

基于重构的 Landsat 8 时间序列数据和 温度植被指数的区域旱情监测

路 中¹, 雷国平^{1,2}, 马泉来¹, 郭晶鹏¹, 王居午¹

(1. 东北农业大学 资源与环境学院, 哈尔滨 150030; 2. 东北大学 土地管理研究所, 沈阳 110004)

摘 要: 为了快速且准确地估算大区域范围内土壤水分信息, 实现松嫩平原北部区域旱情的监测。基于 Landsat 8 时间序列数据, 计算归一化植被指数(NDVI)和地表温度指数(LST)的时间序列数据, 在此基础上利用 Savitzky-Golay (S-G)滤波对所得时间序列数据进行了重构, 弥补因受云和大气影响而产生的噪声。然后根据重构后的 NDVI 和 LST 数据, 求得温度植被指数(TVDI); 探讨 TVDI 和土壤湿度之间的关系, 构建土壤湿度反演模型, 并结合野外实测数据对模型精度进行了验证。结果表明: (1) S-G 滤波可以有效地弥补因受云和大气影响而产生的不足, 提高 Landsat 8 时间序列数据的质量; (2) 温度植被干旱指数可以有效地反映土壤湿度状况, 经过 S-G 滤波处理后的数据反演精度更高(RMSE=2.14%); (3) 经过 S-G 滤波处理后的 Landsat 8 数据可以更为精确实现大区域范围内时间序列的旱情监测, 为区域旱情的监测提供借鉴。

关键词: 区域干旱监测; 土壤湿度; Landsat8 时间序列数据; S-G 滤波

中图分类号: TP79

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2018)05-0371-07

Regional Drought Monitoring Based on Reconstructed Landsat 8 Data and Temperature Vegetation Index

LU Zhong¹, LEI Guoping^{1,2}, MA Quanlai¹, GUO Jingpeng¹, WANG Juwu¹

(1. College of Resources and Environment, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China; 2. Land Management Institute, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract: In order to estimate the range of large area quickly and accurately in the soil moisture information, realize the monitoring of regional drought in northern Nenjiang, based on the time series data of Landsat 8, we calculated the normalized difference vegetation index (NDVI) time series data and surface temperature index (LST) time series data. The Savitzky-Golay (S-G) filter was used to reconstruct the time series data to compensate for the noise caused by cloud and atmosphere. According to the reconstructed NDVI and LST data, the temperature vegetation index (TVDI) was calculated; on the basis of the relationship between TVDI and soil moisture, soil moisture inversion model was constructed. Finally, combining with the local field data verified the accuracy of the model of soil moisture. The results show that: (1) S-G filtering can effectively compensate for the defects caused by cloud, and improve the quality of Landsat 8 time series data; (2) the temperature vegetation drought index can reflect the soil moisture data effectively; after S-G filtering data, the inversion accuracy of soil moisture is higher(RMSE = 2.43 %); (3) drought monitoring after S-G filtering Landsat 8 time series data can be achieved within the study area, and provide reference for regional drought monitoring.

Keywords: S-G filter; Landsat 8 time series data; soil moisture; regional drought monitoring

土壤水分是影响陆面和大气界面之间水分和能量交换的关键因子之一,是陆面生态系统水循环的核心变量之一^[1],同时也是植物生长发育的重要基础条件^[2]。土壤水分的监测对于农业旱灾监测、作物长势监测和作物估产等方面具有重要的现实意义和科学价值^[3]。因而快速且准确的提取大区域面积内的土壤水分信息是目前研究土壤水分反演研究的热点之一^[4]。

区域旱情的监测准确性取决于对土壤水分信息的监测^[5]。而目前,获取土壤水分信息的方法主要有传统人工实地监测和遥感技术监测,其中遥感技术克服了传统方法中时效性差、范围小,难以大尺度、动态地监测土壤水分状况的缺点,它可以及时、有效地监测土壤墒情和土壤表层水分状况^[6-7],因此受到许多学者的广泛关注和研究。自 20 世纪 60 年代末以来,遥感技术开始应用于土壤水分的监测,至今已有半个多世纪的发展,其研究方法逐渐趋于完善^[8],并形成了基于不同原理的土壤水分遥感反演的方法,主要有可见光—近红外法、热红外法、微波法等^[9]。近年来,相关学者研究表明 TDVI 指数与土壤湿度之间具有明显的相关关系^[10],认为 TDVI 指数可以更好的反映土壤湿度的变化情况,尤其是对 10 cm 土壤湿度变率较为敏感^[11],并且验证了 TVDI 指数进行大区域、长期干旱监测是可行的^[12-13]。此外,为了提高土壤湿度反演的精度,学者利用 S-G 滤波的方法对 MODIS 数据进行重构,弥补影像因受云和大气影响而产生的不足^[14],在此基础上利用 TDVI 指数进行干旱监测。综合这些表明 TDVI 指数在实现大区域干旱监测上具有较大的潜力,但是由于 MODIS 等遥感数据分辨率过高,难以获得区域内精细化的土壤水分情况。

随着 Landsat 8 数据的相继出现,其数据相较之前其他的遥感影像具有高分辨率、多波段和丰富的信息量,因而受到了许多学者的青睐;研究表明 Landsat 8 数据结合温度植被干旱指数(TDVI)可以客观的反映研究区域内干旱情况,并且提高了土壤含水量反演精度^[15]。然而由于 Landsat 8 数据受到云和大气的影 响,造成数据产生大量的噪声,这样限制了 Landsat 8 数据的应用,尤其是在获取 Landsat 8 时间序列数据时,因云和大气而产生的影响对研究的准确性和可靠性产生了极大的影响。在考虑研究区数据获取情况和时间特征的基础上,本文选取温度植被干旱指数(TDVI)进行土壤湿度的反演,通过 S-G 滤波对 Landsat 8 时间序列数据进行处理,以弥补因受云影响而导致的数据缺陷,提高数据质量,构建土壤湿度反演模型,进行基于 Landsat 8

时间序列数据的旱情监测。

松嫩平原北部地区是我国重要的商品粮生产基地之一^[16],其耕地分布广泛。但由于研究区域地处寒温带半干旱气候区,且区域内降雨分布不均匀^[17],加剧了研究区域内的旱情。近年来,由于研究区域持续高温少雨、大风天气多、气候异常、农业旱情发展迅速,旱情形势十分严峻^[18],严重影响了当地的粮食生产安全。因此,本文以松嫩平原北部为研究区域,基于 Landsat 8 数据,求得 2013 年、2014 年和 2015 年中 5—10 月份研究区域内的 NDVI 和 LST 时间序列数据;利用 S-G 滤波对求得的时间序列数据进行重构,弥补因受云影响而造成的数据缺失或者噪声。然后,基于重构的 2014 年 5—10 月份内不同月份的 NDVI 和 LST 数据,构建“干湿边”模型,计算 TDVI 指数,分析研究区域内月尺度上干旱分布情况。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

研究区域为松嫩平原北部地区,位于黑龙江省的西部,地理位置介于 $45^{\circ}46'—48^{\circ}56'N$, $122^{\circ}24'—126^{\circ}41'E$ 。该研究区域地处寒温带半干旱气候区,并且由于受到大兴安岭余脉背风坡的影响,使这里成为黑龙江省降雨量最少的地区之一,研究区域内多年平均降雨量为 350~500 mm。此外由于研究区域内降雨量多分布于 7—9 月份,占全部降雨量的 70% 左右,致使研究区域内极易出现季节性气候干旱,素有“十年九春旱”之称。研究区靠近小兴安岭的丘陵台地区,起于小兴安岭山区,止于松嫩平原,位于两者的过渡区,波状起伏台地暨漫川漫岗区域是该区主要地形特征。耕地是当前研究区最主要的土地利用类型,林地主要分布在坡度较陡,不适合耕作的地区分布。主要经济作物是马铃薯、玉米、大豆等东北地区常见作物,部分地区有亚麻、甜菜等经济作物。研究区内的土壤主要由黑土、黑钙土和草甸土构成,其他的暗棕壤等有零星分布,是开展黑土区研究的重点地区。

1.2 数据源

遥感数据是由 USGS 官网提供的 Landsat 8 影像数据,该文主要利用了 Landsat 8 影像数据中的 Red(波段 3)、Nir(波段 4)和 TIRS10(波段 10),其中前两个波段数据是由陆地成像仪(OLI)提供,而波段 10 数据由热红外传感器(TRIS)提供,其空间分辨率为 30 m。关于成像日期的选择,本文选取 2013 年到 2015 年中 5 月份到 10 月份之间影像,其中每个月份均选择 1 幅影像,每幅影像尽量处于各月的月初且云量较少。此外本文还选

用了由 GCOM-W1 卫星提供的土壤湿度数据,其数据由 AMSR2 传感器提供,其分辨率本研究采用的是 10 km,成像时间与 Landsat 8 数据成像时间相对应。

地面土壤湿度实测数据主要由中国气象数据网 (<http://cdc.cma.gov.cn/>) 提供,其可靠性得到了广泛的认可。本文主要选用 2014 年的土壤湿度数据,深度分别为 10 cm 和 20 cm,其日期和遥感影像的日期相对应。

2 方法与模型

2.1 时间序列 NDVI 和 LST 数据计算

为了探讨不同生长时间段内区域旱情的分布特征,本文只关注植被生长季节内的时间段,即 5—10 月。因此,选取 2013 年至 2015 年间 5—10 月份的 Landsat 8 时间序列数据作为遥感反演的数据源,进行 NDVI 和 LST 时间序列数据的计算。

关于归一化植被指数(NDVI)的计算,本文采用目前应用比较普遍的计算公式,其公式如下:

$$\text{NDVI} = \frac{\rho_5 - \rho_4}{\rho_5 + \rho_4} \quad (1)$$

式中: ρ_4 ; ρ_5 分别表示为近红外波段和红波段的反射率值,即 Landsat 8 数据中 OLI 传感器提供的第 4、5 波段的反射率值。

对于地表温度指数(LST)的计算,本文采用覃志豪提出的单窗算法进行计算^[19],选用更适合进行单波段反演地表温度的第十波段^[20],进行地表温度的反演。其公式如下:

$$T_s = \frac{\{a(1-C-D) + [b(1-C-D) + C + D]T_{\text{sensor}} - DT_a\}}{C} \quad (2)$$

式中: $a = -67.355351$; $b = 0.458606$; $C = \epsilon \cdot \tau$; $D = (1 - \tau) \cdot [1 + (1 - \epsilon) \cdot \tau]$; ϵ 为地表比辐射率; τ 为大气透过率; T_{sensor} 为传感器的亮度温度(K); T_a 为大气平均作用温度(K)。

2.2 S-G 滤波重构 NDVI 和 LST 时间序列数据

由于受到云和大气的影 响,使 Landsat 8 数据产生一定的误差,尤其是对于时间序列数据的应用,其产生的误差是不可忽略的。为了弥补因受云影响而产生的数据误差,本文利用 S-G 滤波对数据进行重构,提高数据的质量。

S-G 滤波是由 Savitzky 和 Golay 于 1964 年提出的,该滤波是通过利用最小二乘算法来拟合一组相邻的值或者相关的光谱值,以此来平滑和重构这组值,达到减少数据因云和大气影响而产生的误差或者噪声^[21]。也可以将 S-G 滤波理解为一种移动窗口的加

权平均算法,即以研究区域内每个像元为单元,利用给定的高阶多项式对每个单元在不同时期的像元值进行最小二程拟合,重新构建这组数据,以此来弥补数据本身的不足^[22]。S-G 滤波处理数据的公式为:

$$Y_j^* = \sum_{i=-m}^{i=m} \frac{C_i Y_{j+i}}{N} \quad (3)$$

式中: Y_j^* 为重构的时间序列数据; Y 为原始的时间序列数据; C_i 为滤波拟合的系数,即原始时间序列数据的权重; N 为滤波器处理数据长度,即滑动窗口所包括的数据个数($2m+1$); m 为移动窗口的大小。

本文利用 TIMESAT 程序包中的 S-G 滤波对 NDVI 和 LST 时间序列数据进行重构, TIMESAT 程序包是由 Jönsson 和 Eklundh^[23] 共同开发的,因其提供了简便的操作界面和可视化的效果预览而受到广泛的青睐,其主要应用于物候信息时间序列的重构和植被生长信息时间序列的重构^[24-27]。在利用 TIMESAT 程序包重构数据的过程中,需要设定两个参数:一个是窗口宽度 m ;另一个是多项式拟合的阶数 d 。其窗口宽度 m 主要表示滤波应用最小二乘法拟合数据时数据的宽度, m 值越大滤波处理数据的结果越平滑, m 值越小则不能有效去除数据的噪声。多项式拟合的阶数 d 代表滤波方程的阶数,较低的阶数结果太过于平滑,数据的误差更大;阶数太高增大了原数据噪声的影响,这样污染了其他的像元。这里参考 Chen^[28] 和黎治华等^[29] 的研究结果将滤波的参数分别设置为 ($m=4, d=6$)、($m=2, d=3$) 分别对 NDVI 和 LST 时间序列数据数据进行重建。

2.3 地表土壤湿度反演模型构建

为了分析研究区域内植被生长日期内不同月份的区域干旱情况,参考李正国等^[30] 研究的成果,本文选用 TDVI 指数进行研究区域土壤湿度的反演,构建土壤湿度反演模型。温度植被指数的形成经历了一下几个过程:首先,Goetz 和 Carlson 等^[31-32] 证明了 NDVI 指数和 LAT 指数之间存在着明显的负相关关系。然后, Gillies^[33]、Price^[34]、Carlson 等^[35] 研究发现在大区域范围内,由 NDVI 指数数据和 LST 指数数据构成的散点图呈现三角形(图 1)。

在此基础上, Sandholt^[36] 等提出基于简化三角形特征空间的温度植被干旱指数(TVDI)(图 1)。如图所示,三角形上边界为干边,代表在 NDVI 相同时对应的 T_s 的最大值拟合的趋势线,表示最干旱的情况;三角的下边界为“湿边”,代表在 NDVI 相同时对应 T_s 的最小值拟合的趋势线,表示最湿润的情况。此外,在 NDVI 相同时随着地表温度 T_s 的降低,代表土壤湿度越高。其 TDVI 指数具体表达式为下:

$$TVDI = \frac{T_s - T_{smin}}{T_{smax} - T_{smin}} \quad (4)$$

式中: T_s 为研究区域内的地表温度(K); T_{smin} 为湿边上的地表温度(K); T_{smax} 为干边上的地表温度。“干湿边”可以利用式(5)、(6) 计算。

$$T_{smax} = a_1 + b_1 \times NDVI \quad (5)$$

$$T_{smin} = a_2 + b_2 \times NDVI \quad (6)$$

式中: (a_1, b_1) 、 (a_2, b_2) 分别为“干湿边”模型的系数, 由“干湿边”附近的 NDVI 和 LST, 通过线性拟合得到。

3 结果和分析

3.1 定性分析 S-G 滤波处理 NDVI 和 LST 时间序列数据的效果

为探讨 S-G 滤波处理 NDVI 和 LST 时间序列数据的效果, 本文基于 TIMESAT 3.2 软件, 分别选取未受云影响和受云影响中 NDVI 和 LST 时间序列数据中的像元, 通过设置滤波参数使重构的效果最佳, 分析他们经 S-G 滤波重构前后像元值的特征(图 2)。

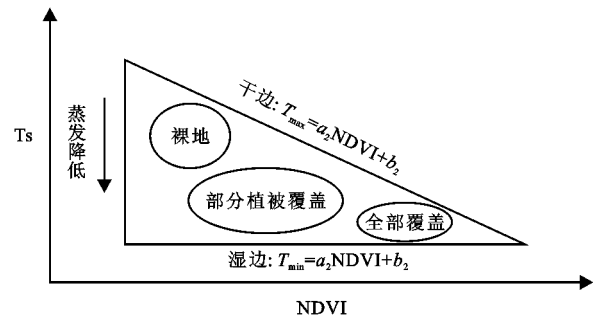


图1 TDVI 原理示意

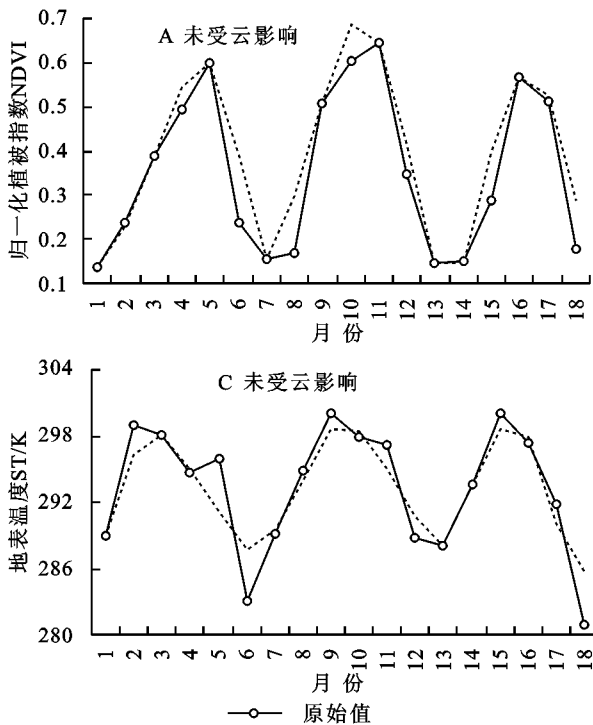


图2 受云和未受云影响下滤波拟合时间序列数据效果对比

由图 2 知, 整体来看, 无论是未受云影响的数据还是受到云影响的数据均表现出来周期性的波动, 波动的周期为一年, 并且在每个周期中最小值均出现在各年时间序列数据中的起始和末端, 最大值均大约出现在各年时间序列数据中的中间, 这符合植被生长期间 NDVI 和 LST 数据的渐变规律。从未受云影响的时间序列数据中可以看出, NDVI 和 LST 数据均表现单周期的波动, 并且每年的波动幅度和频率大致相同, 符合植被生长和温度变化的规律; 从受云影响的时间序列数据中可以看出, 受云影响的数据波动的幅度和频率出现了变化, 具体表现有波动的幅度出现异常值(图 2B)和在大周期波动规律的基础上出现了小幅度的波动(图 2D)等现象, 这些均为受到云影响的结果。从经过 S-G 滤

波处理过的时间序列数据中可以看出, 对于未受云影响的数据, S-G 滤波重构后的数据与原数据基本吻合, 符合原数据的变化规律; 对于受到云影响的数据, S-G 滤波重构后的数据不仅表现出来植被生长和温度变化的渐变规律, 而且可以有效弥补因受云影响而造成的数据误差, 这样提高了 NDVI 和 LST 时间序列数据的质量, 为实现区域基于 Landsat 8 时间序列数据的区域旱情监测提供了可能。

3.2 地表土壤湿度反演模型

本文以重构后的 NDVI 和 LST 时间序列数据为数据源, 在 ENVI-IDL 的环境下, 对于每一期的数据分别提取相同 NDVI 值条件下对应 LST 数据的最大值和最小值, 构建 T_s -NDVI 特征空间“干边”和“湿

边”,并对每个时期数据的“干边”和“湿边”进行方程的拟合。在 ArcGIS 的环境下,结合拟合的“干湿边”方程,根据式(4)处理每个时期的 NDVI 和 LST 影像数据得到相应的 TDVI 图像。

为了验证地表土壤湿度反演模型反演土壤湿度

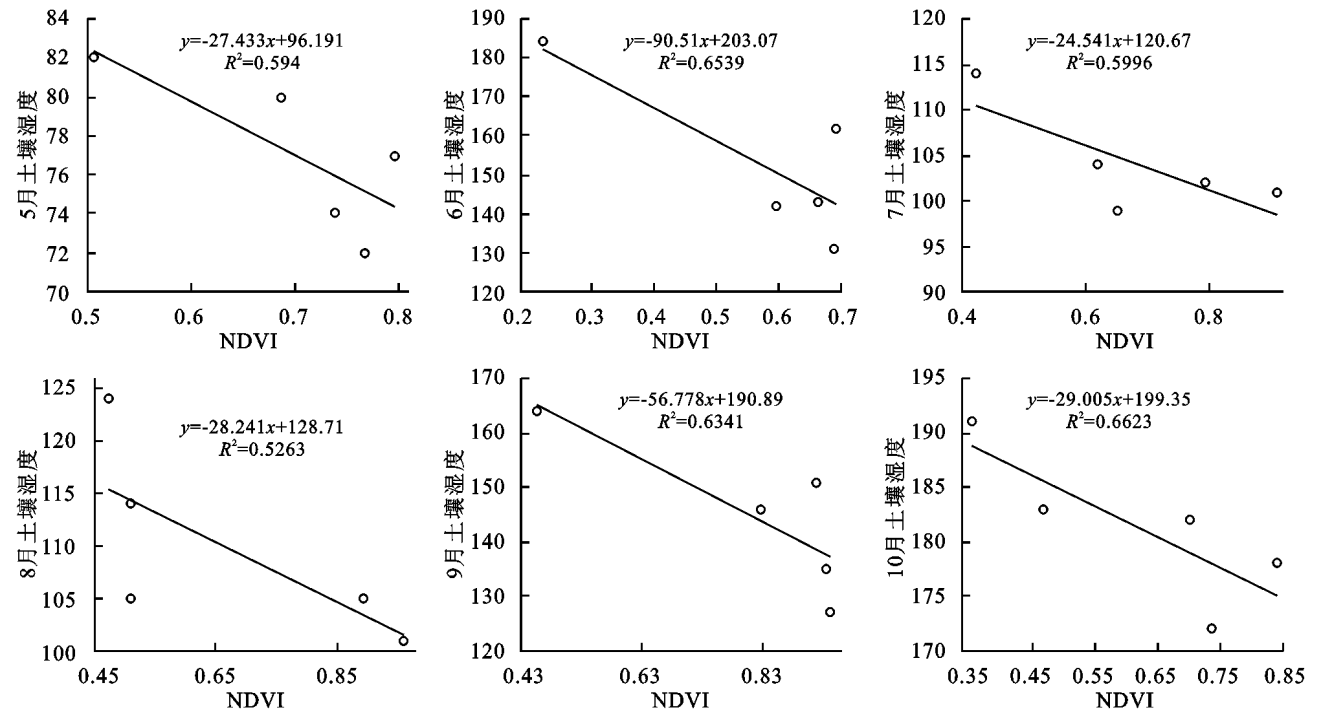


图3 TDVI 指数和 10 cm 土壤湿度散点图

从图 3 中可看出,TDVI 数据与实测的 10cm 土壤湿度数据具有明显的相关关系,其相关系数的平方(R^2)变化范围为 0.53~0.66,且经统计检验,他们的显著水平(P)均小于 0.05,表明在 0.05 的置信度水平上 TDVI 指数与土壤湿度由很强的负相关性,由此可知利用 TDVI 指数建立土壤湿度模型能够很好地反映松嫩平原北部各个生长日期内的土壤湿度状况。

3.3 模型验证及精度评价

为了验证上述土壤湿度反演模型,本文随机提取由 GCOM-W1 卫星提供的研究区域内相应日期的土壤湿度数据信息,提取点的个数为 120,考虑到卫星

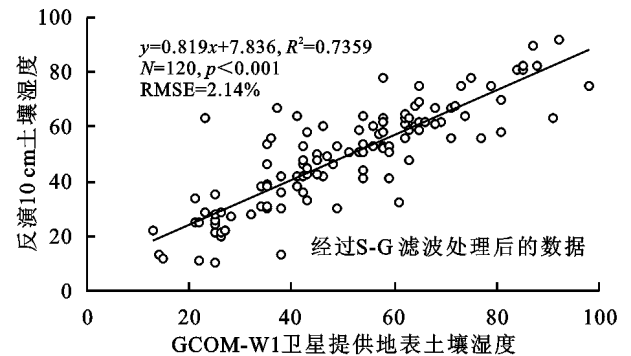
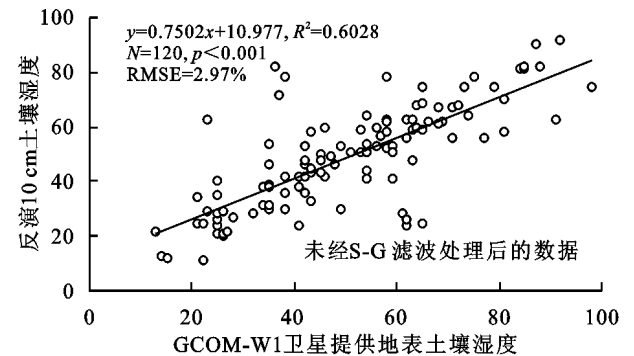


图4 实际和反演 10 cm 土壤湿度数据之间的散点图

的有效性,构建土壤湿度反演模型,本文分别将研究区域内 2014 年 5 月—10 月的 TDVI 图像与相应的实测的土壤湿度数据进行相关分析,且参考前人研究的成果,选取 10 cm 土壤湿度数据进行相关性分析,结果见图 3。

提供土壤湿度数据的分辨率,随机点的间隔不得少于 10 km,以此对模型进行验证,结果如图 4 所示。

从图 4 中可以看出,通过温度植被指数反演的 10 cm 土壤湿度数据和由 GCOM-W1 卫星提供的地表土壤湿度数据具有明显的相关关系,其相关系数的平方(R^2)分别为 0.736 和 0.603,置信度水平均为 0.001,从均方根误差(RMSE)的角度上来看。经过 S-G 滤波处理后数据的 RMSE 为 2.14%,明显高于未经 S-G 滤波处理的数据,其 RMSE 为 2.97%。这说明利用 S-G 滤波处理过后的时间序列数据构建土壤湿度反演模型具有更高的反演精度。



3.4 农业干旱时空性分布特征

根据相关的研究和研究区域的实际特征表明,研究区域内区域干旱的情况与 20 cm 土壤湿度关系密切,因此,为了分析研究区域旱情的时空分布特征并且进一步验证土壤湿度反演的精度,本文利用研究区域内 10 cm 土壤湿度数据和 20 cm 土壤湿度数据的关系(图 5),分别将反演的 10 cm 土壤湿度数据和由 GCOM-W1 卫星提供的 10 cm 土壤湿度数据推算到 20 cm 的土壤湿度数据,然后将反演的土壤水分数据与 GCOM-W1 卫星提供的土壤湿度数据进行比较(图 6),分析利用 S-G 滤波处理后的 Landsat 8 遥感数据建立的土壤湿度反演模型的研究精度和研究区域的干旱分布特征。

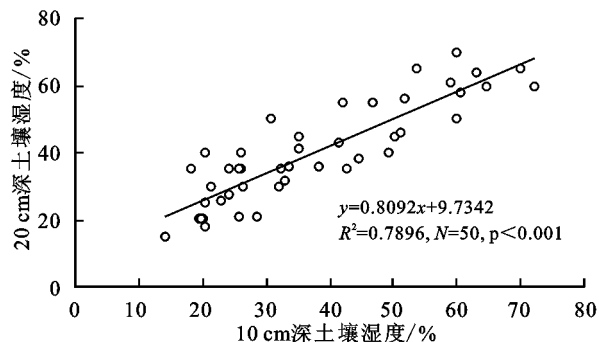


图 5 10 cm 与 20 cm 土壤湿度之间的散点图

从图 5 可以看出,10 cm 土壤湿度数据与 20 cm 土壤湿度数据具有密切的关系,这与鲍艳松等人的研究成果相同。因此,由反演的 10 cm 土壤湿度数据推算 20 cm 的土壤湿度数据对于研究的精度影响不大。

基于推算的 20 cm 土壤湿度数据,参考王素萍等(2013)提出的依据 20 cm 土壤湿度数据建立的干旱等级划分方法,将研究区域干旱划分为 5 个等级:适宜($R>60$)、轻旱($50<R\leq 60$)、中旱($40<R\leq 50$)、重旱($30<R\leq 40$)和特旱($R<30$)。依照干旱划分标准对研究区域进行干旱等级划分,得到研究区干旱等级图(图 6)。

从图 6 中可以看出,经由土壤湿度反演模型得到的干旱等级分布图和由 GCOM-W1 提供土壤湿度数据得到的干旱等级分布图表现出来的旱情分布特征基本一致,这进一步证明利用 S-G 滤波重构的 Landsat 8 时间序列数据来构建土壤湿度模型具有较高的精度。此外,从反演的研究区域内 5 月到 10 月区域旱情的变化规律来看,研究区域内旱情主要分布于 5—6 月份,即研究区域旱情主要分布在播种期和幼苗期,因位研究区域内的降雨量主要集中在 7—9 月份,这符合研究区域的气候变化特征。由此可知,经由 S-G 滤波处理后的遥感影像数据可以有效的弥补由于云量而受影响的造成的不足,实现研究区域内基

于 Landsat 8 时间序列的旱情监测。

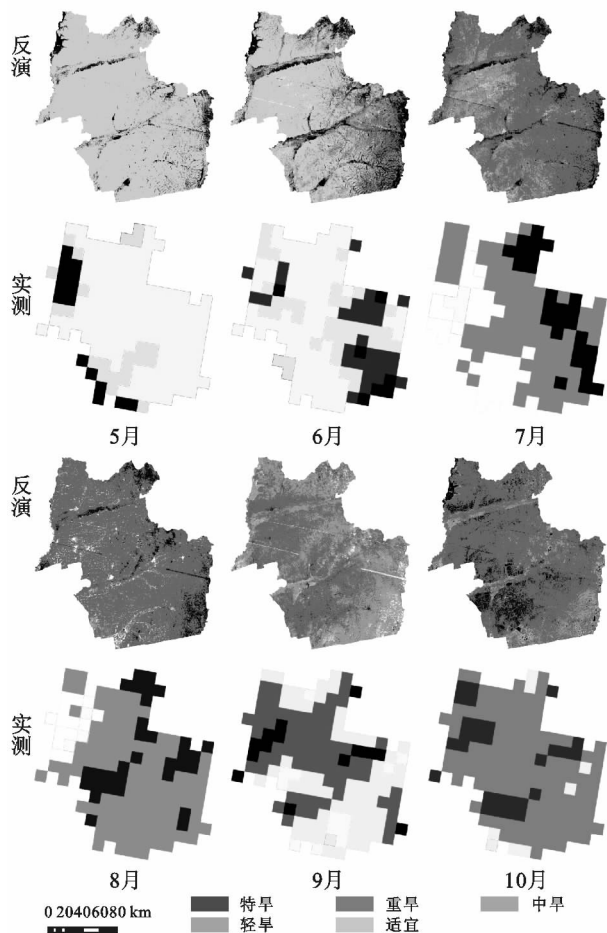


图 6 反演得到的和 GCOM-W1 卫星提供数据得到的区域干旱等级图

3 结论

(1) 经过 S-G 滤波处理过后的时间序列数据,可以有效弥补因受云影响而产生的不足,提高时间序列数据的质量。

(2) 研究区域 5—10 月内 10 cm 土壤湿度数据与对应的温度植被干旱指数具有很好的线性关系,可以有效反演研究区域内的土壤湿度。经过研究表明:经 S-G 滤波处理后的遥感影像数据可以更好的反演土壤湿度,具有较小的均方根误差(RMSE=2.14%)。

(3) 经过反演得到的研究区域旱情的分布特征和由 GCOM-W1 卫星提供土壤湿度数据得到的研究区域旱情分布特征表现基本一致,这表明经由 S-G 滤波处理后的 Landsat 8 时间序列数据可以有效的弥补由于受到云和大气影响而造成的不足,实现利用 Landsat 8 时间序列数据对研究区域进行区域旱情的监测。

本研究利用 Landsat 8 数据进行松嫩平原北部区域旱情的监测,研究证明利用经过 S-G 滤波处理后的 Landsat 8 数据建立的土壤湿度反演模型可以

有效提高数据的质量,较为精确的进行基于 Landsat 8 时间序列的区域旱情的监测,但是由于 Landsat 8 数据提供的时间序列数据中可用的影像数据有限,这可能影响了 S-G 滤波处理的效果。此外,由于研究区域内野外勘测点比较少,这样影响了数据的验证精度,在以后的研究中应当更加完善数据,增加反演模型的精度。

参考文献:

- [1] Legates D R, Mahmood R, Levie D F, et al. Soil moisture: A central and unifying theme in physical geography[J]. *Progress in Physical Geography*, 2010,35(1):65-86.
- [2] 吴春雷,秦其明,李梅,等. 基于光谱特征空间的农田植被区土壤湿度遥感监测[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(16):106-112.
- [3] 何连,秦其明,任华忠,等. 利用多时相 Sentinel-1 SAR 数据反演农田地表土壤水分[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(3):142-147.
- [4] 陈仲新,任建强,唐华俊,等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. *遥感学报*, 2016,20(5):748-767.
- [5] 鲍艳松,严婧,闵锦忠,等. 基于温度植被干旱指数的江苏淮北区农业旱情监测[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(7):163-172.
- [6] D'Urso G, minacapilli M. A semi-empirical approach for surface soil water content estimation from radar data without a-priori information on surface roughness[J]. *Journal of Hydrology*, 2006,321(1):297-310.
- [7] Cashion J, Lakshmi V, Bosch D, et al. Microwave remote sensing of soil moisture:evaluation of the TRMM microwave imager (TMI) satellite for the Little River Watershed Tifton, Georgia[J]. *Journal of Hydrology*, 2005,307(1):242-253.
- [8] 鲍艳松,刘利,孔令寅,等. 基于 ASAR 的冬小麦不同生育期土壤湿度反演[J]. *农业工程学报*, 2010,26(9):224-232.
- [9] 吴黎,张有智,解文欢,等. 土壤水分的遥感监测方法概述[J]. *国土资源遥感*, 2014,26(2):19-26.
- [10] 王家强,梁继业,李志军,等. 利用植被指数—地表温度特征空间反演干旱区土壤干湿状况[J]. *土壤通报*, 2014,45(1):39-46.
- [11] 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.
- [12] 姚春生,张增祥,汪潇. 使用温度植被干旱指数法(TVDI)反演新疆土壤湿度[J]. *遥感技术与应用*, 2004,19(6):473-478.
- [13] 扎西央宗,杨秀海,边巴次仁,等. 基于 TVDI 的西藏地区旱情遥感监测[J]. *气象科技*, 2010,38(4):495-499.
- [14] 王娇,丁建丽,袁泽,等. 基于 T_s -NDVI 特征空间的绿洲土壤水分监测算法改进[J]. *中国沙漠*, 2016,36(6):1606-1612.
- [15] 季国华,胡德勇,王兴玲,等. 基于 Landsat 8 数据和温度—植被指数的干旱监测[J]. *自然灾害学报*, 2016,25(2):43-52.
- [16] 宋戈,王盼盼. 松嫩高平原县域土地利用空间格局地形梯度特征分析:以巴彥县为例[J]. *地理科学*, 2017,37(8):1218-1225.
- [17] 卢洪健,莫兴国,孟德娟,等. 气候变化背景下东北地区气象干旱的时空演变特征[J]. *地理科学*, 2015,35(8):1051-1059.
- [18] 黄志刚,肖烨,张国,等. 气候变化背景下松嫩平原玉米灌溉需水量估算及预测[J]. *生态学报*, 2017, 37(7):2368-2381.
- [19] 覃志豪, Zhang M H, Arnon K, 等. 用陆地卫星 TM6 数据演算地表温度的单窗算法[J]. *地理学报*, 2001,56(4):456-466.
- [20] 胡德勇,乔琨,王兴玲,等. 单窗算法结合 Landsat 8 热红外数据反演地表温度[J]. *遥感学报*, 2015,19(6):964-976.
- [21] Chen J, Jönsson P, Tamura M, et al. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004,91(3/4):332-344.
- [22] 黄耀欢,王建华,江东,等. 利用 S-G 滤波进行 MODIS-EVI 时间序列数据重构[J]. *武汉大学学报:信息科学版*, 2009,34(12):1440-1443.
- [23] Jönsson P, Eklundh L. TIMESAT—a program for analyzing time-series of satellite sensor data[J]. *Computers & Geosciences*, 2004,30(8):833-845.
- [24] Olofsson P, Eklundh L, Lagergren F, et al. Estimating net primary production for scandinavian forests using data from Terra/MODIS[J]. *Advances in Space Research*, 2007,39(1):125-130.
- [25] Eklundh L, Johansson T, Solberg S. Mapping insect defoliation in Scots pine with MODIS time-series data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009,113(7):1566-1573.
- [26] 曹云峰,王正兴,邓芳萍. 3 种滤波算法对 NDVI 高质量数据保真性研究[J]. *遥感技术与应用*, 2010,25(1):118-125.
- [27] 宋春桥,游松财,柯林红,等. 藏北地区 3 种时序 NDVI 重建方法与应用分析[J]. *地球信息科学学报*, 2011,13(1):133-143.
- [28] Chen J, Jönsson P, Tamura M, et al. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004,91(3):332-344.
- [29] 黎治华. 基于 MODIS 反演重构时间序列数据的长江三角洲地区生态环境演变研究[D]. 上海:华东师范大学,2011.

- [12] 李爽,宋小宁,冷佩. 被动微波遥感植被指数在中国的应用研究[J]. 干旱区资源与环境, 2014, 28(8): 44-49.
- [13] Shi J, Jiang L, Zhang L, et al. A parameterized multi-frequency-polarization surface emission model [J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 43(12): 2831-2841.
- [14] Shi J, Chen K S, Li Q, et al. A parameterized surface reflectivity model and estimation of bare-surface soil moisture with L-band radiometer[J]. Ieee Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2002, 40(12): 2674-2686.
- [15] 陈思宇,于惠,冯琦胜,等. 基于 amsr-e 数据的微波植被指数与 modis 植被指数关系研究[J]. 草业科学, 2012, 29(3): 377-383.
- [16] 吕京国,张小咏,蒋玲梅,等. 微波穿透指数 MVI 与光学植被指数 NDVI 的关系探讨[J]. 遥感信息, 2009, 2009(6): 39-42.
- [17] Choudhury B J, Tucker C J, Golus R E, et al. Monitoring vegetation using Nimbus-7 scanning multichannel microwave radiometer's data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1987, 8(3): 533-538.
- [18] Choudhury B J, Tucker C J. Monitoring global vegetation using Nimbus-737 GHz Data some empirical relations[J]. International Journal of Remote Sensing, 1987, 8(7): 1085-1090.
- [19] Paloscia S, Pampaloni P. Microwave vegetation indexes for detecting biomass and water conditions of agricultural crops[J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 40(1): 15-26.
- [20] Becker F, Choudhury B J. Relative sensitivity of normalized difference vegetation index(NDVI)and microwave polarization difference index(MPDI)for vegetation and desertification monitoring. [J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 24(2): 297-311.
- [21] 毛克彪,唐华俊,周清波,等. Amstr-e 微波极化指数与 modis 植被指数关系研究[J]. 国土资源遥感, 2007, 1(1): 27-31.
- [22] Kachi M, Imaoka K, Shimoda H. Long-term observations of water and climate by AMSR-E and GCOM-W [J]. Proceedings of Spie-the International Society for Optical Engineering, 2009, 7474(1): 24-26.
- [23] Li L, Njoku E G, Im E, et al. A preliminary survey of radio-frequency interference over the U. S. In Aqua AMSR-E data[J]. Geoscience & Remote Sensing Ieee Transactions on, 2004, 42(2): 380-390.
- [24] Njoku E G, Ashcroft P, Chan T K, et al. Global survey and statistics of radio-frequency interference in AMSR-E land observations[J]. Ieee Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2005, 43(5): 938-947.
- [25] Kidd C. Radio frequency interference at passive microwave earth observation frequencies[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(18): 3853-3865.
- [26] Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, et al. Soil moisture retrieval from AMSR-E[J]. Ieee Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2003, 41(2): 215-229.
- [27] 李秀花,师庆东,常顺利,等. 中国西北干旱区 1981—2001 年 NDVI 对气候变化的响应分析[J]. 中国沙漠, 2009, 29(5): 989-994.



(上接第 377 页)

- [30] 李正国,王仰麟,吴健生,等. 基于植被—温度特征的黄土高原地表水分季节变化[J]. 生态学报, 2007, 27(11): 4563-4575.
- [31] Gillies R R. A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover[J]. Remote Sensing Reviews, 1994, 9(1): 161-173.
- [32] Goetz S J. Multi-sensor analysis of NDVI, surface temperature and biophysical variables at a mixed grassland site[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(1): 71-94.
- [33] Gillies R R, Kustas W P, Humes K S. A verification of the 'triangle' method for obtaining surface soil water content and energy fluxes from remote measurements of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and surface[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(15): 3145-3166.
- [34] Price J C. Using spatial context in satellite data to infer regional scale evapotranspiration[J]. Ieee Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1990, 28(5): 940-948.
- [35] Carlson T N, Capehart W J, Gillies R R. A new look at the simplified method for remote sensing of daily evapotranspiration [J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 54(2): 161-167.
- [36] 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.