

doi: 10.6046/zrzyyg.2021074

引用格式: 秦大辉, 杨灵, 谌伦超, 等. 基于多源数据的新疆干旱特征及干旱模型研究[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(1): 151–157. (Qin D H, Yang L, Chen L C, et al. A study on the characteristics and model of drought in Xinjiang based on multi-source data [J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(1): 151–157.)

基于多源数据的新疆干旱特征及干旱模型研究

秦大辉¹, 杨灵¹, 谌伦超¹, 段云飞¹, 贾宏亮¹, 李贞培¹, 马建琴²

(1. 西南石油大学土木工程与测绘学院, 成都 610500; 2. 华北水利水电大学水利学院, 郑州 450046)

摘要: 综合考虑大气降水–植被生长–海拔相互作用等多元成因, 以新疆地区 2001—2019 年的 MODIS 数据、TRMM 降水数据以及该地区数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据为遥感数据源, 计算降水集中指数(precipitation concentration index, PCI)、温度植被干旱指数(temperature vegetation dryness index, TVDI)以及 DEM 等参数, 利用主成分分析建立了改进的综合干旱监测模型。利用该模型对研究区进行时空分析, 结果表明: 干旱发生频率在空间上主要呈现中部高四周低的特点, 研究时段内约 47.7% 的区域发生了干旱, 其中 32.3% 的干旱区其干旱频率可达 60% 以上, 主要集中于塔里木盆地以及吐鲁番盆地; 研究区旱情变化趋势存在较大差异, 3—9 月线性回归斜率正值数值远大于负值, 根据结果预测研究区 2020 年干旱情况主要表现为春旱和夏旱。

关键词: 干旱监测; 多源数据; 主成分分析; 时空演变; 趋势分析

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2022)01-0151-07

0 引言

干旱是一种重大的自然灾害, 对社会、生态、农业以及经济都会造成巨大的影响和损失^[1-3]。影响干旱的因素较多且成因复杂, 如何对干旱进行定量监测评估是一大研究难题。迄今为止国内外已有很多研究利用单一干旱监测指标进行干旱监测, 并且取得了不错的效果。但是由于研究区的差异和干旱成因的不确定性, 单一的干旱监测指数缺乏普适性, 其监测结果和实际的情况可能存在较大的偏差^[4]。基于多源数据对区域性干旱进行研究分析, 能够综合遥感数据的优势对干旱进行连续性全面监测与分析^[5]。建立综合干旱监测模型, 既能提高干旱监测精度, 探讨干旱的发生过程以及影响, 又能通过时序数据对干旱进行时空变化规律的研究。

Kogan^[6]利用多年的植被指数, 提出了结合植被状态指数和温度条件指数的植被健康指数来进行干旱的监测; 温庆志等^[7]以多源遥感数据为基础, 采用 SEN 趋势法和标准化降水蒸散指数(standardized precipitation evapotranspiration index, SPEI)等方法, 构建了适用于淮河流域的多源综合遥感干旱监测模型, 以研究淮河流域的干旱时空变化; 杜灵通

等^[8]采用决策树分析的思想, 综合考虑土壤水分胁迫、植被生长状态和气象降水盈亏等致旱因素, 利用分类回归规则建立综合干旱监测模型, 并取得了较好的监测效果; 刘高鸣等^[9]计算了 SPEI 指数、植被状态指数、温度状态指数、温度植被干旱指数(temperature vegetation dryness index, TVDI), 构建了基于决策树的定性农业干旱监测模型, 并且以此模型对河南省干旱事件进行监测, 该模型能较好地反映农业旱情的发生和空间演变情况。

以上综合干旱指数的建立多以植被、土壤等作为参考因素, 忽略了降水因素对干旱的重要影响, 本研究以长时间序列的 TRMM 降水数据结合数字高程模型(digital elevation model, DEM)以及 TVDI 指数作为模型构建参数, 利用主成分分析的方法建立改进的综合干旱监测指数(synthesis drought monitoring index, SDMI)作为一种新的工具, 对研究区进行干旱频率的时空分析以及变化发展趋势研究, 对认识新的干旱问题及干旱预测预防有重要意义。

1 研究区概况及数据来源

1.1 研究区概况

新疆维吾尔自治区位于我国西北部(E73°~

收稿日期: 2021-03-15; 修订日期: 2021-05-26

基金项目: 工程结构安全评估与防灾技术四川省青年科技创新研究团队项目(编号: 2019JDTD0017)资助。

第一作者: 秦大辉(1980-), 男, 博士, 副教授, 主要从事图像处理、摄影测量、计算机视觉、防灾减灾等方面的研究。Email: qindahui@qq.com。

96°, N34° ~ 48°), 海拔最高为 8 611 m。作为我国陆地面积最大的省级行政区, 占据 1/6 陆地面积^[10]。北部为阿尔泰山, 南部为昆仑山系, 中部为天山, 天山以北为准格尔盆地, 天山以南为塔里木盆地。新疆远离海洋, 高山阻隔, 形成了典型的温带大陆性气候, 昼夜温差大, 年日照长达 2 500 ~ 3 500 h, 年降水量较少且在空间分布上呈现明显的南北差异^[11]。研究区气象站点分布如图 1 所示。

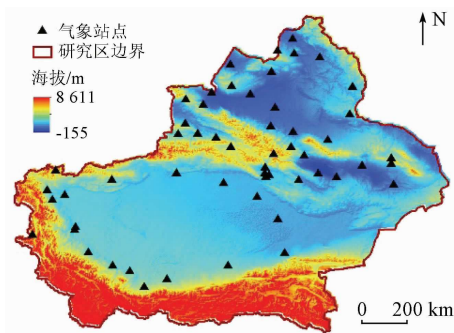


图 1 研究区气象站点分布

Fig. 1 Distribution of meteorological stations in the study area

1.2 数据来源

站点数据选取 2001—2019 年新疆地区 55 个气象站点的逐日观测气温、降水数据, 缺失或者异常数据用相邻月份的平均值代替, 原始数据来源为中国气象数据网 (<https://data.cma.cn/>)。遥感数据源为 2001—2019 年的新疆区域 MOD13A3 月值 3 级植被指数产品、MOD11A2 的 8 d 地表温度产品, TRMM3B43 降水数据产品, 数据来源为 <https://mirador.gsfc.nasa.gov>。其他数据包括新疆地区 STRM-DEM(90 m) 数据 (<https://www.resdc.cn/>) 和省级行政矢量数据。

2 研究方法

2.1 模型构建

根据研究区域的实际情况, 考虑各种致旱因子对于干旱过程的影响, 本文综合大气降水、植被以及地面高程等影响因素, 以 TVDI、降水集中指数 (precipitation concentration index, PCI)、DEM 为模型参数, 利用主成分分析的方法^[12], 选取累计贡献率高于 85% 的前 n 个主成分分量, 成分的权重系数为该成分所对应的贡献率, 得到改进的 SDMI。通过对 SDMI 指数和 SPEI 值进行相关性分析, 以确定模型的适用性和可靠性^[13]。模型构建的具体流程如图 2 所示。

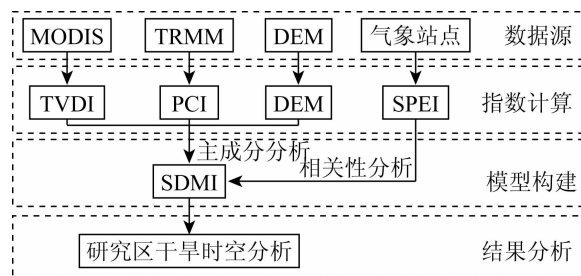


图 2 模型构建流程

Fig. 2 Flow chart for the model constructing

计算获得研究时间段 2001—2019 年的月值综合干旱指数栅格数据集, 该指数可以反映大气降水、植被以及 DEM 等对研究区干旱情况的影响, 能够对研究区进行历史干旱时空演变分析。

2.2 指数计算

2.2.1 温度植被干旱指数 (TVDI)

TVDI 能够反映长时间序列的土壤湿度情况, 因此选择 TVDI 指数作为模型参量^[14]。利用 MRT 工具分别对获取的 MOD13A3 以及 MOD11A2 数据进行批量拼接、投影转换等预处理。分别获得像元大小为 1 km 的月归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI) 产品以及 8 d 的地表温度 (land surface temperature, LST) 产品。由于 LST 为 8 d 合成产品, 利用最大值合成为月产品实现与 NDVI 数据的像元栅格匹配。使用数据集的质量信息文件对数据进行质量控制, 剔除异常数据以提高数据精度。

TVDI 的计算公式为:

$$LST_{\max} = a + bNDVI, \quad (1)$$

$$LST_{\min} = a' + b'NDVI, \quad (2)$$

$$TVDI = \frac{LST - LST_{\min}}{LST_{\max} - LST_{\min}}, \quad (3)$$

式中: LST 为地表温度; $LST_{\max}$ 为最高地表温度, 对应干边; $LST_{\min}$ 为最低地表温度, 对应湿边; a , b 和 a' , b' 分别为干边和湿边的拟合系数。TVDI 的取值范围为 0 ~ 1, 值越大表示受干旱影响程度越大。

2.2.2 降水集中指数 (PCI)

降水量的多少和干旱的发生有直接的关系, 长时间无降水或者降水量偏少通常会发生干旱。TRMM 卫星获得的降水数据能够弥补站点监测数据的不连续性, 有利于进行降水的时空分布特征分析^[15]。对 TRMM3B43 数据进行旋转、投影等预处理, 并且根据每月实际天数将其转换成月降水数据。通过最邻近重采样的方法将降水数据空间分辨率由 0.25° 降至 1 km。本文选取基于降水时间序列变化

的 PCI 作为模型的参量,计算公式为:

$$PCI_i = \frac{TRMM_i - TRMM_{\min}}{TRMM_{\max} - TRMM_{\min}}, \quad (4)$$

式中: PCI_i 为某年第 i 月的降水集中指数; $TRMM_i$ 为第 i 月的 TRMM 值; $TRMM_{\max}$ 和 $TRMM_{\min}$ 分别为多年相应月份 TRMM 的最大值和最小值。PCI 的取值范围为 0 ~ 1, 值越小表明越干旱。

2.2.3 数字高程模型 (DEM)

该研究区地势情况复杂, 高低起伏较大, 海拔在 -155 ~ 8 611 km 之间。随着海拔的变化, 温度、植被类型、降水情况以及土壤水分等都存在着明显差异。该研究区的干旱灾害多发生于低海拔地区, 海拔较高的山区发生干旱的几率相对较小, 因此在构建综合干旱监测模型时将高程因素纳入考虑。

2.2.4 标准化降水蒸散指数 (SPEI)

SPEI 是在标准化降水指数的基础上, 引入潜在蒸散发进行构建的, 可以确定干旱的发生、持续时间以及干旱强度^[16-18]。采用式(5)估算潜在蒸发量, 通过计算降水值 P_i 和潜在蒸散 PET_i 的差值得到气候水平衡量值 D_i 。公式为:

$$PET_i = 16.0 \left(\frac{10T_i}{H} \right)^A, \quad (5)$$

$$D_i = P_i - PET_i, \quad (6)$$

式中: A 为常数; H 为年热量指数; T_i 为第 i 月平均气温, $^{\circ}\text{C}$ 。

利用 log-logistic 概率密度函数对 D_i 序列数据进行拟合, 得到的概率分布函数为:

$$F(x) = \left[1 + \left(\frac{\alpha}{x - \gamma} \right)^{\beta} \right]^{-1}, \quad (7)$$

式中 α, β, γ 分别为尺度、形状和位置参数。

根据确定水分盈亏概率 p 确定 SPEI 的计算公式, 即

当 $p \leq 0.5$ 时, 令 p 为 $1 - F(x)$, 公式为:

$$SPEI = W - \frac{c_0 + c_1 W + c_2 W^2}{1 + d_1 W + d_2 W^2 + d_3 W^3}, \quad (8)$$

式中: W 为蒸散降水量, $W = \sqrt{-2\ln(p)}$; $c_0 = 2.515\ 517$, $c_1 = 0.802\ 853$, $c_2 = 0.010\ 328$, $d_1 = 1.432\ 788$, $d_2 = 0.189\ 269$, $d_3 = 0.001\ 308$ 。

当 $p > 0.5$ 时, 令 p 为 $1 - p$, 公式为:

$$SPEI = - \left(W - \frac{c_0 + c_1 W + c_2 W^2}{1 + d_1 W + d_2 W^2 + d_3 W^3} \right). \quad (9)$$

2.3 干旱等级划分

利用 SPEI 值对 SDMI 指数进行干旱等级的划分, 提取研究区 2001—2019 年 55 个站点所对应的 SDMI 指数与 SPEI 值进行线性回归分析。以 SPEI 值为自变量, SDMI 指数为因变量, 构建一元线性回归方程为:

$$y = 0.2x + 0.5. \quad (10)$$

将 SPEI 各等级的值带入式(10)中, 以获得 SDMI 指数的干旱等级划分, 具体的干旱等级划分如表 1 所示。

表 1 干旱等级划分
Tab.1 Classification of drought levels

干旱等级	SPEI	SDMI
无旱	≥ -0.5	≥ 0.4
轻度干旱	$(-1.0, -0.5)$	$(0.3, 0.4)$
中度干旱	$(-1.5, -1.0]$	$(0.2, 0.3]$
重度干旱	$[-2.0, -1.5]$	$[0.1, 0.2]$
极度干旱	< -2.0	< 0.1

2.4 模型验证

为分析所构建模型的干旱监测能力, 本文通过计算研究区内 55 个气象站点的月尺度 SPEI 指数进行验证。提取每个气象站点所在经纬度位置 3 像元 $\times$ 3 像元的像元平均值作为 SDMI, 对 SPEI 值和 SDMI 指数进行相关性分析, 站点指数的相关性验证结果如表 2 所示。

表 2 SDMI 值与 SPEI 指数的相关性系数

Tab.2 The coefficient of correlation between SDMI and SPEI

月份	相关性系数	月份	相关性系数
1 月	0.49	7 月	0.73
2 月	0.51	8 月	0.74
3 月	0.66	9 月	0.70
4 月	0.66	10 月	0.64
5 月	0.70	11 月	0.58
6 月	0.70	12 月	0.18

根据研究区 SDMI 计算结果和 SPEI 值的相关性分析结果显示, 二者存在一定的相关性。1—12 月相关性均通过了 $P < 0.01$ 显著性检验, 且大部分月份相关系数都处于 0.6 ~ 0.8 之间。因此该模型能够用于区域性的干旱监测分析。

3 结果与分析

3.1 总干旱频率分析

根据干旱等级划分结果, 利用 ArcGIS 软件提取

研究时段内 $SDMI < 0.4$ 的像元即视为发生干旱,利用干旱频率计算公式可获得研究区 2001—2019 年总干旱频率分布(图 3)。干旱频率 $F_d^{[19-20]}$ 计算公式为:

$$F_d = \frac{n}{N} \times 100\% \quad (11)$$

式中: n 为该像元在统计时段发生干旱的次数; N 为统计的总时段。

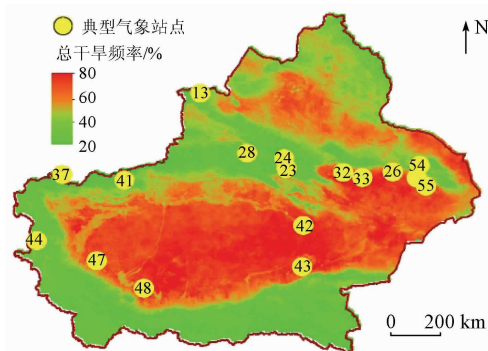


图 3 总干旱频率分布

Fig. 3 Drought frequency distribution in the study area

经图 3 统计可知,研究区 2001—2019 年间 47.7% 的地区发生了干旱, 32.3% 的地区干旱发生频率可达 60% 以上。干旱发生频率较高的地区主要位于塔里木盆地和准格尔盆地以及吐鲁番盆地。提取 55 个气象站点的干旱情况进行进一步的地理空间分析,根据 $SDMI$ 指数干旱划分等级,对 55 个站点在研究时段内发生干旱的情况进行统计分析,如图 4 所示。

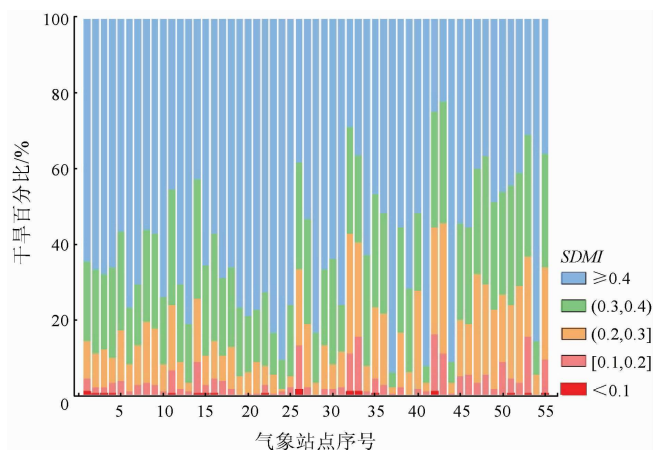


图 4 站点干旱频率

Fig. 4 Drought frequency of meteorological station

由图 4 可知,除少数站点外,大部分站点在研究时间段内均处于轻度干旱和中度干旱,其中站点 26, 32, 33, 42, 43, 47, 48, 53, 55 (如图 3 所示) 在研究时段内发生干旱的频率均超过了 60%, 分别为 61.7%, 71.1%, 63.5%, 75.0%, 77.8%, 60.0%, 63.3%, 68.9% 以及 63.9%。根据站点所

在实际地理位置显示,这些站点集中于吐鲁番盆地且靠近塔克拉玛干沙漠附近。其主要原因为吐鲁番盆地属于大陆荒漠性气候,全年降水量较少,而蒸发量可达降水量的几千倍,且年均气温较高。位于塔里木盆地的塔克拉玛干沙漠缺少植被覆盖,地表裸露严重,昼夜温差大降水量严重低于蒸发量。

站点 13, 23, 24, 28, 37, 41, 44 和 54 (如图 3 所示) 的干旱发生率低于 20%, 分别为 18.9%, 16.7%, 9.4%, 16.7%, 6.1%, 7.8%, 8.9% 以及 14.4%。站点位置主要集中于天山山脉以及昆仑山脉附近。这些区域的冰雪融水补给较为充分,呈现湿润的状态,此外天山山脉主要有楚河、伊犁河等河流,能够及时补充地下水,从而降低干旱发生的频率。

由此可见,盆地沙漠地形地貌较为简单,生态环境十分脆弱。而山脉位置由于其独特的地形地势,地形复杂、生态环境结构丰富,具有相对较高的生态稳定性,因此生态环境不易被破坏,发生干旱的频率相对较低。

3.2 季节性干旱频率分析

根据规定的 12 月—次年 2 月为冬季, 3—5 月为春季, 6—8 月为夏季, 9—11 月为秋季,利用 ArcGIS 软件的像元统计工具,以长时间序列不同月份的像元平均值作为依据,将 $SDMI$ 数据集进行月份划分,其月际干旱发生频率如图 5 所示。

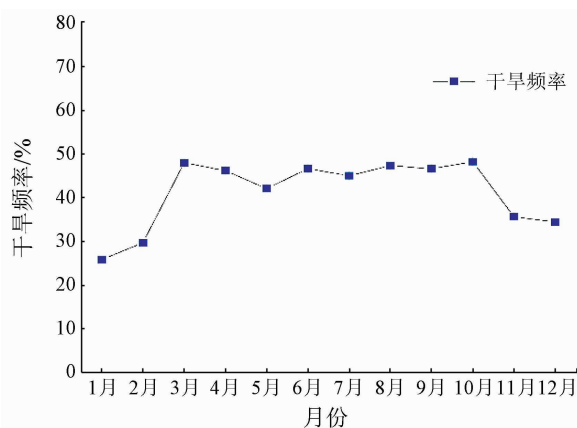


图 5 月际干旱频率

Fig. 5 Drought frequency of inter-monthly

据图 5 可知, 1 月、2 月、11 月以及 12 月的干旱发生频率不到 40%, 表明不易发生干旱灾害, 而 3 月、4 月和 6—10 月干旱发生频率可达 45% 以上, 这是由于春、夏两季高温少雨而导致的。2—3 月的干旱发生频率有一个显著的增加, 是因为由冬入春气温升高而降水减少, 并且春季是播种期和灌溉期。图 6 为季节干旱分布情况。

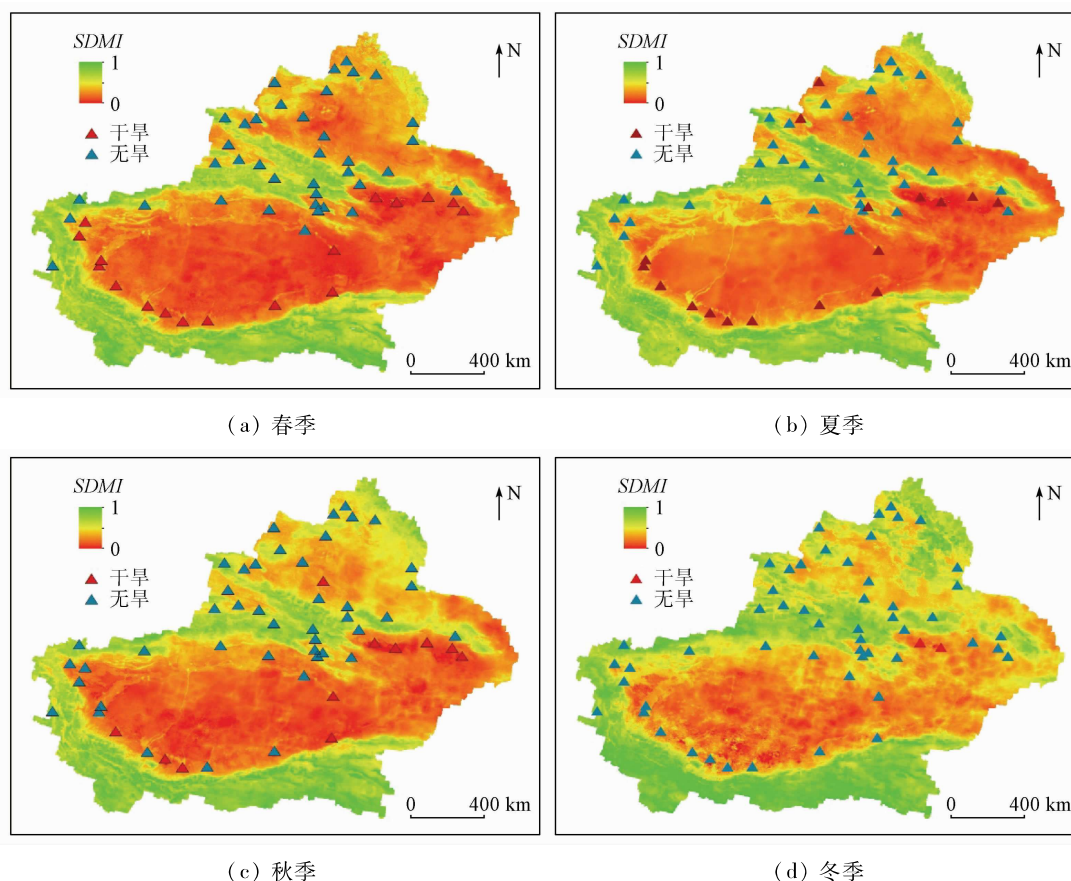


图6 研究区季节干旱分布

Fig. 6 Seasonal drought distribution of the study area

由图6可知,研究区2001—2019年间,干旱发生的主要时段为春季(图6(a))和夏季(图6(b)),且集中为中度干旱。秋季(图6(c))和冬季(图6(d))发生干旱情况较少,以轻度干旱为主。塔里木盆地是全年干旱情况都较为严重,而天山山脉以北地区,SDMI值在春夏两季较低,但是在秋冬两季就有明显升高,表明该地区在秋冬两季的干旱情况有明显的改善。这是因为天山以北可以收到来自大西洋的西风影响从而带来一定的降水,并且森林带居多,生态环境结构较为复杂稳定。

新疆地区的春旱以及夏旱情况尤为严重,春季又是农业生产的关键播种期和灌溉期,春旱严重威胁了农牧业的生产,因此对新疆春夏旱的控制和防治对新疆农业的发展十分重要。

3.3 干旱趋势分析

利用一元线性回归的方法探究月尺度综合干旱指数和时间变量的关系,从而对2020年新疆地区的干旱情况进行预测分析。利用最小二乘法的原理求得回归斜率,计算公式为:

$$Slope_k = \frac{m \sum_{i=1}^m (T_i SDMI_i) - \sum_{i=1}^m T_i \sum_{i=1}^m SDMI_i}{m \sum_{i=1}^m T_i^2 - (\sum_{i=1}^m T_i)^2}, \quad (12)$$

式中: $Slope_k$ 为回归斜率; m 为时间长度; T_i 为时间变量。

SDMI 指数越小表明越干旱,因此当一元线性回归的趋势为负时,干旱指数呈现减小的趋势,而干旱趋势则会随着时间的变化而加剧。本文对1—12月的SDMI指数进行了回归模拟分析,结果如图7所示。根据图7的预测结果显示,1—2月、10—12月的线性回归系数多为正值,并且正值的区域面积均超过了研究区总面积的50%,这表示在这些时间段内干旱趋势逐渐减弱。3—9月的线性回归系数则多为负值,因此该时间段内干旱趋势逐渐加剧,负值

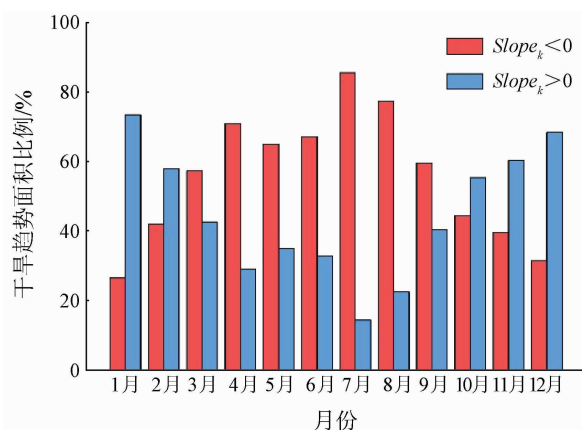


图7 1—12月线性回归斜率统计特征

Fig. 7 Statistical characteristics of linear regression slope from January to December

最大面积出现在 7 月, 占据总面积可达 85.65%。预测 2020 年该地区会发生春旱和夏旱, 7—8 月的干旱情况较为严重。据新疆维吾尔自治区气象局数据统计, 全年 1—8 月气温偏高, 降水偏少, 春夏连旱情况较为严重。预测结果与实际结果相符, 也验证了模型的准确性和可靠度。

4 结论与讨论

本文以新疆为研究区, 综合大气降水—植被—海拔相互作用等多元成因, 计算 TVDI, PCI 以及 DEM 等指数, 采用主成分分析方法构建了改进的 SDMI 指数。利用 SPEI 值对 SDMI 指数进行一元线性回归从而确定干旱等级的划分, 并且对模型的适用性和可靠性进行了相关性验证和趋势分析。通过对所构建的研究区 2001—2019 年 SDMI 栅格数据集进行分析, 可以得到如下结论:

1) 本文提出一种新的干旱指数模型, 综合考虑降水、植被、土壤以及海拔等因素, 选取 TVDI, PCI 以及 DEM 作为模型构建参量。

2) 利用 SPEI 值对 SDMI 指数进行相关性分析, 大部分月份相关系数都处于 0.6~0.8 之间, 因此 SDMI 指数能够较好地反映研究区域内的干旱变化情况。

3) 研究区域内干旱情况整体较为严重, 超过 47.7% 的地区常年处于干旱情况, 全年干旱发生频率最高可达 80%。根据气象站点所在地区的 SDMI 值可知, 位于塔里木盆地的塔克拉玛干沙漠以及吐鲁番盆地两地的干旱发生频率均超过了 60%, 而位于天山山脉以及昆仑山脉的站点发生干旱的频率不到 20%。研究区季节性干旱主要表现为春旱和夏旱, 每年的 3—8 月, 塔里木盆地和吐鲁番盆地干旱情况加剧, 天山以北地区在秋冬两季基本上处于无旱情况, 而春夏两季则发生了大面积的干旱。

参考文献 (References):

- [1] Abuzar M K, Shafiq M, Mahmood S A, et al. Drought risk assessment in the Khushab region of Pakistan using satellite remote sensing and geospatial methods[J]. *International Journal of Economic and Environment Geology*, 2019, 10(1): 48–56.
- [2] 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*, 2017, 19(1): 125–133.
Shen R P, Guo J, Zhang J X, et al. Construction of a drought monitoring model using the random forest based remote sensing[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2017, 19(1): 125–133.
- [3] 刘英, 岳辉, 侯恩科. MODIS 数据在陕西省干旱监测中的应用[J]. *国土资源遥感*, 2019, 31(2): 172–179. doi:10.6046/gtzyyg.2019.02.24.
Liu Y, Yue H, Hou E K. Drought monitoring based on MODIS in Shaanxi[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2019, 31(2): 172–179. doi:10.6046/gtzyyg.2019.02.24.
- [4] 王展鹏, 宋立生, 兰子焱, 等. 考虑下垫面类型的干旱指数比较研究[J]. *遥感技术与应用*, 2019, 34(4): 865–873.
Wang Z P, Song L S, Lan Z Y, et al. Evaluation of drought indices of metrology, hydrology and agriculture over the continental United States[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(4): 865–873.
- [5] Sun X, Wang M, Li G, et al. Regional-scale drought monitor using synthesized index based on remote sensing in northeast China[J]. *Open Geosciences*, 2020, 12(1): 163–173.
- [6] Kogan F N. Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection[J]. *Advances in Space Research*, 1995, 15(11): 91–100.
- [7] 温庆志, 孙鹏, 张强, 等. 基于多源遥感数据的农业干旱监测模型构建及应用[J]. *生态学报*, 2019, 39(20): 7757–7770.
Wen Q Z, Sun P, Zhang Q, et al. An integrated agricultural drought monitoring model based on multi-source remote sensing data: Model development and application[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39(20): 7757–7770.
- [8] 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.
- [9] 刘高鸣, 谢传节, 何天乐, 等. 基于多源数据的农业干旱监测模型构建[J]. *地球信息科学学报*, 2019, 21(11): 1811–1822.
Liu G M, Xie C J, He T L, et al. Agricultural drought monitoring model constructing based on multi-source data[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2019, 21(11): 1811–1822.
- [10] 赵慧, 姚俊强, 李新国, 等. 新疆气候干湿变化特征分析[J]. *中山大学学报(自然科学版)*, 2020, 59(5): 126–133.
Zhao H, Yao J Q, Li X G, et al. The characteristics of climate change in Xinjiang during 1961–2015[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2020, 59(5): 126–133.
- [11] 黄静, 张运, 汪明秀, 等. 近 17 年新疆干旱时空分布特征及影响因素[J]. *生态学报*, 2020, 40(3): 1077–1088.
Huang J, Zhang Y, Wang M X, et al. Spatial and temporal distribution characteristics of drought and its relationship with meteorological factors in Xinjiang in last 17 years[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2020, 40(3): 1077–1088.
- [12] Arun K K C, Reddy G P O, Masilamani P, et al. Integrated drought monitoring index: A tool to monitor agricultural drought by using time-series datasets of space-based earth observation satellites[J]. *Advances in Space Research*, 2021, 67(1): 298–315.
- [13] 史晓亮, 吴梦月, 丁皓. SPEI 和植被遥感信息监测西南地区干旱差异分析[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(12): 184–192.
Shi X L, Wu M Y, Ding H. Difference analysis of SPEI and vegetation remote sensing information in drought monitoring in southwest China[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(12): 184–192.
- [14] 陈丙寅, 杨辽, 陈曦, 等. 基于改进型 TVDI 在干旱区旱情监测中的应用研究[J]. *干旱区地理*, 2019, 42(4): 902–913.
Chen B Y, Yang L, Chen X, et al. Application of modified TVDI in

- drought monitoring in arid areas[J]. *Arid Land Geography*, 2019, 42(4): 902–913.
- [15] 余灏哲, 李丽娟, 李九一. 基于 TRMM 降尺度和 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.
- Yu H Z, Li L J, Li J Y. Establishment of comprehensive drought monitoring model based on downscaling TRMM and MODIS data [J]. *Journal of Natural Resources*, 2020, 35(10): 2553–2568.
- [16] Vicente – Serrano S M, Beguerfa S, López – Moreno J I, et al. A multiscalar drought index sensitive to global warming: The standardized precipitation evapotranspiration index [J]. *Journal of Climate*, 2010, 23(7): 1696–1718.
- [17] Irannezhad M, Ahmadi B, Kløve B, et al. Atmospheric circulation patterns explaining climatological drought dynamics in the boreal environment of Finland, 1962–2011 [J]. *International Journal of Climatology*, 2017, 37(s1): 801–817.
- [18] 陈 诚, 赵书河. 基于 TRMM 降雨数据的中国黄淮海地区干旱监测分析[J]. *国土资源遥感*, 2016, 28(1): 122–129. doi:10.6046/gtzyyg. 2016. 01. 18.
- Chen C, Zhao S H. Drought monitoring and analysis of Huanghuai Hai plain based on TRMM precipitation data [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2016, 28(1): 122–129. doi:10.6046/gtzyyg. 2016. 01. 18.
- [19] 吕潇然, 尹晓天, 宫阿都, 等. 基于植被状态指数的云南省农业干旱状况时空分析[J]. *地球信息科学学报*, 2016, 18(12): 1634–1644.
- Lyu X R, Yin X T, Gong A D, et al. Temporal and spatial analysis of agricultural drought in Yunnan Province based on vegetation condition index [J]. *Journal of Geo – Information Science*, 2016, 18(12): 1634–1644.
- [20] 任 怡, 王义民, 畅建霞, 等. 基于多源指标信息的黄河流域干旱特征对比分析[J]. *自然灾害学报*. 2017, 26(4): 106–115.
- Ren Y, Wang Y M, Chang J X, et al. Drought characteristics analysis of the Yellow River basin based on the index of multi – source information [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2017, 26(4): 106–115.

A study on the characteristics and model of drought in Xinjiang based on multi – source data

QIN Dahui¹, YANG Ling¹, CHEN Lunchao¹, DUAN Yunfei¹, JIA Hongliang¹, LI Zhenpei¹, MA Jianqin²
(1. *School of Civil Engineering and Geomatics, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China*; 2. *School of Water Conservancy, North China University of Water Conservancy and Hydroelectric Power, Zhengzhou 450046, China*)

Abstract: An improved and comprehensive drought monitoring model was developed in this study. Given multi – genetic types such as the interaction of atmospheric precipitation, vegetation growth, and elevation, multiple data sources were selected for the model, including EOS – MODIS data, TRMM precipitation data, and the region SRTM – DEM (digital elevation model) data from 2001 to 2019 in Xinjiang. The parameters including precipitation concentration index (PCI), temperature and vegetation drought index (TVDI), and DEM were calculated, and the principal component analysis (PCA) method was employed to establish the model. Then, the model was used to analyze the spatio – temporal characteristics of drought in the study area. The analytical results show that the annual occurrence frequency of drought in the study area from 2001 to 2019 was high in the middle part and low in the surrounding areas. In addition, drought struck 47.7% of the study area, and the occurrence frequency of drought reached 60% in 32.3% of the drought regions. Meanwhile, drought was concentrated in the Tarim and Turpan basins. The changing trends of drought in the study area differed greatly. For the linear regression slope of drought from March and September, the absolute values of the positive slope were far greater than those of the negative slope. Based on this, it can be predicted that the drought in the study area mainly included spring and summer droughts in 2020.

Keywords: drought monitoring; multi – source data; principal component analysis; spatio – temporal evolution; trend analysis

(责任编辑: 张 仙)