

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2020.01.008

心墙沥青混凝土压实 PFC 模拟细观参数反演

刘东海,赵梦麒

(天津大学水利工程仿真与安全国家重点实验室,天津 300350)

摘要: 为了从细观角度研究沥青混凝土心墙坝料的压实机理,构建了包含粗骨料、沥青砂浆和空隙三相的离散元模型;基于支持向量机模型(SVM)和自适应差分算法(ADE)给出了沥青混凝土心墙颗粒流 PFC 模型细观参数的反演方法;通过不同温度、不同压力下的多组室内静压试验,对前述建立模型与方法进行了验证。结果表明:基于 SVM 建立的回归模型可以较好地反映输入样本(待反演参数)与输出样本(模拟沉降量)的对应关系;采用反演的细观参数进行 PFC 模拟沉降量,其结果与物理试验沉降量匹配较好。反演所得细观参数可为进一步研究沥青混凝土心墙压实质量细观机理提供条件。

关键词: 心墙沥青混凝土;压实;离散元法;细观参数;参数反演;颗粒流

中图分类号:TV431⁺.5 文献标志码:A 文章编号:1000-1980(2020)01-0053-07

Meso-structural parameters inversion of PFC model for compaction of asphaltic concrete in core wall

LIU Donghai, ZHAO Mengqi
(State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin 300350, China)

Abstract: To study the compaction mechanism of asphaltic concrete core material from a mesoscopic point of view, a discrete element model including the coarse aggregate, the asphalt mortar and voids were constructed. Then, an inversion method of meso-structural parameters for the PFC (particle flow code) modelling of asphaltic concrete was proposed based on support vector machine model (SVM) and adaptive difference algorithm (ADE). Finally, the model and method were validated by a series of static pressure tests with different temperatures and pressures. The results show that the regression model based on SVM can well build the relationship between the input (parameters to be inverted) and the output (simulated settlement). Additionally, the PFC-simulated compaction settlement with the inverted parameters was very close to that from the physical test. The inversed meso-structural parameters can provide a condition for further study on the meso-mechanism and compaction quality of asphaltic concrete core wall.

Key words: asphaltic concrete in core wall; compaction; discrete element method; meso-structural parameters; parameter inversion; particle flow code

振动碾压是沥青混凝土心墙施工中的关键工序,对沥青混凝土结构的形成至关重要,直接关系到整个工程的进度和质量^[1-2]。使用数值模拟方法来研究沥青混凝土心墙振动压实的宏-细观机理,可针对现场施工多变情况,合理地调整碾压施工参数,可重复性强、成本低。

离散元法是一种专门用于研究颗粒材料力学行为的数值模拟工具,适用于模拟具有散粒体特性的沥青混凝土心墙。国内外多利用颗粒流程序(particle flow code,PFC)研究沥青混凝土材料细观骨架结构及成型后试件的宏观物理力学性能^[3-4]。

在离散元模拟过程中,材料的宏观力学行为是通过每一个接触的简单本构模型来实现的,接触模型和模

基金项目: 国家自然科学基金创新群体研究项目(51621092);国家自然科学基金面上项目(51679164)
作者简介: 刘东海(1974—),男,教授,博士,主要从事大型工程系统仿真与优化、数字化施工与质量评估研究。E-mail: liudh@tju.edu.cn
引用本文: 刘东海,赵梦麒. 心墙沥青混凝土压实 PFC 模拟细观参数反演[J]. 河海大学学报(自然科学版),2020,48(1):53-59.
LIU Donghai, ZHAO Mengqi. Meso-structural parameters inversion of PFC model for compaction of asphaltic concrete in core wall [J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2020,48(1):53-59.

型细观参数的选择尤为重要。因此,不少学者为了找到一种简单、有效的参数标定方法而展开了研究:Yoon^[5]引入了最优化方法,利用数学模型和优化算法,实现了宏-细观参数的自动标定;Tawadrous 等^[6]和Zhou 等^[7]运用人工神经网络算法实现了三维模型的宏-细观参数标定;Wang 等^[8]利用 Python 语言和 PFC,编写了基于模拟退火算法的参数标定程序;Belheine 等^[9]建立了砂土三轴压缩试验细观颗粒流滚阻模型,标定了滚阻模型细观参数。

上述研究为离散元模型细观参数的标定提供了思路,但均只适用于试件单轴压缩模拟过程中的参数标定,由于新拌沥青混凝土试件无法成型进行单轴压缩,故无法用于心墙沥青混凝土的 PFC 碾压模型。此外,Micaelo 等^[10]人对新拌沥青混合料 145℃ 情况下的 PFC^{2D}细观参数进行了试算标定,证明了 Burger's 模型在新拌沥青混合料中的适用性,但未考虑不同温度下新拌混合料细观参数的差别。因此,本文构建了适用于新拌沥青混凝土静压试验的离散元模型,针对此模型,提出了采用支持向量机(support vector machine,SVM)模型和自适应差分进化算法(adaptive differential evolution algorithm,ADE)相结合的细观参数反演方法,以期为沥青混凝土离散元模型的建立与参数标定提供依据。

1 基于 SVM 模型和 ADE 算法的模型细观参数反演方法

1.1 基本思路

反演离散元模型细观参数的原则是:调整细观参数使模型模拟的宏观现象与物理试验宏观现象相匹配^[4]。为反演不同温度下新拌沥青混合料的细观参数,进行了 PFC 模型静压试验,通过匹配物理静压试验和 PFC 模拟静压试验的沉降量,确定模型细观参数。另外,传统试算法需要对标定参数进行不断微调试算。若采用 PFC 模型进行模拟试算,不仅繁琐耗时,而且通过试算很难得到全局最优参数。差分进化算法^[11]是一种全局优化算法,具有结构简单、快速收敛、鲁棒性强等特点,适用于多变量函数优化问题,因此本文引入自适应差分进化算法(ADE)^[12-13]对不同温度的沥青混合料细观参数进行反演。同时,为了节省 PFC 的计算耗时,提高反演效率,采用 SVM 回归模型建立待标定的细观参数与静压力-沉降量之间的关系,来替代 ADE 优化过程中的 PFC 模拟计算。反演过程如图 1 所示。

1.2 新拌沥青混合料静压试验 PFC 建模

1.2.1 基于坝料级配的静压试验 PFC 模型的建立

沥青混合料由粗骨料、沥青砂浆和空隙 3 种不同的介质组成。为考虑不规则骨料形状对混合料性能的影响,引入 5 种不规则形状的 clump 颗粒等体积替换粗骨料颗粒^[14];另外,细骨料和沥青混合在一起作为沥青砂浆包裹在粗骨料表面。静压试验模型尺寸为 10 cm×10 cm×10 cm,按照真实级配生成粗骨料,并以不规则颗粒替换粗骨料圆球颗粒,为控制颗粒总数量,保证计算效率,小于 2.36 mm 的细骨料和沥青以 2 mm 的圆球颗粒作为砂浆替代^[15]。为达到物理试验的坝料松铺状态,在骨料生成并替换不规则骨料完成后进行重力沉降,并去除距底部 10 cm 以上的颗粒。最后,导入立方体 clump 作为加压块,对加压块施加不同静压力,检测加压块 z 轴方向的位移,记为沉降量。PFC 静压试验模型见图 2。

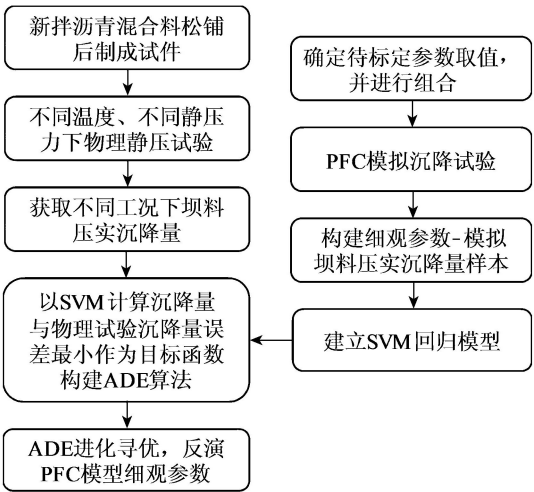


图1 沥青混合料 PFC 模拟细观参数反演流程
Fig.1 Inversion process of meso-structural parameters in PFC model for the asphalt mixture

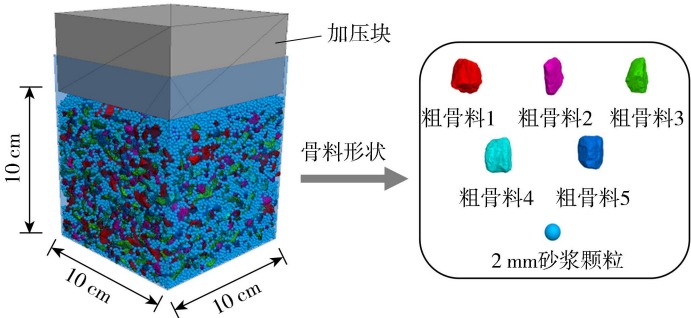


图2 沥青混合料静压试验 PFC 模型
Fig.2 PFC model for the static pressure test of asphalt mixture

1.2.2 细观接触模型

为体现沥青砂浆的黏弹性特征,表征沥青混合料的流变性能,砂浆与砂浆之间赋 Burger's 模型、砂浆与粗骨料之间赋 Burger's 模型、粗骨料与粗骨料之间赋线性接触模型、砂浆与墙体间赋线性接触模型、粗骨料与墙体间赋线性接触模型。接触模型的选择见图 3(a),其中线性接触模型的参数不随沥青混合料温度变化,取值见文献[3-4]。因此本文主要进行 Burger's 模型参数的反演。

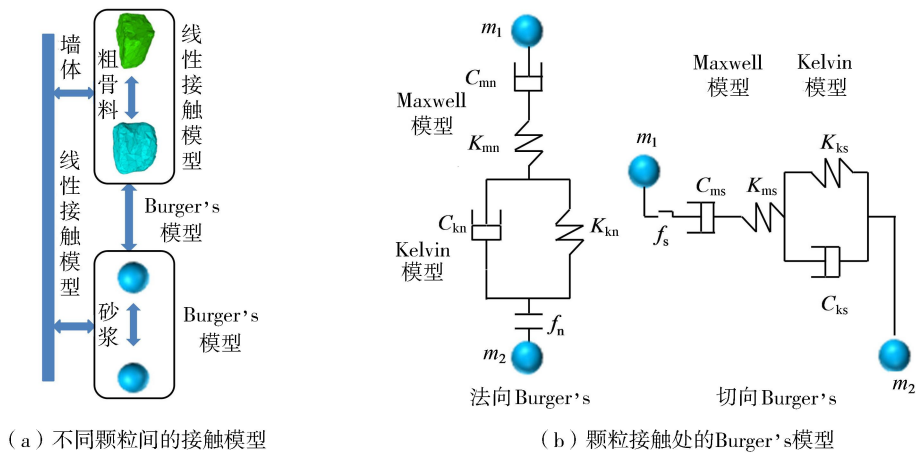


图 3 颗粒间的接触模型
Fig.3 Contact models between particles

采用 Burger's 模型模拟颗粒黏弹性接触时,颗粒之间接触处的法向和切向 Burger's 模型如图 3(b)所示。为在不影响反演结果的前提下减少待反演参数的个数,设法向参数和切向参数相同。其中,摩擦系数 $f_n(f_s)$ 根据文献[3-4],取 0.5。因此,待反演的参数为 4 个,分别为 Maxwell 模型刚度 $K_{mn}(K_{ms})$ 、Maxwell 模型黏度 $C_{mn}(C_{ms})$ 、Kelvin 模型刚度 $K_{kn}(K_{ks})$ 、Kelvin 模型黏度 $C_{kn}(C_{ks})$ 。

1.3 SVM 模型建立

SVM 模型在解决高维变量、小样本的非线性回归问题时,无需依赖全部支持向量,泛化能力强,并且算法简单,具有较好的鲁棒性^[16-17]。因此,为了节省 PFC 的计算耗时,提高反演效率,采用 SVM 回归模型建立待反演^[18]的细观参数与静压力-沉降量之间的关系,来替代 ADE 优化过程中的 PFC 模拟计算。具体过程如下:(a)确定待反演参数 $X_i=(K_{mni}, C_{mni}, K_{kni}, C_{kni})^T, i=1, 2, \dots, k, k$ 为样本数量,对参数不同取值进行交叉组合。(b)将步骤(a)各种参数取值,用 PFC 进行 3 种不同静压力下的静压试验模拟,获得对应的模拟沉降量 $Y_i=(y_1, y_2, y_3)_i^T$,从而得到训练及检验样本。(c)选取 Gauss 径向基函数作为核函数,利用交叉验证方法选取 C, γ, ε 。其中, C 为惩罚常数, γ 为高斯核函数的参数, ε 为不敏感区域的厚度。(d)随机抽取 90% 数量的样本对 SVM 模型进行训练,10% 数量的样本对训练所得模型进行检验,由此建立 SVM 模型来替代 PFC 模拟。

1.4 细观参数反演的 ADE 算法设计

根据 1.2.2 节,本文待反演参数为 4 个,即 ADE 算法维度为 4,每个个体代表一组反演参数。设当前种群数为 N_p ,最大迭代次数为 G ,交叉概率为 C_R ,缩放因子为 F_p 。具体步骤如下:

a. 编码与初始化。第 t 代的第 p 个参数组合为

$$X_p^{(t)} = (K_{mn p}^{(t)}, C_{mn p}^{(t)}, K_{kn p}^{(t)}, C_{kn p}^{(t)})^T \quad (1)$$

式中: t ——迭代代数, $t=1, 2, \dots, t_{\max}$; p ——参数组合, $p=1, 2, \dots, N_p$ 。

在整个种群覆盖范围内随机生成 N_p 组第 1 代初始参数组合 $X_p^{(1)}$ 。

b. 差分变异。对于第 $t+1$ 代种群中的变异参数组合 $V_p^{(t+1)}$,按式(2)(3)进行差分变异操作,得到新的参数组合 $V_p^{(t+1)}$ 。

$$V_p^{(t+1)} = X_B^{(t)} + F_i(X_{p1}^{(t)} - X_{p2}^{(t)}) \quad (2)$$

$$F_p = \begin{cases} F_1 + R_1 F_u & R_2 < \rho_1 \\ F_p & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $X_B^{(t)}$ ——父代最优基向量; $X_{p1}^{(t)}, X_{p2}^{(t)}$ ——父代差分向量; R_1, R_2 —— $[0, 1]$ 之间的随机数; F_p ——缩放

因子,在 $[0.1, 1]$ 范围内变化, $F_l=0.1, F_u=0.9; \rho_1$ —— F_p 的调节概率。

c. 交叉操作。对原参数组合 $\mathbf{X}_p^{(t)}$ 与差分变异得到的变异参数组合 $\mathbf{V}_p^{(t+1)}$ 的第 d 维分量按式(4)(5)进行交叉操作:

$$\mathbf{U}_{p,d}^{(t+1)} = \begin{cases} \mathbf{V}_{p,d}^{(t+1)} & d = d_{\text{rand}} \text{ 或 } R_3 \leq CR_p \\ \mathbf{X}_{p,d}^{(t)} & \text{其他} \end{cases} \tag{4}$$

$$C_{Rp} = \begin{cases} R_4 & R_5 \leq \rho_2 \\ C_{Rp} & \text{其他} \end{cases} \tag{5}$$

式中: d_{rand} ——随机正整数,避免与父代各维分量完全相同; R_3, R_4, R_5 —— $[0, 1]$ 之间的随机数; ρ_2 —— C_{Rp} 的调节概率。

d. 建立适应度函数并进行选择。将待标定温度的3种不同静压力下物理试验得到的真实沉降量分别记为 s_1, s_2, s_3 ; 将变异差分得到的参数组合代入第1.3节建立的SVM回归模型中,得到的计算沉降量记为 y_1, y_2, y_3 。为得到同时满足3种静压力下的最优参数,将3组静压力下的模拟沉降与真实沉降差的绝对值之和最小作为目标函数,即

$$\min W(\mathbf{X}) = \sum_{q=1}^3 |s_q - y_q| \tag{6}$$

适应值函数为

$$f(\mathbf{X}) = \frac{1}{W(\mathbf{X})} \tag{7}$$

依据式(8)进行选择操作:

$$\mathbf{X}_p^{(t+1)} = \begin{cases} \mathbf{U}_p^{(t+1)} & f(\mathbf{U}_p^{(t+1)}) < f(\mathbf{X}_p^{(t)}) \\ \mathbf{X}_p^{(t)} & \text{其他} \end{cases} \tag{8}$$

e. 迭代反演。依据不同温度下物理静压试验得到的沉降组合,重复进行步骤(a)~(e),直至达到最大迭代次数 G ,反演结束,由此得到最优化模型参数。

2 实例分析

2.1 不同温度沥青混合料静压物理试验

为匹配物理静压试验和PFC模型静压试验的沉降量,进行了不同温度、不同静压力下的物理静压试验。

2.1.1 试验材料

试验粗骨料采用石灰岩(粒径2.36~19 mm),细骨料采用石灰岩(粒径2.36~0.075 mm),填料采用矿粉,沥青采用水工2号沥青。严格按照水工沥青混合料配合比进行骨料筛分^[19],级配指数为0.41,填料质量分数为13%,油石比为7%。试验颗粒级配见表1,根据1.2.1节的方法生成各级配颗粒,模拟与实际粗骨料级配曲线对比如图4所示,粗骨料级配匹配度较高。

2.1.2 试验方法及结果

根据《水工碾压式沥青混凝土施工规范》^[20],沥青混凝土心墙本体的碾压温度在120~160℃,选取145℃作为待反演温度;沥青混凝土心墙层间结合处下层温度不低于70℃,选取80℃作为第二个待反演温度;选取110℃作为第三个待反演温度(作为对照)。

选择在3种静压力下分别进行静压物理试验,取3组沉降均满足要求的细观参数作为最终反演结果。

表1 骨料级配

Table 1 Aggregate gradations

筛孔尺寸/ mm	粗骨料 通过率/%	筛孔尺寸/ mm	细骨料 通过率/%
19.00	100.0	2.36	44.2
16.00	93.4	1.18	34.0
13.20	86.5	0.60	26.5
9.50	76.0	0.30	20.7
4.75	57.9	0.15	16.3

注:粒径小于0.075 mm的颗粒通过率为13.0%。

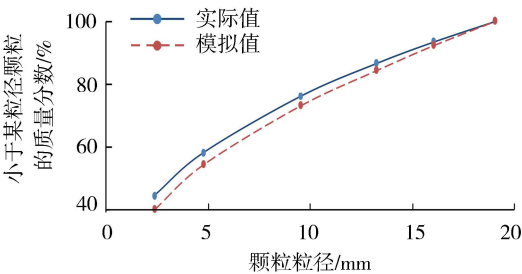


图4 实际与模拟粗骨料级配曲线对比

Fig. 4 Comparison of compaction settlements between the physical test and the PFC simulation

静压力取值参照沥青心墙碾压机静压荷载,以 BW 90 AD-5 碾压机为例,静线荷载为 890 kg/m,碾轮接地尺寸与混合料厚度、碾压机吨位和行进速度有关,一般在 5~10 cm,本文取 10 cm。试验试模尺寸为 10 cm×10 cm×10 cm,经计算,标准静压力定为 900 N。为体现组间沉降差异性并符合碾压机吨位要求,选取 700 N、900 N、1 100 N 静压力进行试验。试验过程将新拌心墙沥青混合料以松铺状态置于试模中,施加静压荷载至沉降量不再发生变化,记录沉降量。静压试验结果见图 5。

2.2 SVM 模型建立

待标定的 4 个细观参数为 K_{mn} 、 C_{mn} 、 K_{kn} 、 C_{kn} ,根据 1.3 节的方法,采用交叉分组的方式分别构建 3 种静压下的细观参数样本各 81 组,共 243 组。将各组参数代入 PFC 中进行模拟静压试验,得到对应的沉降量,根据不同静压力下各自的 81 组细观参数-模拟沉降量关系,分别构建不同静压力下的 SVM 模型,各静压力下对应细观参数的 PFC 计算结果与 SVM 模型计算结果对比,见图 6。沉降量相关系数 R^2 均在 0.98 以上,误差如图 7 所示,最大误差值不超过 8%。模拟结果表明所建的 SVM 回归模型可以较好地计算不同参数组合下 PFC 模拟的沉降量。

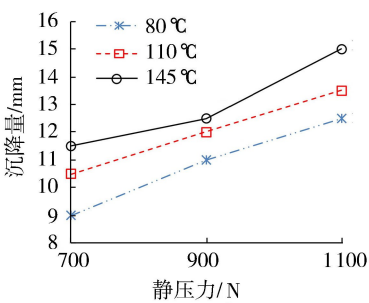


图 5 不同温度下静压试验沉降量曲线

Fig.5 Settlements of the static pressure tests under different temperatures

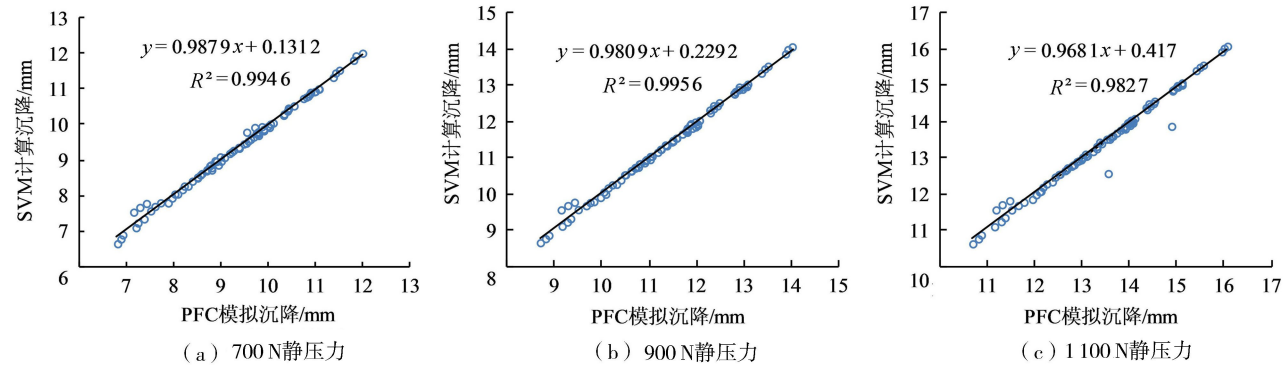


图 6 SVM 模型计算沉降量与 PFC 模拟结果对比

Fig.6 Comparison between the SVM-modeled settlement and the PFC simulated settlement

2.3 反演结果分析

设置种群数量 $N_p=100$ 、反演最大迭代次数 $G=600$,参考文献[12]设初始交叉概率 $C_{r0}=0.1$ 、初始缩放因子 $F_0=0.9$ 。根据 1.4 节中得到的每种温度下的静压力-沉降值,各温度下目标函数值收敛过程如图 8 所示,它们均在 300 代左右达到收敛。

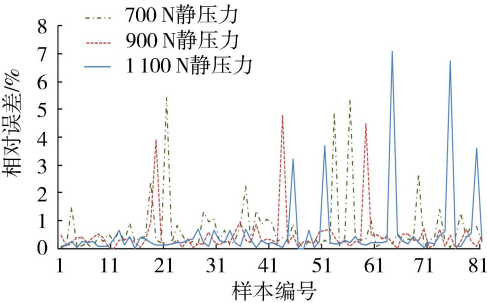


图 7 SVM 模型计算误差

Fig.7 Calculation error of the SVM model

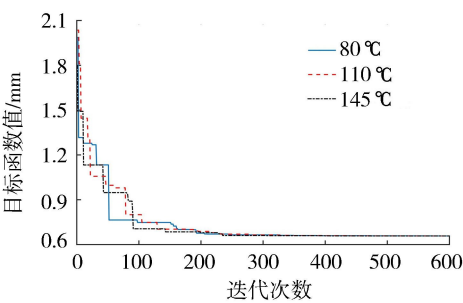


图 8 不同温度下目标函数值收敛过程

Fig.8 Convergence processes of the objective function values at different temperatures

在相同温度下,经 10 次反演所得结果均值、标准差及变异系数见表 2。相同温度下各参数之间的差异较小,说明用自适应差分进化算法反演的细观参数具有较高鲁棒性;不同温度下,反演所得各参数均值之间

差异明显,且随着温度降低, K_{mn} 、 K_{kn} 、 C_{mn} 、 C_{kn} 都呈增大趋势,符合随温度降低新拌沥青混合料黏度、刚度增大的客观规律。

表 2 反演 10 次结果统计
Table 2 Statistics of 10-time inversion results

试验 温度/℃	K_{mn}			K_{kn}			C_{mn}			C_{kn}		
	均值/ ($N \cdot m^{-1}$)	标准差/ ($N \cdot m^{-1}$)	变异 系数	均值/ ($N \cdot m^{-1}$)	标准差/ ($N \cdot m^{-1}$)	变异 系数	均值/ ($N \cdot s \cdot m^{-1}$)	标准差/ ($N \cdot s \cdot m^{-1}$)	变异 系数	均值/ ($N \cdot s \cdot m^{-1}$)	标准差/ ($N \cdot s \cdot m^{-1}$)	变异 系数
145	579.8	14.44	0.0249	328.8	7.61	0.0232	2156520	31768	0.0147	3765478	48198	0.0128
110	1232.2	7.44	0.0060	577.5	3.92	0.0068	3256517	31648	0.0097	5081495	52791	0.0104
80	1782.2	3.16	0.0018	883.4	2.17	0.0025	4934407	51555	0.0104	7770280	52597	0.0068

选取 10 组参数组合中累计相对误差最小的 1 组作为最优的反演参数,见表 3。将该参数取值代入所建立的 PFC 中,模拟计算新拌沥青混合料的静压沉降量,各工况下模拟沉降曲线如图 9 所示。模拟结果与物理试验结果对比如表 4 所示。两者相对误差较小,可见本文所提出的方法得到的模型细观参数合理。

表 3 不同温度下的细观参数反演结果
Table 3 Inversion results of meso-structural parameters at different temperatures

温度/ ℃	$K_{mn}/$ ($N \cdot m^{-1}$)	$C_{mn}/$ ($N \cdot s \cdot m^{-1}$)	$K_{kn}/$ ($N \cdot m^{-1}$)	$C_{kn}/$ ($N \cdot s \cdot m^{-1}$)
145	578	2058000	325	3768000
110	1226	3308000	577	5055000
80	1784	4971000	883	7833000

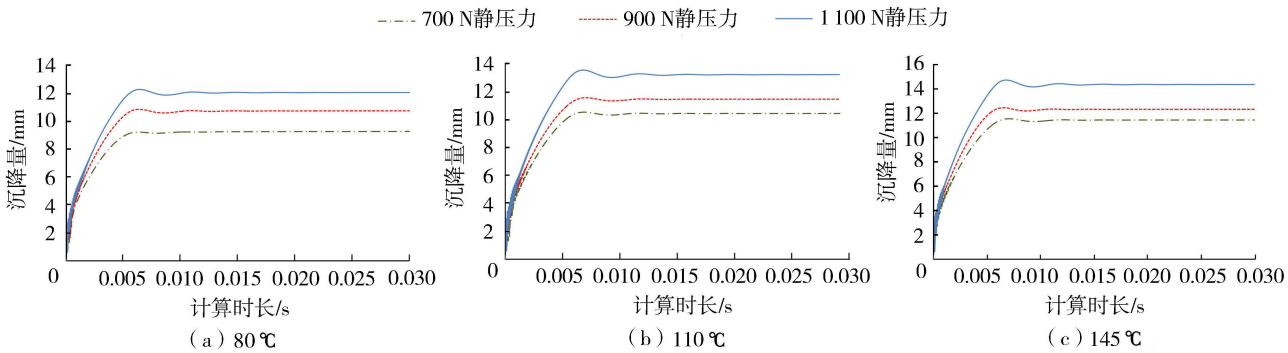


图 9 不同工况下的 PFC 模拟沉降曲线

Fig. 9 PFC simulated settlement curves under different conditions

表 4 物理试验与 PFC 模拟计算的压实沉降量比较

Table 4 Comparison of compaction settlements between the physical test and the PFC simulation

静压力/N	145℃ 沉降量			110℃ 沉降量			80℃ 沉降量		
	物理试验 结果/mm	PFC 模拟 结果/mm	相对 误差/%	物理试验 结果/mm	PFC 模拟 结果/mm	相对 误差/%	物理试验 结果/mm	PFC 模拟 结果/mm	相对 误差/%
700	11.5	11.4	0.87	10.5	10.4	0.95	9.0	9.3	3.33
900	12.5	12.2	2.40	12.0	11.4	5.00	11.0	10.7	2.73
1100	15.0	14.5	3.33	13.5	13.2	2.22	12.5	12.0	4.00

3 结 语

为了获取不同温度下心墙沥青混凝土的 PFC 模型细观参数,在不同温度下对沥青混合料进行不同静压力的静压试验,同时建立了沥青混合料静压试验 PFC 模型,并建立待反演细观参数与模拟沉降量的 SVM 回归模型,结合自适应差分进化算法对不同温度下新拌沥青混合料的细观接触参数进行反演。研究表明:本文提出的通过静压力-沉降量关系,结合 SVM 回归模型和自适应差分进化算法,可以对不同温度下新拌沥青混合料的细观参数进行反演,并能获取合理的 PFC 模型细观参数,使得模型计算的沉降量与物理试验结果较吻合。

在本文的基础上,利用反演所得的细观参数,可以进一步对沥青混凝土心墙坝料本体与层间结合处的细观压实机理进行研究。

参考文献:

- [1] 张怀生. 水工沥青混凝土[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2004.
- [2] 刘东海, 高雷, 林敏, 等. 公路沥青层振动压实质量实时监控与评估[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2018, 46(4): 307-313. (LIU Donghai, GAO Lei, LIN Min, et al. Real-time monitoring and assessment of compaction quality for highway asphalt pavements[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2018, 46(4): 307-313. (in Chinese))
- [3] 周长红. 沥青混合料性能分析的 PFC 实践[M]. 大连: 大连理工大学出版社, 2015.
- [4] 陈俊, 张东, 黄晓明. 离散元颗粒流软件(PFC)在道路工程中的应用[M]. 北京: 人民交通出版社, 2015.
- [5] 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.
- [6] TAWADROUS A S, DEGAGNE D, PIERCE M, et al. Prediction of uniaxial compression PFC3D model micro-properties using artificial neural networks[J]. International Journal for Numerical & Analytical Methods in Geomechanics, 2010, 33(18): 1953-1962.
- [7] ZHOU Yu, WU Shunchuan, JIAO Jianjin, et al. Research on meso-mechanical parameters of rock and soil mass based on BP neural network [J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(12): 3821-3826.
- [8] WANG Min, CAO Ping. Calibrating the micromechanical parameters of the PFC2D(3D) models using the improved simulated annealing algorithm[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2017, 20:1-11.
- [9] BELHEINE N, PLASSIARD J P, DONZE F V, et al. Numerical simulation of drained triaxial test using 3D discrete element modeling[J]. Computers & Geotechnics, 2009, 36(1): 320-331.
- [10] MICAEL R, RIBEIRO J, AZEVEDO M, et al. Asphalt compaction study[J]. Road Materials & Pavement Design, 2011, 12(3): 461-491.
- [11] 刘波, 王凌, 金以慧. 差分进化算法研究进展[J]. 控制与决策, 2007, 22(7): 721-729. (LIU Bo, WANG Ling, JIN Yihui. Advances in differential evolution [J]. Control and Decision, 2007, 22(7): 721-729. (in Chinese))
- [12] 陈亮. 改进自适应差分进化算法及其应用研究[D]. 上海: 东华大学, 2012.
- [13] BREST J, GREINER S, BOSKOVIC B, et al. Self-adapting control parameters in differential evolution: a comparative study on numerical benchmark problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(6): 646-657.
- [14] 李子龙. 碾压混凝土坝振动碾压过程微观模拟及压实质量实时控制研究[D]. 天津: 天津大学, 2017.
- [15] 冀天竹. 考虑粗骨料随机形态的流态自密实混凝土性状研究[D]. 天津: 天津大学, 2017.
- [16] 汪海燕, 黎建辉, 杨风雷. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(5): 1281-1286. (WANG Haiyan, LI Jianhui, YANG Fenglei. An overview on theory and algorithm of support vector machines [J]. Application Research of Computers, 2014, 31(5): 1281-1286. (in Chinese))
- [17] 张社荣, 胡安奎, 王超, 等. 大型地下洞室群施工期围岩力学参数实时动态反演[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2016, 44(3): 189-195. (ZHANG Sherong, HU Ankui, WANG Chao, et al. Real-time dynamic inversion of surrounding rock mechanical parameters during construction of large-scale underground cavern group[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2016, 44(3): 189-195. (in Chinese))
- [18] 梁立锋, 张宏兵, 刘秀娟, 等. 惠州某区薄储层反演技术研究及应用[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2017, 45(3): 230-234. (LIANG Lifeng, ZHANG Hongbing, LIU Xiujuan, et al. Thin reservoir inversion technology in an area in Huizhou and its application[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2017, 45(3): 230-234. (in Chinese))
- [19] 何建新, 杨武, 杨耀辉, 等. 水泥填料对心墙沥青混凝土长期水稳定性的影响[J]. 水利水电科技进展, 2017, 37(4): 59-62. (HE Jianxin, YANG Wu, YANG Yaohui, et al. Influence of cement filler on long-term water stability of core wall asphalt concrete[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2017, 37(4): 59-62. (in Chinese))
- [20] 中国电力企业联合会. 碾压式土石坝施工规范: DL/T 5129—2013 [S]. 北京: 中国电力出版社, 2013.

(收稿日期: 2018-10-16 编辑: 高建群)