

一种岩石强度参数预测模型

胡海军

(四川省第十一地质大队, 达州 635006)

摘要: 岩石抗剪强度主要指岩石抵抗剪切滑动的能力, 是岩石力学与工程中非常重要的指标之一。基于基因表达式编程方法, 建立了一个全新的用于石灰岩抗剪强度参数预测模型。利用收集到的 221 组石灰岩数据, 选择单轴抗拉强度、单轴抗压强度和围压作为其输入参数。通过与其他模型的对比表明, 本文建立的岩石强度 GEP 模型的预测结果较好, 其决定性系数为 0.994, 可以为岩石抗剪强度参数的预测提供一定的参考和借鉴。

关键词: 基因表达式编程; 单轴抗拉强度; 单轴抗压强度; 围压

中图分类号: TU45; TU459+.2 **文献标识码:** A

PREDICTION OF ROCK STRENGTH PARAMETERS BASED ON GENE EXPRESSION PROGRAMMING

HU Hai-jun

(The 11th Geological Brigade of Sichan, Dazhou 635006, China)

Abstract: The shear strength of rock mainly refers to the ability of rock to resist shear slide, which is one of the very important indexes in rock mechanics and engineering. Based on the gene expression programming (GEP) method, a new model for predicting shear strength parameters of limestone is proposed. Using 221 groups of limestone data collected, uniaxial tensile strength, uniaxial compressive strength and confining pressure were selected as input parameters. The comparison with other models shows that the proposed GEP model has better prediction results, and its coefficient of determination is 0.994, which can provide a certain reference for the prediction of rock shear strength parameters.

Key words: gene expression programming; uniaxial tensile strength; uniaxial compressive strength; confining pressure

1 引言

岩石在边坡、道路、采矿和地下结构工程等领域广泛存在, 而且岩石自身或者在受到外力作用时的行为往往在这些工程中会起到非常重要的作用, 因

此对于岩石性质尤其是岩石强度参数的研究十分有必要。目前, 岩石强度参数往往采用实验方法获得, 如岩石单轴压缩实验、巴西劈裂实验和岩石三轴实验等, 这些实验有的比较容易实现, 而有些就往往比较复杂。例如, 为了获取岩石剪切强度而进行的三

轴剪切实验往往会耗时且昂贵,并且很难获得高质量的样品,特别是在软弱和节理岩体中^[1,2]。因此,为了解决这一问题,研究人员提出了许多评估岩石强度参数的方法。例如,Zorlu等^[3]研究了岩相和岩石强度参数的关系,并基于人工神经网络和多元线性回归建立了两种预测模型;Mohamad等^[4]研究了岩石干密度、含水量、p波速度等参数和岩石单轴抗拉强度的关系,并利用改良的人工神经网络算法建立了这些参数之间的关系;Armaghani等^[5]通过粒子群优化-人工神经网络集成模型,利用岩石指数试验估算了页岩的剪切强度参数(黏聚力和摩擦角);Shao等^[6]利用两种混合神经网络模型预测页岩内摩擦角,他们将人工神经网络与遗传算法和ICA算法集成在一起,考虑p波速度、施密特锤和点荷载作为系统输入,基于性能指标,提出了一种新的估算页岩样品内摩擦角的ICA-ANN方法。

近年来,对于岩石抗剪强度参数如岩石黏聚力(c)和摩擦角(φ)的研究越来越受到关注^[7,8]。例如,有研究人员基于单轴抗拉强度和单轴抗压强度的易获得性,利用数学回归和机器学习等方法考察了用岩石抗压和抗拉强度参数(UCS和UTS)来估计岩石抗剪强度参数的可行性^[9,10]。Shen等^[11]基于广义Hoek-Brown准则,利用完整的三轴实验数据确定了岩石剪切强度参数;Zhang等^[12]采用Hoek-Brown破坏准则研究了岩体抗剪强度参数与完整岩石三轴试验结果的统计相关性;Chen等^[13]通过数据分组处理算法,并借助岩石强度实验估算了石灰岩样品的黏聚力;Shen等^[14]通过遗传编程(Gene programming, GP)和多元回归,分析了岩石单轴抗拉强度、单轴抗压强度和围压与岩石黏聚力之间的联系,取得了良好的结果。

GP是多物理场机器学习方法中的一种,是遗传算法(GA)的改良和发展。其中,GP的一个显著特征是不管参数之间是否存在任何关系,它都会创建唯一的方程^[15]。而遗传表达编程(Gene expression programming, GEP)是遗传编程的一种新变体,是研究人员将前面两者的优势(大小和形状不同的分叉结构和简单染色体)结合起来而提出的,简言之,GEP实际上是GA和GP的发展版本,被称为人工智能领域发展起来的创新方法之一,它利用计算机通过进化算法生成模型。这些复杂的模型主要以树形结构表示,它们通过改变自己的大小、形状和结构来学习和适应^[16]。基于此,本文提出了利用GEP的方法来预测岩石的抗剪强度参数,以期为类似工程提供参考和借鉴。

2 数据收集

根据前人的研究以及数据获得的难易程度,选取单轴抗压强度(UCS)、单轴抗拉强度(UTS)和围压(σ_3)作为输入参数对岩石黏聚力 c 进行预测。参考相关文献并和Shen等^[14]研究结果保持一致,本研究收集了222个数据集,这些数据集分别由23组原始数据在不同 σ_3 下计算得来。样本采用自动随机分配的原则分为两部分,其中155组样本作为训练集,67组样本作为预测集。表1列出了23组原始数据的统计分析结果。

表1 23组石灰岩原始数据统计分析

	最大值	最小值	平均值	标准差
UTS	16.15	1.75	5.11	4.55
UCS	196.97	41.47	77.09	34.35
σ_3	100.00	1.47	29.31	20.31
c	49.62	11.55	22.71	8.28

3 GEP模型及其参数设置

一般来说,GEP模型由5个部分组成,分别是:(1)函数集;(2)终端集;(3)适应度函数;(4)控制参数;(5)终端条件。函数集包含GEP要执行的指令,其由标准数学操作{+, -, *, /, sqrt, exp, log, ln...},逻辑操作{and, or, not, if...}或用户自定义函数组成^[17]。终端集表示GEP如何从环境中获取输入,可以包含变量或数值常量。适应度函数主要用于评估生成的解。不同的拟合函数,如均方根误差(RMSE),决定性系数(R^2)等可以用于GEP模型^[18]。控制参数是指控制GEP运行的某些参数。GEP包含几个控制参数,如基因数量、染色体长度、突变率、重组率等,需要定义这些参数来解决问题。在GEP中,基因组或染色体包括一个或多个基因,每一个基因包括头部以及尾部。GEP每个基因的头部都包含有函数和终端(例如,变量、函数和数学操作符),尾部仅由终端(例如,常数和变量)组成。在GEP中使用的主要遗传操作包括突变、反转、转位、交叉/重组和基因交叉^[18]。

在本次构建的模型中,石灰岩单轴抗压强度、单轴抗拉强度以及不同的围压作为模型的输入参数(在计算时分别对应 d_0 、 d_1 和 d_2)。采用Gepsoft公司开发的Gene Xpro Tools 5.0软件建立石灰岩黏聚力预测模型。本文使用的适应度函数如下式(1)所示,其中 f_i 表示适应度值(其值在0~1000内变化); $Y_{i,j}$ 表示预测值; m 表示染色体数总数目; X_i

表示监测值。

$$f_i = \frac{1\ 000}{1 + \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (Y_{i,j} - X_i)^2}} \quad (1)$$

GEP 的终点集 T 由模型输入的自变量组成,为方便计算,通常选择一些常用的计算方式,包括 {max(最大值),exp(以 e 为底的对数函数),log(取对数),arctan(反正切函数),+,-,*,/,3Rt(开 3 次方),Inv(取倒数),min(取最小值),ln(取自然对数)} 等。根据 Ferreira^[18] 的研究,本文的连接函数选取加法(+)。GEP 模型的基因头部长度和基因数目依据试错法来选择^[19],其值分别为 14 和 4,染色体数目选为 45。其他参数和遗传算子集均依据 Ferreira^[18] 的建议来选择,如下表 2 所示。

表 2 GEP 模型参数表

参数名称	取值大小
Chromosome length	45
Population size	50
Mutation rate	0.044
Gene number	4
Head length	14
Gene transposition rate	0.1
Gene recombination rate	0.1
One-point recombination rate	0.3
Two-point recombination rate	0.3

为了检验 GEP 预测石灰岩黏聚力模型的预测精度,本文选择和 Mahmoodzadeh 等^[20] 相同的指标作为模型的评价依据,分别是均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和决定系数(R^2),计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n y_i^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (2)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i')^2 \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i')^2} \quad (4)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y_i'| \quad (5)$$

式中, y_i 和 y_i' 分别为石灰岩黏聚力的实测值和预测值; n 为样本总数,本文为 221。

4 预测结果和对比分析

在 221 个石灰岩样本数据中,155 个数据(70%)作为模型的训练集用于训练计算模型,67 个

数据(30%)作为模型的测试集用于预测检验。运行程序直到适应度值基本没有变化为止,即可以得到本次计算的结果。GEP 模型的训练集计算结果如下图 1 所示,其中整个训练集的绝对误差最大值为 6.211,最小值为 0.003,平均值为 0.960。

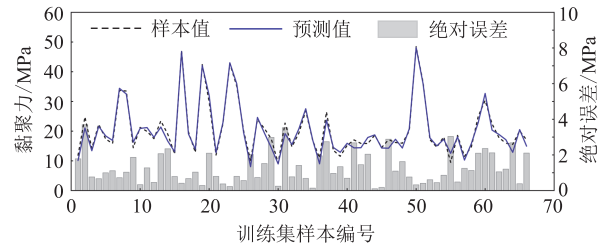


图 1 GEP 模型训练集结果

GEP 模型预测集的预测结果如下图 2 所示,其中整个预测集的绝对误差最大值为 6.211,最小值为 0.003,平均值为 0.960。整个数据集预测结果如下图 3 所示,其决定系数为 0.994。

GEP 的表达式树如图 4 所示:

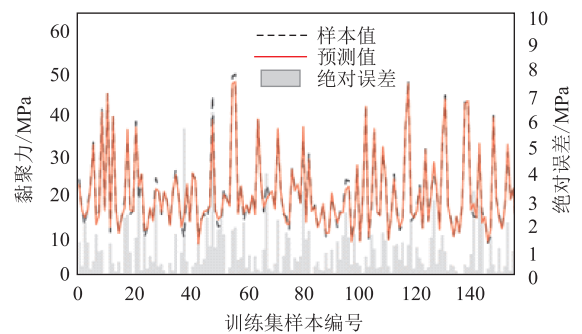


图 2 GEP 模型预测集结果

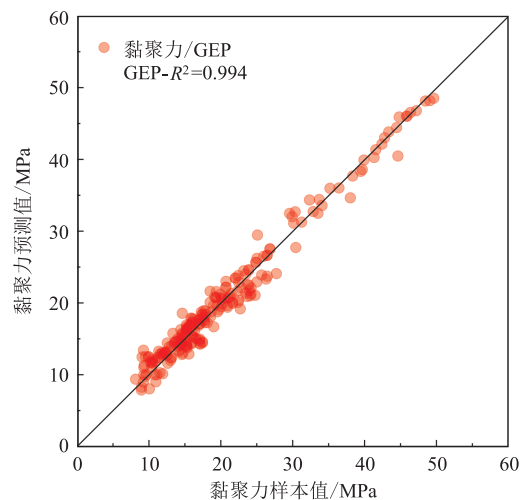


图 3 整个数据集预测结果

得到的 GEP 模型的表达式如下式(6)所示。GEP 的表达式树如图 4 所示。

$$c = \max \left\{ \sqrt[3]{\min[-7.044 \times \sigma_3 \times (UTS - 3.292), \sigma_3] \times (0.597 \times UTS)}, UTS \right\} - \ln \sigma_3 + e^{\min \left\{ \frac{\sqrt[3]{-0.904 \times UCS + \min(UCS, \sigma_3)}}{2}, \min \left[\frac{\log(\sigma_3)}{\ln 1.920}, \frac{\arctan(3.557 + \ln \sigma_3)}{2} \right] \right\}} + \max \left\{ [0.753 + \sqrt{UCS} + \log(\min(\sigma_3, 1.753))]^2 \times \ln \log UCS, 4.587 \right\} + \arctan \left[\sqrt{\frac{UTS * \sigma_3^2}{UTS - 3.713} - \frac{\min(UCS, \sigma_3)}{1.187}} \right] \quad (6)$$

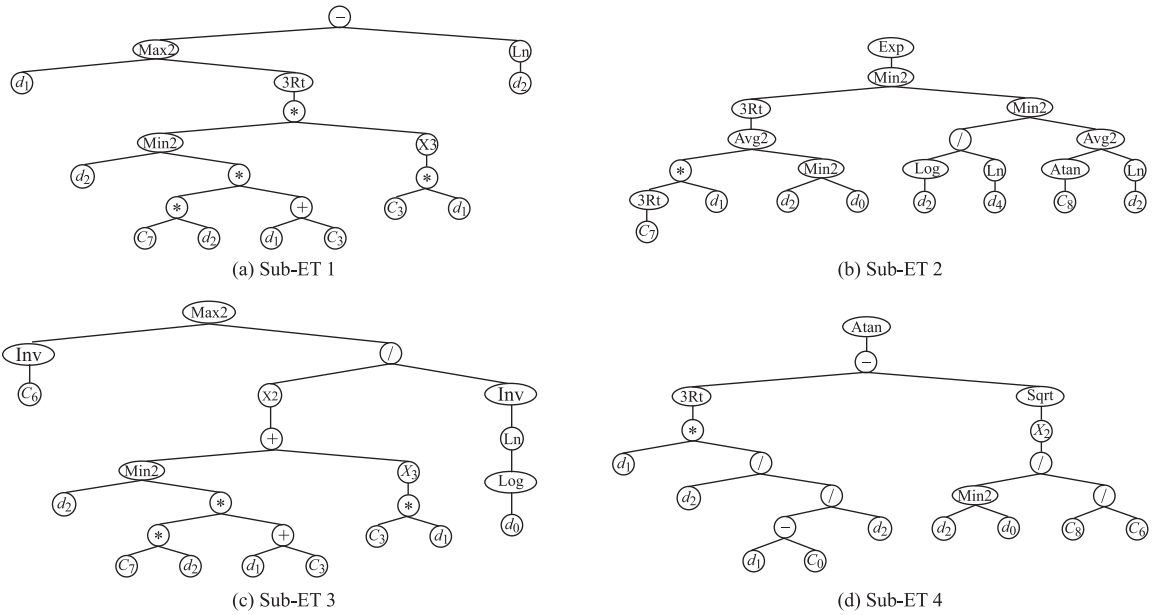


图 4 GEP 表达式树图

为了检验所提 GEP 模型的预测性能, 本文将 GEP 模型与 Mahmoodzadeh 等^[20]提出的 10 个模型结果进行了对比, 包括高斯过程回归(GPR)、决策树(DT)、支持向量机(SVR)、长短期记忆神经网络(LSTM), 以及利用一些优化算法如社交蜘蛛算法(SSA)、灰狼优化算法(GWO)、正弦余弦算法(SCA)、多元宇宙算法(MVO)、粒子群算法(PSO)和飞蛾扑火算法(MFOA)等对 LSTM 优化组合模型, 对比结果见下表 3 所示。

表 3 不同模型结果对比分析

模型	R ²	MSE	RMSE	MAE
GPR	0.961 5	4.023	2.005	1.191
SVR	0.951 0	5.182	2.276	1.599
DT	0.945 9	5.652	2.377	1.700
LSTM	0.984 2	1.677	1.295	0.846
PSO-LSTM	0.998 3	0.760	0.872	0.482
GWO-LSTM	0.992 1	0.846	0.920	0.546
MVO-LSTM	0.990 4	0.962	0.981	0.551
MFOA-LSTM	0.988 7	1.257	1.121	0.542
SCA-LSTM	0.987 2	1.488	1.220	0.694
SSA-LSTM	0.985 0	1.281	1.132	0.715
GEP	0.994 0	1.639	1.280	0.821

由表 3 可知, GEP 模型的预测结果要优于 Mahmoodzadeh 等^[20]提出的 10 个模型, 其决定性

系数 R² 只低于 PSO-LSTM 模型, 高于其他所有的模型, 说明所提出的 GEP 模型在预测基于三轴实验的石灰岩黏聚力方面具有很高的精度, 对于类似工程可以提供参考和借鉴。

5 参数敏感性分析

为了研究输入参数(UCS、UTS 和 σ₃)对预测性能的影响, 建立了 3 个不同输入类型的 GEP 模型。本文提出的 GEP 模型对训练数据集和测试数据集的统计指标如图 5 所示。从图 5 中可以发现, 不含 UCS、UTS 和 σ₃ 的 GEP 模型与含所有参数的 GEP 模型在全部数据集的 RMSE 和 R² 值相比更小。其中, 单轴抗拉强度对岩石黏聚力的预测作用较小, 而围压的影响最大。

6 结论

利用收集到的 221 个石灰岩模拟三轴试验的数据库, 以单轴抗压强度、单轴抗拉强度和围压 3 个参数为输入参数, 建立了石灰岩黏聚力预测的 GEP 模型。选取常用的 4 个统计指标对 GEP 模型的预测效果进行评价, 并和其他 10 个模型结果进行了对比, 结果表明:

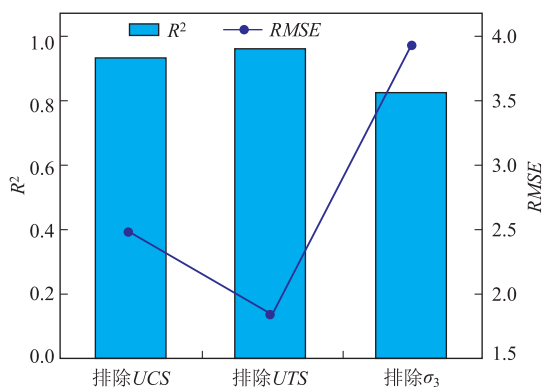


图 5 单因素参数敏感性分析

(1) 本文使用的 GEP 石灰岩黏聚力模型的计算结果与实测值吻合性较好,虽然所建立的 GEP 模型有些复杂,但可以为石灰岩抗剪强度参数的预测做出一定的参考。

(2) GEP 模型的预测性能较好,其决定性系数仅低于 PSO-LSTM 模型,达到了 0.994。

(3) 通过参数敏感性分析可以发现,围压与黏聚力的关联性最强,而单轴抗拉强度最弱。

(4) 所提出的 GEP 表达式,可以更方便用于实际工程,并可为类似工程提供参考和借鉴。

参考文献

- [1] Armaghani D, Hajihassani M, Bejarbaneh B, et al. Indirect measure of shale shear strength parameters by means of rock index tests through an optimized artificial neural network[J]. Measurement, 2014, 55: 487-498.
- [2] 秦朝. 三轴围压条件下岩石力学术性质的实验研究[D]. 成都: 西南石油大学, 2014.
- [3] Zorlu K, Gokceoglu C, F. Ocakoglu, et al. Prediction of uniaxial compressive strength of sandstones using petrography-based models[J]. Engineering Geology, 2008, 96 (3-4): 141-158.
- [4] Mohamad, E T, Armaghani, D J, Momeni, E. et al. Rock strength estimation; a PSO-based BP approach [J]. Neural Computing and Applications, 2018, 30: 1635-1646.
- [5] Armaghani, D J, Mohd For Mohd Amin, Saffet Yagiz, et al. Prediction of the uniaxial compressive strength of sandstone using various modeling techniques[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2016, 85: 174-186.
- [6] Shao Z H, Danial Jahed Armaghani, Behnam Yazdani Bejarbaneh, et al. Estimating the friction angle of black shale core specimens with hybrid-ANN approaches [J]. Measurement, 2019, 145: 744-755.
- [7] 经纬, 薛维培, 姚直书. 巷道围岩塑性软化区岩石内摩擦角与黏聚力变化规律[J]. 煤炭学报, 2018, 43(8): 2203-2210.
- [8] Yasar E, Erdogan Y. Correlating sound velocity with the density, compressive strength and Young's modulus of carbonate rocks[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2004, 41(5): 871-875.
- [9] Karaman K, Ferdi C, Bayram E, et al. Utilization of the Brazilian test for estimating the uniaxial compressive strength and shear strength parameters[J]. Journal of the South African Institute of Mining and Metallurgy, 2015, 115(3): 185-192.
- [10] Moon K, Yang S B. Cohesion and internal friction angle estimated from Brazilian tensile strength and unconfined compressive strength of volcanic rocks in Jeju Island [J]. Journal of the Korean Geotechnical Society, 2020, 36 (2): 17-28.
- [11] Shen J, Priest S D, Karakus M. Determination of Mohr-Coulomb shear strength parameters from generalized Hoek-Brown criterion for slope stability analysis[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2012, 45: 123-129.
- [12] Zhang F P, Li D Q, Cao Z J, et al. Revisiting statistical correlation between Mohr-Coulomb shear strength parameters of Hoek-Brown rock masses[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2018, 77: 36-44.
- [13] Chen W, Khandelwal M, Murlidhar, B R, et al. Assessing cohesion of the rocks proposing a new intelligent technique namely group method of data handling[J]. Engineering with Computers, 2022, 36: 783-793.
- [14] Shen J, Jimenez R. Predicting the shear strength parameters of sandstone using genetic programming [J]. Bulletin of Engineering Geology Environment, 2018, 77: 1647-1662.
- [15] 张军, 陈霄, 张旺, 等. 基于 GP-NLSM 的变压器绕组热点温度建模[J]. 电力工程技术, 2022, 41(5): 165-171.
- [16] 史秀志, 陈新, 史采星, 等. 基于 GEP 的爆破峰值速度预测模型[J]. 振动与冲击, 2015, 34(10): 95-99.
- [17] 张芮琼, 薛新华. 基于基因表达式编程的 NSM FRP - 混凝土粘结强度预测模型[J]. 工程科学与技术, 2021, 53(02): 118-124.
- [18] Ferreira C. Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems [J]. Complex Systems, 2001, 13 (2): 87-129.
- [19] 邓楚兵, 薛新华. 基于基因表达式编程的 FRP 约束混凝土极限轴向应变预测[J]. 复合材料学报, 2023, 40(1): 510-520.
- [20] Mahmoodzadeh A, Mohammadi M, Ghafoor Salim S, et al. Machine learning techniques to predict rock strength parameters[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2022, 55: 1721-1741.

作者简介: 胡海军(1978—), 男, 高级工程师, 主要从事地质工程方面的研究和实践工作。E-mail: 895087202@qq.com