刘洪兰,张 强,赵小强,等. 张掖湿地公园水域结冰厚度预报的BP神经网络与统计回归方法对比[J]. 干旱气象,2013,31(2):425-431, doi:10.11755/j.issn.1006-7639(2013)-02-0425

张掖湿地公园水域结冰厚度预报的BP神经网络与统计回归方法对比

刘洪兰[1],张 强[2],赵小强[1],张浩文[1]

(1. 甘肃省张掖市气象局,甘肃 张掖 734000;2. 中国气象局兰州干旱气象研究所,甘肃省干旱气候变化与减灾重点实验室,中国气象局干旱气候变化与减灾重点开放实验室,甘肃 兰州 730020)

摘 要:利用张掖国家湿地公园冬季水域结冰厚度观测资料和张掖观象台的气温、地温气象资料,运用统计学方法和BP神经网络方法建立了张掖国家湿地公园水域结冰厚度预报方程。通过对不同的预报方法进行预报效果验证,该结冰厚度的预报模型能够对结冰厚度有比较理想的预报效果,流动水域结冰厚度预报历史拟合率分别为:80.6%(多元回归)、74.6%(逐步回归)、100%(BP神经网络);模型试报准确率分别为:72.7%(多元回归)、72.7%(逐步回归)、81.8%(BP神经网络)。静止水域结冰厚度预测历史拟合率分别为:76.9%(多元回归)、71.8%(逐步回归)、93.5%(BP神经网络);模型试报准确率分别为:76.0%(多元回归)、72.0%(逐步回归)、84.0%(BP神经网络)。结果表明:多元回归方法优于逐步回归方法,而BP神经网络又明显优于传统的统计学方法,数据显示该结冰厚度的预报模型能够对结冰厚度有较好的预报效果,预报模型能够对水域结冰厚度进行有效的短期预报,其性能指标符合实际要求,具有很好的实际应用价值。

关键词:水域;BP神经网络;统计预报;模型;结冰厚度

文章编号:1006-7639(2013)-02-0425-07 doi:10.11755/j.issn.1006-7639(2013)-02-0425

中图分类号:P456 **文献标识码**:A

引 言

湿地是地球上最重要的生命支持系统,与森林、海洋并称为全球3大生态系统,被誉为"地球之肾"。湿地也是对气候变化影响非常敏感的生态系统类型,温度、降水变化等都会严重影响湿地的面积、质量和生态功能。张掖国家湿地公园位于张掖市甘州区城郊北部,与市区紧密相连,地理位置介于东经100°06′~100°54′,北纬38°32′~39°24′,面积4.13×10^3 hm^2,东至昆仑大道,西至312国道新河桥段及黑河东岸,南至城区北一环路,北至兰新铁路,其中湿地面积1.73×10^3 hm^2。

张掖国家湿地公园处于黑河中游祁连山洪积扇前缘和黑河古河道及泛滥平原的潜水溢出地带,是由河流、草本沼泽、湿草甸等天然湿地以及人工湖、池塘、沟渠等人工湿地为主体构成的复合湿地生态系统。张掖国家湿地公园主体位于城区北郊地下水溢出地带,与城区毗邻,是离城市最近的湿地公园,也是内陆河流域上的第一个国家湿地公园,冬季水域结冰形成天然的冰场,为了开发冬季旅游资源和保护游客及当地人民生命安全开展冬季水域结冰厚度预测具有非常重要的意义。

1 湿地局地小气候

张掖国家湿地公园区气候属明显的温带大陆性气候,其显著特点是:降水稀少而集中,年降雨量仅129 mm,在时间分布上,多集中在6~9月份,约占全年总量的71.9%,春季降水仅占14%,年内降水分布很不均匀,年际变化较大;张掖国家湿地公园蒸发强烈,年平均蒸发量2 047 mm,干旱指数高达15.

收稿日期:2012-11-28;**改回日期**:2013-03-21

基金项目:甘肃省气象局气象科研项目"张掖国家湿地公园水域结冰厚度预报服务系统研究"(2012-08)及甘肃省气象局第六批"十人计划"共同资助

作者简介:刘洪兰(1968-),女,山东招远人,高级工程师,主要从事天气、气候变化和预测的业务和科研工作. E-mail:gszylhl@126.com

8。日照充足,温差大,年日照时数为 3 085 h;年平均气温为 7 ℃,最高气温为 37.4 ℃,最低气温为 -28 ℃,无霜期 153 d。全年盛行西北风,年均风速 2 m·s^{-1},最大风速 36 m·s^{-1},年均大风日数 14.9 d,最多天数 40 d,最少 3 d,年均沙尘暴日数 20.3 d,最多 33 d,最少 14 d。灾害性天气有大风、沙尘暴、干热风、干旱、霜冻、初春低温等。

2 资料与方法

2.1 资 料

以张掖国家湿地公园水域为研究背景,所用资料为静止水域 2011 年 12 月 7 日至 2012 年 3 月 14 日、流动水域 2011 年 12 月 11 日至 2012 年 3 月 7 日结冰期观测的流动水域和静止水域结冰厚度数据资料和张掖观象台的日平均气温、日最高气温、日最低气温、地面平均温度、地面最低温度、5 cm 地温、10 cm 地温、40 cm 地温等气象资料。其中日最低温度和日最高温度采用 24 h 预报值,地面最低温度采用预报日前一日实况值,地表平均温度、日平均气温、5 cm 地温、10 cm 地温、40 cm 地温均采用预报日前 2 d 实况值。

2.2 方 法

统计学理论的相关分析和回归方法在预报业务中仍发挥着重要作用[1-5],但是这些方法大多是基于线性相关的基础上,在处理一些具有非线性特征的气象要素如(降水)时,具有很大的局限性。近年来一些具有处理非线性问题能力的方法,气象上开始广泛应用支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)[6-16]。SVM 的性能主要依赖于核函数的选择,在应用中需要人为进行干预,同时,对于规模较大的数据集训练速度是非常缓慢的,不适用于实时监控,加上其他参数不便于调整等缺陷,使其在应用中受到一定的限制。1986 年 D. E. Rumelhart 和 J. L. McClelland 提出了一种利用误差反向传播训练算法的神经网络[17],这种算法被称为"误差逆传播算法",简称 BP(Back Propagation)算法,是一种有隐含层的多层前馈网络。

(1)多元回归主要思路

利用回归分析方法分析多个预报因子与预报量之间的相互关系建立统计关系的方程,最后利用方程来对未来时刻进行预报量的预报估计。根据不同水域结冰厚度观测资料和气象资料,从它们的相关关系,可以得出冬季不同水域结冰厚度的预报模型。

(2)逐步回归主要思路

从包含全部变量的回归方程中逐步剔除不显著因子,开始建立方程,然后对方程做检验,从它们中找出最小的进行 F 检验,若检验结果不显著,则剔除这一因子,然后对少一个因子的方程再重复上一过程,直到得出最优方程。

(3)BP 算法基本思想

样本集:$S=\{(X_1,Y_1),(X_2,Y_2),\cdots,(X_s,Y_s)\}$

逐一地根据样本集中的样本(X_k,Y_k),计算出实际输出 O_k 和误差测度 E_1,对 $W^{(1)},W^{(2)},\cdots,W^{(L)}$ 分别做一次调整,重复这个循环直到$\sum E_p<\varepsilon$。

用输出层的误差值调整输出层的权矩阵,并用此误差值,估计输出层的前导层的误差,再用输出层的前导层误差估计值更前一层的误差。如此可获得所有其它各层的误差估计值,并用这些估计值实现对权矩阵的修改。形成将输出端表现出来的误差,沿着与输入信号相反的方向逐级向输入端传递的过程[18]。

3 因子的选择与模型建立

3.1 因子的选择

预报准确率的高低、效果的好坏,除了与所用的预报方法有关外,还与所选取的预报因子关系密切。因此在选择因子时,必须选取有显著物理意义的因子作为初选因子,从所选的初选因子中选出相关性较好的因子作为预报因子以提高预报准确率。为了能选出较好的预报因子,需要计算该预报时效所对应的预报因子、与相应预报对象之间的相关性,利用 F 检验选取了其中相关性最好的 8 个因子,组成了预报因子集。

由于各预报因子的量级存在很大差异,为使其数据的量级归一,使用公式(1)对全部样本的所有因子进行标准化处理,使每个因子的数据标准化到[-1,1]之间。

$$X'_{ij}=\frac{X_{ij}-\bar{X}_{ij}}{\max(X_k)-\min(X_k)} \tag{1}$$

式(1)中,X'_{ij}为标准化后的因子,X_{ij}为标准化前的因子,$\min(X_k)$和 $\max(X_k)$分别表示第 k 个因子的所有样本中的最小值和最大值。

3.2 相关性分析

对任意 2 个要素变量 x_1,x_2,其相关系数的计算公式[19]为:

$$r_{kl}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_{zki}x_{zli}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{x_{ki}-\overline{x_k}}{s_k}\right)\left(\frac{x_{li}-\overline{x_l}}{s_l}\right) \tag{2}$$

或

$$r_{kl} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_{ki} - \overline{x_k})(x_{li} - \overline{x_l})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_{ki} - \overline{x_k})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_{li} - \overline{x_l})^2}} \quad (3)$$

其中 r 为相关系数,x_{ki},x_{li}分别表示第 k 个及第 l 个变量的实测值,$\overline{x_k}$,$\overline{x_l}$分别为第 k 个及第 l 个变量的平均值,s_k,s_l 分别为第 k 个及第 l 个变量的标准差。

相关系数的绝对值数值的变化在 0 到 1 之间,相关系数绝对值越接近 1,则表明这 2 个变量之间的相关性就越好。

3.3　结冰厚度预测模型

结冰厚度分为 2 段:第一段(a 段)从开始结冰至候平均气温开始回升的那一候中间一天(2 月 2 日),此阶段为结冰厚度增厚期;第二段(b 段)从候平均气温开始回升的那一候中间一天(2 月 2 日)至完全消融,此阶段为结冰消融期。

流动水域结冰厚度、静止水域结冰厚度用 Y 表示。

3.3.1　静止水域结冰厚度

第一段样本(静止 a 段):总样本 59 个,拟合样本 45 个,检验样本 14 个,相关系数见表 1。

表 1　预报因子与静止水域结冰厚度相关系数表(通过 α = 0.05 检验)

Tab. 1　The correlation coefficients between the ice thickness of the still waters and forecast factors

	样本个数	T 检验 Rc	地面平均温度	日平均气温	日最低气温	日最高气温	地面最低	5 cm 地温	10 cm 地温	40 cm 地温
a 段	59	0.256	−0.426	−0.494	−0.478	−0.083	−0.427	−0.474	−0.764	−0.932
b 段	33	0.298	−0.827	−0.797	−0.803	0.265	−0.714	−0.867	−0.892	−0.921

当 $R > R$c,通过显著性 T 检验。其中地表平均温度、日平均气温、日最低气温、地面最低温度、5 cm 地温、10 cm 地温和 40 cm 地温通过显著性 T 检验。

(1)多元回归

$Y = 0.00007 + 0.218\ X_1 - 0.519\ X_2 - 0.071\ X_3 + 0.072\ X_5 - 0.130\ X_6 + 1.093\ X_7 - 1.586\ X_8$

计算 $F = 80.98$,查表 $F_\alpha = 2.17$,$F > F_\alpha$,方程显著。

拟合样本个数 45 个,正确 38 个,方程拟合率 84.7%;

检验样本个数 14 个,正确 12 个,检验准确率 85.7%。

(2)逐步回归

$Y = 0.002 - 0.067\ X_1 - 0.181\ X_3 + 0.772\ X_7 - 1.420\ X_8$

计算 $F = 112.2$,查表 $F_\alpha = 2.59$,$F > F_\alpha$,方程显著。

拟合样本个数 45 个,正确 34 个,方程拟合率 75.6%;

检验样本个数 14 个,正确 12 个,检验准确率 85.7%。

(3)BP 网络(需调用 matlab 程序)

方法:训练函数 6(tranrp)

拟合个数 45 个,正确 40 个,方程拟合率 88.9%;

检验个数 14 个,正确 13 个,检验准确率 92.9%。

第二段样本(静止 b 段, 消冰期从 2 月 3 日到完全融冰):总样本 33 个,拟合样本 22 个,检验样本 11 个,相关系数见表 1。

(1)多元回归

$Y = -0.002 + 0.640\ X_1 + 0.450\ X_2 - 0.010\ X_3 - 0.313\ X_5 - 2.781\ X_6 + 2.389\ X_7 - 1.425\ X_8$

计算 $F = 24.0$,查表 $F_\alpha = 2.16$,$F > F_\alpha$,方程显著。

拟合样本个数 33 个,正确 22 个,方程拟合率 66.7%;

检验样本个数 11 个,正确 7 个,检验准确率 63.6%。

(2)逐步回归

$Y = 0.088 - 0.026\ X_1 - 0.163\ X_3 - 0.402\ X_8$

计算 $F = 35.9$,查表 $F_\alpha = 4.60$,$F > F_\alpha$,方程显著。

拟合样本个数 33 个,正确 23 个,拟合准确率 69.7%;

检验样本个数 11 个,正确 7 个,检验准确率 63.6%。

(3)BP 神经网络(需调用 matlab 程序)

方法:训练函数 6(tranrp)

拟合样本个数 33 个,正确 33 个,方程拟合率 100.0%;

检验样本个数 11 个,正确 8 个,检验准确率 72.7%。

3.3.2 流动水域结冰厚度

第一段样本(流动 a 段):总样本 57 个,拟合样本 43 个,检验样本 14 个,相关系数见表 2。

表 2 预报因子与流动水域结冰厚度相关系数表(通过 α=0.05 检验)

Tab. 2 The correlation coefficients between the ice thickness of the flowing waters and forecast factors

	样本个数	T 检验 Rc	地面平均温度	日平均气温	日最低气温	日最高气温	地面最低	5 cm 地温	10 cm 地温	40 cm 地温
a 段	57	0.260	-0.302	-0.371	-0.383	-0.084	-0.284	-0.356	-0.688	-0.918
b 段	32	0.349	-0.873	-0.837	-0.787	-0.310	-0.834	-0.917	-0.933	-0.958

当 $R>Rc$,通过显著性 T 检验。其中地表平均温度、日平均气温、日最低气温、地面最低温度、5 cm 地温、10 cm 地温和 40 cm 地温通过显著性 T 检验。

(1)多元回归

$Y=-0.017+0.374X_1-0.319X_2-0.196X_3+0.080X_5-2.151X_6+2.424X_7-2.079X_8$

计算 $F=76.6$,查表 $F_\alpha=2.10$,$F>F_\alpha$,方程显著。

拟合个数 43 个,正确 35 个,方程拟合率 81.4%;

检验个数 14 个,正确 11 个,检验准确率 78.6%。

(2)逐步回归

$Y=0.004+0.451X_1-0.343X_3-1.229X_8$

计算 $F=142.6$,查表 $F_\alpha=3.21$,$F>F_\alpha$,方程显著。

拟合个数 43 个,正确 35 个,方程拟合率 81.8%;

检验个数 14 个,正确 10 个,检验准确率 71.4%。

(3)BP 神经网络(需调用 matlab 程序)

方法:训练函数 6(tranrp)

拟合样本个数 43 个,正确 43 个,方程方程率 100.0%;

检验样本个数 14 个,正确 12 个,检验准确率 85.7%。

第二段样本(流动 b 段):总样本 32 个,拟合样本 24 个,检验样本 8 个,相关系数见表 2。

(1)多元回归

$Y=0.012+0.959X_1+0.580X_2-0.138X_3-0.174X_5-4.894X_6+3.992X_7-1.512X_8$

计算 $F=35.6$,查表 $F_\alpha=2.42$,$F>F_\alpha$,方程显著。

拟合样本个数 24 个,正确 19 个,方程拟合率 79.2%;

检验样本个数 8 个,正确 5 个,检验准确率 62.5%。

(2)逐步回归

$Y=0.01+0.053X_1-0.239X_3+0.109X_5-0.893X_8$

计算 $F=51.6$,查表 $F_\alpha=4.26$,$F>F_\alpha$,方程显著。

拟合样本个数 24 个,正确 18 个,方程拟合率 75.0%;

检验样本个数 8 个,正确 7 个,检验准确率 87.5%。

(3)BP 神经网络(需调用 matlab 程序)

方法:训练函数 6(tranrp)

拟合样本个数 24 个,正确 24 个,方程拟合率 100.0%;

检验样本个数 8 个,正确 6 个,检验准确率 75%。

4 预报结果分析

用各种预报的输出数据与实测结冰厚度序列绘制了预报结冰厚度与实测结冰厚度序列图(图 1),对照分析可以初步得出结论,各种预报方法对不同水域结冰厚度均有比较好的预报效果,BP 神经网络明显优于传统的统计学方法——多元回归和逐步回归,而多元回归又优于逐步回归。

利用预报模型对实测数据序列中抽出的 1/4 样本进行了试报,绘制了实测结冰厚度与各种预报方法试报误差对比曲线图(图 2)。

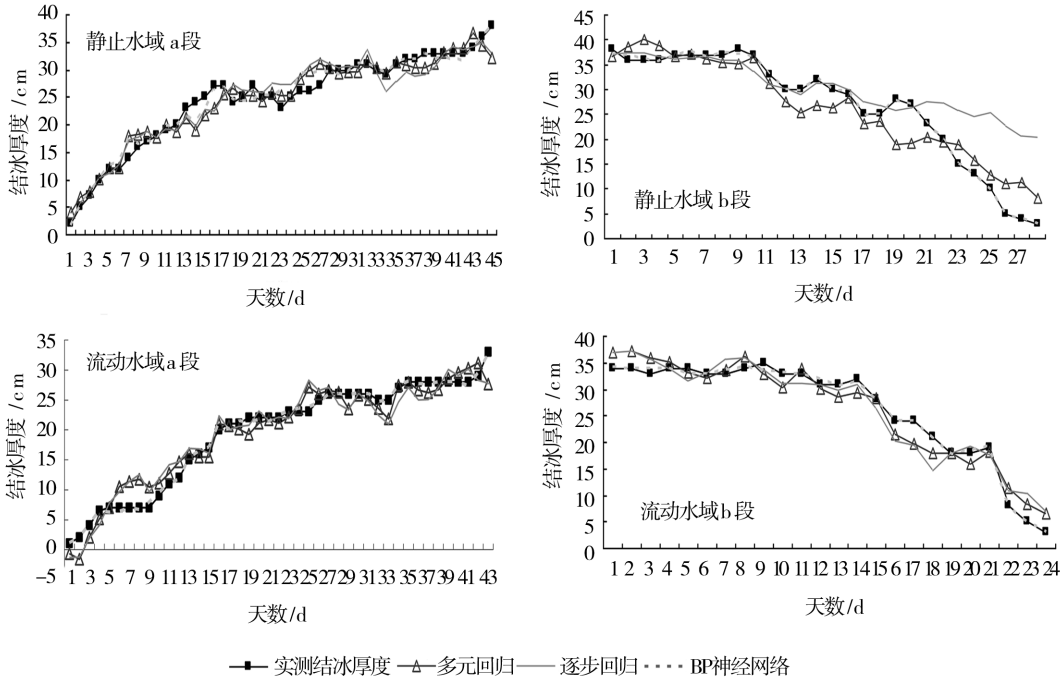

图 1　BP 神经网络与统计学预报方法拟合曲线

Fig. 1　Fitting curves from BP neural network model and from statistical forecast model

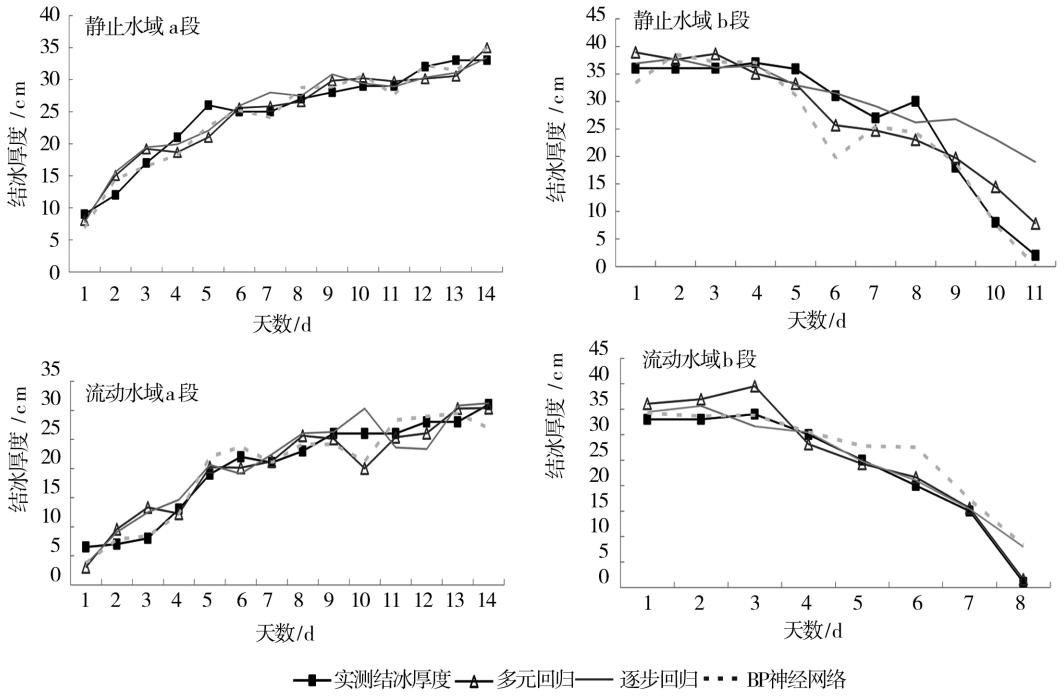

图 2　BP 神经网络与统计学预报方法试报对比

Fig. 2　Forecasts verifications for forecast results from BP neural network model and from statistical forecast model

对比实测结冰厚度值与预报结冰厚度图和预报试报误差图(图 1、图 2),该预报模型(误差 ±3 cm 以内为正确)的流动水域结冰厚度预报历史拟合率:a 段分别为 81.4%(多元回归)、81.4%(逐步回归)、100%(BP 神经网络),b 段分别为 79.2%(多元回归)、62.5%(逐步回归)、100%(BP 神经网络);试报准确率:a 段分别为 78.6%(多元回归)、71.4%(逐步回归)、85.7%,b 段分别为 62.5%(多

元回归)、75.0%(逐步回归)、75.0%(BP 神经网络)。该预报模型的静止水域结冰厚度预报历史拟合率:a 段分别为 84.4%(多元回归)、75.6%(逐步回归)、88.9%(BP 神经网络),b 段分别为 66.7%(多元回归)、66.7%(逐步回归)、100%(BP 神经网络)。试报准确率:a 段分别为 85.7%(多元回归)、85.7%(逐步回归)、92.9%(BP 神经网络),b 段分别为 63.6%(多元回归)、54.6%(逐步回归)、72.7%(BP 神经网络)。说明该预报模型具有很好的实际应用价值。

5 结 论

(1)应用统计学预报方法和 BP 神经网络构建的不同水域结冰厚度短期预报模型,并对样本进行预报检验,数据显示该结冰厚度的预报模型能够对结冰厚度有较好的预报效果,流动水域结冰厚度预报多元回归历史拟合率为 80.6%、试报准确率为 72.7%,逐步回归历史拟合率为 74.6%、试报准确率为 72.7%,BP 神经网络历史拟合率高达 100%、试报准确率为 81.8%;静止水域结冰厚度预报多元回归历史拟合率为 76.9%、试报准确率为 76.0%,逐步回归历史拟合率为 71.8%、试报准确率为 72.0%,BP 神经网络历史拟合率高达 93.5%、试报准确率为 84.0%。

(2)多元回归方法优于逐步回归方法,而 BP 神经网络预报效果又明显好于传统的统计学方法,预报模型能够对水域结冰厚度进行有效的短期预报,其性能指标符合实际要求。BP 神经网络能够对任意非线性函数进行无限的逼近,具有物理概念清晰、拓扑结构灵活可变、适用性和有效性广泛、非线性映射能力强的特点,这就使其对水域结冰这种非线性数列具有更好的可预报性。

致谢:衷心感谢各位审稿专家和编辑部老师提出的宝贵意见。

参考文献:

[1] 叶笃正,曾庆存,郭裕福. 当代气候研究[M]. 北京:气候出版社,1991.164-177.

[2] 刘还珠,赵声蓉,陆志善,等. 国家气象中心气象要素的客观预报—MOS 系统[J]. 应用气象学报, 2004,15(2):181-191.

[3] 陆如华,何于班. 卡尔曼滤波方法在天气预报中的应用[J]. 气象,1994,20(9):41-46.

[4] 曾晓青,邵明轩,王式功,等. 基于交叉验证技术的 KNN 方法在降水预报中的试验[J]. 应用气象学报, 2008,19(4):471-477.

[5] 陈豫英,刘还珠,陈楠,等. 基于聚类天气分型的 KNN 方法在风预报中的应用[J]. 应用气象学报, 2008, 19(5):564-572.

[6] 魏光辉,马亮. 基于灰色关联分析与 RBF 神经网络的水面蒸发量预测[J]. 干旱气象,2009,27(1):73-77.

[7] 李倩,胡邦辉,王学忠,等. 基于 BP 人工神经网络的区域温度多模式集成预报试验[J]. 干旱气象,2011,29(2):231-235.

[8] 李跃请,李崇银,黄荣辉. SVD 相空间分析方法及其在氦气耦合关系中的初步应用[J]. 高原气象,2007,26(3):49-51.

[9] 陈永义,俞小鼎,高学浩,等. 处理非线性分类和回归问题的一种新方法(Ⅰ)— 支持向量机方法简介[J]. 应用气象学报, 2004,15(3):345-354.

[10] 冯汉中,陈永义. 处理非线性分类和回归问题的一种新方法(Ⅱ)—支持向量机方法在天气预报中的应用[J]. 应用气象学报, 2004,15(3):355-365.

[11] 燕东渭,孙田文,杨艳,等. 支持向量机数据描述在西北暴雨预报中的应用试验[J]. 应用气象学报, 2007,18(5):676-681.

[12] 严华生,曹杰,谢应齐. 非线性统计预报方法研究进展[J]. 干旱气象,2005,23(1):72-77.

[13] 陈红玉,高志伟,李建美,等. 多层递阶回归分析法在全国初夏雨量预测中的应用[J]. 干旱气象,2008,26(4):80-85.

[14] 张强,张存杰,白虎志,等. 西北地区气候变化新动态及对干旱环境的影响[J]. 干旱气象,2010,28(1):1-7.

[15] 韩晖,孟丽霞. 甘肃省近 46a 年降水结构空间变化分析[J]. 干旱气象,2010,28(1):30-34.

[16] 张良,李耀辉,王胜,等. 张掖国家气候观象台常规气象资料检验分析[J]. 干旱气象,2010,28(1):49-53.

[17] 李国勇. 智能预测控制及其 MATLAB 实现[M]. 北京:电子工业出版社,2010.16-24.

[18] 陈刚,于丹,吴迪. MATLAB 基础与实例进阶[M]. 北京:清华大学出版社,2012.68-89.

[19] 黄嘉佑. 气象统计分析与预报方法[M]. 北京:气象出版社,2010.8-9.

Comparison Analysis of BP Neural Network and Statistical Models for Forecasting Icing Thickness of the Zhangye National Wetland Park

LIU Honglan[1], ZHANG Qiang[2], ZHAO Xiaoqiang[1], ZHANG Haowen[1]

(1. *Zhangye Meteorological Bureau of Gansu Province*, *Zhangye* 734000, *China*;
2. *Key Laboratory of Arid Climatic Change and Reducing Disaster of Gansu Province*, *Key Open Laboratory of Arid Climatic Change and Disaster Reduction of China Meteorological Administration*, *Lanzhou Institute of Arid Meteorology*, *CMA*, *Lanzhou* 730020, *China*)

Abstract: Based on the observations of the ice thickness of the water area of the Zhangye National Wetland Park, and air temperature and ground temperature observed by the Zhangye Meteorological Observatory, the icing thickness prediction equation was established by using statistical and BP neural network methods. Through verifying the forecast effects of different forecasting methods, the prediction model could forecast the icing thickness better. The historical fitting rate of icing thickness forecast of flowing waters is 80.6% (multivariate regression), 74.6% (stepwise regression), 100% (BP neural network), respectively, and the model forecast accuracy is 72.7% (multivariate regression), 72.7% (stepwise regression), 81.8% (BP neural network), respectively. The historical fitting rate of icing thickness forecast of static water is 76.9% (multivariate regression), 71.8% (stepwise regression), 93.5% (BP neural network), respectively, and the model forecast accuracy is 76.0% (multivariate regression), 72.0% (stepwise regression), 84.0% (BP neural network), respectively. Results show that the multiple regression method is better than that of stepwise regression method, and the BP neural network is superior to traditional statistical methods, and the prediction model of icing thickness had better forecast effect. It is also showed that these prediction models have significant short - term forecast skills and can be used practically.

Key words: water area; BP neural network, statistical forecast; forecast model; ice thickness

＊＊

(上接第 418 页)

The Similarities and Difference Between Two Kinds of Standardized Drought Indices in Monitoring Drought in Wuwei of Gansu Province

ZHANG Long[1], ZHAO Funian[2], LI Guochang[1], HUANG Shan[1], CHEN Qi[1]

(1. *Gansu Weather Modification Office*, *Lanzhou* 730020, *China*; 2. *Institute of Arid Meteorology*, *China Meteorological Administration*, *Key Open Laboratory of Arid Climate Change and Disaster Reduction of CMA*, *Key Laboratory of Arid Climatic Change and Reducing Disaster of Gansu Province*, *Lanzhou* 730020, *China*)

Abstract: Drought is one of the most costly natural disasters in the world, the assessment of its severity, frequency and duration is necessary and important for all human being and society. In this study, the daily precipitation and temperature data from 1961 to 2010 were used to analyze and compare the difference between SPI and SPEI in their monitoring of the drought conditions in Wuwei of Gansu Province. The results show that when temperature anomaly was negative during 1961 - 1998, SPI and SPEI had identical values and they could be used to assess drought duration and severity in Wuwei, and they had good relationship with percentage of precipitation anomalies. However, when temperature increased after 1998, the SPEI was higher than SPI due to the impact of evapotranspiration on SPEI, SPEI could monitor some severe drought events during 1998 - 2010, but SPI could not. The results indicate that SPEI takes the input and output of water depended on water balance into account in a specific research area, so it can monitor drought events efficiently in the context of global warming.

Key words: drought indices; standardized precipitation index; standardized precipitation evapotranspiration index; Wuwei