

参考作物潜在蒸散量的人工神经网络模型研究

霍再林, 史海滨, 陈亚新, 魏占民, 屈忠义, 孔 东, 刘晓志

(内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院, 呼和浩特 010018)

摘 要: 根据河套灌区多年气象资料和 Penman—Monteith 法计算得到的参考作物蒸散量 (ET_0), 对影响 ET_0 的主要气象因子进行了回归分析, 并比较了以 4 因子(平均气温、净辐射、相对湿度、2 m 处风速)和 3 因子(平均气温、净辐射、相对湿度)为输入向量, 由 Penman—Monteith 法计算所得 ET_0 为输出向量的 BP 网络 ET_0 预报模型。研究表明, BP 网络可以用于 ET_0 的预报计算, 四因子法和三因子法均简便可行, 能满足生产的需要。相比之下, 四因子法的精度更高。此研究是对传统 ET_0 计算的补充。

关键词: 人工神经网络; 参考作物蒸散量; 模型

中图分类号: S274.1

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2004)01-0040-04

0 引 言

参考作物潜在蒸散量 (ET_0) 是计算作物需水量的主要参数之一, 其准确性直接影响着作物需水预报的精度, 进而影响到区域水资源的优化配置。目前计算参考作物蒸散量的方法主要有 Penman—Monteith 公式和 Penman 修正式。它们是基于气温、辐射、湿度、风速等气象因子的解析式, 在计算过程中需要对风速等气象资料修正或需要一些不易测到的气象资料, 这给一些条件相对较差的地区对 ET_0 的计算预报甚至农业用水调度带来很大困难。FAO 也给出了气象资料缺测条件下的相应计算方法^[1]。刘钰等^[2]利用我国北方的气象资料对其进行了检验和评价, 并采用回归的方法得出了气象资料缺测时适合当地的参考作物蒸散量的计算式。史海滨等^[3]也对几种 ET_0 计算方法的适用性进行了研究, 发现 FAO 推荐的两种计算方法在湿润地区或湿润季节计算结果有较大的差异性。周金龙等^[4]就内陆干旱区的 ET_0 与多项气象因素进行了相关性分析研究, 得出日潜在蒸散量与 $\Phi 20$ mm 蒸发器的日观察值建立的相关方程可用于计算潜在蒸散量。尽管这些回归方程不同程度地反映了 ET_0 与气象因素之间的关系, 但因其受地区、气候条件局限而无法在实际中运用。随着我国水资源的日趋紧张, 尤其是西北干旱地区, 有必要对参考作物蒸散量的计算预报模型进行简单化, 且使其具有一定的精度, 满足农业生产的需要。本研究旨在利用我国三大自流灌区之一的内蒙古河套灌区 5 年的平均气温、净辐射、相对湿度和 2 m 处风速等气象资料和参考作物蒸散量的资料, 建立 ET_0 的人工神经网络计算预报模型(BP- ET_0), 以指导当地的农业用水宏观调控。

1 BP—ANN 网络建模实例

BP (Back Propagation) 网络是一种基于误差反向传播算法的 ANN (Artificial Neural Network), 它方便、直观有效, 是目前比较成熟的 ANN 网络^[6]。实践证明, BP 神经网络是一种非线性函数逼近的优秀方法, 已被广泛运用于许多学科的优化计算、非线性建模和特征识别等领域^[6-8]。

本研究的基本资料为内蒙古河套灌区解放闸灌域的 5 年气象基本资料(气温、辐射、湿度、风速等), 计算得月平均数据, 用 Penman—Monteith 公式计算得 ET_0 。对各主要气象因子与 ET_0 的关系进行了回归分析, 然后用不同的气象因子组合和计算得到的 ET_0 进行人工神经网络的训练、建模。

1.1 参考作物蒸散量的计算及与气象因子相关性分析

1992 年 FAO 对 ET_0 的重新定义为: 一种假想参照作物冠层的蒸散速率, 假设作物高度为 0.12 m, 固定的叶面阻力为 70 m/s, 反射率为 0.23, 非常类似于表面开阔、高度一致、生长旺盛、完全遮盖地面而不缺水的绿色草地的蒸发蒸腾量。

根据重新定义的 ET_0 概念, FAO 提供了新的用日气象数据计算参考作物蒸散量的 Penman—Monteith 公式:

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} U_2 (e_a - e_d)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34U_2)} \quad (4)$$

其中

$$U_2 = 4.87 \times u_k / \ln(67.8h - 5.42) \quad (5)$$

式(4)中 ET_0 ——参考作物蒸散量, mm/d; R_n ——冠层表面净辐射, MJ/m²; G ——土壤热通量, MJ/m²; T ——平均气温, °C; e_a ——饱和水气压, kPa; e_d ——实际水气压, kPa; Δ ——饱和水气压—温度曲线斜率, kPa/°C; γ ——干湿表常数, kPa/°C; 式(5)中 U_2 ——2 m 处的风速, m/s; u_k ——实测一定高度风速, m/s; h ——风标高度, m; 本研究中为 10 m 处风速, m/s; h ——风标高度, 本研究中 $h = 10$ m。式中各变量的计算方法详见参考文献[1]。

收稿日期: 2003-04-14 修订日期: 2003-12-15

基金项目: 国家自然科学基金(No: 50269002); 教育部《高等学校骨干教师资助计划》项目

作者简介: 霍再林(1977-), 男, 内蒙古呼和浩特人, 硕士生, 主要从事灌溉新技术的应用研究。呼和浩特市昭乌达路 306 号 内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院, 010018。Email: Huozl@163.com

[9]。

用于本研究的资料系巴盟气象站杭锦后旗 1993, 1994, 1995, 1998, 1999 共 5 年的气象资料, 能代表我国北方干旱地区的气候条件。为更加有效地指导当地及类似地区的农业生产, 研究中选用了这五年中作物生育期 4~ 11 月的气象资料, 所有资料均采用月均数, 共 40 个月的资料。采用上述修正后的 Penman—Monteith 公式计算参考作物蒸散量, 并对其与平均气温 T , 净辐射

R_n , 相对湿度 RH , 风速 2 m 处风速 U_2 4 个主要气象因子进行了回归分析(图 1)。结果发现这 4 个因子均与参考作物蒸散量呈线性相关。其中气温, 辐射, 风速与参考作物蒸散量呈正相关, 而湿度与参考作物蒸散量呈负相关。并且它们与参考作物蒸散量的相关系数(敏感性)大小依次是辐射, 气温, 湿度, 风速, 这与刘钰^[1]得出的结论吻合。

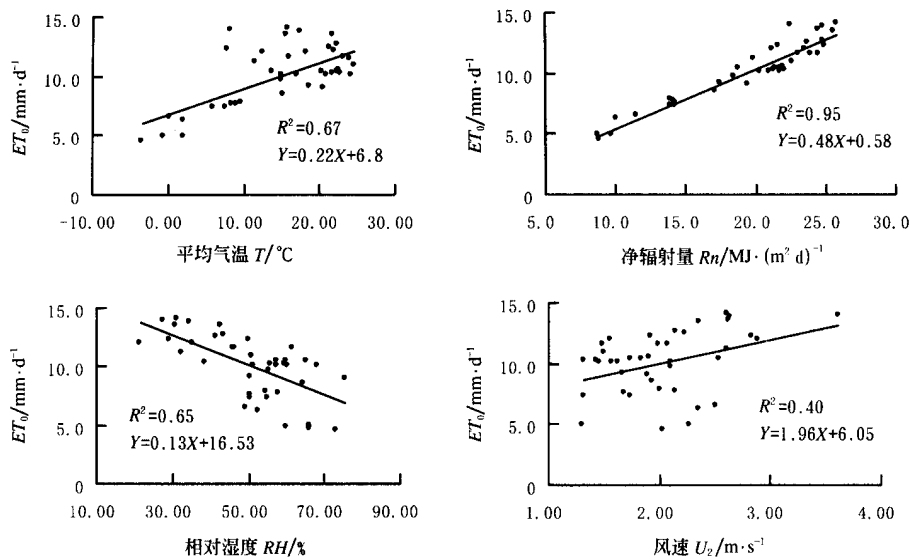


图 1 气象因子与参考作物蒸散量的回归关系

Fig. 1 Regression relation of meteorologic factor and ET_0

1 2 训练样本的确定

应用BP 网络建模进行拟合预测时, 需先确定输入, 输出样本对。由以上的分析可以看出, 温度、辐射、湿度与参考作物蒸散量有较好的线性关系, 而风速与参考作物蒸散量的相关性并不显著, 鉴于目前很多地区对风速难以测定和其在本研究中对作物蒸散量影响较小的情况, 所以将输入向量定为 4 因子(平均气温、净辐射、相对湿度、2 m 处风速)的月均值和 3 因子(平均气温、净辐射、相对湿度)的月均值两种情况, 输出向量为用 Penman—Monteith 公式计算而得的同期 ET_0 。1994, 1995, 1998, 1999 四年作物生育期(4~ 11 月)资料为训练样本, 1993 年同期资料为检验样本。

1 3 BP 网络结构与参数的确定

网络的结构主要包括网络的层数, 输入、输出、隐含层的神经元数。由于本研究的输入因子分别为 4 个和 3 个, 所以输入层的神经元为 4 个和 3 个, 输出均为 1 个神经元。经过反复训练, 确定网络的隐含层为 1 层, 10 个神经元, 网络拓扑结构为 4 10 1 和 3 10 1。传递函数在隐含层采用双曲正切 S 型, 输出层采用线性函数。由于动量法能降低网络对于误差曲面局部细节的敏感性, 有效地抑制网络陷于局部极小; 自适应调整学习速率有利于缩短学习时间。所以采用快速BP 算法来训练网络。

1 4 BP 网络的建模

1) BP 网络的建模流程

在MATLAB6.5 环境下, 调用人工神经网络工具箱中的函数, 依次进行输入输出样本的初始化, 网络的初始化, 网络的训练, 网络的仿真, 网络的检验。

2) BP 神经网络模型的拟合与检验

将训练样本输入该BP 网络, 通过 10000 次训练学习, 两种输入向量网络的误差均下降到了 0.001 以下, 表现出极高的拟合性, 参见图 2。所得网络权阈值见表 1, 表 2。

表 1 四因子人工神经网络模型的权阈值

Table 1 Weigh and threshold of four factors ANN model							
隐含 神经元	w 1				b1	w 2	
	温度因子	辐射因子	湿度因子	风速因子		输出层	b2
1	- 0.018	- 0.332	- 0.251	0.588	1.316	- 0.522	
2	- 0.034	0.810	- 0.522	0.601	- 1.797	0.912	
3	0.178	0.567	0.298	0.448	1.167	0.503	
4	- 0.019	0.076	- 0.248	0.261	- 0.611	0.010	
5	0.161	- 0.495	- 0.572	0.095	0.814	- 0.670	0.168
6	0.285	- 0.041	- 0.795	0.386	0.818	0.744	
7	- 0.226	0.208	- 0.115	0.405	0.578	- 0.038	
8	- 0.435	0.831	- 0.107	- 0.183	0.482	0.679	
9	0.624	- 0.491	- 0.084	- 0.610	1.071	0.814	
10	- 0.055	0.294	- 0.135	0.353	- 1.071	0.220	

表 2 三因子人工神经网络模型的权阈值

Table 2 Weigh and threshold of three factors ANN model						
隐含 神经元	w 1			b1	w 2	
	温度因子	辐射因子	湿度因子		输出层	
						b2
1	1.8484	- 2.9137	- 0.5818	1.2184	- 1.0638	
2	- 0.9123	- 0.6426	0.0742	- 1.3436	1.189	
3	0.6066	0.7308	1.2328	1.1051	0.4818	
4	1.7979	0.9831	0.2932	0.1163	- 0.9884	
5	- 0.5436	- 0.3912	0.5614	- 0.1752	0.1981	
6	- 0.3398	- 0.4607	0.6554	- 1.7587	- 1.3049	0.1586
7	- 0.1334	- 2.3597	- 0.3315	- 0.9039	- 1.1688	
8	- 0.275	- 0.2828	0.8011	0.1119	0.6963	
9	- 1.2396	0.3513	0.3322	- 0.2114	- 1.2186	
10	1.1058	- 0.6774	- 1.3984	- 1.1733	1.1276	

将 1993 年的气象资料输入上述训练而建立的四因子和三因子BP- ET_0 预报模型, 由模型输出的 ET_0 值(预报值)与由 Penman—Monteith 公式计算的 ET_0 值(实测值)对比所得图 3 和表 3。

由图 3 可见, 四因子模型和三因子模型的检验值与

实测值相差很小, 具有较高的预报精度, 模型有很好的稳定性。比较两模型结果(表 3)可以得出: 第一, 四因子模型的最大相对误差为- 9.404%, 平均相对误差为 2.36%; 而三因子的最大相对误差为- 9.465%, 平均相对误差远比三因子模型高, 达到了 4.75%。由此可见在本研究中尽管在个别月份两模型的预报误差相当, 但总体水平上风速对模型的影响是不可忽略的。第二, 四因子模型在 6~ 9 月的检验误差均很小, 在 0.38% ~ 0.75% 之间, 而在风速较大的 4、5、10、11 月的误差明显增大。随着辐射项在 ET_0 中所占比例的增大, 四因子模型的精度相应地提高。第三, 三因子模型在 5~ 10 月的检验误差在 2.44~ 5.15 之间, 4 月和 11 月的误差分别上升到 8.905% 和 9.465%。由于不考虑风速对蒸散量的影响, 在风力较大的 4 月份中, 因忽略空气动力学项而使误差相应增大。1993 年 11 月份的平均温度较往年同期温度偏高, 风速偏小, 辐射项在 ET_0 中所占比例偏大, 风速对模型的影响较小, 所以两个模型在 11 月的检

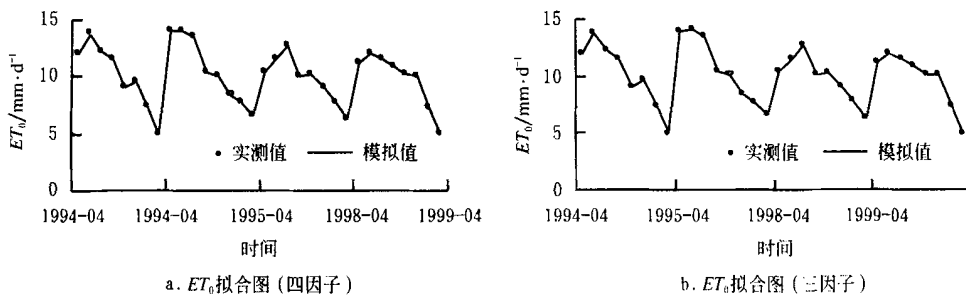


图 2 参考作物蒸散量拟合图
Fig. 2 Fitting graph of ET_0

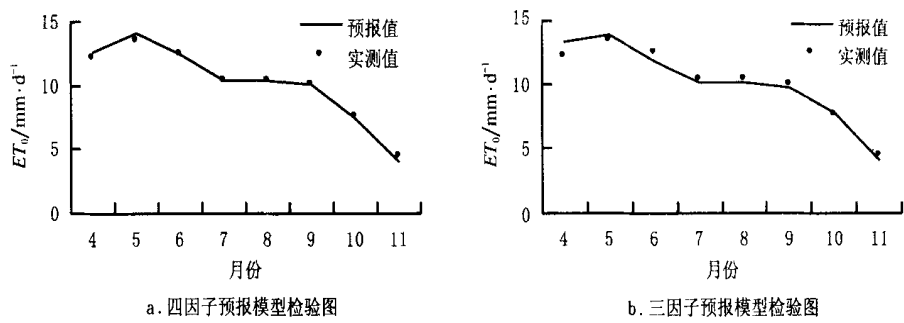


图 3 参考作物蒸散量BP 模型检验图
Fig. 3 Testing graph of BP model about ET_0

表 3 1993 年资料模型检验结果对比

Table 3 Contrasting of model testing result about 1993 sample								
月份	4	5	6	7	8	9	10	11
实测 ET_0	12.216	13.503	12.461	10.415	10.399	10.061	7.578	4.485
四因子预报 $ET_0/\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$	12.583	13.163	12.509	10.467	10.447	10.136	7.440	4.063
绝对误差 $/\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$	0.368	- 0.340	0.048	0.052	0.048	0.075	- 0.138	- 0.422
相对误差 /%	3.010	- 2.452	0.383	0.504	0.460	0.749	- 1.824	- 9.404
三因子预报 $ET_0/\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$	13.304	13.909	11.820	10.161	10.109	9.689	7.773	4.061
绝对误差 $/\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$	1.088	0.406	- 0.641	- 0.254	- 0.290	- 0.371	0.195	- 0.424
相对误差 /%	8.905	3.007	- 5.142	- 2.440	- 2.785	- 3.692	2.572	- 9.465

验误差相差不大。综上所述, 风速对 ET_0 有一定的影响, 特别是在风速较大的 4 月份, 三因子模型的误差较四因子模型明显增大, 需考虑风速对 ET_0 的影响。而在风速较小的 5 ~ 10 月份, 可以忽略风速对其影响。

人工神经网络的预报精度是以样本的数量做保证的。本研究由于受到条件的限制, 样本数量有限, 但检验精度仍较高。如果训练样本足够多, 其模型的可靠度还会有很大的提高空间。四因子 BP- ET_0 预报模型的精度完全可以满足生产的需要, 加之它拥有人工神经网络非线性的特点, 在建模时不需要任何假设, 也不需要参数的修正, 所以不失为一种有效且方便的 ET_0 预报方法。在风速不大的情况下, 三因子预报模型的精度完全可以满足生产的需要。

2 结论与讨论

本研究将人工神经网络应用于 ET_0 的预报中。分别以四因子(平均气温、净辐射、相对湿度、2 m 处风速)和三因子(平均气温、净辐射、相对湿度)为输入向量, 以 Penman—Monteith 公式对同期气象资料计算所得 ET_0 为输出向量, 对作物生育期的月平均资料进行了训练、学习, 建立了基于 BP 网络不同输入向量的 ET_0 的预报模型。模型具有极高的拟合精度, 经 1993 年的资料检验, 四因子预报模型的最大相对误差 9.40%, 平均相对误差 2.36%。模拟与检验均有很高的拟合精度, 模型有很好的稳定性。三因子预报模型的最大相对误差 9.47%, 平均相对误差 4.75%。与四因子模型相比, 三

因子模型检验误差有所增大, 但在风速不大的情况下完全可以满足生产的需要。该法是对传统参考作物蒸散量计算方法的预报的补充, 但由于本研究中参与训练样本数较少, 结论有待进一步检验。本研究是在一定地域条件下进行的, 研究中所建立的四因子及三因子 BP- ET_0 模型有一定的地域局限性。

[参 考 文 献]

- [1] Pereira L S Calculation of Reference Evapotranspiration [M] FAO, 1996: 1- 33
- [2] 刘 钰, Pereira L S 气象数据缺测条件下参照作物蒸散量的计算方法[J] 水利学报, 2001, (3): 11- 17.
- [3] 史海滨, 何京丽, 郭克贞, 等. 参考作物蒸散量计算方法及适用性评价[J] 灌溉排水, 1997, 16(2): 50- 54
- [4] 周金龙, 董继光 内陆干旱区潜在蒸发量的计算[J] 灌溉排水, 2002, 21(2): 21- 24
- [5] 飞思科技产品研发中心 MA TLAB6.5 辅助神经网络分析与设计[M] 北京: 电子工业出版社, 2003: 64- 69
- [6] 霍再林, 史海滨, 孔 东, 等. 基于人工神经网络的作物水盐响应的初步研究[J] 内蒙古农业大学学报, 2003 (3): 66 - 70
- [7] 魏占民, 陈亚新, 史海滨, 等. BP 神经网络的春小麦作物—水模型的初步研究[J] 灌溉排水, 2002, 21(2): 12- 16
- [8] 屈忠义, 陈亚新, 史海滨, 等. 区域土壤水盐动态人工神经网络预测研究[J] 灌溉排水, 2002, 21(4): 40- 44
- [9] 李远华 节水灌溉理论与技术[M] 武汉: 武汉水利电力大学出版社, 1999: 55- 60

Research of artificial neural network model for reference crop evapotranspiration

Huo Zailin, Shi Haibin, Chen Yaxin, Wei Zhamin, Qu Zhongyi, Kong Dong, Liu Xiaozhi

(Water Conservancy and Civil Engineering College, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China)

Abstract According to Hetao district long-term meteorology data and reference evapotranspiration (ET_0) which were calculated by Penman—Monteith method, main meteorology data affecting ET_0 were regressed and analyzed. Based on these, four factors input vector (mean temperature, net radiation, relative humidity and wind speed at 2 m high) BP network forecast model about ET_0 were compared with three factors (mean temperature, net radiation, relative humidity) input vector. The research indicated BP network model was suitable for ET_0 forecasting, four-factor and three-factor input vector BP network model were both convenient and feasible for forecasting ET_0 and could satisfy the needs of production. The precision of four factor input vector network model was higher than three factor input network model. This research is the supplement for traditional ET_0 calculation.

Key words: artificial neural network; reference evapotranspiration (ET_0); model