

应用自适应神经模糊推理系统(ANFIS)的 ET₀ 预测

蔡甲冰^{1,2}, 刘 钰¹, 雷廷武², 许 迪¹

(1. 国家节水灌溉北京工程技术研究中心, 北京 100044; 2 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083)

摘 要: 参照作物腾发量是计算作物需水量和进行灌溉预报的基础要素。该文利用自适应神经模糊推理系统(ANFIS)所具有的直接通过模糊推理实现输入层与输出层之间非线性映射能力, 和神经网络的信息存储和学习能力, 将其应用于参照作物腾发量预测中。根据相关分析, 输入变量选择日照时数和日最高气温, 用 5 年共 1827 个数据组对系统进行训练, 建立了参照作物腾发量预测系统。利用该系统对近年 213 个数据组进行了实际预测, 与 Penman-Monteith 方法计算结果进行比较, 结果相关性良好。

关键词: ET₀; 预测; ANFIS; 模糊推理; 神经网络

中图分类号: S274.1

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2004)04-0013-04

0 引言

参照作物腾发量(Reference crop evapotranspiration, 即 ET₀)是计算作物需水量和进行灌溉管理的主要依据, 它只与气象因素有关, 反映气象要素对作物需水量的影响。计算参照作物腾发量的方法很多, 可大致归纳为: 经验公式法、水汽扩散法、能量平衡法和综合法等几类^[1]。其中以 FAO 推荐的 Penman-Monteith 方法最为精细。它以能量平衡和水汽扩散理论为基础, 即考虑了作物的生理特征, 又考虑了空气动力学参数的变化, 具有较充分的理论依据和较高的计算精度^[2]。但这些方法的计算公式中一些参数难以准确测定。它们的共同特点都是基于被控对象的精确数学模型, 即控制对象和干扰都要用严格的数学方程和函数表示, 控制任务和目标一般都要比较直接明确, 控制对象的不确定性和外界变化只允许在一个很小的范围内。它们主要采用微分方程、状态方程及各种数学变换作为研究工具, 本质上是一种数值计算的方法。

近几年来, 模糊理论和神经网络的研究取得了引人瞩目的进展, 而且在这两大学科的边缘开辟了众多新的研究领域。在农田水利领域, 也有许多学者在将其理论与本学科结合方面进行了研究, 如利用人工神经网络预报不同水分条件下作物根系发育参数^[3], 利用径向基函数网络预测参照作物腾发量^[4], 将模糊理论和神经网络优化技术应用于自动灌溉控制系统^[5], 等等。

基于自适应神经模糊推理系统(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS)同时具有直接通过模糊推理实现输入层与输出层之间非线性映射, 和神经网络的信息存储能力和学习能力, 本文采用 ANFIS 进行

参照作物腾发量预测, 并将预测结果与 Penman-Monteith 方法计算结果进行比较, 以期能够寻求一种简单可行的 ET₀ 预测方法应用于灌溉实时决策中。

1 自适应神经模糊推理系统(ANFIS)

由于过程的非线性, 时变性, 随机干扰造成的模型参数的不确定性等因素, 基于传统数学工具的建模方法对于解决某些复杂的非线性过程十分困难。而利用自适应神经模糊推理系统(ANFIS)就能比较容易地解决这些问题。ANFIS 是将模糊逻辑与神经网络有机结合而构成的一种新型的神经网络结构, 采用反向传播算法和最小二乘法的混合算法调整前提参数和结论参数, 并能自动产生 If-Then 规则。其主要特点是借助神经网络的信息存储能力和学习能力, 在对广泛选择的样本进行学习后优化控制规则, 建立各语言变量的隶属度函数及每条规则的输出函数, 使系统本身朝着自适应、自组织、自学习的方向发展^[6-8]。

ANFIS 只支持 Takagi-Sugeno 型的模糊模型。Takagi-Sugeno 型模糊模型是由 Takagi 和 Sugeno 于 1985 年首先提出, 它是一种非线性模型, 宜于表达复杂系统的动态特性, 也是最常用的模糊推理模型。因为规则的线性度取决于系统的输入变量, Sugeno 方法是一种理想的多变量控制器, 可以应用于多种运行条件下的动态非线性系统^[9]。

典型的 ANFIS 模型结构分为 5 层, 即: 计算输入的模糊隶属度、每条规则的适用度、适用度的归一化、每条规则的输出、模糊系统的输出。图 1 所示为有两个输入单个输出的 ANFIS 结构^[10]。

模糊推理的输出采用加权平均法, 即

$$y^0 = \frac{\sum_{i=1}^n \omega f_i(x_1^0, x_2^0)}{\sum_{i=1}^n \omega}$$

式中 ω ——变量 x_i 的权重。

第一层: 负责输入信号的模糊化, 节点 i 具有输出函数: $O_i^1 = \mu_{A_i}(x)$ 。其中 x 表示节点 i 的输入, A_i 是模糊集, O_i^1 就是 A_i 的隶属度函数值, 表示 x 属于 A_i 的程度。

第二层: 每个圆形节点 i 完成模糊系统的模糊算子

收稿日期: 2003-05-20 修订日期: 2004-03-20

基金项目: “863”资助项目“作物水分信息采集与精量控制灌溉技术”(No. 2001AA 242062-03)部分研究内容

作者简介: 蔡甲冰(1976—), 女(汉族), 河南南阳人, 工程师, 博士生, 主要从事作物需水量和灌溉制度, 及精量控制灌溉方面的研究。北京市车公庄西路 20 号 中国水利水电科学研究院水利研究所, 100044

计算(相乘表示AND 算子): $\omega = \mu_{A_i}(x_1) \cdot \mu_{B_i}(x_2)$, ($i = 1, 2$)。

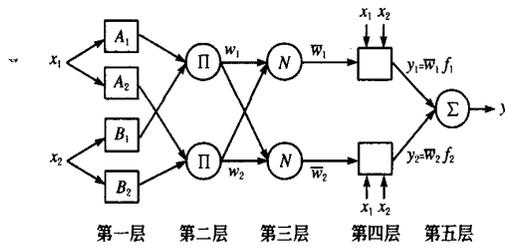


图1 具有两个输入一个输出的一阶ANFIS结构
Fig 1 ANFIS architecture for a two-input, two-rule first-order Sugeno model

第三层: 第 i 个节点完成模糊系统的归一化可信度: $\omega = \omega / (\omega + \bar{\omega})$, ($i = 1, 2$)。

第四层: 该层每个节点 i 为自适应节点, 其输出为: $\bar{\omega} f_i = \bar{\omega} (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i)$, 这里 $\bar{\omega}$ 为第三层的输出, $\{p_i, q_i, r_i\}$ 为结论参数。

第五层: 这个节点完成模糊系统的非模糊化过程(采用权重平均法), 计算总的输出为: $O_i^5 = \frac{\omega f_i + \bar{\omega} f_i}{\omega + \bar{\omega}}$

2 系统建立与模拟

采用上述ANFIS 系统建立参照作物腾发量 (ET_0) 预测模型; 模型的建立与测试采用山东省簸箕李灌区的气象数据。首先对灌区 1972~ 1999 年的 28 年内净灌溉需水量进行频率分析, 选定 4 个典型年: 1995 年为湿润年 ($P = 25\%$)、1980 年为平水年 ($P = 50\%$)、1974 年为干旱年 ($P = 75\%$)、1972 年为特旱年 ($P = 90\%$)。用这 4 个代表年以及 1999 年共 1827 个数据组为模型训练样本, 用 Penman-Monteith 方法计算的相应 ET_0 为验证对比的基本资料, 并利用 2000 年的 213 个数据组来对系统进行测试。

2.1 系统结构设计

首先对 5 年的日气象资料及用 Penman-Monteith 公式计算的相应的 ET_0 之间进行相关分析, 以确定系统输入变量。表 1 显示的是分析结果。

表 1 各气象因素之间及与 ET_0 相关关系分析结果

Table 1 Results of regression analysis between each weather factor and ET_0

	最高气温	日照时数	最低气温	相对湿度	风速
ET_0 (Penman-Monteith)	0.8157	0.5609	0.7045	0.2579	0.2956
最高气温	1	0.3013	0.9438	0.3162	0.0245
日照时数		1	0.1020	0.4816	0.0663
最低气温			1	0.3162	0.0387
相对湿度				1	0.3696
风速					1

注: 表中数字为因素间相关系数。

从表 1 结果可知, 与 ET_0 相关性显著的是最高气温 ($R = 0.8157$)、最低气温 ($R = 0.7045$) 和日照时数 ($R = 0.5609$)。在多元统计分析中, 当自变量间存在相

关性时, 容易导致计算因子增多而降低模型预测精度, 因此要求各项自变量间相互独立。由于最高气温和最低气温之间存在显著的相关性, 因此选取最高气温和日照时数为系统输入项。

表 2 模糊推理中输入输出项特征

Table 2 Input and output description for fuzzy ET_0 estimator

	意义	最小值	最大值
输入项			
$maxt$	最高气温 /	- 7.9	39.1
$radi$	日照时数/h · d ⁻¹	0	13.7
输出项			
et	参照作物腾发量/mm · d ⁻¹	0.11	11.81

表 2 是 ANFIS 中输入输出变量特征。输入变量隶属度函数选用三角形函数。根据前面的相关分析和专家知识, 系统产生了 25 个模糊规则。一阶 Sugeno 系统的每个规则对应一个多项式, 即本系统输出变量的线性表达式: $et(radi, maxt) = r + p \cdot radi + q \cdot maxt$, 其中 r, p 和 q 是对应的常数参数。图 2 是运用科学计算语言 MATLAB[®] 生成的 ET_0 预测模型的系统结构和系统曲面效果。

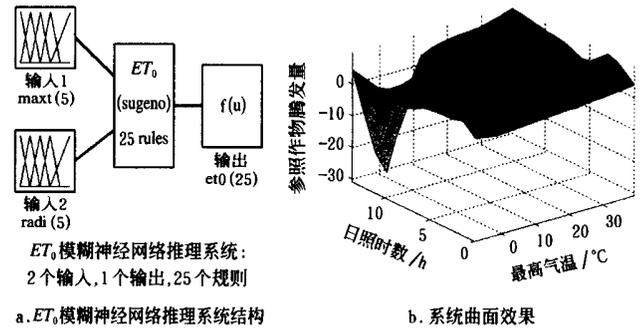


图 2 用于 ET_0 预测的 ANFIS 结构

Fig 2 ANFIS architecture for fuzzy evapotranspiration estimator

2.2 数据训练和结果分析

在经过 700 个周期的训练之后, 误差值开始趋于稳定, 表示模型参数匹配。ANFIS 选择与最小误差相关的模型参数。图 3 中 a 是用 5 年共 1827 个数据对系统进行训练后输出结果与 Penman-Monteith 公式计算的 ET_0 对比, b 是利用训练后的系统对测试数据运行后的结果对比; 图 4 中的 a 和 b 是图 2 的 a 和 b 处理的数据相关分析。

从系统的训练情况来看, 经 ANFIS 输出的 ET_0 与 Penman-Monteith 方法计算的 ET_0 吻合得相当好(相关系数 $R = 0.9186$); 在对比趋势图上, 两者基本一致, 但在几处 Penman-Monteith 方法计算的 ET_0 达到极大值时, ANFIS 值却无法与其相配。从测试数据的结果来看, 两者拟合程度也能基本令人满意(相关系数 $R = 0.8691$), 但同样存在数据局部结果略有出入。造成这种结果的原因, 可能是此处的模糊规则不够准确, 也可能是需要更多的数据来训练网络以增加精度。由于参照作物腾发量是气象因素综合作用的结果, 因而系统输入

变量个数也可能对系统模拟输出有影响,同时,隶属度函数选择、推理技术及反模糊化技术的合理性和完善性,也影响着系统输出的精确水平。

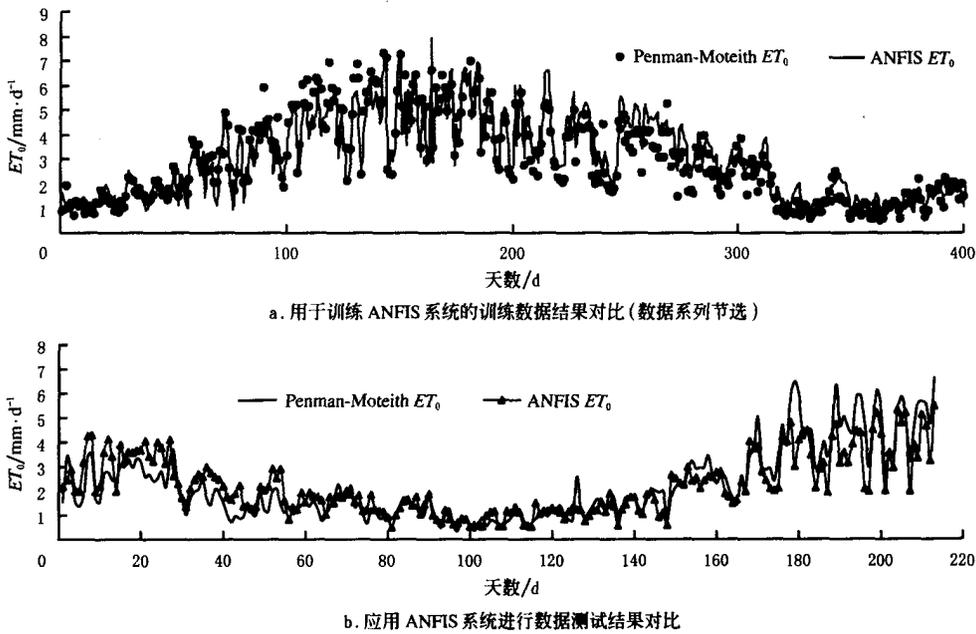


图 3 ANFIS 训练数据与测试数据结果对比分析

Fig 3 Relationships between Penman-Monteith ET_0 and ANFIS ET_0 for training data and testing data

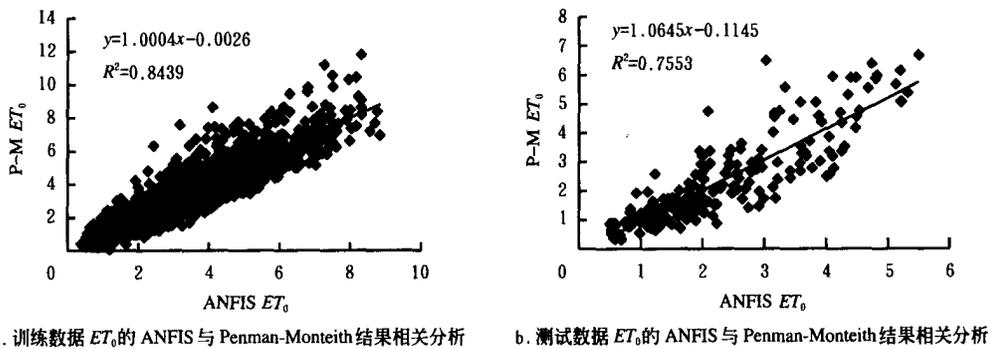


图 4 ANFIS 训练数据与测试数据结果相关分析

Fig 4 Regression analysis of Penman-Monteith- ET_0 and ANFIS- ET_0 for training data and testing data

2.3 模型推广

根据上面的模拟结果和分析可见,用 ANFIS 进行参照作物腾发量逐日预测,具有参数确定简便、输入因子与 Penman-Monteith 方法相比大大减少的特点,有相当高的精确性。模型输入项完全可以从当前短期气象预报中获得,程序运行操作简单,在灌溉实时调度的应用中具有一定的推广意义。当然,在实际应用中,为提高模型精度,减少预测误差,有必要对输入项隶属度函数和模糊规则进一步研究,使其更符合实际情况。

3 结 语

农业灌溉系统具有复杂的、动态的和非线性的自然属性,常常需要先进的科学知识和技术来解决其中的问题,才能使其有更好的精确性、认知性和实用性。用 ANFIS 进行参照作物腾发量预测,不仅是这种方法在灌溉用水管理中应用的一种探索,而且其成功运用可以使实际工作中 ET_0 的获得大大减少工作量。本文所提到计算预测 ET_0 的系统,是采用模糊逻辑和人工神经

网络技术解决灌溉领域的复杂、模糊、高度非线性问题的尝试,想进一步证实智能理论在水科学应用中的可靠性和高效性。实例运行结果表明,作为一种研究方法的探讨,ANFIS 在参照作物腾发量预测中具有一定的实用价值。

[参 考 文 献]

- [1] 陈玉民,郭国双,王广兴,等. 中国主要作物需水量与灌溉[M]. 北京: 水利电力出版社, 1995
- [2] 刘 钰, Pereira L S, Teixeira J L, 等. 参照腾发量的新定义及计算方法对比[J]. 水利学报, 1997(6): 27- 33
- [3] 杨培岭,冯 斌,任树梅. 利用人工神经网络预报不同水分条件下作物根系发育参数[J]. 农业工程学报, 2000, 16(2): 46- 49
- [4] 顾世祥,王士武,袁宏源. 参考作物腾发量预测的径向基函数法[J]. 水科学进展, 1999, 10(2): 123- 128
- [5] Ribeiro R S F, Yoder R E, Wilkerson J B, et al. A fuzzy logic based irrigation control system optimized via neural networks[R]. ASA E Meeting Paper, 1998

- [6] 张浩炯, 余越峰, 王 强. 应用自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 进行建模与仿真[J]. 计算机仿真, 2002, 19(4): 47- 49.
- [7] 刘怀国, 孙建华, 张 冰, 等. ANFIS 及其在控制系统中的应用[J]. 华东船舶工业学院学报(自然科学版), 2001, 15(5): 27- 31.
- [8] 徐 凯, 朱梅林, 候国祥, 等. 基于神经网络的可靠度时序预测方法研究[J]. 华中理工大学学报, 2000, 28(8): 35- 37.
- [9] 吴晓莉, 林哲辉. MATLAB 辅助模糊系统设计[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002.
- [10] Wesley Hines J. Fuzzy and Neural Approaches in Engineering —MATLAB Supplement [M]. John Wiley and Sons, New York, 1997.

Prediction of daily reference evapotranspiration using adaptive neuro-fuzzy inference system

Cai Jiabing^{1,2}, Liu Yu¹, Lei Tingwu², Xu Di¹

(1. National Center for Efficient Irrigation Engineering and Technology Research, Beijing 100044, China;

2. College of Hydraulic and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract The estimation of evapotranspiration from vegetated surfaces is a basic tool to compute water balances and to estimate water availability and requirements. Reference evapotranspiration (ET_0) just reflects weather conditions. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), has the capacity of non-linear mapping between input layer and output layer by fuzzy inference, and has storing and learning ability with the information of the neural network at the same time. In this paper, the computation of daily ET_0 by ANFIS is presented, comparing the results with the ET_0 calculated through FAO Penman-Monteith method in the same period. Sunlight hour and maximum air temperature are as input variables in ANFIS according to regression analysis between every weather factor. The ANFIS for ET_0 estimator is built from training data, whose array list includes 1827 data of five years. The result of testing data of 213 datum groups, to estimate ET_0 using the ANFIS, is acceptable comparing with the result of Penman-Monteith method.

Key words: ET_0 ; prediction; ANFIS; fuzzy inference; neural network