

吸附性土壤溶质运移参数识别的粒子群-差分算法*

任长江¹ 白丹^{1†} 周蓓蓓¹ 梁伟² 陈燕¹

(1 西安理工大学水利水电学院, 西安 710048)

(2 陕西师范大学旅游与环境学院, 西安 710062)

摘要 非饱和土壤水分和溶质运移参数(导水率、扩散率、水动力弥散系数)的识别是进行数值模拟的关键。基于垂直一维非饱和和吸附性土壤水分-溶质运移方程,以溴化钾为入渗溶液,分别以土壤含水率和溶质浓度的实测值与计算值标准差最小为优化目标,建立水分-溶质运移参数识别的多目标优化模型。应用权重系数法,将这一多目标优化问题转化为单目标优化问题,采用动态权重、异步时变学习因子的粒子群算法对模型求解。通过土柱实验,测定了 220、380 和 780 min 三组时刻的土壤含水率以及钾离子浓度的空间分布值,以前两组数据识别参数,第三组数据进行验证。结果表明入渗 780 min 权重系数为 0.5 时含水率以及钾离子浓度的计算值和实测值相关系数分别为 0.977 和 0.952,标准差分别为 0.007 4、2.369,实测值和计算值吻合较好,这表明粒子群识别水分和溶质运移参数是可行的。数值模拟表明,权重越大含水率实测和计算值的相关系数越大而浓度实测值和计算值的相关系数越小。

关键词 水分运移;溶质运移;粒子群算法;有限差分法;参数识别;多目标函数

中图分类号 S278 **文献标识码** A

土壤水分以及溶质运移方程参数的确定是土壤水分和溶质运移数值模拟的基础。目前对土壤水分和溶质参数的求解主要有:借助现代测量设备、模型模拟软件、数值计算、数值反演等方法。Kandasamy 等^[1]利用高光谱影像技术通过对土壤光谱的分析, Mohamed 和 Marwan^[2]利用 TDR (Time Domain Reflectometry) 对土壤介电常数的测定, Candemir 等^[3]通过对土壤物理特性的测定等方法间接地计算出了土壤水分运移相关参数。现代测量设备能够快速测量水分以及溶质运移参数,但高昂的设备费用使其应用受到限制;刘建军等^[4]利用 Hydrus-1D 软件, Zhang^[5]采用 Mike2-D 软件包,张嘉和王明玉^[6]利用 MT3DMS 软件分别对一维、二维、三维等水分、溶质运移参数进行了求解。模拟软件能够快速的研究问题给出模拟结果,但模拟的精度易受软件运行参数设置的影响。Duan 和 Cui^[7]基于小波函数用 Wavelet-Galerkin 法,杨文涛等^[8]利用 Gm-Cxftfit 方法,王康等^[9]采用粒子平均移动和分形理论等数值方法计算土壤溶质运移参数。数值法求解此类问题具有一定的精度,但也存在公式推导过程繁琐复杂或者数值震荡等问题; Lou 和

Li^[10]、崔凯等^[11]、Li 等^[12]利用同伦正则化法和参数迭代优化算法,杨坤等^[13]、Sun H Y 等^[14]采用遗传算法对土壤水分参数进行了数值反演,数值反演在解决此类问题中应用较广,但也存在算法不收敛或者陷入局部最优解等问题。因此寻求设备简单、方法简便、计算精确、算法收敛的计算水分和溶质运移参数方法是本文要研究的内容。

1 非饱和水分-溶质运移方程及其参数

定水头定浓度条件下一维垂直非饱和和吸附性水分-溶质运移方程^[15]:

$$\begin{cases} \frac{\partial \theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(D(\theta) \frac{\partial \theta}{\partial x} \right) - \frac{\partial K(\theta)}{\partial x} \\ \left(1 + \frac{k_d r_d}{\theta} \right) \frac{\partial (c\theta)}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(D_{ln} \frac{\partial c}{\partial x} \right) - \frac{\partial (c j_w)}{\partial x} \\ \theta = \theta_a, c = c_a & (t = 0, x) \\ \theta = \theta_b, c = c_b & (x, t = 0) \\ \theta = \theta_a, c = c_a & (t = \infty, x) \end{cases} \quad (1)$$

* 国家自然科学基金项目(50979089, 51239009)资助

† 通讯作者:白丹(1960—),男,教授,博士生导师,主要从事节水灌溉理论与技术研究。E-mail: baidan@xaut.edu.cn

作者简介:任长江(1984—),男,博士研究生,主要从事节水灌溉理论与技术研究。E-mail: changjiang412032@163.com

收稿日期:2012-07-26;收到修改稿日期:2013-01-03

式中, θ 为体积含水率 ($\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$), θ_a 为土壤初始含水率 ($\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$), θ_b 为土壤上边界含水率 ($\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$), c 为入渗溶液浓度 (mg L^{-1}), c_a 为土壤初始浓度 (mg L^{-1}), c_b 为土壤上边界浓度 (mg L^{-1}), $D(\theta)$ 为非饱和扩散率 ($\text{cm}^2 \text{min}^{-1}$), $K(\theta)$ 为非饱和导水率 (cm min^{-1}), $D_{lh}(\theta)$ 为水力弥散系数 ($\text{cm}^2 \text{min}^{-1}$), k_d 为吸附系数, v 为平均孔隙流速 (cm min^{-1}), r_b 为土壤容重 (g cm^{-3}), J_w 为水分通量 (cm min^{-1}), x 为入渗距离 (cm), t 为入渗时间 (min)。

非饱和扩散率^[15]和非饱和导水率^[16]以及水力弥散系数^[17]计算公式如下:

$$D(\theta) = D_0(\theta/\theta_b)^m \quad (2)$$

$$K(\theta) = K_s e^{-\beta(\theta_b - \theta)} \quad (3)$$

$$D_{lh} = D_w \tau \quad (4)$$

式中, K_s 为饱和导水率 (cm min^{-1}), D_w 为自由水中分子扩散系数 ($\text{cm}^2 \text{min}^{-1}$), $\tau = \theta^{7/3}/\theta_s^2$, D_0 、 m 、 β 为经验常数。

2 待求参数计算方法

2.1 优化模型

对于一维垂直吸附性非饱和水分-溶质运移问题,通过试验可获得不同时间不同位置上土壤含水

$$\begin{cases} \min Z = (1 - \alpha) \min Z_1 + \alpha \min Z_2 \\ = (1 - \alpha) \sqrt{\sum_{j=1}^h \sum_{i=1}^h (\theta_{ij} - \theta_{ij}(K_s, \beta, D_0, m))^2 / n} + \alpha \sqrt{\sum_{j=1}^h \sum_{i=1}^h (c_{ij} - c_{ij}(D_0, m, K_s, \beta, D_w, k_d))^2 / n} \\ \theta_{sij} = (\theta_{\max} - \theta_{ij}) / (\theta_{\max} - \theta_{\min}); c_{sij} = (c_{\max} - c_{ij}) / (c_{\max} - c_{\min}) \end{cases} \quad (6)$$

式中, α 为权重系数 ($0 < \alpha < 1$)。

2.2 粒子群算法求解模型步骤

参数识别优化计算模型式(6)是一个含有6个参数的非线性规划模型,其目标函数值与各点含水率以及浓度的实测值和计算值有关,而土壤含水率和溶质浓度计算值与 D_0 、 m 、 K_s 、 β 、 D_w 、 k_d 这6个参数有关,对此问题难以建立明确的函数关系式,针对这一复杂的优化问题采用有粒子群^[19]有限差分法进行求解,粒子群算法参数识别具体计算过程见图1所示。粒子群算法两个主要参数为粒子位置和速度,本例中是水分和溶质运移参数的函数,粒子位置和速度采用动态权重和异步时变学习因子进行更新,见式(7)~式(13)所示。

$$x_i = \text{rand}(D_0, m, K_s, \beta, D_w, k_d) \quad (7)$$

$$v_i = \text{rand}(D_0, m, K_s, \beta, D_w, k_d) \quad (8)$$

$$x_{i+1} = x_i + v_i \quad (9)$$

率和溶质浓度实测值,同时对式(1)水分和溶质运移方程采用差分法,代入参数 D_0 、 m 、 K_s 、 β 、 D_w 、 k_d 便可获得和试验中对应时空分布条件下的土壤含水率以及溶质浓度计算值。分别以水分和溶质浓度的实测值和计算值的标准差最小建立如下所示多目标优化模型。

$$\begin{cases} \min Z_1 = \sqrt{\sum_{j=1}^h \sum_{i=1}^h (\theta_{ij} - \theta_{ij}(K_s, \beta, D_0, m))^2 / n} \\ \min Z_2 = \sqrt{\sum_{j=1}^h \sum_{i=1}^h (c_{ij} - c_{ij}(D_0, m, K_s, \beta, D_w, k_d))^2 / n} \end{cases} \quad (5)$$

式中, i 为采样位置点序号, n 为采样位置点总数, j 为采样时间点序号, h 为采样时间点总数, θ_{ij} 为第 j 时刻第 i 点含水率实测值 ($\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$), c_{ij} 为第 j 时刻第 i 点溶质浓度实测值 (mg L^{-1}), $\theta_{ij}(K_s, \beta, D_0, m)$ 为第 j 时刻第 i 点含水率计算值 ($\text{cm}^3 \text{cm}^{-3}$), $c_{ij}(D_0, m, K_s, \beta, D_w, k_d)$ 为第 j 时刻第 i 点溶质浓度计算值 (mg L^{-1})。

由于土壤含水率和溶质浓度单位量级不同,故采用归一化法将含水率和浓度转化为 $0 \sim 1$ 区间上无量纲数值,记归一化后第 i 点第 j 时刻含水率和溶质浓度分别为 θ_{sij} 、 C_{sij} ,然后采用权重系数法^[18]将式(5)多目标优化问题,转化为式(6)单目标优化模型。

$$v_{i+1} = w_i v_i + c_1 \text{rand}(pbest_i - x_i) + c_w \text{rand}(gbest_1 - x_i) \quad (10)$$

$$w_i = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min})i/n \quad (11)$$

$$c_1 = c_{1i} + (c_{1f} - c_{1i})i/n \quad (12)$$

$$c_2 = c_{2i} + (c_{2f} - c_{2i})i/n \quad (13)$$

式中, c_1 、 c_2 为异步时变学习因子, c_{1i} 、 c_{1f} 、 c_{2i} 、 c_{2f} 为 c_1 和 c_2 的初始值和最终值; $pbest_i$ 、 $gbest_1$ 为粒子历史最优位置和全局最优位置, w_i 为第 i 代惯性权重因子, w_{\max} 、 w_{\min} 为最大和最小惯性权重因子, n 为迭代次数。

待求参数优化计算过程实际上是联合运用一维非饱和水分运移方程和溶质运移方程以及待求参数计算的多目标数学模型进行的,对一维非饱和土壤水分-溶质运移方程采用差分法求解,而待求参数计算的多目标数学模型则采用粒子群算法求解,最终获得待求参数的最优值。

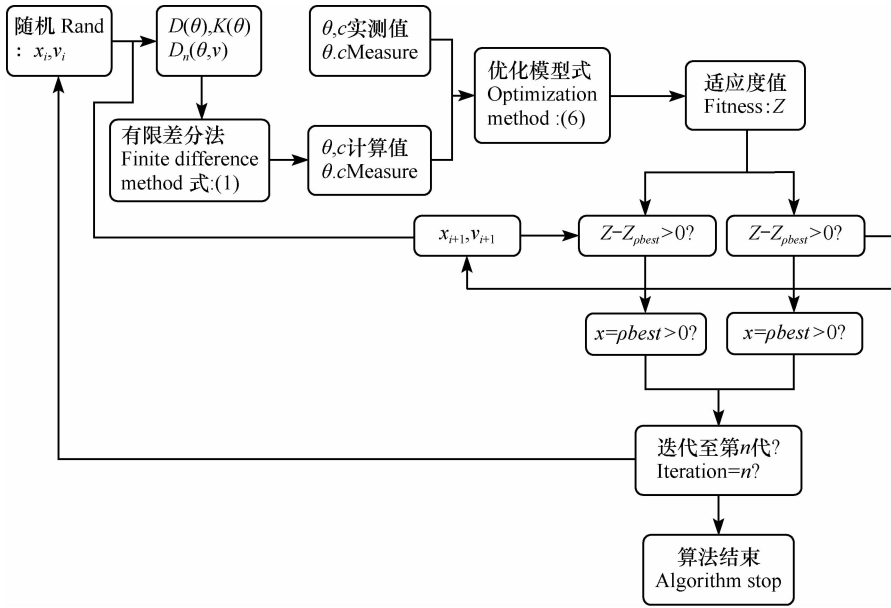


图 1 参数优化示意图

Fig. 1 Flowchart of parameter optimization

3 实例验证

3.1 试验材料及测量方法

实验土样为西安粉壤土, 粒径组成见表 1, 经风干、碾压过 1 mm 筛后装入高 100 cm、内径 15 cm 的圆柱形有机玻璃土柱。土壤容重 $r_b = 1.35 \text{ g cm}^{-3}$ 土壤初始含水率 $\theta_a = 0.074 \text{ cm}^3 \text{ cm}^{-3}$, 饱和含水率 $\theta_b = 0.451 \text{ cm}^3 \text{ cm}^{-3}$, 土壤初始 K^+ 浓度 $c_a = 117.4 \text{ mg L}^{-1}$, 入渗溶液为 $c_b = 100 \text{ mg L}^{-1}$ 的 KBr。采用取土烘干法测量土壤含水率, 对土壤 K^+ 的测量先用 0.05 mol L^{-1} 中性醋酸铵, 按 20:1 的水土质量比提取土壤浸提液, 经震荡、过 $0.45 \mu\text{m}$ 滤膜后, 采用火焰原子吸收光谱法对清液进行测量, $t = 220, 380$ 和 780 min 时实测水分和 K^+ 浓度见图 2 所示:

表 1 土壤粒径组成

Table 1 Soil particle size composition

粒径 Particle size (mm)	0 ~ 0.02	0.02 ~ 0.05	0.05 ~ 1
百分比 Percent (%)	23.75	40.51	35.74

3.2 待求参数计算

本例中粒子群算法主要参数为: 迭代次数 = 200, 个体数目 = 48, 惯性因子 $w_{\min} = 0.45$, $w_{\max} = 0.9$, 学习因子 $c_{1i} = c_{2f} = 2.5$, $c_{1f} = c_{2i} = 0.5$; 待求参数约束条件为^[20-23]: $4.7 \leq D_0 \leq 25.4$, $1.821 \leq m \leq 10.02$, $0.00023 \leq K_s \leq 0.121$, $9.1 \leq \beta \leq 37$, $0.0014 \leq$

$D_w \leq 0.0042$, $0.461 \leq k_d \leq 4.600$, 模型权重系数 $\alpha = 0.5$ 。把 $t = 220 \text{ min}$ 和 380 min 时各点土壤含水率和 K^+ 的实测值代入待求参数优化模型式(6), 得参数最优值 $D_0 = 9.856$, $m = 4.472$, $K_s = 0.00615$, $\beta = 17.96$, $D_w = 0.00395$, $k_d = 1.533$, 粒子群算法适应度值变化如图 3 所示。

3.3 参数验证以及分析

为了验证优化所求参数的合理性, 将所得参数代入式(1), 对 $t = 780 \text{ min}$ (权重系数 $\alpha = 0.5$) 时的土壤含水率和 K^+ 浓度进行模拟计算, 其实测值和计算值如图 4 所示, 为了分析模型不同权重系数对含水率和溶质模拟结果的影响, 对 $t = 780 \text{ min}$, α 分别取 0.2、0.5、0.8 时的含水率以及 K^+ 浓度的实测值和计算值进行表 2 所示相关性以及标准差分析。

表 2 权重系数对相关系数和标准差的影响

Table 2 Effect of weight coefficient on correlation coefficient and standard deviation

权重系数 Weight coefficient	相关系数 Correlation coefficient		标准差 Standard deviation	
	θ	K^+	θ	K^+
	0.2	0.966	0.972	0.0116
0.5	0.977	0.952	0.0074	2.369
0.8	0.980	0.939	0.0052	3.462

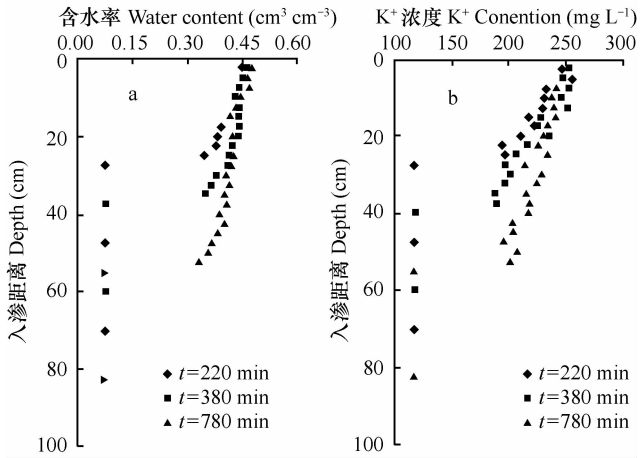


图2 含水率和 K⁺ 浓度实测值(a 含水率,b K⁺ 浓度)
 Fig. 2 Measured values of water content and K⁺ concentration
 (a Water content, b K⁺ concentration)

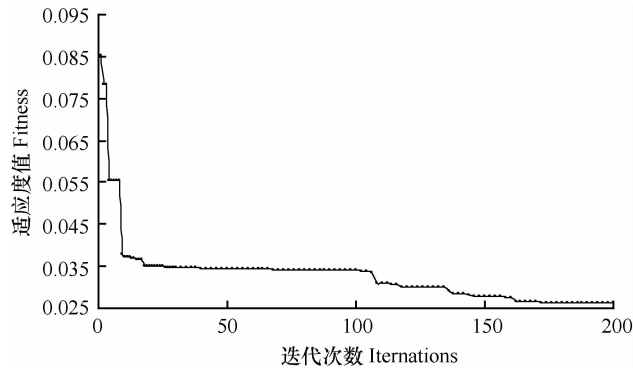


图3 粒子群算法适应度变化图
 Fig. 3 Fitness of the particle swarm algorithm

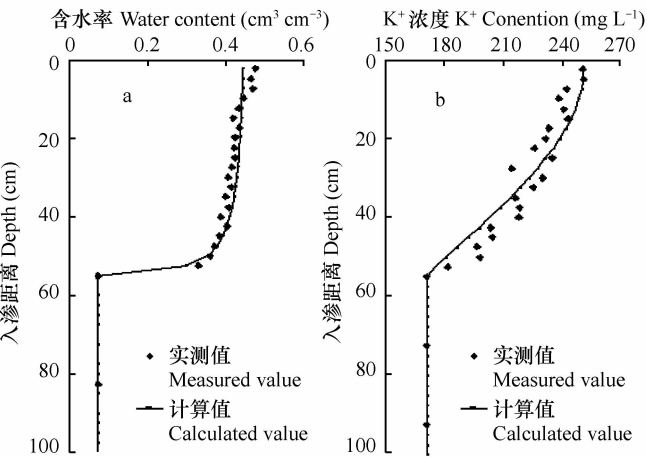


图4 t = 780 min 时含水率和 K⁺ 浓度实测值与计算值
 (a 含水率,b K⁺ 浓度)

Fig. 4 Measured and calculated value of water content and K⁺ concentration after 780 minutes (a Water content, b K⁺ concentration)

由图 4 可知含水率以及 K⁺ 浓度的实测值与计算值吻合较好,由表 2 也可看出随着权重系数逐渐增大含水率实测值与计算值相关性随之增大,标准差变化则与之相反;而 K⁺ 浓度实测值与计算值相关系数则是随着权重系数的增大而减小,标准差则随着权重系数的增大而减小。这是由于当 $\alpha = 0.8$ 时整个多目标函数接近于含水率的单目标函数,含水率实测值在参数优化中在起主要作用,而当 $\alpha = 0.2$ 时,整个多目标函数接近于溶质浓度的单目标函数,而当 $\alpha = 0.5$ 时含水率和溶质浓度误差介于 $\alpha = 0.2$ 和 $\alpha = 0.8$ 时的误差之间,而实际中应根据情况适当调整权重系数,而不能顾此失彼,尽量使平均误差达到最小。

3.4 算法时间及精度分析

为了分析不同算法计算效率和计算精度,分别采用遗传算法(GA)、模式搜索算法(PSA)、粒子群算法(PSO)在相同条件下(相同种群数、相同权重系数)迭代次数分别为 200、350 和 700 时对式(6)目标函数进行优化求解,三种算法 CPU 消耗时间以及适应度值见表 3。

表 3 算法(遗传算法、模式搜索、粒子群算法)时间和计算精度
 Table 3 Time and accuracy of the calculation(GA, PSA and PSO)

算法 Algorithm	时间 Time (min)			适应度值 Fitness		
	200	350	700	200	350	700
GA	50.54	70.75	120.8	0.125	0.065	0.001 13
PSA	8.35	12.75	24.54	0.183	0.125	0.004 38
PSO	35.21	47.45	65.42	0.097	0.026	0.001 12

由表 3 可知三种算法相同迭代次数下,遗传算法 CPU 时间最长,模式搜索算法 CPU 时间最短,而三种算法中模式搜索算法适应度值最大(精度最差),粒子群算法适应度值最小,遗传算法和粒子群算法适应度值差不多。这可能与遗传算法近似遍历的搜索方式有关,算法大部分时间消耗在无效的函数值计算上,但这能保证算法搜索到最优函数值;模式搜索由于其加速因子和衰减因子的作用可大大提高算法计算效率,但这也有可能使算法跳过最佳值,以牺牲算法的精度换来算法的计算效率;而粒子群算法的动态权重因子可有效提高算法在开始搜索时的全局探索能力,因而能减少算法搜索时间,动态时变学习因子则保证了算法后期的收敛性,并避免算法陷入局部最优,提高了算法计算精度。从算法的时间效率和计算精度综合来看,粒子群算法优于其他两种算法。

4 结 论

本文提出了一种同时反求水分和溶质运移参数的新方法。(1)以含水率和溶质浓度的实测值与计算值标准差最小为优化目标,建立了以水分和溶质运移参数为变量的多目标优化模型,采用动态异步时变粒子群算法对模型进行了优化求解。(2)分析了不同权重系数对数值模拟精度的影响,随着权重系数的增大含水率实测值与计算值的相关系数也随之增大、标准差随之减小,而 K^+ 浓度实测值与计算值相关系数则随着权重系数的增大而减小、标准差随之增大。(3)三种算法中模式搜索算法 CPU 计算时间最快,但精度较差;遗传算法精度较好,但 CPU 所需计算时间较长;而动态时变异步粒子群算法既满足了算法开始时候具有较好的探索能力,同时随着迭代次数的增加,也保证了了算法后期的收敛性,算法收敛较快、精度较高。

参 考 文 献

- [1] Kandasamy S, Tavin F, Minghelli-Roman A, et al. Optimization of image parameters using a hyperspectral library application to soil identification and moisture estimation. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2009, 3: 141—144
- [2] Mohamed A M O, Marwan S. Impact of soil magnetic properties on moisture content prediction usingtdr. *Astm Geotechnical Testing Journal*, 2011, 34(3): 273—278
- [3] Candemir F, LserG U C. Influencing factors and prediction of hydraulic conductivity in fine-textured alkaline soils. *Arid Land Research and Management*, 2012, 26(1): 15—31
- [4] 刘建军,王全九,王卫华,等. 利用 hydrus-1d 反推土壤水力参数方法分析. *世界科技研究与发展*, 2010, 32(2): 173—175. Liu J J, Wang Q J, Wang W H, et al. Inverse solution soil hydraulic parameters and verification using hydrus—1d model (In Chinese). *World Sic-Tech Research and Development*, 2010, 32(2): 173—175
- [5] Zhang W. A 2-d numerical simulation study on longitudinal solute transport and longitudinal dispersion coefficient. *Water Resources Research*, 2011, 47(7): W7533
- [6] 张嘉,王明玉. 非均质渗透介质纵向弥散度数值模拟估算法适宜性探析. *中国科学院研究生院学报*, 2011, 28(1): 35—42. Zhang J, Wang M Y. Suitability of the numerical simulation approach for estimation of longitudinal dispersive in heterogeneous media (In Chinese). *Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences*, 2011, 28(1): 35—42
- [7] Duan Q, Cui X. A wavelet-galerkin method for the solute transport equations in groundwater. *International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering*, 2009: 1—5
- [8] 杨文涛,刘春平,文红艳. 一种估计溶质运移参数的统计—确定性方法. *勘察科学技术*, 2006(5): 16—19. Yang W T, Liu C P, Wen H Y. A statistic-determined method for estimation of solute transport parameters in porous media (In Chinese). *Site Investigation Science and Technology*, 2006(5): 16—19
- [9] 王康,张仁铎,周祖昊,等. 基于分形理论的土壤水力弥散系数尺度模型. *灌溉排水学报*, 2006, 25(1): 1—5. Wang K, Zhang R D, Zhou Z H, et al. Modeling scale-dependent soil dispersivity with a fractal approach (In Chinese). *Journal of Irrigation and Drainage*, 2006, 25(1): 1—5
- [10] Lou H, Li G. Numerical inversion for determining time-dependent reaction coefficient in 1-d solute transportation by homotopy regularization algorithm. *International Conference on Computational and Information Sciences*, 2011: 1208—1211
- [11] 崔凯,杨国伟,李兴斯,等. 用同伦方法反演非饱和土中溶质迁移参数. *力学学报*, 2005, 37(3): 307—312. Cui K, Yang G W, Li X S, et al. A homotopy method for parameter inversion of solute transport through unsaturated soils (In Chinese). *Acta Mechanical Sinica*, 2005, 37(3): 307—312
- [12] Li G S, Yao D, Wang Y Z, et al. Numerical inversion of multi-parameters in multi-components reactive solutes transportation in an undisturbed soil-column experiment. *Computer Modeling in Engineering and Sciences*, 2009, 51(1): 53—72
- [13] 杨坤,白丹,郝祥琪,等. 基于遗传算法的土壤水分运动参数识别. *农业工程学报*, 2009, 25(9): 32—35. Yang K, Bai D, Hao X Q, et al. Identification of soil hydraulic properties based on genetic algorithm (In Chinese). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2009, 25(9): 32—35
- [14] Sun H Y, Wang Q J, Li X B. The application of adaptive immune genetic algorithm for parameter optimization in soil water movement. *Third International Conference on Natural Computation*, 2007, 5: 130—134
- [15] 邵明安,王全九,黄明斌. *土壤物理学*. 北京:高等教育出版社, 2006. Shao M A, Wang Q J, Huang M B. *Soil physics* (In Chinese) Beijing: Higher Education Press, 2006
- [16] 雷志栋,杨诗秀,谢森传. *土壤水动力学*. 北京:清华大学出版社, 1988. Lei Z D, Yang S X, Xie S C. *Soil water dynamics* (In Chinese) Beijing: Tsinghua University Press, 1988
- [17] Zou Z Y, Young M H, Li Z, et al. Estimation of depth averaged unsaturated soil hydraulic properties from infiltration experiments. *Journal of Hydrology*, 2001, 242(12): 26—42
- [18] 林铨云,董加礼. 多目标优化的方法与理论. 长春:吉林教育出版社, 1992. Lin C Y, Dong J L. *Multi-objective optimization method and theory* (In Chinese). Changchun: Jilin Education Press, 1992
- [19] 廖猜猜,席光,徐建中. 一种求解约束优化问题的改进粒子群算法及其应用. *工程热物理学报*, 2010, 31(1): 32—35. Liao C C, Xi G, Xu J Z. An improved pso algorithm for solution of constraint optimization problem and its application (In Chinese). *Journal of Engineering Thermophysics*, 2010, 31(1): 32—35
- [20] Philip J R. The theory of infiltration: 1. The infiltration equation and its solution. *Soil Science*, 1957, 83(5): 345

- [21] Olsen S R, Kemper D. Movement of nutrients to plant roots. *Advances in Agronomy*, 1968, 20: 91—151
- [22] Shahu J T H. Discussion of “analysis of extensible reinforcement subject to oblique pul”. *Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 2010, 9(136): 1305—1305
- [23] 朱咏莉,王益权,吴金水. 土壤水分对钾离子固液相分配特征的影响. *土壤学报*, 2004, 41(3): 466—470. Zhu Y L, Wang Y Q, Wu J S. Effect of soil water dynamic process on the distribution of potassium between solid and liquid phase (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2004, 41(3): 466—470

USING PARTICLE SWARM-FINITE DIFFERENCE ALGORITHM TO IDENTIFY TRANSPORT PARAMETERS OF WATER-SOLUTE IN ADSORPTIVE SOIL

Ren Changjiang¹ Bai Dan^{1†} Zhou Beibei¹ Liang Wei² Chen Yan¹

(1 *Institute of Water Resources and Hydroelectric Engineering of Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China*)

(2 *Tourism and Environment College of Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China*)

Abstract It is the key to numerical modeling of water and solute transportation in unsaturated soil to identify parameters of the transportation. Based on the vertical one-dimensional equation for transportation of water-solute in unsaturated adsorptive soil, a multi-target optimized model for identification of parameters of water-solute transportation was established, using KBr as infiltration solution and the minimum standard deviations between measured and observed values of water content and solute concentration as targets of optimization. The multi-target optimization issue was converted into a single-target one, with the weight coefficient method. The particle swarm optimization (PSO) algorithm of dynamic weight and asynchronous time-varying learning factors was used to solve the model. A soil column experiment was conducted in lab to determine water content and spatial distribution of K^+ at the time of 220, 380 and 780 minutes, separately. The data of the first two time groups were used for identification of parameters, and those of the third group for validation. Results show that the correlation coefficient between measured and calculated values of water content and K^+ concentration was 0.977 and 0.952, when the weight coefficient of the treatment of 780 min infiltration was 0.5, demonstrating that they are well dovetailed and that it is feasible to use PSO to identify soil transportation parameters of water and solute in the soil. The numerical simulation indicates that the higher the weight, the higher the correlation coefficient between measured and calculated values of water content and the lower the correlation coefficient between measured and calculated values of K^+ concentration.

Key words Water transport; Solute transport; Particle swarm algorithm; Finite difference method; Parameter identification; Multi-target function

(责任编辑:汪枫生)