

刘凯,孙丽,孙海玥,等. 基于风云微波数据的中国冬小麦区干旱监测研究[J]. 干旱气象, 2017, 35(6): 918-925, [LIU Kai, SUN Li, SUN Haiyue, et al. Drought Monitoring in Winter Wheat Planting Area of China Based on FY-3C Microwave Data[J]. Journal of Arid Meteorology, 2017, 35(6): 918-925], DOI:10.11755/j.issn.1006-7639(2017)-06-0918

基于风云微波数据的中国 冬小麦区干旱监测研究

刘凯,孙丽,孙海玥,薛婉擎,翟光辉

(农业部耕地利用遥感重点实验室,农业部规划设计研究院,北京 100125)

摘要:微波数据能有效克服云层影响,实现土壤水分的全天候遥感监测,但仅局限于土壤表层(0~5 cm),无法客观反映耕作层土壤的实际干旱程度。本研究采用区间划分方法,分析逐日风云微波遥感数据(FY-3C/MWRI)反演的表层土壤水分各区间临界值与对应区间基于MODIS数据得到的温度植被干旱指数(TVDI)最大值的最大关系,建立2015—2016年冬小麦生育期内月尺度的FY-3C/SM-TVDI模型,初步实现冬小麦主要种植区内微波遥感监测10~20 cm深度土层旱情模型。在此基础上,利用2014—2015年数据进行模型验证。结果表明,模型总体构建效果较好,大部分模拟值与真实值差异不显著($P > 0.05$),10月模拟值较真实值显著偏低($P < 0.05$)。

关键词:干旱监测;FY-3C/MWRI数据;温度植被干旱指数(TVDI);FY-3C/SM-TVDI模型

文章编号:1006-7639(2017)06-0918-08 DOI:10.11755/j.issn.1006-7639(2017)-06-0918

中图分类号:TP79,S423

文献标志码:A

引言

我国大部分地区处于季风气候影响区,是一个干旱灾害多发的国家^[1],特别是干旱持续时间长、范围广、旱情重,不仅给农业生产造成很大影响,同时也严重制约着区域农业经济的可持续发展。因此,研究干旱涉及的不仅是科学技术问题,也是社会问题^[2]。传统的实地测量只能获取单点位置上的土壤水分信息,而且费时、费力,成本较高且易受主观认知的影响。无线传感器能够实时便捷地获取土壤水分信息,但由于其成本偏高、损耗较大且信号在传输过程中易受植被和路径损耗的影响,以及依然无法满足大面积监测土壤水分的需求^[3-4],而遥感技术的出现为土壤水分估测从有限代表性的“点”转变到区域性的“面”提供了有效途径^[5-6],对于农业防旱、抗旱决策具有重要意义。近些年,国内外利用不同遥感资料及方法实现了不同尺度的干旱监测^[2,7],其中基于微波和可见光-近红外遥感反演土壤水分是两种比较常规的手段。目前常用的微波数据主要

有高级微波扫描辐射计(AMSR-E)数据集、土壤湿度及海洋盐分卫星(SMOS)、土壤湿度主动-被动探测卫星(SMAP)及FY-3C数据等。AMSR-E和SMOS易受人工无线电频干扰,特别是SMOS卫星在亚洲和欧洲地区尤为突出^[8-9],因而其适用范围有所局限。SMAP卫星于2015年发射,是新一代土壤水分微波遥感卫星,具有幅宽大、重访周期短、分辨率高等优点,但相关研究较少,且数据获取较为不便。FY-3C是我国第2代极轨气象卫星,其携带的微波温度计和微波湿度计在原有基础上空间探测精度有所提高,并可实现一天内全球覆盖,有利于大尺度土壤水分快速监测。被动微波遥感反演土壤水分主要依靠微波辐射计对土壤的微波发射或亮温测量,而土壤亮温由土壤的介电常数和发射率决定^[10],在一定程度上可以克服云层影响,但监测的土层深度较浅,一般为0~5 cm^[11],无法体现作物耕作层土壤的实际水分情况,从而限制了其在农业旱情监测中的应用。然而,基于可见光-近红外构建

收稿日期:2017-05-12; 改回日期:2017-08-04

基金项目:国家重点研发计划(2016YFB0501505)、国家自然科学基金(41501459)和农业部规划设计研究院作物遥感监测创新团队项目共同资助

作者简介:刘凯,男,硕士,主要从事农业旱情遥感监测方面的研究。E-mail:lk55667788@163.com。

通信作者:孙丽,女,博士,高级工程师,主要从事农业灾害遥感监测研究。E-mail:sunli0618@163.com。

的温度植被干旱指数 (temperature - vegetation drought index, TVDI)^[12-13]能够有效反映 10 ~ 20 cm 耕作层旱情^[14],能够满足农业干旱监测的需求,但可见光 - 近红外遥感数据易受云层影响。因此,可通过将上述两种方法结合的方式,在克服云层及大气层影响的基础上,实现对农作物旱情的全天候监测,同时为微波数据和光学数据在农业旱情监测中的联合使用提供新的思路和途径。

1 研究方法

1.1 基于 FY-3C/MWRI 数据的土壤水分反演

基于 LSMEM (land surface microwave emission model) 模型^[15-16],利用双极化 10.7 GHz 的 FY-3C 微波亮温产品,通过模拟亮温与星上亮温的差值来反演土壤水分。LSMEM 模型可表示为:

$$T_{b,v} = T_s \varepsilon_s \Gamma_v \Gamma_a + T_v (1 - \omega_v) (1 - \Gamma_v) \Gamma_a + T_v (1 - \varepsilon_s) (1 - \omega_v) (1 - \Gamma_v) \Gamma_v \Gamma_a + T_{b,a\uparrow} + T_{b,a\downarrow} (1 - \varepsilon_s) \Gamma_v^2 \Gamma_a + T_{b,c} (1 - \varepsilon_s) \Gamma_v^2 \Gamma_a \quad (1)$$

式中: $T_{b,v}$ 、 T_s 和 T_v 分别为植被背景亮温(K)、土壤温度(K)和植被温度(K); $T_{b,a\uparrow}$ 、 $T_{b,a\downarrow}$ 、 $T_{b,c}$ 分别为大气上行、下行和天空背景的亮温(K); Γ_v 和 Γ_a 分别是植被层和大气层的透过率,其中 $\Gamma_v = \exp(-\tau_v)$, $\Gamma_a = \exp(-\tau_a)$, τ_v 、 τ_a 分别是植被和大气的光学厚度; ε_s 是土壤表面反射率; ω_v 是植被单向散射反照率。裸土、水体表面的 LSMEM 模型是植被覆盖表面模型的特例,其中 $\Gamma_v = 1$, $\tau_v = 0$, $\omega_v = 0$ 。

由于地表粗糙度和植被覆盖情况对亮温的影响很难分离,故将二者的影响综合考虑,用 τ'_v 表示,公式如下:

$$\Gamma'_v = \exp(-\tau'_v) \quad (2)$$

即使在很窄的通道范围内,大气辐射贡献也是频率的函数。为简化计算过程,假定 $T_s = T_v$, $T_{b,a\uparrow} = 6.0$ K, $T_{b,a\downarrow} = 8.7$ K, $T_{b,c} = 2.725$ K, $\tau_a = 0.014$,在 10.7 GHz 频率处 $\omega_v = 0.07$,则 LSMEM 模型可表示为:

$$\begin{cases} T_b^H = T_s \varepsilon_{smooth}^H \Gamma'_v \Gamma_a + T_s (1 - \omega_v) (1 - \Gamma'_v) \Gamma_a + T_s (1 - \varepsilon_{smooth}^H) (1 - \omega_v) (1 - \Gamma'_v) \Gamma'_v \Gamma_a + T_{b,a\uparrow} + T_{b,a\downarrow} (1 - \varepsilon_{smooth}^H) \Gamma_v'^2 \Gamma_a + T_{b,c} (1 - \varepsilon_{smooth}^H) \Gamma_v'^2 \Gamma_a, \\ T_b^V = T_s \varepsilon_{smooth}^V \Gamma'_v \Gamma_a + T_s (1 - \omega_v) (1 - \Gamma'_v) \Gamma_a + T_s (1 - \varepsilon_{smooth}^V) (1 - \omega_v) (1 - \Gamma'_v) \Gamma'_v \Gamma_a + T_{b,a\uparrow} + T_{b,a\downarrow} (1 - \varepsilon_{smooth}^V) \Gamma_v'^2 \Gamma_a + T_{b,c} (1 - \varepsilon_{smooth}^V) \Gamma_v'^2 \Gamma_a \end{cases} \quad (3)$$

式中: T_b^H 、 T_b^V 分别是水平、垂直极化状态下的像元整体亮温(K), ε_{smooth}^H 、 ε_{smooth}^V 分别是水平、垂直极化状态下的光滑地表反射率。

根据 Fresnel 方程:

$$\begin{cases} \varepsilon_{smooth}^H = 1 - R_{oH}, \\ \varepsilon_{smooth}^V = 1 - R_{oV} \end{cases} \quad (4)$$

其中:

$$\begin{cases} R_{oH} = \left| \frac{\cos u - \sqrt{\varepsilon - \sin^2 u}}{\cos u + \sqrt{\varepsilon - \sin^2 u}} \right|^2, \\ R_{oV} = \left| \frac{\varepsilon \cos u - \sqrt{\varepsilon - \sin^2 u}}{\varepsilon \cos u + \sqrt{\varepsilon - \sin^2 u}} \right|^2 \end{cases} \quad (5)$$

式中: R_{oH} 为 H 极化方式的表面吸收率; R_{oV} 为 V 极化方式的表面吸收率; u 为折射角, $u = 53^\circ$; ε 为均质土壤的介电常数。

根据 Hallikainen empirical model 建立介电常数 ε 实部与土壤湿度(soil moisture, SM)的关系:

$$\varepsilon = (a_0 + a_1 S + a_2 C) + (b_0 + b_1 S + b_2 C) (c_0 + c_1 S + c_2 C) m_v^2 \quad (6)$$

式中:在 10.7 GHz 频率处, $a_0 = 2.502$, $a_1 = -0.003$, $a_2 = -0.003$, $b_0 = 10.101$, $b_1 = 0.221$, $b_2 = -0.004$, $c_0 = 77.482$, $c_1 = -0.061$, $c_2 = -0.135$, S 为沙土含量(%), C 为黏土含量(%), m_v 为体积含水量($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$)。

1.2 温度植被干旱指数

对于一个区域来说,若地表覆盖从裸土到密闭植被冠层,土壤湿度由干旱到湿润,则该区域每个像元的归一化植被指数(NDVI)和地表温度(T_s)组成的散点图为梯形^[17]或三角形^[18-19],见图 1。点 A 表示干燥裸露土壤;点 B 表示湿润裸露土壤;点 D 表示干旱密闭植被冠层,土壤干旱,植被蒸腾弱;点 C 表示湿润密闭植被冠层,土壤湿润,植被蒸腾强。AD 为干边,表示低蒸散,干旱状态;BC 为湿边,代表

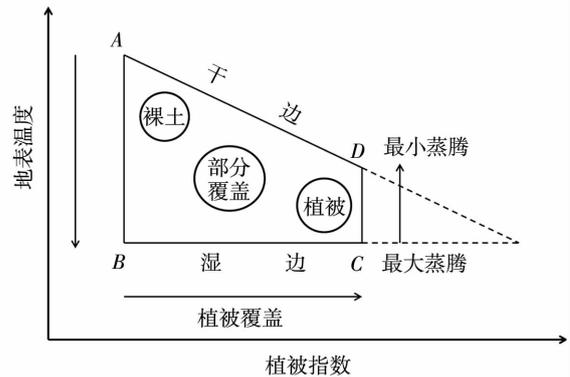


图 1 简化的 T_s - NDVI 空间图^[20]

Fig. 1 Illustration of simplified T_s - NDVI space^[20]

潜在蒸散,湿润状态。区域内每一像元的 NDVI 与 T_s 将分布在 A、B、C、D 4 个极点构成的 T_s -NDVI 特征空间内, T_s -NDVI 特征空间可被看作是由一组土壤水分等值线组成。

T_s -NDVI 特征空间得到了理论模型的论证和田间数据的支持,在此基础上 SANDHOLT 等^[12]提出了温度植被干旱指数 (temperature-vegetation drought index, TVDI) 的概念和计算方法:

$$TVDI = \frac{T_s - T_{smin}}{T_{smax} - T_{smin}} \quad (7)$$

式中: T_s 为任意像元的地表温度 (K); T_{smin} 为某一地区 NDVI 对应的最低地表温度 (K), 即湿边; T_{smax} 为某一地区 NDVI 对应的最高地表温度 (K), 即干边。其中:

$$\begin{cases} T_{smax} = a_1 + b_1 \times NDVI, \\ T_{smin} = a_2 + b_2 \times NDVI \end{cases} \quad (8)$$

式中: a_1 、 b_1 、 a_2 、 b_2 为干湿边方程拟合系数。

按照 TVDI 的原理,随着 NDVI 的增加,陆地表面温度最大值逐渐降低,且与 NDVI 呈线性关系。但研究表明,NDVI 与植被覆盖度并不总是呈线性关系。作物生长初期 NDVI 将过高估计植被覆盖度,而作物生长后期 NDVI 值偏低,NDVI 更适用于植被发育中期或中等覆盖度的植被监测^[21-22]。根据温度分布,分析温度随 NDVI 的变化趋势,应选取 NDVI 值在 0.15~0.80 之间具有线性趋势区域进行拟合和监测。

2 数据与处理

2.1 研究区域

以全国冬小麦主产区为研究区。利用全国经济统计数据,结合农业区划分区及行政界限矢量数据,基于 ArcGIS 软件平台,得到研究区域分布图(图 2),其范围主要包括河北中南部、山西中南部、山东、河南、江苏北部、安徽北部、甘肃东南部、陕西中部等地区。

2.2 数据及处理

所用数据是国家气象中心提供的中国区域 FY-3C/MWRI (microwave radiation imager) 逐日亮温产品(空间分辨率为 25 km)和农业部遥感应用中心数字信号广播系统(digital video broadcast system, DVBS)接收的同期、同区域 MODIS 1B 逐日数据(空间分辨率为 1 km)。

依据 LSMEM 模型原理,对 2014 年 9—11 月,2015 年 3—5 月、9—11 月,2016 年 3—5 月期间日亮温数据进行处理,计算得到日表层土壤水分反演

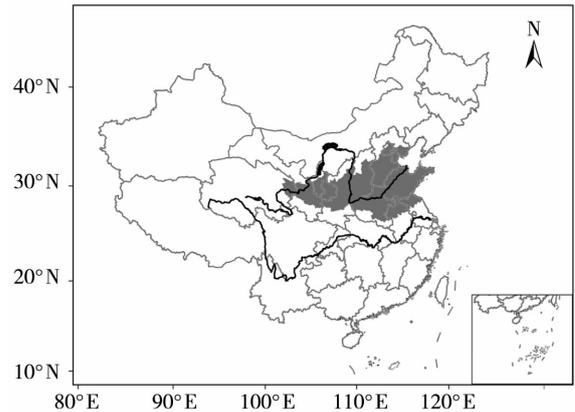


图 2 冬小麦主产区分布

Fig. 2 The distribution of main planting area of winter wheat in China

产品。对 MODIS 日数据进行标准化处理,生成逐日归一化植被指数(NDVI)及温度指数(LST);依据 TVDI 原理,计算得到 TVDI 指数日产品。根据微波反演的表层土壤水分数值分布规律,以 0.06、0.12、0.18、0.24、0.30、0.36、0.42、0.48、0.54、0.60 为临界值,将日表层土壤水分产品均分为 10 个等级区间;利用 ENVI 4.8 软件依次进行冬小麦主产区、表层土壤水分各等级区间区域提取,并重采样至 1 km 分辨率;结合重采样结果对同日 TVDI 指数产品进行区域统计,得到研究区内各表层土壤水分区间的 TVDI 指数日最大值、最小值及均值。基于 TVDI 原理,TVDI 值越大,表明土壤墒情越差,因此用最大值来表征某一土壤水分等级区间的干旱程度,并建立每个区间临界值与所对应区间 TVDI 最大值的查找表。依据冬小麦各生育期需水特征及数据重复获取情况,确定以月为时间尺度构建模型,实现基于 FY-3C/MWRI 产品的冬小麦种植区的干旱监测。采用聚类分析方法分别对每月各土壤水分等级区间的 TVDI 最大值进行聚类,根据数值分布情况,依据拉依达准则对异常值进行排除,并求得每个等级区间 TVDI 最大值的均值,然后利用 SPSS 19.0 将每月各对应区间 TVDI 最大值的均值与等级临界值建立回归模型。

3 模型构建

3.1 冬小麦越冬前模型构建

利用 SPSS 19.0 对 2015 年 9、10、11 月冬小麦播种出苗至越冬前反演的土壤水分等级临界值与当月各区间 TVDI 最大值的均值进行曲线拟合分析,结果如表 1 所示。从表 1 中的决定系数 R^2 和 F 值可看出:9 月倒数模型拟合最优,10 月二次模型拟合

最优,11月线性模型拟合最优。因此,9、10、11月反演的土壤水分等级临界值与当月 TVDI 最大值关系分别采用倒数模型、二次模型和线性模型描述,获得各月模型拟合方程(图3)。

3.2 冬小麦越冬后模型构建

利用上面同样的方法将2016年3、4、5月冬小麦越冬至成熟期间反演的土壤水分等级临界值与当月各区间 TVDI 最大值的均值分别进行曲线拟合分析,结果如表2所示。从表2中的决定系数 R^2 及 F 值可以看出:3月对数模型拟合最优,4月、5月二次

模型拟合最优。因此,3、4、5月反演的土壤水分等级临界值与当月 TVDI 最大值关系分别采用对数模型、二次模型描述,获得的模型拟合方程见图4。

3.3 冬小麦越冬前、后拟合模型验证

利用2015年9、10、11月模型拟合方程,分别计算2014年9、10、11月 FY-3C/MWRI 数据反演的各表层土壤水分等级阈值所对应的 TVDI 最大值,并利用 T 检验与当月各等级区间 TVDI 指数最大值进行差异性显著分析,结果见表3。从表3可以看出,9月和11月构建模型效果较好,仅9月土壤水分

表1 冬小麦越冬前(9—11月)各月土壤水分等级临界值与 TVDI 最大值的曲线拟合结果
Tab.1 The curve fitting results between the critical value of soil moisture with each grade and the maximum TVDI in each month (from September to November) before overwintering of winter wheat

月份	线性		对数		倒数		二次		幂	
	R^2	F	R^2	F	R^2	F	R^2	F	R^2	F
9	0.613	12.647	0.804	32.828	0.849	45.089	0.785	12.815	0.802	32.324
10	0.613	12.663	0.857	48.099	0.912	82.622	0.970	113.995	0.853	46.245
11	0.826	38.066	0.643	14.379	0.348	4.262	0.833	17.490	0.642	14.345

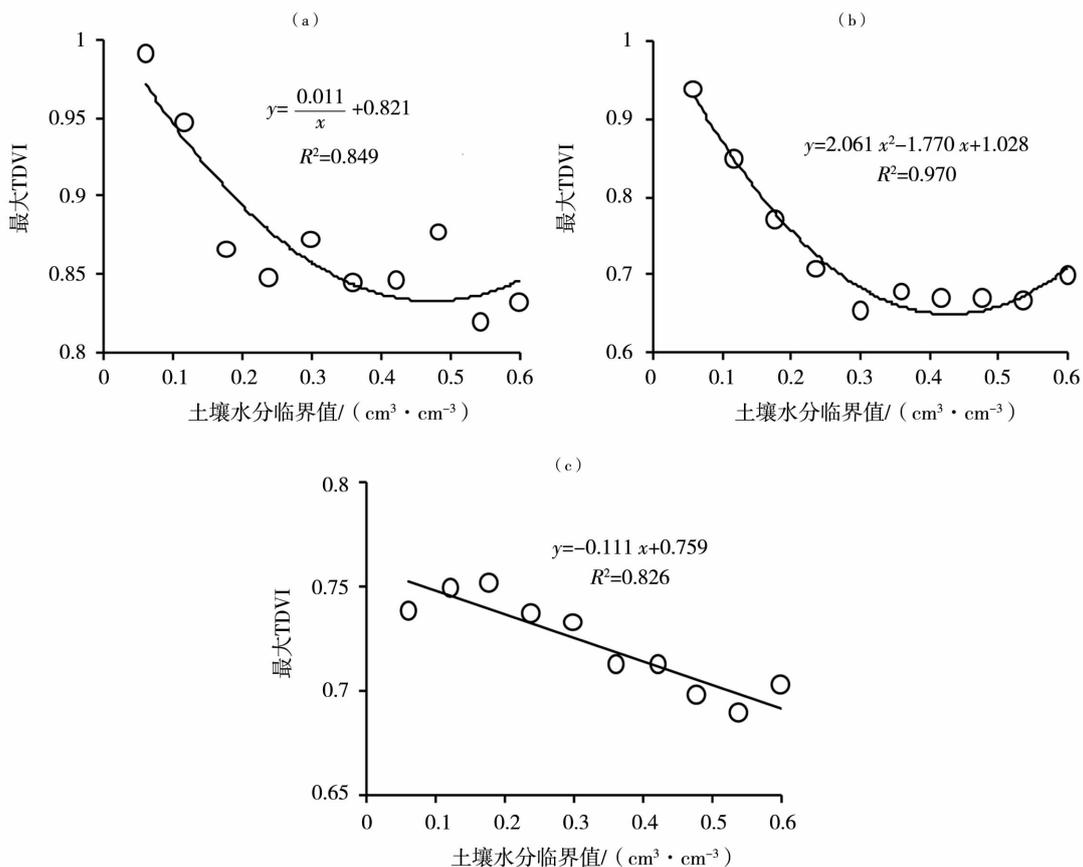


图3 冬小麦越冬前9月(a)、10月(b)、11月(c)土壤水分等级临界值与 TVDI 最大值曲线拟合模型
Fig.3 The curve fitting models between the critical value of soil moisture with each grade and the maximum TVDI in September (a), October (b) and November (c) before overwintering of winter wheat

表 2 冬小麦越冬后(3—5 月)各月土壤水分等级临界值与 TVDI 最大值曲线拟合结果

Tab.2 The curve fitting results between the critical value of soil moisture with each grade and the maximum TVDI in each month (from March to May) after overwintering of winter wheat

月份	线性		对数		倒数		二次		幂	
	R^2	F								
3	0.815	35.280	0.846	43.854	0.679	16.924	0.884	26.596	0.821	36.805
4	0.871	54.173	0.911	82.309	0.721	20.632	0.959	82.328	0.910	80.968
5	0.676	16.697	0.788	29.669	0.677	16.787	0.900	31.556	0.771	27.005

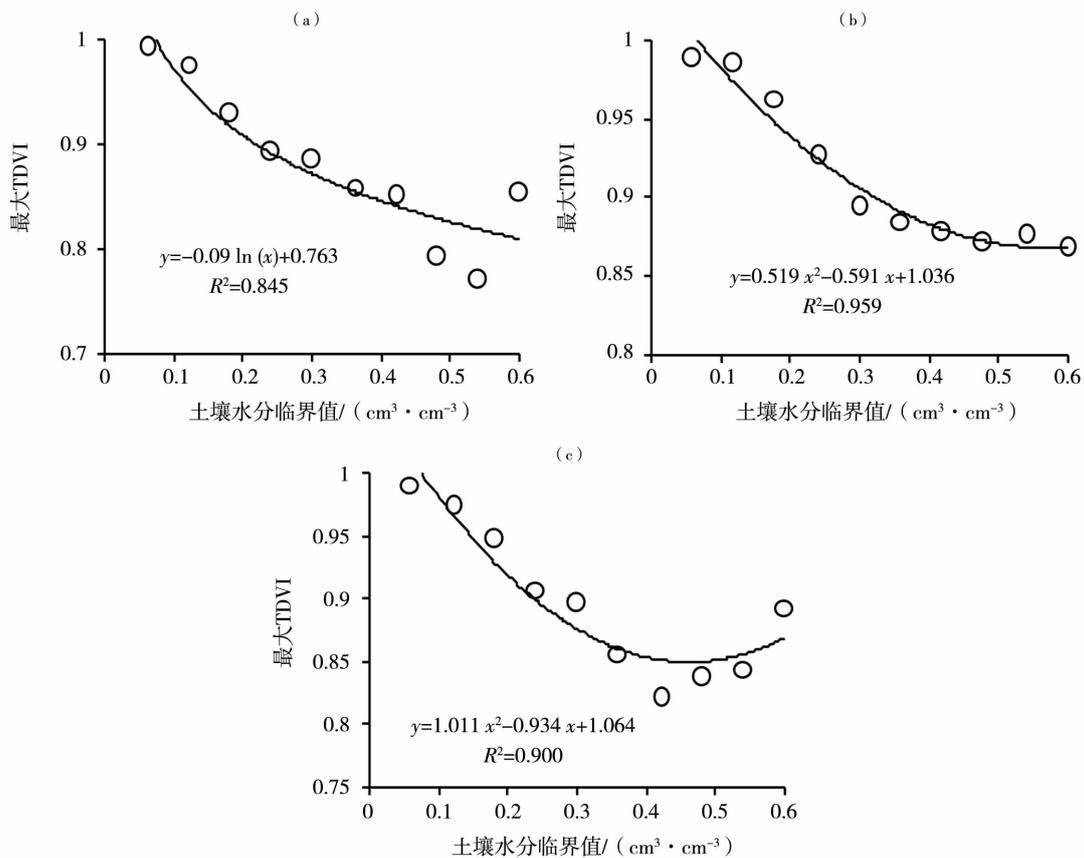


图 4 冬小麦越冬后 3 月(a)、4 月(b)和 5 月(c)土壤水分等级临界值与 TVDI 最大值曲线拟合模型

Fig.4 The curve fitting models between the critical value of soil moisture with each grade and the maximum TVDI in March (a), April (b) and May (c) after overwintering of winter wheat

等级阈值在 0.42 及 11 月土壤水分等级阈值在 0.12 和 0.18 时,模拟值与其对应的真实值存在显著性差异($P < 0.05$);与 9 月和 11 月相比,10 月构建模型效果较差,其中只有土壤水分等级阈值在 0.54 和 0.60 时,模拟值与真实值无显著差异,其他区间模拟值比真实值均明显低估($P < 0.01$)。结合 2015 年 10 月与 2014 年同期的气象条件,发现 2014 年研究区内 10 月平均气温较 2015 年同期明显偏高,由于地表温度是 TVDI 的重要构成参数,当温度越接近干边(即温度越高),则 TVDI 越大,因此导致相同植被条件下 2014 年

基于 MODIS 数据得到的 TVDI 值显著偏高。

将 2015 年 3、4、5 月 FY-3C/MWRI 产品反演的土壤水分代入 2016 年 3、4、5 月模型拟合方程,得到各表层土壤水分等级阈值所对应的 TVDI 模拟最大值,利用 T 检验将其与当月各等级区间对应的 TVDI 最大值进行差异性显著分析,结果见表 4。从表 4 看出,越冬后模型总体模拟效果较好,仅 3 月土壤水分等级阈值在 0.06 及 5 月土壤水分等级阈值在 0.06 和 0.30 时的模拟值与真实值存在显著性差异($P < 0.05$)。

表3 冬小麦越冬前各月模型验证结果

Tab.3 The model validation results in each month before overwintering of winter wheat

土壤水分 等级阈值	9月			10月			11月		
	模拟值	TVDI 均值	<i>P</i>	模拟值	TVDI 均值	<i>P</i>	模拟值	TVDI 均值	<i>P</i>
0.06	1.004	0.957	0.357	0.930	0.954	0.019	0.752	0.824	0.070
0.12	0.913	0.941	0.576	0.846	0.945	0.000	0.746	0.814	0.014
0.18	0.882	0.907	0.153	0.777	0.905	0.000	0.739	0.801	0.021
0.24	0.867	0.866	0.976	0.723	0.887	0.000	0.732	0.790	0.504
0.30	0.858	0.845	0.781	0.684	0.875	0.000	0.726	0.811	0.202
0.36	0.852	0.820	0.135	0.659	0.836	0.000	0.719	0.797	0.229
0.42	0.847	0.812	0.040	0.649	0.800	0.000	0.712	0.755	0.629
0.48	0.844	0.764	0.100	0.654	0.778	0.000	0.706	0.765	0.469
0.54	0.841	0.807	0.177	0.674	0.765	0.306	0.699	0.775	0.190
0.60	0.839	0.869	0.672	0.709	0.797	0.088	0.692	0.774	0.177

表4 冬小麦越冬后各月模型验证结果

Tab.4 The model validation results in each month after overwintering of winter wheat

土壤水分 等级阈值	3月			4月			5月		
	模拟值	TVDI 均值	<i>P</i>	模拟值	TVDI 均值	<i>P</i>	模拟值	TVDI 均值	<i>P</i>
0.06	1.017	0.982	0.006	1.002	0.984	0.170	1.012	0.993	0.011
0.12	0.955	0.954	0.976	0.973	0.943	0.179	0.966	0.957	0.455
0.18	0.918	0.915	0.608	0.946	0.945	0.900	0.928	0.915	0.523
0.24	0.892	0.896	0.781	0.924	0.927	0.874	0.898	0.907	0.261
0.30	0.872	0.860	0.366	0.905	0.901	0.931	0.875	0.894	0.023
0.36	0.856	0.855	0.968	0.891	0.899	0.792	0.859	0.872	0.109
0.42	0.842	0.859	0.457	0.879	0.874	0.863	0.850	0.851	0.907
0.48	0.830	0.837	0.508	0.872	0.876	0.894	0.848	0.842	0.698
0.54	0.819	0.829	0.351	0.868	0.931	0.101	0.854	0.829	0.122
0.60	0.810	0.854	0.111	0.868	0.890	0.271	0.867	0.878	0.510

4 2016—2017年冬小麦主产区旱情监测

利用图3、图4中的模型拟合方程,基于FY-3C/MWRI产品,对2016—2017年部分日期冬小麦主产区耕作层进行旱情监测,其中将监测结果数值划分为4个等级:适宜(0.4~0.7)、轻旱(<0.7~0.8)、中旱(<0.8~0.9)、重旱(<0.9~1.0),

并结合同期部分地面监测数据进行对照(图5)。比对同期地面监测结果,发现FY-3C/MWRI旱情监测结果与地面监测结果趋势一致,冬小麦整个生育期内在宁夏同心县、山西吕梁市离石区、河北沧县和山东省诸城市等地出现不同程度的旱情。这表明模型反演结果能较好地反映冬小麦主要种植区旱情总体变化趋势,利于大尺度快速捕捉旱情区域。

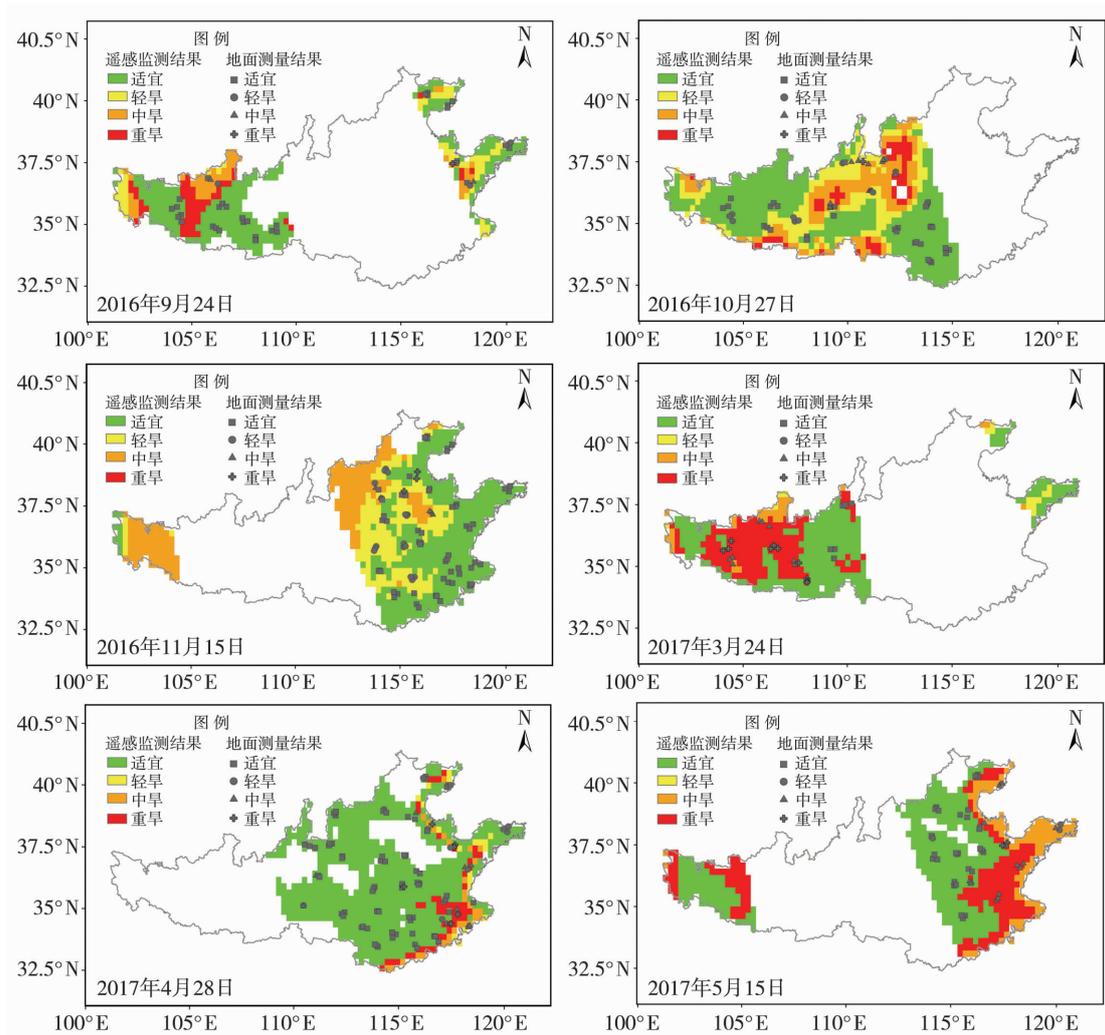


图5 基于FY-3C/MWRI产品的我国冬小麦主产区旱情监测

Fig. 5 The drought monitoring in main planting area of winter wheat in China based on FY-3C/MWRI product

5 结论与讨论

采用等级区间划分方法,通过风云微波亮温产品反演的表层土壤水分与MODIS数据计算获得的TVDI指数的回归分析,构建了2015—2016年中国主产区冬小麦主要生育期的耕作层旱情监测模型,得到月时间尺度的最优拟合方程。在此基础上,结合2014—2015年同期数据对各月构建的模型进行验证。结果表明:冬小麦越冬前后土壤水分各等级临界值与最大TDVI的拟合模型总体效果良好,除10月各区间模拟值较真实值均明显偏低外,9月、11月和3—5月各月模拟值与真实值之间总体均无明显差异;基于构建的拟合模型对2016—2017年冬小麦区的旱情进行监测,其结果与地面监测结果较为一致。这表明该方法能有效弥补微波数据仅反演表层土壤水分的不足,可用于我国冬小麦主产区耕作层的旱情监测。

本文以TVDI作为模型中间变量,实现了基于微波数据的耕作层旱情监测。然而,TVDI的“干边”和“湿边”在确定时具有一定的随意性^[23],其变动势必会影响TVDI值,进而影响基于微波数据的监测结果。然而有关研究表明,基于MODIS数据,结合较好模型,运用TVDI指数对较大区域内农作物旱情进行监测是可行的^[14]。因此,可通过将微波数据与MODIS数据反演的TVDI指数有机结合起来进行旱情监测。此外,由于地表构成及气候变化的复杂性,基于低分辨率微波数据的旱情监测模型不能充分体现细节变化,导致模型在小尺度区域内进行中高分辨率的旱情监测有一定局限性,后续将结合中高分辨率卫星数据,开展优化像元尺度信息提取研究,以提高监测精度。

致谢:感谢中国科学院地理科学与资源环境研究所李召良研究员及其团队提供的基于FY-3C微波遥感的地表土壤体积含水量反演算法和相关模块。

参考文献:

- [1] 张强,韩兰英,张立阳,等. 论气候变暖背景下干旱和干旱灾害风险特征与管理策略[J]. 地球科学进展,2014,29(1):80-91.
- [2] 郭锐,王小平. 遥感干旱应用技术进展及面临的技术问题与发展机遇[J]. 干旱气象,2015,33(1):1-18.
- [3] MALLICK K, BHATTACKARYA B K, PATEL N K. Estimating volumetric surface moisture content for cropped soils using a soil wetness index based on surface temperature and NDVI[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2009,149(8):1327-1342.
- [4] 施建成,杜阳,杜今阳,等. 微波遥感地表参数反演进展[J]. 中国科学:地球科学,2012,42(6):814-842.
- [5] 李俐,王荻,王鹏新,等. 合成孔径雷达土壤水分反演研究进展[J]. 资源科学,2015,37(10):1929-1940.
- [6] 陈怀亮,李颖,张红卫. 农作物长势遥感监测业务化应用与研究进展[J]. 气象与环境科学,2015,38(1):95-102.
- [7] 杨世琦,高阳华,易佳. 干旱遥感监测方法研究进展[J]. 高原山地气象研究,2010,30(2):75-78.
- [8] DE JEU R A M, WAGNER W, HOLMES T R H, et al. Global soil moisture patterns observed by space borne microwave radiometers and scatterometers[J]. Surveys in Geophysics, 2008,29(4/5):399-420.
- [9] PARRENS M, ZAKHAROVA E, LAFONT S, et al. Comparing soil moisture retrievals from SMOS and ASCAT over France[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2012,16(2):423-440.
- [10] 钟若飞,郭华东,王为民. 被动微波遥感反演土壤水分进展研究[J]. 遥感技术与应用,2005,20(1):49-57.
- [11] 陈书林,刘元波,温作民. 卫星遥感反演土壤水分研究综述[J]. 地球科学进展,2012,27(11):1192-1203.
- [12] 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 Environment, 2002,79(2):213-224.
- [13] 张顺谦,冯建东. 四川盛夏伏旱的 MODIS 遥感监测方法[J]. 高原山地气象研究,2012,32(1):51-55.
- [14] 王纯枝,毛留喜,何延波,等. 温度植被干旱指数法(TVDI)在黄淮海平原土壤湿度反演中的应用研究[J]. 土壤通报,2009,10(5):998-1005.
- [15] PAN M, SAHOO A K, WOOD E F. Improving soil moisture retrievals from a physically-based radiative transfer model[J]. Remote Sensing of Environment, 2014,140:130-140.
- [16] HALLIKAINEN T, ULABYF T, DOBSON M, et al. Microwave dielectric behavior of wet soil - Part1: Empirical Models and Experimental Observations[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1985,23:25-34.
- [17] CARLSON T N, GILLIES R R, PERRY E M. A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurement to infer surface soil water content and fractional vegetation cover[J]. Remote Sensing Reviews, 1994,9(1/2):161-173.
- [18] Price J C. Using spatial context in satellite data to infer regional scale evapotranspiration[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990,28(5):940-948.
- [19] MORAN M S, CLARKE T R, INOUE Y, et al. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index[J]. Remote Sens Environ, 1994,49(3):246-263.
- [20] 孙丽,王飞,吴全. 干旱遥感监测模型在中国冬小麦区的应用[J]. 农业工程学报,2010,26(1):243-249.
- [21] 沙莎,郭锐,李耀辉,等. 我国温度植被旱情指数 TVDI 的应用现状及问题简述[J]. 干旱气象,2014,32(1):128-134.
- [22] 唐怡,刘良云,黄文江,等. 土壤背景对冠层 NDVI 的影响分析[J]. 遥感技术与应用,2006,21(2):142-148.
- [23] 王纯枝. 作物冠层温度和旱情遥感监测及估产研究[D]. 北京:中国农业大学,2006.

Drought Monitoring in Winter Wheat Planting Area of China Based on FY-3C Microwave Data

LIU Kai, SUN Li, SUN Haiyue, XUE Wanqing, ZHAI Guanghui

(Key Laboratory of Cultivated Land Use, Ministry of Agriculture, P. R. China; Chinese Academy of Agricultural Engineering, Beijing 100125, China)

Abstract: Microwave data have been widely used to retrieve soil moisture, it is not influenced by clouds. But it can only monitor the surface soil moisture from 0 cm to 5 cm depth, which can't reflect objectively drought degree of soil at plow layer. Temperature-vegetation drought index (TVDI) based on MODIS data can preferably evaluate the drought of crop. Unfortunately, it is restricted by clouds. So the combination of two methods can effectively perform the all-weather monitoring of crop drought. This research established the relationship between the interval critical values of surface soil moisture retrieved by FY-3C/MWIR data and the corresponding maximum TVDI retrieved by MODIS according to interval division method. Furthermore, the monthly models of FY-3C/SM-TV-DI were established during the growing season of winter wheat from 2015 to 2016, which preliminary implemented the soil drought monitoring from 10 cm to 20 cm depths based on the microwave data in main planting area of winter wheat in China. And on this basis these models were validated by FY-3C microwave radiation data with the same periods from 2014 to 2015. The results showed that the difference was not significant ($P>0.05$) between most simulation values and real values except for the simulation values in October, which indicated that the performance of models on reflecting drought condition was better on the whole.

Key words: drought monitoring; FY-3C microwave radiation data; TVDI; FY-3C/SM-TV-DI model