

# 基于相空间重构与 RBF 神经网络模型的 面上干旱预测研究

田 苗<sup>1</sup>, 王鹏新<sup>1\*</sup>, 侯姗姗<sup>2</sup>, 韩 萍<sup>3</sup>

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083;

2. 中国科学院对地观测与数字地球科学中心, 北京 100094; 3. 中国农业大学理学院, 北京 100193)

**摘 要:** 条件植被温度指数(VTCI)是一种适合关中平原的近实时定量化的干旱监测方法,在前期基于以旬为单位的 VTCI 样本点上相空间重构与 RBF 神经网络干旱预测研究的基础上,进一步进行了 VTCI 遥感面上的干旱预测研究。通过分析样本点 VTCI 时间序列的延迟时间和重构维数,确定整个面上 VTCI 时间序列相空间维数为 7,从而对面上 VTCI 数据进行了相空间重构。对重构后的 VTCI 数据应用 RBF 神经网络模型预测得到了 2009 年 4 月上旬到 5 月中旬的 VTCI 预测结果。结果表明,多旬预测结果都较好地反映了监测结果的特征,各旬预测结果的绝对误差频数分布主要集中在 -0.2 到 0.2 之间。应用 Kappa 系数评价预测结果与监测结果的一致性程度:5 月中旬为显著,4 月上旬和中旬为中度,4 月下旬和 5 月上旬的一致性为弱,但阳性一致率较高。该模型的面上预测精度较好,适合关中平原的干旱预测研究。

**关键词:** 条件植被温度指数;干旱预测;相空间重构;神经网络;RBF

**中图分类号:** S127;S165+.25 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7601(2013)06-0164-05

## Research of regional drought forecasting based on phase space reconstruction and RBF neural network model

TIAN Miao<sup>1</sup>, WANG Peng-xin<sup>1\*</sup>, HOU Shan-shan<sup>2</sup>, HAN Ping<sup>3</sup>

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

2. Center for Earth Observation and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

3. College of Science, China Agricultural University, Beijing 100193, China)

**Abstract:** The vegetation temperature condition index (VTCI) was a real time and quantification drought monitoring method which was suitable to Guanzhong Plain. Based on the earlier research of the drought forecasting of the phase space reconstruction on the VTCI samples in a period of ten days and RBF neural network, further carried out the drought forecasting research of the VTCI by the regional remote sensing. Through analysis of the delay time and reconstruction dimension of the sample VTCI time series, has determined the phase space dimension in whole region VTCI time series was 7. Thereby has carried out the phase space reconstruction for the regional VTCI data. Applied the neural network model on the reconstructed VTCI data to do forecast and obtained the forecasting results from early April to middle May of 2009. The result shown that: The multi-period forecasting results can be well reflected the feature of the monitoring result, and the absolute error frequency in each ten days period was mainly distributed between -0.2 to 0.2. Applied the Kappa Coefficient to evaluate the consistence of the forecasting result with monitoring results: In middle of May was significant, in first and middle of April was moderate, and in late of April and early of May, the consistence was weak, but the positive consistence was high. These results indicated that this forecasting model can be suitable to the drought forecasting in Guanzhong Plain.

**Keywords:** vegetation temperature condition index; drought forecasting; phase space reconstruction; neural network; RBF

收稿日期:2013-05-27

基金项目:国家自然科学基金项目(41071235,40871159);高等学校博士学科点专项科研基金项目(20100008110031)

作者简介:田 苗(1984—),女,河北保定人,博士研究生,主要从事定量遥感及其在干旱预测中的应用。E-mail:tm1304207@126.com。

\* 通信作者:王鹏新(1965—),男,陕西礼泉人,教授,博士生导师,主要从事定量遥感及其在农业中的应用研究。E-mail:wangpx@cau.edu.cn。

在世界范围内,干旱是普遍发生的一种自然现象。由于它几乎在任何国家和地区、任何时段都可能发生,而且发生的次数比其它自然灾害多,波及范围也广泛,危害也往往较严重<sup>[1]</sup>。如何客观有效地对干旱进行预测,以减少干旱造成的生态失衡、经济损失,已成为目前亟待解决的问题。由于干旱问题的复杂性,对干旱进行预测有较大的难度,也是人们在不断探索的课题。

遥感技术具有宏观快速、准确客观、灵活机动等常规手段不具备的优势,是实现干旱监测和预测的重要手段。遥感反演的植被指数(NDVI)和地表温度(LST)常用于监测与植物生长密切相关的农业干旱,并在此基础上发展了距平植被指数(AVI)、条件温度指数(TCI)、条件植被指数(VCI)、归一化差异温度指数(NDTI)和作物缺水指数(CWSI)等<sup>[2-3]</sup>。除单独使用植被指数和地表温度进行干旱监测,综合应用NDVI和LST的方法也应运而生<sup>[4]</sup>。基于NDVI与LST特征空间中存在很多等值线,发展了反映区域土壤干湿状况的温度植被干旱指数(TVDI)<sup>[5]</sup>,并得到了广泛的应用。基于NDVI和LST的散点图呈三角形区域分布的假设,发展的条件植被温度指数(VTCI)的干旱监测方法<sup>[6-7]</sup>,被证实是一种可行的、适合于关中平原的近实时干旱监测指标<sup>[8]</sup>,且基于VTCI干旱监测结果基础上进行的干旱预测研究,得到了较好的结果<sup>[9]</sup>。

混沌(Chaos)普遍定义为广泛存在于连续或离散的确定性系统中的无规则运动,主要表现为对系统初始值微小变化的敏感性。由于完全确定性的系统,在一定条件下可出现非周期性的无规则解,而得到了第一个混沌吸引子——Lorenz吸引子,为混沌研究提供了一个重要模型<sup>[10]</sup>。动力系统存在着复杂吸引子的现象,这类复杂吸引子命名为混沌吸引子,将与混沌吸引子有关的运动称为混沌运动。从时间序列研究混沌始于根据拓扑嵌入定理提出的重构动力学轨道相空间法,该方法将一维时间序列重构到多维空间,有利于挖掘时间序列更丰富的内部信息,为时间序列的分析提供了一种方法<sup>[11]</sup>。并根据这一相空间重构法,计算时间序列数据奇异吸引子的分数维、Lyapunov指数和Kolmogorov熵等混沌特征量<sup>[12]</sup>。

相空间重构为时间序列预测提供了崭新的方法。Lu等<sup>[13]</sup>通过计算关联维数和Lyapunov指数证明了网络流量具有混沌特性并运用径向基函数神经网络方法对网络流量进行预测,得出了与其它反馈型网络模型相比,建立在混沌理论基础上的径向基

函数网络模型具有更快的学习能力。许多学者运用相空间重构和神经网络模型在不同领域进行了预测研究,并得到了较好的结果<sup>[14-16]</sup>。干旱预测由于问题的复杂性,属于带有强非线性特征的系统问题,而神经网络在非线形系统预测方面表现出了明显的优越性。因此,本研究利用神经网络方法分析遥感反演得到的VTCI混沌时间序列,并在此基础上对关中平原的干旱进行预测。

## 1 研究数据和方法

### 1.1 研究区域

关中地区位于陕西省陕北黄土高原与秦岭北麓之间,属大陆性季风半湿润气候,年平均降水量500~700 mm,年平均气温12℃~13℃。关中人口约占陕西省的60%,国民生产总值占全省70%以上,农业产值、粮食产量、水果产量均占全省的2/3以上,是陕西省经济最为发达的地区。但同时该地区地处亚洲夏季风区边缘,属于生态环境脆弱地带,年降水存在明显的波动性,是自然灾害的多发区,主要的自然灾害有干旱和冰雹等。

历史资料表明,1900—2000年的100年间,关中地区发生旱灾53次,以春旱和夏旱次数最多,关中地区中部和东部为旱灾的高发区,其中渭南地区干旱发生次数远远高于其它地区<sup>[17]</sup>。1922—1932年间关中地区发生连续11年的旱灾,造成了严重后果。1995年及1997年陕西遭受了当地历史上罕见的特大干旱,关中大部分县区全年仅降水300~400 mm,个别县小于300 mm,比常年偏少40%~50%,造成粮食减产一半以上。因此研究关中地区干旱发生、发展的规律,并对当地未来旱情进行有效的预测,对当地粮食生产和区域粮食安全有着相当重要的作用。

### 1.2 VTCI时间序列的生成

条件植被温度指数(Vegetation Temperature Condition Index, VTCI)是基于遥感反演的归一化植被指数(NDVI)和地表温度(LST)特征空间呈三角形区域分布的特点提出的,用于监测关中平原的干旱状况,VTCI的取值范围为[0,1],其值越小,干旱程度越严重;其值越大,干旱程度越轻或没有旱情的发生。

采用关中平原地区的NOAA/AVHRR(2000—2009年)数据,应用ERDAS等商业软件和课题组开发的AVHRR几何粗校正模块,结合已有的数据处理系统和大气校正软件模块等,对NOAA/AVHRR数据进行定标、辐射校正、AVHRR亮度温度的临边变暗订正、大气校正和几何校正。应用课题组开发

的 AVHRR - LST 反演算法以及已有的 NDVI 算法, 计算了空间分辨率为 1.1 km 的 NDVI 和 LST; 利用多年的某一旬的 NDVI 和 LST 最大值合成产品, 应用最大值合成技术分别生成多年的旬 NDVI 和 LST 最大值合成产品; 对多年某一旬的 LST 最大值合成产品, 逐像素取最小值, 生成多年的旬 LST 最大 - 最小值合成产品。

VTCI 的定义为<sup>[6,8]</sup>:

$$VTCI = \frac{LST_{\max}(NDVI_i) - LST(NDVI_i)}{LST_{\max}(NDVI_i) - LST_{\min}(NDVI_i)} \quad (1)$$

其中

$$LST_{\max}(NDVI_i) = a + bNDVI_i \quad (2)$$

$$LST_{\min}(NDVI_i) = a' + b'NDVI_i \quad (3)$$

式(1)中,  $NDVI$  为归一化植被指数,  $LST$  为地表温度,  $LST_{\min}(NDVI_i)$ ,  $LST_{\max}(NDVI_i)$  分别表示在研究区域内, 当  $NDVI_i$  等于某一特定值时的  $LST$  的最小值和最大值;  $LST(NDVI_i)$  表示某一像元的  $NDVI$  值为  $NDVI_i$  时的地表温度, 式(2)和(3)中  $a$ 、 $b$ 、 $a'$  和  $b'$  为待定系数, 待定系数由研究区域的  $NDVI$  和  $LST$  散点图近似获得。这里采用最大 - 最小值合成产品的散点图确定冷边界  $LST_{\min}$  的系数  $a'$  和  $b'$ ; 用最大值合成产品的散点图确定热边界  $LST_{\max}$  的系数  $a$  和  $b$ 。

VTCI 的优点在于既考虑了研究区域内  $NDVI$  的变化, 又考虑了  $NDVI$  值相同时  $LST$  的变化, 适用于特定年内某一时期区域内干旱程度的研究。根据上述原理应用 NOAA - AVHRR 数据计算得到了 2000 年到 2009 年每年 3—5 月以旬为单位的 VTCI 时间序列干旱监测结果。

### 1.3 研究方法

首先选用自相关法计算 VTCI 时间序列的延迟时间, 再利用 G - P 算法<sup>[12]</sup>通过计算吸引子的维数, 在原系统中建立一个嵌入空间, 利用吸引子维数与系统相空间维数之间的关系, 得到系统重构相空间的维数, 对原始时间序列进行相空间重构。应用径向基函数(RBF)神经网络模型对重构后的时间序列进行建模分析, 并得到预测结果。

RBF 神经网络<sup>[18]</sup>模拟了人脑局部调整、相互覆盖接受域的神经网络结构, 具有很强的生物背景和逼近任意非线性函数的能力。在侯姗姗等<sup>[19]</sup>的研究中, 单样本点的时间序列重构相空间的延迟时间都为 1, 因此将面上所有像素时间序列的相空间延迟时间定为 1, 将面上所有像素的重构维数取单样本点重构维数的平均值 7<sup>[19]</sup>。利用 Matlab 的 newrb 函数完成神经网络的构建, 即:

$$net = newrb(P, T, GOAT, SPREAD) \quad (4)$$

其中,  $P$  为输入向量;  $T$  为目标向量;  $GOAT$  为均方误差, 缺省时的值为 0.0;  $SPREAD$  为径向基函数的宽度, 缺省时的值为 1.0。用径向基函数网络逼近函数时, newrb 可自动增加径向基网络的隐层神经元, 直到均方误差满足为止。

本研究中, 应用 2000—2009 年 3—5 月以旬为单位的 VTCI 数据, 共 90 旬, 2009 年 5 月下旬的数据质量较差, 因此舍弃, 其余 89 旬数据中前 77 旬用于模型训练, 后 12 旬用于模型的预测与检验。在 Matlab 中调用 newrb 函数进行神经网络的设计, 经过反复试验和调试, 最终确定函数参数为  $GOAT = 0.01$ ,  $SPREAD = 1.0$ , 通过模型训练与预测得到了 2009 年 4 月上旬到 5 月中旬的面上预测结果。

对面上预测结果, 这里采用绝对误差(预测结果与监测结果之差)频数分布图及 kappa 系数对预测精度进行评价, 由于 kappa 系数存在两个明显的反论, 田苗等<sup>[20]</sup>对 kappa 系数在干旱预测精度评价中的应用进行了初步研究, 根据 VTCI 定量化研究结果, 将预测结果和监测结果分为干旱与不旱两种类型, 将干旱类型作为阳性结果, 不旱类型作为阴性结果。通过田苗等<sup>[20]</sup>的分析发现, 基于 VTCI 的干旱监测与预测结果的 Kappa 系数存在总体一致率( $P_0$ )较高而 kappa 值( $k$ )偏低的现象, 该现象主要受流行率指数( $PI$ )和偏倚指数( $BI$ )的影响, 当  $PI$  或  $BI$  较大时, 用调整流行率和偏倚的 kappa 系数( $PABAK$ )代替 kappa 系数进行一致性评价, 并结合阳性一致率( $P_{pos}$ )对干旱发生的预测能力进行分析。

## 2 结果与分析

### 2.1 干旱预测结果及其绝对误差分布规律

对得到的 2009 年 4 月上旬到 5 月中旬的面上预测结果结合相应的实际监测结果进行预测精度分析, 图 1 是 2009 年 4 月上旬到 2009 年 5 月中旬的 VTCI 的实际监测结果和预测结果及其频数分布图。从总体上看, 预测结果基本反映了监测结果的特征, 尤其关中平原东部的黄河, 在预测结果中边界清晰。

从频数分布图上看, 2009 年 4 月上旬和 4 月下旬的预测结果与监测结果的峰值较接近, 但分布情况一个相对集中, 一个相对分散, 在影像图中显示 4 月上旬监测结果变化较缓慢, 整个研究区域的 VTCI 值在一个很小的范围内变化, 而预测结果 VTCI 值的变化范围大, 4 月下旬与 4 月上旬相反, 监测结果 VTCI 值的变化范围大, 而预测结果的 VTCI 值变化范围小; 2009 年 4 月中旬和 5 月上旬监测结果与预测结果频数分布符合得较好; 2009 年 5 月中旬的预

测结果与监测结果的频数分布图形状相似,但峰值略有偏移,即预测结果与监测结果相比,VTCl 值整体偏小。从整体看 5 旬预测结果的频数分布与监测结果的频数分布相符得较好。

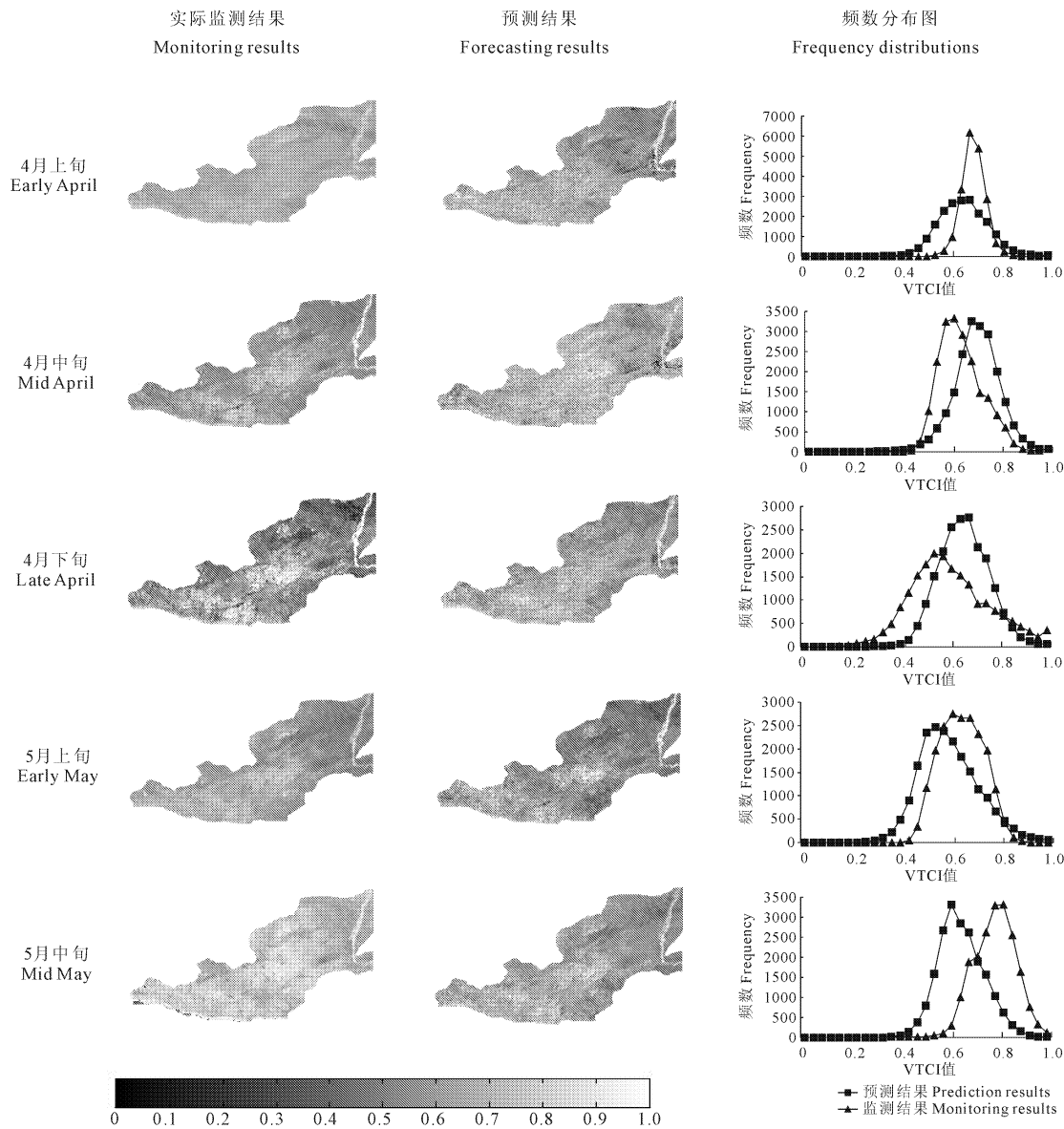


图 1 干旱预测结果与实际监测结果及其频数分布图

图 2 为 5 旬预测结果的绝对误差频数分布图。绝对误差在一个较小的范围内变化,误差分布较集中,误差很大和很小的像素较少。频数大于 500 时,预测误差都主要集中在  $[-0.2, 0.2]$  之间,尤其是 2009 年 4 月上旬和 5 月上旬的预测结果误差分布较集中,峰值误差约为 0,其它预测结果的预测误差分布也相对集中,峰值误差稍微偏离 0 值,其中 2009 年 5 月中旬主要为负值误差,即预测值小于监测值,根据 VTCI 的定义可知,预测的旱情偏重;2009 年 4 月中旬和下旬的预测结果的正值误差多于负值误差,即预测值大于监测值,预测旱情偏轻;但从整体看,预测结果基本上反映了 VTCI 实际监测的干旱状况,模型具有较好的预测精度。

2.2 kappa 系数对预测结果进行精度评价

根据 kappa 系数原理及相关评价指标的计算方法得到干旱预测结果的一致性评价指标(表 1),其中 4 月上旬、4 月中旬和 5 月中旬的  $k$  值较小,  $P_0$  较大,  $PI$  的绝对值较大,说明由于流行率的影响导致 kappa 值偏小,因此该 3 旬用 PABAK 代替  $k$  进行一致性评价。

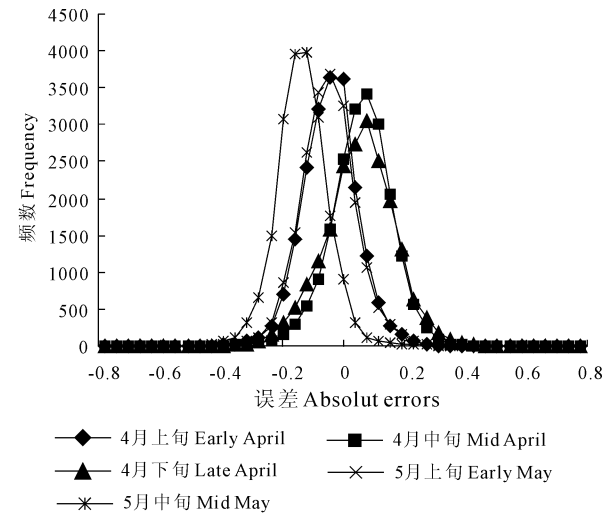


图 2 各旬预测结果的绝对误差频数分布图

Fig.2 The absolute error frequency distribution of forecasting results in each ten days period

由于干旱预测的特殊性,对干旱发生的预测能力在干旱预测中尤其重要,其中阳性一致率代表预测结果与监测结果的干旱一致率,即阳性一致率体现了预测结果对干旱状况的预测能力。因此在预测精度的评价中考虑的同时考虑阳性一致率,使预测精度的评价更加客观。通过分析各旬一致性指标及阳性一致率,得到干旱预测精度评价表(表 2),4 月

上旬和 5 月中旬的一致性程度较好,阳性一致率较低;4 月下旬和 5 月上旬的一致性程度较弱,但阳性一致率较高,对干旱的发生进行了较好的预测;4 月中旬的一致性程度和阳性一致率均较好。

3 结论与建议

在前期基于样本点的干旱预测模型基础上,建立了遥感面上 VTCI 数据的干旱预测模型,得到了多旬预测结果,并分析了预测精度。从预测影像的纹理和绝对误差频数分布图方面分析,多旬预测结果均能较好地反映监测结果的特征,预测结果纹理清晰,绝对误差分布较集中;通过将预测结果与监测结果划分为干旱与不旱两类,用 kappa 系数评价预测结果与监测结果的一致性程度方面分析,结果表明预测结果与监测结果的一致性程度较好,且对干旱的发生有较好的预测。因此基于相空间重构和 RBF 神经网络的预测模型适合关中平原的干旱预测研究。

但预测精度仍需进一步提高,由于干旱成因的复杂性,干旱预测精度的提高要从多方面入手,需要结合气象土壤数据对模型进行完善,考虑面上数据像素与像素之间的相关性以及对整个研究区域确定不同的相空间维数和神经网络输入参数等。

表 1 干旱预测结果的一致性评价指标

Table 1 Agreement evaluating indices of the drought forecasting results

| 预测结果<br>Forecasting results    | $k$  | $P_0$ | $P_{pos}$ | $P_{neg}$ | $PI$  | $BI$  | $PABAK$ |
|--------------------------------|------|-------|-----------|-----------|-------|-------|---------|
| 4 月上旬 First ten days of April  | 0.02 | 0.80  | 0.04      | 0.89      | -0.79 | -0.19 | 0.60    |
| 4 月中旬 Middle ten days of April | 0.14 | 0.77  | 0.24      | 0.87      | -0.71 | 0.13  | 0.54    |
| 4 月下旬 Last ten days of April   | 0.32 | 0.68  | 0.49      | 0.76      | -0.36 | 0.27  | 0.36    |
| 5 月上旬 First ten days of May    | 0.35 | 0.69  | 0.54      | 0.77      | -0.33 | -0.23 | 0.38    |
| 5 月中旬 Middle ten days of May   | 0.00 | 0.81  | 0.02      | 0.89      | -0.80 | -0.18 | 0.62    |

表 2 干旱预测精度评价结果

Table 2 The precision evaluation results for the drought forecasting

| 评价指标<br>Evaluation indicators                | 4 月上旬<br>First ten days of April | 4 月中旬<br>Middle ten days of April | 4 月下旬<br>Last ten days of April | 5 月上旬<br>First ten days of May | 5 月中旬<br>Middle ten days of May |
|----------------------------------------------|----------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| kappa(或修正后 kappa)<br>kappa or adjusted kappa | 0.60                             | 0.54                              | 0.32                            | 0.35                           | 0.62                            |
| 一致性程度 Agreement                              | 中度 Moderate                      | 中度 Moderate                       | 弱 Fair                          | 弱 Fair                         | 显著 Substantial                  |
| 阳性一致率 Positive consistency                   | 0.04                             | 0.24                              | 0.49                            | 0.54                           | 0.02                            |

参 考 文 献:

[1] 吉中礼.干旱趋势预报及监控[J].干旱地区农业研究,1995,13(2):119-125.

[2] Kogan F N. Remote sensing of weather impacts on Vegetation in Non-homogeneous Areas[J]. International Journal of Remote Sensing, 1990, 11(8): 1405-1420.

[3] 王鹏新,龚健雅,李小文,等.基于植被指数和土地表面温度的干旱监测模型[J].地球科学进展,2003,18(4):527-533.

4 结 语

由于田东县缺乏农业干旱的历史资料,在农业干旱信息不完备情况下,利用干燥度指数和有效降水指数相结合的气象综合指标计算得到干旱指数及干旱程度结果,并有效利用田东县 1990 – 2010 年历年逐日降水量和月平均温度数据的样本信息,采用模糊信息分配方法及超越极限概率方法进行田东县农业干旱的风险评估。结果表明,田东县春、秋季节农业干旱可能年年发生,中、重度干旱也是 3 ~ 5 a 可能发时 1 次,同时从得到的干旱风险概率折线图表明,采用模糊线性信息分配方法分析计算得到的干旱概率分布估计比预先假定的典型分布模型进行风险评估要优越,比单一指标的传统概率统计分析法得到的评估结果更能反映实际,更具科学合理性和可靠性。

参 考 文 献:

[1] 张继权,冈田宪夫,多多纳裕一.综合自然灾害风险管理——全面整合的模式与中国的战略选择[J].自然灾害学报,2006,15(1):29-37.

[2] 李中锋,刘昌明,王红瑞.构建干旱防备系统—减免干旱灾害损

失[J].中国水利,2011,(6):75-79.

[3] 黄崇福,张俊香,陈志芬,等.自然灾害风险区划图的一个潜在发展方向[J].自然灾害学报,2004,13(2):9-15.

[4] 顾 颖.风险管理是干旱管理的发展趋势[J].水科学进展,2006,17(2):295-298.

[5] 黄崇富.自然灾害风险评价—理论与实践[M].北京:科学出版社,2006.

[6] 张俊香,黄崇福.自然灾害软风险区划图模式研究[J].自然灾害学报,2005,14(6):20-25.

[7] 徐新创,刘成武.干旱风险评估研究综述[J].咸宁学院学报,2010,30(10):5-9.

[8] 袁文平,周广胜.干旱指标的理论分析与研究展望[J].地球科学进展,2004,19(6):982-991.

[9] 李星敏,杨文峰,高 蓓,等.气象与农业业务化干旱指标的研究与应用现状[J].西北农林科技大学学报(自然科学报),2007,35(7):111-116.

[10] 孟 猛,倪 健,张治国.地理生态学的干燥度指数及其应用评述[J].植物生态学报,2004,28(6):853-861.

[11] 彭贵芬,张一平,赵宁坤.基于信息分配理论的云南干旱风险评估[J].气象,2009,(7):79-86.

[12] 彭贵芬,刘 瑜,张一平.云南干旱的气候特征及变化趋势研究[J].灾害学,2009,24(4):40-44.

[13] 陈晓楠.农业干旱灾害风险管理理论与技术[D].西安:西安理工大学,2008.

[14] Lotfi A. Zadeh.模糊集与模糊信息粒理论[M].阮达,黄崇福,译.北京:北京师范大学出版社,2008.

(上接第 168 页)

[4] 田 苗,王鹏新,孙 威.基于地表温度与植被指数特征空间反演地表参数的研究进展[J].地球科学进展,2010,25(7):698-705.

[5] Sandholt I, Rasmussen K, Andersen J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of soil moisture status[J]. Remote Sensing of Environment, 2002,79(2/3):213-224.

[6] 王鹏新,龚健雅,李小文.条件植被温度指数及其在干旱监测中的应用[J].武汉大学学报(信息科学版),2001,26(5):412-418.

[7] 王鹏新,Wan Zhengming,龚健雅,等.基于植被指数和土地表面温度的干旱监测模型[J].地球科学进展,2003,18(4):527-533.

[8] 孙 威,王鹏新,韩丽娟,等.条件植被温度指数干旱监测方法的完善[J].农业工程学报,2006,22(2):22-26.

[9] 韩 萍,王鹏新,张树誉,等.基于条件植被温度指数的干旱预测研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2010,35(10):1202-1206,1259.

[10] Lorenz E N. Deterministic non-periodic flows[J]. Journal of Atmospheric Science, 1963,20(2):130-141.

[11] Takens F. Determining strange attractors in turbulence[J]. Lecture Notes in Mathematics, 1981,898(29):361-381.

[12] Grassberger P, Procaccia I. Measuring the strangeness of strange at-

tractors[J]. Physics Letters D, 1983,9(12):189-208.

[13] Lu Jinjun, Wang Zhiqian. Internet traffic data flow forecast by RBF neural network based on phase space reconstruction[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2006,23(4):316-323.

[14] Alan L, Robert F. The geometry of shape space: application to influenza[D]. Los Alamos national laboratory, 1988.

[15] 孙 涛,李 健,郑 豫,等.基于神经网络的混沌时间序列预测[J].成都信息工程学院学报,2008,23(2):126-131.

[16] 王永生,范洪达,尚崇伟,等.混沌时间序列的神经网络预测研究[J].海军航空工程学院学报,2008,23(1):21-25.

[17] 张 允,赵景波.近 200 年来关中地区干旱灾害时空变化研究[J].干旱区资源与环境,2008,22(7):94-98.

[18] Moody J E, Darken C. Fast learning in networks of locally tuned processing units[J]. Neural Computation, 1989,1(2):281-294.

[19] 侯姗姗,王鹏新,田 苗.基于相空间重构与 RBF 神经网络的干旱预测模型[J].干旱地区农业研究,2011,29(1):224-230.

[20] 田 苗,王鹏新,严泰来,等.Kappa 系数的修正及在干旱预测精度及一致性评价中的应用[J].农业工程学报,2012,28(24):1-7.