

基于灰色关联分析与RBF神经网络的水面蒸发量预测

魏光辉, 马亮

(新疆农业大学水利与土木工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830052)

摘要:利用灰色关联度法分析了影响水面蒸发量的主要气象因素,并通过RBF神经网络建立了水面蒸发量的经验预测模型。计算结果表明,所建立的模型简单易行,精度较高,可以应用于生产实践中。

关键词:水面蒸发量;灰色关联度;RBF神经网络;预测

中图分类号:P332.2

文献标识码:A

前言

蒸散发是水文循环中自降水到达地面后由液态或固态转化为水汽返回大气的阶段。陆地上一年的降水约66%通过蒸散发返回大气,蒸散发是水文循环的重要环节。水面蒸发是流域水资源规划、优化调度与管理及水资源评价等必须考虑的水文要素,是水文学研究的重要课题。水面蒸发是地表水体如河流、湖泊、水库等水量损失的主要组成部分,干旱地区远离海洋、降水稀少、蒸发强烈,因此水面蒸发在干旱区地表水体和水资源利用研究中占有显著的地位,也是研究土壤蒸发和潜水蒸发的基础^[1-2]。

目前常用的水面蒸发计算模型主要有彭曼模型、质量转移模型和道尔顿模型3种^[3]。彭曼模型需要使用水面辐射平衡资料,而我国观测太阳辐射的站点很少,观测水面辐射平衡的站点更少,使彭曼模型的应用受到很大限制。质量转移模型的结构简单,在欧美许多国家使用普遍,但在我国的使用效果较差^[4],主要原因在于该模型中 $E/\Delta e \sim W$ 关系的模拟采用了最简单的正比例函数,不符合我国气候特点。道尔顿模型的结构也较简单,在我国各地应用广泛^[5-6]。但由于水面蒸发对微地形、微气象条件的影响非常敏感,加上近地面空气水平平流对器测蒸发量及其与气象因素关系的影响突出,造成水面蒸发经验公式具有很强的局地性特征^[7]。因此,

正确认识水面蒸发量与气象因子之间的关系,建立区域性的水面蒸发计算公式,对水资源科学管理和利用、农田水分研究具有十分重要的现实意义^[8]。本文利用灰色关联度法分析了影响水面蒸发量的主要气象因素,并通过RBF神经网络建立水面蒸发量的预测模型,分析此方法在水面蒸发研究中的可行性。

1 影响水面蒸发的主要因素^[9]

(1) 温度

在水面蒸发过程中太阳辐射是水汽化的主要能量,并通过气温和水温的增高来影响水面蒸发。气温决定着水汽扩散的快慢和接纳水汽多少的能力,大气温度的层结直接影响着湿度梯度,进而影响水面蒸发。气温高时,水面上的饱和水汽压大,饱和差大,易于蒸发。水面温度决定着水面水汽压的大小及水分子的活跃程度,水面温度高,水分子运动能量大,水面蒸发速率大。

(2) 饱和水汽压差

饱和水汽压差是水面饱和水汽压与水面上某一高度空气中的水汽压之差。水面饱和水汽压是水面温度的函数,空气中的水汽压是气温和相对湿度的函数。因此,水温 and 气温对水面蒸发速率的影响,可以从饱和水汽压力差中得到反映。饱和水汽压差反映了蒸发面上的湿度和蒸发面上一定高度内的湿度

收稿日期:2008-10-21; 改回日期:2008-11-21

基金项目:新疆水利水电工程重点学科基金项目(XJZDXK2002-10-05)资助

作者简介:魏光辉(1981-),男,汉,新疆石河子人,硕士研究生,注册一级建造师、注册安全工程师,主要从事水利工程建设管理工作与干旱区水文水资源研究工作. E-mail:wgh12358@163.com

梯度,是影响水面蒸发速率的主要因素之一。根据扩散理论,蒸发率与饱和水汽压差成正比变化,饱和水汽压差愈大,蒸发作用愈强,反之愈小。

(3)空气饱和差

空气饱和差反映了蒸发水面以上空气中的湿度状况,但没有反映蒸发水面上的湿度大小。水面蒸发速率与空气饱和差成正比关系,空气饱和差愈大,蒸发作用愈强,反之愈小。

(4)相对湿度

相对湿度是空气中的实际水汽压与当时气温下的饱和水汽压的比值,它反映空气距饱和状态远近的程度。一般来说,水面的湿度大(接近饱和),其上空及外围湿度小,存在着湿度差。因此,相对湿度的大小可以反映水面上的水汽向外扩散和交换的快慢。当相对湿度大时,水汽向外扩散和交换得慢,水面蒸发速率小;当相对湿度小时,水汽向外扩散和交换快,水面蒸发速率大。

(5)风速

风速的大小,表现在它对紊流扩散作用的强弱和干湿空气交换的快慢上,是影响水面蒸发速率的主要因素之一。无风时,水面上的水汽主要靠分子扩散,水汽压减少得慢,饱和差小,因而水面蒸发缓慢。有风时,湍流加强,水面上的水汽随风和湍流迅速扩散到广大的空间,水面上的水汽压很快减小,饱和差变大,水面蒸发加快。风速愈大,紊动愈强烈,干湿空气交换得越快,故水面蒸发也越大。

2 灰色关联方法介绍^[10]

设有一母因素数列,记作 $Y_0 = (Y_0(1), Y_0(2), Y_0(3), \dots, Y_0(n))$, 同时有一系列子因素数列,依次记作 $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_m$ 。

$$Y_1 = (Y_1(1), Y_1(2), Y_1(3), \dots, Y_1(n));$$

$$Y_2 = (Y_2(1), Y_2(2), Y_2(3), \dots, Y_2(n));$$

$$Y_3 = (Y_3(1), Y_3(2), Y_3(3), \dots, Y_3(n));$$

.....

$$Y_m = (Y_m(1), Y_m(2), Y_m(3), \dots, Y_m(n))。$$

由于关联度是 2 个序列关联性大小的度量。根据这一理论,其计算方法与步骤如下。

2.1 数值的标准化处理

由于在实际应用中,常常会遇到数据的量纲和绝对值的大小不一样的情况,因此,需要对原始数据采用标准化的方法进行变换,经过变换后的原始数据列变为:

$$X_i(k) = \frac{X(k) - X_i}{S_i} \tag{1}$$

其中: $i = 1, 2, 3, \dots, n; K = 1, 2, 3, \dots, n, X(k)$ 为原始数据; X_i 为该要素的平均值; S_i 为该要素的标准差; $X_i(k)$ 为标准化处理结果。

2.2 关联系数和关联度的计算

对于 X_i 对 X_0 在 k 点的关联系数可以用 $\zeta_i(K)$ 来表示, $\zeta_i(K)$ 的表达式为:

$$\zeta_i(K) = \frac{\min_i \min_k |X_0(K) - X_i(K)| + P \max_i \max_k |X_0(K) - X_i(K)|}{|X_0(K) - X_i(K)| + P \max_i \max_k |X_0(K) - X_i(K)|} \tag{2}$$

式中: $\min_i \min_k |X_0(K) - X_i(K)|$ 为两级最小差,即 $\min_k |X_0(K) - X_i(K)|$ 为第一级最小差, $\min_i \min_k |X_0(K) - X_i(K)|$ 为第二级最小差,也就是先求解每一子因素列数据和母因素列数据在不同的 K 点的绝对差,得出每一列绝对差的最小值,再从这些已经得出的最小绝对差中选一个最小值出来。

$\max_i \max_k |X_0(K) - X_i(K)|$ 为两级最大差,求法同上,只不过换成求最大值; P 为分辨系数,其值在 0~1 之间,不同的 P 值对应于不同的关联度,它可以用来提高关联系数之间的差异性,理论证明, P 值越小,说明分辨率越高,一般可取 0.5^[9]。

因为每一列的数据都有 n 个,所以计算出来的关联系数也有 n 个,这样信息就过于分散。如果把各点的关联系数取平均值,就可把各点关联系数集成为一个值,即为关联度。子因素数列的关联度大小代表了与母因素数列的关系密切情况,若大,则代表关系密切,从而该因素的影响就大。

2.3 各气象要素对水面蒸发量影响程度的灰色关联分析

以新疆玛纳斯县气象站 2007 年 3~9 月水面蒸发量($\varphi 20$ 小型蒸发皿)观测资料为基础,按照灰色关联度分析法,对水面蒸发量和其影响因素进行分

析。设旬均水面蒸发量($\phi 20$ 蒸发皿)为参考数列 X_0 ,旬均大气压、旬均温度、旬均水气压、旬均相对湿度、旬均风速、旬均日照时数分别为 X_1 、 X_2 、 X_3 、 X_4 、 X_5 、 X_6 ,具体数据见表1。

表1 玛纳斯县2007年3~9月各旬气象要素统计表

Tab.1 Statistics of main meteorological factors from March to August 2007 in Manasi county

月份	旬	大气压/hPa	温度/°C	水气压/hPa	相对湿度/%	风速/ ms^{-1}	日照时数/h	蒸发量/mm
3	上旬	990.1	-12.1	2.0	80.4	1.7	7.5	1.0
	中旬	977.2	0.6	4.8	74.7	1.8	8.6	2.0
	下旬	976.8	8.6	7.1	65.5	2.4	5.9	3.4
4	上旬	977.2	12.1	5.1	40.0	2.8	8.5	6.7
	中旬	974.6	16.9	10.6	58.4	2.7	7.4	6.0
	下旬	977.4	15.5	8.3	49.0	3.3	9.2	7.0
5	上旬	975.3	18.4	11.7	58.6	3.4	6.6	6.9
	中旬	972.4	20.3	10.0	46.1	3.0	9.7	9.0
	下旬	971.5	19.7	9.6	45.6	2.4	9.7	9.5
6	上旬	967.7	22.5	12.0	47.7	2.7	9.1	9.7
	中旬	967.3	24.2	12.2	44.4	2.0	11.0	10.7
	下旬	961.9	27.1	15.4	46.7	2.5	10.8	10.7
7	上旬	962.6	25.1	17.8	58.5	2.0	9.6	8.9
	中旬	962.5	26.1	19.1	59.2	2.2	7.1	8.0
	下旬	965.2	25.0	20.0	66.5	2.4	9.2	7.5
8	上旬	964.0	25.8	19.4	61.4	1.9	9.7	7.9
	中旬	966.8	21.7	15.8	63.4	2.1	9.7	6.8
	下旬	971.0	22.1	15.2	60.5	1.6	10.1	6.8
9	上旬	968.8	22.2	15.0	60.2	1.6	10.2	6.9
	中旬	970.1	19.8	11.0	51.7	1.5	9.9	7.1
	下旬	977.7	14.1	9.3	61.9	2.0	6.9	4.5

按照前述的关联度计算步骤,求出各气象要素与水面蒸发量的关联度,并按大小顺序排列,结果见表2。

表2 水面蒸发量与各气象要素的关联度及排序

Tab.2 Association degrees of water surface evaporation and meteorological factors

气象要素	大气压	温度	水气压	相对湿度	风速	日照时数
关联度	0.7389	0.8517	0.8406	0.6823	0.7434	0.8134
位次	5	1	2	6	4	3

根据表2可知,温度与水面蒸发量关系最为密切,与其发展趋势最为接近,对其影响较大,而相对湿度对水面蒸发量的影响相对最弱。

3 水面蒸发量的RBF神经网络计算及预测分析

3.1 RBF神经网络简介^[11-13]

(1)网络结构

径向基函数(RBF)神经网络是J Moody和C Darken于20世纪80年代末提出的以函数逼近理论为基础的一种前向网络,由输入层、隐含层和输出层组成。

(2)基本原理

RBF神经网络的基本思想是:把径向基函数作为隐单元的“基”,构成隐含层空间,隐含层对输入矢量进行变换,将低维的模式输入数据变换到高维空间内,使得在低维空间内的线性不可分问题在高

维空间内线性可分。

(3) RBF 神经网络映射关系

RBF 神经网络映射关系由 2 部分组成(设输入维数为 n 、隐含层为 m 、输出层为 l):一部分是由输入空间到隐含层空间非线性变换的映射关系;另一部分是由隐含层空间到输出层空间线性加权和变换的映射关系。

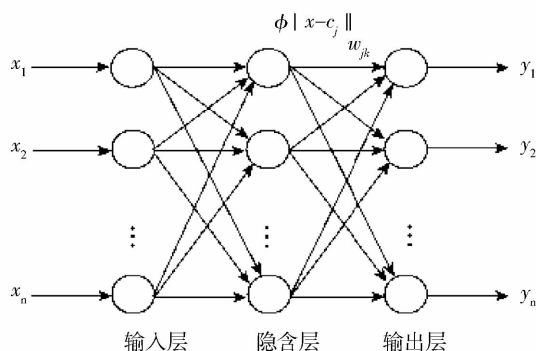


图 1 RBF 神经网络结构

Fig. 1 Structure of RBF neural network

如图 1 所示, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n$, 为输入样本; $w \in R^{m \times l}$, 为输出权向量; $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 为网络输出; 隐含层节点的激活函数是 m 维径向基函数:

$$\begin{aligned} \varphi(x) &= \varphi(\|x - c_j\|) \\ &= \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (j = 1, 2, \dots, m) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: c_j 为第 j 个隐含层节点的基函数中心参数; σ_j 为第 j 个隐含层节点的基函数宽度, 参数 $\|x - c_i\|$ 为矩阵欧氏范数。RBF 网络输出为:

$$y = \sum_{j=1}^m w_{jk} \varphi_j \quad (k = 1, 2, \dots, l) \quad (4)$$

式中: w_{jk} 为隐含层节点 j 至输出层节点 k 的连接权值; φ_j 为隐含层节点的输出值。

(4) RBF 网络的优点

径向基函数(RBF)神经网络是一种性能良好的前向网络,其既有生物背景,又与函数逼近理论相吻合,适合于多变量函数逼近,并且还具有一最佳逼近点的优点。

RBF 从总体上看由输入到输出的映射是非线性的,这样对任意非线性函数都能进行很好的逼近,而网络输出对可调参数而言却是线性的,从而大大

加快学习速度并避免局部极小问题。网络结构的输出与权值的线性关系,使得训练方法快速易行,其收敛时间较 BP 神经网络要短的多,而且 RBF 神经网络采用最近邻聚类学习算法是一种自适应聚类算法,不需要事先确定隐含层个数,具有学习时间短,计算量小,网络性能好等优点。

3.2 水面蒸发量的预测

选取新疆玛纳斯县气象站 2007 年 3~9 月旬均水面蒸发量观测资料,将其分成 2 组,一组用于建立模型,一组用于验证模型(7 月上旬、8 月中旬、9 月下旬),评价模型的主要指标为合格率(规定相对误差的绝对值 $< 10\%$ 为合格)。

(1) 观测数据处理

训练前必须将样本数据进行归一化处理,归一化公式为:

$$\hat{x} = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (5)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n$, x_i 为原始数据; x_{\min} 为该要素的最小值; x_{\max} 为该要素的最大值。

(2) 建立 RBF 人工神经网络模型

由前述通过灰色关联度分析判断影响水面蒸发量的主要气象因素可知,水面蒸发量主要受旬均大气压、旬均温度、旬均水气压、旬均相对湿度、旬均风速、旬均日照时数等因素的影响(当关联度 > 0.6 时,我们认为其为主要影响因素),因此本文在计算过程中选择 3~9 月实测资料为训练样本,然后对其余部分进行预测。预测模型中网络训练样本输入层节点数 $n = 6$, 输出 $l = 1$ 。由前面的 RBF 网络理论,利用 DPS 软件对网络进行训练,经过训练,网络误差达到理想要求。

(3) RBF 预测

利用训练好的网络,对部分实测资料进行预测检验(7 月上旬、8 月中旬、9 月下旬),将水面蒸发量预测因子输入网络,得到预测值(表 3)。

表 3 水面蒸发量预报检验

Tab. 3 Water surface evaporation forecast and inspection				
时间	预报值/mm	实测值/mm	绝对误差/mm	相对误差
7 月上旬	8.4	8.9	0.5	5.6%
8 月中旬	6.5	6.8	0.3	4.4%
9 月下旬	4.6	4.5	-0.1	-2.2%

由预测结果可知,采用径向基函数神经网络模型预测水面蒸发量,其相对误差均 $<6\%$,这充分说明RBF网络模型具有较高的预测精度,模型的泛化能力较好,可用于水面蒸发量的预测。

4 结束语

(1)采用RBF人工神经网络对水面蒸发量的预测进行了研究,实际结果表明,该方法的预测结果和实际情况吻合较好,是水面蒸发量预测的一种有效方法。

(2)训练样本数量越大,网络精度就越高,一个成型的预测网络可以用在该区水面蒸发量的动态预测中,并在使用中不断积累数据自我完善,其预测结果真实可靠。

水面蒸发量的预测受各种因素影响,其预测预报难以用一般的数学模型准确描述,而RBF神经网络方法对解决这样的复杂问题具有独特的优势。它能合理地建立水面蒸发量与其影响因素集之间的非线性映射关系,是综合众多因素预测水面蒸发量的有效方法。

参考文献:

- [1] 张强,赵映东,张存杰,等.西北干旱区水循环与水资源问题[J].干旱气象,2008,26(2):1-8.
- [2] 周金龙,姚斐.天山北坡平原区水面蒸发的实验研究[J].干旱区研究,1999,16(1):41-43.
- [3] 闵骞.水面蒸发模拟研究[J].江苏师范大学学报(自然科学版),2004,28(1):90-94.
- [4] 施成熙.确定水面蒸发模型[J].地理科学,1984,4(1):1-10.
- [5] 唐登银.我国蒸发研究的概况与展望[J].地理研究,1984,3(3):84-97.
- [6] 张有芷.我国水面蒸发实验研究概况[J].人民长江,1999,30(3):6-8.
- [7] 闵骞.水面蒸发计算模型研究[J].水利水电科技进展,2003,23(1):41-44.
- [8] 张杰,高雪峰,王润元.生态用水的估算方法研究和问题探讨[J].干旱气象,2008,26(2):12-16.
- [9] 胡顺军,郭谨,王举林,等.塔里木盆地水面蒸发量的实验研究[J].干旱区地理,2004,27(2):212-215.
- [10] 邓聚龙.灰色预测与决策[M].武汉:华中工学院出版社,1985.
- [11] 邓聚龙.灰色系统基础方法[M].武汉:华中理工大学出版社,1987.
- [12] 王洪元,史国栋.人工神经网络技术及其应用[M].北京:中国石化出版社,2002.
- [13] 刘俊萍,畅明琦.径向基函数神经网络需水预测研究[J].水文,2007,27(5):12-16.

Prediction of Water Surface Evaporation Based on Grey – relation Analysis and RBF Neural Network

WEI Guanghui, MA Liang

(College of Water Conservancy & Civil Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China)

Abstract: The main meteorological factors influencing water surface evaporation were analyzed using the grey – relation analysis, and through RBF neural network the experiential model was established to forecast water surface evaporation. The calculation results show that the model can be used easily in practice with higher precision.

Key words: water surface evaporation; grey – relation analysis; RBF neural network; prediction