

预测土壤水力性质的形态学网络模型应用研究*

刘建立¹ 徐绍辉¹ 刘慧² 郭飞²

(1 中国科学院南京土壤研究所, 南京 210008)

(2 南京大学地球科学系, 南京 210093)

摘要 土壤水力性质是研究非饱和带中水分和溶质运移的重要参数, 可以用孔隙网络模型进行预测。通常采用的网络模型中的参数是任意指定的, 无法真实反映土壤孔隙空间的形态特征。本文采用了一种基于孔隙形态学的网络模型来预测土壤的水力性质, 即通过图像分析来直接测定孔隙的大小分布及其连通性, 并将其结合到网络模型中, 最大程度地再现了三维的土壤孔隙结构。本文根据河南封丘地区采集的砂壤土样本图像分析结果, 采用形态学网络模型预测了其水力性质, 同时也进一步评价了这种模型的优缺点及其应用前景。

关键词 土壤水力性质; 网络模型; 形态学; 图像分析

中图分类号 S152.7 文献标识码 A

非饱和土壤的水力性质包括水分特征曲线和水力传导率函数, 是采用模型定量模拟水分和溶质在非饱和带中运动的最重要的物理参数。当不考虑土壤固液界面上复杂的物理-化学作用时, 土壤的水力性质主要受到孔隙结构的影响^[1]。土壤的孔隙结构特征包括孔隙大小分布和相互连通情况, 它与有效水力性质之间的关系可以用网络模型(Network model)来研究。

网络模型这一概念最早是由 Fatt^[2] 提出的, 之后在石油工程领域得到了进一步的发展^[3, 4]。近年来, 这种方法已经应用到土壤物理学、水文学等领域中^[5~7]。理论上, 网络模型将复杂的土壤孔隙空间简化为具有一定孔径分布及几何特征的由形状比较简单的、相互连通的孔隙构成的网络。这种孔隙网络的水分特征曲线和水力传导率函数可以通过数值方法计算出来。

在土壤物理学研究中, 网络模型可以用来定量分析土壤孔隙的结构和几何特征, 如孔径分布的非均质性和各向异性等^[5, 8]。这时, 网络模型的参数(如孔隙大小分布等)可以任意指定, 而不用参照实际观测的孔隙结构特征。网络模型的另外一种用途是预测土壤水分特征曲线和非饱和水力传导率函

数, 这时需要正确选取网络模型的参数以使得网络的水分滞留特征与实测水分特征曲线一致^[9]。但是这种方法并不总是可靠的, 因为即便是网络模型的水分滞留特征与实测值吻合, 也并不能保证水力传导率的预测值能反映实际的介质特征^[10]。所以, 网络模型通常不能作为一种土壤水力性质的预测模型。针对这一问题, Vogel 和 Roth^[7] 提出了一种利用数字图像分析方法重建土壤的三维孔隙结构, 然后将直接测定的孔隙空间的形态特征作为网络模型的输入参数, 成功地预测了多孔介质的水力性质。这种方法从根本上克服了已有网络模型中不确定性因素(主要是模型参数的随意性)的影响, 最大限度地再现了土壤孔隙结构分布, 因此也大大提高了网络模型的预测能力和可靠性。本文将采用 Vogel 和 Roth^[7] 提出的这种结合形态学的网络模型, 通过一个算例对该方法在估计土壤水力性质中的应用作初步尝试。

1 孔隙结构分析

结合形态学的网络模型是一种通过直接测定孔隙结构特征来预测水力性质的方法, 其关键在于如

* 国家自然科学基金课题(No. 49971041)和国家重点基础研究发展规划项目(G1999011803)资助

作者简介: 刘建立(1973~), 男, 河北高邑人, 博士, 从事地下水流与溶质运移数值模拟研究

收稿日期: 2003-01-20; 收到修改稿日期: 2003-07-07

何识别与土壤水力性质有关的孔隙结构参数及其定量描述^[7]。在定量分析孔隙结构之前, 必须采集未扰动的土壤样本, 然后对样本进行连续切割, 用数码相机对切面进行高精度拍照, 在得到的数字图像基础上利用图像分析方法来获取孔隙空间的三维结构。

为了进行孔隙结构分析, 首先要将图像中的孔隙和固体部分识别出来, 即进行灰度图像分割。由于灰度图像中孔隙和固体部分的对比度一般不太高, 仅采用一个全局阈值(Global threshold)的图像分割结果往往不够精确。因此, Vogel 和 Kretzschmar^[11]提出了一种双阈值分割算法(Bilevel segmentation), 即根据图像的灰度直方图确定两个阈值 T_1 和 T_2 ($T_2 > T_1$), 这两个阈值之间是一个狭窄的模糊区域, 需要根据不同像素之间的相邻关系确定该像素所在位置是固体还是孔隙。对于图像中的每个像素, 若其灰度值小于 T_1 则认为该点是孔隙, 如果与该孔隙像素直接相邻的四个像素的灰度值小于 T_2 则也认为它是孔隙。重复这一过程直到图像不再改变为止, 这样就得到了由孔隙(黑色)和固体(白色)组成的二值图像(Binary image)。土壤孔隙结构分析在黑白二值图像的基础上进行。

1.1 孔隙大小分布

土壤孔隙大小分布可以通过对分割后得到的二值图像进行数学形态学操作来得到^[11]。这里采用了两个基本的数学形态学算子: 腐蚀(Erosion)和膨胀(Dilation), 即对一个二值图像用直径为 d 的球状结构体腐蚀之后再用同样大小的结构体来进行膨胀操作(这一过程在数学形态学中称为开放操作, 即 Opening), 这样在得到的图像中直径小于 d 的孔隙将被剔除出去。使用不同直径的结构体重复上述操作, 就可以得到一个完整的基于形态学的孔隙大小分布。

1.2 孔隙的连通性

孔隙之间的相互连通情况可以用 Euler-Poincare 特征数 E (Euler-Poincare characteristic, EPC) 来定量描述^[7]。对于一个三维的土壤孔隙空间, E 定义为完全隔离的孔隙的个数 N , 减去冗余连接(Redundant connections)的个数 C , 加上孔洞(Holes)的个数 H , 即 $E = N - C + H$ 。所谓冗余连接是指切割后不会产生额外的隔离部分的孔隙。在土壤空间内, 孔洞可能是完全被孔隙包围的团聚体。在重力场的作用下, 这部分形态特征可以忽略不计。显然, 随着 E 的减小, 孔隙之间的连通性将逐渐增强。

Vogel 指出, E 可以通过对一个复杂的三维结构进行局部分析来得到, 而不必直接统计 N 和 C 的个数, 也就是采用所谓的双切面方法(Disectors)^[11]。这样就避免了使用大量样本来计算 N 和 C 个数的烦琐过程, 大大提高了分析工作的效率。在两个相邻切面的二值图像上, 分别计算出对应于孔隙空间的二维 EPC 特征数 E_2 , 然后用下式来计算三维孔隙空间的连通性指标:

$$E_3 = \frac{1}{2} [E_2(X_1) + E_2(X_2) - 2E_2(X_1 \cap X_2)] \quad (1)$$

式中, X_1 和 X_2 分别是两个相邻切面图像上对应于孔隙的像素集合。在由两个切面组成的土样上, 体积平均的连通性指标为

$$E_v = \frac{\sum_{i=1}^n E_{3i}}{V} \quad (2)$$

式中, V 等于图像的面积乘上两个图像间的实际距离。用不同直径 d 的结构体对数字图像进行开放操作, 然后按照式(2) 计算对应的 E_v , 就可以得到体积连通性指标与孔隙直径之间的关系, 即连通性函数 $E_v(d)$ 。根据连通性函数的定义, 如果土壤的孔隙空间是一个连续体, 则 E_v 应当小于零, 而当孔隙直径达到某个最大直径时, 即孔隙空间完全不连通时, E_v 应当等于 0。

2 形态学网络模型

在完成三维孔隙结构分析后, 下一步就是如何将得到的孔隙形态学参数(孔隙大小分布和连通性函数)输入孔隙网络模型中预测土壤的水力性质。

2.1 网格设置

在网络模型中, 孔隙空间由布置在规则网格上的圆柱状毛细管来表示(见图 1)。其目的在于尽可能简化网络模型的结构, 以便将图像分析得到的形态学特征直接输入网络模型。形态学网络模型采用面中心的立方体网格^[7]。图 1 中是这种网格的一个基本单元, 其中节点之间的连接线段称为配位键(Coordination bond), 配位键的长度均为 λ 。每个配位键代表一个半径为 r 的圆柱状孔隙, 两个节点之间半径不变, 节点本身的体积不考虑。孔隙的最小长度等于键长 λ , 同时其实际长度应满足 $l > 4r$ 。面中心立方体网格的配位数(Coordination number)为 $Z = 12$, 但在实际研究中通常仅考虑一定大小范围内的孔隙, 这时仅有一部分键用来表示所研究的孔

隙,即有效配位数 $Z_e < Z$ 。未用到的键用来表示无法直接测定的更小的孔隙。为了避免边界效应 (Boundary effect) 的影响,面中心网格在平面上是间歇出现的,即所有离开某一平面的配位键都出现在相反的平面上^[7]。

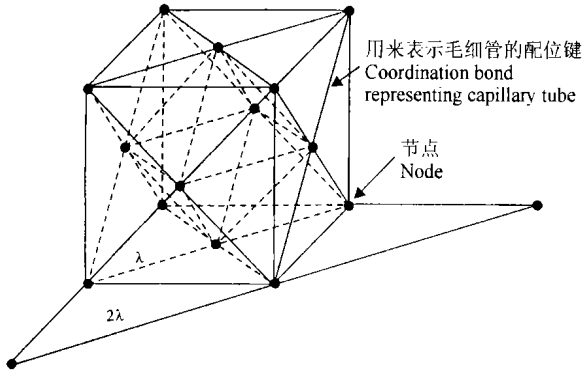


图1 网络模型中采用的面中心立方体单元
Fig.1 Face centered cubic grid used in network model

在生成网格时,首先要使网格的配位键长 λ 和有效配位数 Z_e 与图像分析得到的孔隙空间的形态学特征一致。具有 N_n 个节点的面中心网格的体积为

$$V = 2N_n \left(\frac{\lambda}{\sqrt{2}} \right)^3 \quad (3)$$

而长度为 λ 的配位键的个数为

$$N_b = Z_e N_n / 2 \quad (4)$$

利用图像分析得到的孔隙大小分布将孔隙空间划分成若干个级别,对应于每个级别 i 的体积比例 $\Delta\Phi_i$ 可以根据三维孔隙结构得到。这样,某个配位键属于特定孔隙级别的概率为

$$P_i = \frac{\Delta\Phi_i / r_i^2}{\sum_j \Delta\Phi_j / r_j^2} \quad (5)$$

在网络模型中,各级别孔隙的体积为

$$V_i = N_b P_i \pi r_i^2 \lambda \quad (6)$$

同时,为了使网络模型与孔隙形态分析结果一致,还应满足下面条件:

$$V_i = V \Delta\Phi_i \quad (7)$$

根据式(3)~(7),可以得到键长 λ 、有效配位数 Z_e 与孔隙大小分布之间的函数关系为

$$\lambda^2 = \frac{\pi}{\sqrt{2}} Z_e \left(\sum_j \Delta\Phi_j / r_j^2 \right)^{-1} \quad (8)$$

为确定有效配位数 Z_e ,考虑一个由许多配位键组成的网络,其体积连通性指标 E_v 与每个节点处的配位数直接相关。根据几何关系,有

$$E_v = \frac{(Z_e - 2)N_n}{2V} \quad (9)$$

将孔隙空间的 E_v 实测值代入上式,结合式(8)就可以确定 λ 和 Z_e 这两个关键参数。对于每个孔隙级别,相应的配位键的个数可以随机地生成,这种网络称为随机网络(Random network)。显然,随机网络的连通性函数与实测值会有很大的出入。在本文的形态学网络模型中,采用的是根据实测连通性函数生成的网络,即所谓的相关网络(Correlated network)^[7]。根据式(9),网络模型的连通性函数可以简化为

$$E_v(d) = - \frac{1}{2V} \sum_{i=0}^{N_n} \{ b_d(n_i) - 2 \} \quad (10)$$

式中, $b_d(n_i)$ 是连接节点 n_i 的直径大于 d 的配位键的个数。

在网络模型的生成过程中,实际的连通性函数 E_a 不断更新。若生成了一个完全隔离的毛细管,则 E_a 应加1;若生成冗余连接则 E_a 应当减1。从最大的孔隙级别开始,大于该孔隙直径 d 的连通性函数 $E(d_i)$ 可以根据图像分析的结果得到。在生成直径为 d_i 的孔隙(即网络模型中的配位键)时,首先计算 E_a 和实测连通性 $E(d_i)$ 之间的误差,若 E_a 小于 $E(d_i)$,则下一步只能生成完全隔离的毛细管,否则应生成与已有孔隙连通的毛细管。这样,网络模型的连通性函数就能准确地反映实测的形态学特征。

2.2 土壤水力性质的模拟

为模拟网络模型的水分滞留特征,首先假定整个网络完全饱和。根据 Young-Laplace 方程,直径为 d 的圆柱状毛细管开始排水时的压力水头为

$$\psi = \frac{4\sigma \cos \gamma}{\rho_w g d} \quad (11)$$

式中, σ 是表面张力, γ 是接触角, ρ_w 是水的比重, g 是重力加速度。随着压力水头的增大,更小的孔隙开始排水。对应于第 i 个孔隙级别,只有同时满足以下两个条件,毛细管才能完全脱湿^[10]: (1) 毛细管直径大于 d_i ; (2) 孔隙与非浸润相流体接触。对每个压力水头 $\psi(d_i)$ 进行迭代,直到整个网络达到平衡状态。这样,就可以得到网络模型的水分特征曲线。

水力传导率函数 $K(\psi)$ 则通过在网络的两端施加一个压力水头梯度 ΔP 来确定。两个相邻节点 i 和 j 之间的毛细管中的水流量由 Poiseuille 定律得到,即

$$q_{ij} = \frac{\pi}{8\mu} \frac{P_i - P_j}{\lambda} \quad (12)$$

式中, μ 是水的粘滞度, P_i 和 P_j 是节点 i 和 j 处的压力水头。根据连续性方程, 网络中所有节点的流入量和流出量之和应当等于 0, 于是

$$\sum_j q_{ij} = \frac{\pi}{8\mu} \sum_j^4 \frac{P_i - P_j}{\lambda} = 0 \quad (13)$$

由式(13)可以得到一个线性代数方程组, 用共轭梯度等方法求解即可得到网络中各节点的压力水头^[7]。通过面积为 A 的平面的水流量 q (量纲为 $L^3 T^{-1}$) 可以用式(12) 来确定, 则水力传导率为

$$K(\Psi) = \frac{qL}{A \Delta P} \quad (14)$$

式中, L 为水流经过的长度, 可以根据网络模型的配位键长度来确定。这样, 即可得到网络模型的水力传导率。

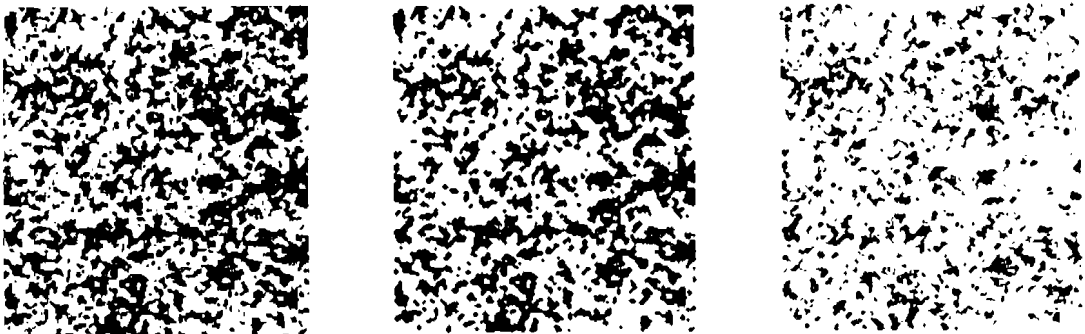
3 研究实例

3.1 材料与方法

在中国科学院封丘农业生态实验站采集砂壤土样本, 在室内切割后用数码相机对切面进行高精度拍照, 得到不同切面的 24 位彩色数字图像。拍照时图像分辨率设置为 2400×1800 个像素, 结果图像中每个像素对应的实际尺寸为 $42.2 \mu\text{m}$ 。首先用图像分析软件 Photoshop 6.0 将彩色图像转换为 8 位灰度图像(256 级灰度)。为了识别孔隙和固体颗粒,

必须对灰度图像进行分割。这里利用了 Vogel 提出的双阈值分割算法^[11]。

分割得到的二值图像中孔隙为黑色, 固体部分为白色(图 2a)。图 2 中每个图像共有 237×237 个像素, 对应的实际样本大小为 1 cm^2 。各切面的孔隙大小分布和连通性函数利用 Vogel 的 QuantIm 程序⁽¹⁾进行量化分析得到。由于本次研究中图像的最大分辨率为 $42.2 \mu\text{m}$, 在进行孔隙形态分析时采用的球状结构体直径分成 10 个级别, 即从最小直径 $42.2 \mu\text{m}$ 到最大直径 $422 \mu\text{m}$ 。分别用 10 个级别的结构体对二值图像进行开放操作, 即可得到对应于这 10 个级别的孔隙大小分布, 孔隙连通性函数则根据两个相邻切面及其交集图像(图 2c)的连通性指标 E_2 利用式(1)和(2)得到。图 2b 中是采用直径为 $42.2 \mu\text{m}$ 的球状结构体进行开放操作后得到的结果, 其中直径小于 $42.2 \mu\text{m}$ 的孔隙被剔除掉了。计算中, 利用这些实测的连通性函数来生成网络模型, 即采用相关网络。为消除图像分析中的不确定性因素, 生成网络模型时的连通性函数为 10 个双切面的平均值。在模型中共采用了 $16 \times 16 \times 16 = 4096$ 个节点, 进一步增加节点个数得到的计算结果没有明显的变化。网络模型的实现和水力性质的预测采用 Vogel 开发的 TopNet 程序⁽²⁾。



a. 二值图像
a. Binary image
b. 经开放操作后的图像
b. Image after opening
c. 连续图像的交集图像
c. Logic and of two sequential sections

图 2 河南封丘砂壤土样本切面图像的分析过程(237×237 像素, 结构体直径 42.2 μm)

Fig 2 Analysis of images of sequential sample sections (Sandy loam collected at Fengqiu, Henan)

3.2 结果与讨论

图 3 是根据河南封丘砂壤土样本图像分析结果建立起来的网络模型, 采用相关网络计算得到的有

效配位键的个数为 2.334。从图 3 中可见, 随机网络中大孔隙任意地分布在整个土壤空间中, 多数不连通。而在相关网络中, 这些大孔隙存在一定的空间

(1) Vogel H J. QuantIm: Some useful C functions for scientific image processing. 1998

(2) Vogel H J. C functions for predicting soil hydraulic properties based on direct morphological measurements. 1998

关系,同时也是相互连通的,这与随机网络有很大差别。这表明常用的任意指定参数的网络模型无法准确表征实际的土壤孔隙空间。图4中给出了计算得到的随孔径变化的体积连通性函数 E_v (10个双切面的平均值)。对应直径较小的孔隙,其连通性函数的取值为负,说明连通的孔隙个数远大于完全隔离的

孔隙个数。在孔隙直径约等于 $130 \mu\text{m}$ 处, E_v 变为正值,表明完全隔离的孔隙个数超过了连通部分的个数,这也说明大孔隙之间的连通性较差。随着直径进一步增大,孔隙的个数减少很快, E_v 也逐渐变为0,孔隙之间完全不连通了。显然,这一结果是符合实际土壤中的孔隙结构特征的。

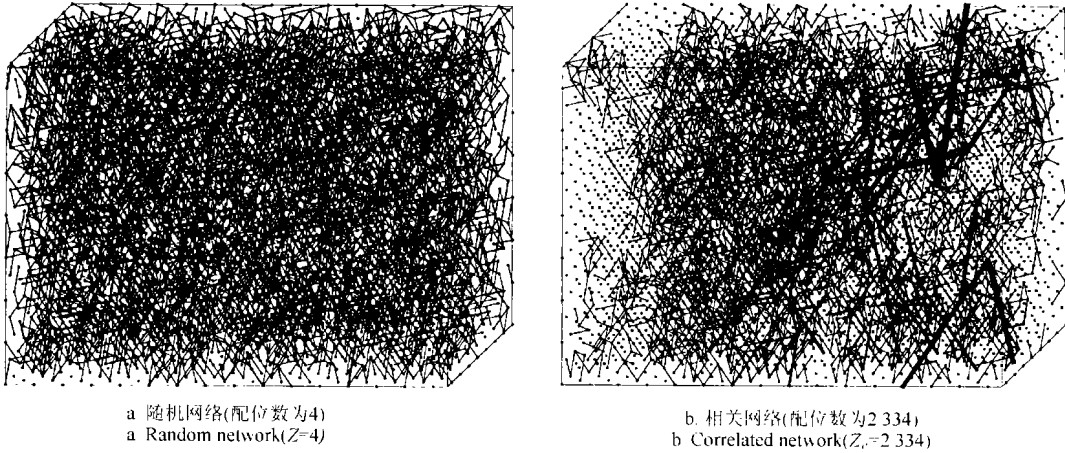


图3 随机网络和计算中采用的基于孔隙形态学的相关网络(黑色的大孔隙已完全脱湿)
Fig.3 Random and correlated network constructed using morphological characteristics (Black pores are air-filled)

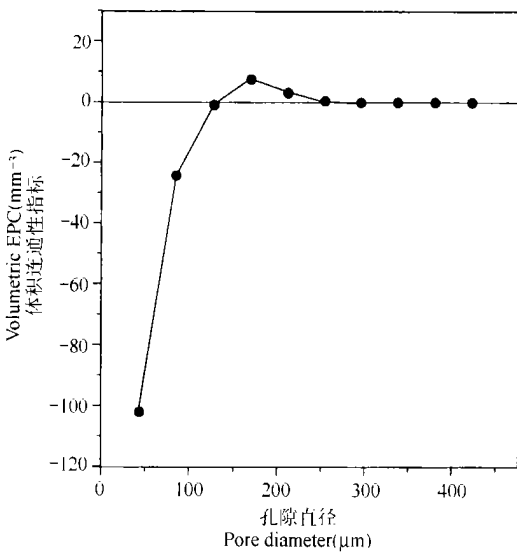


图4 对应不同孔隙级别的体积连通性函数
Fig.4 Volumetric EPC for various pore-size classes

根据网络模型计算得到的水分特征曲线和水力传导率(其中水力传导率无相应的实测值)见图5。图中的实线是利用 van Genuchten-Mualem 模型对预测结果进行拟合得到的光滑曲线。由于可以识别的最小孔隙直径为 $42.2 \mu\text{m}$, 根据 Young-Laplace 方程(式11), 网络模型预测的最大压力水头约为 70.3 cm 。与图5中的水分特征曲线实测值相比, 网络模型的

预测结果存在较大的误差,其均方根误差为 $0.0654 \text{ cm}^3 \text{ cm}^{-3}$, 确定性系数 $R^2 = 0.748$ 。从图5中可以看出,在接近饱和状态时网络模型过高地估计了水分含量,而随着压力水头的增大水分含量迅速降低,曲线形状明显偏离了实测值。这可能是由于实验过程中没有进行样品的固定并且缺乏专用的切割设备,从而对土样结构造成破坏,使得到的切面参差不齐,而在图像分割过程中将其作为大孔隙造成的。此外,在数字图像的生成和处理过程中还存在其他的一些不确定性因素(如拍照距离控制、分割阈值的确定等),都可能会影响到预测的结果。

同时,网络模型将孔隙简化为圆柱状的毛细管,未考虑实际孔隙的弯曲性和固液界面上的复杂作用对水分滞留和运动的影响。这些因素的综合影响使得模型的预测结果很不理想。因此,有必要对这种基于形态学方法的网络模型的可靠性和实用性进行全面和客观的评价。

从理论上讲, Vogel 和 Roth^[7] 提出的这种网络模型结合了直接测定的孔隙形态特征,由此得到的土壤孔隙结构和水力性质应当是最为符合实际情况的,与任意指定参数的其他网络模型相比其结果的可靠性显然更高。虽然在网络模型的建立过程中进行了一定的简化,但它对于深入理解水分和溶解物

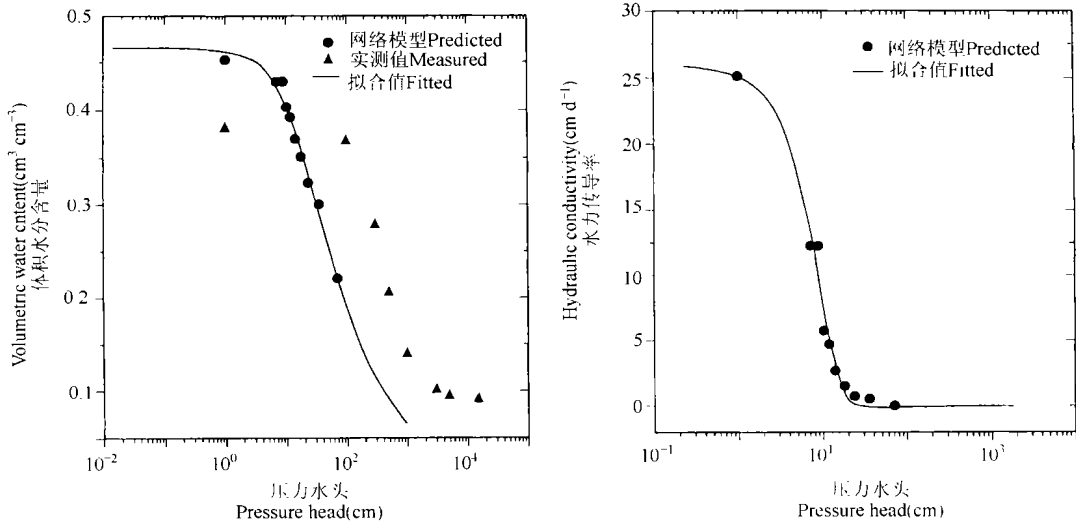


图5 网络模型计算得到的水分特征曲线和水力传导率函数

Fig. 5 Water retention characteristics and hydraulic conductivity calculated from morphology-based network model

质在孔隙中的运动过程(如大孔隙流)仍有着重要的意义。但是,这种基于形态学的网络模型的缺点也是显而易见的。首先,由于实验精度要求在微米级别,因此它不太适合于在田间进行实验。其次,为防止破坏土壤的孔隙结构和形态特征,该方法对样品的采集和制备过程要求很高,需要高精度的专用切割和拍照设备,过程十分复杂,工作量巨大,成本也很高。为了防止破坏土壤孔隙结构,最好采用CT等非破坏性拍摄技术,但其仪器和分析过程十分昂贵,甚至超过了直接实验测定水力性质的成本,因此无法大规模采用。总之,考虑到实验成本、实验过程的复杂性等因素,这种形态学网络模型到目前为止还不是一种便于操作、易于推广的方法。

致谢 本研究中采用了德国海德堡大学 H. J. Vogel 博士提供的数字图像分析程序 QuantIm 和网络模型计算程序 TopNet,在此深表谢意。

参考文献

- [1] Vogel H J, Kretschmar A. Topological characterization of pore space in soil sample preparation and digital image-processing. *Geoderma*, 1996, 73:23~28
- [2] Fatt I. The network model of porous media I. Capillary characteristics. *Petroleum Transactions, AIME*, 1956, 207: 144~159

- [3] Chatzis I, Dullien F A L. Modeling pore structure by 2-D and 3-D networks with application to sandstone. *Journal of Canadian Petroleum Technology*, 1977, 16:97~108
- [4] Chandler R, Koplik J, Leman K, *et al.* Capillary displacement and percolation in porous media. *Journal of Fluid Mechanics*, 1982, 119: 249~267
- [5] Ferrand L A, Celia M A. The effect of heterogeneity on the drainage capillary pressure saturation relation. *Water Resources Research*, 1992, 28: 859~870
- [6] Rajarama H, Ferrand L A, Celia M A. Prediction of relative permeabilities for unconsolidated soils using pore-scale network models. *Water Resources Research*, 1997, 33: 43~52
- [7] Vogel H J, Roth K. A new approach for determining effective soil hydraulic functions. *European Journal of Soil Science*, 1998, 49: 547~556
- [8] Friedman S P, Seaton N A. On the transport properties of anisotropic networks of capillaries. *Water Resources Research*, 1996, 32: 339~347
- [9] Wise W R. A new insight on pore structure and permeability. *Water Resources Research*, 1992, 28: 189~198
- [10] Mualem Y. Modeling the hydraulic conductivity of unsaturated porous media. *In: van Genuchten M Th, Leij F J, Lund L J. eds. Proc. Int. Worksh. on Indirect Methods of Estimating the Hydraulic Properties of Unsaturated Soils. University of California, Riverside, CA*, 1992, 15~36
- [11] Vogel H J. Morphological determination of pore connectivity as a function of pore size using serial sections. *European Journal of Soil Science*, 1997, 48: 365~377

DETERMINATION OF SOIL HYDRAULIC PROPERTIES USING A MORPHOLOGY-BASED PORE SCALE NETWORK MODEL

Liu Jianli¹ Xu Shaohui¹ Liu Hui² Guo Fei²

(1 *Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China*)

(2 *Department of Earth Sciences, Nanjing University, Nanjing 210093, China*)

Abstract Soil hydraulic properties are the key information required in quantitatively modeling water flow and solute transport in the vadose zone, which can be predicted using pore scale network models. However, some important parameters in network model, e. g., pore-size distribution and pore geometry, are often assigned arbitrarily. Thus, the resulted network model cannot fully reflect the pore structure within a real soil. In the present study, a morphologically based network model is employed to more accurately characterize the pore structure, which provides the physical basis for predicting soil hydraulic properties. The pore-size distribution and pore connectivity are directly measured on digital images of sequential sample sections based on mathematical morphology technique, and then integrated into the construction of network model. In theory, the morphologically based network model resembles the measured characteristics of pore structure, and should produce much better results for soil hydraulic properties. The advantages and disadvantages are then analyzed through a case study with samples collected at Fengqiu Experimental Station, Chinese Academy of Sciences.

Key words Soil hydraulic properties; Network model; Morphology; Image analysis