

冬小麦水肥生产函数的 Jensen 模型和 人工神经网络模型及其应用

周智伟, 尚松浩, 雷志栋

(清华大学水利水电工程系, 北京 100084)

摘要: 作物水肥生产函数研究是非充分灌溉理论的重要内容, 也是提高农田水、肥利用效率的基础。在作物水分生产函数 Jensen 模型的基础上, 引入肥料因子构造了水肥生产函数的 Jensen 模型; 同时构造了作物水肥生产函数的人工神经网络模型。利用北京地区冬小麦田间试验资料对以上 2 个模型进行了分析, 表明以上模型均可用于描述水分、肥料等因素对作物产量的影响, 进而可对作物产量进行预测, 且模型都具备一定的精度。

关键词: 冬小麦; 水肥生产函数; 水分敏感指数; 人工神经网络模型; Jensen 模型; 作物产量预测

中图分类号: S 274 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-6791(2003)03-280-05

提高农田土壤水分、养分利用效率是农业可持续发展需要解决的重要问题。由于农业水资源短缺, 20 世纪国内外对作物水分生产函数进行了大量的研究, 建立了各类水分生产函数模型, 从全生育期模型到生育阶段模型, 从静态模型到动态模型^[1], 其中比较常用的模型是分阶段的 Jensen 模型。水分生产函数研究为区域灌溉工程规划和节水灌溉管理提供了基本依据。另一方面, 近年来粮食产量的增加是以大量施用化肥为基础的。化肥的大量施用, 不仅带来农业生产成本的增加, 还对土壤及地下水造成污染。因此, 如何提高作物对水、肥的利用效率、减少化肥污染、提高农业生产效益, 是目前及今后长时间内有效地进行农业水肥管理的一个重要方面。解决这一问题的基础是水-肥-作物产量关系(作物水肥生产函数)的研究。

在作物水分生产函数 Jensen 模型的基础上, 引入肥料因子构造了水肥生产函数的 Jensen 模型; 同时构造了作物水肥生产函数的人工神经网络模型。利用北京地区冬小麦田间试验资料对以上 2 个模型进行了分析验证。

1 作物水肥生产函数模型

1.1 Jensen 模型

Jensen 模型是目前常用的水分生产函数模型, 该模型以作物耗水(作物蒸腾量或腾发量)为变量, 寻找不同生育阶段不同程度的水分亏缺与作物最终产量的关系, 其表达式为^[1]

$$\frac{Y_a}{Y_m} = \prod_{i=1}^n \left(\frac{ET_{ai}}{ET_{mi}} \right)^{i} \quad (1)$$

式中 n 为划分的作物生育期阶段数; i 为作物生育期阶段编号; ET_{ai} 、 ET_{mi} 分别为第 i 阶段的实际腾发量、潜在腾发量, mm; Y_a 为实际腾发量对应的作物实际产量, kg/hm²; Y_m 为潜在腾发量对应的作物潜在产量, 即充分供水条件下的作物产量, kg/hm²; i 为第 i 生育阶段的水分敏感指数, 反映阶段缺水对产量的影响程度。

王仰仁等^[2]利用累积曲线来研究水分敏感指数在冬小麦生育期内的变化, 累积曲线采用生长曲线的形式:

$$z(t) = \sum_{i=0}^t (t) = \frac{c}{1 + e^{a-bt}} \quad (2)$$

收稿日期: 2002-03-13; 修订日期: 2002-05-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50179017; 59839320)

作者简介: 周智伟(1979-), 男, 浙江江山人, 清华大学硕士研究生, 主要从事水文水资源及灌溉排水方面的研究。

联系人: 尚松浩, E-mail: shangsh@mail.tsinghua.edu.cn

式中 $z(t)$ 为第 t 时刻以前作物各阶段水分敏感指数累积值； (t) 为第 t 天的水分敏感指数 (作物阶段以天为单位)； $a、b、c$ 为累积曲线参数。得到以上累积函数之后，某一时段始末的累积函数差值即为该阶段的水分敏感指数。不同站、年的试验结果分析表明，水分敏感指数累积函数的参数是基本稳定的^[2]。

通过研究发现不同的施肥情况下水分敏感指数的累积函数比较一致，可以基本假定不同养分状况下水分敏感指数是稳定的。基于以上结果在综合考虑水、肥对作物产量的影响时，假定不同养分状况下水分敏感指数亦是稳定的，而作物潜在产量 Y_m 是土壤养分指标 F (养分利用量或施肥量) 的函数，可以得到作物水肥生产函数的 Jensen 模型：

$$\frac{Y_n}{Y_m(F)} = \prod_{i=1}^n \left(\frac{ET_{ai}}{ET_{mi}} \right)^i \quad (3)$$

1.2 人工神经网络模型

人工神经网络 (Artificial neural network, ANN) 是 20 世纪 80 年代迅速兴起的一门非线性学科。它力图模拟人脑的一些基本特性，如自适应性、自组织性等，并已在其它各个领域取得了广泛的应用。ANN 的种类很多，但研究最多、应用最广的还是基于 BP 算法的前馈式神经网络，即 BP 神经网络^[3-5]。

BP 网络具有很强的函数映射功能，一个 3 层的 BP 网络就可满足一般函数的拟合逼近问题。产量预测问题实际上是函数映射或拟合问题，3 层结构的 BP 网络就能满足一般需要，目前也多数采用 3 层结构。

在 BP-ANN 模型用于描述作物水-肥-产量关系时，以各生长阶段的腾发量和施肥量为模型的基本输入，以作物产量作为输出 (图 1)。图中 i_{in} 表示输入层至隐含层的权值， i_{oa} 表示隐含层至输出层的权值， b_1 和 b_2 分别是隐含层和输出层的阈值。通过一定的数据样本进行训练和学习来确立模型，然后用该模型对不同水、肥处理下的产量进行预测。

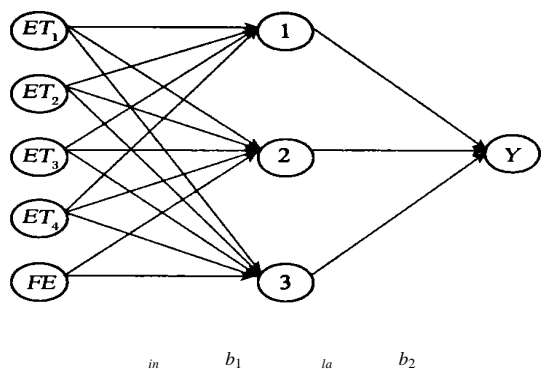


图 1 作物水肥生产函数 BP 网络结构示意图
Fig. 1 Structure of a three-layer BP-ANN for crop water-fertilizer production function

1.3 田间腾发量的计算

在以上 2 个水肥生产函数模型中，腾发量是基本变量，采用水量平衡方法模型进行计算。根系层土壤水量平衡要素主要包括降雨 (P)、灌溉 (IR)、根系层土壤贮水量变化 (W)、腾发 (ET)、根系层与根系以下层的水分交换 (Q)，则水量平衡方程为

$$W = P + IR - ET - Q \quad (4)$$

$ET、Q$ 的计算模式见文献^[6, 7]。根据实测土壤贮水量、降水量、灌溉量确定 $ET、Q$ 的有关参数，进而计算出各阶段的腾发量。

2 实例分析

2.1 基本资料

选择北方地区主要农作物——冬小麦为研究对象，田间试验于 1998 - 1999 年、1999 - 2000 年在北京市水利所永乐店试验站进行。试验区分为 24 个小区，每个小区大小为 10 m × 5 m，设不同的灌水、施肥 (氮肥) 处理。主要观测项目包括气象、土壤水分、土壤温度、作物生育状况及产量等。选择其中 1998 - 1999 年 15 个小区和 1999 - 2000 年 20 个小区的数据用于模型的建立，1998 - 1999 年 5 个小区和 1999 - 2000 年 4 个小区的数据用于模型的检验。由于试验处理是针对冬小麦返青后进行的，在以下分析中只考虑从返青至成熟这段时间。

2.2 水量平衡结果分析

通过水量平衡模型的建立，计算每个小区各种要素的大小。表 1 给出了从返青至成熟期不同灌水处理下田

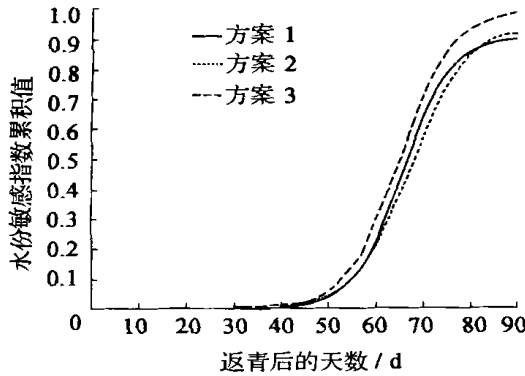
间水量平衡计算结果(各重复平均值)。可以发现:灌水次数越多(灌溉量越大),土壤水在整个供水中所占的比例越小,即灌溉在供水中的比例越大;灌水次数越多(灌溉量越大),深层渗漏量和腾发量越大,深层渗漏量在整个耗水量中的比例越大(但始终在 15%以内)。

表 1 冬小麦返青至成熟期不同灌水处理下水量平衡计算结果

		mm					
灌水处理		总供(耗)水	降 雨	灌 溉	土壤水利用	腾 发	深层渗漏
1998 - 1999 年冬小麦	无灌水	224.5	85.5	10.0	129.6	223.6	0.9
	灌 1 次水	270.1	85.5	60.0	124.6	262.3	7.8
	灌 2 次水	285.3	85.5	110.0	89.8	281.1	4.2
	灌 3 次水	340.9	85.5	170.0	85.4	311.4	29.5
	灌 4 次水	360.6	85.5	230.0	45.1	321.2	39.4
1999 - 2000 年冬小麦	无灌水	208.4	43.1	6.7	158.7	205.8	2.6
	灌 1 次水	258.0	43.1	60.4	154.5	246.9	11.1
	灌 2 次水	275.0	43.1	120.0	111.9	267.3	7.7
	灌 3 次水	338.4	43.1	180.0	115.3	294.9	43.4
	灌 4 次水	365.5	43.1	235.2	87.2	313.7	51.8

2.3 Jensen 模型应用

Jensen 模型的参数包括水分敏感指数与潜在产量。为考察农田养分状况对水分敏感指数的影响,设计不同计算方案分别确定其累积曲线参数: 所有施肥处理试验结果; 高施肥处理试验结果; 低施肥处理试验结果。上述 3 种方案计算得到的水分敏感指数累积曲线如图 2 所示,可以发现不同方案的累积曲线比较一致,表明



养分状况对水分敏感指数影响不大,可以假定不同养分状况下水分敏感指数是稳定的。

选取最具代表性的方案 1 的优选结果作为进而可得到不同生育阶段的水分敏感指数(表 2)。可以看出,抽穗 - 灌浆期水分敏感指数最大,其次是灌浆 - 成熟期,表明这 2 个阶段水分亏缺对冬小麦产量影响较大。

在此基础上根据试验结果优化得到不同施肥处理下的最大产量(表 3)。随着施肥量的增加,冬小麦的潜在产量的变化趋势是先增大后减小,可以用二次曲线来描述最大产量 Y_m 与施肥量 F 的关系: $Y_m = - 0.0256 F^2 + 1.354 F + 407.31$ (相关系数 0.922, 自由度 $n - 3 = 4$)。

图 2 冬小麦水分敏感指数累积曲线

Fig. 2 Cumulated water sensitivity index

表 2 冬小麦 Jensen 模型水分敏感指数累积函数的参数优选结果

Table 2 Parameters of the cumulated water sensitivity index of winter wheat

敏感指数累积曲线参数			各生长阶段水分敏感指数			
a	b	c	返青 - 拔节/26 d	拔节 - 抽穗/20 d	抽穗 - 灌浆/24 d	灌浆 - 成熟/17 d
12.906	0.197	0.905	0.00045	0.022	0.647	0.224

表 3 不同施肥条件下冬小麦潜在产量

Table 3 Potential crop yield of winter wheat under different fertilizer treatments

施肥/(kg hm ⁻²)		最大产量/(kg hm ⁻²)	
1998 - 1999 年冬小麦	1999 - 2000 年冬小麦	1998 - 1999 年冬小麦	1999 - 2000 年冬小麦
0	0	6078.30	6112.2
150	200	6287.40	6377.7
300	400	6367.65	6295.2
	600		6335.1

用以上率定的模型参数来计算各小区(包括模型率定及预留小区)的产量(图3)。可以发现Jensen模型及以上参数可以较好地描述水、肥对冬小麦产量的影响。

2.4 人工神经网络模型应用

应用人工神经网络来描述作物水肥生产函数时,模型输入为各阶段的相对腾发量及施肥量,输出为作物产量。首先利用训练样本对神经网络进行训练,得到有关参数。然后利用其余样本进行模型验证。

根据试验数据的规模及样本训练情况,采用5-3-1的网络结构,即输入层有5个节点(4个生育阶段的相对腾发量加相对施肥量)、隐含层有3个节点、输出层有1个节点(相对产量)。其结构如图1所示。

把训练样本共35个小区的4个生长阶段的相对腾发量和施肥量(试验过程中只施肥一次)作为输入数据形成一个 5×35 的矩阵,这35个小区的最终产量为期望输出值。这些数据都事先进行归一化使它们落在 $[0, 1]$ 中。BP-ANN模型的隐含层采用5个神经元,即一个具有“5-3-1”参数的神经网络模型。训练结果如表4所示。

表4 BP模型训练结果(权值及阈值)

Table 4 Training results of weights for BP-ANN

		w_{in}			b_1	w_{in}	b_2
0.5682	0.2455	-0.9018	-0.9474	-0.9024	0.2239	-0.7386	
0.2827	0.1467	-0.8089	-0.4739	-0.2693	-0.1427	-0.7974	0.5038
0.2020	0.8161	0.2827	0.7617	-0.6559	-0.3391	1.0643	

训练完成后,用所得模型预测9个校核小区的产量(图4)。结果表明人工神经网络用于描述作物水分生产函数同样可以取得较好的效果。

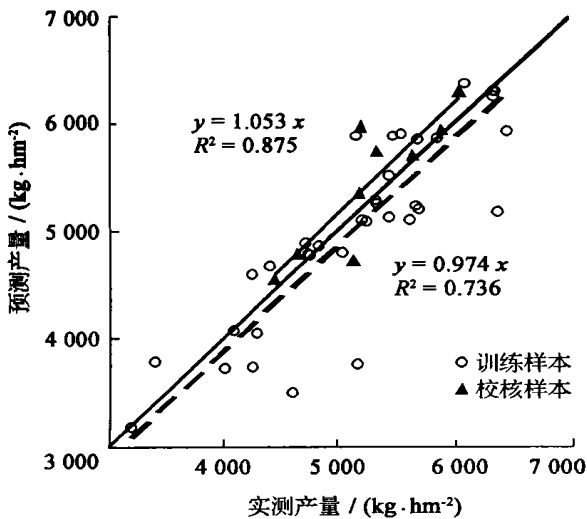


图3 Jensen模型预测和实测产量比较

Fig.3 Comparison of observed and simulated crop yield for the Jensen model

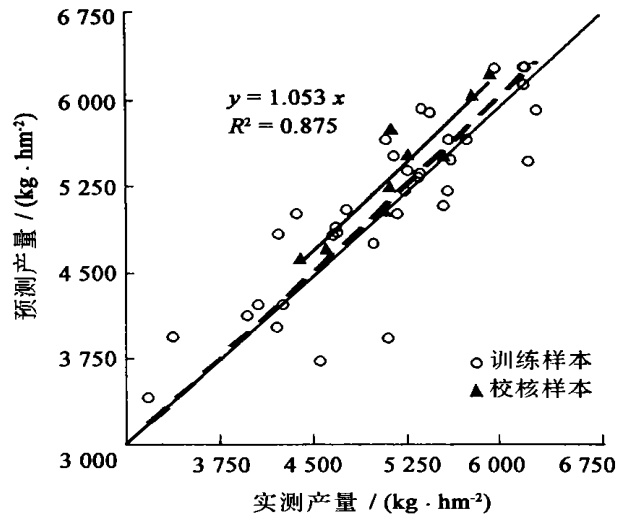


图4 人工神经网络模型预测和实测产量比较

Fig.4 Comparison of observed and simulated crop yield for the BP-ANN model

3 结 论

本文根据北京郊区冬小麦试验资料,建立了冬小麦水肥生产函数的Jensen模型和BP-ANN模型。通过实例的计算和分析得到以下结论:

(1) 利用以上模型计算得到的产量与实测产量基本吻合,其线性拟合函数都接近于 $y = x$ 的形式,BP-ANN模型的拟合方差略小于Jensen模型。可见两个模型都有一定的预测功能,其预测的准确性基本能满足生产实践的需求。就该站的数据而言,BP-ANN模型的精度略高于Jensen模型。

(2) 就北京地区的冬小麦而言, 抽穗 - 灌浆和灌浆 - 成熟这两个生长阶段是对水分较为敏感的, 而在前几个生长阶段, 适度缺水不会对最终产量造成很大影响。

(3) Jensen 模型需要率定一系列的参数, 但对数据量的要求不是很大; BP-ANN 模型不需要引入任何参数, 但是它需要相当数量的数据进行训练, 而且应对模型的合理性进行分析而非进行纯粹的数学优化。另外, 在建立水肥生产函数模型时 BP-ANN 模型比 Jensen 模型更方便。

参考文献:

- [1] 沈荣开. 作物水分生产函数与农田非充分灌溉研究评述[J]. 水科学进展, 1995, 6(3):248 - 254.
- [2] 王仰仁, 雷志栋, 杨诗秀. 冬小麦水分敏感指数累积函数研究[J]. 水利学报, 1997, (5):28 - 35.
- [3] Hetch-Nielsen R. Theory of the back propogation neural network[A]. Proceeding of ICNN International Joint Conference on Neural Networks [C]. Piscataway: IEEE, 1989. 593 - 603.
- [4] 闻 新. Matlab 神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社, 2000. 207 - 243.
- [5] Liu Jiantao. Prediction of the flow stress of high-speed steel during hot deformation using a BP artificial neural network[J]. Journal of Material Processing Technology, 2000, 103:200 - 205.
- [6] 雷志栋, 杨诗秀, 谢森传. 土壤水动力学[M]. 北京:清华大学出版社, 1988. 185 - 219.
- [7] 王仰仁. 农田水分转化模型参数优选与应用[J]. 山西水利科技, 2000, (3):39 - 43.

Jensen model and ANN model for water-fertilizer production function of winter wheat^{*}

ZHOU Zhi-wei, SHANG Song-hao, LEI Zhi-dong

(Department of Hydraulic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: The study of crop water-fertilizer production function is an important aspect of deficit irrigation theory and will provide the base for increasing use efficiency of soil water and nutrient. The Jensen model and the artificial neural networks (ANN) model are used to describe crop water-fertilizer production function. Both models are validated by field experiments of winter wheat. The results show that both the ANN model and the Jensen model are capable of predicting crop yield on the basis of water and fertilizer used in the field with acceptable precision.

Key words: winter wheat; water-fertilizer production function; water sensitivity index; artificial neural networks; Jensen model; prediction of crop yield

* The project is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 50179017 and No. 59839320).