

王军, 宁少尉, 金菊良, 等. 基于多元数据融合的安徽省干旱遥感监测模型研究[J]. 灾害学, 2021, 36(4): 207–213.
[WANG Jun, NING Shaowei, JIN Juliang, et al. Study on Drought Remote Sensing Monitoring Model in Anhui Province Based on Multi Data Fusion[J]. Journal of Catastrophology, 2021, 36(4): 207–213. doi: 10.3969/j.issn.1000–811X.2021.04.034.]

基于多元数据融合的安徽省干旱遥感监测模型研究^{*}

王 军¹, 宁少尉^{1,2}, 金菊良^{1,2}, 周戎星^{1,2}, 周玉良^{1,2}, 白 夏^{1,2}

(1. 合肥工业大学 土木与水利工程学院, 安徽 合肥 230009;
2. 合肥工业大学 水资源与环境系统工程研究所, 安徽 合肥 230009)

摘 要: 干旱是威胁粮食安全的重要因素。为实现干旱的精准监测, 提出距平温度指数、距平降水指数、距平土壤含水量指数, 将距平模型分别和分类回归树、多元线性回归模型融合, 提出距平分类回归树模型和距平多元线性回归模型, 并验证模型的可行性。首先选取安徽省 2001—2014 年 168 个月的降水、遥感温度、植被和土壤含水量指标, 将 2001 年—2010 年距平指数作为率定期, 2011—2014 年距平指数作为验证期, 分别计算距平分类回归树模型和距平多元线性回归模型参数, 并预测验证期模型值, 计算两种模型值与 *SP11* 值的相关系数, 并与历史干旱记录进行对比。结果表明: 验证期距平分类回归树模型指数和 *SP11* 的相关系数为 0.878。验证期距平多元线性回归模型指数和 *SP11* 的相关系数为 0.882。验证期距平分类回归树模型与 *SP11* 等级准确率为 0.77。验证期距平多元线性回归模型与 *SP11* 等级准确率为 0.80。距平分类回归树和距平多元线性回归模型都有良好的监测效果, 其中距平多元线性回归模型的监测效果更好些、可作为安徽省干旱监测的良好模型, 为农业部门制定抗旱措施提供参考。

关键词: 干旱遥感监测; 数据融合; 距平分类回归树模型; 距平多元线性回归模型; 安徽省

中图分类号: X43; X915.5; S127; S165^{+.2} **文献标志码:** A **文章编号:** 1000–811X(2021)04–0207–07
doi: 10.3969/j.issn.1000–811X.2021.04.034

全球干旱频发、影响广泛, 易引发贫困、社会不稳定等问题, 严重影响国家水安全和粮食安全^[1]。当干旱的持续时间与影响范围不断增加, 达到对生活、生产和生态等造成危害的状态时, 干旱便演化为旱灾^[2]。长期以来, 中国的干旱发生频繁^[3]。2010 年, 中国西南地区发生了严重的春旱^[4–5], 造成了巨大的农作物损失^[6]。显然, 研究干旱、监测干旱对制定应对干旱措施有着十分重要的意义。早期的干旱监测数据来源于地面气象站点, 例如降水量、温度和土壤墒情等数据进行监测干旱, 目前常用的干旱指数包括降水距平、帕尔默干旱严重程度指数(*PDSI*)、作物水分指数(*CFI*)、统计 *Z* 指数、水分亏缺指数(*WDI*)、*CI* 指数(*CI*)、标准化降水蒸腾指数(*SPEI*)^[7–8]、标准化降水指数(*SPI*)^[9]、标准化土壤水分指数(*SSI*)^[10]、多元标准化干旱指数(*MSDI*)^[11]和植被健康指数(*VHI*)^[12]等, 用于监测农业干旱。上述干旱指数均是通过气象数据建模来监测干旱状况。对小范围地区来说, 方法简单、计算量小^[13], 但

受观测站点数量限制, 难以实现大范围空间干旱监测, 精度需要提高。随着科技水平的提高, 遥感数据逐渐应用到干旱监测方面。遥感具有范围广、获取便捷、无接触、数据类别多等显著优势。干旱监测的遥感数据通常有遥感温度、降水、植被和土壤含水量等, 据此已研究出了许多的遥感干旱指数, 其中应用较普遍的遥感干旱指数为植被状况指数(*VCI*)、温度条件指数(*TCI*)、降水条件指数(*PCI*)、土壤水分条件指数(*SMCI*)^[14]、温度植被干旱指数(*TVDI*)^[15]和条件温度植被干旱指数(*VTCI*)^[16]。这些遥感指数均在研究区域取得很好的监测效果。在实际问题中, 一个变量往往受到多个因素的影响, 简单的一元线性回归难以解释其中的复杂关系, 多元线性回归模型有助于揭示了其中的复杂关系。分类回归树(*CART*)建模方法在数据统计方面具有很好的灵活性, 并已应用于医疗判断、气象预测、物流管理、数据挖掘和投资风险分析等领域^[17]。董婷^[18]等利用分类回归树模型进行受灾区域的干旱研究以及旱情程度的

^{*} 收稿日期: 2021–01–29 修回日期: 2021–05–08

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC1502405); 国家自然科学基金项目(51709071, 51579060); 山东省重点研发计划项目(2017GSF20101); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(JJ2021HGTB0095)

第一作者简介: 王军(1994–), 男, 汉族, 安徽马鞍山人, 硕士研究生, 主要从事水资源系统工程研究。E-mail: wangjunbwdp@163.com

通讯作者: 宁少尉(1986–), 男, 汉族, 山东烟台人, 博士, 副教授, 主要从事遥感水文、水资源系统工程研究。

E-mail: ningking1986@163.com

评估, 获得良好效果。鉴于多元线性回归模型、分类回归树模型对融合多源数据有着很好的效果^[17-18], 而距平指数和分类回归树以及多元线性回归模型融合模型尚未应用于干旱监测方面, 本研究将距平指数分别与分类回归树和多元线性回归模型建立融合模型, 并应用于干旱监测方面。把距平植被指数的计算方法应用于温度数据、降水数据和土壤含水量数据的处理中, 完成模型输入数据的处理; 将多源距平指数作为输入数据, 导入分类回归树模型和多元线性模型中, 获得干旱指数值; 干旱指数值与一个月的标准化降水指数 (Standardized Precipitation Index for one month, SPI1) 进行相关性分析及等级匹配率计算; 通过与实际的干旱结果进行对比验证, 研究这两种模型在安徽省干旱监测的效果, 得出适用于安徽省干旱监测的模型, 为干旱监测提供新的方法, 为抗旱部门制定抗旱措施提供参考和依据。

1 研究区域、数据和方法

1.1 研究区域

安徽省位于中国大陆东部, 介于 $114^{\circ}54' \sim 119^{\circ}37'E$, $29^{\circ}41' \sim 34^{\circ}38'N$ 之间, 东西宽约 450 km, 南北长约 570 km, 土地面积 $13.94 \times 10^4 \text{ km}^2$, 占全国的 1.45%。全省地势西南高、东北低, 地形地貌南北迥异, 复杂多样。全国 7 大江河中有长江、淮河横贯全省, 将全省天然地划分为皖北地区、江淮地区和皖南地区。安徽省地处南北气候过渡带, 为暖温带与亚热带的过渡型气候区, 全省季风盛行, 气候温和湿润, 由于特定的地理位置及受季风环流的影响, 造成全省降水量夏多冬少、时空分布不均匀, 降水量年际年内变化大。

1.2 研究数据

本文遥感数据有遥感归一化植被指数、温度数据、土壤含水量数据。这些遥感数据均来源于美国国家航空航天局 (NASA, 网址为 <https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov>)。归一化植被指数通过对地观测系统系列遥感卫星平台上的 MODIS 和 AVHRR 传感器获得 AVH13C1 数据集, 时间分辨率为 1 d, 空间分辨率为 0.05° 。遥感温度数据是 MODIS/Terra 陆地表面温度产品, 该产品提供基于网格的全球温度数据, 包括白天和夜间温度数据, 时间分辨率为 1 d, 空间分辨率为 0.05° 。遥感土壤含水量数据来源于 NASA 的 CLM 陆面模型, 其中 GLDAS-2.0 提供了从 1948—2014 年的数据, 时间分辨率为 1 d, 空间分辨率为 0.25° 。降雨数据基于 1984—2014 年安徽省 73 个国家级实测气象站点逐日降雨资料, 经克里金插值获得 0.25° 空间分辨率网格数据, 该数据用于计算 SPI1, 进行模型的率定和验证。

1.3 研究方法

1.3.1 距平指数

距平植被指数 (AVI)^[19] 表示当前植被状况偏离多年同期平均植被状况的程度, 通过当前植被状况与多年同期平均植被指数作差获得, 用于判断作物受旱程度, 其公式为^[19]:

$$AVI = NDVI_i - NDVI_{ave} \quad (1)$$

式中: $NDVI_i$ 为 i 时段归一化植被指数 ($NDVI$) (本文中四类数据采用日数据求和得月数据, 作为计算时段数据); $NDVI_{ave}$ 指该时段 $NDVI$ 的多年平均值。

按照上述 AVI 指数计算方法对遥感降水量数据、温度数据、土壤表层含水量数据进行处理, 得到研究区域的距平降水指数、距平温度指数、距平土壤含水量指数; 由各年降水量数据 ($PREP$)、遥感温度数据 ($TEMP$)、遥感土壤含水量 (SM) 数据可计算对应的距平降水指数 (API)、距平温度指数 ($ATEI$)、距平土壤含水量指数 ($ASMI$), 其公式为:

$$API = PREP_i - PREP_{ave} \quad (2)$$

$$ATEI = TEMP_i - TEMP_{ave} \quad (3)$$

$$ASMI = SM_i - SM_{ave} \quad (4)$$

式中: $PREP_i$ 为 i 时段月降水量的值, $PREP_{ave}$ 指同期月降水量的多年平均值; $TEMP_i$ 为 i 时段月累积温度值, $TEMP_{ave}$ 指同期月累积温度的多年平均值; SM_i 为 i 时段月累积土壤含水量的值, SM_{ave} 指同期月累积土壤含水量的多年平均值。API、ATEI、ASMI 分别表征月数值相对于同期多年月平均值的盈亏情况, 据此可判断植被所处的状态。

1.3.2 分类回归树模型

决策树方法是数据挖掘中的一类重要方法, 其中分类回归树模型 (CART) 应用最为广泛^[20]。CART 的核心思想是将建模过程分为两步: 分类和回归。通过分析所有输入数据的统计信息特征进行分类与剪枝构建分类决策树。根据分类好的数据组, 分别建立各自拟合模型^[20]。CART 决策树使用“基尼指数” (Gini index) 来选择划分属性。数据集的集中程度可用基尼值来度量^[21]:

$$Gini(D) = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2 \quad (5)$$

直观来说, $Gini(D)$ 反映了从该种数据集中随机抽取两个样本, 其分类别标记不一致的概率。因此, $Gini(D)$ 越小, 则数据集的集中程度越高。 D 集合属性 a 的基尼指数定义为^[21]:

$$Gini_index(D, a) = \sum_{r=1}^R \frac{|D^r|}{D} Gini(D^r) \quad (6)$$

于是, 我们在候选属性集合中, 选择那个使得划分后基尼指数最小的属性作为最优划分属性, 即 $a^* = \operatorname{argmin} Gini_index(D, a)$ 。CART 算法中, 对于回归树, 采用的是平方误差最小化准则; 对于分类树, 采用基尼指数最小化准则。由于模型通过创建简单二叉树结构对新事例进行分类, 其可以有效地处理样本中的数据缺失问题, 特别是用在分类与预测时会发挥出巨大的潜在优势, 因此它非常适于多源空间信息的干旱监测模型构建。本文将 ATEI、AVI、API、ASMI 作为模型的输入数据, SPI1 为输出数据建模。

1.3.3 多元线性回归模型

许多可以通过非线性回归和多项式回归来解决的问题, 也可以通过多元线性回归来解决, 因此多元线性回归在许多领域得到了广泛的应用^[22]。对 n 个样本, 分别收集其因变量和 j 个自变量的数据, 用 Y 表示因变量, 用 X_1, X_2, \dots, X_j 表示自

变量,样本数据的排列形式如表 1 所示^[23]。

表 1 多元变量的数据结构

样本序号	变量及数据				
	Y	X_1	X_2	\dots	X_j
1	Y_1	X_{11}	X_{12}	$\dots\dots$	X_{1j}
2	Y_2	X_{21}	X_{22}	$\dots\dots$	X_{2j}
$\dots\dots$	$\dots\dots$	$\dots\dots$	$\dots\dots$	$\dots\dots$	$\dots\dots$
n	Y_n	X_{n1}	X_{n2}	$\dots\dots$	x_{nj}

在表 1 变量数据结构的表示中, X_{ij} 为第 i 个样本第 j 个变量的值。在多元回归分析中, 最常用的是多元线性回归模型^[23]:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j + \varepsilon, j = 1, 2, 3, \dots, n. \quad (7)$$

式中: β_j 表示自变量 X_1, X_2, \dots, X_j 的回归系数, β_0 表示常数项, ε 是随机误差项。由于 SPI1 计算过程简单, 只需降水量数据, 时间尺度灵活, 在全国范围的干旱监测中获得良好效果^[24], 因此本研究中 Y 表示 SPI1, 而 X_1, X_2, \dots, X_j 表示 ATEI、AVI、API 和 ASMI。

2 结果

2.1 两种模型的构建过程

选取降水数据和遥感温度数据、归一化植被指数、土壤含水量数据作为计算的原始数据, 根据上述距平指数的计算方法, 进行距平温度、植被、降水、土壤含水量指数的计算。距平分类回归树模型(模型 A)是在距平温度、植被、降水、土壤含水量指数的基础上, 以四类距平指数为自变量, SPI1 为因变量, 以 2001—2010 年距平指数数据集作为率定期建立模型, 运用 matlab 分类回归树函数编写计算程序, 率定模型参数, 2011—2014 年距平指数作为验证期数据代入计算并进行模型的验证。距平多元线性模型(模型 B)是在距平温度、植被、降水、土壤含水量指数的基础上, 以四类距平指数为自变量, SPI1 为因变量, 以 2001—2010 年距平指数数据集作为率定期建立模型, 通过 matlab 编写多元线性回归计算程序, 计算模型的参数, 2011—2014 年距平指数作为验证期数据代入计算并进行模型的验证。模型 A 和 B 的构建过程如图 1 所示。

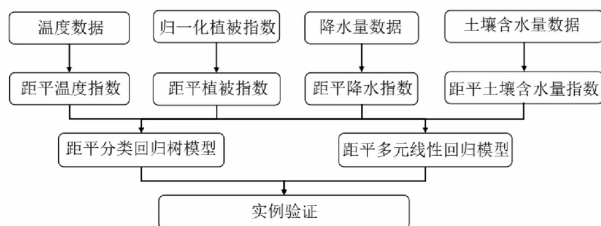


图 1 模型 A 和 B 的构建过程

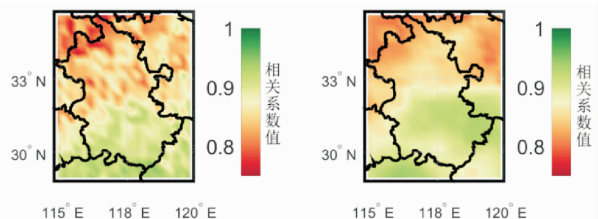
2.2 两种模型计算结果与 SPI1 相关性分析

将距平数据集按照率定期分别带入模型 A 和模型 B 计算模型参数, 验证期分别带入模型 A 和模型 B 的得到模型指数值, 其模型指数值与 SPI1 相关分析的结果见表 2。图 2 是安徽省各栅格模型

A、模型 B 计算值与 SPI1 值的相关性图。由图 2 可知, 安徽省模型 A 和模型 B 与 SPI1 相关系数图基本一致, 呈现皖南比皖北相关系数值高, 表明模型 A 和模型 B 在皖南地区的监测效果比在皖北地区的监测效果更好。模型 B 的皖南高相关系数值区域比模型 A 皖南高相关系数值区域略大, 表明模型 B 比模型 A 更适用于皖南地区的干旱监测。模型 A 的皖北相关系数值区域比模型 B 皖北相关系数值区域略大, 表明模型 A 比模型 B 更适用于皖北地区的干旱监测。将模型 A 和模型 B 相关系数图进行相关系数空间平均, 模型 B 相关系数空间平均数值为 0.869, 模型 A 相关系数空间平均数值为 0.866, 表明模型 A 与模型 B 同样适用于安徽省区域的干旱监测。由表 2 可知, 模型 B 与 SPI1 的相关系数值比模型 A 与 SPI1 的相关系数值高。模型 B 与 SPI1 的相关性比模型 A 与 SPI1 的相关性更好, 表明模型 B 的干旱监测效果更好。

表 2 模型 A 和模型 B 与 SPI1 值的相关系数表

模型	模型 A	模型 B
相关系数值	0.878	0.882



(a) 安徽省模型 A 与 SPI1 相关系数图 (b) 安徽省模型 B 与 SPI1 相关系数图

图 2 安徽省模型 A 和模型 B 与 SPI1 相关性图

2.3 两种模型计算结果与实际干旱年情况对比

2.3.1 计算两种模型与 SPI 等级准确率

在率定期距平指数率定模型参数情况下, 将验证期距平指数代入模型 A 和模型 B 计算模型指数值, 参考标准化降水的等级进行模型值等级划分, 模型值等级划分表征如表 4 所示, 计算划分后的等级和 SPI1 的等级的匹配率。SPI 等级划分表征如表 3 所示^[25]。SPI 等级按表 3 进行划分, 模型 A 指数值(MAI)和模型 B 指数值(MBI)按表 4 进行等级划分。

表 3 基于标准化降水指数的干旱等级划分^[25]

SPI	干旱等级	简化数字等级
$-0.5 < SPI$	无旱	1
$-1 < SPI \leq -0.5$	轻旱	2
$-1.5 < SPI \leq -1.0$	中旱	3
$-2.0 < SPI \leq -1.5$	重旱	4
$SPI \leq -2.0$	特旱	5

表 4 基于 MAI/MBI 的干旱等级划分

MAI/MBI	干旱等级	简化数字等级
$-0.5 < MAI/MBI$	无旱	1
$-1 < MAI/MBI \leq -0.5$	轻旱	2
$-1.5 < MAI/MBI \leq -1.0$	中旱	3
$-2.0 < MAI/MBI \leq -1.5$	重旱	4
$MAI/MBI \leq -2.0$	特旱	5

将模型 A 和模型 B 的计算结果 MAI、MBI 按表 4 等级标准进行划分, 表 5、表 6 为 SPI1 与

MAI、MBI 的等级结果。由表 5、表 6 可知, MAI 和 SPI 等级准确率为 0.77, MBI 和 SPI 等级准确率为 0.80。仔细分析, 表格中等级相差 1 级的占很大一部分, 其中 2011 年 4 月和 2014 年的 12 月 MAI 与 SPI 等级相差超过 2 级。2011 年 4 月 SPI 等级为 5, MAI 等级为 2, MBI 等级为 4, MBI 更接近 SPI 的等级。仔细分析发现, 2011 年的 1、2、3 月处于 2 级, 累计 3 个月缺少降水使得土壤含水量降低, 土壤得不到雨水的补充, 使得旱情等级上升, MBI 等级为 4, 更为合理, 说明模型 B 比模型 A 有着更好的干旱监测效果。2014 年 SPI 等级为 4, MAI 和 MBI 等级均为 2, MAI 与 MBI 等级一致。2014 年的 12 月 SPI 等级为 4, 2014 年的 7、

8、9、10、11 月均为 1 级, 处于无旱状态, 12 月 SPI 处于重旱状态, 但 7—11 月无旱的状态, 使得土壤处于较好的水分状态, 有着一定的保水能力, 12 月降水的短缺并不会使得土壤处于缺水状态, MAI 与 MBI 等级 2 更为合理, 表明模型 A 和模型 B 均有较好的监测效果。单独使用 SPI 进行旱情的监测偏重。SPI 是通过气象站点空间插值得到栅格数据, 插值有一定的误差, 数据站点也较少。遥感数据空间每个栅格点都有数据, 这样计算得到的干旱指数更为准确。模型 A 和模型 B 融合了多源数据: 温度、植被、降水、土壤含水量进行干旱的监测, 包含多种与植被干旱相关的信息, 监测干旱更为准确。

表 5 MAI 值与 SPI 值等级表

月份	2011 年		2012 年		2013 年		2014 年	
	SPI 等级	MAI 等级	SPI 等级	MAI 等级	SPI 等级	MAI 等级	SPI 等级	MAI 等级
1	3	3	1	1	1	1	2	1
2	2	1	2	1	1	1	1	1
3	2	2	1	1	1	1	1	2
4	5	2	1	1	2	2	1	1
5	2	2	1	1	1	1	1	1
6	1	1	3	2	1	1	2	2
7	2	2	1	2	1	2	1	1
8	1	1	1	1	3	4	1	1
9	1	1	1	1	1	1	1	1
10	1	1	1	1	2	2	1	1
11	1	1	1	1	1	2	1	1
12	1	1	1	1	3	3	4	2

表 6 MBI 值与 SPI 值等级表

月份	2011 年		2012 年		2013 年		2014 年	
	MBI 等级	SPI 等级	MBI 等级	SPI 等级	MBI 等级	SPI 等级	MBI 等级	SPI 等级
1	3	2	1	1	1	1	2	2
2	2	2	2	1	1	1	1	1
3	2	2	1	1	1	1	1	1
4	5	4	1	1	2	2	1	1
5	2	2	1	1	1	1	1	1
6	1	1	3	3	1	1	2	2
7	2	3	1	2	1	2	1	1
8	1	1	1	1	3	3	1	1
9	1	1	1	1	1	1	1	1
10	1	1	1	1	2	2	1	1
11	1	1	1	1	1	1	1	1
12	1	1	1	1	3	2	4	2

表 7 2006—2014 年安徽干旱灾害记录表^[26]

年份	月份	地点
2006	6 月	黄淮, 江淮夏旱
	8 月下旬	皖南轻旱
2009	2 月上旬	安徽全省
	7 月下旬至 9 月中旬	江南大部地区持续晴热少雨
2010	7 月中旬	安徽
2011	4 月	长江中下游旱情露头
	5 月	蔓延至安徽和江苏两省中南部等地区
	6 月	长江中下游地区旱涝急转, 安徽省旱情相继解除
2012	6 月下旬	安徽全省
2013	8 月中旬	安徽全省
2014	6—8 月	长江以北大部地区持续高温少雨, 发生了严重的夏伏旱

2.3.2 根据水旱公报灾害记录进行实际验证

下面将上述干旱遥感监测模型的计算结果进一步用于实际验证。中华人民共和国水利部发布的《中国水旱灾害公报》^[26]记录了2006年以后全国各省及地区的灾害情况,包括灾害的发生及发展过程,这对验证实际干旱发生发展情况有着至关重要的作用。表7记录了2006—2014年安徽干旱灾害的时间发展情况,记录摘自《中国水旱灾害公报》^[26]中的旱灾记录。

详细的水旱灾害记录情况是从2006年开始,MAI、MBI、SPI数据均为月数据值,无法验证旬干旱情况,仅能在月尺度上进行干旱验证。将2001—2010年距平指数作为率定期,2011—2014年距平指数作为验证期,分别计算距平分类回归树模型和距平多元线性回归模型参数,计算MAI和MBI指数值,验证2011、2014年MAI和MBI指数值与干旱记录。

(1)2011年MAI和MBI的干旱验证情况。由图3、图4可知,在2011年1、2、3月安徽全省均呈现轻微的旱情,4月全省旱情加重,5月稍微减轻,6月长江中下游地区旱情消失,皖北地区呈无旱、轻旱状态。根据表7中2011年的旱情记录比较,模型A和模型B与旱情记录都十分接近,与段海霞等^[27]文中描述的2011年安徽省春季旱情十分吻合。2011年安徽省MAI和MBI与实际情况均十分接近,表明模型A和模型B在2011年干旱监测中取得良好的效果。

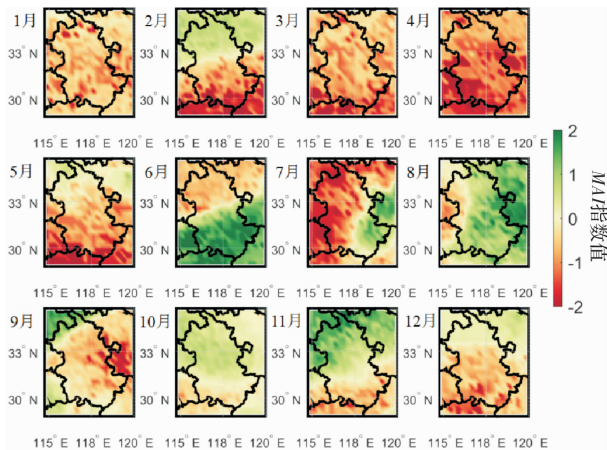


图3 2011年安徽省月MAI指数值图

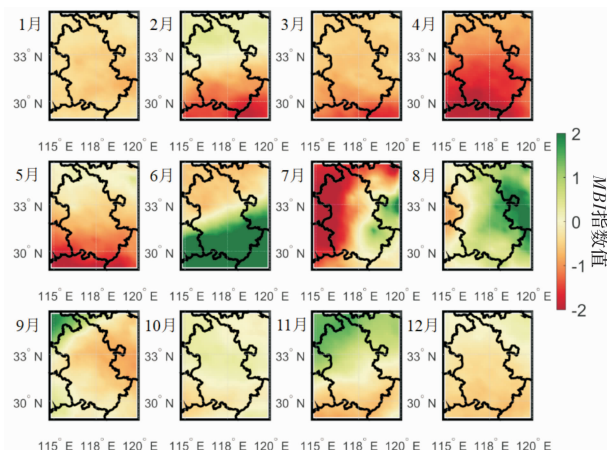


图4 2011年安徽省月MBI指数值图

(2)2014年MAI和MBI的干旱验证情况。由图5、图6可知,2014年1—4月安徽省MAI和MBI交替出现轻旱、无旱,5月皖南地区有无旱向轻旱转变的趋势,6月全省呈轻旱状态,7月长江以北呈重旱状态,长江以南无旱,8月以后安徽省基本处于无旱状态,12月份呈轻旱状态。2014年6、7、8月干旱的发生及发展状态和表7中2014年干旱过程记录十分符合。模型A、模型B与旱情记录在时空发展趋势上均相一致。模型A计算结果不连续,图中呈现突变的等级,这与分类回归树的特点有关,这样突变的等级能反映出每个栅格具体的情况。模型B的计算结果较连续,图中呈现渐变的等级,这样的渐变趋势可以反映出地区的旱情情况,便于区域的旱情分析。2014年安徽省MAI和MBI与实际情况均十分接近,表明模型A和模型B在2014年干旱监测中取得良好的效果。模型A可以反映出每个栅格点的具体情况,模型B可以反映出一定区域的旱情情况,便于区域的旱情分析。

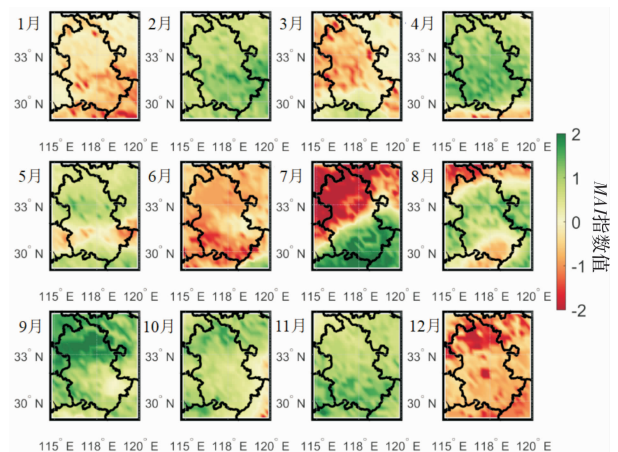


图5 2014年安徽省月MAI指数值图

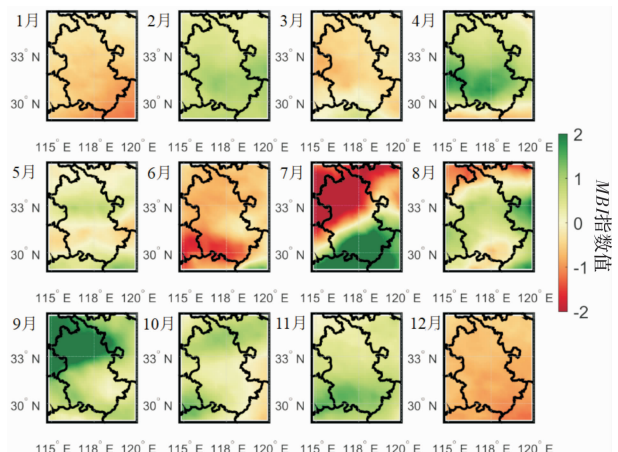


图6 2014年安徽省月MBI指数值图

模型A、模型B与SPI的相关系数值方面,模型B与SPI的相关系数值略大于模型A与SPI的相关系数值。模型A、模型B与SPI的等级的准确率方面,模型B与SPI的等级准确率高于模型A与SPI的等级准确率。模型A、模型B在与实际干旱记录对比方面,模型A与模型B在安徽省干旱监测中均有着良好的效果。综合来看,模型B的干旱监测效果要稍好,因此,以模型B为

例进行时空分析。

2.4 基于 MBI 的干旱时空分析

2.4.1 时间尺度分析

由图 7 可知,研究时间内,无旱、轻旱出现的频率较高,中旱偶有发生,这与以往的研究结果一致^[28],重旱罕有发生,特旱从未发生。表明在月时间尺度上,安徽省出现中旱以上干旱事件的频率很低,在分析时间内未出现重旱以上的干旱事件。

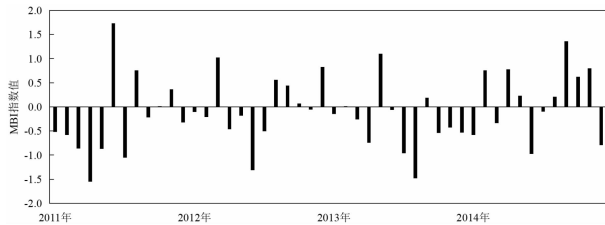


图 7 安徽省 2011—2014 年 MBI 值月条形统计图

2.4.2 空间尺度分析

选取 2014 年 6、7、8 月的安徽省区域数值,先求各月 MBI 与 SPI1 空间相关系数,再进行与 SPI1 值的空间对比分析。表 8 为求出的空间相关系数表。图 8 为 MBI 和 SPI1 值的 2014 年 6、7、8 月空间对比图。由表 8 可知,干旱发生前后 MBI 值与 SPI1 值空间平均相关系数为 0.937,空间相关性较好;干旱发生时的空间相关性是最高的,发生前的空间相关性略低,发生后的相关性比发生前略高。干旱是由多个因素引起的,由图 8 可知:6 月干旱开始发生,发生干旱可能因为空间地理条件的不同,由某个因素主导,使 SPI1 与 MBI 相关系数较低;7 月在长江南部降水的作用下,长江以南旱情消失,长江以北旱情持续,一段时间的缺水成为干旱的主要原因, SPI1 与 MBI 相关系数最高;8 月旱情消失后,一定降水量的情况下,空间地理条件的影响出现,但并不占据主要原因, SPI1 与 MBI 相关系数较高; MBI 与 SPI1 的空间一致性较高,干旱的主要过程和实际干旱发生情况十分一致,其中距平多元线性回归模型 MBI 包含了 SPI1 的信息,并且融合了温度、植被、降水、土壤含水量等因素,在干旱监测的空间范围及程度上效果更好些。

表 8 2014 年 6、7、8 月 MBI 与 SPI1 空间相关系数表

年月	2014 年 6 月	2014 年 7 月	2014 年 8 月
相关系数值	0.884	0.978	0.949

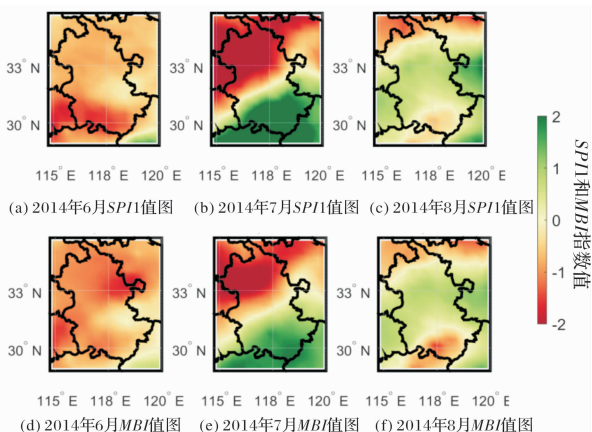


图 8 安徽省 MBI 值和 SPI1 值 2014 年 6、7、8 月对比图

3 结论

(1)将距平模型思想应用于数据处理中,提出距平温度指数、距平降水指数、距平土壤含水量指数,并将距平模型和分类回归树模型、多元线性回归模型结合起来,得到距平分类回归树模型、距平多元线性回归模型,并且融合多元遥感数据用于安徽省干旱监测。

(2)将 2001—2010 年距平指数作为率定期进行两种模型参数的率定,2011—2014 年距平指数作为两种模型验证期的输入数据,计算验证期的两种模型值。验证期距平分类回归树模型指数和 SPI1 的相关系数为 0.878。验证期距平多元线性回归模型指数和 SPI1 的相关系数为 0.882。参考 SPI 等级划分,构建两种模型干旱指数等级,进行两种模型干旱指数等级划分。验证期距平分类回归树模型与 SPI1 等级准确率为 0.77。验证期距平多元线性回归模型与 SPI1 等级准确率为 0.80。

(3)验证期距平分类回归树模型和距平多元线性回归模型与实际干旱记录均十分符合,表明两种模型均适用于安徽省干旱监测。验证期距平多元线性回归模型与 SPI1 在相关系数值、等级准确率方面均略好于距平分类回归树模型,表明距平多元线性回归模型的监测效果稍好。

参考文献:

- [1] 金菊良,杨齐祺,周玉良,等. 干旱分析技术的研究进展[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2016, 37(2): 1-15.
- [2] 余灏哲,李丽娟,李九一. 基于 TRMM 降尺度数据和 MODIS 数据的综合干旱监测模型构建[J]. 自然资源学报, 2020, 35(10): 2553-2568.
- [3] ZHAO H C, LI Y, CHEN X G, et al. Monitoring monthly soil moisture conditions in China with temperature vegetation dryness indexes based on an enhanced vegetation index and normalized difference vegetation index[J]. Theoretical and Applied Climatology, 2020, 143: 1-18.
- [4] KANG W P, WANG T, LIU S L. The Response of Vegetation Phenology and Productivity to Drought in Semi-Arid Regions of Northern China[J]. Remote Sensing, 2018, 10(5): 727-742.
- [5] TAN C P, YANG J P, LI M. Temporal - Spatial Variation of Drought Indicated by SPI and SPEI in Ningxia Hui Autonomous Region, China[J]. 2015, 6(10): 1399-1421.
- [6] CHEN H, SUN J. Changes in Drought Characteristics over China Using the Standardized Precipitation Evapotranspiration Index[J]. Journal of Climate, 2015, 28(13): 5430-5447.
- [7] LI F, LI H, LU W, et al. Meteorological Drought Monitoring in Northeastern China Using Multiple Indices[J]. Water, 2019, 11(1): 72-89.
- [8] 王春学,张顺谦,陈文秀,等. 气象干旱综合指数 MCI 在四川省的适用性分析及修订[J]. 中国农学通报, 2019, 35(9): 115-121.
- [9] 陈少丹,张利平,郭梦瑶,等. TRMM 卫星降水数据在区域干旱监测中的适用性分析[J]. 农业工程学报, 2018, 34(15): 126-132.
- [10] HAO Z C, AGHAKOUCHAK A. Multivariate Standardized Drought Index: A parametric multi-index model[J]. Advances in Water Resources, 2013, 57(7): 12-18.
- [11] HAO Z C, AGHAKOUCHAK A. A Nonparametric Multivariate Multi-Index Drought Monitoring Framework[J]. Journal of Hydrometeorology, 2014, 15(1): 89-101.
- [12] KOGAN F N. Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection[J]. Advances in Space Research, 1995, 15(11): 91-100.
- [13] 郭茜月,刘国金,李悦莹. 农业干旱传统监测研究进展[J]. 乡村科技, 2020, 11(20): 93-94.
- [14] HAO C, ZHANG J, YAO F. Combination of multi-sensor remote sensing data for drought monitoring over Southwest China[J]. In-

- ternational Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation, 2015, 35(2): 270–283.
- [15] SANDHOLT I, RASMUSSEN K, ANDERSEN J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 79(2): 213–224.
- [16] 王鹏新, 龚健雅, 李小文. 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.
- [17] 张立彬, 张其前, 胥芳, 等. 基于分类回归树(CART)方法的统计解析模型的应用与研究[J]. 浙江工业大学学报, 2002, 30(4): 3–6.
- [18] 董婷, 任东, 孟令奎, 等. 基于阈值优化模糊投票法的农业旱情等级遥感评估[J]. 农业工程学报, 2018, 34(12): 137–145.
- [19] 陈维英, 肖乾广, 盛永伟. 距平植被指数在 1992 年特大干旱监测中的应用[J]. 环境遥感, 1994(2): 106–112.
- [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.
- [21] 谢莎莎. 基于数据挖掘的工程造价指数研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2018.
- [22] 刘琦. 山东地区站点干旱指数的拟合和预测及综合干旱指数建立[D]. 青岛: 青岛大学, 2020.
- [23] 马立平. 回归分析[M]. 北京: 机械工业出版社, 2014.
- [24] 邹旭恺, 张强, 王有民, 等. 干旱指标研究进展及中美两国国家级干旱监测[J]. 气象, 2005, 31(7): 6–9.
- [25] 王志良, 曹蕾. 基于 SPI 的郑州市近 60 年旱涝特征分析[J]. 华北水利水电学院学报, 2011, 32(6): 30–32.
- [26] 国家防汛抗旱总指挥部, 中华人民共和国水利部. 中国水旱灾害公报(2006—2014)[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2006–2014.
- [27] 段海霞, 王素萍, 冯建英. 2011 年全国干旱状况及其影响与成因[J]. 干旱气象, 2012, 30(1): 136–147.
- [28] 汪左, 王芳, 张运. 基于 CWSI 的安徽省干旱时空特征及影响因素分析[J]. 自然资源学报, 2018, 33(5): 853–866.

Study on Drought Remote Sensing Monitoring Model in Anhui Province based on Multi Data Fusion

WANG Jun¹, NING Shaowei^{1,2}, JIN Juliang^{1,2}, ZHOU Rongxing^{1,2},
ZHOU Yuliang^{1,2} and BAI Xia^{1,2}

(1. School of Civil and Hydraulic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Institute of water Resources and Environmental System Engineering,
Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Drought is an important factor threatening food security. In order to achieve accurate monitoring of drought, anomaly temperature index, anomaly precipitation index and anomaly soil water content index are proposed. The anomaly model is integrated with classification regression tree and multiple linear regression model respectively, and the anomaly classification regression tree model and anomaly multiple linear regression model are proposed, and the feasibility of the model is verified. Firstly, the 168 month precipitation, remote sensing temperature, vegetation and soil water content in Anhui Province from 2001 to 2014 are selected. The anomaly index from 2001 to 2010 is taken as the periodic rate, and the anomaly index from 2011 to 2014 is taken as the validation period. The parameters of the anomaly classification regression tree model and the anomaly multiple linear regression model are calculated, and the model values in the validation period are predicted, and the correlation coefficient between the two model values and SPI1 value is calculated, and compared with the historical drought records. The results show that the correlation coefficient between regression tree model index and SPI1 was 0.878. The correlation coefficient between SPI1 and multiple linear regression model index is 0.882. During the validation period, the accuracy of the regression tree model and SPI1 is 0.77. During the validation period, the accuracy of multiple linear regression model and SPI1 grade is 0.80. Both anomaly classification regression tree and anomaly multiple linear regression model have good monitoring effect, and the anomaly multiple linear regression model has better monitoring effect, which can be used as a good model for drought monitoring in Anhui Province and provide reference for agricultural departments to formulate drought resistance measures.

Key words: drought remote sensing monitoring; data fusion; anomaly classification regression tree model; anomaly multiple linear regression model; Anhui Province