

引用格式: 沈润平, 郭佳, 张婧娴, 等. 基于随机森林的遥感干旱监测模型的构建[J]. 地球信息科学学报, 2016, 19(1): 125-133. [Shen R P, Guo J, Zhang J X, et al. 2017. Construction of a drought monitoring model using the random forest based remote sensing. Journal of Geo-information Science, 19(1): 125-133.] DOI: 10.3724/SP.J.1047.2017.00125

基于随机森林的遥感干旱监测模型的构建

沈润平, 郭佳, 张婧娴, 李洛晔

南京信息工程大学地理与遥感学院, 南京 210044

Construction of a Drought Monitoring Model Using the Random Forest Based Remote Sensing

SHEN Runping*, GUO Jia, ZHANG Jingxian and LI Luoxi

School of Geography and Remote Sensing, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China

Abstract: The drought detection of a large area by using the remote sensing data has been an important method in drought monitoring. However, the conventional remote sensing methods mainly focus on some single drought response factors, such as the soil moisture or vegetation status, and the drought monitoring study that integrated with multiple factors is relatively limited. In order to explore the relationships among multiple drought factors, a random forest algorithm was applied. Random forest is a machine learning method, which has many advantages such as being accurate, handy, fast and stable, and it has been used in many fields in recent years. In this paper, a remote sensing drought model was developed using the random forest algorithm and the multi-source remote sensing data, including MODIS, TRMM and SRTM-DEM. Vegetation Condition Index (VCI), Temperature Condition Index (TCI), Land Cover types (LC), TRMM-Z, DEM and Available Water Capacity (AWC), which were extracted from the remote sensing data and other soil data, were used as the independent variables, and the comprehensive meteorological drought index (CI) was used as the dependent variable. The training and testing experiments were carried out in Henan Province from April to September annually between 2001 and 2010. The results showed that the model and CI had highly significant correlation and their concordance rate reached 81% with respect to the drought classes from 2009 to 2010. In the study case's period, the overall concordance rate was 74.9% between the model results and the Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (SPEI) of the meteorological stations, from which the concordance was found to be the highest and the vacancy and miss rate was the lowest in September. The correlation between the model results and the soil moisture within 10 cm depth was highly significant, and their correlation coefficient varied between 0.475 and 0.639, which indicated that this model could effectively detect the agriculture drought. In addition, the drought event of Henan Province from April to June in 2011 was simulated by the proposed model, and the results could reflect the actual drought situation and its spatial variation. Therefore, this method could be well applied to monitor regional drought events.

Key words: drought; remote sensing; random forest

*Corresponding author: SHEN Runping, E-mail: rpshen@nuist.edu.cn

摘要: 利用遥感数据进行大面积旱情监测是现有干旱监测的重要方法之一, 然而传统的遥感干旱监测方法主要侧重于对土壤

收稿日期: 2015-11-11; 修回日期: 2016-01-08.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目“青藏高原陆面再分析关键技术及数据集”(91437220)。

作者简介: 沈润平(1963-), 男, 教授, 研究方向为遥感建模与分析。E-mail: rpshen@nuist.edu.cn

湿度或植被状况等单一干旱响应因子进行监测,对综合多因子的干旱监测研究较为有限。随机森林是一种机器学习方法,具有学习过程快速、运算速度快、稳定性好、预测精度高的优点,近年来被应用于生态环境等多个领域。本文利用2001–2010年4–9月的MODIS数据提取的植被状态指数(VCI)、温度状态指数(TCI)和土地覆盖类型(LC),TRMM降水资料计算的TRMM-Z指数及SRTM-DEM、土壤有效含水量(AWC)等多个遥感及土壤资料提取的干旱因子为自变量,以气象站点的综合气象干旱指数(CI)为因变量,利用随机森林模型构建遥感干旱监测模型,并以河南省为研究区进行了评价和分析。该模型在2009–2010年的监测值和实测CI值的具有显著的相关性,并且二者干旱等级的一致率为81%。在2001–2010年4–9月间,模型监测值与气象站点的标准降水蒸散发指数(SPEI)总体干旱等级一致率为74.9%,较为一致,其中9月的模型结果与SPEI的干旱等级一致率最高,达到82.4%,空评估率和漏评估率最低;与10 cm土壤相对湿度的相关系数在0.475–0.639之间,达到极显著水平。河南省2011年4–6月干旱事件同样验证了本文构建的模型旱情监测结果,说明本模型能较好地就应用于监测区域旱情监测。

关键词: 干旱;遥感;随机森林

1 引言

干旱是全球最严重的气象灾害之一,其特点是发生频率高、影响范围大、持续时间长。它的频繁发生给国民经济,特别是农业生产带来了巨大的经济损失。河南省作为中国重要的优质农产品生产基地,受地理环境、过渡型气候条件及人类活动等因素的影响,干旱频发,且波及范围大,已经成为影响河南省农业生产最主要的自然灾害^[1]。气象监测和遥感监测为目前最主要的干旱监测方法,虽然气象干旱监测方法较为成熟,但由于站点数量有限、空间分布不均,以及在监测机理上缺乏对地表和植被对于干旱响应问题的考虑,使干旱监测存在局限性。遥感干旱监测具有宏观、快速和时空上数据连续的优点,但其主要通过植被长势或土壤含水量等单一因素来进行监测,不能全面反映干旱信息问题。近年来,很多学者尝试考虑将多种致旱因子以人为赋予权重的线性加权法来构建干旱模型,如唐巍等^[2]提出将遥感监测与传统的气象监测相结合,利用作物供水指数与降水距平指数的线性加权得到农业旱情指数;基于此研究,孙丽等^[3]以温度植被指数(TVDI)和降水距平指数(PPAI)的组合提出了综合干旱监测指数(IMDI),并将其应用于中国冬小麦主产区的干旱监测,认为该指数较TVDI更具稳定性;Rhee^[4]对NDVI、LST、TRMM数据进行线性结合,提出了干旱指数SDCI。上述方法主要需要多次试验得出权重构建模型,且考虑致旱因子有限。因此,有学者尝试用数据挖掘的方法,考虑用多种致旱要素构建干旱模型,如Brown等^[5]以分类回归树构建了植被干旱响应指数(VegDRI),考虑了植被状况异常、降水异常以及生态环境参数(地表覆盖类型及地形等因素),Wu等^[6]基于VegDRI,考虑了气象干旱指数、植被指数和生态变量等14个因子,

提出了综合地表干旱指数(ISDI),Du等^[7]提出了综合干旱指数(SDI),将其应用于中国中东部的典型干旱过程监测中,在区域和局地尺度上的干旱监测中都取得了很好的效果。姚云军^[8]利用MODIS反射率和温度产品来获取地表昼夜温差(ΔT_s)和宽波段反照率(Albedo),构建了 ΔT_s -Albedo光谱特征空间,并提出温差-反照率干旱指数(TDADI)用来监测土壤水分。Yao等^[9]利用MODIS和NCEP再分析数据反演出蒸散发和潜在蒸散发,并构建了蒸发干旱指数(EDI)。这些指数的发展,为干旱监测提供了新的思路。随机森林是一种基于分类与回归树的机器学习算法,由Breiman^[10]于2001年提出。它是一种较新的机器学习算法,学习过程快速、运算速度快、稳定性好,在处理大数据集上高效,预测精度高,且不易产生过拟合。与神经网络、分类回归树和线性回归相比,随机森林的表现更为稳定,对噪声和异常值也有很好的容忍性^[11]。该模型已应用于生态、环境等领域,但在遥感干旱监测方面还鲜少研究。本文以多源遥感数据为数据源,考虑多种致灾因子,采用随机森林方法建模,探索采用多种遥感数据源进行区域遥感综合干旱监测方法。

2 研究区概况

河南省地处华北平原腹地,介于 $110^{\circ}22'$ ~ $116^{\circ}38'E$ 和 $31^{\circ}23'$ ~ $36^{\circ}22'N$ 之间,属北亚热带湿润气候与暖温带半湿润季风气候的过渡气候,年均降水量为500~1000 mm,降水季节分布不均,全年50%的降水集中在夏季。地势为西高东低,北、西及南部多有山地,东部为平原,西南部为盆地,地跨黄河、海河、淮河及长江四大流域^[12]。其主要农作物为冬小麦和夏玉米,南部主要作物为水稻。

3 研究数据与方法

3.1 研究数据

3.1.1 数据来源

(1) 遥感数据

本文以2001–2011年的MODIS(Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer)植被指数产品(MOD13A3)、地表温度产品(MOD11A2)、土地覆盖类型产品(MCD12Q1)和TRMM 3B43产品及SRTM-DEM数据为主要遥感数据源。MOD13A3为每月合成的地表植被指数产品,MOD11A2为每8天合成的地表温度产品,2种MODIS产品的空间分辨率均为1 km,MCD12Q1为年合成的土地覆盖类型产品,空间分辨率为500 m。热带降水测量计划(Tropical Rainfall Measuring Mission, TRMM)是由美国国家航空航天和日本国家空间发展局联合开展的一项用于测量热带和亚热带降水及能量交换的科学计划^[13]。TRMM 3B43为0.25°×0.25°月平均格点降水数据集(mm/h)。3B43数据集从1998年1月延续至今,空间上覆盖50°S~50°N,180°W~180°E,中国除了黑龙江省和内蒙古的部分高纬度地区外均有覆盖^[14]。SRTM(Shuttle Radar Topography Mission),由美国太空总署和国防部国家测绘局联合测量,该系统获取北纬60°至南纬60°之间雷达影像数据,并将其制成了数字地形高程模型(DEM),即现在的SRTM地形产品数据^[15]。本文使用的SRTM数据为经插值算法填补了SRTM 3数据空洞的V4.1版,空间分辨率90 m。

(2) 气象数据及土壤数据

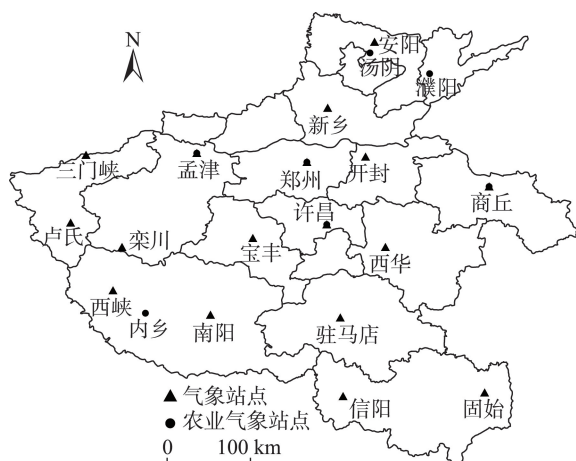


图1 河南省气象站点与农业气象站点分布图

Fig. 1 Location of the meteorological stations and agricultural meteorological stations in Henan province

本文采用河南省17个主要气象台站及10个农业气象台站(图1)1961–2011年月平均温度、降水数据、土壤相对湿度等气象数据,数据已经过质量控制。另外,为了计算土壤有效含水量(AWC),采取了北京师范大学发布的中国土壤粒度分布数据集,空间分辨率为1 km。

3.1.2 数据处理

(1) 遥感数据处理

将TRMM 3B43数据由每小时降水量转换为月降水量,并与MODIS数据及SRTM-DEM数据进行投影转换为WGS84/Geographic系统,重采样为0.0059°×0.0059°。对于MOD13A3与MOD11A2数据提取标准化植被指数(NDVI)和地表温度(LST),使用质量控制文件,剔除图像中的无效值,并使用同月其他年份的数据进行填充。对于MOD11A2 8天的地表温度数据,将某月所有数据加权相加以得到地表温度月值,权重为每景8天数据在该月中所占比例。

(2) 气象数据处理

本文以各气象站点1961–2011年的月降水量和平均气温计算了综合气象干旱指数(CI)与标准化降水蒸发指数(SPEI)。CI的计算公式如式(1)所示。

$$CI = aSPI_{30} + bSPI_{60} + cM_{30} \quad (1)$$

式中: $a=0.4$, $b=0.4$, $c=0.8$; SP_{30} 、 SP_{60} 分别为近30天及近60天的标准化降水指数; M_{30} 为近30天的相对湿润指数。

SPEI计算的原理是用降水量与蒸散量的差值偏离平均状态的程度来表征某地区的干旱^[16],具体计算方法见参考文献[17]。CI及SPEI的干旱等级划分参照文献[18]–[19],如表1表示。

土壤相对湿度是反映干旱对于农业影响的重要衡量标准。本文获取了研究区10个农业气象站点的2001–2010年每旬10 cm深土层土壤相对湿度旬数据,并将每年4–9月各站点的土壤相对湿度求

表1 综合气象干旱指数(CI)及标准化蒸发指数(SPEI)干旱等级划分表

Tab. 1 Classification scales of drought with respect to CI and SPEI

等级	类型	综合气象干旱指数值	标准化蒸发指数值
1	无旱	$-0.6 < CI$	$-0.5 < SPEI$
2	轻旱	$-1.2 < CI \leq -0.6$	$-1 < SPEI \leq -0.5$
3	中旱	$-1.8 < CI \leq -1.2$	$-1.5 < SPEI \leq -1$
4	重旱	$-2.4 < CI \leq -1.8$	$-2 < SPEI \leq -1.5$
5	特旱	$CI \leq -2.4$	$SPEI \leq -2$

取算术平均,得到各站点 10 cm 深土层土壤相对湿度月数据。

(3) 土壤有效持水量计算

土壤有效持水量(Available Water Capacity)为土壤中贮藏的并能被植物利用的水量^[20]。利用 Petersen 等提出的以土壤砂、粘粒含量的经验线性拟合模型^[21]估算土壤有效持水量,得到了河南省土壤有效持水量(AWC)图。

3.2 干旱监测模型构建

3.2.1 模型构建原理

综合干旱监测模型构建的理论基础是干旱由多种致旱因子综合决定,不仅涉及到降水、土壤水分胁迫和植被生长状态等,而且还与土壤有效持水量、土地覆盖类型和地貌类型等因素有关^[22]。植被状态指数(VCI)能反映植被生长状况,温度状态指数(TCI)能反映地表温度对于植被生长的影响,TRMM-Z 指数能反映气象降水异常的信息,土壤有效持水量(AWC)能反映不同土壤对于干旱的影响,土地覆盖类型(LC)及高程(DEM)对区域干旱同样有重要影响。综合干旱指数(CI)不仅反映了月尺度和季尺度的降水量异常状况,而且对于短时间尺度(影响农作物)水分亏欠情况也有一定监测能力。各个因子都反映了干旱的部分信息,但它们之间是如何耦合致旱的原理尚不甚明确。因而,研究利用随机森林这个机器学习方法,以 CI 为因变量,其它遥感因子及土壤因子为自变量,构建气象遥感数据驱动的干旱监测模型,以期获得更好的监测效果。

(1) 植被状态指数(VCI)及温度状态指数(TCI)

当植被受到干旱胁迫时,NDVI 值会相应减小。但单幅 NDVI 仅反映特定时间植被长势的相对好坏,因为在构建模型时需选择能够反映时间序列上植被长势的变化植被状态指数(VCI)。

$$VCI_i = \frac{NDVI_i - NDVI_{\min}}{NDVI_{\max} - NDVI_{\min}} \times 100 \quad (2)$$

式中: VCI_i 为某年 i 月的植被状态指数; $NDVI_i$ 为 i 月的 NDVI 值; $NDVI_{\min}$ 及 $NDVI_{\max}$ 为研究年份内相应月份 NDVI 的最大最小值。分母代表了植被在研究时间内 i 月的 NDVI 的变化范围,反映了植被的生长环境,而分子代表了特定时间内 NDVI 偏离最差长势的程度。VCI 值越小,表明植被在该时段内长势越差。该指数通过比值的方法降低了季节变化带来的噪音影响^[23]。

旱情的发生发展与地表温度(LST)密切相关,然而 LST 受到大气、环境等因素影响,仅使用 LST 不能完全有效的监测干旱,因而考虑使用 TCI(式(3))。该指数是基于在高温缺水的情况下,随着水分胁迫的增加植被冠层或土壤表面温度增高的原理而定义的,强调了高温对植被的生长不利^[24]。

$$TCI_i = \frac{LST_{\max} - LST_i}{LST_{\max} - LST_{\min}} \times 100 \quad (3)$$

式中: TCI_i 为某年 i 月的温度状态指数; LST_i 为 i 月的 LST 值; LST_{\min} 及 LST_{\max} 为研究年份内相应月份 LST 的最大最小值。TCI 值越小,表示干旱越严重。然而,影响植被长势的因素不仅包括干旱,因而在构建干旱模型时,还应考虑了降水等其他因素。

(2) TRMM-Z 指数

降水异常偏少是造成干旱的主要原因,因而将反映降水异常信息的 TRMM-Z 指数也作为模型的自变量之一。通过计算面空间上的 TRMM-Z 指数,能够提取每个像元的降水异常信息,具体的计算方法和过程参考文献[14]。TRMM-Z 指数与站点标准化降水指数(SPI)具有显著的相关性,能够较好地反映区域降水异常,并用于干旱监测^[13]。

(3) 土壤有效含水量、土地覆盖类型及高程

土壤有效持水量(AWC)能衡量排水良好的土壤对植物的给水能力,且作为多种气象及遥感干旱模型的输入参数,对干旱信息的提取有重要意义^[20]。土地覆盖类型对干旱的发生和发展有一定影响,特别是土地覆盖大类(如农用地和林地)对干旱的影响存在较大的差异。因而,参考夏文韬等^[25]的方法,将 MCD12Q1 数据的 IGBP 分类方案进行再分类为农田、林地、草地、水体、城镇建筑用地和未利用地 6 个大类。区域高程不同(如山地和平原),其干旱发展也有所不同,因而在构建干旱模型时,也应考虑高程因素。

(4) 综合气象干旱指数(CI)

综合气象干旱指数(CI)在气象干旱监测中已有广泛的应用,由于同时考虑了降水和蒸发因子,与单纯利用降水的干旱指数比较具有较大的优越性^[26]。此外,对于干旱过程的监测,综合气象干旱指数 CI 刻画干旱发生发展的机制较强,能反映短时间尺度(月)和长时间尺度(季)降水量异常情况,经验证^[26]在研究区具有更好的适用性,因而选择 CI 指数作为模型的因变量。

3.2.2 随机森林

随机森林模型将多棵分类与回归树(Classifica-

tion And Regression Tree, CART)组合,继承和发展了分类回归树的优点。由于随机森林在构建过程中采用了自举法重采样(boot-strap)技术,因而在运算量没有显著提高的情况下提高了预测精度,因而本文采用随机森林的方法来构建干旱监测模型。

3.2.3 模型构建过程

由于VCI和TCI适用于农作物的生长期的旱情监测,因而本研究的研究时间为2001–2010年4–9月,研究区域选择河南省,以每月的综合干旱指数(CI)作为因变量,选择植被状态指数(VCI)、温度状态指数(TCI)、TRMM-Z指数、土地覆盖类型(LC)、高程(DEM)、以及土壤有效含水量(AWC)作为自变量。利用随机森林的方法,构建以 $CI=f(VCI, TCI, TRMM-Z, AWC, LC, DEM)$ 为形式的干旱监测模型。本文以2001–2008年数据为训练集,2009–2010年数据为测试集。采用R软件中randomForest数据包实现随机森林模型的构建。模型的构建过程如图2所示。

(1)以训练集数据进行随机森林模型的构建。随机森林有放回地重复随机从训练集数据中抽取样本,生成 n 个新训练样本集合,未抽到的样本构成 n 个袋外数据(OOB)。每个训练样本集合构建回归树。回归树生长过程中,在每个节点处从6个自变量中随机挑选 m 个进行分支生长。根据该训练样本集合对应的袋外数据(OOB)对回归树进行OOB误差估计。所有回归树组成了随机森林,而预测结果是每棵回归树预测结果求取的均值,预测精度则

以每棵回归树的平均OOB误差来确定。

(2)随机森林构建过程中,随机森林中回归树 n 的个数和树节点预选的变量个数 m 为影响随机森林模型预测能力的重要参数, m 应小于构建模型的变量个数, n 应大于100^[27]。对 m 值,以1为步长,对 n ,以100为步长,比较不同参数下的模型OOB误差,取得最小值时的最小 m 和 n 值为最优值。经多次试验,当 m 取3, n 取1000时,OOB误差最小,模型收敛。随机森林干旱监测模型得以确定。

4 结果与讨论

本文将训练集和测试集的数据分别输入模型中,得到模型模拟值,计算了其与实际综合干旱指数(CI)的平均相对误差绝对值(MRE)、均方根误差(RMSE)和相关系数(R),并以月标准化降水蒸发指数(SPEI)、土壤相对湿度及研究区典型干旱事件对模型进行进一步的评价。

4.1 模型的验证与评价

由表2可知,训练集的模拟值与实测CI值间的相关系数(R)为0.955,测试集的相关系数为0.695,虽较训练集稍低,但同样达到显著相关,而训练集及测试集的均方根误差(RMSE)较小;模型的模拟精度较高;测试集的平均相对误差绝对值(MRE)为2.573,未超过训练集,说明模型对于新数据的预测能力较强^[27]。

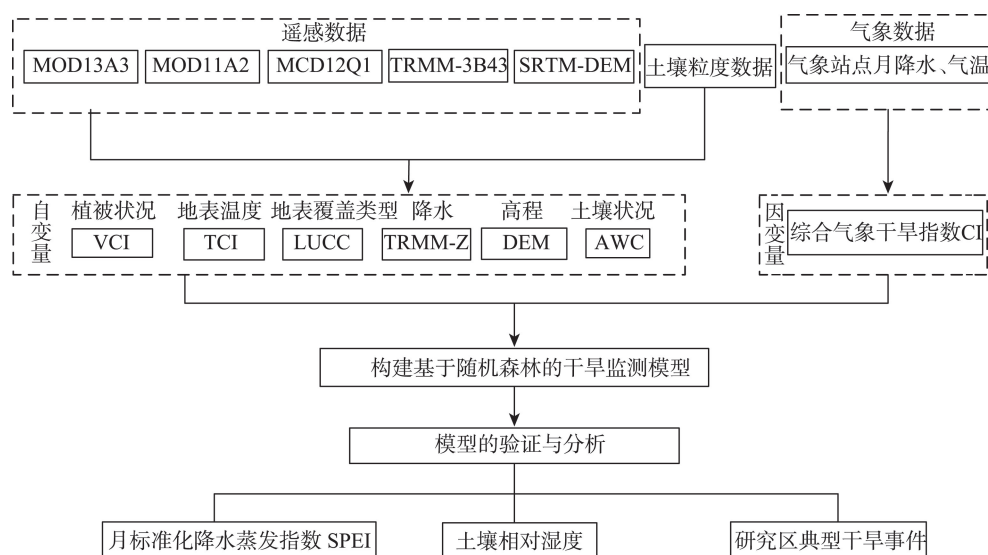


图2 模型构建流程图

Fig. 2 Flowchart of drought monitoring model's construction

表2 训练集和测试集模型预测精度分析
Tab. 2 Accuracy analysis of model prediction in the training and testing sets

	平均相对误差 绝对值/%	均方根 误差	相关 系数
训练集(2001-2008年)	2.853	0.377	0.955**
测试集(2009-2010年)	2.573	0.771	0.695**

注:**为.01水平(双侧)显著相关。

参照综合气象干旱指数CI的旱情等级划分标准(表1),将模型监测值分为特旱、重旱、中旱、轻旱和无旱。本文统计了2009-2010年实测CI值与模型模拟值的干旱等级一致率,二者一致率为82.7%。根据模型模拟结果,2009-2010年4-9月,河南省较少出现旱情,但在2009年6-9月,豫北、豫西及豫南站点出现不同程度的旱情,以轻旱及中旱为主;2010年5-6月,豫北及豫中站点出现了轻旱。监测结果与实际情况相符。

4.2 模型监测值与标准化降水蒸散指数(SPEI)相关性分析

标准化降水蒸散指数(SPEI)集合了降水和温度两大因子,不仅能够灵敏地反映温度波动所造成的蒸发量变化,而且具有计算简单及多时间尺度的优势,被广泛的应用于干旱监测中^[28]。在中国年均降水量大于200 mm的地区,各种时间尺度的SPEI分析有较好的适用性^[29]。本文计算了2001-2010年4-9月的河南省17个气象站点一个月时间尺度的SPEI,并统计模型监测结果与SPEI的干旱等级一致率、空评估率及漏评估率(表3)。空评估率是以模型监测出干旱,而SPEI监测结果为无旱的站点数占SPEI监测结果为轻旱及以上的站点数的百分比,漏评估率为模型结果为无旱而SPEI监测结果为轻旱及以上的站点数占SPEI监测结果为轻旱以上的站点数的百分比。研究结果表明,模型监测干旱等级与SPEI的干旱等级总体一致率为74.9%,较为一致。6-9月的干旱等级一致率较高,空评估率及漏评估率较低。其中,9月的一致率最高,为82.4%,

表3 模型结果与SPEI等级一致率比较(2001-2010年)
Tab. 3 Comparison of drought grades between the model results and SPEI (2001-2010)

	4月	5月	6月	7月	8月	9月
一致率/%	65.9	64.7	74.4	81.8	79.4	82.4
空评估率/%	21.6	21.2	12.2	12.9	9.09	8.24
漏评估率/%	34.5	29.6	17.6	13.4	11.42	8.16

漏评估率最低,为8.16%,该月模型的监测结果与SPEI最为吻合;4月的一致率较低,为65.9%。总体来说,模型结果的干旱等级与SPEI较为相符,模型对于高温引发的干旱事件较为敏感,对于干旱事件的监测能力较强。

4.3 模型监测值与土壤湿度相关性分析

为了考察构建模型在监测农业干旱上的有效性,本文根据河南省农业气象站点的地理位置以及农作物种植类型,选择了省内均匀分布的10个农业气象站点在2001-2010年4-9月的土壤湿度,分析了各农业气象站点的月10 cm深土壤相对湿度与随机森林干旱监测模型的监测值的相关性,其中6个站点的监测结果与实测土壤相对湿度的散点图见图3。结果表明,各站点的模型监测值与土壤相对湿度存在显著的相关性。其中,商丘站的相关系数最高,达到了0.6以上,其它各站的相关系数在0.4以上。构建模型的监测值的变化能反映出区域土壤相对湿度的变化。而土壤相对湿度是影响农业干旱的重要因素,因而对于区域农业干旱,该模型也具有一定的监测能力。

4.4 模型监测结果分析

根据中国气象局国家气候中心发布的全国气象旱涝分布数据及河南省农业气象月报,2011年4-6月河南各地降水量较常年同期偏少2-9成,降水日数较少,省内发生了全省范围内的干旱事件。4月,省内各地旱情发展较快,对冬小麦的春季生长产生了一定不利;5月,由于豫南经历了明显的降水,区域旱情有所缓解;6月,豫西及豫中降水持续少于常年同期,全省气温较常年偏高,因而旱情持续。

本文利用随机森林干旱监测模型对2011年4-6月进行监测(图4)。结果表明,4月省内大部分地区都出现了一定程度的旱情,主要表现为全省大范围区域出现轻旱,南部旱情较北部严重。豫南旱情最为严重,主要为重旱及中旱;豫北旱情最轻,主要为无旱及轻旱;豫中、豫西、豫东大部分区域旱情为轻旱,豫西及豫东南部出现了大范围的中旱。5月豫南的重旱以上的旱情有所减轻,豫东及豫北旱情基本解除,全省旱情向豫中发展。豫南与豫西南的受旱范围有所减小,但是仍有部分区域依然有中旱以上的旱情发生。降水与常年同期相比偏少以及上月旱情严重成为豫南与豫西南地区旱情缓解较慢的可能原因。6月全省旱情向中北部蔓延,

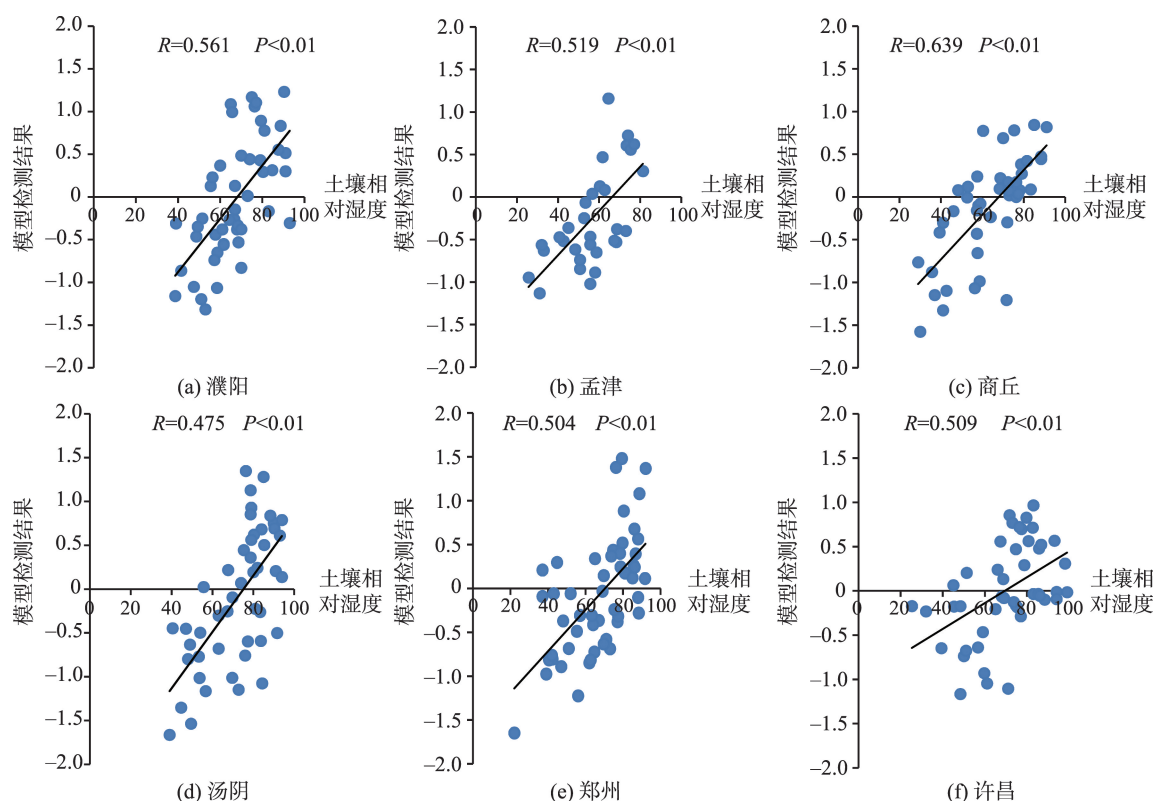


图3 模型监测结果与10 cm土壤相对湿度散点图

Fig. 3 Scatter diagram of the model results and the relative humidity of 10 cm soil

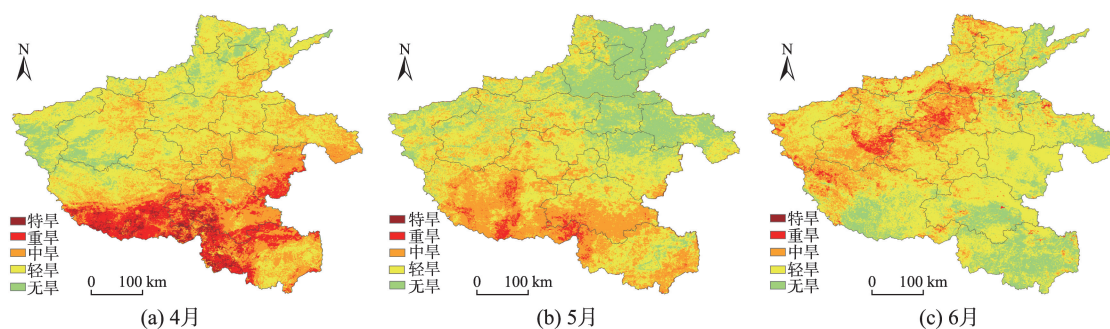


图4 基于随机森林的遥感干旱模型监测的2011年4-6月的干旱情况

Fig. 4 Drought map of Henan province from April to June in 2011 by using the drought monitoring model based on random forest

主要以轻旱与中旱为主,豫中区域出现了小范围的重旱,而豫南的旱情有基本解除。本文建立的基于随机森林的遥感干旱监测模型,监测出了河南省本次旱情发生发展及空间演变情况,与实际旱情基本一致。

5 结论

基于遥感数据的干旱模型是现今干旱监测的重要手段之一。目前,遥感干旱监测侧重于监测植

被、土壤湿度等单一因素,不能全面反映干旱信息,因而对于实际旱情的监测的评估存在一定的缺陷。本文以MODIS数据提取的植被状态指数(VCI)、温度状态指数(TCI)、土地覆盖类型(LC),以TRMM数据提取的TRMM-Z指数及以SRTM-DEM及土壤有效含水量(AWC)为自变量,以气象站点的月降水和平均气温计算的综合气象干旱指数(CI)为因变量,利用随机森林回归方法,构建了基于随机森林的遥感干旱监测模型,并对2001-2010年4-9月河南省的干旱进行了评价和分析。

结果表明:

(1)以2001–2008年数据作为训练集构建模型,以2009–2010年数据对模型进行验证。模型监测值与气象站点实测的CI相关系数为0.695,且模型测试集的平均相对误差绝对值(MRE)未超过训练集,模型的泛化能力较好。以CI的旱涝划分标准对于模型监测值进行干旱等级划分,监测值与CI值的等级一致率达到80%。

(2)以标准化降水蒸散指数(SPEI)与10 cm土壤相对湿度验证结果表明,模型监测值与SPEI的干旱等级总体一致率在74.9%以上。9月的干旱等级一致率最高,空评估率和漏评估率最低,而4–5月一致率相对较低,但也达到了65%以上。模型与SPEI的干旱监测结果较为一致。与各农业气象站点每月10 cm深土壤相对湿度的相关性为极显著相关。这说明模型对于气温异常引起的干旱较为敏感,而且具有农业干旱的监测能力。

(3)以本文构建的模型对2011年4–6月的河南省干旱事件进行监测,监测结果与实际旱情相符,并能够反映其发展及空间演变情况。

参考文献(References):

- [1] 唐饶,孙睿.基于气象和遥感数据的河南省干旱特征分析[J].自然资源学报,2013,28(4):646-655. [Tang R, Sun R. Drought characteristics in Henan province with meteorological and remote sensing data[J]. Journal of Natural Resources, 2013,28(4):646-655.]
- [2] 唐巍,覃志豪,秦晓敏.农业干旱遥感监测业务化运行方法研究[J].遥感信息,2007(2):37-41. [Tang W, Tan Z H, Qing X M. Operational method for crop drought monitoring[J]. Remote Sensing Information, 2007,2:37-41.]
- [3] 孙丽,王飞,李保国,等.基于多源数据的武陵山区干旱监测研究[J].农业机械学报,2014,45(1):246-252. [Sun L, Wang F, Li B G, et al. Study on drought monitoring of Wuling Mountain area based on multi-source data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2014,45(1):246-252.]
- [4] Rhee J, Im J, Carbone G J. Monitoring agricultural drought for arid and humid regions using multi-sensor remote sensing data[J]. Remote Sensing of Environment, 2010,114(12):2875-2887.
- [5] Brown J F, Wardlow B D, Tadesse T, et al. The Vegetation Drought Response Index (VegDRI): A new integrated approach for monitoring drought stress in vegetation[J]. GIScience & Remote Sensing, 2008,45(1):16-46.
- [6] Wu J, Zhou L, Liu M, et al. Establishing and assessing the Integrated Surface Drought Index (ISDI) for agricultural drought monitoring in mid-eastern China[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2013,23(8):397-410.
- [7] Du L, Tian Q, Yu T, et al. A comprehensive drought monitoring method integrating MODIS and TRMM data[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2013,23(8):245-253.
- [8] 姚云军,秦其明,赵少华,等.基于 ΔT_s -Albedo光谱信息的土壤水分监测新指数研究[J].光谱学与光谱分析,2011,31(6):1557-1561. [Yao Y J, Qi Q M, Zhao S H, et al. New index for soil moisture monitoring based on ΔT_s -Albedo spectral information[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011,31(6):1557-1561.]
- [9] Yao Y, Liang S, Qin Q, et al. Monitoring drought over the conterminous United States using MODIS and NCEP reanalysis-2 data[J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2010,49:1665-1680.
- [10] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1):5-32.
- [11] 江佳乐,刘湘南,刘美玲,等.基于随机森林的香港海域海表盐度遥感反演模型[J].海洋通报,2014,33(3):333-341. [Jiang J L, Liu X N, Liu M L, et al. Remote sensing retrieval model of sea surface salinity in Hong Kong waters based on the random forest[J]. Marine Science Bulletin, 2014,33(3):331-341.]
- [12] 范钦栋,梁国付,马顺兴.河南省土地利用下的生态系统服务变化分析[J].河南农业大学学报,2014,48(2):224-228. [Fan Q D, Liang G F, Ma S X. Analysis on ecosystem service change based on land use in Henan Province [J]. Journal of Henan Agricultural University, 2014,48(2): 224-228.]
- [13] 杜灵通,田庆久,黄彦,等.基于TRMM数据的山东省干旱监测及其可靠性检验[J].农业工程学报,2012,28(2):121-126. [Du L T, Tian Q J, Huang Y, et al. Drought monitoring based on TRMM data and its reliability validation in Shandong province[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012,28(2):121-126.]
- [14] 李景刚,李纪人,黄诗峰,等.基于TRMM数据和区域综合Z指数的洞庭湖流域近10年旱涝特征分析[J].资源科学,2010,32(6):1103-1110. [Li J G, Li J R, Huang S F, et al. Characteristics of the recent 10-year flood/drought over the Dongting Lake Basin based on TRMM precipitation data and regional integrated Z-index[J]. Resources Science, 2010,32(6):1103-1110.]
- [15] 王峥,Nguyen,Tinh,马孝意,等.基于SRTM_DEM的泾河流域特征信息提取研究[J].中国农村水利水电,2011(11): 32-36. [Wang Z, Nguyen, Tinh, Ma X Y, et al. Research

- on extraction of hydrological information in the Jinghe River Basin based on SRTM_DEM[J]. China Rural Water and Hydropower, 2011,11:32-36.]
- [16] 周丹,张勃,罗静,等.基于SPEI的华北地区近50年干旱发生强度的特征及成因分析[J].自然灾害学报,2014,23(4):192-202. [Zhou D, Zhang B, Luo J, et al. SPEI-based intensity characteristics and cause analysis of drought in north China during recent 50 years[J]. Journal of Natural Disasters, 2014,23(4):192-202.]
- [17] Vicente-Serrano S M, Beguería S, López-Moreno J I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index [J]. Journal of Climate, 2010,23(7):1696-1718.
- [18] GBT 20481-2006, 气象干旱等级[S].2006:40-41. [GBT 20481-2006, Meteorological drought grade[S]. 2006:40-41.]
- [19] 史本林,朱新玉,胡云川,等.基于SPEI指数的近53年河南省干旱时空变化特征[J].地理研究,2015,34(8):1547-1558. [Shi B L, Zhu X Y, Hu Y C, et al. Spatial and temporal variations of drought in Henan province over a 53-year period based on standardized precipitation evapotranspiration index[J]. Geographical Research, 2015,34(8):1547-1558.]
- [20] 杜灵通.基于多源空间信息的干旱监测模型构建及其应用研究[D].南京:南京大学,2013. [Du L T. Drought monitoring model based on multi-source spatial information and its application[D]. Nanjing: Nanjing University, 2013.]
- [21] Gupta S C, Larson W E. Estimating soil water retention characteristics from particle size distribution, organic matter percent, and bulk density[J]. Water Resources Research, 1979,15(6):1633-1635.
- [22] 杜灵通,田庆久,王磊,等.基于多源遥感数据的综合干旱监测模型构建[J].农业工程学报,2014,30(9):126-132. [Du L T, Tian Q J, Wang L, et al. A synthesized drought monitoring model based on multi-source remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014,30(9):126-132.]
- [23] 于敏,王春丽.不同卫星遥感干旱指数在黑龙江的对比应用[J].应用气象学报,2011,22(2):221-231. [Yu M, Wang C L. Satellite remote sensing drought monitoring methods based on different biophysical indicators[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2011,22(2):221-231.]
- [24] 计淇才.遥感干旱指数的时空格局适应性研究[D].郑州:郑州大学,2011. [Ji Q C. The adaptation research on spatiotemporal patterns of remote sensing drought index[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2013.]
- [25] 夏文韬,王莺,冯琦胜,等.甘南地区MODIS土地覆盖产品精度评价[J].草业科学,2010,27(9):11-18. [Xia W T, Wang Y, Feng Q S, et al. Accuracy assessment of MODIS land cover product of Gannan prefecture[J]. Pratacultural Science, 2010,27(9):11-18.]
- [26] 谢五三,田红,王胜,等.基于CI指数的淮河流域干旱时空特征研究[J].气象,2013,39(9):1171-1175. [Xie W S, Tian H, Wang S, et al. Study on spatial-temporal characteristics of drought in Huaihe River Basin based on CI index[J]. Meteorological Monthly, 2013,39(9):1171-1175.]
- [27] 甄亿位,郝敏,陆宝宏,等.基于随机森林的中长期降水量预测模型研究[J].水电能源科学,2015,33(6):6-10. [Zhen Y W, Hao M, Lu B H, et al. Research of medium and long term precipitation forecasting model based on random forest[J]. Water Resources and Power, 2015,33(6):6-10.]
- [28] 张岳军,郝智文,王雁,等.基于SPEI和SPI指数的太原多尺度干旱特征与气候指数的关系[J].生态环境学报,2014,23(9):1418-1424. [Zhang Y J, Hao Z W, Wang Y, et al. Multiscale characteristics of drought based on SPEI and SPI in association with climate index in Taiyuan[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2014,23(9):1418-1424.]
- [29] 庄少伟.基于标准化降水蒸发指数的中国区域干旱化特征分析[D].兰州:兰州大学,2013. [Zhuang S W. The drought characteristics in the regions of China based on the standardized precipitation evapotranspiration index [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2013.]