

人工神经网络在海堤非稳定渗流参数反演中的应用

陆迎寿, 黄 铭, 蓝祝光

(合肥工业大学 土木与水利工程学院, 合肥 230009)

摘要: 利用 ANSYS 进行海堤的非稳定渗流的有限元分析, 并提取渗压计测点的时序渗压和对应的渗透系数分别作为神经网络的输入层和输出层, 建立海堤渗压与渗透系数的非线性映射关系。在此基础上, 将实测渗压序列代入训练好的 BP 神经网络中进行海堤渗透系数的反演, 再将反演成果投入有限元正分析, 结果显示, 测点渗压的模拟计算值与实测渗压序列的大小及变化趋势相同, 说明拟合效果理想。

关键词: 非稳定渗流; 海堤渗压; 渗透系数反演; BP 神经网络

中图分类号: TV 698.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672 1683(2015) 06 1147-04

Application of artificial neural network model on back analysis of permeability parameters for unsteady seepage of seawall

LU Ying-shou, HUANG Ming, LAN Zhu-guang

(School of Civil and Hydraulic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: ANSYS was used to perform the finite element analysis of unsteady seepage of seawall. The osmotic pressure sequence and corresponding permeability parameters were collected to act as the input layer and output layer of the neural network, and the nonlinear mapping relationship between the osmotic pressure and permeability parameters of seawall was developed. Based on the results, the observed osmotic pressure sequence was put into the trained BP neural network to conduct the back analysis of the permeability parameters of seawall. The inversion results were analyzed using the finite element method, which showed that the simulated and measured osmotic pressures at the monitoring points are similar.

Key words: unsteady seepage; pressure of seawall; back analysis of permeability parameters; BP neural network

海堤是为维护堤内人民的生产、生活而修建的堤防工程, 它主要受到潮水位、降雨、风暴潮等外载作用。研究显示, 海堤堤身渗压的变化与潮水位的涨落规律密切相关^[1], 同时, 渗透系数对潮位涨落过程中堤内孔隙水压力的分布有重要影响^[2]。因此, 根据实际监测的渗压时间序列反演海堤堤身的渗透系数, 对合理评价海堤的实际安全状况有重要意义。

海堤在实际的运行中, 由于潮位升降迅速, 因此在海堤渗流分析中应考虑非稳定渗流的影响, 以便更加真实地反映实际渗压状况。理论研究表明, 渗压与渗透系数具有高度非线性映射关系^[3-6], 而人工神经网络是一种智能的分析技术, 已被广泛应用于工程参数辨识^[7-10]、工程预测^[11-12]等领域。本文以上海某海堤工程为研究对象, 在非稳定渗流的数值模型分析基础上, 结合海堤实测渗压序列, 利用改进的 BP 神经网络模型反演海堤堤身的渗透系数。

1 非稳定渗流分析原理

根据达西定律并结合水流连续性方程可推导得非稳定渗流的微分方程为如下形式:

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(k_x \frac{\partial H}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k_y \frac{\partial H}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(k_z \frac{\partial H}{\partial z} \right) = C \frac{\partial H}{\partial t} \quad (1)$$

式中: k_x 、 k_y 、 k_z 分别是渗透系数在 x 、 y 、 z 方向的分量; H 为总水头; C 为容水度; t 为时间。

非稳定渗流微分方程的求解的初始条件为

$$H(x, y, z, 0) = H^0(x, y, z) \quad (2)$$

水头边界条件为

$$H|_{\Gamma_1} = H(x, y, z, t) \quad (3)$$

流量边界条件为

$$k_x \frac{\partial H}{\partial x} \cos(n, x) + k_y \frac{\partial H}{\partial y} \cos(n, y) + k_z \frac{\partial H}{\partial z} \cos(n, z) \Big|_{\Gamma_2} = q_n \quad (4)$$

收稿日期: 2014-12-03 修回日期: 2015-08-27 网络出版时间: 2015-11-03

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20151103.1111.016.html>

基金项目: 国家自然科学基金项目“特殊工作环境下海堤堤身状态的实时监测分析及预警研究”(50979056)

作者简介: 陆迎寿(1989), 男(壮族), 广西南宁人, 主要从事水工建筑物安全监控与数值模拟技术研究。E-mail: luyingshou1989@163.com

通讯作者: 黄 铭(1972), 男, 江西乐平人, 教授, 博士生导师, 主要从事岩土工程、水利工程安全监测研究。E-mail: Lsxhuangn@hotmail.com

此外,还要结合具体应用确定渗流的溢出边界如下:

$$k_x \frac{\partial H}{\partial x} \cos(n, x) + k_y \frac{\partial H}{\partial y} \cos(n, y) + k_z \frac{\partial H}{\partial z} \cos(n, z) \Big|_{\Gamma_3} \geq 0$$

且 $h(x, y, z, t) = 0$ (5)

式中: n 为外法线方向; q_n 为法向流量; $h = H - z$ 为压力水头; z 为位置水头。

由于式(1)在计算方法上将整个渗流范围作为研究对象,因此不需要对自由面进行调整,自由面只是正负压的分界面,避免了给水度的补给自由面边界的麻烦^[4]。式(1)与无热源的热传导微分方程相似,因此可以采用 ANSYS 的热分析模块求解非稳定渗流场问题^[5-9]。

2 BP 神经网络

BP 神经网络模型由网络拓扑结构、神经元特性函数和学习规则三部分组成^[13],一般网络拓扑结构采用三层前馈感知网络,神经元特性函数采用 Sigmoid 函数:

$$f(x) = [1 + \exp(-x)]^{-1} \quad (6)$$

该函数能较好地反映生物神经元的反映特性,并且导数是连续的。BP 算法采用的是误差逆传播,是一种有导师训练的多层前馈网络算法,能将一组输入输出的模拟仿真问题转化成非线性优化问题,基于梯度下降法调整网络的连接权值与阈值,使网络的输出尽可能的接近期望的输出。

标准的 BP 算法虽然从原理上证明了可以以任意精度逼近任何非线性函数,然而大量研究表明,基于梯度下降的 BP 算法在峡谷区容易产生震荡,影响函数的收敛,且容易陷入极小值。为改善标准 BP 算法的缺陷,有关学者提出了一些有效的改进算法^[11-14]。本文采用附加动量算法和修正激活函数法对标准 BP 算法进行改进。

附加动量算法^[13]是在权值调整公式中添加一项上一次的权值调整量,若用 W 代表某层权值, O 代表某层输入向量,则含有动量项的权值调整公式为

$$\Delta W(i) = \eta \delta O + \alpha \cdot \Delta W(i-1) \quad (7)$$

式中: $\Delta W(i)$ 为第 i 次的权值调整量; η 为学习速率, $0 < \eta < 1$; δ 为误差函数对输出层的各神经元的偏导数; α 为动量系数,一般有 $\alpha \in (0, 1)$; $\Delta W(i-1)$ 为第 $i-1$ 次的权值调整量。

附加的动量项反映了权值的历史调整量,考虑了权值在误差曲面上变化趋势的影响,可有效减小振荡,提高网络训练速度。

标准 BP 算法的激活函数常使用 S 型对数函数,即式(6),该函数在 0 或 1 附近的导数很小,会导致权值的改变量很小,从而增加网络的训练次数。因此,利用改进激活函数的方法修正误差曲面,可加快收敛速度。改进激活函数的方法是在标准 S 形函数引入新的系数项 m_1 、 m_2 和 m_3 ,修正后的函数为

$$f(x) = [1 + m_1 \cdot \exp(-m_2 \cdot (x + m_3))]^{-1} \quad (8)$$

研究表明^[11-13],调整激活函数的参数,不仅能提高神经元的自适应能力,同时还能明显的加快算法的收敛速度。

3 非稳定渗流的渗透系数反演方法

(1) 反演变量。影响海堤渗流场的主要因素为渗透系

数,以海堤二维渗流为分析对象,考虑渗透系数各向异性的特点,取反演变量为 $K = [k_x, k_y]^T$ 。

(2) 训练样本。在一定的渗透系数下,通过非稳定有限元计算可得到渗压计测点位置的渗压时间序列 $X = [h_t]^T$ (h_t 为 t 时刻测点的渗压),从而构成一对学习样本。通过设计出 N 组渗透系数 K ,便能模拟出渗压计测点的 N 组渗压序列 X ,便能构成 N 组训练样本对。神经网络计算中,将 X 作为输入样本, K 为输出样本。

(3) 网络学习。将 N 组样本对提供给改进的 BP 神经网络进行训练学习,以网络误差值 ε 小于一定的值作为收敛条件,将训练收敛后的网络保存。

(4) 渗透参数反演。将测点的实测渗压序列 X^0 输入训练好的网络中,经过网络的映射计算得到输出向量 K^0 ,以 K^0 回代到有非稳定渗流的有限元分析程序,对比经过模拟计算而得的渗压序列与实测渗压序列,从而可以判断出反演的合理性。

4 计算实例

4.1 有限元模型

浦东地区某海堤长期受到海潮影响,迎水侧以变化潮位作为水头荷载,背水侧的水头取地下水水位,地下水水位标高取 2.65 m。资料表明^[6],该堤段堤身为砂质粉土,以下为不透水层,其顶部标高为 -5.6 m。本文研究的是二维海堤非稳定渗流的参数反演,取典型断面,其有限元网格划分见图 1,图中测点 1 靠近上游侧,测点 2 靠近下游侧。

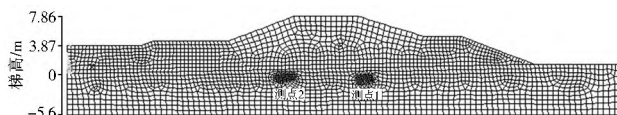


图 1 海堤非稳定渗流有限元模型

Fig. 1 The finite element model of unsteady seepage of the seawall

潮位是影响海堤渗压变化的重要外因之一。根据该海堤的监测资料,选取一个无降雨入渗的典型时段,将每间隔 1 个小时的潮位高程作为上游侧的水头边界条件,堤身底部与顶部法向流量 $q_n = 0$ 。根据相关资料得知,砂质粉土的水平渗透系数 k_x 的范围为 $2.0 \times 10^{-6} \sim 8.0 \times 10^{-6}$ m/s。由于堤身碾压填筑等原因,垂向渗透系数相对水平渗透系数小,垂向渗透系数与水平渗透系数的比值 R 取为 0.2~0.8。堤身填土密度 ρ 为 1920 kg/m^3 。容水度简化为一个常数^[6],在饱和区为 0,非饱和区为 $3.84 \times 10^{-2} \text{ m}^{-1}$ 。

4.2 BP 神经网络的学习样本

在给定的渗透系数下,通过 ANSYS 有限元软件进行海堤的非稳定渗流分析,提取测点 1 相应时刻模拟渗压值作为 BP 神经网络的输入层。取 69 个时刻的潮位水头进行模拟计算,得到 69 个渗压,因此网络输入层的节点为 69 个。输出层为渗透系数 $K = [k_x, k_y]^T$,输出层的节点即为 2 个。

根据前述堤身渗透系数的范围,参照全面试验设计原理,将水平渗透系数和垂向渗透系数分别设计成 7 个水平,如水平渗透系数 k_x 为 $2.0 \times 10^{-6} \text{ m/s}$ 、 $3.0 \times 10^{-6} \text{ m/s}$ 、..., $8.0 \times 10^{-6} \text{ m/s}$,垂向渗透系数根据比例关系取为 $k_x \times R$,其中 R 为 0.2, 0.3, ..., 0.8,最终设计成 7×7 个实验组。将这

49 组渗透系数代入有限元程序进行数值计算, 获得 49 组测点 1 的渗压序列, 便构成了 BP 神经网络的学习样本组。

4.3 BP 网络的学习

获得 49 组样本之后, 首先对样本数据进行预处理, 对输入输出数据进行归一化处理, 目的是使数据具有同等重要的地位, 而且由于 BP 神经网络以 S 形函数作为转移函数, 因此归一化可防止神经元的过饱和情况^[15]。归一化采用式(9)计算, 将同一类数据归一化到(0, 1)的范围。

$$\bar{x}_j = 0.8 \times \frac{x_j - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} + 0.1 \quad (9)$$

式中: \bar{x}_j 为归一化后渗压序列的第 j 个量值; x_j 为渗压序列; x_{\min} 、 x_{\max} 分别为同一水头下不同渗透系数计算的渗压组中的最小值、最大值。

BP 网络隐层节点数的设计采用如下式(10)进行计算:

$$m = \sqrt{n + l} + \beta \quad (10)$$

式中: m 为隐层节点数; n 为输入层节点数; l 为输出层节点数; β 为 1 至 10 之间的整数。

BP 神经网络通常以式(11)表示的误差平方总和公式作为网络误差。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^l (d_k - o_k)^2 \quad (11)$$

式中: p 为总样本组; l 为输出节点数; d_k 为期望的输出值; o_k 为网络的输出值。

参考相关工程应用经验^[15], 在网络学习过程中, 对 η 、 α 进行调整。先拟定 η 、 α 一个初值, 然后给定增量 $\Delta\eta$ 、 $\Delta\alpha$ 进行调试分析, 最后根据网络误差曲线的收敛变化状况, 可确定得当 $\eta = 0.064$ 、 $\alpha = 0.92$ 时, 网络误差收敛良好。同时, 参考修正激活函数方法^[16] 以及有关研究成果^[11], 可确定出激活函数的参数为 $m_1 = 1.3$ 、 $m_2 = 0.6$ 、 $m_3 = 0.15$ 。

根据以上分析, 本文将改进 BP 神经网络的网络结构取为 $69 \times 16 \times 2$ 。网络学习过程中, 以网络的误差平方总和小于 0.005 作为收敛条件。改进网络的训练误差与训练次数的关系见图 2。由图可知, 采用改进的 BP 神经网络, 训练约 2 700 次的时候即能达到误差收敛条件; 以同样本输入传统 BP 神经网络进行训练, 在达到同样的收敛精度时, 大约需要训练 15 000 次。说明采用改进的 BP 神经网络可提高训练速度, 节省时间。

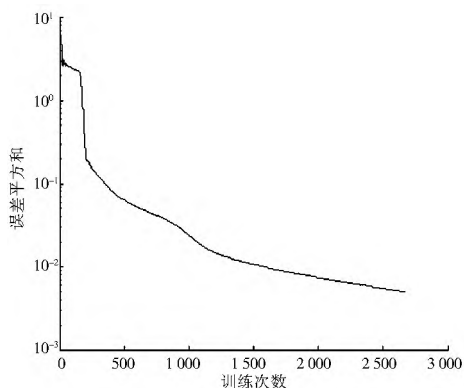


图 2 训练误差平方和与训练次数的关系

Fig. 2 Variation of the square sum of error with the time of training

4.4 反演验证

对监测资料进行分析, 提取测点 1 对应的实测渗压序列, 将此序列输入训练好的网络中, 计算得到水平渗透系数 k_x 和垂向渗透系数 k_y 分别为 5.673×10^{-6} m/s 和 2.029×10^{-6} m/s。将这两个渗透系数代入非稳定渗流分析的有限元模型中进行计算可获得各个时刻的渗流场, 图 3 为 10 月 14 日 12:30 时刻的海堤模拟渗压等值线图, 可知海堤渗压分布合理。最后提取测点 1 和测点 2 的渗压值进行分析比较, 图 4(a) 为测点 1 模拟计算而得的渗压序列与实际监测的渗压序列, 可知测点 1 的模拟渗压变化规律及趋势与实测值吻合, 其平均相对误差为 0.79%, 说明反演结果合理、可靠。同时, 为分析反演结果对整体范围内的有效性, 提取测点 2 的模拟渗压与实测渗压进行比较, 如图 4(b) 所示, 该测点的平均相对误差为 0.14%, 可见拟合效果也很理想。

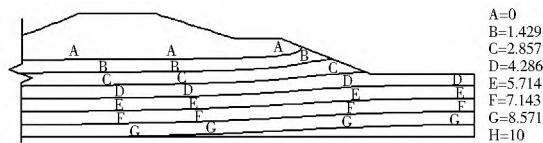


图 3 海堤渗压分布等值线

Fig. 3 The osmotic pressure distribution contour of the seawall

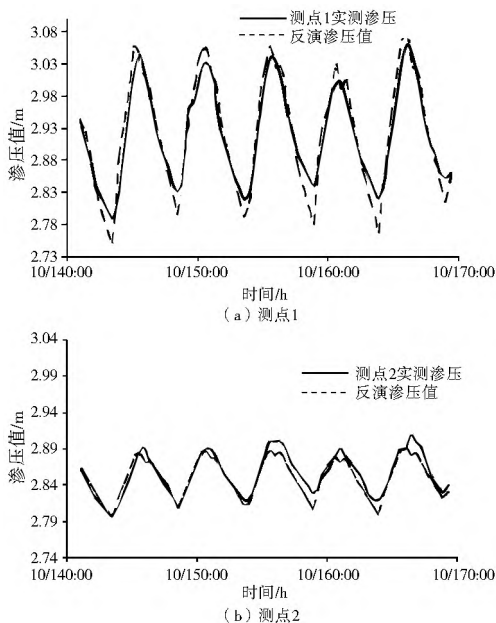


图 4 测点实际监测渗压值与模拟反演渗压值

Fig. 4 Comparison of the measured and simulated osmotic pressures at the monitoring points

5 结论

由于海堤常受快速涨落的潮水位的影响, 采用 ANSYS 有限元软件对海堤的非稳定渗流进行模拟分析, 在此基础上利用改进的 BP 神经网络并结合实际渗压资料建立海堤测点渗压序列与渗透系数的非线性关系。研究表明, 改进的 BP 神经网络可明显加快网络的收敛速度, 并且网络的训练状况良好。将实际监测而得的测点 1 渗压代入训练好的网络并反演计算得到海堤的渗透系数, 将反演结果代入海堤非稳定渗流的有限元分析程序进行计算, 提取相应测点的渗压进行

分析比较。研究显示,测点的模拟计算渗压与实际监测而得的渗压拟合效果理想,说明反演成果可靠、合理。

参考文献(References):

- [1] 黄铭. 潮位影响下的海堤渗压变化特点[J]. 人民长江, 2010, 41(6): 28-31. (HUANG Ming, Analysis on variation of sea wall osmotic pressure affected by tide level[J]. Yangtze River, 2010, 41(6): 28-31. (in Chinese))
- [2] 林奇, 王伟, 王颖, 等. 潮位涨落过程中海堤渗流及稳定分析[J]. 人民长江, 2011, 44(3): 83-86. (LI Qi, WANG Wei, WANG Ying, et al. Application study of new-type rectangular settling basin in water saving irrigation[J]. Yangtze River, 2011, 44(3): 83-86. (in Chinese))
- [3] Neuman S P. Saturated-unsaturated seepage by finite elements[J]. Hydraulic Div. ASCE, 1973, 99(12): 2233-2250.
- [4] 毛昶熙, 段祥宝, 李祖贻. 渗流数值计算与程序[M]. 南京: 海大学出版社, 1999. (MAO Changxi, DUAN Xiangbao, LI Zhuyi. Numerical Computation in Seepage Flow and Programs Application[M]. Nanjing: Hohai University Press, 1999. (in Chinese))
- [5] 辛丽萍, 王均星, 陈炜, 等. 三维饱和-非饱和瞬态渗流的 ANSYS 模拟[J]. 中国农村水利水电, 2009(7): 89-92. (XIN Liping, WANG Junxing, CHEN Wei, et al. 3D saturated-unsaturated transient seepage analysis by Ansys[J]. China Rural Water and Hydropower, 2009(7): 89-92. (in Chinese))
- [6] 李丹, 黄铭, 杨运宝, 等. 基于 Ansys 的海堤渗流分析[J]. 工程与建设, 2013, 27(2): 149-151. (LI Dan, HUANG Ming, YANG Yunbao, et al. Seepage analysis of seawalls based on Ansys[J]. Engineering and Construction, 2013, 27(2): 149-151. (in Chinese))
- [7] 张晓飞, 李守义, 陈尧隆, 等. 改进的 BP 神经网络在碾压混凝土坝温度场反分析中的应用[J]. 西安理工大学学报, 2009, 25(1): 95-99. (ZHANG Xiaofei, LI Shouyi, CHEN Yaolong, et al. Application of improved bp neural network in back analysis of temperature field in RCC Dams[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2009, 25(1): 95-99. (in Chinese))
- [8] 张乾飞, 王建, 吴中如. 基于人工神经网络的大坝渗透系数分区反演分析[J]. 水电能源科学, 2001, 19(4): 4-7. (ZHANG Qianfei, WANG Jian, WU Zhongru. Divisional back analysis of dam percolation parameter based on artificial neural network model[J]. International Hydroelectric Energy, 2001, 19(4): 4-7. (in Chinese))
- [9] 景孟旗, 沈长松, 刘宾, 等. 基于 BP 神经网络的堆石坝参数反分析[J]. 电子测试, 2013(20): 35-37. (JING Mengqi, SHEN Changsong, LIU Bin, et al. Back analysis of parameters of rockfill dam based on neural network[J]. Electronic Test, 2013(20): 35-37. (in Chinese))
- [10] 骆进军, 李波, 李立辉. 基于神经网络的大坝岩体渗透系数张量反演分析[J]. 水电能源科学, 2008, 26(5): 54-56. (LU Jinjun, LI Bo, LI Lihui. Study on energy catastrophe theory analysis of gravity dam sliding along foundation plane[J]. Water Resources and Power, 2008, 26(5): 54-56. (in Chinese))
- [11] 周娟, 黄铭. 基于改进神经网络的海堤渗压监测模型研究[J]. 人民长江, 2014, 45(3): 91-93. (ZHOU Juan, HUANG Ming. Multipoint seepage pressure monitoring model for sea dikes based on improved BP neural network[J]. Yangtze River, 2014, 45(3): 91-93. (in Chinese))
- [12] 王子征. 基于 ANSYS 的基坑土体参数反演及神经网络变形预测[D]. 天津: 天津大学, 2012. (WANG Zhenzheng. Back analysis of soil strata parameters in foundation pit and deformation prediction based on neural network[D]. Tianjin: Tianjin University, 2012. (in Chinese))
- [13] 陈明. 神经网络模型[M]. 大连: 大连理工大学出版社, 1995. (CHEN Ming. The Neural Network[M]. Dalian: Dalian University of Technology Press, 1995. (in Chinese))
- [14] 陆琼瑜, 童学锋. BP 算法改进的研究[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(3): 648-649. (LU Qiongyu, TONG Xuefeng. Analyses of improvement algorithms, of BP neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2007, 28(3): 648-649. (in Chinese))
- [15] 施彦, 韩力群, 廉小亲, 等. 神经网络设计方法与实例分析[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2009. (SHI Yan, HAN Liqun, LIAN Xiaopin, et al. Shenjing Wangluo Sheji Fangfa yu Shili Fenxi[M]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 2009. (in Chinese))
- [16] 黄敬频, 周永权. 可调激活函数递进提升输出维的选参方法[J]. 数学的实践与认识, 2005, 35(1): 142-147. (HUANG Jingpin, ZHOU Yongquan. Choose parameter method of variable activation function to recursion increase output dimension[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2005, 35(1): 142-147. (in Chinese))
- [12] Jarvis N J, Brown C D, Granitz E. Sources of error in model predictions of pesticide leaching: a case study using MACRO model[J]. Agri. Water Manage, 2000, 44: 247-262.
- [13] Or D, Wraith J M. Soil water content and water potential relationships. In Warrick, A. W. (ed.) Soil Physics Companion[M]. CRC Press, Boca Raton, Florida, 2002, 49-84.
- [14] Huang G H, Zhang R D, Huang Q Z. Modeling soil water retention curve with a fractal method[J]. Pedosphere, 2006, 16: 137-146.
- [15] Hwang S I, Powers S E. Lognormal distribution model for estimating soil water retention curves for sandy soils[J]. Soil Sci., Soc. Am. J., 2003, 168: 156-166.
- [16] Janki L J, Merry R H, Forrester S T, et al. Rapid prediction of soil water retention using mid infrared spectroscopy. Soil Sci., Soc. Am. J., 2007, 71: 507-514.
- [17] 邵明安. 四种方法推求土壤导水参数的差别及其准确性[J]. 中国科学院西北水土保持研究所集刊, 1985(2): 54-62. (SHAO Mingan. The difference and accuracy for four methods determining soil hydraulic parameters[J]. Memoir of NISWC, Academia, 1985(2): 54-62. (in Chinese))
- [18] 石玉洁, 杨文治, 费维温. 蒸发条件下土壤导水率和扩散率的测定[J]. 水利学报, 1984(2): 33-38. (SHI Yujie, YANG Wenzhi, FEI Weiwēn. The determination of hydraulic conductivity and diffusivity of soils under evaporation[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1984(2): 33-38. (in Chinese))
- [19] Shao M, Horton R. Integral method for estimating soil hydraulic properties. Soil Sci., Soc. Am. J., 1998, 62: 585-592.

(上接第 1117 页)