

表征全吸力范围的土壤水分特征曲线模型评估 及其转换函数构建

安乐生, 赵 宽, 李 明

(安庆师范大学环境科学系, 安庆 246133)

摘要: 基于非饱和土壤水力性质数据库(UNSODA)中选取的从砂土到黏土共 256 个土壤样本, 系统性地评价了表征全吸力范围的土壤水分特征曲线模型(LIAO 模型)的适用性, 并构建和验证了预测 LIAO 模型参数的土壤转换函数(PTFs)。结果表明: (1)与传统的 van Genuchten 模型(仅适用于描述毛管水运动)相比, LIAO 模型对不同质地土壤水分特征曲线的预测精度更高, 均方根误差(RMSE)降低了约 45%; (2)LIAO 模型参数与土壤基本性质(如砂粒、粉粒、黏粒、有机质含量和容重)之间存在不同程度的相关性, 其中参数 θ_s 与容重的相关性($r=-0.783$, $P<0.01$)最强, 而其余参数与粉粒的相关程度最高; (3)基于逐步回归方法构建的 PTFs 能够解释 LIAO 模型参数总变异的 31%~65%, 其中对 θ_s 的预测精度最高, 经交叉验证表明 PTFs 稳定性较好。研究成果可为区域(尤其是干旱和半干旱地区)土壤水文模型提供参数支持。

关键词: 土壤转换函数; 全吸力范围; 水分特征曲线; 逐步回归

土壤水分特征曲线 (Soil Water Retention Curve, SWRC) 是重要的土壤水力性质, 它表征土壤含水量 (θ) 与压力水头 (h) 之间的函数关系, 是构建土壤水文模型的必需参数^[1-2]。以往研究表明, SWRC 的数据准确性很大程度上决定了不同尺度 (如田间、坡面和流域) 土壤水分运动 (如土壤含水量、壤中流和深层渗漏) 的模拟精度^[3-5]。SWRC 的实测方法包括压力膜仪法、离心机法、自然蒸发法等。首先测定若干个 θ - h 的数据对, 然后采用一些物理—经验方程 [如 van Genuchten (VG) 模型] 来对它们进行拟合, 从而获得一条完整的曲线。很多研究表明, VG 模型对不同质地的 SWRC 拟合均表现出很高的精度 (具有明显进气值的土壤除外), 具有广泛的适用性。然而, 该模型的理论基础仅针对毛管水流运动, 无法模拟和预测薄膜水流占优时的土壤水分运动特征^[6]。Wang 等^[7]通过十年的情景模拟研究表明, 利用 VG 模型模拟薄膜水流运动会显著地低估土壤水分渗漏。毛管水和薄膜水是两种重要的土壤水分存在形式, 在湿润和半湿润地区, 毛管水是土壤中移动较快而又易被植物吸收和利用的水分, 但在干旱和半干旱地区, 由于降水很少土壤含水量较低, 薄膜水成为水土保持和植被生长的关键限制性因子, 养分在土壤中的迁移和转化也与薄膜水密切相关^[6,8]。因此, 亟需提出一种新的模型, 能够同时描述毛管水和薄膜水的运动特征。近来, Liao 等^[9]通过解析 VG 模型无法模拟薄膜水流运动的关键原因, 提出了一种可以表征全吸力范围的 SWRC 模型 (以下简称“LIAO 模型”), 利用 12 个不同质地的土壤样本对该模型进行误差分析, 发现 LIAO 模型具有比 VG 模型更高

收稿日期: 2019-07-11; 修订日期: 2019-10-17

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41771107); 安徽省自然科学基金项目 (1808085MD101)

作者简介: 安乐生 (1982-), 男, 安徽桐城人, 博士, 副教授, 主要从事湿地生态水文研究。

E-mail: als00316@163.com

的模拟精度。

尽管LIAO模型展现出良好的应用前景,但目前仍缺乏大样本数据的验证,且没有构建预测LIAO模型参数的土壤转换函数(Pedotransfer Functions, PTFs)。PTFs是利用容易测定的土壤基本性质来预测难以通过试验大量获取的SWRC的一种统计模型,具有非常广阔的应用空间^[10]。因此本文采用非饱和土壤水力性质数据库(UNSODA)中256个土壤样本数据,系统地探讨LIAO模型的模拟能力及其适用性,通过对LIAO模型参数与土壤基本性质的相关性分析,构建预测LIAO模型参数的PTFs并进行双交叉验证,以期土壤水分运动精确模拟提供参数支撑,这对于区域水土保持和生态建设具有重要的意义。

1 研究方法 with 数据来源

1.1 VG模型

描述毛管水运动的SWRC模型有多种形式,其中VG模型使用最为广泛,它的表达式如下^[11]:

$$\theta(h > h_c) = \theta_r + \frac{\theta_s - \theta_r}{[1 + (\alpha|h|)^n]^{-1/n}} \quad (1)$$

式中: h_c 为关键压力水头值 (cm^{-1}), h 高于 h_c 时毛管水流占优,反之低于 h_c 时薄膜水流占优; θ_r 为土壤残余含水量 (cm^3/cm^3); θ_s 为土壤饱和含水量 (cm^3/cm^3); α (cm^{-1}) 和 n 是曲线的形状参数。

1.2 LIAO模型

Liao等^[9]通过对VG模型分析,发现 θ_r 的存在是导致VG模型无法模拟薄膜水流的关键原因。 θ_r 为当 $d\theta/dh$ 趋近于0时对应的土壤含水量,但该定义缺乏严格的物理意义。以往很多研究表明,即使在土壤非常干燥的情况下, θ 与 h 的对数形式 $[\log(-h)]$ 仍呈现出很显著的线性相关关系^[12],因此, $d\theta/dh$ 永远不会近似为0。为了使得VG模型能够表征全吸力范围的SWRC,必须将 θ_r 替换为描述薄膜水运动的函数表达式 $\theta(h \leq h_c)$ 。近来,Wang等^[7]基于有关土壤基质势的薄膜厚度函数,导出了一种可以描述天然多孔介质中薄膜水流运动的土壤含水量表达式:

$$\theta(h \leq h_c) = \frac{6f(1 - \theta_s)}{\lambda} \quad (2)$$

式中: f 为薄膜厚度 (cm); λ 为土壤有效粒径 (cm)。其中, f 可以表示为^[7]:

$$f = \left(\frac{\varepsilon \varepsilon_0}{2} \right)^{\frac{1}{2}} \left(\frac{\pi k_B T}{ze} \right) \left(\frac{4v}{\lambda} + |h| \right)^{-\frac{1}{2}} \quad (3)$$

式中: ε 为水分相对介电常数 (无量纲,数值上等于78.54); ε_0 为自由空间的介电常数 [$8.85 \times 10^{-12} \text{C}^2/(\text{J} \cdot \text{m})$]; v 为表面张力 (环境温度293 K时等于0.0727 N/m); k_B 为 Boltzmann 常数 ($1.381 \times 10^{-23} \text{J/K}$); T 为绝对温度; z 为离子电荷数 (1); e 为电子电荷 ($1.602 \times 10^{-19} \text{C}$)。

将式(3)代入式(2)得到:

$$\theta(h \leq h_c) = \frac{6(1 - \theta_s)}{\lambda} \left(\frac{\varepsilon \varepsilon_0}{2} \right)^{\frac{1}{2}} \left(\frac{\pi k_B T}{ze} \right) \left(\frac{4v}{\lambda} + |h| \right)^{-\frac{1}{2}} \quad (4)$$

值得注意的是,式(4)仅适用于描述水分在均匀球颗粒堆积多孔介质内的流动特性,且该式右边 $\left(\frac{\varepsilon\varepsilon_0}{2}\right)^{\frac{1}{2}}\left(\frac{\pi k_B T}{ze}\right)$ 为常数项,因此对于表面粗糙不均匀的土壤颗粒,Wang等^[7]建议将式(4)改写成更为一般的形式:

$$\theta(h \leq h_c) = \frac{A(1 - \theta_s)}{\lambda} \left(\frac{4v}{\lambda} + |h| \right)^\tau \quad (5)$$

式中: A 和 τ 表征着表面粗糙度和颗粒非均匀性对土壤含水量和薄膜厚度的影响。

将VG模型中的参数 θ 替换为 $\theta(h \leq h_c)$ 得到:

$$\theta = \frac{A(1 - \theta_s)}{\lambda} \left(\frac{4v}{\lambda} + |h| \right)^\tau + \frac{\theta_s - \frac{A(1 - \theta_s)}{\lambda} \left(\frac{4v}{\lambda} + |h| \right)^\tau}{[1 + (\alpha|h|)^n]^{1-1/n}} \quad (6)$$

式(6)即为描述全吸力范围的SWRC模型(LIAO模型),该模型中共包含6个待拟合参数(θ_s 、 A 、 λ 、 τ 、 α 和 n)。

1.3 数据来源

为了评估LIAO模型的模拟能力和适用性,本文从非饱和土壤水力性质数据库(UNSODA)^[13]中选取了256个土壤样本数据进行验证。UNSODA是美国盐土实验室(USSL)于1999年完成的一个土壤数据库,它汇集了从砂土到黏土共11种不同质地土壤的水分特征曲线、水力传导率、土壤水扩散度、颗粒组成、有机质含量、容重等土壤性质数据。UNSODA数据来源于世界各地,由于各国土壤质地分类标准不统一,相当数量的样本没有直接给出砂粒(50~2000 μm)、粉粒(2~50 μm)和黏粒(0~2 μm)含量。为了克服这个问题,本文利用改进的逻辑生长模型(Modified Logistic Growth Model, MLGM)估计整条粒径分布曲线,从而获取统一的颗粒组成数据,并依此判别土壤质地。MLGM模型的表达式如下^[14]:

$$W = \frac{1}{1 + a \exp(-bD^c)} \quad (7)$$

式中: W 对应于颗粒直径 D 的累积质量百分含量(%); a 、 b 和 c 则为曲线形状参数。图1为UNSODA数据库中4650号样本的累积粒径分布曲线预测结果,可见预测值与实测值吻合非常好。通过对全部256个样本的预测结果进行分析,发现决定系数为0.957~0.999,表明利用MLGM模型对土壤颗粒大小分布进行预测是可行的。表1列出了256个土壤样本的砂粒(SAND)、粉粒(SILT)、黏粒(CLAY)、有机质(OM)含量和容重(BD)的统计特征。

1.4 统计方法

本文将分别应用VG模型和LIAO模型对256个样本的土壤持水数据进行非线性拟合(表1),求出待拟合参数,所用方法为Levenberg-Marquardt算法,拟合精度采用决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)进

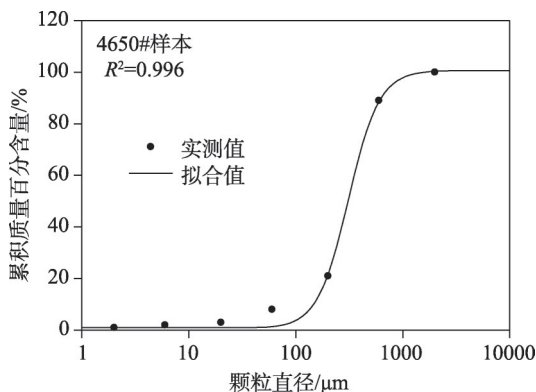


图1 改进的逻辑生长模型预测累积粒径分布曲线
Fig. 1 Prediction of the cumulative particle size distribution curve by the modified logical growth model

表1 所选256个土样的基本理化性质
Table 1 Basic physical and chemical properties of 256 soil samples

质地	样本数/个	SAND/%	SILT/%	CLAY/%	OM/%	BD/(g/cm³)
砂土	43	91.51±2.91	5.65±2.87	2.84±1.57	0.59±0.71	1.53±0.10
壤砂土	26	83.50±2.77	10.29±3.54	6.21±2.23	1.12±1.01	1.46±0.15
砂壤土	38	62.59±6.82	26.68±7.53	10.73±4.16	1.17±0.78	1.50±0.13
粉砂土	4	3.78±1.18	86.85±3.32	9.38±2.19	0.74±0.38	1.44±0.08
粉砂壤土	68	17.55±10.23	66.05±8.92	16.40±5.25	1.15±1.51	1.45±0.15
壤土	41	41.44±6.32	38.58±5.33	19.98±4.58	2.23±1.90	1.29±0.24
砂质黏壤土	6	54.43±6.13	21.02±4.15	24.55±3.33	0.97±0.81	1.45±0.11
粉砂质黏壤土	14	8.48±5.54	57.35±6.43	34.17±4.86	3.17±3.06	1.33±0.30
粉砂质黏土	4	8.08±4.65	44.53±3.63	47.40±7.03	6.29±5.52	1.26±0.17
黏土	12	15.74±10.26	32.38±6.47	51.88±6.87	3.06±2.08	1.18±0.27
总计	256	47.10±31.21	36.88±24.29	16.02±12.66	1.50±1.85	1.43±0.20

注：均值±标准差，下同；SAND、SILT、CLAY、OM和BD分别为砂粒、粉粒、黏粒、有机质含量和容重。

行综合评估：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - O_m)^2}$$

(8)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{N}}$$

(9)

式中： O_i 为实测值； P_i 为预测值； O_m 为实测值的均值； N 为用于评价的数据对个数。 R^2 越接近1且 $RMSE$ 值越小，表明模型的预测精度越高。

采用Pearson方法分析LIAO模型参数与土壤基本性质之间的线性相关性，并利用逐步回归方法构建预测LIAO模型参数的PTFs。逐步回归是确定两种或两种以上变量间相互依赖的定量关系的一种统计分析方法，具体表达式如下：

$$Y = a_0 + \sum_{k=1}^K a_k X_k$$

(10)

式中： Y 是因变量； X_k 是第 k 个自变量； $a_0, a_1, a_2, \cdots, a_k$ 为回归系数； k 是自变量个数。当使用逐步回归时，自变量被引入回归方程应满足 $\text{Sig.}T \leq 0.05$ ，若 $\text{Sig.}T \geq 0.1$ ，则从方程中剔除^[15]。此外，进一步采用双交叉验证方法^[16]评估PTFs的稳定性，即将所有256个样本随机分为2个等量样本（128个样本）的子集，随后对各子集进行逐步回归分析，并将基于某子集构建的PTFs用于另一子集的参数预测，最后采用 R^2 定量评估PTFs的精度和稳定性。

采用1stOpt V 1.5软件进行非线性拟合、SPSS V 17.0软件进行相关性分析和逐步回归分析、Origin V 9.0软件进行SWRC实测值与预测值对比的制图分析。

2 结果分析

2.1 VG模型和LIAO模型的拟合精度比较

基于VG模型和LIAO模型的土壤水分特征曲线拟合结果见表2。对于VG模型,不同质地土壤拟合得到的参数之间有较大差异, θ_s 、 θ_r 、 α 和 n 均值变化范围分别为0.387~0.543 cm³/cm³、0.015~0.088 cm³/cm³、0.0044~0.0936 cm⁻¹和1.105~2.675。参数 θ_s 随着质地的变化非常明显,表现为质地越粘, θ_s 呈逐渐增大的趋势,这是因为土壤持水能力随着黏粒含量的增加而递增;参数 θ_r 和 α 随质地的变化则没有表现出明显规律性的变化;与 θ_s 变化规律相反,参数 n 随着质地变细呈显著减小的趋势,这是因为该参数决定了SWRC的斜率, n 越大则曲线变化幅度越大,通常质地越粗的土壤在进气值附近含水量的变化幅度较细质地土壤更大,因而对应的 n 值越大^[17]。从 R^2 和RMSE来看,VG模型对所有256个样本SWRC拟合的 R^2 均值为0.986,标准差为0.016,RMSE均值为0.0096 cm³/cm³,标准差为0.0061 cm³/cm³,表明VG模型对SWRC具有较好的拟合能力。

对于LIAO模型,同样发现不同质地土壤参数之间差异较大, θ_s 、 A 、 λ 、 τ 、 α 和 n 均值

表2 基于VG模型和LIAO模型的土壤水分特征曲线拟合结果对比

Table 2 Comparison of the measured and fitted soil water retention curves based on VG and LIAO models

模型	参数	质地										总计
		砂土	壤砂土	砂壤土	粉砂土	粉砂壤土	壤土	砂质黏壤土	粉砂质黏壤土	粉砂质黏土	黏土	
VG模型	θ_s /(cm ³ /cm ³)	0.387±0.046	0.426±0.068	0.403±0.055	0.400±0.030	0.417±0.057	0.467±0.090	0.445±0.032	0.487±0.122	0.522±0.059	0.543±0.080	0.430±0.078
	θ_r /(cm ³ /cm ³)	0.063±0.039	0.068±0.042	0.035±0.046	0.021±0.042	0.015±0.034	0.036±0.062	0.064±0.099	0.059±0.073	0.088±0.102	0.051±0.077	0.041±0.054
	α^{-1}	0.0341±0.0312	0.0491±0.0491	0.0307±0.0316	0.0044±0.0014	0.0212±0.0286	0.0605±0.1195	0.0859±0.0772	0.0365±0.0292	0.0231±0.0366	0.0936±0.1596	0.0394±0.0683
	n	2.675±0.881	2.032±0.626	1.444±0.486	1.546±0.383	1.263±0.162	1.210±0.163	1.316±0.339	1.443±0.566	1.134±0.085	1.105±0.041	1.603±0.723
	R^2	0.994±0.007	0.991±0.011	0.989±0.012	0.978±0.011	0.981±0.019	0.987±0.014	0.985±0.014	0.978±0.030	0.984±0.018	0.978±0.020	0.986±0.016
	RMSE/(cm ³ /cm ³)	0.0080±0.0037	0.0100±0.0056	0.0091±0.0050	0.0170±0.0057	0.0117±0.0077	0.0086±0.0061	0.0094±0.0059	0.0087±0.0063	0.0053±0.0015	0.0084±0.0040	0.0096±0.0061
	θ_s /(cm ³ /cm ³)	0.382±0.045	0.418±0.066	0.405±0.065	0.421±0.045	0.440±0.063	0.468±0.093	0.440±0.046	0.493±0.120	0.529±0.053	0.549±0.078	0.437±0.081
	A	0.1513±0.2965	0.2511±0.3570	0.5444±0.4425	0.7502±0.4997	0.4809±0.4327	0.2445±0.3493	0.3333±0.4654	0.2196±0.3546	0.4556±0.5242	0.1930±0.3518	0.3463±0.4127
	λ /cm	0.0626±0.0836	0.0390±0.0727	0.0042±0.0158	0.0002±0.0001	0.0066±0.0301	0.0184±0.0546	0.0038±0.0058	0.0158±0.0531	0.0003±0.0004	0.0016±0.0023	0.0208±0.0549
	τ	-0.417±0.454	-0.581±0.496	-0.965±0.467	-1.064±0.391	-0.872±0.485	-0.606±0.450	-0.759±0.450	-0.601±0.496	-0.771±0.460	-0.412±0.468	-0.700±0.505
LIAO模型	α /cm ⁻¹	0.0596±0.1553	0.0760±0.1560	0.3064±0.4127	0.2351±0.2488	0.3954±0.4281	0.1444±0.2064	0.2202±0.3832	0.1976±0.2907	0.2975±0.4709	0.2490±0.2957	0.2273±0.3420
	n	3.361±1.156	2.823±1.244	2.162±1.949	2.387±2.349	1.956±1.934	1.846±1.141	2.569±2.219	3.147±3.197	1.294±0.347	3.089±2.719	2.422±1.863
	R^2	0.997±0.003	0.996±0.006	0.996±0.006	0.987±0.009	0.995±0.005	0.998±0.004	0.999±0.001	0.990±0.015	0.998±0.003	0.997±0.004	0.996±0.006
	RMSE/(cm ³ /cm ³)	0.0058±0.0030	0.0065±0.0041	0.0054±0.0041	0.0127±0.0062	0.0061±0.0042	0.0034±0.0029	0.0028±0.0026	0.0053±0.0037	0.0022±0.0017	0.0035±0.0027	0.0053±0.0039

变化范围分别为 $0.382\sim 0.549\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 、 $0.1513\sim 0.7502$ 、 $0.0002\sim 0.0626\text{ cm}$ 、 $-1.064\sim -0.412$ 、 $0.0596\sim 0.3954\text{ cm}^{-1}$ 和 $1.294\sim 3.361$ 。从 R^2 和 $RMSE$ 来看, LIAO模型对所有256个样本SWRC拟合的 R^2 均值为0.996, 标准差为0.006, $RMSE$ 均值为 $0.0053\text{ cm}^3/\text{cm}^3$, 标准差为 $0.0039\text{ cm}^3/\text{cm}^3$, 表明LIAO模型对SWRC具有很高的拟合精度, $RMSE$ 较VG模型降低约45%, 显著优于传统VG模型。从图2也可以看出, LIAO模型预测的不同质地SWRC与实测值吻合更好, 而在高吸力(低压力水头)范围VG模型对SWRC预测出现较大的偏差, 尤其对于粗颗粒土壤(如砂土和壤砂土)偏差尤为明显。此外, 研究还发现对于中、细质地的土壤, LIAO模型在低吸力(高压水头)范围的预测性能也要好于VG模型。

2.2 LIAO模型参数与土壤基本性质的相关性分析

为了构建预测LIAO模型参数的PTFs, 首先要对LIAO模型参数与土壤基本性质之间的Pearson线性相关性进行分析(表3)。可以看出, θ_s 与砂粒、粉粒、黏粒、有机质含量和容重均呈现极显著($P<0.01$)的相关性, 其中与砂粒和容重呈负相关, 与其他三种性质呈正相关特征。 θ_s 与容重的线性相关性最强, 这可能是因为土壤容重很大程度上决定了土壤的孔隙度大小, 而孔隙度与 θ_s 在数值上是等量的。参数 A 与砂粒呈显著的负相关($P<0.01$)、与粉粒($P<0.01$)和容重($P<0.05$)呈显著的正相关。参数 λ 与砂粒、粉粒和黏粒呈极显著($P<0.01$)的相关性, 而与有机质和容重呈显著($P<0.05$)的相关性, 这是因为 λ 表征土壤有效粒径, 与土壤颗粒大小分布密切相关。参数 τ 、 α 和 n 均与粉粒的相关性($P<0.01$)最好, 其中 τ 和 n 与粉粒呈负相关, α 与粉粒呈正相关, 此外它们还与砂粒、黏粒、有机质含量和容重呈现出不同程度的相关性。

2.3 预测LIAO模型参数的PTFs构建及评估

基于LIAO模型参数与土壤基本性质之间的相关性分析结果, 利用逐步回归构建了预测LIAO模型参数的PTFs(表4)。预测参数 θ_s 的PTFs输入变量包括粉粒、黏粒、有机质含量和容重, 回归方程的 R^2 为0.65, 说明能够解释参数 θ_s 总变异的65%。预测参数 A 的PTFs输入变量只有粉粒和容重, 回归方程能够解释参数 A 总变异的31%。预测参数 λ 、 τ 和 α 的PTFs输入变量均为粉粒、黏粒、有机质含量和容重, 回归方程分别能够解释它们总变异的32%、32%和35%。预测参数 n 的PTFs输入变量为粉粒、黏粒和有机质含量, 回归方程能够解释其总变异的42%。可见, 砂粒始终没有被引入回归方程, 说明它并不是预测LIAO模型参数的重要变量, 这可能与三种颗粒组成之间的多重共线性有关。总体而言, PTFs对参数 θ_s 的预测精度最高, 其次为 n , 对 A 、 λ 、 τ 和 α 的预测精度相当, 这与以往的研究结论一致。比如, Wösten等^[18]基于欧洲土壤数据库HYPRES中1777个土壤剖面的5521组水力性质数据, 构建了预测VG模型参数的PTFs, 发现PTFs对 θ_s ($R^2=0.76$)的预测精度显著高于 α ($R^2=0.20$)和 n ($R^2=0.54$), 主要原因在于 α 和 n 并非真实的土壤性质, 在参数拟合过程中 α 和 n 的不确定性较大^[17]。此外, 与以往研究相比, 本文构建的PTFs预测精度略低于Wösten等^[19]、Vereecken等^[20]、Rajkaia等^[21]构建的PTFs, 可能的原因是仅采用了5个变量预测LIAO模型参数。有研究表明, 土壤孔隙度、颗粒密度、化学特性、结构性、矿物质类型等均会对土壤水力性质产生重要的影响^[22], 当然若测定更多的变量则会违背构建PTFs的初衷, 也会给PTFs带来更多的不确定性。

本文进一步采用双交叉验证所建PTFs的可靠性, 分析结果如表5所示。可以看出, 基于各子集构建的PTFs的 R^2 是比较接近的, 且与基于全部数据构建的PTFs预测精度相

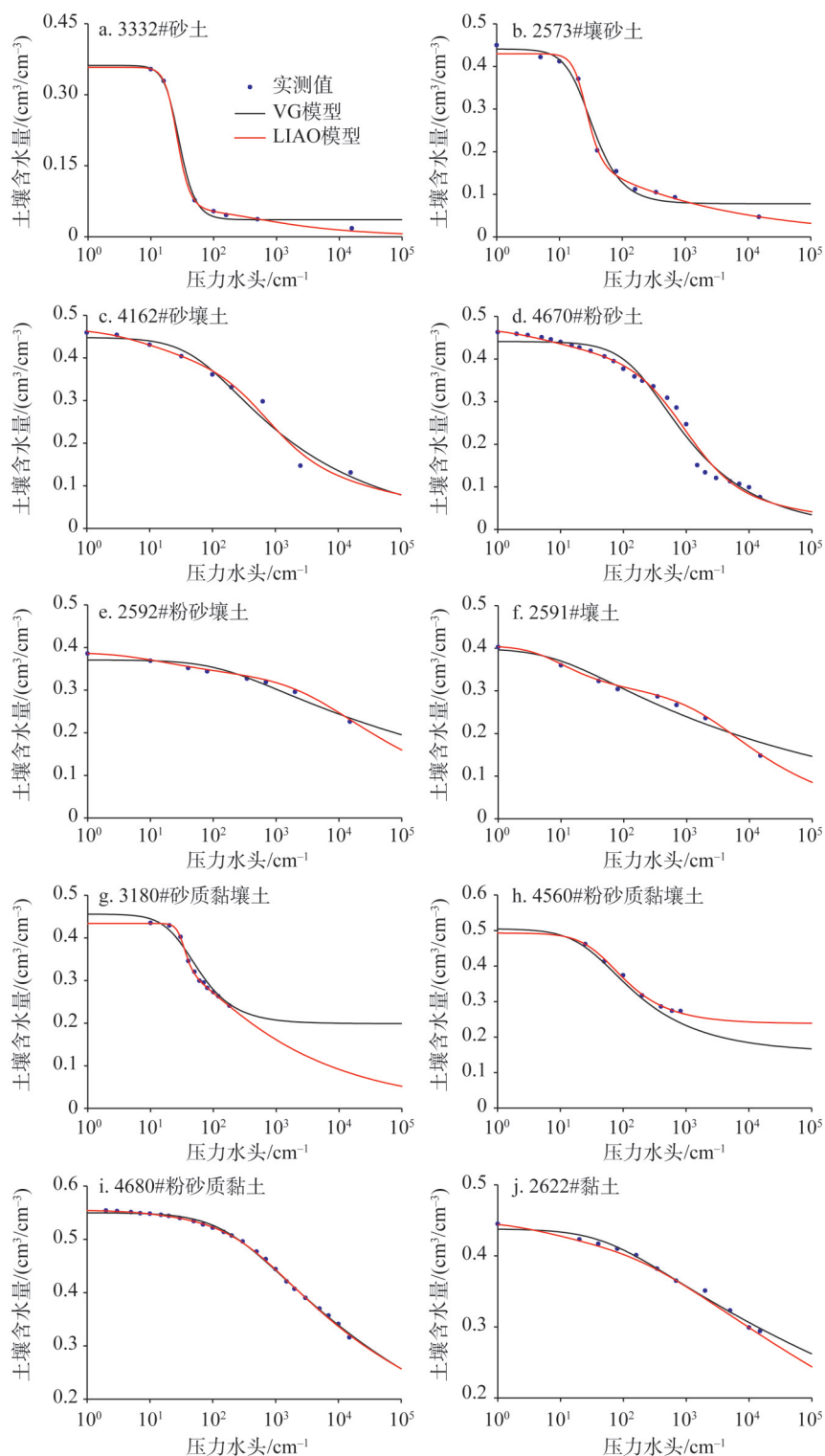


图2 不同质地的土壤水分特征曲线拟合值与实测值比较

Fig. 2 Comparison between the measured and fitted water retention curves of different textural soils

表3 LIAO模型参数与土壤性质的Pearson相关性分析

Table 3 Pearson correlation analysis between LIAO model parameters and soil properties

	SAND	SILT	CLAY	OM	BD
θ_s	-0.366**	0.213**	0.495**	0.596**	-0.783**
A	-0.193**	0.550**	-0.085	-0.055	0.128*
λ	0.320**	-0.594**	-0.226**	-0.129*	0.138*
τ	0.215**	-0.582**	0.111*	0.137*	-0.126*
α	-0.285**	0.568**	0.122*	-0.121*	0.128*
n	0.194**	-0.627**	0.143*	0.133*	-0.036

注：*、**分别表示在0.05、0.01水平（双侧）上显著相关。

表4 预测LIAO模型参数的土壤转换函数构建

Table 4 Development of pedotransfer functions for predicting LIAO model parameters

参数	回归方程	R^2
θ_s	$0.8037+0.0002\times\text{SILT}+0.0010\times\text{CLAY}+0.0019\times\text{OM}-0.2760\times\text{BD}$	0.65
A	$-0.3155+0.0046\times\text{SILT}+0.3442\times\text{BD}$	0.31
λ	$0.0363-0.0006\times\text{SILT}-0.0005\times\text{CLAY}-0.0090\times\text{OM}+0.0098\times\text{BD}$	0.32
τ	$-0.1370-0.0068\times\text{SILT}+0.0034\times\text{CLAY}+0.0011\times\text{OM}-0.2576\times\text{BD}$	0.32
α	$-0.2293+0.0045\times\text{SILT}+0.0013\times\text{CLAY}-0.0101\times\text{OM}+0.1988\times\text{BD}$	0.35
n	$2.9585-0.0183\times\text{SILT}+0.0017\times\text{CLAY}+0.0746\times\text{OM}$	0.42

表5 所建土壤转换函数的双交叉验证结果

Table 5 Double cross-validation of pedotransfer functions for LIAO model parameters

参数	子集	回归方程	R^2
θ_s	1	$0.8374+0.0001\times\text{SILT}+0.0019\times\text{CLAY}+0.0003\times\text{OM}-0.2994\times\text{BD}$	0.59
	2	$0.7956+0.0002\times\text{SILT}+0.0009\times\text{CLAY}+0.0026\times\text{OM}-0.2680\times\text{BD}$	0.67
A	1	$-0.2813+0.0054\times\text{SILT}+0.3316\times\text{BD}$	0.38
	2	$-0.2957+0.0068\times\text{SILT}+0.2246\times\text{BD}$	0.26
λ	1	$0.0634-0.0005\times\text{SILT}-0.0018\times\text{CLAY}-0.0140\times\text{OM}+0.0047\times\text{BD}$	0.30
	2	$0.0097-0.0003\times\text{SILT}-0.0004\times\text{CLAY}-0.0007\times\text{OM}+0.0162\times\text{BD}$	0.33
τ	1	$0.1108-0.0071\times\text{SILT}+0.0054\times\text{CLAY}+0.0310\times\text{OM}-0.3168\times\text{BD}$	0.29
	2	$0.2401-0.0069\times\text{SILT}+0.0012\times\text{CLAY}+0.0217\times\text{OM}-0.1424\times\text{BD}$	0.35
α	1	$-0.6165+0.0037\times\text{SILT}+0.0106\times\text{CLAY}-0.0388\times\text{OM}+0.4029\times\text{BD}$	0.33
	2	$-0.0367+0.0054\times\text{SILT}+0.0016\times\text{CLAY}-0.0225\times\text{OM}+0.0266\times\text{BD}$	0.36
n	1	$3.3052-0.0203\times\text{SILT}+0.0386\times\text{CLAY}+0.0472\times\text{OM}$	0.37
	2	$1.5553-0.0026\times\text{SILT}+0.0123\times\text{CLAY}+0.1710\times\text{OM}$	0.49

注：子集1和子集2各包含128个土壤样本。

当，表明本文所构建的PTFs稳定性比较好，不确定性较小，可以用于LIAO模型参数的预测。

3 结论与讨论

3.1 结论

(1) 传统的VG模型对所有256个样本SWRC拟合的 R^2 均值为0.986， $RMSE$ 均值为

$0.0096 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, 而 LIAO 模型的 R^2 均值为 0.996, $RMSE$ 均值为 $0.0053 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, 较之 VG 模型误差降低约 45%, 充分表明 LIAO 模型显著优于传统的 VG 模型。在高吸力(低压力水头)范围 VG 模型对 SWRC 预测容易出现较大的偏差, 这也证实了 VG 模型无法表征薄膜水的运动特征。

(2) θ_s 与土壤基本性质均呈极显著 ($P < 0.01$) 的相关性, 其中 θ_s 与容重的线性相关性 ($r = -0.783$, $P < 0.01$) 最强。其余参数与土壤基本性质也呈现出不同程度的相关性, 其中与粉粒的相关程度始终最高, 其次为砂粒, 而与黏粒、有机质和容重的相关性较弱。

(3) 构建的 PTFs 输入变量主要是粉粒、黏粒、有机质含量和容重, 它们分别能够解释 LIAO 模型参数 θ_s 、 A 、 λ 、 τ 、 α 和 n 总变异的 65%、31%、32%、32%、35% 和 42%。进一步采用交叉验证所建 PTFs 的可靠性, 发现基于各子集构建的 PTFs 的 R^2 比较接近, 且与基于全部数据构建的 PTFs 预测精度相当, 这充分说明 PTFs 比较稳定, 利用容易获取的土壤基本性质预测 LIAO 模型参数是可行的。

3.2 讨论

尽管 VG 模型在以往研究中得到了大量应用, 但它的理论基础存在一定的局限性, 这也直接导致了其无法表征薄膜水的运动特征。在本文的研究中, 我们通过详实的数据分析进一步佐证了这一点。以 3332# 砂土为例, 根据 Wang 等^[7]的研究, 砂土的 h_c 值约为 -95 cm , 当利用 VG 模型预测薄膜水流占优时 ($h < -95 \text{ cm}$), 3332# 砂土的 SWRC 出现了较大的误差 (图 2a), 而 LIAO 模型的预测值与实测值则基本一致。这也充分说明, LIAO 模型通过剔除 VG 模型中 θ_s 这一物理概念不严谨的参数, 转而引入具有完全物理意义的描述薄膜水运动的土壤含水量函数, 显著提升了模型对全吸力范围 SWRC 的预测能力。当然, 同时也应认识到, 与传统的 VG 模型相比, LIAO 模型表达式更为复杂一些, 且所需拟合的参数也更多, 这也可能会导致在参数拟合过程中具有更大的不确定性, 进而影响模拟结果。比如, Liao 等^[9]通过全局敏感性分析, 发现参数 θ_s 和 λ 对 SWRC 预测结果的影响较大, 因此建议在实际应用 LIAO 模型时, 应尽可能地测定真实的 θ_s 和 λ 值, 以减少待拟合的参数数量。但即便如此, 与 VG 模型相比, LIAO 模型在同时模拟土壤毛管水和薄膜水运动方面仍具有不可替代的优势。

参考文献(References):

- [1] 徐绍辉, 张佳宝, 刘建立, 等. 表征土壤水分持留曲线的几种模型的适应性研究. 土壤学报, 2002, 39(4): 498-504. [XU S H, ZHANG J B, LIU J L, et al. Suitability of models describing soil water retention curve. Acta Pedologica Sinica, 2002, 39(4): 498-504.]
- [2] 王修康, 戚兴超, 刘艳丽, 等. 泰山山前平原三种土地利用方式下土壤结构特征及其对土壤持水性的影响. 自然资源学报, 2018, 33(1): 63-74. [WANG X K, QI X C, LIU Y L, et al. Soil structure and its effect on soil water holding property under three land use patterns in piedmont plain of Mountain Tai. Journal of Natural Resources, 2018, 33(1): 63-74.]
- [3] LIAO K, XU F, ZHENG J, et al. Using different multimodel ensemble approaches to simulate soil moisture in a forest site with six traditional pedotransfer functions. Environmental Modelling & Software, 2014, 57: 27-32.
- [4] CHRISTIAENS K, FEYEN J. Analysis of uncertainties associated with different methods to determine soil hydraulic properties and their propagation in the distributed hydrological MIKE SHE model. Journal of Hydrology, 2001, 246: 63-81.
- [5] GUBER A K, PACHEPSKY Y A, VAN GENCUTTEN M TH, et al. Multimodel simulation of water flow in a field soil using pedotransfer functions. Vadose Zone Journal, 2009, 8: 1-10.
- [6] RYEL R J, CALDWELL M M, YODER C K, et al. Hydraulic redistribution in a stand of *Artemisia tridentata*: Evalua-

- tion of benefits to transpiration assessed with a simulation model. *Oecologia*, 2002, 130: 173-184.
- [7] WANG Y, MA J, ZHANG Y, et al. A new theoretical model accounting for film flow in unsaturated porous media. *Water Resources Research*, 2013, 49: 5021-5028.
- [8] 彭海英, 童绍玉, 李小雁. 内蒙古典型草原土壤及其水文过程对灌丛化的响应. *自然资源学报*, 2017, 32(4): 642-653. [PENG H Y, TONG S Y, LI X Y. Effects of thicketization of rangeland on soil and soil hydrological processes in Inner Mongolia. *Journal of Natural Resources*, 2017, 32(4): 642-653.]
- [9] LIAO K, LAI X, ZHOU Z, et al. A simple and improved model for describing soil hydraulic properties from saturation to oven dryness. *Vadose Zone Journal*, 2018, 17: 180082, Doi: 10. 2136/vzj2018.04.0082.
- [10] 黄元仿, 李韵珠. 土壤水力性质的估算—土壤转换函数. *土壤学报*, 2002, 39(4): 517-523. [HUANG Y F, LI Y Z. Estimation of soil hydraulic properties-pedo-transfer functions. *Acta Pedologica Sinica*, 2002, 39(4): 517-523.]
- [11] VAN GENUCHTEN M TH. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils. *Soil Science Society of America Journal*, 1980, 44: 892-898.
- [12] CAMPBELL G S, SHIOZAWA S. Prediction of hydraulic properties of soils using particle size distribution and bulk density data. In VAN GENUCHTEN, M TH, et al. (eds.) *Proceedings of the International Workshop on Indirect Methods for Estimating the Hydraulic Properties of Unsaturated Soils*. Berkeley: University of California Press, 1992: 317-328.
- [13] NEMES A, SCHAAP M G, LEIJ F J, et al. Description of the unsaturated soil hydraulic database UNSODA version 2.0. *Journal of Hydrology*, 2001, 251: 151-162.
- [14] 刘建立, 徐绍辉, 刘慧. 几种土壤累积粒径分布模型的对比研究. *水科学进展*, 2003, 14(5): 588-592. [LIU J L, XU S H, LIU H. Investigation of different models to describe soil particle-size distribution data. *Advances in Water Science*, 2003, 14(5): 588-592.]
- [15] NORUSIS J M. *SPSS Professional Statistics 6.1*. Chicago: SPSS Inc., 1994.
- [16] GREEN P E, CAROLL J D. *Analysing Multivariate Data*. New York: John Wiley & Sons, 1978.
- [17] LIAO K, XU S, WU J, et al. Uncertainty analysis for large-scale prediction of the van Genuchten soil-water retention parameters with pedotransfer functions. *Soil Research*, 2014, 52: 431-442.
- [18] WÖSTEN J H M, LILLY A, NEMES A, et al. Development and use of a database of hydraulic properties of European soils. *Geoderma*, 1999, 90: 169-185.
- [19] WÖSTEN J H M, VAN GENUCHTEN M TH. Using texture and other soil properties to predict the unsaturated soil hydraulic functions. *Soil Science Society of America Journal*, 1988, 52: 1762-1770.
- [20] VEREECKEN H, MAES J, DARIUS P. Estimating the soil moisture retention characteristics from texture, bulk density and carbon content. *Soil Science*, 1989, 148: 389-403.
- [21] RAJKAIA K, KABOSA S, VAN GENUCHTEN M TH. Estimating the water retention curve from soil properties: Comparison of linear, nonlinear and concomitant variable methods. *Soil & Tillage Research*, 2004, 79: 145-152.
- [22] RAWLS W J, GISH T J, BRAKENSIEK D L. Estimating soil water retention from soil physical properties and characteristics. *Advances in Soil Science*, 1991, 16: 213-235.

Evaluation of soil water retention curve model from saturation to oven-dryness and development of pedotransfer functions for predicting model parameters

AN Le-sheng, ZHAO Kuan, LI Ming

(Department of Environmental Science, Anqing Normal University, Anqing 246133, Anhui, China)

Abstract: Capillary water and film water are two important forms of soil water. In humid and semi-humid areas, capillary water is the water that moves quickly and is easily absorbed and utilized by plants. However, in arid and semi-arid areas, film water becomes the key factor limiting soil and water conservation and vegetation growth, and nutrient migration and utilization in soil due to the low soil water content. Soil water characteristic curve (SWRC) is an important soil hydraulic property, which represents the functional relationship between soil water content and pressure head, and is an essential parameter of the soil water movement model. Therefore, a model is urgently needed to describe the SWRC with consideration of the characteristics of capillary water and film water simultaneously. Recently, LIAO model has been proposed to represent the SWRC due to both capillary water and film water. However, this model has not been systematically evaluated. In this study, a total of 256 soil samples from coarse- to fine- textured were selected from unsaturated soil hydraulic property database (UNSODA). These samples were then applied to evaluate the soil water retention curve model from saturation to oven- dryness (LIAO model). Finally, pedotransfer functions (PTFs) for predicting LIAO model parameters were developed and validated. The results showed that: (1) Compared with the classic van Genuchten model which can only describe soil water retention characteristics due to capillary flow, LIAO model can better predict water retention curves for different textured soils with the decrease in root mean squared error by 45%. (2) LIAO model parameters were found to have different degrees of correlation with basic soil properties such as sand, silt, clay, organic matter contents and bulk density. θ_s had the strongest correlation ($r=-0.783$, $P<0.01$) with bulk density, while other parameters had the strongest correlation with silt. (3) Stepwise regression based- PTFs can explain 31%- 65% of the variance in LIAO model parameters. The highest accuracy was found for θ_s . The signs of the regression coefficients and the determination coefficients were stable by the double cross-validation method. The results provided supports for soil water movement simulation at regional scale, especially in arid and semi-arid environments.

Keywords: pedotransfer functions; from saturation to oven- dryness; water retention curve; stepwise regression