DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.11.010

多数据源土壤传递函数模型在水分模拟中的不确定性*

王改改　张玉龙　虞　娜
(沈阳农业大学土地与环境学院, 沈阳 110866)

【摘要】 基于前馈神经网络的传递函数模型,采用 4 种不同的数据源预测土壤水分特征曲线,并借助误差统计指标、Hydrus-1D 水动力学模型对传递函数模型的预测性能及其应用不确定性进行了分析。结果表明,预测土壤水吸力 1 000、10 000、15 000 cm 对应含水率 θ_{1000}、θ_{10000}、θ_{15000}时,相对于仅有颗粒组成变量的传递函数模型,增加容重和 θ_{60}(水吸力 60 cm 对应的含水率)传递函数模型的平均绝对误差降低了 42.86%、23.87%、26.15%;增加 θ_{60}和 $\theta_{15\,000}$模型预测 θ_{100}、θ_{10000}、θ_{15000}的平均绝对误差比仅包含 θ_{60}模型降低了 8.67%、16.96%、15.95%。将模型预测的 van Genuchten 参数应用于土壤水分模拟,增加 θ_{60}模型的平均绝对误差比以颗粒组成为输入变量模型的相应值降低了 11.11%;相对于增加 θ_{60}的传递函数,额外再增加 θ_{15000}并未降低模型应用过程中的不确定性。

关键词: 土壤传递函数　数据源　不确定性　土壤水分特征曲线
中图分类号: S152.3　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2012)11-0045-06

Soil Pedotransfer Function of Multiple Data Source and Its Uncertainty in Water Simulation

Wang Gaigai　Zhang Yulong　Yu Na
(*College of Land and Environment*, *Shenyang Agricultural University*, *Shenyang* 110866, *China*)

Abstract

Pedotransfer function was established to predict soil water retention curve by using the feed-forward neural networks methods. The prediction performance and application uncertainty of pedotransfer function were analyzed according to the error statistics index and Hydrus-1D water dynamics model. The results showed that mean absolute error value of θ_{1000}, θ_{10000}, θ_{15000} (soil water retention θ_{1000}, θ_{10000}, θ_{15000} at soil water suction equal to 1 000 cm, 10 000 cm and 15 000 cm, respectively) using pedotransfer functions with particle size distribution, bulk density, θ_{60} as predictor was 42.86%, 23.87% and 26.15% lower than the value of PTF1 using particle size distribution as predictor. Mean absolute error of θ_{100}, θ_{10000}, θ_{15000} using pedotransfer function which added θ_{15000} as predictor was 8.67%, 16.96% and 15.95% lower than pedotransfer function using θ_{60} (soil water θ_{60} at soil water suction equal to 60 cm) as predictor. The parameters of van Genuchten equation were predicted using pedotransfer function were used to simulate soil water, the MAE value of PTF using θ_{60} as predictor was 11.11% lower than PTF using particle size distribution as predictor. Therefore, adding additional θ_{15000} cannot reduce the uncertainty of pedotransfer function application comparing with the pedotransfer function using particle size, bulk density θ_{60} as predictor.

Key words　Pedotransfer function, Data resource, Uncertainty, Soil water retention curve

收稿日期: 2012-03-13　修回日期: 2012-05-27
* 国家重点基础研究发展计划(973 计划)资助项目(2011CB100502)
作者简介: 王改改,博士后,主要从事土壤属性空间变异研究,E-mail: wanggaigai@yahoo.cn
通讯作者: 张玉龙,教授,博士生导师,主要从事土壤改良和农业环境保护研究,E-mail: ylzsau@163.com

引言

土壤水力特性是非饱和土壤水分运动及溶质运移研究的基础。传递函数模型(pedotransfer functions,简称 PTFs)根据容易获得的理化特性可以快速获得不同尺度上的水力参数,已在世界范围得到广泛的应用[1~2]。

目前,传递函数模型的构建方法主要有线性回归、非线性回归、神经网络等[3~4],其中,基于前馈神经网络理论建立的传递函数由于不需要先验假设,可通过迭代运算获得目标变量的最优函数,具有较大的优越性。Rosetta 程序可以快速预测水力参数,并被广泛应用于室内、田间的水分循环及溶质运移的研究,尤其是 1 维、2 维、3 维的 Hydrus 水分模拟中[5~6],但很少定量评价不同输入数据神经网络传递函数预测参数对 Hydrus 水分循环模拟的影响,忽略了模型运用过程中的不确定性[7]。

输入数据是影响传递函数模型应用不确定性的重要因素之一[8~9],定量评价不同输入数据对传递函数模型预测性能及其水分模拟不确定性的影响,可为神经网络模型输入数据的选择提供依据,从而提高模型的利用效率。因此本文通过设计不同的神经网络输入数据展开传递函数模型及其在 Hydrus-1D 模型应用中的不确定性研究,以期为模型利用效率的提高、模型应用过程中不确定性的降低提供数据基础。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于辽宁省抚顺市章党镇,该区属于辽东山地丘陵区,地势东南高、西北低,属长白系龙岗山脉,平均海拔高度为 400 ~ 500 m。土壤类型为山地棕壤,气候属温带大陆性季风气候,雨热同季,四季分明。年平均气温为 13.9℃;年降水量为 826.8 mm。

1.2 样品采集与分析

沿坡地断面从坡脚到坡顶采用环刀采集 5 ~ 9 cm土深的土壤样品 53 个,带回室内测试分析。采用吸管法测定土壤的颗粒组成,采用环刀法测定土壤容重,采用元素分析仪测定土壤有机质。土壤水分特征曲线的低水吸力段(10 ~ 100 cm)采用水头法测定,中高水吸力段(200、600、1 000、3 000、6 000、10 000、15 000 cm)采用压力膜仪测定,并采用最小二乘法获得 van Genuchten 方程中的 4 个水力参数[10],即

$$\theta(h)=\begin{cases}\theta_r+\dfrac{\theta_s-\theta_r}{(1+|\alpha h|^n)^m} & (h<0)\\ \theta_s & (h\geqslant 0)\end{cases} \tag{1}$$

其中 $m=1-1/n$

式中 $\theta(h)$——土壤水吸力 h 时的含水率

θ_s——土壤饱和含水率

θ_r——残余含水率 n、m——形状参数

α——进气吸力的倒数,1/cm

土壤饱和导水率的测定如下:将饱和环刀土样上部表面处于恒定高度积水层下,下部断面置于连接烧杯的漏斗上,测量通过土柱单位时间单位横截面积的水量后根据达西定律计算饱和导水率,测定水温并换算为 10℃时的饱和导水率[11]。

1.3 土壤传递函数模型

为了分析不同输入数据对传递函数模型预测精度的影响,研究 Rosetta 程序中预测目标变量,所采用的数据源见表 1,表中,θ_{60}、θ_{15000}分别指土壤水吸力 60 cm、15 000 cm 时的含水率。该程序的模型采用前馈神经网络,其结构由输入层、输出层和隐含层构成,输入层、输出层的节点数与模型输入、输出变量数相同,隐含层有 6 个隐含节点。模型隐含层和输出层节点处的权重系数通过迭代运算校正,模型隐含层和输出层的输出均通过 sigmoid function 产生。最后神经网络模型采用 bootstrap 方法对神经网络独立样本的预测结果进行验证[12~13],模型的迭代次数为 60 次。程序的原始数据集包含 2 134 个土壤水分特征曲线样本,共有 20 574 个土壤水分点,包含了美国制土壤质地分类系统的 12 个分类,可用于各种质地的土壤[13~14],因此采用 Rosetta 程序对待研究的土壤样本进行水分特征曲线模型水力参数的预测。

表 1 土壤传递函数模型的输入、输出数据

Tab.1 Input variables and out variables of pedotransfer functions

模型代码	输出变量	输入变量
PTF1	θ_r、θ_s、α、n	砂粒质量分数、粉粒质量分数、粘粒质量分数
PTF2		砂粒质量分数、粉粒质量分数、粘粒质量分数、容重
PTF3		砂粒质量分数、粉粒质量分数、粘粒质量分数、容重、θ_{60}
PTF4		砂粒质量分数、粉粒质量分数、粘粒质量分数、容重、θ_{60}、θ_{15000}

传递函数模型的性能评价主要是采用传递函数模型预测的参数获取不同吸力的土壤含水率，并与直接测定的各吸力土壤含水率进行比较[9,15]，然后采用平均误差、平均绝对误差定量评价模型的预测性能，计算公式为

$$M_E = \sum_{i=1}^{n} \frac{x_i - y_i}{n} \tag{2}$$

$$M_{AE} = \sum_{i=1}^{n} \frac{|x_i - y_i|}{n} \tag{3}$$

式中　x_i、y_i——第 i 个土壤样本的模拟值、实测值

n——样本数

M_E、M_{AE}——平均误差、平均绝对误差

1.4　Hydrus 模型

Hydrus-1D 主要采用 Galerkin 有限元法对土壤剖面进行空间离散，采用隐式差分格式进行时间离散，以数值求解一维非饱和水流的 Richards 方程，即

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z}\left(k(h)\frac{\partial h}{\partial z} - k(h) \right) \tag{4}$$

式中　θ——土壤含水率

t——时间　　z——土壤深度

$k(h)$——与土壤含水率有关的导水率

本研究主要分析不同输入数据预测的水力参数在水分模拟中的不确定性，与实际情况略有不同，忽略了作物吸水项对土壤水分动态的影响，因此，假定模型的下边界条件设为自由边界，上边界为降水并可产生地表径流。模型的初始变量为起始时刻的土壤含水率。

气象数据参数是 2009 年 10 月 1 日至 31 日的降水量、气温、风速、日照时数，并根据 FAO 推荐的 Penman－Montheith 方程计算土壤的潜在蒸散发能力[16]。

饱和导水率采用实测法获得，θ_r、θ_s、α、n 分别采用实测法和传递函数模型预测获得，并将 4 个传递函数模型（表 1）所预测的 van Genuchten 方程参数作为 Hydrus 模型中的水力参数以模拟土壤水分，称为间接模拟。由于直接水分测量数据的缺失，在分析不同输入数据预测的水力参数在水分模拟中的不确定性时，以直接测量的水分特征曲线拟合 van Genuchten 方程参数模拟的土壤水分称为直接模拟，并将其与间接模拟的土壤水分进行平均误差、平均绝对误差统计。

2　结果与讨论

2.1　土壤的物理特性

研究区土壤的颗粒组成根据美国制土壤分类，主要是粘土、壤质砂土、砂质壤土、壤土、砂质粘土、粘质壤土，其土壤砂粒含量整体偏高，其次为粉粒，粘粒含量最低，变异程度中等（表 2）。根据表 2 可知，土壤容重在 0.82 ~ 1.61 g/cm^3 之间，为中等变异。饱和导水率的最大值与最小值相差两个数量级，变异程度最大，为强变异，这可能是部分采样点位于坡地的凹部，局地疏松物质的堆积致使表层土壤疏松，容重较正常偏小，孔隙较多，饱和导水率也呈现出数量级剧增；而 van Genuchten 方程中的 n 值大多在 1 ~ 3 之间，与大多数的研究结果一致，n 值高的土壤样品容重较小，饱和导水率偏高。

表 2　土壤物理特性的统计特征

Tab. 2　Statistical characteristics of soil physical properties

参数	土壤颗粒质量分数/%			容重	饱和导水率	θ_r	θ_s	α	n
	砂粒	粉粒	粘粒	/g·cm^{-3}	/cm·d^{-1}				
平均值	65.67	20.58	13.75	1.22	700.99	0.10	0.48	0.09	1.72
标准差	10.99	8.49	4.42	0.24	870.25	0.06	0.08	0.08	1.03
变异系数	16.74	41.27	32.15	20.00	124.14	56.04	15.82	81.84	59.82
中位数	67.31	19.44	13.21	1.24	407.13	0.10	0.46	0.08	1.45
最小值	38.37	1.08	0.82	0.82	19.72	0.00	0.32	0.01	1.10
最大值	84.97	44.50	22.90	1.61	4462.65	0.22	0.66	0.35	6.54

2.2　土壤传递函数模型性能评估

根据传递函数模型预测 van Genuchten 方程参数 θ_r、θ_s、α、n 获取不同吸力的土壤含水率，与直接测量的土壤水分特征进行对比，并采用平均误差和平均绝对误差值对预测结果的正确性和准确性进行分析，结果见图 1，图中 θ_{10}、θ_{60}、θ_{100}、θ_{1000}、θ_{10000}、θ_{15000} 分别指土壤水吸力 10、60、100、1 000、10 000、15 000 cm 下的含水率。由图 1 可知，PTF1 预测土壤水分特征曲线的平均误差集中在 －0.15 ~ 0.05，相对于其他传递函数模型，土壤水分特征曲线的估值偏低；从各模型预测的平均值来看，土壤水吸力在 1 000 cm 以上时，PTF1 预测的平均误差分别比 PTF2、PTF3、

PTF4 的相应值增加 0.01 ~ 0.04,模型的正确性低于其他模型。4 个 PTFs 预测的10 000 cm吸力土壤含水率均低于直接测定的土壤含水率。

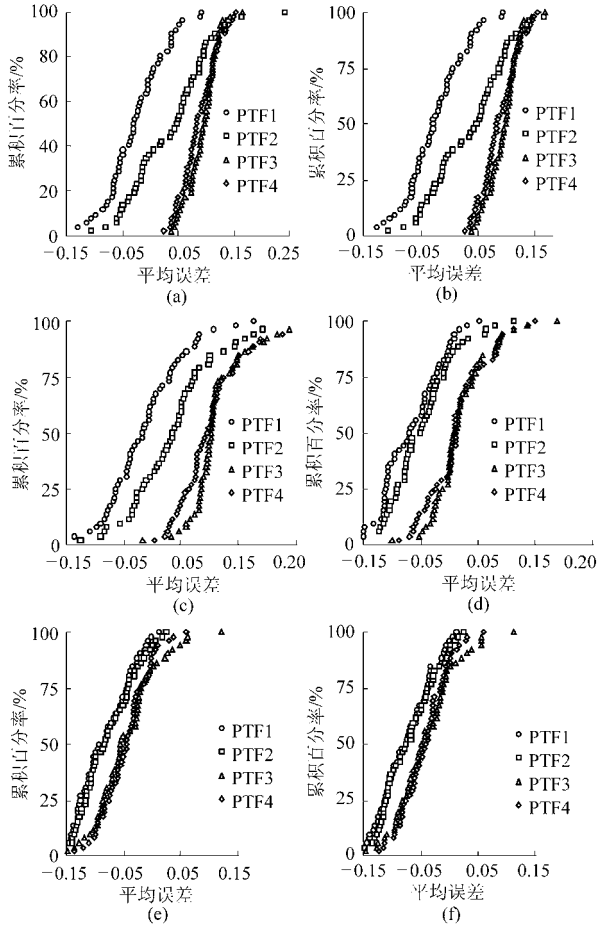

图 1 土壤水分特征曲线不同吸力下含水率模拟值与实测值的平均误差统计

Fig. 1 Mean errors statistics of soil water retention for soil water content at different soil water suctions

(a) θ_{10} (b) θ_{60} (c) θ_{100} (d) θ_{1000} (e) θ_{10000} (f) θ_{15000}

平均误差分布的坡度表示数据的标准差,数据越集中,标准差越小,越分散,标准差越大。无论低吸力段还是高吸力段 PTF3、PTF4 数据分布的坡度较陡,数据集中,标准差较小;而且,在高吸力段(1 000 cm以上),平均误差偏小,模型预测的结果与实测结果更为接近,说明增加不同压力下的土壤含水率可以降低传递函数模型的预测误差,与 Schaap 等研究的结果基本一致[17]。4 个传递函数模型预测的平均误差均存在着异常点(图 1),可能与本研究土壤样本的饱和导水率变异大有关(表 2)。

由传递函数预测水分特征曲线的平均绝对误差(图 2)可知,预测 θ_{10}、θ_{1000}、θ_{10000}、θ_{15000} 时, PTF2、PTF3、PTF4 的平均绝对误差主要集中在 0 ~ 0.05, PTF1 的平均绝对误差集中在 0.05 ~ 0.15;预测 θ_{60}、θ_{100}时, PTF1、PTF2 的平均绝对误差集中在 0.05 ~ 0.10,PTF3、PTF4 集中在 0.07 ~ 0.12;在水分特征曲线的中高水吸力段(1 000 cm、10 000 cm、15 000 cm), PTF2、PTF3、PTF4 的平均绝对误差集中在 0 ~ 0.10, PTF1 的平均绝对误差集中在 0.05 ~ 0.15;PTF4 预测的平均绝对误差多低于其他 3 个模型。

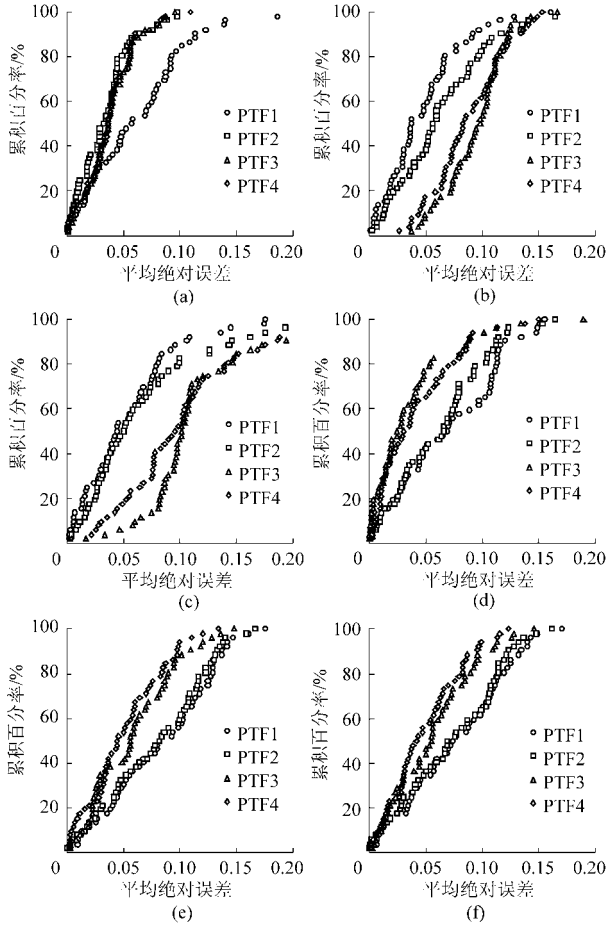

图 2 土壤水分特征曲线不同吸力下含水率模拟值与实测值的平均绝对误差统计

Fig. 2 Mean absolute error statistics of soil water retention for soil water content at different soil water suctions

(a) θ_{10} (b) θ_{60} (c) θ_{100} (d) θ_{1000} (e) θ_{10000} (f) θ_{15000}

此外,无论在土壤的低水吸力段还是在中水高吸力段,PTF1 的累积百分率曲线变化均比较平缓,平均绝对误差数据离散程度大,预测的精准度较低。除 PTF3、PTF4 预测 θ_{100}的平均误差、平均绝对误差是 0.11 和 0.12,其他传递函数预测的平均误差和平均绝对误差最大值是 0.09,基本位于 PTFs 估测的水力属性的误差范围 0.01 ~ 0.1 之内[18~19]。

传递函数模型预测的不同土壤水吸力水分时的平均绝对误差平均值差异如下:θ_{10},PTF2 的平均绝对误差平均值为 0.03,较 PTF1 降低了 50%,PTF3、PTF4 的相应值均为 0.04,较 PTF1 降低了 33.33%,较 PTF2 增加了 33.33%;预测 θ_{60}、θ_{100} 时,PTF2、PTF3、PTF4 的平均绝对误差分别为 0.06、0.09、0.09,高于 PTF1 的平均绝对误差,增加数据源模型

的预测精准性反而降低，这可能是因为供试土壤样本的砂粒含量偏高，土壤水分特征曲线在60 cm、100 cm土壤水吸力时下降比较剧烈。预测 θ_{1000}、θ_{15000}，PTF2 的平均绝对误差较 PTF1 分别降低了 14.23%、13.08%，模型的预测性能提高；预测 θ_{1000}、θ_{10000}、θ_{15000}，相对于 PTF1，PTF3 的平均绝对误差分别降低了 42.68%、23.87%、26.15%；PTF4 预测 θ_{100}、θ_{10000}、θ_{15000}的平均绝对误差较 PTF3 分别降低了 8.67%、16.96%、15.95%。因此，输入变量数据的增加提高了传递模型在水分特征曲线近饱和、高吸力段的预测性能，呈现出土壤含水率越低，模型预测的结果越准确，精确度越高。

2.3　土壤传递函数模型预测的不确定性

直接模拟与间接模拟的土壤水分见表 3。由表 3可知，PTF1 模拟的土壤含水率平均值比直接模拟低了 33.33%。而 PTF2、PTF3、PTF4 模拟土壤含水率的平均值较 PTF1 分别提高了 12.5%、25%、25%，比直接模拟的土壤含水率低 25%、16.66%、16.66%；相对于增加 θ_{60}的模型，增加 θ_{15000}并没有明显提高模型的预测效果，且其数据的变异程度总体上低于直接模拟的含水率。

表 3　直接模拟与间接模拟的土壤水分统计特征

Tab.3　Statistical characteristics of direct and indirect soil water simulation

	土壤含水率平均值	标准差	$P_{0.05}$	$P_{0.95}$	变异系数/%
直接模拟	0.24	0.08	0.10	0.39	34.99
PTF1	0.16	0.07	0.07	0.27	38.06
PTF2	0.18	0.07	0.09	0.31	39.26
PTF3	0.20	0.09	0.09	0.37	43.95
PTF4	0.20	0.03	0.09	0.31	17.38

注：$P_{0.05}$、$P_{0.95}$分别为第 5 百分位数、第 95 百分位数。

直接与间接模拟土壤水分的平均误差与平均绝对误差的统计结果见表 4。可知，4 个模型平均误差的平均值均较低，间接模拟的含水率总体上低于直接模拟的含水率，部分样点模拟的土壤含水率明显低于直接模拟，可能与模型应用的不确定性有关。4 个模型平均误差的平均值最大值为 -0.01，0.01 占直接模拟中土壤含水率平均值的 4.17%（表 3）；PTF3 的平均绝对误差较 PTF1、PTF2 分别下降了 11.11%、27.27%，PTF2 的平均绝对误差统计值较 PTF1 增加了 0.02，说明增加了容重的 PTF2 没有降低模型应用的不确定性；增加 θ_{60}的土壤水分可以提高神经网络预测参数的应用效率，降低模型应用过程中的不确定性；增加 θ_{15000}可以提高水分特征曲线的预测精度，但并不能有效降低模型应用过程中的误差，减少模型应用过程中的不确定性。

表 4　土壤水分模拟结果的误差统计

Tab.4　Errors statistics of soil water simulation

	平均误差平均值	平均误差标准值	平均绝对误差平均值	平均绝对误差标准值
PTF1	-0.01	0.09	0.09	0.07
PTF2	-0.07	0.11	0.11	0.07
PTF3	-0.05	0.12	0.08	0.08
PTF4	-0.04	0.11	0.09	0.07

3　结束语

根据 4 个传递函数模型的预测性能以及水分模拟的误差统计可以看出，仅包含颗粒组成的 PTF 模型预测中高吸力段土壤水分的误差较大；将其预测的水力参数应用到水分模拟过程中存在较大的不确定性。增加容重的 PTF 模型预测低吸力段土壤水分的平均误差和平均绝对误差低于其他模型，提高了低吸力段的土壤水分特征曲线的预测性能；但其在模拟土壤水分的过程中不能降低模型在应用过程中的不确定性。

增加 θ_{60}和 θ_{15000}的 PTFs 模型提高了模型在土壤水分特征曲线在近饱和段（土壤水吸力10 cm）、中高水吸力段（壤水吸力 1 000、1 000、15 000 cm）的预测性能；在土壤水分模拟过程中，增加 θ_{60}的传递函数均可以降低其在应用过程中的不确定性，但增加 θ_{15000}并没有明显降低传递函数应用过程中的不确定性，因此，在 Rosetta 中运用神经网络模型预测水力参数时，可选择以容重、颗粒组成和 θ_{60}作为模型的输入变量预测土壤水分特征曲线模型参数，并模拟土壤水分动态。

参　考　文　献

1　Nemes A, Roberts R T, Rawls W J, et al. Software to estimate -33 and -1 500 kPa soil water retention using the non-parametric k-Nearest Neighbor technique[J]. Environmental Modelling & Software, 2008, 23(2):254 ~ 255.

2　刘继龙，马孝义，张振华，等. 基于联合多重分形的土壤水分特征曲线土壤传递函数[J]. 农业机械学报，2012，43(3):51 ~ 56.
Liu Jilong, Ma Xiaoyi, Zhang Zhenhua, et al. Pedotransfer functions of soil water retention curve based on joint multifractal [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(3):51 ~ 56. (in Chinese)

3 廖凯华, 徐绍辉, 程桂福, 等. 基于不同 PTF_S 的流域尺度土壤持水特性空间变异性分析[J]. 土壤学报, 2010, 47(1):33~41.
Liao Kaihua, Xu Shaohui, Cheng Guifu, et al. Spatial variability analysis of soil water retention capability at basin scale based on different PTFs[J]. Acta Pedologica Sinica, 2010, 47(1):33~41. (in Chinese)

4 Stumpp C, Engelhardt S, Hofmann M, et al. Evaluation of pedotransfer functions for estimating soil hydraulic properties of prevalent soils in a catchment of the Bavarian Alps[J]. European Journal of Forest Research, 2009, 128(6):609~620.

5 曹巧红 龚元石. 应用 Hydrus-1D 模型模拟分析冬小麦农田水分氮素运移特征[J]. 植物营养与肥料学报, 2003, 9(2):139~145.
Cao Qiaohong, Gong Yuanshi. Simulation and analysis of water balance and nitrogen leaching using Hydrus-1D under winter wheat crop[J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science, 2003,9(2):139~145. (in Chinese)

6 李淑芹, 王全九. 垂直线源入渗土壤水分分布特性模拟[J]. 农业机械学报, 2011, 42(3):51~57.
Li Shuqin, Wang Quanjiu. Simulation of soil water distribution under vertical line source infiltration[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(3):51~57. (in Chinese)

7 Prasad V K, Anuradha E, Badarinath K V S. Climatic controls of vegetation vigor in four contrasting forest types of India-evaluation from National Oceanic and Atmospheric Administration's Advanced Very High Resolution Radiometer datasets (1990—2000)[J]. International Journal of Biometeorology, 2005, 50(1):6~16.

8 Chirico G B,Medina H, Romano N. Functional evaluation of PTF prediction uncertainty: an application at hillslope scale[J]. Geoderma, 2010, 155(3~4):193~202.

9 Chirico G B, Medina H, Romano N. Uncertainty in predicting soil hydraulic properties at the hillslope scale with indirect methods[J]. Journal of Hydrology, 2007, 334(3~4):405~422.

10 van Genuchten M T. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils [J]. Soil Sci. Soc. Am. J. , 1980, 44(5): 892~898.

11 郭丽俊, 李毅, 李敏, 等. 塿土土壤水力特性空间变异的多重分形分析[J]. 农业机械学报, 2011,42(9): 50~58.
Guo Lijun, Li Yi, Li Min, et al. Multifractal study on spatial variability of soil hydraulic properties of lou soil[J]. Ttransactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011,42(9): 50~58. (in Chinese)

12 Schaap M G, Leij F J. Using neural networks to predict soil water retention and soil hydraulic conductivity[J]. Soil and Tillage Research, 1998, 47(1~2):37~42.

13 Deng H L,Ye M,Schaap M G, et al. Quantification of uncertainty in pedotransfer function-based parameter estimation for unsaturated flow modeling[J]. Water Resources Research, 2009, 45(4):1~13.

14 Marcel G, Schaap F J L, van Genucheten M Th. ROSETTA:a computer program for estimating soil hydraulic parameters with hierarchical pedotransfer functions[J]. Journal of Hydrology, 2001, 251(3~4):163~176.

15 Mermoud A, Xu D. Comparative analysis of three methods to generate soil hydraulic functions[J]. Soil and Tillage Research, 2006, 87(1):89~100.

16 Allen R G, Pereira L S, Raes D. Crop evapotranspiration—guidelines for computing crop water requirements—FAO Irrigation and Drainage Paper 56[R]. Food and Agriculture, Organization of the United Nations Rome, 1998.

17 Marcel G Schaap, Attila Nemes, van Genuchten Martinus Th. Comparison of models for indirect estimation of water retention and available water in surface soils[J]. Vadose Zone Journal, 2004, 3(4):1 455~1 463.

18 Vrugt J A, Bouten W, Gupta H V, et al. Toward improved identifiability of soil hydraulic parameters:on the selection of a suitable parametric model[J]. Vadose Zone Journal, 2003, 2(1):98~113.

19 Minasny B, Hopmans J W, Harter T, et al. Neural networks prediction of soil hydraulic functions for alluvial soils using multistep outflow data[J]. Soil Science Society of American Journal, 2004, 68(3~4):417~429.