

岩土本构模型的模糊系统辨识方法

石修松, 程展林, 王路君

(长江科学院 水利部岩土力学与工程重点实验室, 湖北 武汉 430010)

摘要: 提出了利用模糊系统对岩土类材料的本构模型进行辨识, 根据岩土类材料的特殊性, 设计了模糊系统的输入输出变量、结构参数及相应的算法, 利用梯度下降法设计模糊系统。系统阐述了将模糊系统用于本构模型建模的基本思想, 并对模糊系统在岩土工程其它领域的应用前景提出了自己的看法。在此基础上利用模糊系统对堆石料的本构模型进行仿真, 并将其与试验值进行比较。结果表明, 模糊系统对增 p 路径下的本构模型取得了很好的仿真效果, 仿真曲线较为光滑, 对实验数据的逼近能力和泛化能力显著。

关 键 词: 模糊系统; 本构模型; 梯度下降法; 堆石料

中图分类号: TU41

文献标志码: A

文章编号: 1009-640X(2010)03-0010-07

本构关系是岩土力学研究中的核心问题。然而, 由于岩土工程研究对象的复杂性, 加上工程开挖和外部环境的影响, 许多情况下不能获得很好的输入参数和本构模型。“输入参数和本构模型不准确”已成为岩石力学理论分析和数值模拟的瓶颈问题^[1-2], 由此引出了岩土本构模型的辨识课题。

K. H. Roscoe 等^[3-4]提出了土的临界状态概念, 在此基础上建立了著名的剑桥模型(Cam-Clay 模型)。在非线形模型中最具有代表性的当属 Duncan-Chang 双曲线模型^[5], 这些经典模型已在岩土工程中得到广泛应用。然而, 本构模型是岩土介质的固有性质, 其建模过程实质上是从材料在试验中所表现出的力学行为来反演其内在的关系规律, 从传统本构模型的建模过程可以看出, 假定一个合适的数学形式是最关键的一个环节, 此时必然引入人为影响因素, 由于传统的本构模型以诸多假设为基础^[3-7], 模型的形式是固定的, 仅通过参数的变化来反映不同材料的本构关系, 因而其具有一定的局限性。

1992 年旅美数学家王立新^[8-10]证明了模糊系统的万能逼近特性, 并提出了通过数据获取模糊规则的方法, 设计了保证稳健性的自适应模糊控制器。至此, 模糊系统在理论上取得了重大突破, 并在控制领域获得了广泛应用^[11-13]。由于模糊系统自身所具有的功能和其信息处理的特点, 在准确性和稳健性等方面, 比基于数学模型的各种传统方法有着更明显的优势, 与传统的现象模型和统计方法不同, 它不需要对要模拟的物理现象做出任何假定, 它的本质是给出输入空间到输出空间的非线性映射。本文以粗粒土的本构关系为辨识对象, 利用梯度下降法设计模糊系统, 系统阐述模糊系统用于本构模型建模的基本思想, 旨在将模糊系统引入岩土工程的系统辨识领域, 提出一种与神经网络相平行的数值建模方法。

1 模糊系统简介

模糊系统是一种基于知识或规则的系统, 它的核心就是 IF-THEN 规则所组成的知识库。模糊规则库的结构如下:

收稿日期: 2009-08-17

基金项目: 国家自然科学基金、二滩水电开发有限公司雅砻江水电开发联合研究基金资助项目(50639050)

作者简介: 石修松(1985-), 男, 安徽淮北人, 硕士研究生, 主要从事粗粒料的力学特性与本构关系研究。

E-mail: qingsongsaint@126.com

$$R_u^{(l)}: \text{如果 } x_1 \text{ 为 } A_1^l, \text{ 且 } x_n \text{ 为 } A_n^l, \text{ 则 } y \text{ 为 } B^l (l=1,2,\dots,M) \quad (1)$$

式中: A_i^l 和 B^l 分别是 $U_i \subset R$ 和 $V \subset R$ 上的模糊集合; $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in U$ 和 $y \in U$ 分别是模糊系统的输入输出变量; M 为模糊规则库(1)中的规则数目. 假设(1)中的模糊集 B^l 是标准模糊集, 其中心为 $\bar{y}^l$, 则带有模糊规则库(1)、乘积推理机、单值模糊器和中心平均解模糊器的模糊系统形式为:

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M \bar{y}^l \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^l}(x_i) \right)}{\sum_{l=1}^M \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^l}(x_i) \right)} \quad (2)$$

模糊系统理论提供了把语言规则集合转换成非线性映射的系统化程序. 本质上它具有双重角色^[14]: 一方面, 模糊系统是基于规则库的系统, 由一系列语言规则构成的; 另一方面, 模糊系统又是非线性映射, 许多情况下它可以用准确而严密的数学公式来表达.

2 岩土本构模型识别的模糊系统设计

从概念上看, 根据输入输出数据设计模糊系统有2种方法^[14]. 第1种方法: 首先由输入输出数据对产生模糊 IF-THEN 规则, 根据这些规则和选定的模糊推理机、模糊器、解模糊器来构造模糊系统, 这类方法的代表是查表法; 第2种方法: 首先描述模糊系统的结构, 然后允许模糊系统结构中的一些参数自由变化, 最后依据一定的算法根据输入输出数据对确定这些自由参数. 这类方法的代表是梯度下降法和递推最小二乘法. 本文选用第2种方法.

2.1 本构模型的表达

材料的本构模型是指材料在各种受力条件下产生的应力应变关系. 材料的本构关系, 是应力矢量、应变矢量间的映射关系, 可表示为:

$$\begin{cases} f: R^n \rightarrow R^m \\ \sigma = f(\varepsilon) \end{cases} \quad (3)$$

非线性是岩土应力-应变关系的主要特征之一, 同时岩土还表现出剪胀、剪缩和应力路径效应. 为此, 选择南京水科院南水模型^[15]为基本模型框架, 选用2个非线性函数来表示应力-应变关系, 该关系为:

$$\begin{cases} \varepsilon_v = f_1(p, q) \\ \varepsilon_s = f_2(p, q) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\varepsilon_v, \varepsilon_s$ 分别为八面体正应变和广义剪应变; p, q 分别为八面体正应力和广义剪应力; f_1, f_2 为任意2个非线性函数, 它们可由模糊系统确定. 纯粹的剪切可以产生体积应变, 法向应力的变化也可以引起剪切应变, 这就考虑了土的剪缩或剪胀性. 因此, 模糊系统输入、输出的确定就取决于材料本构模型的表达方式. 对于单调比例加载情况, 可不考虑加载历史的影响. 然而对一般加载情况, 材料本构关系与加载路径密切相关. 为了捕获材料的路径相关特性, 模糊系统的输入量中还必须包含能够反映路径和历史的量^[16], 即当前时刻和前1个或几个时刻的应力和应变. 一般来说, 应力-应变历史量根据路径的复杂特性可以多取或少取, 输入层包含的历史点越多, 材料特性的表达越准确, 但计算量也越大, 一般取为1~3个历史点.

$$\begin{cases} \varepsilon_v^i = f_1(p^i, q^i; p^{i-1}, q^{i-1}; \dots) \\ \varepsilon_s^i = f_2(p^i, q^i; p^{i-1}, q^{i-1}; \dots) \end{cases} \quad (5)$$

不同应力路径和应力历史的影响可以通过增加或减少式(5)中历史点的个数来反映, 这使定量研究应力路径及应力历史的影响成为可能.

2.2 模糊系统本构模型识别的具体方法

使用模糊系统的第2种设计方法, 即首先描述模糊系统的结构, 然后允许模糊系统结构中的一些参数自由变化, 最后依据梯度下降法根据输入输出数据对确定这些自由参数.

2.2.1 模糊系统的结构设计 选取式(2)给定的带有模糊规则库(1)、乘积推理机、单值模糊器、中心平均解模糊器和高斯隶属度函数的模糊系统. 假定将要设计的模糊系统形式为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^M \bar{y}^l \left(\prod_{i=1}^n \exp(-(x_i - \bar{x}_i^l)/\sigma_i^l)^2 \right) / \sum_{i=1}^M \left(\prod_{i=1}^n \exp(-(x_i - \bar{x}_i^l)/\sigma_i^l)^2 \right) \quad (6)$$

式中: M 固定不变; $\bar{y}^l, \bar{x}_i^l$ 和 σ_i^l 为自由变化参数. 依据输入输出数据确定 $\bar{y}^l, \bar{x}_i^l$ 和 σ_i^l 的值, 这些参数一经确定, 整个模糊系统就设计好了.

2.2.2 模糊系统的参数设计 把式(6)中的模糊系统表述为一个与其等价的复合函数形式, 如式(7)^[9]所示, 以利于用某种最优的方式确定这些参数.

$$\begin{cases} z^l = \prod_{i=1}^n \exp(-(x_i - \bar{x}_i^l)/\sigma_i^l)^2 \\ b = \sum_{l=1}^M z^l \\ a = \sum_{l=1}^M \bar{y}^l z^l \\ f(x) = a/b \end{cases} \quad (7)$$

采用式(1)给定的输入输出数据对, 设计一个形如式(6)的模糊系统 $f(x)$ 使得下式的拟合误差最小, 即确定参数 $\bar{y}^l, \bar{x}_i^l$ 和 σ_i^l , 使式(8)中的 e^p 最小.

$$e^p = (f(x_0^p) - y_0^p)^2 / 2 \quad (8)$$

由(7), (8)两式根据复合函数的链式求导法则, 可得各自由参数的学习算法^[9]为:

$$\begin{cases} \bar{y}^l(q+1) = \bar{y}^l(q) - \alpha(f - y)z^l/b \\ \bar{x}_i^l(q+1) = \bar{x}_i^l(q) - 2\alpha(f - y)z^l(\bar{y}^l(q) - f)(x_{0i}^p - \bar{x}_i^l(q))^2/(b\sigma_i^l(q)^2) \\ \sigma_i^l(q+1) = \sigma_i^l(q) - 2\alpha(f - y)z^l(\bar{y}^l(q) - f)(x_{0i}^p - \bar{x}_i^l(q))^2/(b\sigma_i^l(q)^3) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $i=1, 2, \dots, n; l=1, 2, \dots, M; q=0, 1, 2, \dots$. 学习算法(9)是完成一个误差反向传播的程序. 为了训练 $\bar{y}^l$ 标准误差 $(f-y)/b$ 被反向传播到 $\bar{y}^l$ 所在层, $\bar{y}^l$ 用式(9)中的第1式进行调整, 因而这一算法为误差反向传播算法, 其它参数的学习算法可作类似考虑.

2.3 岩土本构关系辨识的模糊系统算法设计

用梯度下降法设计模糊系统的算法如下:

第1步: 据岩土材料的有关先验知识, 确定模型中所需的历史点个数, 一般取为1~3个历史点, 本文取1个历史点.

第2步: 根据试验或监测中所获得的应力-应变时间序列数据 $(p, q, \varepsilon_s, \varepsilon_v)$ 按一定的采样周期对其进行适当的离散处理, 得到用于模糊系统参数学习的输入和实际输出数据, 采样周期即为第1步所选的历史点个数; 若取1个历史点, 则 $x_0^p = (p^i, q^i)$, $y_0^p = (\varepsilon_v^i, \varepsilon_s^i)$, 若取2个历史点, 则 $x_0^p = (p^i, q^i; p^{i-1}, q^{i-1})$, $y_0^p = (\varepsilon_v^i, \varepsilon_s^i; \varepsilon_v^{i-1}, \varepsilon_s^{i-1})$, 以此类推.

第3步: 确定模糊系统的结构并设置初始参数. 选择如式(6)所示的模糊系统并确定 M , M 越大自由参数的数目越多, 给出的逼近精度越高, 但计算量也越大; M 的取值应小于数据点的个数, 否则参数将会因为系统的自由度过大而难以求得. 初始参数可以根据专家语言规则确定, 也可以由均匀的覆盖输入输出空间的相应隶属度函数确定.

第4步: 由第1步给出输入输出数据对计算模糊系统的输出. 对于给定的输入输出数据对 (x_0^p, y_0^p) ($p=1, 2, \dots$) 在学习的第 q 阶段 ($q=1, 2, \dots$) 把 x_0^p 作为模糊系统的输入层, 然后由式(7)计算1~3层的输出.

第5步: 调整模型中的自由参数. 采用误差反向传播算法(9)计算要调整的自由参数 $\bar{y}^l(q+1)$, $\bar{x}_i^l(q+1)$, $\sigma_i^l(q+1)$.

第6步: 令 $q=q+1$, 返回第5步重新计算, 直至误差 $|f-y_0^p|$ 小于给定误差.

第7步: 令 $p=p+1$, 返回第4步重新计算, 即令下一个输入输出数据对通过同样的算法来调整参数, 直至用完所有的原始数据为止.

第8步:如有必要的话,可令 $p=1$,重复上述步骤。

根据上述算法,利用 Matlab 软件开发了用于岩土本构关系辨识的程序。需要说明的是,以上算法的理论基础是梯度下降法,所以初始参数的选择对算法的成功与否很关键^[9]。如果所选的初始参数接近最优参数,算法则很可能收敛于最优解,否则很可能收敛于一个非最优解甚至不收敛。

3 本构模型识别的具体算例

以双江口堆石料为试验对象,试样直径 30 cm,高 60 cm。采用增 p 路径,先在围压 σ_3 不变的条件下等向固结,然后保持围压恒定在排水的条件下剪切试样,共进行了围压为 0.4, 0.8, 1.2, 1.6 和 2.4 MPa 等 5 种固结压力的剪切试验。试验结果见图 1。

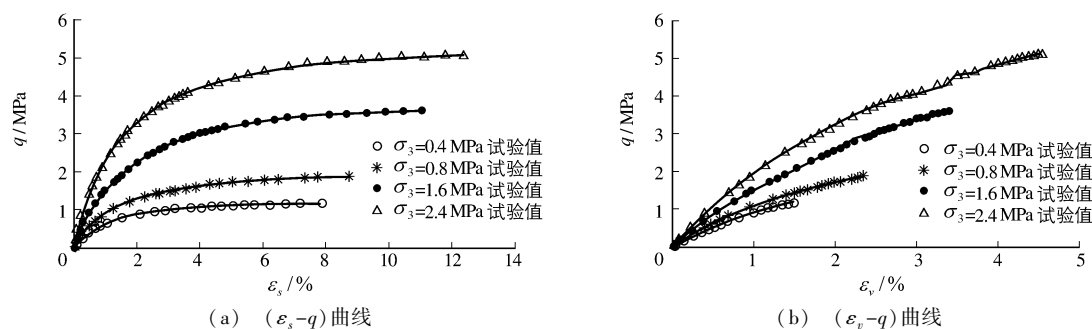


图 1 基于梯度下降法的仿真结果与试验结果比较

Fig. 1 Comparison of simulated values and experimental values using gradient descent method

为了考察模型的泛化能力,本文选取围压为 0.4, 0.8, 1.6 和 2.4 MPa 的实验数据作为学习样本,用于对模糊系统的结构参数进行辨识。利用所建立的模型对 $\sigma_3 = 1.2$ MPa 的结果进行预测并与试验成果对比,以检验模型的泛化能力。以梯度下降法对模糊系统的参数进行辨识,并利用得到的模糊系统对不同围压下的本构模型进行仿真。

由图 1 可见,模糊系统对堆石料增 p 路径下本构模型的仿真得到了很好的效果,能够反映堆石料在不同围压条件下的基本变形规律。对一种模型不应仅仅局限于对已知试验数据拟合程度的考察,还要考察其泛化能力^[17],即对未知数据的识别能力。一般而言,研究模型的泛化能力有两种方式:(1)将试验数据分为两组,一组作为学习样本,另一组作为检验样本,利用学习样本对模型的结构参数进行辨识,利用建立的模型对检验样本进行预测,考察预测结果与试验结果的相似度。模型的预测值和试验值对比曲线见图 2。(2)绘出 $\varepsilon - (p, q)$ 图形,考察图形的光滑程度。图 3 为 $\varepsilon - (p, q)$ 曲面的仿真结果。

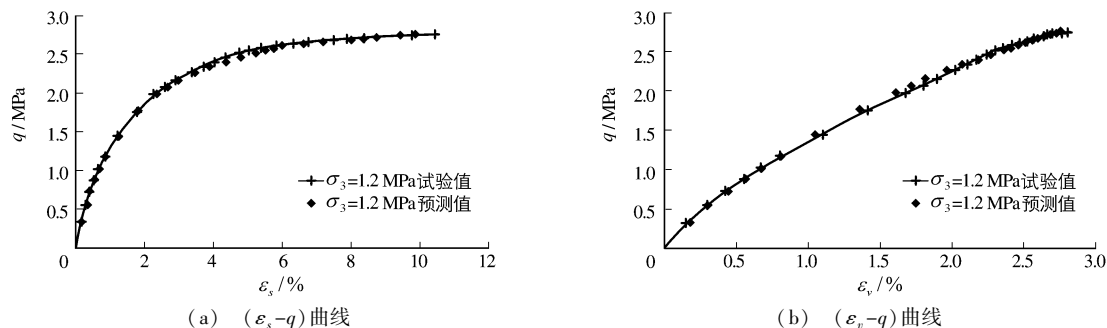
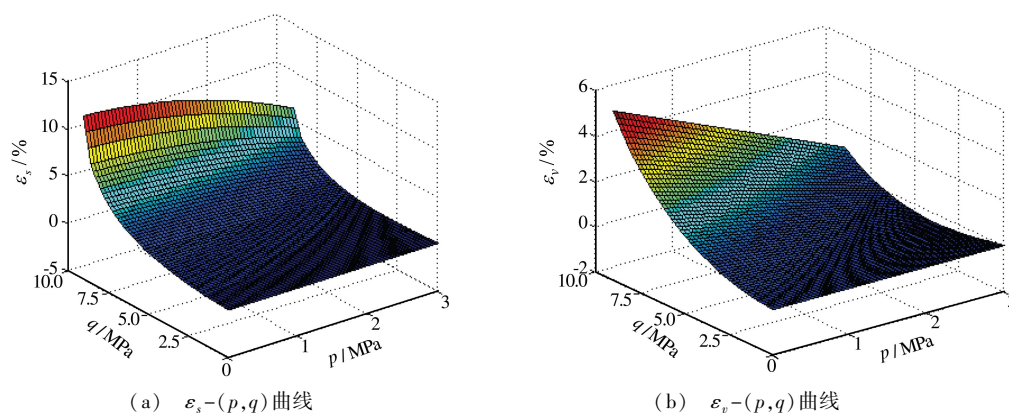


图 2 $\sigma_3 = 1.2$ MPa 对应的预测结果与试验结果比较

Fig. 2 Comparison of predictive values and experimental values for $\sigma_3 = 1.2$ MPa

图3 基于梯度下降法的 $\varepsilon-(p, q)$ 曲面仿真结果Fig. 3 Simulation of $\varepsilon-(p, q)$ surface using gradient descent method

由图2和图3可见,本文所建立的模糊系统检验样本的预测值与实验值较为吻合且 $\varepsilon-(p, q)$ 曲面较为光滑,几乎没有出现过拟合现象。因此,递推最小二乘法设计的模糊系统具有很强的泛化能力,模糊系统通过试验数据进行训练可以反映增 p 路径下堆石料的本构关系。

4 讨 论

利用模糊系统对堆石料的本构模型进行了建模,仿真的结果令人满意。它可以视为一种与神经网络相类似的数值方法,其基本思想是:先确定模糊系统的结构,然后基于实验数据,利用梯度下降法或递推最小二乘法对模糊系统的结构参数进行辨识。辨识后的模糊系统即可完成输入-输出空间的非线性映射。可以考虑将这种非线性映射功能应用于岩土工程的其他领域,例如:岩体力学参数的辨识,边坡稳定性评价,初始地应力场的反演等。

(1) 岩体力学参数辨识:岩体应力与变形是由工程条件和地质因素所决定的。当工程条件确定以后,岩体应力与变形则由地质因素惟一决定,因而岩体应力、变形与岩体力学参数之间存在一定的映射关系,可用下式表示:

$$(E, \mu, C, \Phi, \dots) = f(\sigma, \varepsilon, \delta, \dots)$$

由于工程因素的复杂性,以及应力环境、地质条件的变异性和不确定性,上述映射关系是非线性的、复杂的,一般很难找出它们之间的显式函数表达式或微分方程^[18]。但是,却可以用式(2)所示的模糊系统进行建模得到岩体力学参数与岩体应力、变形之间的映射关系。

(2) 边坡稳定性评价:由于边坡系统是一个高度开放的非线性系统,其稳定性受诸多因素的综合影响。这些影响因素中仅有少部分是确定性的而绝大部分具有可变性、随机性和模糊性等不确定性特点。一般的理论模型很难准确描述各主要影响因素之间的高度非线性关系,而模糊系统却可以解决上述问题。选取边坡岩体的重度 γ 、内聚力 c 、摩擦角 φ 、边坡角 ψ 、边坡高 H 共5个因素作为模糊系统的输入,以边坡稳定性系数 F 作为模糊系统的输出,如下式所示:

$$F = f(\gamma, c, \varphi, \psi, H)$$

(3) 初始地应力场的反演:传统的地应力分析方法考察的对象都是确定的信息,要求具备严格的数理模型和相应的简化条件,而岩体系统结构极其复杂且机理不明,因此可以通过模糊系统建立这种初始地应力场和待定因素之间的非线性映射关系。在反分析中,水平方向的应力主要由构造作用产生,垂直地应力基本上由自重决定,必要时也可以考虑垂直构造运动的影响^[19]。选取重力 G 、水平构造运动 U_x 、 U_y 和垂直构造运动 U_z 作为模糊系统输入变量,应力场函数 σ 作为输出变量,具体映射关系见下式:

$$\sigma = f(G, U_x, U_y, U_z)$$

上文对模糊系统在岩土体力学参数的辨识、边坡稳定性评价、初始地应力场的反演等领域的应用前景作了简要论述。需要说明的是,当输入参数的维度过高时,规则的数量将随输入变量数目的增加而成指数阶增长从而产生“维度灾难”,这时应采用多级模糊系统进行建模,它对多变量建模具有良好的性能,其构造模糊系统所需的规则数目近于变量数线性相关。

5 结 语

以堆石料的本构关系为辨识对象,利用梯度下降法设计模糊系统,系统阐述了将模糊系统用于本构模型建模的基本思想,旨在抛砖引玉,引起更多岩土工作者对模糊系统的重视。本文主要取得了以下成果:

(1)根据本构模型的具体特点设计了模糊系统的输入输出变量,结构参数及相应的算法。利用梯度下降法模糊系统的结构参数进行辨识,得到的模糊系统对增 p 路径下的本构模型仿真得到了很好的效果,不仅对已知的试验数据有很强的逼近能力,而且 $\varepsilon-(p,q)$ 曲面较为光滑,几乎没有出现过拟合现象。

(2)采用南京水科院模型为基本研究框架,设计了对应的模糊系统,对不同应力历史的影响可通过增加或减少历史点的个数来反映。

(3)经过对岩体力学参数的辨识,边坡稳定性评价,初始地应力场的反演等问题简要分析,对模糊系统在岩土工程其它领域的应用前景提出了自己的看法。

参 考 文 献:

- [1] 冯夏庭, 杨成祥. 智能岩石力学(2)参数与模型的智能辨识[J]. 岩石力学与工程学报, 1999, 18(3): 350-353. (FENG Xia-ting, YANG Cheng-xiang. Intelligent rock mechanics (2)-Intelligent recognition of input parameters and constitutive models [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1999, 18(3): 350-353. (in Chinese)).
- [2] 陈沅江, 潘长良, 曹平. 层状岩质边坡蠕变破坏及其影响因素分析[J]. 勘察科学技术, 2001(6): 43-48. (CHEN Ruan-jiang, PAN Chang-liang, CAO Ping. Analysis on the creep failure of bedded rock slope and its effecting factors[J]. Site Investigation Science and Technology, 2001, (6): 43-48. (in Chinese)).
- [3] ROSCOE K H, SCHOFIELD A N, WORTH C P. On the yielding of soil[J]. Geotechnique, 1958, 8(1): 22-53.
- [4] ROSCOE K H, SCHOFIELD A N, THURAIRAJAH A. Yielding of clays in states wetter than critical[J]. Geotechnique, 1963, 13(3): 211-240.
- [5] DUNCAN J M, CHANG C Y. Nonlinear analysis of stress-strain in soil[J]. ASCE, 1970, 96(SM5): 1629-1653.
- [6] LADE P V, DUNCAN J M. Elasto-plastic stress-strain theory for cohesionless soil[J]. ASCE, 1975, 101(GT10): 1037-1053.
- [7] MATHUOKA H, NAKAI T. Stress-strain relationship of soil on the “SMP”[C]//Proc of IX ICSMFE, Tokyo, 1997: 153-162.
- [8] WANG L X, MENDEL J M. Fuzzy basis functions, universal approximation, and orthogonal least squares learning[J]. IEEE Trans, 1992, 3(5): 807-814.
- [9] WANG L X, MENDEL J M. Generating fuzzy rules by learning from examples[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybern, 1992, 22(6): 1414-1427.
- [10] WANG L X. Stable adaptive fuzzy control of nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1993, 1(2): 146-155.
- [11] TONG R M, BECK M B, LATTEN A. Fuzzy control of the activated sludge wastewater treatment process[J]. Automatic, 1990, 16(6): 695-701.
- [12] TANAKA K M. A robust stabilization problem of fuzzy control system and its application to backing up a truck-trailer[J]. IEEE Trans on Fuzzy System, 1994, 2(2): 107-118.
- [13] ZHAO Z Y, TOMIZUKA M, ISAKA S. Fuzzy gain scheduling of PID controllers[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybern, 1993, 23(5): 1392-1398.
- [14] 王立新. 模糊系统与模糊控制教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003: 119-141. (WANG Li-xin. A course in fuzzy system and control[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003: 119-141. (in Chinese))
- [15] 曾静, 王靖涛. 饱和粘土本构关系的神经网络模型[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2002, 30(3): 68-70. (ZENG

- Jing, WANG Jin-tao. Two neural network models for saturated clay constitutive relation under different stress path[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2002, 30(3): 68-70. (in Chinese)).
- [16] 逯静洲, 林皋, 李庆斌. 三轴加载条件下混凝土的神经网络本构模型[J]. 工程力学, 2004, 21(6): 21-25. (LU Jing-zhou, LIN Gao, LI Qing-bin. Triaxial constitutive model of concrete using neural networks[J]. Engineering Mechanics, 2004, 21(6): 21-25. (in Chinese)).
- [17] 张光永, 徐辉, 王靖涛, 等. 等 P 路径下砂土本构关系的归一化特性及数值建模方法[J]. 固体力学学报, 2008, 29(1): 85-90. (ZHANG Guang-yong, XU Hui, WANG Jing-tao, et al. Normalization characteristic of sand under the stress path of constant p and the corresponding numerical modeling method[J]. Chinese Journal of Solid Mechanics, 2008, 29(1): 85-90. (in Chinese)).
- [18] 刁心宏, 王泳嘉, 冯夏庭, 等. 用人工神经网络方法辨识岩体力学参数[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2002, 23(1): 60-63. (DIAO Xin-hong, WANG Yong-jia, FENG Xia-ting, et al. Identifying mechanics parameters of rock mass by using artificial neuron network [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2002, 23(1): 60-63. (in Chinese)).
- [19] 戴蓉, 李仲奎. 三维地应力场 BP 反分析的改进[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(1): 83-88. (DAI Rong, LI Zhong-kui. Modified BP back analysis of 3D in-situ stresses[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(1): 83-88. (in Chinese)).

Identification of geo-material constitutive model using fuzzy system

SHI Xiu-song, CHENG Zhan-lin, WANG Lu-jun

(Key Laboratory of Geotechnical Mechanics and Engineering of The Ministry of Water Resources, Yangtze River Scientific Research Institute, Wuhan 430010, China)

Abstract: Fuzzy system is put forward for identification of geo-material constitutive model. According to the characteristics of geotechnical materials, the author designs the fuzzy system's input and output variables, its structural parameters and the corresponding algorithm. Then the fuzzy system is designed using gradient descent method. Based on those, the author elaborates the modeling ideology on constitutive model using fuzzy system, and also puts forward views on the appliance of other areas in geotechnical engineering. Then, the constitutive model of rockfill material in increase path is simulated. After comparing with the experimental value, the results show that the fuzzy system's simulation of constitutive model in increase path has obtained good results. The simulated curve of gradient descent method is relatively smooth and its approximation capabilities and generalization improves significantly. Not only is the simulation approximate to test results, but also its $\varepsilon-(p, q)$ surfaces are smooth, showing no over-fitting phenomenon.

Key words: fuzzy system; constitutive model; gradient descent method; rockfill material