

基于神经网络的灌溉水入渗深度预测模型研究

陈海波¹, 胡月明², 胡均万¹, 陈联诚²

(1 华南农业大学 工程学院, 广东 广州 510642; 2 华南农业大学 信息学院, 广东 广州 510642)

摘要:以华南地区的3种土壤为材料进行喷灌试验,抽取表征土壤入渗性能的关键特征值,利用神经网络建立了土壤入渗类别识别模型,用试验数据回归建立了灌溉水在各类土壤中的入渗深度预测模型,并对模型进行室内试验验证.结果表明:土壤入渗类别识别模型能对2种检验土进行分类,入渗深度预测模型的预测深度与灌溉水实际入渗深度的误差不超过10%.

关键词:入渗性能; 入渗深度; 节水灌溉; 神经网络

中图分类号:S274.3

文献标识码:A

文章编号:1001-411X(2009)03-0099-04

Study on the Predictive Model of Irrigation Water Infiltration Depth Based on Neural Network

CHEN Hai-bo¹, HU Yue-ming², HU Jun-wan¹, CHEN Lian-cheng²

(1 College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642; China;

2 College of Information, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: Sprinkling irrigation experiment were done on three soils in the South China area. Key characteristic values of soil infiltration were extracted, and the recognition model of soil infiltrability category was built by using neural network. The infiltration depth predictive model of irrigating water was generated by using experimental data. The verification experiments were done in laboratory. The results showed that the recognition model of soil infiltrability category could sort the two checked soils, The percentage error between the predictive filtration depth and the real depth was less than 10%.

Key words: infiltration properties; infiltration depth; water-saving irrigation; neural network

现代智能型控制器可提高操作准确性,有利于灌溉过程的科学管理^[1]. 基于节水灌溉的控制模型是智能控制器的关键问题,适时适量的灌水,对于提高农作物产量和保护环境有着重要意义. 在国外,节水灌溉控制系统的发展起步早、自动化程度高,已经形成了比较完善的灌溉控制体系. 近年来相关研究已经深入到将气象因素、蒸腾量和土壤含水率相结合的综合灌溉控制^[1-2]. 国内在这方面的研究起步较晚,灌溉自动化程度不高,相关设备落后,距国外的先进水平还有很大的差距^[1]. 相关的研究主要从农田灌溉原理、土壤及作物叶面的特征预测灌溉量等

角度进行^[3-5]. 本文通过研究土壤的入渗性能,从减少根部下层渗漏的角度建立了灌溉水在各类土壤中的入渗深度预测模型.

1 材料与方法

1.1 材料

土样来自华南地区,共5个土壤(表1). 土样1~3分别为型砂、水田土和红壤,检验土1和2分别为华南农业大学工程学院土槽研究室的土和草坪土,土样经风干磨碎后,过2 mm筛.

收稿日期:2008-12-16

作者简介:陈海波(1973—),女,实验师,博士;通讯作者:陈联诚(1946—),女,教授,E-mail:lian Cheng@scau.edu.cn

基金项目:国家自然科学基金(40671145)

表1 5种试验土壤的机械组成
Tab.1 The mechanical composition of five kinds soils

土样	各等级颗粒的质量分数/%						质地
	0.05 ~ 2 mm	0.01 ~ 0.05 mm	0.005 ~ 0.01 mm	0.001 ~ 0.005 mm	<0.01 mm	<0.001 mm	
土样1	73.0	21.8	1.2	2.2	5.2	1.8	砂土
土样2	40.0	18.0	9.0	17.0	42.0	16.0	中壤土
土样3	13.0	17.0	2.0	32.0	70.0	36.0	轻粘土
检验土1	81.0	6.0	1.0	9.0	13.0	3.0	砂壤土
检验土2	45.0	44.0	6.0	2.6	11.0	2.4	砂壤土

试验于2006年9月—2007年3月在华南农业大学工程学院土槽研究室的温室内进行. 在上口直径43 cm、下口直径30 cm、高40 cm的透明圆桶侧面高度方向每隔5 cm开一小孔使其透气良好.

湿度传感器选用广州摩达电子科技有限公司生产的TR-X土壤湿度变送器,土壤的含水量信号转换成标准电压0~5 V输出. 采用的2支传感器,上层传感器埋在土壤浅层8 cm处,下层传感器埋在土壤深层15 cm处.

主管采用直径20 mm的普通自来水管,支管采用PE管(直径为16 mm),喷头用孔口式可调滴头代替,滴头的工作压力为50~100 kPa;压力调节阀采用1/4" FZ 闸阀;压力表量程为0~1 MPa.

1.2 方法

1.2.1 建模原理 土壤的含水量与入渗性能是不同的物理量,用湿度传感器是不能测入渗性能的,但是可以用含水量与时间的组合挖掘出与入渗性能相关的特征量,进而建立土壤入渗类别的识别模型和灌溉水入渗深度预测模型. 本研究通过2支湿度传感器测量浅层和深层的含水量,并与时间组合建立与入渗性能相关的特征量.

$$v_d = \frac{h}{t_d}, \tag{1}$$

式中, v_d 为入渗的速度($\text{cm} \cdot \text{min}^{-1}$), h 为下层传感器深度(cm), t_d 为灌溉水入渗到下层传感器的时间(min).

$$m_c = \frac{qt_d}{h_1 s}, \tag{2}$$

式中, m_c 为持水性能, q 为灌溉水的流量($\text{mL} \cdot \text{min}^{-1}$), t_d 为浇灌时间(min), h_1 为灌溉水最后入渗深度(cm), s 为浇灌面积(cm^2).

$$\varepsilon = \frac{\omega(t + \Delta t) - \omega(t)}{\Delta t}. \tag{3}$$

式中, ε 为土壤含水量变化率,灌溉时段内的上层含水量变化率用 ε_1 表示,停止灌溉后到入渗稳定时段内的上层含水量变化用 ε_2 表示; $\omega(t + \Delta t)$ 为 $t + \Delta t$ 时刻湿度传感器的读数(V); $\omega(t)$ 为 t 时刻湿度传

感器的读数(V), Δt 为时间段(min).

V_d 、 m_c 、 ε_1 、 ε_2 这4个值是与入渗深度相关的参数,它们是动态的、交互的、非线性的,因而入渗深度是不能由这些参数用显式函数表示. 人工操作浇灌根据人的感官对土壤持水性能、土壤对入渗水的阻碍作用、灌溉量、土壤含水量、作物的耗水量及气温等的感觉,融合多感官的信息,识别土壤的入渗性能,根据经验预测灌溉水在该类土壤中的入渗深度. 本研究将模拟人工决策过程用人工神经网络融合以上的4个特征值建立土壤入渗类别识别模型,结构简单的2层MLP(图1)网络可被应用于土壤的入渗性能的分类中.

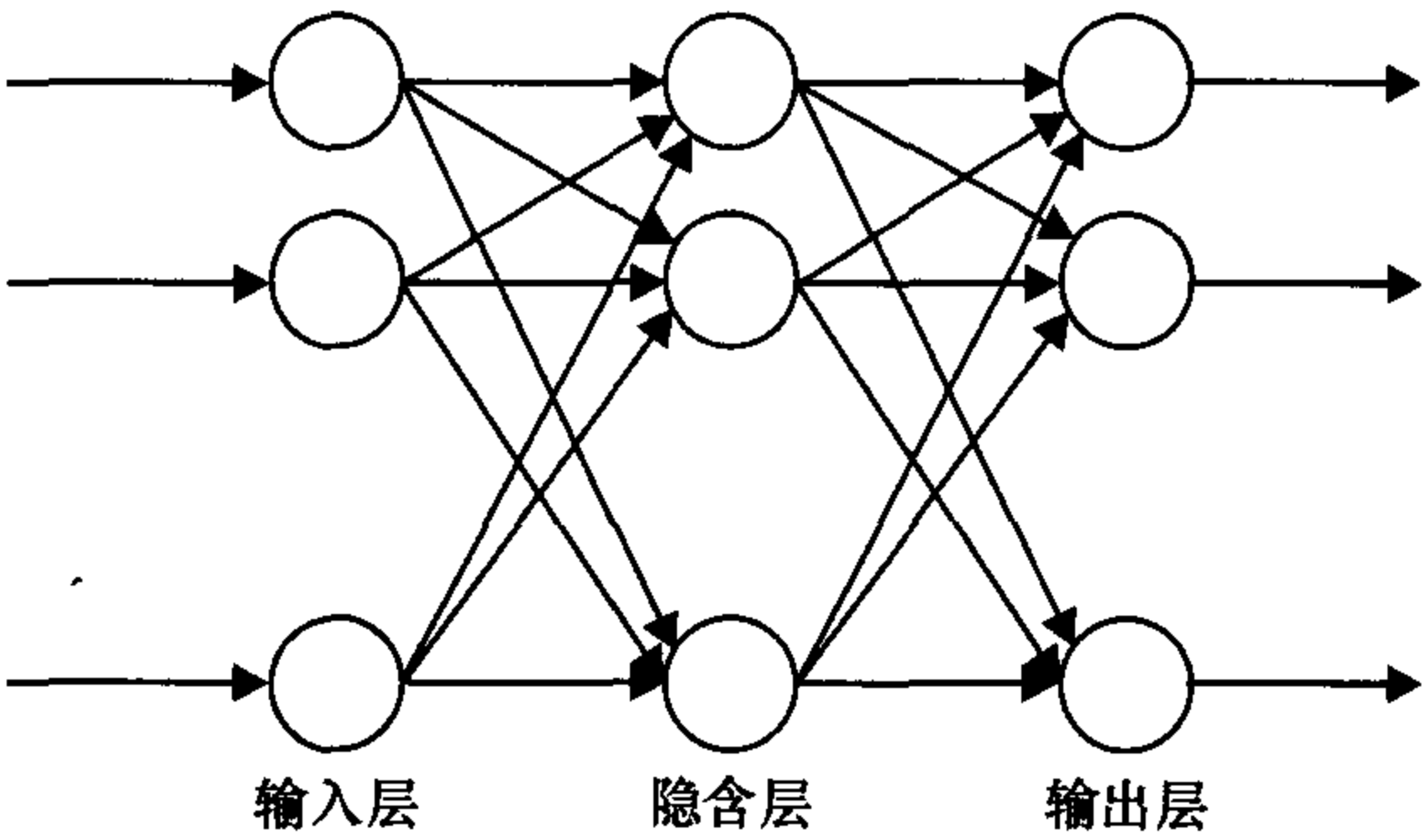


图1 2层MLP模型

Fig.1 Two-layer MLP model

针对具体目标对感知器神经网络结构进行设计,系统设置4个端口($R = 4$)作为4路的特征值输入,hidden layer 设为20个神经元($S1 = 20$),每个神经元只能输出0与1,output layer 设为2个神经元($S2 = 2$). 用4路的特征值即 V_d 、 m_c 、 ε_1 、 ε_2 输入,输出(0,0)、(0,1)、(1,0)3种结果,把土壤大致分为入渗性能强、中和弱3类.

土壤的入渗类别确定后,用测定出的与入渗深度相关的各个量值回归出灌溉水在各类土壤中的入渗深度预测模型式(5),并用 K 对预测模型进行修正,使预测值更接近于实际的入渗深度.

$$h_t = \frac{Q_t}{sm_{ct}}, \tag{4}$$

$$h_{\text{预}} = K_{\text{修}} h_t, \tag{5}$$

其中,

m_{ct} = \frac{m_c(\omega_{1-max} - \omega_{1-t})}{\omega_{1-max}},

式中, h_t 为 t 时刻灌溉水的理论入渗深度 (cm), $h_{预}$ 为灌溉水预测入渗深度 (cm), Q_t 为所用灌溉量 (mL), m_{ct} 为 t 时刻土壤的持水值, ω_{1-max} 为喷灌后入渗基本稳定时上层传感器的读数 (V), ω_{1-t} 为该类土壤 t 时刻含水量 (V), $K_{修}$ 为土壤的综合修正系数.

1.2.2 入渗类别识别模型的建立 将试样风干后过 2 mm 筛, 将土样每层 5 cm 后均匀夯实, 使土壤装入后基本均匀一致, 土样放入桶后, 在不捣压的前提下用耙子整平. 桶内装土深度为 40 cm. 启动自制的

单片机自动灌溉控制系统开始第 1 次喷灌, 当下层传感器检测到下渗水时即刻停止喷灌, 采集模型训练所需要的 4 个特征值. 3 个土样的 4 个特征值作为神经网络建模的输入数据源.

1.2.3 灌溉水入渗深度模型的建立 对第 1 次喷灌后的土壤上、下层含水量进行持续的监测, 当上层湿度达到设定喷灌下限时进行第 2 次喷灌, 由公式 (4) 计算入渗深度.

2 结果与分析

2.1 入渗类别识别模型

表 2 分别是土样 1~3 的第 1 次喷灌试验数据.

表 2 土样 1~3 的试验数据记录
Tab. 2 Experimental data of soil 1-3

n = 3								
土样	组号	$q/(mL \cdot min^{-1})$	t_d/min	h_1/cm	$v_d/(cm \cdot min^{-1})$	$\varepsilon_1/(V \cdot min^{-1})$	$\varepsilon_2/(V \cdot min^{-1})$	m_c
土样 1	1	160	60	20.0	0.250 0	0.551 5	-0.022 3	0.335
	2	160	56	19.0	0.267 9	0.602 6	-0.015 0	0.368
	3	160	62	20.5	0.234 4	0.583 3	-0.024 6	0.302
土样 2	1	68	150	22.0	0.100 0	0.110 0	-0.011 3	0.302
	2	68	155	22.5	0.097 0	0.160 0	-0.015 8	0.315
	3	68	145	21.0	0.103 0	0.102 0	-0.010 8	0.290
土样 3	1	160	51	38.0	0.294 0	0.215 2	-0.034 8	0.167
	2	160	47	37.0	0.319 1	0.198 0	-0.030 6	0.184
	3	160	50	38.0	0.286 0	0.202 0	-0.031 3	0.160

由表 2 可以得到土壤类别识别模型矩阵 P :

P = \begin{bmatrix} v_d \\ \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 * 10 \\ m_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.294 0 & 0.250 0 & 0.100 \\ 0.215 2 & 0.551 5 & 0.110 \\ -0.348 0 & -0.212 9 & -0.113 \\ 0.167 0 & 0.335 0 & 0.302 \end{bmatrix}.

将土壤入渗性能分 3 级输入, 其值为:

T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.

强 中 弱

按建模原理经过 8 次训练后, 模型收敛, 模型的权值 W 及偏置向量 b 也确定了, 至此用神经网络方法建立了土壤入渗类别的识别模型.

2.2 灌溉水入渗深度预测模型

表 3 是 3 个土样的第 2 次喷灌试验数据, 根据测得的实际入渗深度, 由公式 6 求得不同土壤的综合修正系数 ($K_{修}$). 其中入渗性能弱的土壤 $K_{修}$ 为 0.82, 入渗性能中的土壤 $K_{修}$ 为 1.22, 入渗强的土壤 $K_{修}$ 为 1.42.

2.3 试验结果验证

2.3.1 入渗类别识别模型的验证 灌溉水在各类

表 3 不同入渗性能土壤的试验数据

Tab. 3 Experimental data from the soil of different infiltration ability								
n = 3								
入渗性能	组号	ω_{1-t}/V	$q/(mL \cdot min^{-1})$	t/min	$h_{预}/cm$	h_t/cm	$K_{修}$	
弱	1	1.66	68	60	14.25	18.4	0.77	
	2	1.80	68	55	15.00	17.7	0.85	
	3	2.20	68	50	16.25	19.6	0.83	
中	1	1.10	160	15	14.25	12.35	1.15	
	2	0.50	160	25	15.00	12.5	1.20	
	3	0.70	160	20	15.00	11.5	1.30	
强	1	0.80	160	10	17.50	12.5	1.40	
	2	0.80	160	10	18.00	12.5	1.44	

土壤中的入渗深度识别模型建立后, 取检验土 1 和 2 对所建 2 个模型进行检验. 第 1 次喷灌是作土壤入渗类别测试试验, 根据土壤的入渗类别选择相应的综合修正系数, 由自动灌溉系统测得该类土壤当时含水量及将要采用的实际灌溉量, 用公式 (4)、(5) 即可预测灌溉水入渗的深度. 表 4 是 2 种检验土第 1 次喷灌的试验数据.

表 4 检验土的第 1 次喷灌试验数据
Tab.4 The first irrigating data of test soil

土样	序号	$q/$ ($\text{mL} \cdot \text{min}^{-1}$)	$t_d/$ min	$v_d/$ ($\text{cm} \cdot \text{min}^{-1}$)	$\varepsilon_1/$ ($\text{V} \cdot \text{min}^{-1}$)	$\varepsilon_2/$ ($\text{V} \cdot \text{min}^{-1}$)	m_c	输出 结果
检验土 1	1	180	26	0.576 9	0.091 4	-0.215	0.112	强
	2	180	28	0.535 7	0.105 0	-0.260	0.130	强
检验土 2	1	68	135	0.110 0	0.024 7	-0.016	0.189	弱
	2	68	130	0.150 0	0.026 0	-0.019	0.192	弱

从机械组成来看,所验证的 2 种土都是属于砂壤土,但是它们的大颗粒土粒数所占比例相差较大,检验土 1 的 0.05 ~ 2.00 mm 土粒量比草坪土多了将近 1 倍,验证结果也表明,检验土 1 属于入渗性能强的土壤.而对于检验土 2 来说,从机械组成来看,它虽然也属于砂壤土,但它的大颗粒土较少,并且取自工程学院周围草地的深层,属于原始未经耕作的土层,土壤结构差比较容易板结.从试验验证结果看,检验土 1 属于入渗性能强的类别,检验土 2 属于入渗性能弱的类别,表明土壤入渗类别识别模型可行.

2.3.2 灌溉水入渗深度预测模型的验证结果 根据第 1 次喷灌结果,检验土 1 使用入渗性能强的人渗深度预测模型,检验土 2 使用入渗性能弱的人渗深度预测模型.表 5 是 2 种检验土的第 2 次喷灌试验数据.

表 5 检验土的第 2 次喷灌试验数据
Tab.5 The second irrigating data of the test soil

土样	序号	ω_{1-t}/V	$q/(\text{mL} \cdot \text{min}^{-1})$	t/min	$h_{\text{预}}/\text{cm}$	$h_{\text{实}}/\text{cm}$
检验土 1	1	0.5	180	6	15.0	14.0
	2	0.5	180	6	15.0	14.2
检验土 2	1	0.25	68	57	15.0	17.0
	2	0.25	68	57	15.0	16.5

从检验土 1 的第 2 次喷灌入渗情况来看,2 次实际入渗深度分别为 14.0 和 14.2 cm,与预测深度 15.0 cm 的误差不到 10%,进一步测试试验前后各土层的含水量情况也表明没有深层渗漏;从检验土 2 的第 2 次喷灌入渗情况来看,2 次实际入渗深度分别为 17.0 和 16.5 cm,与预测深度 15.0 cm 误差在 10% 左右,进一步测试试验前后各土层的含水量情况也表明没有深层渗漏.表明入渗深度预测模型能控制灌溉水入渗到一定的预期深度,从而使水分集中在作物主根区内,防止深层渗漏.

3 结论

在室内无作物情况下,用自制的单片机自动灌溉控制系统分别对 3 种不同入渗性能的土壤进行喷灌试验,抽取表征土壤入渗性能的关键特征值,利用

神经网络融合入渗的 4 个特征值建立了土壤入渗类别识别模型,把复杂的土壤分成了入渗性能强、中、弱 3 类.验证结果表明,土壤入渗类别识别模型是可行的.

用试验数据修正经验公式建立了灌溉水在 3 类土壤中的入渗深度预测模型,并对该模型进行了验证试验.试验结果表明,预测入渗深度与实际入渗深度的误差 $\leq 10\%$,说明该模型可以控制灌溉水湿润至所需深度,防止深层渗漏.

参考文献:

[1] 张兵,袁寿其,成立. 节水灌溉自动化技术的发展及趋势[J]. 排灌机械. 2003,21(2):37-41.

[2] SAM M, YOUNG J H, AHMAD K, et al. Instrumentation for variable-rate lateral irrigation system[C] // JOHN W. ASAE Annual International Meeting. Florida: [s. n.], 2005:17-25.

[3] 郑怀文,俞国胜,刘静. 节水灌溉技术研究现状[J]. 林业机械与木工设备. 2006,34: 7-10.

[4] 李红,周连第,候旭峰,等. 京郊平原区粮田深层土壤水分的预测[J]. 节水灌溉. 2002(2):12-17.

[5] 陈琴笙,赵春晖,王朝臣,等. 土壤渗吸速度的研究与应用[J]. 灌溉技术,1996(1):29-31.

[6] 雷廷武,刘汗,潘英华,等. 坡地土壤降雨入渗性能的径流-入流-产流测量方法与模型[J]. 中国科学:D 辑, 2005,35(12):1180-1186.

[7] 罗锡文,李就好,俞龙. 滴灌条件下砖红壤水分入渗特性试验研究[J]. 华南农业大学学报,2000,21(4):74-77.

[8] 陈联诚,唐献全,郭建华. 人工神经网络模型在温室种植环境自动检测中的应用[J]. 华南农业大学学报, 2001,22(3):77-79.

[9] 山仑,黄占斌,张岁岐. 节水农业[M]. 广州:暨南大学出版社,2000.

[10] 毛慎建,张文革,许一飞. 智能化灌溉控制器[J]. 喷灌技术,1995(2):31-34.

[11] RHOADS J D, SHOUSE P J, ALVES N A, et al. Determining soil salinity from soil electrical conductivity using different models and estimates[J]. Soil Sci Soc Am J, 1990, 54(1):46-54.

【责任编辑 周志红】