

## 基于人工神经网络理论的土壤水分预测研究

宰松梅, 郭冬冬, 韩启彪, 温季  
(中国农业科学院农田灌溉研究所, 河南新乡 453003)

**摘要:** 土壤水分含量是影响作物生长的重要因素, 精确的预测技术对水资源的合理利用与管理具有重要的指导意义。利用人工神经网络理论, 建立了以降水量、蒸发量、相对湿度和地下水埋深为输入因子, 土壤水分含量为输出因子的预测模型, 并对其预测精度进行了评价。结果表明, BP神经网络模型预测土壤含水率的最大误差为 8.66%, 平均误差为 4.27%, 预测精度达到 0.989。模型具有较高的预测精度, 其结果可为制定合理的水资源调配方案和调度计划提供科学依据。

**关键词:** 土壤含水率; 气象因子; BP模型; 预测

中图分类号: TP183

文献标志码: A

论文编号: 2010-2670

### Soil Moisture Prediction Based on Artificial Neural Network Model

Zai Songmei, Guo Dongdong, Han Qibiao, Wen Ji

(Farmland Irrigation Research Institute, CAAS, Xinxiang Henan 453003)

**Abstract:** Soil water content is an important factor affecting crop growth, and the accurate prediction of water resources is an important guiding on their reasonable utilization and management. An artificial neural network model was established, with rainfall, evaporation, relative humidity and groundwater table as the input factors, and soil moisture as the output factors and its prediction accuracy was evaluated in this paper. The results showed that the maximum error of predicting soil moisture for BP neural network model was 8.66%, average error was 4.27%, and prediction accuracy of 0.989. BP neural network model had higher prediction accuracy for the prediction of soil moisture. The results can be used for the allocation of irrigation water resources.

**Key words:** soil moisture; meteorological factor; BP model; prediction

### 0 引言

对土壤含水量进行监测、预测是合理安排作物种植、正确制定灌溉制度的前提<sup>[1]</sup>, 是土地持续利用、水资源规划与管理、节水农业技术研究的基础, 对水资源的调配管理、灌溉计划、干旱评估、测产估产都起着重要作用。因此, 土壤含水量预测对作物生长、节水灌溉和适时施肥等都具有重要意义<sup>[2-4]</sup>。长期以来, 研究人员从不同的角度、运用不同的方法, 对土壤水分模拟和预测作了大量的研究<sup>[5]</sup>。传统的研究方法主要有 2 类, 即确定性方法和随机性方法。确定性模型主要有水动力学模型和平衡模型; 随机性模型主要有机

理性模型和时间序列模型<sup>[6-7]</sup>; 经验公式法、水量平衡法、土壤水动力学法、时间序列模型法等是常用的土壤墒情预测模型。由于土壤含水率的受制因素较多, 具有复杂的非线性特点, 因而在进行预测时涉及的因素较多, 参数选取较为困难, 预测结果差异也较大。上述模型在实际应用中也都存在一定的局限性, 经验模型中的参数适用范围, 限制了它的应用; 水量平衡模型、土壤水动力学模型、时间序列模型等前期测量因素较多, 需要的数据量大<sup>[8]</sup>。目前, 一些新的研究方法, 如遥感技术、人工神经网络技术等已逐渐应用于土壤水分的测定和预报<sup>[9-10]</sup>。

**基金项目:** 国家 863 计划项目 (2006AA100213); 农业科技成果转化资金项目 (2009GB23320465; 2010GB23260584)。

**第一作者简介:** 宰松梅, 女, 1970 年出生, 河南南阳人, 副研究员, 博士, 主要从事节水灌溉与环境方面的研究。通信地址: 453003 河南省新乡市宏力大道(东)380 号 中国农业科学院农田灌溉研究所, Tel: 0373-3393253, E-mail: ggszsm@yahoo.com.cn。

**通讯作者:** 温季, 男, 1960 年出生, 山东齐河人, 研究员, 博士, 主要从事节水灌溉技术与中低产田综合治理等研究。通信地址: 453003 河南省新乡市宏力大道(东)380 号 中国农业科学院农田灌溉研究所, Tel: 0373-3393299, E-mail: wenji60@yahoo.com.cn。

**收稿日期:** 2010-09-10, **修回日期:** 2010-10-27。

以河南省人民胜利渠灌区土壤水分含量定位观测资料为基础, 采用与土壤含水率相关度较高、较为敏感的降水量、蒸发量、相对湿度和地下水埋深为模型输入因子, 建立了土壤水分含量预测的神经网络模型, 对土壤水分含量进行预测, 以期为研究区水分合理利用和土壤墒情的预测预报提供科学依据。

## 1 BP模型

### 1.1 输入参数的确定

进行土壤含水率预报首先要选择模型输入参数。模型参数较少, 可能会漏掉某个主要影响因素, 使预测精度降低; 而模型参数太多, 会使模型的复杂程度增加, 其预测的精度变化不明显, 同时会增加事物演变规律挖掘的难度, 导致模型计算无法收敛或收敛时间过长。影响土壤含水率的因素很多, 在选择模型输入参数时, 主要采用对土壤含水率有直接影响, 同时与土壤含水率相关度较高, 且较为敏感的参数。

1.1.1 降水与灌溉 是土壤水分的主要来源。土壤入渗特性决定灌溉水转换为土壤水的速度和分布<sup>[1]</sup>。在土壤质地、结构、坡度、植被覆盖一定的情况下, 降水量的大小、强度等决定降水渗入到土壤中的多少。当降水强度大时, 容易产生地面径流, 造成水量的地面流失, 渗入土壤中的水分就少; 连续性降水且降水强度小, 则不易产生水量的地面流失, 有利于土壤对水分的吸收和储存。

1.1.2 气象条件 对土壤水分含量有直接影响。当蒸发量较大时, 会造成土壤水分大量散失, 而土壤水分蒸发量随着空气相对湿度的降低而增加。

1.1.3 地下水埋深 与土壤含水量密切相关。不同土层的含水率均随潜水埋深减小而增大。地下水埋深较浅时, 在潜水的补给和土壤毛细管的作用下, 地下水补给会对土壤含水率产生较大影响<sup>[2]</sup>; 地下水埋深越深, 潜水的补给和土壤毛细管的作用越不明显, 土层从地下水得到的补充水量越小<sup>[3]</sup>。

对于一定的研究区域, 虽然地形、土壤、植被也是影响土壤水分的因素, 但这些因素在一定时期内相对稳定。灌溉是由人的行为决定, 因而对土壤水分的变化起决定性作用的因素是气象因子的变化。通过以上分析, 确定模型的主要输入参数为: 降水量、蒸发量、相对湿度和地下水埋深。

### 1.2 模型结构和算法

模型结构采用应用最为普遍的三层前馈网络模型, 主要包括输入层、隐含层和输出层<sup>[4-5]</sup>, 输入层为4个, 隐含层为5个, 输出层为1个, 即采用4-5-1型三层BP结构。

设  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为神经元  $i$  的  $n$  个输入, 神经元的输出方程如下:

$$u_i = \sum_{j=1}^n (w_{ji}x_j - \theta_i) \dots\dots\dots (1)$$

$$y_i = f(u_i) \dots\dots\dots (2)$$

式中:  $u_i$  为神经元  $i$  状态;  $w_{ji}$  为连接权值, 表示神经元  $i$  与神经元  $j$  个之间的结合强度;  $x_j$  为神经元的输出;  $\theta_i$  为神经元的阈值;  $y_i$  为神经元的输出;  $f(u_i)$  是输入与输出间的非线性函数(激励函数)。

采用S型激励函数能较好地表达神经元的非线性变换, 表达式为:

$$f(u_i) = \frac{1}{1 + e^{-u_i}} \dots\dots\dots (3)$$

网络的收敛过程就是网络全局误差趋向极小值的过程。一般误差为:

$$E_k = \sum_{j=1}^q [(y_j^k - c_j^k)^2 / 2] \dots\dots\dots (4)$$

$$E = \sum_{k=1}^m E_k \dots\dots\dots (5)$$

全局误差为:

$$E = \sum_{k=1}^m E_k = \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^q [(y_j^k - c_j^k)^2 / 2] \dots\dots\dots (6)$$

式中:  $E_k$  为一对样本模式所有输出单元的误差平方和;  $E$  为所有样本模式对的误差平方和, 即检验网络收敛的误差标准;  $q$  为输出节点数;  $m$  为样本模式对数。

## 2 模型应用

### 2.1 试验时间、地点

研究试验于2002年3月—2008年12月在河南省新乡市人民胜利渠灌区进行。

### 2.2 试验区概况

人民胜利渠灌区位于河南省北部, 总面积1486.84 km<sup>2</sup>。其中耕地面积9.9万 hm<sup>2</sup>, 灌区土壤以中壤土和轻壤土为主。其中, 中壤土占50.7%, 轻壤土占27.6%, 其余为沙壤土、重壤土等。灌区属暖温带大陆性季风型气候区, 年平均气温14.5℃, 最高41℃, 最低-16℃; 无霜期210天左右; 多年平均水面蒸发量1860 mm左右, 降水量600 mm左右。地下水埋深6 m左右。灌区作物种植以旱作为主, 主要种植小麦、玉米、棉花、水稻、花生等。

### 2.3 试验方法

以河南省人民胜利渠灌区土壤水分含量定位观测资料为基础, 采用与土壤含水率相关度较高、较为敏感的降水量、蒸发量、相对湿度和地下水埋深为模型输

入,建立土壤水分含量的神经网络模型。以前25组资料系作为网络训练样本,后5组资料系列作为检验样本,对土壤水分含量进行预测(见表1)。

### 2.4 结果与分析

2.4.1 土壤含水率预测 从表1可以看出,用神经网络预测的最大误差为8.66%、平均误差为4.27%。灰色理论、多元线性回归预测的最大误差分别为15.63%和

11.61%,平均误差分别为7.68%和5.88%。从误差大小可以看出,神经网络模型对误差的控制较强。表1的对比预测结果表明,由于神经网络具有很强的鲁棒性和容错性,具有很强的信息综合能力,很好处理复杂非线性和不确定对象。人工神经网络具有较高的预测精度和良好的推广能力,预测结果优于灰色预测理论和多元线性回归。

表1 土壤含水率预测结果 %

| 实际值   | BP神经网络 |       |      | 灰色理论  |        |      | 多元线性回归 |        |      |
|-------|--------|-------|------|-------|--------|------|--------|--------|------|
|       | 预测值    | 相对误差  | 平均误差 | 预测值   | 相对误差   | 平均误差 | 预测值    | 相对误差   | 平均误差 |
| 24.30 | 25.35  | -4.32 |      | 25.82 | -6.27  |      | 23.09  | 4.98   |      |
| 22.28 | 24.21  | -8.66 |      | 25.76 | -15.63 |      | 24.87  | -11.61 |      |
| 24.17 | 25.15  | -4.05 | 4.27 | 25.70 | -6.33  | 7.68 | 25.79  | -6.71  | 5.88 |
| 26.37 | 26.27  | 0.38  |      | 25.64 | 2.77   |      | 27.89  | -5.78  |      |
| 27.62 | 26.53  | 3.95  |      | 25.58 | 7.39   |      | 27.71  | -0.32  |      |

2.4.2 预测方法的预测精度评价 针对同一预测对象,可选用的预测方法较多。预测精度是评价预测模型优劣的标准,是衡量预测方法是否适用的一个重要指标。模型预测性能评价是对预测模型计算出的预测值与实际值拟合程度的预测精度分析。预测精度取决于预测方法选取的合理性、所建模型的正确性、资料的准确和全面性。预测精度评价采用均方根误差、平均相对误差和模拟精度。以上3种预测方法的预测精度评价见表2。

表2 预测方法的预测精度评价

| 方法     | 平均相对误差 | 均方根误差 | 模拟精度   |
|--------|--------|-------|--------|
| BP神经网络 | -0.025 | 1.322 | 0.989  |
| 灰色理论   | -0.036 | 2.317 | -0.815 |
| 多元线性回归 | -0.039 | 1.81  | 0.736  |

从预测精度评价结果可以看出,神经网络土壤水分预测模型在平均相对误差、均方根误差和模拟精度方面都优于其他2类预测方法。神经网络土壤水分预测模型预测精度达0.989,说明土壤含水率神经网络模型具有较好的预测性能。

### 3 结论

建立了土壤水分预报的三层前馈人工神经网络模型,拓扑结构为4-5-1。采用主要气象和地下水资料作为输入向量,这些因子能够较好地反映土壤水分的变化影响。在对土壤水分预测预报中,使用BP网络模型取得了比较精确的预测效果,平均相对误差、均方根误

差、模拟精度均优于灰色预测理论和多元线性回归方法。

人工神经网络模型在数据量大的情况下,其训练结果及函数逼近精度高于数据量较少的情况。本研究中参与训练样本数较少,对预测精度有一定的影响。在满足预测精度的情况下,尽量使用易取得的模型输入资料,不同地区的土壤水分主要影响因子可能会有所不同,但可以用同样的思路进行分析,选择当地对土壤水分影响的主要因素构建预测模型。在模型的完善及模型在不同地区的应用等方面还要做进一步的研究工作。

### 4 讨论

人工神经网络技术解决了常规静态模型很难处理的许多复杂的非线性关系,对复杂的非线性关系有充分逼近能力,尤其适合复杂非线性和不确定对象。在应用神经网络模型进行土壤含水率的预报时,为了取得更好的预测效果,网络训练样本应不断加入新的预测值,同时更全面地考虑当地影响土壤含水率的其他因素。同时,观测点应尽量均匀分布,通过增加观测点的个数和密度,并根据模型的收敛状况对已有的模型进行优化,使之得到更有效地应用。

采用主要气象和地下水资料作为输入向量,建立了具有广泛适应性的土壤水分预测模型,避免了前通常用计算方法中的制约因素多、数据量大的不足。提供了农田水分预测的一种较适宜的技术和方法,为农业生产制定合理的用水方案、提高水资源的有效利用率提供科学的决策依据。

## 参考文献

- [1] 蒋洪庚,夏自强,陈海芳.区域土壤墒情模型研究[J].河海大学学报,2000,28(5):21-24.
- [2] 李英能.对节水灌溉工程规划若干问题的探讨[J].水利规划与设计,2005(3):1-5.
- [3] 张丽丽.土壤水分垂直方向相关性研究和动态预报[D].武汉:华中农业大学,2007:1-2.
- [4] 时新玲,王国栋.土壤含水量测定方法研究进展[J].中国农村水利水电,2003(10):84-86.
- [5] 王彦平,李银枝,孟军,等.呼伦贝尔市植物生长季土壤水分动态模拟研究[J].中国农学通报,2009,25(20):166-168.
- [6] 申双和,周英.旱地农田土壤水分动态平衡的模拟[J].南京气象学院学报,1994,17(4):462-469.
- [7] 陈怀亮,毛留喜,冯定远.遥感监测土壤水分的理论、方法及研究进展[J].遥感技术与应用,1999,14(2):55-65.
- [8] 王振龙,高建峰.实用土壤墒情监测预报技术[M].北京:中国水利水电出版社,2006:80-84.
- [9] 申慧娟,严昌荣,戴亚平.农田土壤水分预测模型的研究进展及应用[J].生态科学,2003,22(4):366-370.
- [10] 郑和祥,史海滨,柴建华,等.非充分灌溉青贮玉米土壤墒情预报的人工神经网络模型[J].灌溉排水学报,2006,25(6):53-56.
- [11] 张华.影响大同地区土壤入渗能力的因素分析[J].人民黄河,2007,29(4):49-53.
- [12] 李志军,张富仓,康绍忠,等.不同潜埋深条件下的农田土壤水分动态试验研究[J].水利与建筑工程学报,2005,3(4):21-23.
- [13] 巴比江,郑大玮,卡热玛·哈木提,等.地下水埋深对春玉米田土壤水分及产量的影响[J].水土保持学报,2004,18(3):57-65.
- [14] 郑玉胜,黄介生.基于神经网络的灌溉用水量预测[J].灌溉排水学报,2004,23(2):59-61.
- [15] 李盼盼,缴锡云,马海燕,等.土壤含水率与像素颜色之间关系的BP神经网络模型[J].中国农学通报,2008,24(1):463-466.