文章编号: 1672-3031(2005) 04-0308-04

基于 BP 神经网络的参照腾发量预测模型

蒋任飞, 阮本清, 韩宇平, 孙静
(中国水利水电科学研究院 水资源所, 北京　100044)

摘要: 本文在分析影响作物蒸发蒸腾量的气象因子的基础上, 以不同的气象因子组合为输入向量, 以参照腾发量为输出向量, 构建了气象资料不足情况下三种计算参数腾发量的 BP 神经网络模型 BP ET1、BP ET2 和 BP ET3。利用宁夏引黄灌区 2000~ 2003 年的逐日气象资料对所建模型进行反复训练和预测, 并把预测结果与传统的 Penman-Monteith 公式计算而得的同期作物 *ET*0 值相比较。其中, BP ET1 的预测值与 *ET*0 值的相关系数平方为 0.9914; BP ET2 的预测值与 *ET*0 值的相关系数平方为 0.9917; BP ET3 的预测值与 *ET*0 值的相关系数平方为 0.9854。研究结果表明, 本文构建的模型计算精度较高, 方法简便可行, 能满足实际生产需要。

关键词: BP 神经网络; 参照腾发量; 计算方法
中图分类号: S152.7　　文献标识码: A

作物蒸发蒸腾量的研究与估算, 一直是灌溉排水领域中的最重要研究课题之一。目前计算作物蒸发蒸腾量的方法很多, 概括起来可分为直接计算方法和间接计算方法。直接计算法的经验公式由于具有较强的区域局限性, 其使用范围受到很大限制。间接计算法是通过参考作物蒸发蒸腾量 (*ETO*) 与作物系数 *Kc* 的乘积得到的, 是国际上应用最广泛的方法。而 *ETO* 对作物蒸发蒸腾量的影响要比作物系数 *Kc* 大得多, 目前国内外计算 *ETO* 的方法主要是基于能量平衡和空气动力学原理的 FAO56 推荐的 Penman-Monteith 方法, 其值仅与气象因素有关。用该方法计算 *ETO* 需要的气象因素有最高最低气温、最大最小相对湿度、风速、太阳辐射或日照。这些气象因素之间相互依赖, 与 *ETO* 有很强的非线性关系。在有些地区, 特别是我国西北部不发达地区, 由于实验条件相对较差, 有些气象因素没能监测, 或者是间断监测。这时, Penman-Monteith 公式就无能为力。FAO 也给出了气象资料缺测条件的相应计算方法, 比如 Harg reaves 公式[1], 该方法需要的气象资料为计算时段的平均最高、最低气温, 但是得出的结果需要针对不同的地区进行校正。刘钰[2] 给出一些气象数据缺测时参照腾发量计算方法, 为某些地区在气象缺测时提供了一种计算 *ETO* 的方法, 但是该方法是利用邻近测站资料或者平均值代替, 使得该方法有一定局限性。考虑到传统计算 *ETO* 的局限和不足, 特别是在一些气象资料缺测时计算 *ETO* 的局限和不足, 本文利用 BP 神经网络强大的非线性函数逼近功能, 建立了气象资料缺测时的基于 BP 神经网络方法的参考作物腾发量的计算模型 (简称 BP-ETO 模型)。

1　BP-ETO 模型的构建

1.1　BP 神经网络　BP 神经网络是目前使用最广泛, 也是发展最成熟的一种神经网络。它是由输入层、一个或多个隐含层和输出层连接而成, 其每一层又由许多人工神经元 (节点) 组成, 一层内的神经元只和该层邻近的下一层各神经元连接。BP 网络间连接权在网络的学习过程中不断得到修正, 使输入层与隐含层之间、隐含层与输出层之间的两组权所构成的网络能实现学习样本中输入矢量与输出矢量间特定的映射关系, 权的分布体现了各输入分量在输入矢量中所占特征强度的分布。当学习样本提供给网络后, 神经元的激活值, 从输入层经各中间层向输出层传播, 在输出层的各神经元获得网络

收稿日期: 2005-07-18
基金项目: 国家自然基金重点项目 (50239090) 资助
作者简介: 蒋任飞 (1978-), 男, 四川渠县人, 博士生, 主要从事水文学及水资源研究。E-mail: jrfsch@iwhr.com

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

的输入响应。在这之后，按减小希望输出与实际输出误差的方向，从输出层经中间层逐层修正各连接权，最后回到输入层。各个连接权的调整按标准误差逆传播算法或累积误差逆传播算法进行。通过修改各层神经网络的权值，使得误差不断减小，当误差达到预定要求时，网络学习训练过程就结束。如图 1。

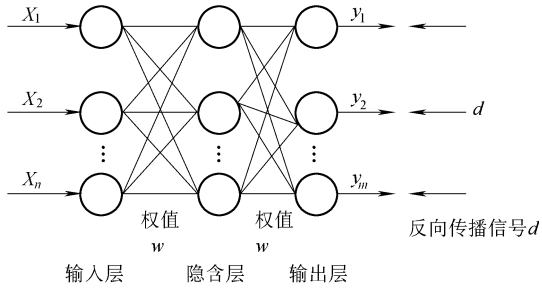

图 1　BP 神经网络结构

1.2　模型的结构　本文构建的 BP-ETO 模型为输入层、一个隐含层和输出层，共 3 层。考虑到气象资料的获取程度，本文分别考虑了如下 3 种情况计算 *ETO*[1]。

(1) 只有平均气温、相对湿度、风速和日照时数 4 个气象要素时（记为 *ET*1）；

(2) 只有平均气温、相对湿度和风速 3 个气象要素时（记为 *ET*2）；

(3) 只有平均气温时（记为 *ET*3）。

把这 3 种气象组合要素作为网络模型的输入向量，分别为 4 个、3 个和 1 个，而网络输出变量则只有 1 个，是由 FAO-56 推荐的 Penman-Monteith 公式计算而得的同期作物 *ETO* 值。根据 3 种情况，通过多次训练比较后确定隐含层节点为 7 个、10 个和 15 个。即网络模型的拓扑结构为 4-7-1、3-10-1 和 1-15-1。

1.3　传递函数和权重　BP 神经网络的训练就是通过不断调整各层的权重值，使得期望输出值与实际值的误差达到最小。本次 BP-ETO 模型权重的初始值为随机赋值，而输入层与隐含层的传递函数则采用如下 Sigmold 函数，隐含层与输出层的传递函数采用线性函数。

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{1}$$

其变化区间为 [0, 1]。

1.4　数据的预处理　在网络学习过程中，为便于训练，更好地反映各因素之间的相互关系，必须对样本数据进行预处理。一般网络输出向量的各分量值应在 [0, 1] 之间。为使较大的输入落在神经元激励函数梯度大的区域，对输入向量的各分量亦取 [0, 1] 特征值为佳。因此训练网络之前，将输入样本归一化，处理如下[3]：

$$x_{norm} = 0.5\left(\frac{x_i - \bar{x}}{x_{max} - x_{min}}\right) + 0.5 \tag{2}$$

式中：x_{norm}为样本归一化的值；x_i 为样本初始值；$\bar{x}$ 为样本平均值；x_{max}为样本最大值；x_{min}为样本最小值。

1.5　评价指标　本次 BP 神经网络的评价指标包括：标准偏差 δ（Standard Deviation）、偏差系数 *CV*（Coefficient of Variation）、网络模型效率 *E*（Efficiency）。用这 3 个评价指标表明预测值偏离实际值的程度及预测效率。

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_{PM,i} - Y_{BP,i})^2}{n-1}} \tag{3}$$

$$CV = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_{PM,i} - Y_{BP,i})^2}{n-1}}}{|\overline{Y_{PM}}|} \tag{4}$$

$$E = 1.0 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_{PM,i} - Y_{BP,i})^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_{PM,i} - |\overline{Y_{PM}}|)^2} \tag{5}$$

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

式中：$Y_{PM,i}$ 为 Penman-Monteith 公式计算值；$Y_{BP,i}$ 为 BP 网络预测值；$|\overline{Y_{PM}}|$ 为计算均值。

2　实例应用

宁夏引黄灌区地处黄河中上游，是我国 4 大古老灌区之一。现状灌区总面积为 6 573km^2，是宁夏主要粮棉油产区，也是全国 12 个商品粮基地之一。宁夏引黄灌区地处中温带干旱区，雨量少，风沙大，蒸发强烈，太阳辐射强，光照时间长。灌区多年平均降水量 180~ 200mm，多年平均水面蒸发量 1 000~ 1 400mm（E601 型），当地水资源极为贫乏，农业灌溉主要靠引黄河水。2002 年宁夏引黄灌区农业灌溉用水量 71.99 亿 m^3，占总用水的 90.6%。由此可见，农业用水是宁夏引黄灌区的用水大户。因此，对宁夏引黄灌区作物需水量的精确估算，不仅要为灌区制定灌溉制度提供基础，而且要为宁夏水资源的优化配置提供参考。但是影响参考作物蒸发蒸腾量的一些气象因素未能监测，或者是监测间断，给农业用水调度带来困难。本文立足于此，建立了在气象要素缺测条件下的 BP-ETO 预报模型，对传统计算方法作一个补充。

本次利用宁夏引黄灌区 2000~ 2002 年的逐日气象资料，按照输入向量的 3 种组合方式构建 3 种训练样本，输入上述 BP-ETO 网络模型，进行指导学习训练，其训练模型评价指标见表 1。从表中数据可知模型训练效果不错。

表 1　BP 模型评价指标

模型	δ	CV	E（%）
BP ET1（4-7-1）	0.120	0.046	99.11
BP ET2（3-10-1）	0.112	0.043	99.34
BP ET3（1-15-1）	0.153	0.059	98.38

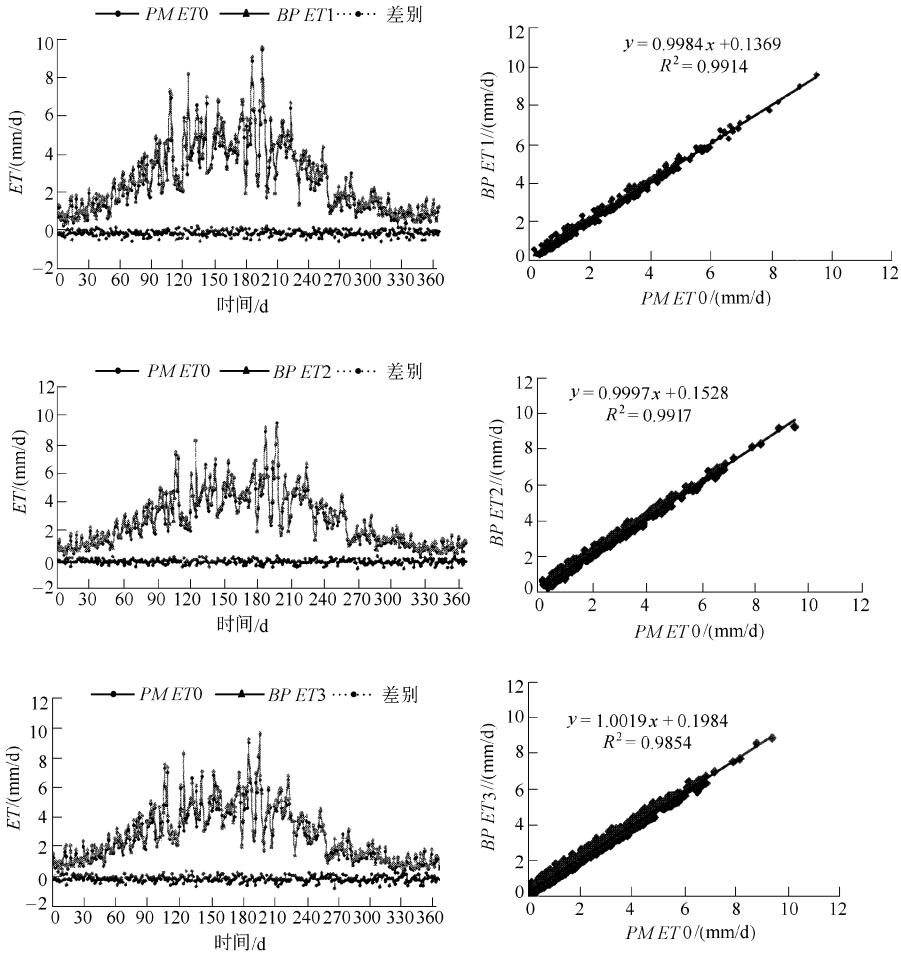

图 2　BP 网格模型预测值与 PM 公式计算值比较

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

随后，采用训练好的 BP-ETO 网络模型对 2003 年参考作物的日蒸发蒸腾量进行预测，并把预测结果与 Penman-Monteith 公式（PM 公式）计算而得的同期作物 *ETO* 值相比较，结果如图 2。

由图可知，本文建立的 3 种不同输入向量 BP 神经网络模型的预测值与 Penman-Monteith 公式计算值相接近，在 365 个预测值之中，绝对误差值小于 0.3mm 的个数，BP ET1 模型有 314 个，占 86.1%，其相关系数的平方为 0.9914；BP ET2 模型有 322 个，占 88.2%，其相关系数的平方为 0.9917；BP ET3 模型有 238 个，占 65.2%，其相关系数的平方为 0.9854。上述数据表明，经过训练后的 BP 模型可以用于宁夏引黄灌区参考作物蒸腾蒸发量的预测，特别是当某些年气象资料残缺的情况下，可用该模型进行插值预测。

3　结语

本文将人工神经网络应用于参考作物蒸发蒸腾量（*ETO*）的预报中，建立了基于 BP 网络 3 种不同输入向量的 *ETO* 的预报模型，并对宁夏引黄灌区 2003 年的参考作物 *ETO* 进行了预测。结果表明，在只能获得有限气象要素的情况下可以通过训练好的神经网络模型对参考作物 *ETO* 进行预测。

参　考　文　献：

[1] Allen R G, Pereira L S, et al. Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements FAO Irrigation and drainage paper No. 56 [M]. Rome, Italy: FAO, 1998.

[2] 刘钰，Pereira L S. 气象数据缺测条件下参照腾发量的计算方法 [J]. 水利学报，2001，(3)：11－17.

[3] Kumar M, Raghuwanshi N S, *et al*. Estimating Evapotranspiration Using Artificial Neural Network [J]. Journal of irrigation and drainage engineering, 2002, 128 (4): 224－233.

[4] Sudheer K P, Gosain A K. Estimating Actual Evapotranspiration from Limited Climatic Data Using Neural Computing Technique [J]. Journal of irrigation and drainage engineering. 2003, 129 (3): 214－218.

[5] 霍再林，史海滨，等. 参考作物蒸发蒸腾量的人工神经网络模型研究 [J]. 沈阳农业大学学报，2004，35 (5-6)：436－438.

[6] 刘宝锭. 不确定规划及应用 [M]. 北京：清华大学出版社，2003.

Model for estimating reference evapo-transpiration based on BP neural network

JIANG Ren-fei, RUAN Ben-qing, HAN Yu-ping, SUN Jing

(*The Department of Water Resources, IWHR, Beijing　100044, China*)

Abstract: Based on the analysis of climatic index affecting reference evapotranspiration (ETO), 3 BP neural-network models for computing reference evapotranspiration were established in this paper, i. e., BPET1、BPET2 and BPET3 which can be used for limited climatic data. The input vectors of the models were various combination of climatic index while the output was the daily value of ETO. By using the daily climatic data during 2000～2003 in Yellow River Ningxia Irrigation Area, the models were calibrated and trained. The calculated values by using the 3 trained models were compared with the ETO value computed with the conventional Penman-Monteith method. The second power of the correlation coefficients of two groups of values were 0.9914、0.9917 and 0.9854, respectively. It clearly demonstrates the proficiency of the BP neural network models in estimating ETO for practical application.

Key words: BP neural network; reference evapotranspiration; estimation models

(责任编辑：吕 斌秀)

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net