

# 基于正交设计的颗粒流模型宏细观参数相关分析

——以岩石单轴压缩数值试验为例

牛林新, 辛酉阳

(黄淮学院, 河南 驻马店 463000)

**摘要:**分析颗粒流模型中宏细观参数的关系,可为细观参数的匹配提供依据。以平行黏结模型作为基本模型,以单轴压缩数值试验作为宏观参数测试方法,对数值试验进行正交设计,采用多因素方差分析研究细观参数对宏观参数的影响。结果表明:弹性模量 $E$ 主要受 $E_c(\bar{E}_c)$ 影响;泊松比 $\gamma$ 主要受 $k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$ 影响;单轴抗压强度 $\sigma_n$ 主要受平行黏结强度参数 $\sigma_{cn}, \tau_{cs}, SD/Mean$ 影响; $\mu$ 对宏观强度参数没有显著影响,而对宏观变形参数具有一定影响; $R_A$ 只对泊松比 $\gamma$ 存在一定影响。在此基础上,建立了针对岩石单轴压缩数值试验的细观参数匹配方法。

**关键词:**岩石单轴压缩数值试验;宏观参数;细观参数;正交设计;方差分析;颗粒流模型

中图分类号: TU4

文献标志码: A

DOI:10.16232/j.cnki.1001-4179.2015.16.013

## 1 研究背景

颗粒流模型是通过离散单元法来模拟圆形(圆盘形)颗粒介质的运动及其相互作用,它以介质内部结构为基本单元(颗粒和接触),从介质结构力学行为角度研究介质系统的力学特征和力学响应<sup>[1]</sup>。颗粒流模型中有效的接触探测方式和显式求解方法保证了可以精确快速地进行大量不同类型问题的模拟。在数值计算中,细观参数的选择是准确反映岩土介质力学特性的关键因素,通过研究颗粒流模型中细观参数与宏观参数之间的关系能够为细观参数的匹配提供依据,从而降低试错法数值试验的数量,更快捷地确定细观参数。目前,学者们对各类颗粒流模型的宏细观参数关系都有一定程度的研究。J. Yoon 等研究了接触黏结模型(CBM)细观参数与宏观参数之间的关系<sup>[2-3]</sup>;颜敬等研究了无黏结材料颗粒流模型中细观参数与宏观参数之间的关系<sup>[4]</sup>;夏明等研究了簇平行黏结模型(CPBM)中细观参数与宏观参数之间的关系<sup>[5]</sup>。针对平行黏结模型(PBM)中细观参数与宏观参数之间的关系,也有学者开展了相关研究<sup>[6-7]</sup>,但是上述结果只是通过数值试验得出了宏细观参数的定性关系,并未进行有效的试验设计,且未考虑细观参数之间的交互

影响。为此,本文选择平行黏结模型作为基本模型,以单轴压缩数值试验作为宏观参数测试方法,采用正交设计进行数值试验,结合多因素方差分析,研究细观参数对宏观参数的影响,从而为颗粒流模型细观参数的匹配提供依据。

## 2 颗粒流模型基本理论

### 2.1 平行黏结模型

颗粒流模型中采用两种基本的黏结模型,即接触黏结模型和平行黏结模型。接触黏结模型仅发生在接触点处的微小范围内,而平行黏结模型则发生在颗粒之间的矩形或者圆形断面内。接触黏结仅仅可以传递力,而平行黏结不仅可以传递力还可以传递力矩,被认为更适合模拟岩石材料的破坏。

由颗粒黏结组成的颗粒流模型,其性质受到颗粒的密度、大小分布、试样形状、堆积形式和黏结等性质所影响。一般生成颗粒的粒径在最大粒径( $R_{\max}$ )和最小粒径( $R_{\min}$ )之间作平均的分布,堆积颗粒的排列会受到 $R_{\max}/R_{\min}$ 的影响,但 $R_{\max}/R_{\min}$ 固定时, $R_{\min}$ 对试样内颗粒的排列方式并不会产生影响,它只控制试样的尺度问题,除此以外就是平行黏结参数的影响。

颗粒的细观参数有 $E_c, k_n/k_s, \mu, R_{\min}, R_{\max}/R_{\min}$ ;黏

结的细观参数有  $\bar{\lambda}, \bar{E}_c, \bar{k}^n/\bar{k}^s, \bar{\sigma}_c, \bar{\tau}_c$ 。其中,  $E_c, \bar{E}_c$  分别表示颗粒接触模量和平行黏结模量,  $k_n/k_s$  和  $\bar{k}^n/\bar{k}^s$  分别是颗粒和黏结的刚度比,  $\bar{\lambda}$  是黏结两端较小颗粒的半径比,  $\mu$  是颗粒摩擦系数,  $\bar{\sigma}_c$  和  $\bar{\tau}_c$  为黏结的法向和切向强度, 包括平均值和标准差。颗粒接触模量和平行黏结模量和法向刚度有关, 可以表示为<sup>[8]</sup>

$$\begin{cases} k_n = 2E_c t \\ k_s = \frac{k_n}{k_n/k_s} \\ \bar{k}^n = \frac{\bar{E}_c}{R_A + R_B} \\ \bar{k}^s = \frac{\bar{k}^n}{k^n/k^s} \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $R_A$  和  $R_B$  是颗粒的半径, 在 PFC<sup>2D</sup> 中, 颗粒的弹性常数与颗粒半径无关。

2.2 岩石单轴压缩数值试验

岩石数值试验的目的是与室内物理试验结果进行对比, 从而实现细观参数的标定。首先对颗粒流模型赋予大概估计的细观力学参数, 然后进行数值模拟的岩石试验, 并将得到的宏观力学参数与室内物理试验结果进行对比, 如果对比结果不理想, 则继续不断调整细观力学参数, 直到数值模拟结果与室内物理试验结果基本匹配, 此时对应的细观力学参数便可用于进一步的数值模拟分析中。

单轴数值压缩试验是经由宏观参数得到细观参数的最重要途径之一。该数值试验主要可以得到单轴抗压强度、弹性模量和泊松比等参数, 因此可得到宏观参数和细观参数相对应关系, 根据数值试验的应力应变曲线可得到平面应力状态下的弹性模量和泊松比为

$$\begin{cases} E' = \frac{\Delta\sigma_a}{\Delta\varepsilon_a} \\ \gamma' = \frac{\Delta\varepsilon_x}{\Delta\varepsilon_a} \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $\Delta\sigma_a$  为垂直应力增量,  $\Delta\varepsilon_a$  为垂直应变增量,  $\Delta\varepsilon_x$  为横向应变增量,  $E'$  为弹性模量,  $\gamma'$  为泊松比。

平面应变下的弹性常数可以通过如下公式获得

$$\begin{cases} \gamma = \frac{\gamma'}{1 + \gamma'} \\ E = E'(1 - \gamma^2) \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $E$  为弹性模量,  $\gamma$  为泊松比。

3 宏观细观参数的关系

3.1 正交试验设计

正交试验设计是研究多因素多水平的一种设计方

法, 它是根据正交性从全面试验中挑选出部分有代表性的点进行试验, 这些有代表性的点具备了“均匀分散, 齐整可比”的特点, 正交试验设计是分析因式设计的主要方法, 是一种高效率、快速、经济的实验设计方法<sup>[9]</sup>。对于本文选择的 PBM 中有 11 个细观参数, 即使采用正交设计也需要较多的数值试验。参考相关研究可作以下假设<sup>[5]</sup>: ① 颗粒接触模量与平行黏结模量相同; ② 颗粒刚度比与平行黏结刚度比相同; ③ 平行黏结的半径乘子为 1; ④ 平行黏结切向强度和法向强度两者的标准差与平均值的比值相等; ⑤ 颗粒半径比固定为 1.66; ⑥ 颗粒密度与岩石密度相同。上述假设主要针对某些特定岩石比如花岗岩得到的, 花岗岩是一种典型的脆性岩石, 针对脆性程度较高的其他岩石, 可认为该假设具有一定的适用性。由此, 细观参数减少为 7 个, 其正交设计如表 1 所示。由此得到的设计矩阵序列如表 2 所示。

表 2 的矩阵序列对应的细观参数用于建立 PMB, 进行单轴压缩数值试验(试样宽 50 mm, 高 100 mm), 由此得到宏观参数: 单轴抗压强度、弹性模量、泊松比。可以看出, 该结果符合大部分岩石的宏观参数取值范围。

3.2 方差分析

方差分析的实质是检验多个总体均值是否有显著性差异, 它是通过对各观测数据误差来源的分析来判断的。在实际应用中, 方差分析用来处理检验各种因素对一个因变量是否有显著影响<sup>[10]</sup>。多因素方差分析采用  $F$  检验, 检验的原假设是各因素对因变量没有显著性影响, 对给定的显著性水平  $\alpha$ , 查  $F$  分布表可以得到临界值  $F_\alpha$ , 当  $F$  统计量大于  $F_\alpha$  时, 拒绝原假设, 认为对应因素的影响显著; 反之, 接受原假设, 认为对应因素的影响不显著。SPSS 将自动计算  $F$  值, 并根据  $F$  分布表给出相应的相伴概率值  $Sig.$ 。一般取检验的显著性水平为  $\alpha = 0.05$ , 如果  $Sig. \leq \alpha$ , 则认为对应因素对因变量产生了显著影响, 如果  $Sig. > \alpha$ , 则认为对应因素对因变量没有产生显著影响。

对于本文的正交设计试验, 一共有 7 个因素, 3 个因变量, 对于每个因变量进行多因素方差分析。由于每个因素的水平都为 4, 因此每个因素的自由度都有 3, 误差的自由度也保持为 10, 由此各因素对应着相同的临界值  $F_\alpha = 3.71$  (显著水平 0.05), 此时可以通过比较  $F$  值的大小对比各因素对因变量的影响。采用 SPSS 统计软件进行方差分析, 结果如图 1 所示。图中,  $X1$  为  $E_c(\bar{E}_c)$ ,  $X2$  为  $k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$ ,  $X3$  为  $\mu$ ,  $X4$  为  $\sigma_{cn}$ ,  $X5$  为  $\tau_{cs}$ ,  $X6$  为  $SD/Mean$ ,  $X7$  为  $R_A$ 。

表 1 PBM 细观参数正交试验设计

因子	颗粒接触模量 $E_c$	颗粒刚度比 $k_n/k_s$	颗粒摩擦	平行法向黏结	平行切向黏结	强度标准差与平均值	最小粒径
水平	(平行黏结模量 $\bar{E}_c$ )/GPa	(黏结刚度比 $k^n/k^s$ )	系数 $\mu$	强度 $\sigma_{cn}$ /MPa	强度 $\tau_{cs}$ /MPa	的比值 $SD/Mean$	$R_A$ /mm
1	10	1	0.2	20	20	0.1	0.2
2	30	2	0.4	80	80	0.2	0.3
3	50	3	0.6	140	140	0.3	0.4
4	70	4	0.8	200	200	0.4	0.5
转换公式	$y = 20x - 10$	$y = x$	$y = 0.2x$	$y = 60x - 40$	$y = 60x - 40$	$y = 0.1x$	$y = 0.1x + 0.1$

表 2 正交设计的矩阵序列和数值模拟结果

运行序列	$E_c(\bar{E}_c)$	$k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$	$\mu$	$\sigma_{cn}$	$\tau_{cs}$	$SD/Mean$	$R_A$	弹性模量 $E$ /GPa	泊松比 $\nu$	单轴抗压强度 $\sigma_{cn}$ /MPa
1	1	3	3	3	1	3	1	12.19	0.24	50.54
2	3	2	3	1	1	2	4	68.76	0.18	35.54
3	2	4	3	2	2	1	1	31.03	0.28	114.93
4	2	1	2	2	1	2	2	51.40	0.13	35.88
5	2	3	4	3	3	1	4	35.33	0.25	186.50
6	3	1	4	4	4	2	1	82.97	0.11	271.11
7	3	4	1	4	3	1	2	45.42	0.32	227.36
8	4	1	3	4	2	4	4	113.26	0.12	120.84
9	2	3	4	4	1	4	2	38.10	0.23	58.89
10	4	3	1	2	2	2	4	71.96	0.29	97.13
11	4	4	2	3	3	2	1	68.79	0.29	193.17
12	1	1	1	1	1	1	1	15.73	0.14	27.85
13	4	2	4	2	1	1	3	94.74	0.18	55.33
14	3	4	1	3	1	4	4	52.85	0.28	38.58
15	1	1	1	2	3	4	3	14.78	0.16	93.28
16	4	3	1	1	4	3	2	77.85	0.26	38.36
17	1	4	4	1	2	2	2	10.68	0.29	34.89
18	1	4	4	2	4	3	4	10.41	0.29	112.66
19	2	4	3	1	4	4	3	33.21	0.25	35.35
20	4	1	3	3	4	1	2	112.40	0.13	226.46
21	1	2	2	3	2	4	2	12.52	0.24	114.90
22	2	2	1	4	2	3	1	36.98	0.23	114.49
23	3	3	2	1	2	1	3	54.96	0.24	38.32
24	4	2	4	1	3	4	1	104.97	0.16	44.92
25	3	2	3	2	3	3	2	66.08	0.21	125.67
26	2	1	2	1	3	3	4	48.60	0.12	39.60
27	3	1	4	3	2	3	3	81.49	0.09	122.47
28	1	3	3	4	3	2	3	11.47	0.26	227.14
29	2	2	1	3	4	2	3	36.15	0.23	202.66
30	4	4	2	4	1	3	3	76.01	0.26	49.86
31	3	3	2	2	4	4	1	56.44	0.25	112.35
32	1	2	2	4	4	1	4	12.89	0.23	299.08

上述结果中,当  $F$  统计量超过红色分界线 ( $F_a = 3.71$ ),即可认为该因素对因变量具有显著影响。由此可以得到各因变量的显著性影响因素及其排序结果如下。

弹性模量  $E, E_c(\bar{E}_c) > k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s) > \mu$ ;泊松比  $\gamma, k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s) > \mu > E_c(\bar{E}_c) > \sigma_{cn} > \tau_{cs} > R_A > SD/Mean$ ;单轴抗压强度  $\sigma_n, \sigma_{cn} > \tau_{cs} > SD/Mean > k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s) > E_c(\bar{E}_c)$ 。

由此可见,弹性模量  $E$  主要是由  $E_c(\bar{E}_c)$  控制;泊松比  $\gamma$  主要是由  $k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$  控制;单轴抗压强度  $\sigma_n$  主要受到平行黏结强度参数  $\sigma_{cn}, \tau_{cs}, SD/Mean$  控制; $\mu$  对强度参数不具备显著影响,而对变形参数具有显著

影响,但是影响相对较小; $R_A$  只对泊松比  $\gamma$  具有显著影响,但是影响相对较小。

4 细观参数匹配方法和实例验证

4.1 细观参数匹配方法

上述分析给出了宏观参数的显著性影响因素,该结果有利于细观参数的匹配。但是对于 3 个已知的宏观参数,需要确定 7 个细观参数,仍然不易实现。因此,还需进一步减少需要匹配的细观参数。

首先,平行黏结法向强度  $\sigma_{cn}$  与切向强度  $\tau_{cs}$  设置为相等值,这是因为试验结果显示,  $\sigma_{cn}$  和  $\tau_{cs}$  组合方式虽然不同,但是得到的宏观强度可能非常接近,为了减

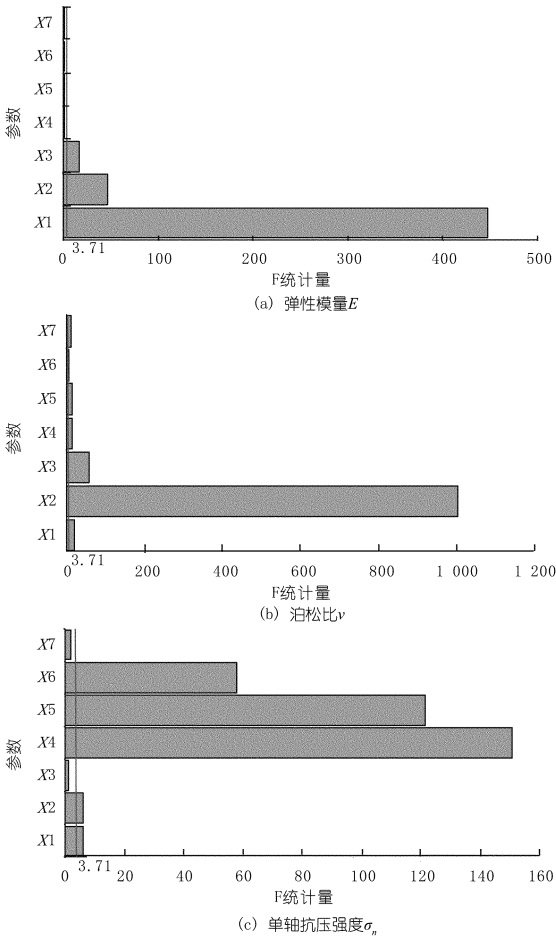


图 1 多因素方差分析  $F$  统计量及显著性检验

少细观参数的不确定性,取  $\sigma_{cn} = \tau_{cs}$ 。

其次,摩擦系数  $\mu$  主要影响峰后强度性质<sup>[8]</sup>,多因素方差分析结果也显示其对宏观强度参数没有显著影响,Potyonody D. O. 和 Cundall P. A. 建议取  $\mu = 0.5$ <sup>[8]</sup>。

最后,强度标准差与平均值的比值  $SD/Mean$  在颗粒流中主要影响岩石起裂应力,而岩石起裂应力大小一般为单轴抗压强度的 30% ~ 50%,为了与岩石起裂应力吻合,D. O. Potyonody 和 P. A. Cundall 建议取  $SD/Mean = 0.25$ <sup>[8]</sup>。

这样,所需要确定的细观参数减少至 4 个,按照同样的因素水平,再次进行正交试验设计和多因素方差分析,得到宏观参数的显著性影响因素及其排序结果如下。

弹性模量  $E, E_c(\bar{E}_c) > k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$ ;泊松比  $\gamma, k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$ ;单轴抗压强度  $\sigma_n, \sigma_{cn}(\tau_{cs})$ 。

由此可得,在上述正交设计情况下,颗粒粒径对宏观参数不具备显著影响,因此颗粒粒径可以综合考虑计算速度和模拟精度选取,粒径比仍然为 1.66。对正交试验结果进行回归分析,得到宏观参数与其对应的显著影响因素之间的关系,如图 2 所示。

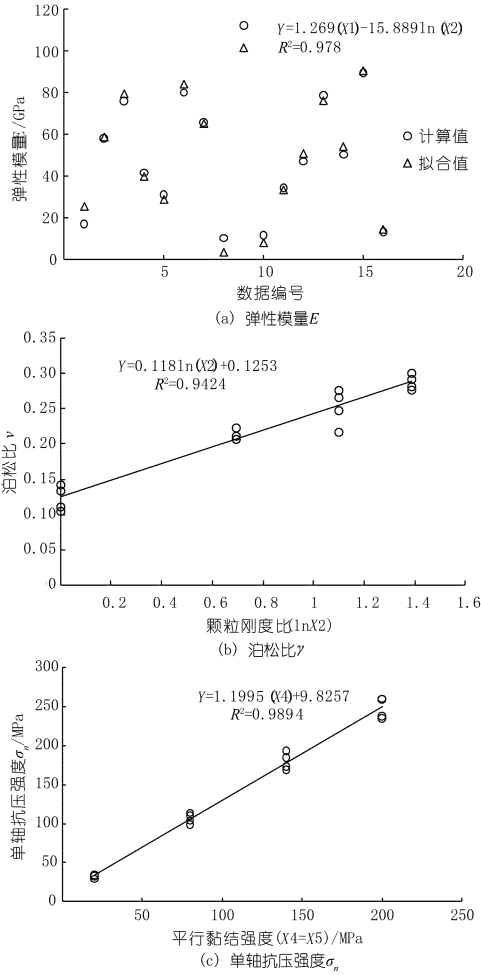


图 2 宏观参数与其对应的显著影响因素之间的关系

宏观参数拟合公式的  $R^2$  值在 0.94 ~ 0.99 之间,说明拟合效果良好,能够准确反映宏观参数与细观参数之间的关系:弹性模量  $E$  与  $E_c(\bar{E}_c)$  呈正相关关系,与  $k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$  呈负相关关系;泊松比  $\gamma$  与  $k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$  呈正相关关系;单轴抗压强度  $\sigma_n$  与  $\sigma_{cn}(\tau_{cs})$  呈正相关关系。

根据上述结果,即可根据宏观参数进行细观参数的匹配。已知宏观参数弹性模量  $E$ ,泊松比  $\gamma$ ,单轴抗压强度  $\sigma_n$ ,则细观参数如下: $E_c = [E + 15.89 \ln(k_n/k_s)]/1.27$ ;  $\bar{E}_c = E_c, k_n/k_s = \exp[(\gamma - 0.125)/0.118]$ ,  $\bar{k}^n/\bar{k}^s = k_n/k_s, \mu = 0.5, \sigma_{cn} = (\sigma_n - 9.83)/1.12, \tau_{cs} = \sigma_{cn}, SD/Mean = 0.25, R_A$  根据模拟精度和计算速度综合选取。

选定上述细观参数的取值后,进行数值试验计算宏观参数,对比计算宏观参数与实际宏观参数之间的差别,再根据宏观参数与细观参数之间的趋势性关系,可对细观参数进行适当微调,直到达到合理的精度范围。

## 4.2 实例验证

为了验证上述细观参数匹配方法,开展了相关的岩石力学试验。岩石样品为灰岩,直径 50 mm,高度 100 mm,密度  $2\,800\text{ kg/m}^3$ 。试验设备为 INSTORN-1346 电液伺服岩石力学测试系统。得到的力学参数为:弹性模量  $E = 68.4\text{ GPa}$ ,泊松比  $\gamma = 0.242$ ,单轴抗压强度  $UCS = 133.5\text{ MPa}$ 。根据 4.1 节中细观参数匹配步骤,同时尽量将细观参数定为整数,确定以下灰岩相应的细观参数: $R_{\min} = 0.5\text{ mm}$ ,  $R_{\max}/R_{\min} = 1.66$ ,  $E_c = \bar{E}_c = 59\text{ GPa}$ ,  $k_n/k_s = \bar{k}^n/\bar{k}^s = 2.65$ ,  $\sigma_{cn} = \tau_{cs} = 115\text{ MPa}$ ,  $SD/Mean = 0.25$ ,  $\mu = 0.5$ 。通过 PFC<sup>2D</sup> 程序计算出相应的宏观参数为:弹性模量  $E = 67.0\text{ GPa}$ ,泊松比  $\gamma = 0.241$ ,单轴抗压强度  $UCS = 131.2\text{ MPa}$ 。对比宏观参数结果可知两种结果差异较小,说明上述细观参数匹配方法是可行的。

岩石单轴压缩下的应力-应变曲线如图 3 所示。从图中可以看出,数值模拟结果存在三阶段特征,即峰前线弹性、峰前非线性和峰后软化。由于颗粒流模型没有初始裂纹,因此,应力-应变曲线中没有初始非线性阶段,这样导致虽然宏观参数接近,但是应力应变曲线在  $x$  轴方向存在一定偏移。图 4 为室内试验和数值模拟得到的试样破坏形态。从图中可以看出,两者破坏形态比较接近,进一步验证了本文方法的可行性。

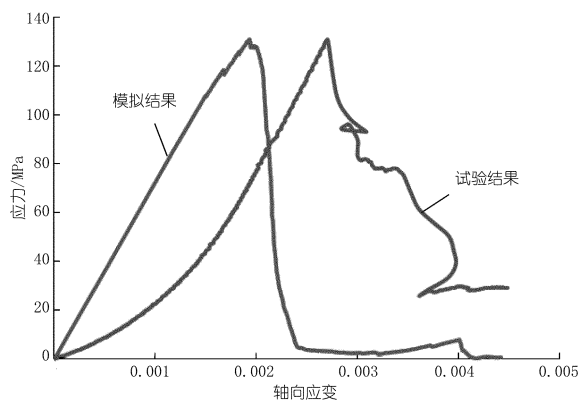


图 3 岩石单轴压缩应力应变曲线

## 5 结论

(1) 采用正交设计和方差分析研究了 PBM 宏观参数和细观参数的关系,结果显示弹性模量  $E$  主要是由  $E_c(\bar{E}_c)$  控制;泊松比  $\gamma$  主要是由  $k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$  控制;单轴抗压强度  $\sigma_n$  主要受平行黏结强度参数  $\sigma_{cn}, \tau_{cs}$ ,  $SD/Mean$  控制; $\mu$  对强度参数不具备显著影响,而对变形参数具有一定影响; $R_A$  只对泊松比  $\gamma$  具有一定影响。

(2) 对细观参数进行适当简化后,所需要确定的细观参数可以减少至 4 个。用回归分析得到宏观参数

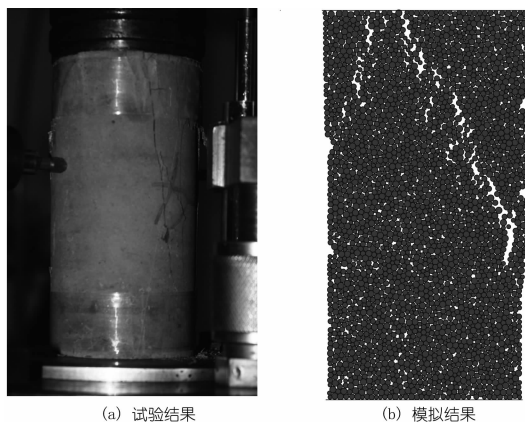


图 4 试样破坏形态

与细观参数之间的相关性为:弹性模量  $E$  与  $E_c(\bar{E}_c)$  呈正相关关系,与  $k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$  呈负相关关系;泊松比  $v$  与  $k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$  呈正相关关系;单轴抗压强度  $\sigma_n$  与  $\sigma_{cn}(\tau_{cs})$  呈正相关关系。

(3) 建立了细观参数的匹配方法:通过室内单轴压缩试验得到宏观参数,根据匹配公式初步确定细观参数,再根据数值试验计算的宏观参数与实际结果之间的差别,按照宏细观参数之间的趋势性关系,可对细观参数进行适当微调,直到达到合理的精度范围。

## 参考文献:

- [1] 肖志红.不同粒径渣体对弃渣场稳定性影响研究[J].人民长江,2014,45(12):38-42.
- [2] Yoon J. Application of experimental design and optimization to PFC model calibration in uniaxial compression simulation[J]. International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences, 2007,44(6): 871-889.
- [3] Moon T, Nakagawa M, Berger J. Measurement of fracture toughness using the distinct element method[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2007,44(3):449-456.
- [4] 颜敬,曾亚武,高睿,等.无黏结材料颗粒流模型的宏细观参数关系研究[J].长江科学院院报,2012,29(5):45-50.
- [5] 夏明,赵崇斌.簇平行黏结模型中微观参数对宏观参数影响的量纲研究[J].岩石力学与工程学报,2014,33(2):327-338.
- [6] 周喻,吴顺川,焦建津,等.岩土力学基于 BP 神经网络的岩土体细观力学参数研究[J].岩土力学,2011,32(12):3821-3826.
- [7] 赵国彦,戴兵,马驰.平行黏结模型中细观参数对宏观特性影响研究[J].岩石力学与工程学报,2012,31(7):1491-1498.
- [8] Potyondy D O, Cundall P A. A bonded-particle model for rock[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2004, 41(8): 1329-1364.
- [9] 吴贵生.试验设计与数据处理[M].北京:冶金工业出版社,1997.
- [10] 高祥宝,董寒青.数据分析与 SPSS 应用[M].北京:清华大学出版社,2007.

(编辑:郑毅)

(下转第 71 页)

法各项精度指标均较大程度高于其余两种方法。

参考文献:

[1] 周吕,文鸿雁,韩亚坤.灰色预测与 Kalman 滤波在建筑物沉降变形分析中的应用[J].测绘科学,2014,39(4):149-151.

[2] 刁建鹏,刘丽丽.基于小波变换和支持向量机的高层建筑变形预测[J].工程勘察,2013,(5):68-70.

[3] 吴浩,阮明浩,张宏,等.小样本监测信息露天矿边坡变形预测模型对比分析[J].武汉理工大学学报:交通科学与工程版,2014,38(3):544-546.

[4] 李潇.基于 EMD 与 GEP 的滑坡变形预测模型[J].大地测量与地球动力学,2014,34(2):111-114.

[5] 张蒙,许四法.基于经验模态分解和遗传支持向量机的多尺度变形预测[J].岩石力学与工程学报,2011,30(2):3681-3688.

[6] Maosen Cao, Pizhong Qiao, Qingwen Ren. Improved hybrid wavelet neural network methodology for time-varying behavior prediction of engineering structures[J]. Neural Comput. & Applic., 2009, (18): 821-832.

[7] Jonathan S Smith. The Local Mean Decomposition and its Application to EEG Perception Data[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, (2):443-454.

[8] Y Wang, Z He, Y Zi. A demodulation method based on improved local mean decomposition and its application in rub-impact fault diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2009, 20(2):1-10.

[9] Y Wang, Z He, Y Zi. A comparative study on the local mean decomposition and empirical mode decomposition and their applications to rotating machinery health diagnosis[J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2010, 132(2):1-10.

[10] 程军圣,张亢,杨宇,等.机械故障振动信号的局部均值分解方法[M].长沙:湖南大学出版社,2013.

[11] Richman J S, Moorman J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol., 2000, (278):2039-2049.

[12] Rasmussen C E, VVilliams K. Gaussian process for machine learning[M]. Boston:The MIT Press,2006.

[13] Gibbs M N. Bayesian Gaussian processes for regression and classification[D]. Cambridge: University of Cambridge,1997.

[14] Kocian J, Azman K. Gaussian process model identification: a process engineering case study[J]. Systems Science, 2008, 34(3):31-38.

(编辑:胡旭东)

Prediction of dam deformation based on local mean decomposition and sample entropy

LUO Yiyong<sup>1</sup>, ZHANG Liting<sup>1</sup>, ZHOU Shijian<sup>2</sup>, ZHANG Hao<sup>3</sup>

(1. School of Geodesy and Geomatic Engineering, East China Institute of Technology, Nanchang 330013, China; 2. Jiangxi Academy of Science, Nanchang 330096, China; 3. College of Civil Engineering and Architecture, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310032, China)

**Abstract:** Aiming at the multi-scale characteristics of dam deformation data, a new model for multi-scale deformation forecasting was proposed based on the local mean decomposition, sample entropy and Gaussian process algorithm. Firstly, the deformation data are analyzed by the local mean decomposition algorithm to find out the implicit information; then the multi-scale prediction model for dam deformation is built based on Gaussian process according to the characteristics of each deformation component, and the model is simplified by sample entropy. The experimental results prove that the new prediction method is better than BP and SVM model in accuracy.

**Key words:** local mean decomposition; sample entropy; Gaussian process; deformation prediction

(上接第 57 页)

Analysis on relationship between macro-parameters and micro-parameters in PFC<sup>2D</sup> model based on orthogonal design: case of rock uniaxial compression numerical test

NIU Linxin, XIN Youyang

(Huanghuai University, Zhumadian 463000, China)

**Abstract:** The analysis of the relationship between macro-parameters and micro-parameters in PFC<sup>2D</sup> model is very useful to the calibration of micro-parameters in application. The parallel bond model is selected as the basic model and the uniaxial compression numerical test is used to obtain the macro-parameters. An orthogonal design is adopted to design the numerical tests and multi-factor analysis of variance is used to analyze the influence of micro-parameters on macro-parameters. The results show that the elasticity modulus is mainly affected by  $E_c(\bar{E}_c)$ , the Poisson's ratio is mainly affected by  $k_n/k_s(\bar{k}^n/\bar{k}^s)$ ; uniaxial compressive strength is mainly affected by  $\sigma_{cn}$ ,  $\tau_{cs}$  and  $SD/Mean$ ;  $\mu$  has little influence on macroscopic strength parameters, but influences the macroscopic deformation parameters; and  $R_A$  only influences Poisson's ratio. On this basis, the matching solution of micro-parameters for rock uniaxial compression numerical test is established.

**Key words:** rock uniaxial compression numerical test; macro-parameter; micro-parameter; orthogonal design; analysis of variance; PFC<sup>2D</sup> model