

2010年中国西南旱情的时空特征分析 ——基于MODIS数据归一化干旱指数

白开旭, 刘朝顺*, 施润和, 高 炜

(华东师范大学 地理信息科学教育部重点实验室, 华东师范大学 中国科学院对地观测与数字地球科学中心
环境遥感与数据同化联合实验室, 上海 200062)

摘要: 近年来, 干旱灾害频繁发生, 对区域内农业生产和生态环境造成了极大的破坏。为了快速准确地获取大面积地表土壤水分信息用以评估地表受旱程度, 本文以2010年年初中国西南大旱为例, 运用MODIS可见光-红外波段数据以及像元可信度综合生成了归一化干旱指数(NDDI)。同时, 结合研究区内地面气象站点实测的土壤湿度数据验证了NDDI对地表土壤湿度的敏感度。结果表明: 相比于植被状态指数(VCI)干旱监测模型, NDDI能更加灵敏地对浅层地表干湿变化做出迅速响应。最后, 本文利用NDDI分析了2010年年初中国西南大旱旱情发展的时空演变过程, 宏观上重现了此次旱情的发展历程, 并使用该指数统计了不同时间节点、不同干旱等级下的贵州省土地受旱面积。结果显示: 2010年1月-2010年4月为贵州省旱情最为严重的4个月, 平均受旱面积达103 352 km², 最大受旱面积达132 257 km², 占贵州省总面积的75%以上。同时, 旱情等级为重旱的土地面积最大达到88 246 km², 占贵州全境土地面积的50%以上。

关键词: 土壤水分; 归一化干旱指数; 时空演变; 干旱; MODIS

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2012.00032

1 引言

干旱是区域范围内因长期无降水或降水异常偏少而造成空气干燥、土壤缺水甚至干涸的现象^[1], 在气象学上, 其分为干旱气候和干旱灾害两种表现形式。中国是一个农业大国, 同时又是一个干旱灾害频发国, 纵观其历史, 每一次干旱灾害的发生, 都对农业生产造成了严重的影响, 直接阻碍了社会经济发展的步伐。干旱灾害的损失之所以如此严重, 正是由于干旱发生的频率高, 影响范围广, 持续时间长, 后延影响大^[2]。

面对干旱灾害的巨大破坏性, 如何快速高效地监测干旱旱情发生、发展的时空演变过程, 成为人们急于采取措施应对干旱的首要任务。传统的干旱监测方法主要是利用历史气象资料进行统计模拟, 如降水距平百分率、Z指数法等, 这两种算法虽然简单、操作性强, 但需要搜集查找大量的历史气象统计资料, 且无法和干旱建立定量关系, 不利于

从宏观态势上对旱情作出快速准确的评估, 只适用于大尺度或全球范围干旱和气候变化监测, 无法满足小尺度或区域级干旱监测^[3]。

遥感具有动态、高效、经济、宏观等特点, 同时, 遥感卫星搭载多种传感器, 使得人们可以多角度、全方位、大视角地获取地表综合信息。因此, 利用卫星遥感监测区域大面积干旱旱情, 已成为当前干旱监测的有效手段。干旱旱情监测的实质是对土壤湿度的监测, 目前, 利用遥感进行干旱监测的方法主要有土壤热惯量法、植被供水指数法, 以及土壤水分光谱特征法等^[1]。

利用不同传感器获取的遥感数据, 借用不同研究模型, 提取能够表征和反映地表植被和土壤水分变化的参数, 可以较为有效地监测和评估区域旱情的时空演变特征。其中, Rouse等^[3](1974)提出的归一化植被指数(NDVI, Normalized Difference Vegetation Index)应用最为广泛。干旱直接反映在下垫面的变化上就是土壤水分的盈缺和植被长势

收稿日期: 2011-04-27; 修回日期: 2011-12-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41101037); 高等学校博士学科点专项科研基金资助课题(20100076120024); 中央高校基本科研业务费专项(华东师范大学); 地理信息科学教育部重点实验室主任基金。

作者简介: 白开旭(1987-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为定量遥感。E-mail: kaixubai@gmail.com

* 通讯作者: 刘朝顺(1980-), 男, 博士, 主要从事陆面定量遥感。E-mail: cslu@re.ecnu.edu.cn

的好坏。因此,根据植被指数的动态变化可以监测区域旱情的发展演变。Sandholt 等^[4](2002)利用简化的 NDVI-Ts 特征空间^[5]提出水分胁迫指标,即温度植被旱情指数(TVDI, Temperature Vegetation Dryness Index)来监测土壤水分的变化,该方法主要是研究植被指数 NDVI 和温度 Ts 的反演,以及两者与土壤湿度的关系。Kogan^[6](1995)利用多年 NOAA/AVHRR 数据集,提出运用植被状态指数(VCI, Vegetation Condition Index)来监测植被受胁迫程度,从而反映区域干旱的程度。虽然植被状态指数能够反映植被在不同时间段因气候变化影响而产生的波动情况,并减弱或消除地域因素、生态因素和土壤背景等对植被指数的影响,从而表达出大范围的干旱状况^[7]。总体而言,单一使用植被指数进行旱情的监测不能实时反映当前的干旱程度,即具有一定的滞后性,同时,地表覆盖类型的年际变化会影响干旱监测的准确性^[8]。

为了准确反映出地表水分信息,Gao^[9](1996)提出了利用水体在近红外(NIR)和短波红外(SWIR)的吸收率差异,生成归一化水体指数(NDWI, Normalized Difference Water Index)来反映地表水分状况^[10]。Gu^[11]等(2007)发现相比于 NDVI,NDWI 可以更加灵敏快速地对于旱作出响应。为了能够精确快速地获取当前地表干旱状况,Gu 等提出了归一化干旱指数(NDDI, Normalized Difference Drought Index),该指数有效地将 NDVI 与 NDWI 结合起来并利用二者优势综合反映地表因干旱导致的植被长势和土壤湿度变化,进而反映出当前地表的干旱程度。

本文利用 MODIS 地表反射率产品和 MOD13 产品中的像元可信度数据,综合计算生成了 NDDI 指数,经与对应农业气象站点实测土壤湿度数据进行回归分析,验证了 NDDI 指数反映地表受旱程度的精度。最后,以 2010 年年初中国西南大旱为例,使用 NDDI 指数分析了此次大旱旱情的时空演变特征,宏观上重现了此次旱情的发展历程。通过与研究区内相应时间段降水数据对比分析,结果表明,NDDI 指数较好地模拟了此次旱情的时空发展变化过程。

2 研究区与数据

本文采用一景 MODIS 影像覆盖下的中国西南

部分地区为研究区,主要涉及云南大部、贵州全境和广西壮族自治区西部(见图 1)。该区域地处低纬度高原,地理位置特殊,地形地貌复杂,属于典型的高原季风气候类型。春季,西南地区受副热带高压控制,雨量减少,降水变率较大,极易发生春旱。在 2010 年年初,贵州等西南五省更是秋冬连旱,遭遇了百年一遇的特大干旱灾害,对区域内人们农业生产生活造成了严重影响。



图 1 研究区及气象站点分布图

Fig. 1 The study area and spatial distribution of meteorological stations

研究数据主要利用了 MODIS 影像数据和中国气象台站实测气象数据。MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer, 中分辨率成像光谱仪)是美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)发射的 EOS (Earth Observing System, 地球观测系统)系列卫星上搭载的主要遥感探测仪器之一。MODIS 数据具有良好的时间分辨率,每 1-2 天可获得一次全球观测数据,并且具有 250m、500m 和 1 000m 三种空间分辨率,而且拥有 36 个光谱通道,其中可见光—短波红外 20 个,热红外 16 个。谱带宽度 10~35nm,扫描轨道宽度为 2 330km,是目前对地观测比较理想的数据源^[4]。

本文使用的影像数据主要为搭载在 Terra 卫星上的 MODIS 传感器获取的可见光、近红外以及短波红外数据反演出的 MOD09 L2 地表反射率产品和 MOD13 植被指数产品。地表反射率主要用以计算归一化植被指数、归一化水体指数、植被状态指数和归一化干旱指数。在计算归一化干旱指数时,引入了 MOD13 产品中的像元可信度数据(见表 1),主要用来去除气溶胶、云等信息对模拟精度的影响。

在后续的验证分析过程中,本文使用了云南、贵州、广西三省部分基本地面农业气象站点实测的气象数据,如土壤相对湿度、降水量等,主要用于验

证 NDDI 对旱情的模拟精度。

表 1 像元可信度值及其描述

Tab. 1 Description of pixel reliability data

Rank keys	Interpretation	Description
-1	Fill/no data	Not processed
0	Good data	Use with confidence
1	Marginal data	Useful, but look at other QA information
2	Snow/ice	Target covered with snow/ice
3	Cloudy	Target not visible, covered with cloud

3 旱情时空特征分析原理与方法

NDVI 是利用绿色植被的光谱响应特征差异,即绿色植被在近红外 (0.74~1.3μm) 谱段内由于叶片的内部结构形成高反射和在以 0.67μm 为中心的红波段内由于叶片色素强烈吸收辐射能而呈现吸收谷,从而判定植被生长状态及植被覆盖程度。NDVI 是将简单的比值植被指数 RVI 经非线性归一化处理得到,被定义为近红外波段与可见光红波段数值之差和这两个波段数值之和的比值^[4],见公式 1。

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} = \frac{band2 - band1}{band2 + band1} \quad (1)$$

式中:ρ_{NIR} 为近红外波段反射率,ρ_{RED} 为红波段反射率,band1 和 band2 分别为 MODIS 第 1 波段反射率和第 2 波段反射率。

NDWI 是基于短波红外 (SWIR) 与近红外 (NIR) 的归一化比值指数,与 NDVI 相比,该指数能有效地提取植被冠层以及地表的水分含量,在植被冠层受水分胁迫时,NDWI 能及时地作出响应,这对于实时获取地表干湿状况具有重要意义。该指数被定义为近红外波段与短波红外波段数值之差和这两个波段数值之和的比值,见公式(2)^[12-13]。

$$NDWI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR}} = \frac{band2 - band7}{band2 + band7} \quad (2)$$

式中:ρ_{NIR} 为近红外波段反射率,ρ_{SWIR} 为短波红外波段反射率,band2 和 band7 分别为 MODIS 第 2 波段反射率和第 7 波段反射率^[7]。

NDDI 是利用 NDVI 和 NDWI 各自具有的优势,通过植被和水分的变化来综合表达出区域内地表的干旱状况,被定义为 NDVI 与 NDWI 之差和两者之和的比值^[11],见公式(3)。

$$NDDI = \frac{NDVI - NDWI}{NDVI + NDWI} \quad (3)$$

式中:NDVI 为归一化植被指数,NDWI 为归一化水体指数。

VCI 是利用作物生长变化来反映区域内水分信息对作物受胁程度,从而表达出区域内干旱状况^[12],被定义为某一时刻的 NDVI 值与该时间段内 NDVI 最小值之差和该时间段内 NDVI 最大值与最小值之差的比值,见公式(4)。

$$VCI = \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \quad (4)$$

式中:NDVI、NDVI_{max}、NDVI_{min} 分别为平滑后的 NDVI 值、整个时间序列 NDVI 最大值和最小值^[4]。

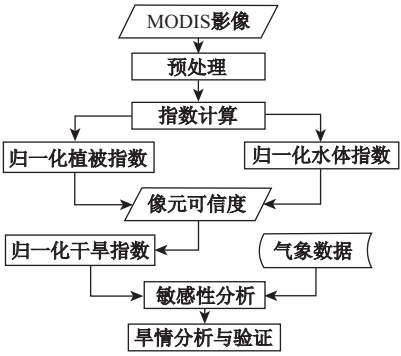


图 2 主要研究流程与技术路线

Fig. 2 The main research process and the technology roadmap of this paper

图 2 为本文研究技术路线图。首先,利用 MOD09 产品不同波段地表反射率数据,根据公式(1)和公式(2),分别计算出归一化植被指数和归一化水体指数。结合 MOD13 产品中的像元可信度数据,利用公式(3)计算出归一化干旱指数。像元可信度数据可以有效地反映出有冰雪或云覆盖的像元,在 NDDI 计算过程中,对于有冰雪或云覆盖的像元,将其对应的 NDDI 值赋为空值,从而保证后续敏感性分析的精度。

为了验证归一化干旱指数表征地表干湿状况的敏感性,本文通过建立地面气象站点所在经纬度对应的 NDDI 值与该气象台站实测土壤相对湿度数据的回归模型,得出相应的决定系数来予以分析,主要采用以下两种方法:一是选取 2009 年第 305 天研究区内气象台站实测的土壤相对湿度数据,即单日内多个站点数据与相应的 NDDI 建立回归;二是选取研究区内云南昭通台站整个时间序列实测的土壤相对湿度数据,即整个时间序列内单站

点实测数据与相应的 NDDI 建立回归。同时,为了研究 NDDI 与不同深度土壤水分间的关系,本文分别选取了气象站点实测的 10cm 土壤相对湿度和 20cm 土壤相对湿度数据与相应 NDDI 值建立回归模型,对比分析 NDDI 对不同层次土壤水分的敏感程度。

4 2010 年我国西南旱情时空特征分析

4.1 敏感性分析

图 3 与图 4 分别展示了研究区 2009 年第 305 天多个站点对应的 NDDI、VCI 与相应土壤湿度数据回归分析结果和云南昭通站点整个时间序列 NDDI、VCI 与相应土壤湿度数据回归分析结果,从中可以得出以下结论:

(1)NDDI 与土壤相对湿度呈显著负相关,VCI 与土壤相对湿度呈正相关。

(2)NDDI 比 VCI 更能及时准确地反映该区域的浅层地表土壤干旱程度。在与 10cm 土壤相对湿度数据回归分析结果中,NDDI 始终都比 VCI 具有更高的决定系数,其中,在 2009 年第 305 天多个站

点数据回归分析结果中, R^2 分别为 0.6703 和 0.6614;在云南昭通站点整个时间序列数据回归分析结果中, R^2 分别为 0.535 和 0.4699。

(3)相比于 NDDI,VCI 更能准确地反映深层次土壤水分对植被长势及健康的影响。在与 20cm 土壤湿度数据回归分析结果中,VCI 比 NDDI 拥有更高的决定系数,其中,在 2009 年第 305 天多个站点数据回归分析结果中, R^2 分别为 0.3014 和 0.3937;在云南昭通站点整个时间序列数据回归分析结果中, R^2 分别为 0.3512 和 0.3575。

经对比分析,NDDI 与 10cm 土壤湿度数据的回归精度远高于与 20cm 土壤湿度数据回归精度,最大决定系数为 0.6703,表明 NDDI 较多地反映了地表表层土壤的湿度信息,无法准确地反映深层次土壤湿度;较于 NDDI,VCI 具有相同的特征,即与 10cm 土壤湿度具有较高的回归精度。然而,在与 20cm 土壤湿度数据回归分析中,VCI 比 NDDI 具有更高的决定系数,但总体上仍低于与 10cm 土壤湿度数据的回归精度。经分析,造成此现象的主要原因在于 VCI 完全依赖于 NDVI。NDVI 相比于 NDWI,表现在时空尺度上,具有很大的滞后性,即不能反映出当前地表湿度状况。

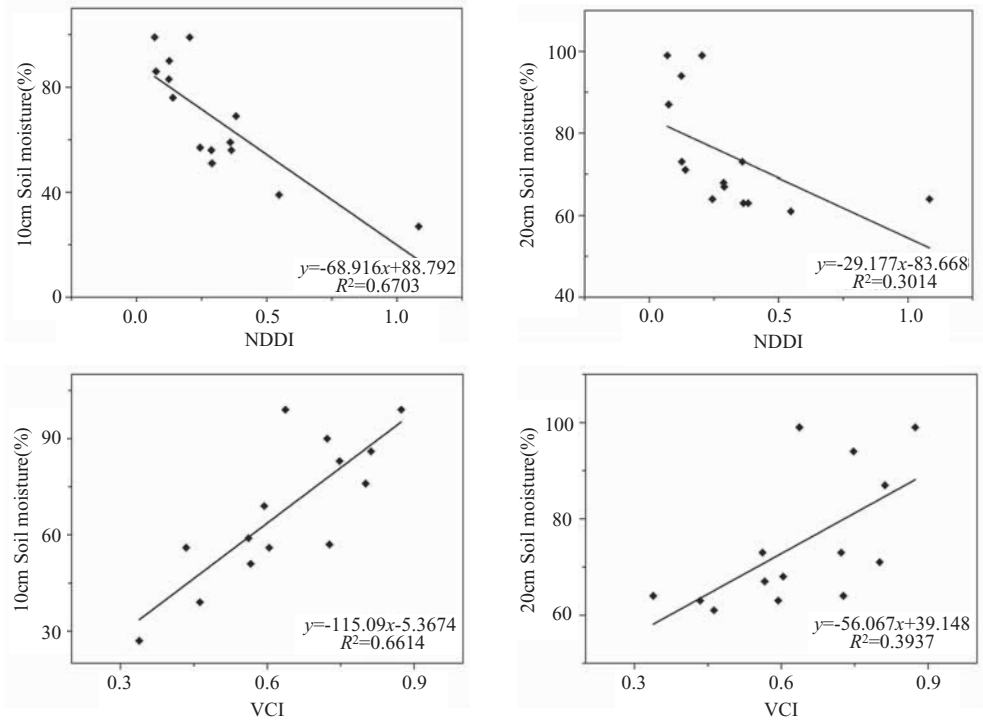


图 3 单日(DOY:2009305)多站点 NDDI、VCI 与土壤湿度相关分析对比

Fig. 3 Comparisons of correlations between NDDI and VCI with soil moisture during the first 305 days in 2009 in the study area

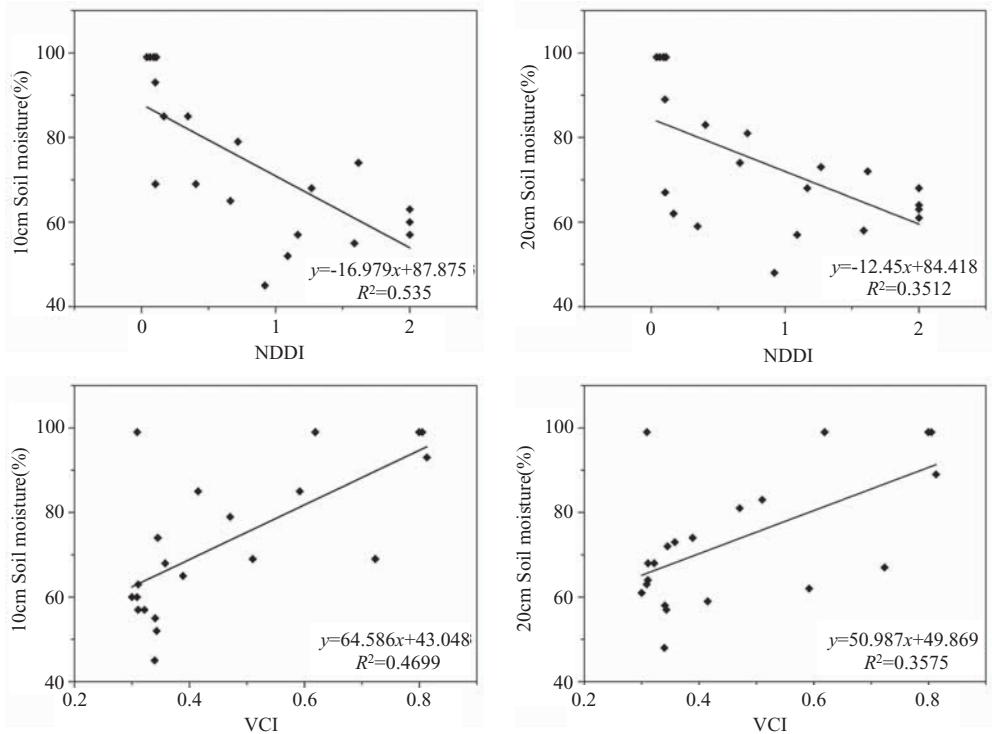


图 4 云南昭通站点整个时间序列 NDDI、VCI 与土壤湿度相关分析对比
Fig. 4 Comparisons of correlations between NDDI and VCI with soil moisture at the Zhaotong meteorological station in the study area through periods of drought

4.2 西南旱情监测分析

敏感性分析结果表明:NDDI 对地表土壤湿度变化具有较高的敏感度。因此,利用 NDDI 监测区域旱情也将具有良好的可信度。参考农业气象观测规范划分的干旱等级标准:土壤相对湿度<40%为重旱,40%~50%为中旱,50%~60%为轻旱,60%~80%为正常,80%~100%为湿润^[2],根据此标准,利用上述回归分析结果,将研究区域的干旱程度等级划分为 5 级,详细划分标准见表 2。

表 2 研究区干旱等级划分标准

Tab. 2 Drought severity evaluation criterion in the study area

级别	土壤相对湿度	NDDI	等级
1	<0.4	>0.7075	重旱
2	0.4~0.5	0.5625~0.7075	中旱
3	0.5~0.6	0.4175~0.5625	轻旱
4	0.6~0.8	0.1275~0.4175	正常
5	>0.8	<0.1275	湿润

根据表 2 划分标准,本文使用 NDDI 动态重现了此次西南大旱旱情从发生、发展到结束的整个时

空演变过程(见图 5),从中可以看出:

(1)旱情持续时间长,波及范围广。此次大旱从 2009 年 11 月开始出现,直至 2010 年 7 月才消失,时间跨度长达 8 个月之久。同时,旱情最开始在云南东部和贵州西南部显现苗头,逐步扩展到云南中东部、广西北部、贵州绝大部分地区,波及范围广。

(2)重旱持续时间长。在旱情发展的 8 个月中,重旱持续时间达 3 个月,并且影响范围广,绝大多数受旱区域干旱等级都达到重旱级别。

(3)旱情在 4 月后开始有所缓解,到 5 月受旱面积已明显减少,至 7 月旱情基本消失。

此次旱情对我国西南地区农业生产和生活造成了极为严重的破坏,旱情从 2009 年开始出现直至 2010 年夏初才得以缓解,整个旱情时间跨度大,影响范围广,旱情级别高,而且重旱主要出现在春季,对当地春耕等农业生产活动造成了严重破坏。同时,干旱级别从 2010 年 1 月出现的中旱发展到 2010 年 2 月的重旱,其时间间隔短,不足 1 月时间,且受旱面积迅速扩大,表明了干旱后延影响大的特征。

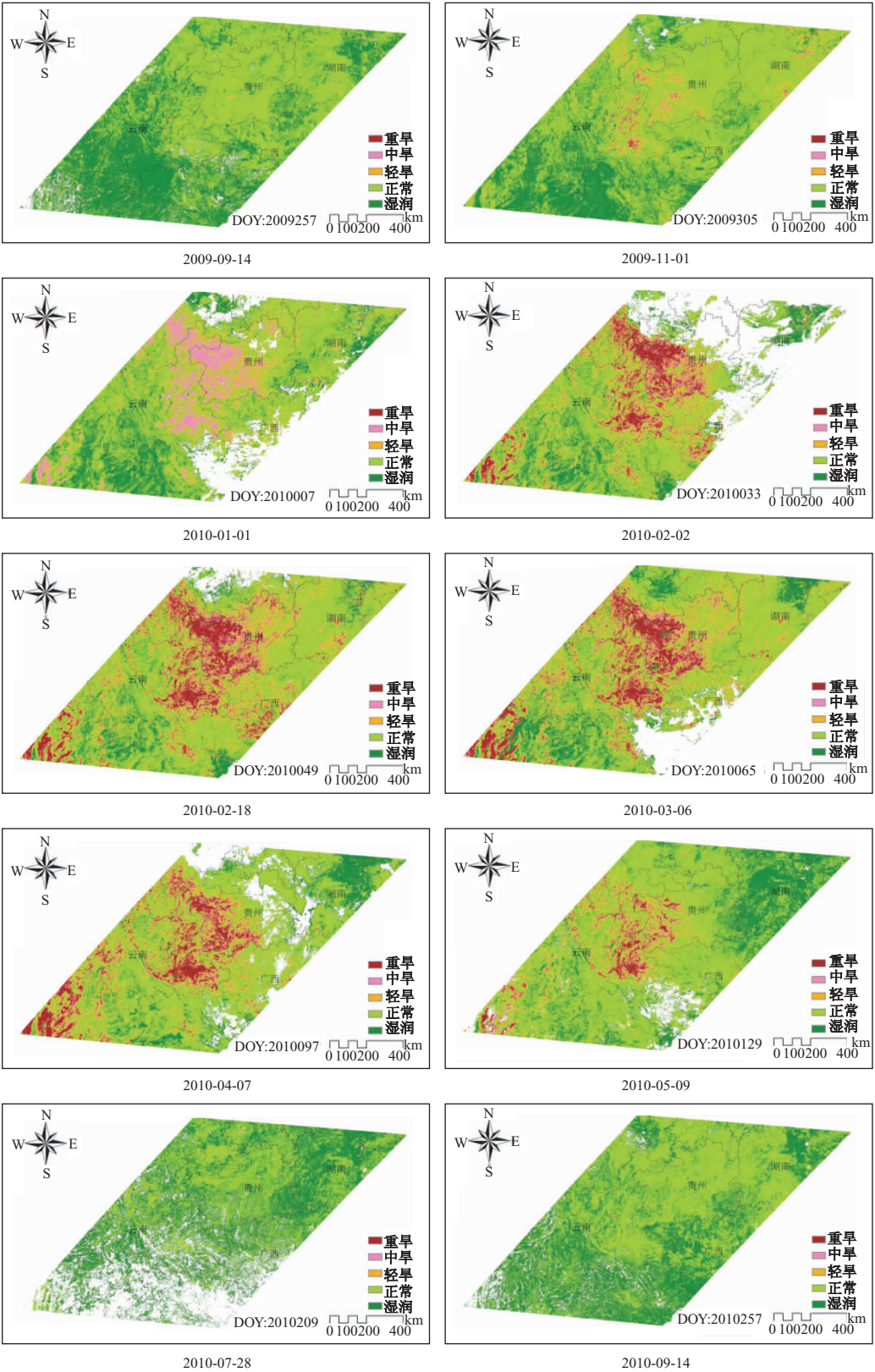


图 5 研究区旱情时空分布(图中白色部分为云)

Fig. 5 Spatio-temporal distribution of drought from 2009 to 2010 in southwest China in the study area.
White area in the graph denotes no data which represents clouds

4.3 验证分析

为了反映旱情发生前后地表植被和水分的变化,本文分别选取了一景云量最少的旱情监测图,通过对比分析同一时相的 NDDI 值,客观反映出旱情发生前后地表植被和湿度的变化,图 6 反映了研究区内部分站点在 2009 年与 2010 年相同时相(DOY:097)的 NDDI 值。经对比发现,干旱是直接导致 2010 年研究区内站点对应像元的 NDDI 值高于 2009 年同期的直接原因。

为了验证此次旱情发生、发展演变过程及其原因,本文结合地面气象站点实测的空气相对湿度、降水等数据来加以分析,表 3 记录了研究区部分气象站点实测的平均相对湿度及降水量,通过对比分析发现,较往年同期数据,2009 年 10 月-2010 年 5 月各个站点实测的平均相对湿度和总降水量都明显偏低。早期内(2009.10-2010.05)研究区总降水量相比于往年同期严重偏少,最大降幅达 59.3%。同时,通过对比干旱发生前期(2009.06-2009.09)与往年同期累计降水量,发现干旱发生前期研究区

内降水量较往年同期明显偏少,局部降幅达 49.25%。由此可见,降水偏少是导致此次西南大旱的直接原因。

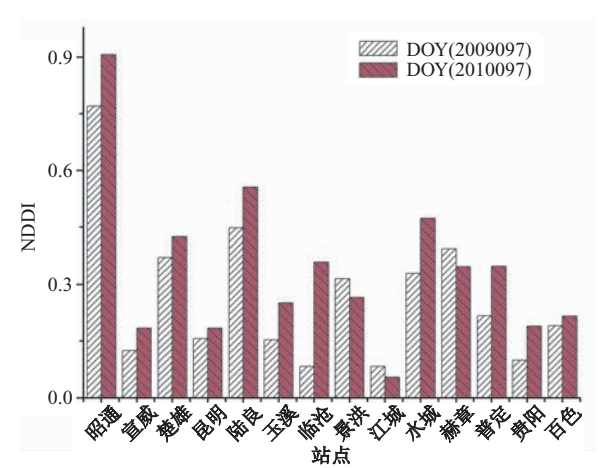


图 6 研究区部分站点同一时相的 NDDI 值对比
Fig. 6 Comparison of NDDI on the same day of 2009 and 2010 at different corresponding ground-based stations in the study area

表 3 研究区部分站点相对湿度及降水量统计						
Tab. 3 Statistical analysis of relative air humidity and precipitation collected from meteorological stations in the study area						
站点	早期内平均相对湿度(%)		早期内总降水量(mm)		前期累计降水量(mm)	
	2009.10-2010.05	往年同期*	2009.10-2010.05	往年同期*	2009.06-2009.09	往年同期*
昭通	67.1	71.6	144.9	224.9	343.7	407.8
昆明	57	63.9	128.4	272.7	442.6	704.3
沾益	60.9	65.2	155.5	329.2	544.4	594.2
蒙自	57	67	180.5	341.6	463.4	539.5
广南	67.6	74.9	258.1	350	545.7	663.5
河池	68.1	72.5	415.9	588.9	669.8	776.2
百色	66	73.8	379.2	431.1	530.7	690.2
盘县	63.4	73.2	238.3	458.6	717.3	838
安顺	73.1	78.9	216.9	489.8	624.7	745.2
贵阳	72.9	78.8	260.4	517.9	409.3	580.9

* 往年同期数据为近 10 年来相同时间段内数值取平均值

图 7 显示了研究区部分站点在早期内的逐月平均降水量。从 2009 年 10 月开始,研究区内降水量大幅减少,该时间节点与通过 NDDI 监测的干旱发生时间节点相吻合。同时,在 2009 年 11 月-2010 年 3 月期间,研究区内降水数据严重偏小,降水量普遍不足 10mm,即基本没有降水。从 2010 年 4 月起,研究区内开始出现大幅降水,平均降雨量高

达 46mm,有效地缓解了当地旱情。该时间节点与利用 NDDI 监测的干旱分布图所体现出来的旱情变化时间节点匹配良好,从而进一步表明,NDDI 对区域范围内旱情变化模拟具有较高的精度。同时,较于 2000-2008 年同时期内的月平均降水量,2009 年研究区早期内的月平均降水量均处于较低水平,局部差额高达 46.3mm。

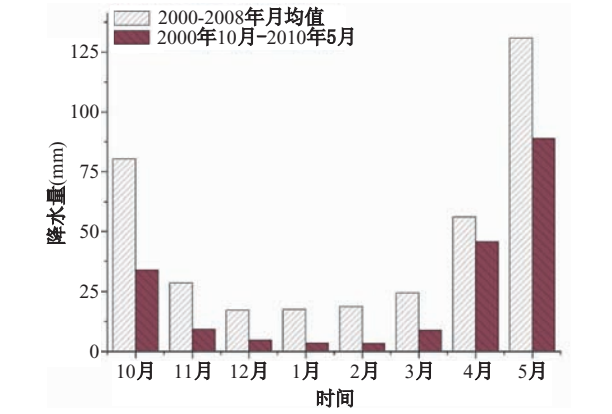


图 7 研究区早期内月平均降水数据统计对比

Fig. 7 Comparison of monthly average precipitation from October 2009 to May 2010 in the study area

为了研究此次旱情的影响范围和严重程度,文中依据表 2 干旱等级划分标准,基于 NDDI 统计了不同旱情等级所对应像元的个数,大致提取了贵州省不同时间节点、不同干旱等级下的土地受旱面积,见表 4。自 2009 年 11 月开始,不同干旱等级下的土地受旱面积都显著增长,直至 2010 年 5 月受旱面积才急剧减少,并在 9 月降到最小。其中,2010 年 1 月-2010 年 4 月为旱情最为严重的 4 个月,平均受旱面积达 103 352km²,最大受旱面积达 132 257km²,占贵州省总面积的 75%以上。同时,旱情等级为重旱的土地面积最大达 88 246km²,占贵州全境土地面积的 50%以上。另外,通过图 7 与表 3 的分析我们得知,此次干旱在 2010 年 5 月之后得以有效缓解,受旱面积大幅减少,然而,表 4 中的

表 4 贵州省不同干旱等级的土地受旱面积统计				
Tab. 4 Statistics of land areas with different drought severities retrieved with NDDI in Guizhou Province				
时间	轻旱 (km ²)	中旱 (km ²)	重旱 (km ²)	总受旱面积 (km ²)
2009-09-14	829	62	616	1507
2009-11-01	14077	3378	1161	18616
2010-01-01	35473	18745	27611	81829
2010-02-02	25117	18894	88246	132257
2010-02-18	40935	26381	47953	115269
2010-03-06	34242	19764	41028	95034
2010-04-07	20991	13816	57564	92371
2010-05-09	15787	7513	8758	32058
2010-07-28	38	8	8489	8535
2010-09-14	147	20	581	748

数据显示在 2010 年 7 月及 9 月,贵州省仍有部分区域土地处于干旱状态下,经分析,造成此现象的原因极有可能是这些区域的土地类型为沙地或道路、建筑用地等,具有同干旱裸地相类似的影像特征。

5 结论与讨论

本文基于 MODIS 数据,利用 NDVI、NDWI、像元可信度等综合生成了归一化干旱指数(NDDI),结合站点实测气象数据,通过建立回归模型就该指数对土壤湿度的敏感性予以了验证。最后,使用该指数分析了 2010 年年初中国西南大旱的旱情时空分布特征,宏观重现了此次大旱的时空演变历程,并统计了不同时间节点、不同干旱等级下的贵州省土地受旱面积。经验证,NDDI 对此次旱情的发展变化作出了良好的响应。

本文在研究过程中发现,卫星遥感技术虽然能够获取大范围地表信息,但获取的大多是地表表层信息,对于高精度的获取深层次下垫面信息具有一定的难度。归一化干旱指数虽然较好地反映出此次干旱旱情的时空演变过程,但在表征深层次土壤湿度信息方面仍显得力不从心,不能高精度反映深层土壤水分的变化情况,鉴于此,在后续研究中可考虑使用微波遥感,利用微波遥感在获取土壤湿度方面的优势,解决在有植被影响下估算土壤含水量的问题。其次,地表的复杂程度以及冰雪、云的干扰将严重影响结果的精度。同时,道路、建设用地以及沙地等高反射目标地物表征在 NDDI 影像上,具有同干旱裸地相类似的影像特征,因此,在旱情统计时亦将此类像元划分为受旱区域,是造成旱情统计偏差的一大主要原因。在后续研究中,可以考虑引入高分辨率影像数据或土地利用数据,预先剔除城市用地、道路、河滩等用地类型,保证旱情分析的精度。另外,卫星获取数据与地面实测数据的时间不同步性也对验证的精度造成了一定的偏差。在后续的研究工作中,将引入蒸散发数据,借用数据同化技术来更加精确地获取地表土壤湿度信息,从而推进干旱研究的步伐。

致谢:本文使用的地面站点气象数据是由中国气象科学数据共享网提供,在此表示感谢。

参考文献:

[1] 陈晓玲,赵红梅,田礼乔. 环境遥感模型与应用[M].

- 武汉:武汉大学出版社,2008,188-189.
- [2] 宋连春,邓振镛,董安祥,等. 干旱[M]. 北京:气象出版社,2003,9-10.
- [3] Rouse J W, Hass R H, Schell J A, Deering D W. . Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS[J]. Proceedings of the 3rd Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium. Greenbelt, MD; NASA SP-351, 1974;309-317.
- [4] Sandholt I, Rasmussen K and Andersen J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status[J]. Remote Sens. Environ. , 2002,79(2):213-224.
- [5] 黄泽林,覃志豪. 利用 MODIS 数据监测大面积土壤水分与农作物旱情研究[J]. 安徽农业科学,2008, 36(11):4784-4787.
- [6] Kogan F N. . Drought of the late 1980s in the United States as derived from NOAA polar-orbiting satellite data[R]. Bulletin of the American Meteorological Society, 1995,76: 655-668.
- [7] 赵英时,等. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京:科学出版社,2003,396-397.
- [8] 张学艺,张晓煜,李剑萍,等. 我国干旱遥感监测技术方法研究进展[J]. 气象科技,2007,35(4):574-578.
- [9] Gao B. NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space [J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58: 257-266.
- [10] Jinyoung Rhee, Jungho Im and Carbone G J. Monitoring agricultural drought for arid and humid regions using multi-sensor remote sensing data [J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114, 2875-2887.
- [11] Gu Y, Brown J F, Verdin J P and Wardlaw B. A five-year analysis of MODIS NDVI and NDWI for grassland drought assessment over the central Great Plains of the United States [J]. Geophysical Research Letters, 2007, 34. doi:10.1029/2006GL029127.
- [12] Abduwasit Ghulam, Qiming Qin, Tashpolat Teyip and Zhao-Liang Li. Modified perpendicular drought index (MPDI): a real-time drought monitoring method[J]. Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2007, 62, 150-164.
- [13] 宋小宁,赵英时. 应用 MODIS 卫星数据提取植被-温度-水分综合指数的研究[J]. 地理与地理信息科学, 2004, 20(2):13-17.

Analysis of Spatio-temporal Characteristics of Drought in Southwest China in 2010 by Using MODIS-based Normalized Difference Drought Index

BAI Kaixu, LIU Chaoshun*, SHI Runhe and GAO Wei

(Key Laboratory of Geographic Information Science, Ministry of Education, East China Normal University,
Joint Laboratory for Environmental Remote Sensing and Data Assimilation, ECNU & CEODE, CAS,
Shanghai 20062, China)

Abstract: Drought has frequently brought huge damage to local agricultural production and ecological environment in China. In order to acquire large-scale land surface water information to assess drought severity quickly and accurately, normalized difference drought index (NDDI) was proposed which based on visible and near infrared band reflectance. In this paper, the spatio-temporal characteristics of drought in southwest China in 2010 was analysed using NDDI, with Yunnan, Guangxi and Guizhou provinces as the study area. Firstly, MODIS images were preprocessed and then normalized difference vegetation index (NDVI) and normalized difference water index (NDWI) were calculated with different bands data retrieved from MODIS reflectance product. Secondly, NDDI was calculated by using NDVI and NDWI. During this process, pixel reliability data acquired from MODIS product was introduced. The main purpose of this data was to eliminate noise such as clouds and ice or snow in NDDI calculation. Next, the correlation between NDDI and ground-based soil moisture was validated, also intercomparison between NDDI and vegetation condition index (VCI) was analysed. The result showed that NDDI was sensitive to ground

model. Theoretically ASL is related to the calculation of lateral flow and routing timing, which eventually impacts simulation of the total surface runoff. SWAT (Soil and Water Assessment Tools) is a river basin scale model developed to predict the effects of management decisions on water, sediment, nutrient and pesticide yields with reasonable accuracy on larger, and ungauged river basins. The AVSWAT model, an integration of SWAT2005 and ArcView GIS 3. 2, was applied in this paper to simulate monthly stream flow (1990 – 2009) of the Yingluoxia outlet of the 10 000 km² upstream basin of the Heihe River basin (HRB). The simulation showed that ASLs calculated by the AVSWAT model were not consistent with the actual cases in the upstream basin of HRB. As a result, it led to an inaccurate simulation. To address this problem, a new approach has been adopted to correct ASL of each sub-basin. A regression equation, which reflects the relationship between average slope and average length, was established by measuring average slope of each sub-basin. Using the corrected slope lengths and the default parameter set of SWAT together with meteorological and hydrologic data from 1990 to 2009, Nash-Sutcliffe coefficient (NSE) of monthly runoff simulation is obviously improved to 0. 75 in contrast with 0. 60 with uncorrected slope lengths and same parameter set. Sensitivity analysis and an examination of CN2 parameter were also conducted to prove the applicability of this correcting method. The results showed that corrected slope lengths were more suitable for the studied mountainous basin and also verified its applicability of the adopted correction approach. Using the corrected ASLs, an error-trial optimization was used to optimize other parameters. The validation with daily runoff from 2000 – 2009 showed an NSE of up to 0. 81, which suggested an acceptable simulation for the study basin. We concluded on basis of corrected slope lengths quite good simulation can be achieved by parameter optimization. Therefore, the approach to correct ASL is feasible in mountainous basin, and the corrected slope lengths have made the stream flow simulation better.

Key words: Heihe River basin (HRB); average slope length; SWAT; sensitivity analysis

(上接第 40 页)

soil moisture and demonstrated even quicker response to shallow surface drought severity than that of VCI. Finally, the spatio-temporal distribution of drought in southwest China in 2010 was reoccurred with NDDI index, and also land area with different drought severity was derived. The result showed that the period that suffered from most severe drought conditions lasted from January to April in 2010 in Guizhou Province, the maximum drought-stricken area was 132257 km² and it occupied more than 75% of the total area of Guizhou Province. Meanwhile, the maximum area suffered from “heavy drought” was 88246 km² and it occupied more than 50% of the total area of Guizhou Province.

Key words: soil moisture; normalized difference drought index; spatio-temporal characteristics; drought; MODIS