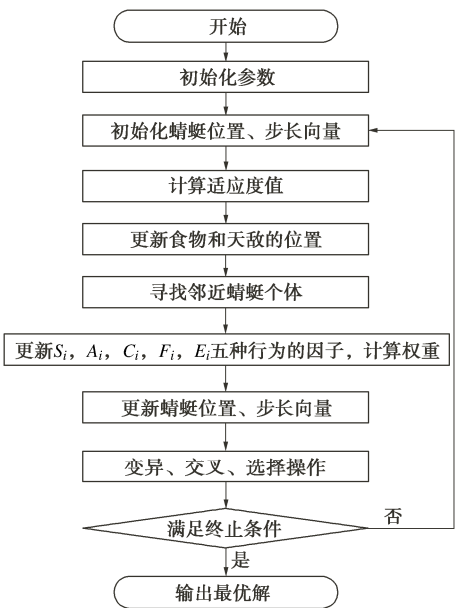


图 4 DA-DE 算法流程

Fig. 4 DA-DE algorithm flow

2.4 差分进化蜻蜓优化算法

由于蜻蜓优化算法在寻优过程中易陷入局部最优, 因此, 本研究提出将差分进化策略引入蜻蜓优化算法, 使种群多样性更加复杂, 提高种群的全局搜索能力。差分进化蜻蜓优化算法 (DA-DE) 的基本思路是在蜻蜓个体寻优结束后, 对蜻蜓个体进行变异、交叉和选择等操作, 使得蜻蜓个体能获得群体中其它个体的一些信息, 群体之间的共享信息能力加强, 从而

使得所有个体朝向最优个体靠近, 达到寻找全局最优的目的。差分进化蜻蜓优化算法流程图如图 4 所示。

3 DA-DE-SVM 预测模型求解流程

如图 5 所示, 本文提出了一种集成 SVM、DA、DE 的混合人工智能模型, 即 DA-DE-SVM, 其中, SVM 用于构建 SC-CO₂ 压裂效果与其影响因素之间的关系, DA 和 DE 用于联合优化 SVM 的超参数 (即 γ 和 C), 本研究主要分 4 步骤进行来预测 SC-CO₂ 的压裂效果: ①数据集准备; ②模型的建立; ③模型的验证与评估; ④结果分析。

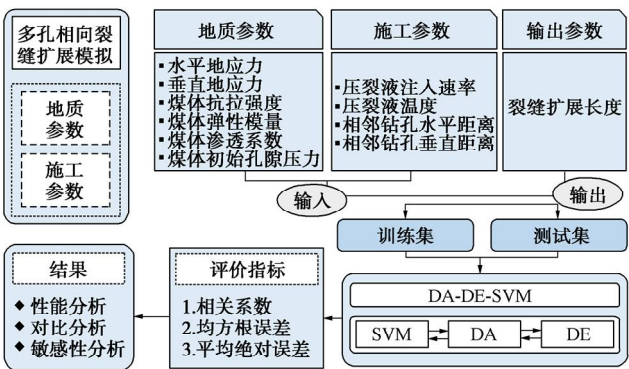


图 5 DA-DE-SVM 预测模型求解流程

Fig. 5 Solution flow of DA-DE-SVM prediction model

4 基于 DA-DE-SVM 模型的压裂效果预测

4.1 模型的建立

利用人工智能模型预测 SC-CO₂ 压裂效果, 其预测精度与训练样本、训练参数的选取密切相关。根据前文数值模拟结果, SC-CO₂ 压裂效果的影响因素可分为两大类: 地质参数与施工参数。本研究预测模型地质参数选取水平地应力、垂直地应力、煤体抗拉强度、煤体弹性模量、煤体渗透系数、煤体初始孔隙压力, 施工参数选取压裂液注入速率、压裂液温度、相邻钻孔水平距离、相邻钻孔垂直距离。SC-CO₂ 压裂效果采用裂缝扩展长度进行表征。混合智能模型的种群规模设置为 50, 最大迭代次数为 100。

预测模型数据集主要来源于多孔相向裂缝动态扩展模拟结果, 总共得到了 100 组数值模拟结果, 按照上述训练样本选取的参数逐个获取支持向量机模型的样本数据, 表 2 总结了整个数据集的数据统计信息。

在监督学习中, 整个数据集需要划分为训练集和测试集, 训练集用于训练预测模型, 测试集用于验证预测模型。通过优化研究确定训练集和测试集在整个数据集的百分比^[18]。在本研究中, 按照 8:2 的比例划分训练集和测试集, 即训练集包括 80 组数据, 测试集包括 20 组数据。

表 2 数据集的数据统计信息
Table 2 Statistical parameters for dataset

参数	最小值	最大值	单位	变量
水平地应力	10	28	MPa	输入
垂直地应力	7	22	MPa	输入
煤体抗拉强度	0.5	3	MPa	输入
煤体弹性模量	1	3	GPa	输入
煤体渗透系数	0.5	10	10 ⁻⁸ m/s	输入
煤体初始孔隙压力	4	8	MPa	输入
压裂液注入速率	0.6	3	m ² /s	输入
压裂液温度	40	60	℃	输入
压裂钻孔水平距离	4	10	m	输入
压裂钻孔垂直距离	0.5	2	m	输入
裂缝扩展长度	1.66	5.96	m	输出

4.2 模型的验证与评估

模型的验证与评估是模型构建过程中必不可少的环节，在本研究中，为有效评估 DA-DE-SVM 模型的可靠性，利用 3 个评价指标来分析预测值与实测值之间的关系，分别为相关系数(R)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)，其中， R 表示预测值和实测值发生变化之间的关联程度， R 越接近于 1，则说明预测值与实测值的相关程度越好，RMSE 和 MAE 则是预测值与实测值间误差的两种表现指标，RMSE 和 MAE 数值越小，则模型的预测精度越高。评价指标的计算公式如下：

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i^* - \bar{y}^*)(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i^* - \bar{y}^*)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad , \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2} \quad , \quad (11)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i^* - y_i| \quad . \quad (12)$$

式中： n 为数据集个数； y_i^* 为预测值； y_i 为实测值； \bar{y}^* 为预测值的平均值； \bar{y} 为实测值的平均值。

4.3 预测结果分析

(1) 智能模型预测性能分析

利用本文提出的 DA-DE-SVM 混合智能模型对 SC-CO₂ 压裂相向裂缝动态扩展模拟数据训练，并得到模型训练完成后训练集的预测值与真实值关联分析，如图 6 (a) 所示。从图 6 (a) 中可以看出：训练样本数据点基本分布在理想拟合直线（实测值=预测值）附近，训练集的相关系数 R 为 0.9572，均方根误差 RMSE 为 0.1912，平均绝对误差 MAE 为 0.1278，这说明 DA-DE-SVM 混合智能模型训练效果较好，其预测结果与数值模拟结果基本吻合。

模型训练完成后，利用测试集对 DA-DE-SVM 混合智能模型进行测试，如图 6 (b) 所示为测试集的预

测值与真实值关联分析，从中可以看出：测试样本数据点同样集中分布于理想拟合直线附近，其相关系数 R 为 0.9316，均方根误差 RMSE 为 0.2023，平均绝对误差 MAE 为 0.1366。对于训练集和测试集而言，DA-DE-SVM 混合智能模型的预测值与数值模拟结果均基本吻合，这表明本文提出的 DA-DE-SVM 混合智能模型具有很好的学习能力与预测能力，能够有效预测 SC-CO₂ 压裂过程中的裂缝扩展长度。

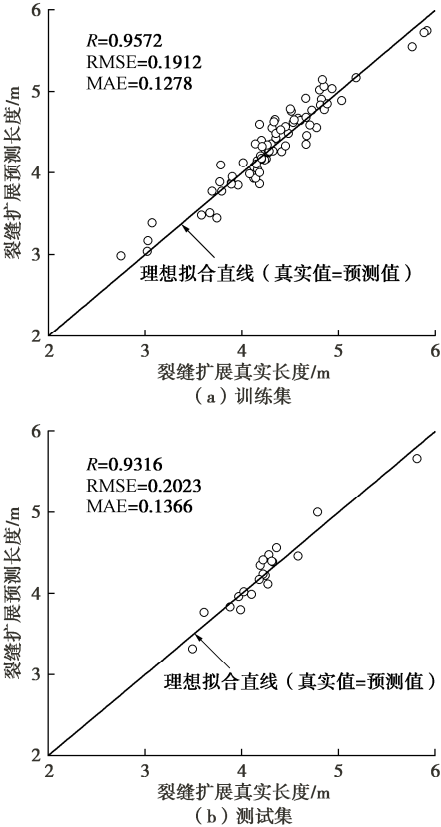


图 6 DA-DE-SVM 混合模型的预测值与真实值关联分析
Fig. 6 Correlation analysis between predictive and actual values of DA-DE-SVM hybrid model

为进一步验证本文提出的 DA-DE-SVM 混合智能模型的预测能力，对比分析了测试集的真实值与预测值，如图 7 所示。图 7 中测试集样本编号对应本研究 20 个测试集样本，可以看出：DA-DE-SVM 预测模型的预测值与真实值基本一致，单个样本最大预测误差不超过 0.3 m，这表明利用 DA-DE-SVM 预测 SC-CO₂ 压裂效果已达到满足工程应用的要求。

(2) SC-CO₂ 压裂效果影响因素的敏感性分析

根据前文研究结果：DA-DE-SVM 混合智能模型的输入变量选取水平地应力、垂直地应力、煤体抗拉强度、煤体弹性模量、煤体渗透系数、煤体初始孔隙压力，压裂液注入速率、压裂液温度、相邻压裂钻孔水平距离、相邻压裂钻孔垂直距离。这些变量均能够

影响 SC-CO₂ 的压裂效果,但每个输入变量的影响程度如何还值得进一步研究。

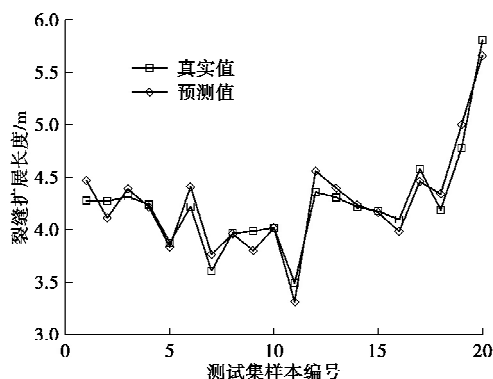


图7 DA-DE-SVM 混合模型测试集的预测值与真实值对比

Fig. 7 Comparison between predictive and actual values of DA-DE-SVM hybrid model on testing set

为量化 SC-CO₂ 压裂效果影响变量的重要程度,本研究采用了 MIV 方法进行了输入变量的敏感性分析, MIV 方法的具体思路:首先,训练 DA-DE-SVM 混合智能模型,并将训练集的输入变量每个增加 10% 和减小 10% (其他变量保持不变),则获得两个新的训练集输入变量组合,利用 DA-DE-SVM 混合智能模型预测这两组输出结果,并计算其差值,这个差值被称为 IV;然后,对所有 IV 取平均数,即 MIV 值,依次计算所有输入变量的 MIV 值,便可求得它们的影响程度;最后,标准化处理输入变量的 MIV 值。

如图 8 所示为 SC-CO₂ 压裂效果影响因素的敏感性分析结果,可以看出:相邻压裂钻孔水平距离是敏感性最强的影响变量,它的重要程度分数达到 0.2813,相邻压裂钻孔垂直距离也是敏感性非常强的影响变量,它的重要程度分数为 0.0915,因此相邻压裂钻孔的布置对于 SC-CO₂ 压裂效果起到了非常重要的作用,同时,压裂液的注入速率也是敏感性很强的影响变量,其重要程度分数为 0.1205,这主要由于在相同注液时间内,压裂液注入速率越大,压裂液总量也就越大,裂缝扩展长度和宽度也会相应增大。压裂液温度对于 SC-CO₂ 压裂效果的影响很小,这表明在压裂工程设计时,压裂液温度在保证压裂液超临界状态的前提下,可以适当降低,以减少经济投入。

垂直地应力和水平地应力是地质参数中敏感性最强的两个影响变量,其重要程度分数分别为 0.1275、0.0816,这也表明了应力状态对于裂缝扩展的重要影响。同时,煤体抗拉强度也属于敏感性较强的影响变量,这主要由于裂缝的起裂和扩展与煤体抗拉强度有着密切关系。煤体渗透系数、煤体初始孔隙压力、煤体弹性模量则属于敏感性相对较弱的影响变量,其重要程度分数仅为 0.0587, 0.0460, 0.0335。

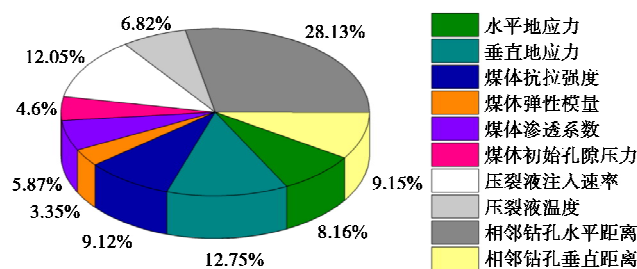


图8 SC-CO₂ 压裂效果影响因素的敏感性分析

Fig. 8 Sensitivity analysis of influencing variables of SC-CO₂ fracturing effects

因此, SC-CO₂ 压裂效果影响因素的重要程度从高到低依次为:相邻压裂钻孔水平距离>垂直地应力>压裂液注入速率>相邻压裂钻孔垂直距离>煤体抗拉强度>水平地应力>压裂液温度>煤体渗透系数>煤体初始孔隙压力>煤体弹性模量。SC-CO₂ 压裂工程参数设计主要指施工参数的设计。根据本研究结论,相邻压裂钻孔水平距离是影响程度最大的施工参数,压裂液温度是影响程度最小的施工参数,因此,在进行具体工程参数设计时,应重点考虑相邻压裂钻孔水平距离,即优先考虑影响程度大的影响因素,从而达到更加精准的工程参数优化设计。

5 结 论

(1) 本研究提出了一种集成 SVM、DA、DE 的混合人工智能模型来预测 SC-CO₂ 压裂效果,即 DA-DE-SVM,其中, SVM 用于构建 SC-CO₂ 压裂效果与其影响因素之间的关系, DA 和 DE 用于联合优化 SVM 的超参数 (即 γ 和 C)。

(2) 利用 DA-DE-SVM 智能模型预测 SC-CO₂ 压裂裂缝扩展长度,训练集的 R 为 0.9572, RMSE 为 0.1912, MAE 为 0.1278, 测试集的 R 为 0.9316, RMSE 为 0.2023, MAE 为 0.1366,这说明 DA-DE-SVM 智能模型的预测值与数值模拟结果基本吻合。

(3) SC-CO₂ 压裂效果影响因素的重要程度从高到低依次为:相邻压裂钻孔水平距离>垂直地应力>压裂液注入速率>相邻压裂钻孔垂直距离>煤体抗拉强度>水平地应力>压裂液温度>煤体渗透系数>煤体初始孔隙压力>煤体弹性模量。

参考文献:

- [1] 卢义玉, 廖 引, 汤积仁, 等. 页岩超临界 CO₂ 压裂起裂压力与裂缝形态试验研究[J]. 煤炭学报, 2018, 43(1): 175-180. (LU Yiyu, LIAO Yin, TANG Jiren, et al. Experimental study on fracture initiation pressure and morphology in shale using supercritical CO₂ fracturing[J].

- Journal of China Coal Society, 2018, **43**(1): 175-180. (in Chinese))
- [2] 王海柱, 李根生, 郑永, 等. 超临界 CO₂ 压裂技术现状与展望[J]. 石油学报, 2020, **41**(1): 116-126. (WANG Haizhu, LI Gensheng, ZHENG Yong, et al. Research status and prospects of supercritical CO₂ fracturing technology[J]. Acta Petrolei Sinica, 2020, **41**(1): 116-126. (in Chinese))
- [3] 闫浩. 超临界 CO₂ 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. (YAN Hao. Staged Cracking Mechanism and Crack Propagation Law of Supercritical CO₂ Fracturing Coal Mass[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020. (in Chinese))
- [4] ISHIDA T, CHEN Y Q, BENNOUR Z, et al. Features of CO₂ fracturing deduced from acoustic emission and microscopy in laboratory experiments[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 2016, **121**(11): 8080-8098.
- [5] 侯冰, 武安安, 常智, 等. 页岩油储层多甜点压裂裂缝垂向扩展试验研究[J]. 岩土工程学报, 2021, **43**(7): 1322-1330. (HOU Bing, WU An'an, CHANG Zhi, et al. Experimental study on vertical propagation of fractures of multi-sweet of spots shale oil reservoir[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2021, **43**(7): 1322-1330. (in Chinese))
- [6] 武男, 陈东, 孙斌, 等. 基于分类方法的煤层气井压裂开发效果评价[J]. 煤炭学报, 2018, **43**(6): 1694-1700. (WU Nan, CHEN Dong, SUN Bin, et al. Evaluation on fracturing effect based on classification method[J]. Journal of China Coal Society, 2018, **43**(6): 1694-1700. (in Chinese))
- [7] 刘军杰. 官 110 区块压裂改造效果预测及评价研究[D]. 东营: 中国石油大学(华东), 2016. (LIU Junjie. Research on the prediction and evaluation of fracturing effect in the Guan 110 block[D]. Dongying: China University of Petroleum (Huadong), 2016. (in Chinese))
- [8] 曾凡辉, 郭建春, 徐严波, 等. 压裂水平井产能影响因素[J]. 石油勘探与开发, 2007, **34**(4): 474-477, 482. (ZENG Fanhui, GUO Jianchun, XU Yanbo, et al. Factors affecting production capacity of fractured horizontal wells[J]. Petroleum Exploration and Development, 2007, **34**(4): 474-477, 482. (in Chinese))
- [9] GENG L D, LI G S, WANG M S, et al. A fractal production prediction model for shale gas reservoirs[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2018, **55**: 354-367.
- [10] 韩斌, 吉坤, 胡亚飞, 等. ANN-PSO-GA 模型在湿喷混凝土强度预测及配合比优化中的应用[J]. 采矿与安全工程学报, 2021, **38**(3): 584-591. (HAN Bin, JI Kun, HU Yafei, et al. Application of ANN-PSO-GA model in UCS prediction and mix proportion optimization of wet shotcrete[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2021, **38**(3): 584-591. (in Chinese))
- [11] LIU B, WANG R, ZHAO G, et al. Prediction of rock mass parameters in the TBM tunnel based on BP neural network integrated simulated annealing algorithm[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2020, **95**: 103103.
- [12] 于永军, 朱万成, 李连崇, 等. 水力压裂裂缝相互干扰应力阴影效应理论分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2017, **36**(12): 2926-2939. (YU Yongjun, ZHU Wancheng, LI Lianchong, et al. Analysis on stress shadow of mutual interference of fractures in hydraulic fracturing engineering[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2017, **36**(12): 2926-2939. (in Chinese))
- [13] 田伟. 页岩储层水力压裂复杂裂缝网络数值模拟[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2018. (TIAN Wei. Numerical Simulation of Complex Fracture Network in Shale Gas Reservoir[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2018. (in Chinese))
- [14] 张倍宁. 超临界 CO₂ 驱替开采煤层气的实验研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2015. (ZHANG Beining. Experimental Study of Coal Bed Methane Displacement and Exploitation by Super Critical Carbon Dioxide Injection[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2015. (in Chinese))
- [15] LI L L, ZHAO X, TSENG M L, et al. Short-term wind power forecasting based on support vector machine with improved dragonfly algorithm[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, **242**: 118447.
- [16] LIU H, WU H P, LI Y F. Multi-step wind speed forecasting model based on wavelet matching analysis and hybrid optimization framework[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2020, **40**: 100745.
- [17] 阮永芬, 余东晓, 吴龙, 等. DE-GWO 算法优化 SVM 反演软土力学参数[J]. 岩土工程学报, 2021, **43**(增刊 1): 166-170. (RUAN Yongfen, YU Dongxiao, WU Long, et al. DE-GWO algorithm to optimize SVM inversion mechanical parameters of soft soil[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2021, **43**(S1): 166-170. (in Chinese))
- [18] QI C C, FOURIE A, CHEN Q S. Neural network and particle swarm optimization for predicting the unconfined compressive strength of cemented paste backfill[J]. Construction and Building Materials, 2018, **159**: 473-478.