

# 基于 MODIS 干旱指数与 RBFNN 方法的江苏 冬小麦需水关键期土壤水分遥感监测应用

李 菁<sup>1</sup>,任义方<sup>2</sup>,戴竹君<sup>1,4</sup>,金 琼<sup>1</sup>,沈 澄<sup>1</sup>,张 蕾<sup>3</sup>

(1.南京市气象台,江苏 南京 210019;2.江苏省气候中心,江苏 南京 210000;3.国家气象中心,北京 100081;

4.中国气象局交通气象重点实验室,江苏 南京,210041)

**摘 要:**利用遥感指数反演土壤水分已成为监测干旱的重要手段之一,而单一的遥感干旱指数对于反演土壤水分存在一定局限,本研究从 7 种不同 MODIS 遥感干旱监测指数中选取适宜的 5 种并结合径向基函数神经网络(RBFNN)协同反演江苏省 2018 年冬小麦需水关键期的土壤相对湿度。结果表明:与单一的遥感干旱指数相比,协同 RBFNN 的遥感干旱指数反演的模型效果更好,与 10 cm 和 20 cm 深度的实测土壤相对湿度的相关系数分别达到 0.5161 和 0.4307,能综合多种通道的遥感信息反映当地土壤水分的变化;同时研究利用 RBFNN 对 2017 年 5 月江苏冬小麦 10 cm 深度土壤相对湿度进行反演,得到的土壤相对湿度分布图与实测土壤墒情结果较为接近,说明利用 RBFNN 反演模型有效。研究结果提高了土壤湿度的反演精度,为当地农业干旱的实时监测提供了新思路。

**关键词:**遥感;干旱指数;MODIS;RBFNN

**中图分类号:**S165 **文献标志码:**A

## Retrieval of soil moisture at critical period of water demand of winter wheat in Jiangsu Province using MODIS drought index and RBFNN

LI Jing<sup>1</sup>, REN Yifang<sup>2</sup>, DAI Zhujun<sup>1,4</sup>, JIN Qiong<sup>1</sup>, SHEN Cheng<sup>1</sup>, ZHANG Lei<sup>3</sup>

(1.The Meteorological Observatory of Nanjing, Nanjing, Jiangsu 210019, China;

2.Jiangsu Climate Center, Nanjing, Jiangsu 210000, China; 3.National Meteorological Center, Beijing 100081, China;

4.Key Laboratory of Transportation Meteorology, China Meteorological Administration, Nanjing, Jiangsu 210041, China)

**Abstract:** The use of remote sensing indices to retrieve soil moisture has become one of the most important means for monitoring drought. However, a single remote sensing drought index has certain limitations in retrieving soil moisture. In this study, 5 suitable MODIS remote sensing drought monitoring indices were selected. Combined with Radial Basis Function Neural Network (RBFNN), the soil relative moisture in the critical water demand period of winter wheat in Jiangsu Province in 2018 was retrieved synergistically. The research showed that the soil moisture model retrieved by RBFNN collaborative remote sensing index had better inversion effect than a single remote sensing index. The correlation coefficients with the measured soil relative humidity at different depths of 10 cm and 20 cm reach 0.5161 and 0.4307, respectively, which integrated the remote sensing information of multiple channels to reflect the change of local soil moisture. Meanwhile, the relative moisture distribution map of winter wheat at the depth of 10 cm retrieved by using RBFNN in May 2017 of Jiangsu Province was close to the observed soil moisture results, which indicates that the inversion model was effective. The research results improve the inversion accuracy of soil moisture and provide a certain service reference for local soil moisture inversion.

**Keywords:** remote sensing; drought indices; MODIS; RBFNN

干旱的危害程度、影响范围及持续时间对人类生活生产及社会发展影响较大,从气象、农业、水文

及社会经济这几个角度可将干旱分为 4 种类型<sup>[1-2]</sup>。传统的干旱监测主要采取田间定点监测和

随机调查等方法,存在时间人力花费较多、效率低下、精度较差等缺点,目前已难以满足实时大范围监测旱情的需求<sup>[3]</sup>。随着遥感技术的发展,如何及时准确获得区域土壤旱情的问题得到了较好的解决,通过卫星遥感可以获取大范围多种不同类型的地表综合信息,包括土壤供水信息及作物的需水状况,利用遥感技术进行作物长势监测与评估已成为农业遥感的一个重要研究领域<sup>[4-5]</sup>。

近年来,许多学者对于旱指标、遥感监测旱情、以气象和土壤水分为主的实测旱情资料进行了大量的研究<sup>[6]</sup>。目前,利用卫星传感器不同波段通道计算土壤水分<sup>[6-11]</sup>且使用高光谱遥感监测作物水分<sup>[12]</sup>及采用微波遥感反演土壤水分<sup>[13-14]</sup>较为常见且使用频率较高<sup>[15]</sup>。不同的遥感干旱监测方法各有其优缺点。由于干旱受到气温、降水、作物生长习性等多种因素的影响,单一要素往往难以及时准确表征干旱信息。利用多种遥感干旱监测方法与神经网络相结合,可以更好地掌握当地旱情的发生发展,在干旱遥感监测中具有十分重要的作用。

近年来随着全球气候暖干化的发展,我国旱涝格局也随之发生改变,一方面以往干旱发生频率较高的北方形势依然严峻,另一方面,南方部分地区也明显变干,重大干旱事件发生频率有所增加<sup>[1]</sup>。作为南方麦区的重点种植区域,江苏省年降水量由南向北递减,南北差异明显,一年中旱涝交替发生。随着气候暖干化发展,江苏省干旱强度及干旱频率逐年增高,对冬小麦生产的影响越发明显<sup>[16]</sup>。目前,我国对于干旱的研究多集中于西北、华北等干旱发生频率较高的地区,对于江苏的干旱研究较少。本研究根据土壤含水量、作物的需水变化、作物的冠层温度等特征,选取 7 种遥感干旱指数,计算遥感干旱指数与实测土壤相对湿度的相关性,选择其中较为适宜的遥感干旱指数并结合径向基函数神经网络(Radial Basis Function Neural Networks, RBFNN)对农地相对湿度进行协同反演,以提高土壤湿度的反演精度,为旱情监测提供参考。

# 1 数据来源和研究方法

## 1.1 数据来源

采用 2014—2018 年 3—5 月的 MODIS 遥感数据(<https://www.nasa.gov/>),包括地表温度产品(MOD11A2)和反射率数据产品(MOD09A1)。其中,MOD09A1 尽量降低了云及气溶胶浓度造成的不利影响,提供了 7 个波段的 500 m 分辨率 8 d 合成的数据产品<sup>[17]</sup>。MOD11A2 产品是由分辨率为 1

km 的地表温度/发射率产品(MOD11A1)合成,与 MOD09A1 产品时间分辨率相同。8 d 的时间分辨率对于土壤水分变化有较好的捕捉,利于探测旱情的发生发展。非遥感数据包括江苏省的行政区划矢量数据和江苏省农业气象观测站每旬逢 8 观测的 10 cm 和 20 cm 土层的土壤相对湿度,以百分比(%)表示。

## 1.2 研究方法

1.2.1 遥感干旱指数测算 对 MODIS 数据利用 MRT、ENVI 软件进行拼接、重投影、裁剪、剔除无效值等预处理操作。为了保证数据空间分辨率一致,利用 ArcGIS 软件对 MOD11A2 地表温度数据采用双线性内插法采样到 500 m。而后利用 IDL 软件对预处理得到各个波段数据,根据表 1 的公式算法进行运算操作,得到以下 7 种干旱遥感指数。

表 1 干旱监测参量和指数算法  
Table 1 The parameters and algorithms of drought monitoring index

| 干旱监测参量<br>Drought monitoring parameter   | 遥感干旱指数<br>Remote sensing drought index | 指数算法<br>Index algorithm                                   |
|------------------------------------------|----------------------------------------|-----------------------------------------------------------|
| 土壤含水量<br>Soil moisture content           | SWCI                                   | $SWCI = \frac{b_6 - b_7}{b_6 + b_7}$                      |
|                                          | VSWI                                   | $VSWI = \frac{NDVI}{LST}$                                 |
| 作物形态及绿度<br>Crop morphology and greenness | NDVI                                   | $NDVI = \frac{b_2 - b_1}{b_2 + b_1}$                      |
|                                          | VCI                                    | $VCI = \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}}$ |
| 作物冠层含水量<br>Crop canopy water content     | NDHBT                                  | $NDHBT = \frac{b_2 - b_7}{b_2 + b_7}$                     |
|                                          | NMDI                                   | $NMDI = \frac{b_2 - (B_6 - b_7)}{b_2 + (B_6 - b_7)}$      |
| 作物冠层温度<br>Crop canopy temperature        | TCI                                    | $TCI = \frac{LST_{max} - LST}{LST_{max} - LST_{min}}$     |

表 1 中参数  $b_1$ 、 $b_2$ 、 $b_6$ 、 $b_7$  分别代表 MOD09A1 产品的 band1 (620 ~ 670 nm)、band2 (841 ~ 876 nm)、band6 (1 628 ~ 1 652 nm) 及 band7 (2 105 ~ 2 155 nm);  $LST$  为地表温度,  $LST_{max}$  和  $LST_{min}$  对应  $LST$  的最大值和最小值;  $NDVI$  为归一化植被指数,  $NDVI_{min}$  和  $NDVI_{max}$  对应  $NDVI$  的最小值和最大值。

1.2.2 构建 RBFNN 的土壤相对湿度反演模型 RBFNN 分为输入层、输出层及隐含层<sup>[18]</sup>。相较于 BPNN 神经网络, RBFNN 在学习速度、分类能力等方面都具有一定优势。RBFNN 逼近能力强、结构简单、学习收敛速度快,在理论上它不仅是前向网络中最优的网络,在学习方法上它也避免了局部最优问题<sup>[19]</sup>。高斯函数作为径向基函数为 RBFNN 神经

网络充当传递函数:

$$\varphi(x_p - c_i) = e^{-\frac{\|x_p - c_i\|^2}{2\sigma^2}}$$

(1)

网络输出为:

$$y_j = \sum_{i=1}^h \omega_{ij} e^{-\frac{\|x_p - c_i\|^2}{2\sigma^2}}, \quad j = 1, 2, \dots, m$$

(2)

式(1)、(2)中, $x_p$ 为第  $P$  个输入样本, $P = 1, 2, \dots (P$  表示样本总数), $c_i$  为网络隐含层结点的中心, $\omega_{ij}$  为从隐藏层到输出层的权值, $i = 1, 2, \dots, h$  为隐含层的结点数; $y_j$  为与输入样本对应的网络的第  $j$  个输出结点的实际输出<sup>[19]</sup>。

本研究利用 Matlab 软件中的 newrb 函数来构建 RBFNN。RBFNN 通常被用作逼近函数,用 newrb 函数不断尝试创建 RBFNN 网络,直到网络的输出满足设定的均方误差 (mean squared error,  $MSE$ ) 为止<sup>[20]</sup>。

$$net = newrb(P, T, goal, spread, MN, DF)$$

(3)

式中,newrb 为 RBF;net 作为 newrb 的返回参数; $P$  是输入矩阵,每列是一个输入样本; $T$  是每列一个输出样本,为期望输出矩阵;goal 是标量,为指定的均方误差,缺省值为 0,本文设置为 0.001;spread 也是标量,表示径向基函数的扩散速度;DF 是两次显示之间所添加的神经元数目<sup>[21]</sup>。spread 与 MN 需多次重复进行试验评估,选择平均错误率最小的一次获取 RBFNN 的预测模型。

针对江苏省冬小麦的需水关键期,分析遥感干旱监测指数与实测不同深度土壤相对湿度之间的关联性,在其中选取适宜的干旱遥感监测指数为输入层,各农气站实测土壤相对湿度为输出层,得到基于 RBFNN 的土壤相对湿度反演模型。

2 结果与分析

2.1 不同区域遥感干旱指标与土壤相对湿度相关性分析

以淮河和长江为界限,自北向南将江苏省分为淮北、江淮及沿江苏南,研究这 3 个区域不同深度土壤相对湿度和 7 个遥感干旱指数之间的相关性发现(表 2),对于淮北地区,10 cm 深度土壤相对湿度表现为  $NDVI > VSWI > VCI > NDIIB7 > NMDI > SWCI > TCI$ ; 20 cm 深度土壤相对湿度表现为  $NDVI > VSWI > VCI > NMDI > TCI > SWCI > NDBI7$ 。总体来看,NDVI 指数反演效果较好,相关系数在 0.2 左右,其次为 VSWI 指数及 VCI 指数。对于江淮地区,10 cm 深度土壤相对湿度表现为  $VCI > NDVI > VSWI > NMDI > NDBI7 > TCI > SWCI$ ; 20cm 深度土壤相对湿度表现为  $VCI >$

$NMDI > NDVI > VSWI > SWCI > TCI > NDBI7$ ; 7 种干旱遥感指数在江淮地区反演效果中,VCI 指数反演效果更好,与各层土壤水分的相关系数接近 0.25,其次为 NDVI 指数及 VSWI 指数。沿江苏南区域,10 cm 深度土壤相对湿度表现为  $VSWI > NMDI > SWCI > NDBI7 > TCI > NDVI > VCI$ ; 20 cm 深度土壤相对湿度表现为  $TCI > NMDI > SWCI > VSWI > NDBI7 > VCI > NDVI$ ;除 NDVI 及 VCI 指数与土壤相对湿度的相关系数较低以外,其他指数都有较好的反演效果,其中 VSWI 指数对 10 cm 深度的土壤相对湿度反演效果最佳,相关系数达到 0.5,TCI 指数与 20 cm 土层的土壤相对湿度相关系数为 -0.2933。分析江苏全省不同深度土壤相对湿度和 7 个遥感干旱指数之间的相关性发现,10 cm 深度土壤水分表现为  $VSWI > NDVI > TCI > SWCI > NDBI7 > NMDI > VCI$ ; 20 cm 深度土壤水分表现为  $VSWI > SWCI > NMDI > NDVI > NDBI7 > VCI > TCI$ 。VSWI 指数对于土壤水分监测效果最佳,相关系数在 0.27 左右;其次为 NDVI 指数和 SWCI 指数,二者较为接近;NDIIB7 对于土壤湿度的反演在 0.22 左右,VCI 反演效果略低于其他 6 种指数。有研究表明,植被指数通常只反映植被生长状况的变化,由于降水与植被响应模式,气象干旱与植被活动之间一般存在一定的时间滞后效应;温度指数只反映地表温度异常,其低值也可能来自于热浪等其他因素导致的温度异常<sup>[21-22]</sup>。因此,为了更准确地进行农业干旱监测,本文在 7 种遥感干旱指数中选取 VSWI、NDVI、NDIIB7、TCI 和 SWCI 作为 10 cm 深度土壤相对湿度的反演模型的评价指标集;对于 20 cm 深度的土壤相对湿度,研究根据相关程度选取 VSWI、NDVI、NDIIB7、NMDI 及 SWCI 这 5 种指数作为评价指标集。

表 2 2014—2018 年不同地区 7 种  
遥感土壤湿度反演模型比较

Table 2 Comparison of test results of 7 remote sensing soil moisture models in different areas in 2014-2018

| 区域<br>Area                  | 深度/cm<br>Depth | NDVI   | VCI     | SWCI    | VSWI   | NMDI    | TCI     | NDIIB7  |
|-----------------------------|----------------|--------|---------|---------|--------|---------|---------|---------|
| 淮北<br>North<br>Jiangsu      | 10             | 0.2046 | 0.1334  | 0.0371  | 0.1541 | 0.0701  | -0.0068 | 0.0900  |
|                             | 20             | 0.1937 | 0.1233  | -0.0214 | 0.1652 | 0.0706  | -0.0622 | -0.0012 |
| 江淮<br>Central<br>Jiangsu    | 10             | 0.1445 | 0.2483  | 0.0389  | 0.1034 | -0.0799 | -0.0465 | 0.0641  |
|                             | 20             | 0.1579 | 0.2452  | 0.1403  | 0.1453 | -0.2223 | -0.0568 | 0.0406  |
| 沿江苏南<br>Southern<br>Jiangsu | 10             | 0.2403 | 0.0205  | 0.4198  | 0.5000 | -0.4340 | -0.3118 | 0.3691  |
|                             | 20             | 0.0568 | -0.1022 | 0.2272  | 0.2250 | -0.2516 | -0.2933 | 0.1933  |
| 江苏省<br>Jiangsu<br>Province  | 10             | 0.2626 | 0.1664  | 0.2242  | 0.2735 | -0.1839 | -0.2293 | 0.2145  |
|                             | 20             | 0.2246 | 0.2118  | 0.2575  | 0.2693 | -0.2426 | -0.1958 | 0.2155  |

2.2 基于 RBFNN 构建土壤湿度反演模型有效性验证

利用 Matlab 软件中 newrb 函数构建 2018 年不同深度土壤水分的 RBFNN 反演模型,并对其有效性进行验证。对于 10 cm 深度土壤相对湿度,spread 取 0.001,MN 取 55,DF 为 5,逼近效果最佳。对于 20 cm 深度土壤相对湿度,spread 取 0.001,MN 取 50,DF 为 7,逼近效果较好。

将 6 个遥感干旱指数分别与江苏省 2018 年冬小麦的需水关键期的实测土壤水分进行相关分析发现(如表 3),对 10 cm 深度土壤水分的反演效果均优于 20 cm。利用地表温度和 NDVI 相结合运算得到的 VSWI 指数反演效果优于其他指数,与 2 个土层相关系数分别达到 0.4712 和 0.3619,NDMI 指数对于 10 cm 深度土壤水分反演效果最差,相关系数为-0.1839;NDIIB7 指数与 20 cm 深度土壤相对湿度相关性低于其他指数,为 0.2181。采用干旱遥感指数协同 RBFNN 构建的土壤水分模型对土壤水

分的反演效果均明显优于以上 6 种遥感干旱指数,与 2 个土层相关系数分别达到 0.5161 和 0.4307。另外,研究同时应用 BPNN 函数反演土壤水分发现,其与 VSWI 指数反演结果较为接近。以上研究结果表明,相较于单一的遥感指数及 BPNN 网络,RBFNN 模型的反演效果更好,能更准确地监测研究区土壤水分的变化。

为了更进一步验证 RBFNN 反演土壤相对湿度模型的有效性,将研究区自北向南分为 3 个区域对其 2018 年冬小麦需水关键期的土壤相对湿度进行分析,利用相关系数  $r$  来检验模型的有效性。研究发现(如图 1),各区域对于 20 cm 深度土壤水分的

表 3 不同深度土壤水分遥感反演模型结果比较

| Table 3 Comparison of the soil moisture from inversion model at different depths |        |        |        |        |         |         |        |        |
|----------------------------------------------------------------------------------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|--------|--------|
| 深度/cm<br>Depth                                                                   | NDVI   | SWCI   | VSWI   | NDIIB7 | TCI     | NMDI    | RBFNN  | BPNN   |
| 10                                                                               | 0.3307 | 0.3607 | 0.4712 | 0.2511 | -0.3995 | -0.1839 | 0.5161 | 0.4051 |
| 20                                                                               | 0.2233 | 0.3057 | 0.3619 | 0.2181 | -0.3116 | -0.2426 | 0.4307 | 0.3645 |

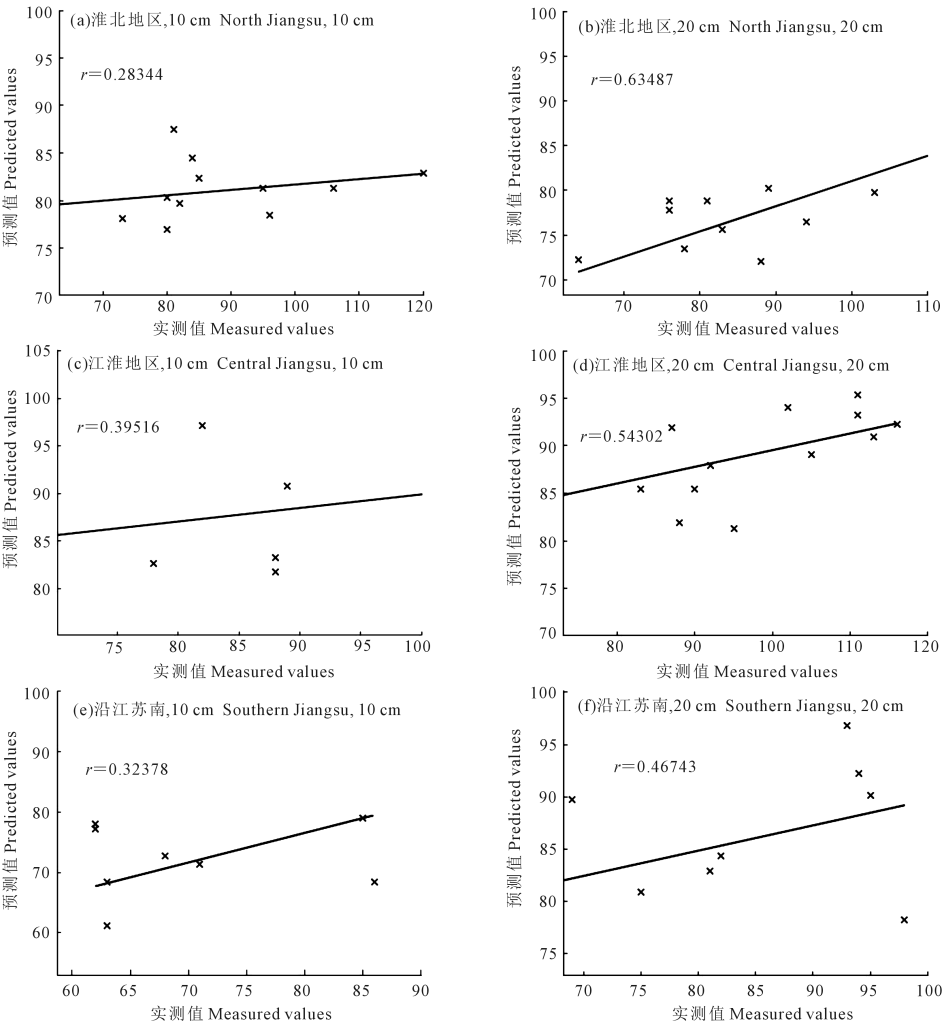


图 1 2018 年小麦需水关键期不同区域 RBFNN 协同遥感干旱指数反演土壤水分  
Fig.1 Soil moisture retrieval by RBFNN collaborated with remote sensing drought index in different regions during the critical water demand period of winter wheat in 2018



RBFNN 反演土壤相对湿度效果优于 10 cm。从分区来看,RBFNN 对于 10 cm 深度土壤相对湿度的反演效果以江淮地区最好( $r=0.3951$ ),其次为沿江苏南,淮北地区反演效果较弱( $r=0.2834$ );对于 20 cm 深度土壤相对湿度,则是对淮北反演效果最佳( $r=0.6348$ ),江淮一带反演效果次之( $r=0.5430$ )。

2.3 典型个案分析

干旱是制约农业生产的主要气象灾害之一,不同地区适用的干旱指数不同<sup>[23]</sup>。利用降水距平百分率可直观反映因降水异常而导致的干旱,适用于平均气温高于 10℃ 的半湿润、半干旱地区。本研究采用国标《气象干旱等级》(GB/T 20481-2006)中的降水距平百分率指标<sup>[24]</sup>,规定月尺度下,−40%<降水距平百分率≤−60%为轻旱,−60%<降水距平百分率≤−80%为中旱,−95%<降水距平百分率≤−80%为重旱,降水距平百分率≤−95%为特旱。根据江苏省气候中心报告,2017 年 5 月江苏省小麦处于抽穗开花~灌浆乳熟~成熟期。其中,5 月中下旬江苏省以晴好天气为主,气温异常偏高,5 月各站降水量为 23.4 mm(沛县)~111.7 mm(宜兴),全省平

均降水量为 59.7 mm,较常年偏少 28% 左右(如图 2)。与常年同期相比,除张家港、宜兴和盱眙略偏多不足 5% 外,全省其他大部普遍偏少 10%~68%。其中,沿淮及其以北大部分地区降水量较常年偏少 20%~50%,达轻旱水平;江苏西北部徐州地区及沿淮东部降水较常年平均偏少 50% 以上,达中旱水平。

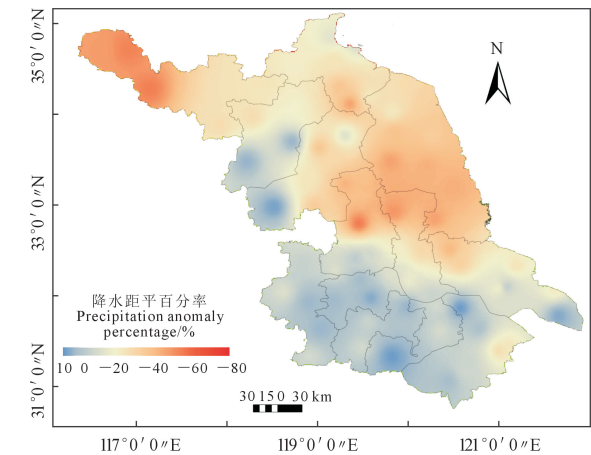


图 2 2017 年 5 月江苏省降水量距平百分率  
Fig.2 Percentage of precipitation anomalies in May 2017 of Jiangsu Province

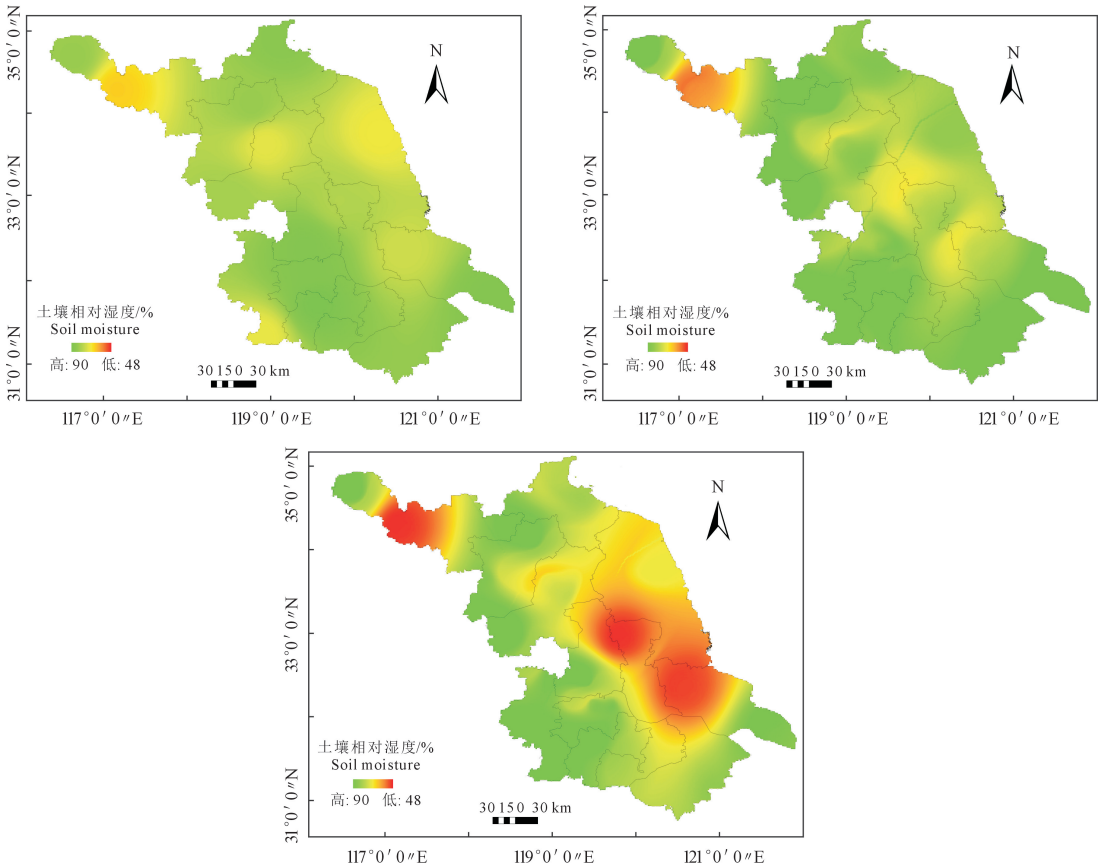


图 3 RBFNN 协同遥感干旱指数反演江苏 2017 年 5 月农田 10 cm 深度土壤相对湿度  
Fig.3 The soil relative humidity at the depth of 10 cm retrieved by RBFNN collaborated with remote sensing drought index in May 2017 of Jiangsu Province

本研究利用 IDL 软件计算出 5 个遥感干旱指数的值,根据以上结果通过 Matlab 软件得到 2017 年 5 月上、中、下旬全省 14 个农业气象观测站点 RBFNN 的土壤相对湿度值,在 ArcGIS 中采用反距离权重法对预测值进行插值,反演得到 2017 年冬小麦 5 月上、中、下旬江苏省的土壤相对湿度分布图。如图 3 所示,受降水持续偏少影响,江苏 5 月旱情逐步显现,旱情主要出现在沿淮东部及淮北部分地区,其中,根据预测结果,兴化和徐州地区在 5 月下旬 10 cm 深度土壤相对湿度为 49%,达中旱水平;盐城、淮安及如皋为 50%~65%,属于轻旱。与实测土壤墒情监测结果比较,土壤水分高值反演效果略偏低,其中,对于土壤相对湿度在 90% 以上的区域, RBFNN 预测的结果均在 85%~90% 之间。而土壤水分低值区反演结果略偏高,其中,对于相对湿度在 50% 以下的区域, RBFNN 的预测结果基本在 50% 左右。总体而言,预测结果和实测结果较为接近,说明反演模型较为有效。

### 3 讨论与结论

1) 对 7 种遥感干旱监测指数与实测 10 cm/20 cm 深度的土壤相对湿度进行相关分析,发现在冬小麦的需水关键期,对于淮北而言, NDVI 指数反演效果较好,相关系数在 0.2 左右,其次为 VSWI 指数及 VCI 指数。对于江淮地区,7 种干旱遥感指数中 VCI 指数反演效果更好,与各层土壤水分的相关系数接近 0.25,其次为 NDVI 指数及 VSWI 指数。对于沿江苏南一带,除 NDVI 及 VCI 指数与土壤相关湿度的相关系数较低以外,其他指数都有较好的反演效果,其中 VSWI 指数对 10 cm 深度的土壤相对湿度反演效果最佳,相关系数达到 0.5。TCI 指数与 20 cm 深度的土壤相对湿度相关系数为 -0.2933。对于全省来说, VSWI 指数对于土壤水分监测效果最佳,相关系数在 0.27 左右;其次为 NDVI 指数和 SWCI 指数,二者较为接近; NDII7 对于土壤湿度的反演在 0.22 左右, VCI 反演效果略低于其他 6 种指数。本研究在 7 种遥感干旱指数中选取 VSWI、NDVI、NDII7、TCI 和 SWCI 作为 10 cm 深度土壤相对湿度的反演模型的评价指标集;选取 VSWI、NDVI、NDII7、NMDI 及 SWCI 作为 20 cm 深度土壤相对湿度的反演模型的评价指标集。

2) 通过 RBFNN 和 BPNN 模型以及 6 种干旱遥感监测模型对江苏省 2018 年冬小麦需水关键期的反演研究发现,利用 RBFNN 对土壤相对湿度的反演效果均明显高于以上 6 种遥感干旱指数, 10 cm

和 20 cm 深度相关系数分别达到 0.5161 及 0.4307。而利用 BPNN 反演土壤湿度发现,其与 VSWI 指数反演结果较为接近。总体来看, RBFNN 模型反演土壤相对湿度的效果更好,能准确地反映研究区土壤水分的变化。而对 2017 年 5 月江苏省利用 RBFNN 进行反演得到的冬小麦 10 cm 深度土壤相对湿度分布图与实测土壤墒情监测结果比较接近,说明反演模型有效。

3) 本研究以冬小麦需水关键期为研究时段,选取该时期土壤相对湿度反演的综合评价指标集时,对于冬小麦生长发育期划分不够细致,而作物的生长与土壤相对湿度之间也存在一定的滞后反应。另外,由于实测土壤相对湿度为单点数据,与卫星数据空间分辨率上存在不匹配,因而两者之间的相关性存在一定的误差。对于反演模型的训练样本,由于全省的农气站点有限,数据存在缺测等因素影响,因此,训练样本也存在代表性不足的问题。研究发现,微波遥感数据与农气站点数据吻合度较好<sup>[25]</sup>,后续可进一步利用微波遥感监测数据对其进行改善。

#### 参考文献:

- [1] 庄瑶, 鲍瑞娟, 张容焱, 等. 基于 MCI 指数的福建省干旱气候特征[J]. 气象与环境学报, 2021, 37(5): 93-99.  
ZHUANG Y, BAO R J, ZHANG R Y, et al. MCI-based climatic characteristics of drought in Fujian Province[J]. Journal of Meteorology and Environment, 2021, 37(5): 93-99.
- [2] 李晶, 王婉昭, 刘东明, 等. 2017 年辽宁省春夏季精细化气象干旱监测评估[J]. 气象与环境学报, 2019, 35(3): 100-105.  
LI J, WANG W Z, LIU D M, et al. Monitoring and assessment of meteorological drought in spring and summer of 2017 for Liaoning Province[J]. Journal of Meteorology and Environment, 2019, 35(3): 100-105.
- [3] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 农业干旱遥感监测的原理、方法与应用[J]. 中国农业信息, 2018, 30(4): 32-50.  
WANG L M, LIU J, YANG L B, et al. Principle, method and application of remote sensing monitoring of agricultural drought[J]. China Agricultural Information, 2018, 30(4): 32-50.
- [4] 罗彪, 刘潇, 郭萍. 基于 MODIS 数据的河套灌区遥感干旱监测[J]. 中国农业大学学报, 2020, 25(10): 44-54.  
LUO B, LIU X, GUO P. Remote sensing drought monitoring of Hetao irrigation area based on MODIS data[J]. Journal of China Agricultural University, 2020, 25(10): 44-54.
- [5] 唐晓玲, 任红玲, 王杰, 等. 吉林省主要产粮区 NDVI 时空变化特征[J]. 气象与环境学报, 2015, 31(2): 103-107.  
TANG X L, REN H L, WANG J, et al. Spatial-temporal characteristics of NDVI over main grain producing area in Jilin Province[J]. Journal of Meteorology and Environment, 2015, 31(2): 103-107.
- [6] 包云轩, 孟翠丽, 申双和, 等. 江苏省典型干旱过程特征[J]. 生态学报, 2011, 31(22): 6853-6865.

- BAO Y X, MENG C L, SHEN S H, et al. Analysis on characteristics of a typical drought event in Jiangsu Province[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2011, 31(22): 6853-6865.
- [7] 薛辉, 倪绍祥. 我国土壤水分热红外遥感监测研究进展[J]. *干旱地区农业研究*, 2006, 24(6): 168-172.
- XUE H, NI S X. Progress in the study on monitoring of soil moisture with thermal infrared remote sensing[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2006, 24(6): 168-172.
- [8] 蒋友严, 韩涛, 徐燕, 等. 基于多源卫星数据的 3 种干旱遥感监测效果比较[J]. *干旱地区农业研究*, 2014, 32(2): 47-51.
- JIANG Y Y, HAN T, XU Y, et al. Comparison of drought monitoring effects based on multi-source remote sensing data of satellite[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2014, 32(2): 47-51.
- [9] 刘英, 岳辉, 李遥, 等. 基于 MODIS 的河南省春旱遥感监测[J]. *干旱地区农业研究*, 2018, 36(3): 218-223.
- LIU Y, YUE H, LI Y, et al. Remote sensing monitoring of spring drought based on MODIS in Henan Province[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2018, 36(3): 218-223.
- [10] LIU L Y, LIAO J S, CHEN X Z, et al. The microwave Temperature Vegetation Drought Index (MTVDI) based on AMSR-E brightness temperatures for long-term drought assessment across China (2003-2010)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 199: 302-320.
- [11] LIU Y, YUE H. The Temperature Vegetation Dryness Index (TVDI) based on bi-parabolic NDVI- $T_s$  space and Gradient-based Structural Similarity (GSSIM) for long-term drought assessment across Shaanxi Province, China (2000-2016) [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(6): 959.
- [12] 宁娟, 丁建丽, 杨爱霞, 等. 基于高光谱与电磁感应技术的干旱区绿洲土壤含水量反演研究[J]. *干旱地区农业研究*, 2018, 36(3): 258-265.
- NING J, DING J L, YANG A X, et al. Inversion of soil moisture content in the oasis of arid areas using hyperspectral and electromagnetic induction instruments[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2018, 36(3): 258-265.
- [13] 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.
- CHEN C, ZHAO S H. Drought monitoring and analysis of Huanghuai Hai plain based on TRMM precipitation data[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2016, 28(1): 122-129.
- [14] 胡蝶, 郭锐, 王丽娟, 等. TRMM 降雨数据在甘肃省干旱监测中的应用[J]. *干旱气象*, 2017, 35(3): 374-382.
- HU D, GUO N, WANG L J, et al. Drought monitoring based on TRMM precipitation data in Gansu Province[J]. *Journal of Arid Meteorology*, 2017, 35(3): 374-382.
- [15] 郭锐, 王小平, 王玮, 等. 干旱遥感监测技术进展[J]. *气象科技进展*, 2020, 10(3): 10-20.
- GUO N, WANG X P, WANG W, et al. Review of drought monitoring based on remote sensing technology[J]. *Advances in Meteorological Science and Technology*, 2020, 10(3): 10-20.
- [16] 尤新媛, 胡正华, 张雪松, 等. 基于作物水分亏缺指数的江苏省冬小麦生长季干旱时空特征[J]. *江苏农业科学*, 2019, 47(2): 243-249.
- YOU X Y, HU Z H, ZHANG X S, et al. Spatio-temporal characteristics of drought during growing season of winter wheat in Jiangsu Province based on crop water deficit index[J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2019, 47(2): 243-249.
- [17] 谷佳贺, 薛华柱, 董国涛, 等. 归一化水体指数用于河南省干旱监测适用性分析[J]. *干旱地区农业研究*, 2020, 38(6): 209-217.
- GU J H, XUE H Z, DONG G T, et al. Applicability analysis of NDWI for drought monitoring in Henan Province[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2020, 38(6): 209-217.
- [18] 吴君, 裴洪芹, 石莹, 等. 基于数值预报产品的地面气温 BP-MOS 预报方法[J]. *气象科学*, 2007, 27(4): 430-435.
- WU J, PEI H Q, SHI Y, et al. The forecasting of surface air temperature using BP-MOS method based on the numerical forecasting results[J]. *Scientia Meteorologica Sinica*, 2007, 27(4): 430-435.
- [19] 张亚刚, 杨银, 张成军, 等. 基于径向基函数神经网络温度预报订正方法及评估[J]. *热带气象学报*, 2021, 37(1): 136-144.
- ZHANG Y G, YANG Y, ZHANG C J, et al. Temperature forecast correction method and evaluation based on radial basis function neural network[J]. *Journal of Tropical Meteorology*, 2021, 37(1): 136-144.
- [20] 黄友昕, 胡茂胜, 沈永林, 等. MODIS 干旱指数结合 RBFNN 反演冬小麦返青期土壤湿度[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(12): 81-88.
- HUANG Y X, HU M S, SHEN Y L, et al. Retrieval of soil moisture at returning green stage of winter wheat using MODIS drought index and RBFNN[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(12): 81-88.
- [21] WU X C, LIU H Y, LI X Y, et al. Differentiating drought legacy effects on vegetation growth over the temperate Northern Hemisphere[J]. *Global Change Biology*, 2018, 24(1): 504-516.
- [22] 尹国应, 张洪艳, 张良培. 2001-2019 年长江中下游农业干旱遥感监测及植被敏感性分析[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2022, 47(8): 1245-1256.
- YIN G Y, ZHANG H Y, ZHANG L P. Remote Sensing monitoring of agricultural drought and vegetation sensitivity analysis in the middle and lower reaches of the Yangtze River from 2001 to 2019[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(8): 1245-1256.
- [23] 环海军, 姚丹丹, 刘岩, 等. 基于不同干旱指数鲁中地区干旱变化规律研究[J]. *气象与环境学报*, 2017, 33(3): 80-87.
- HUAN H J, YAO D D, LIU Y, et al. Research on the variation of drought in the middle of Shandong Province based on different drought indices[J]. *Journal of Meteorology and Environment*, 2017, 33(3): 80-87.
- [24] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 气象干旱等级 (GB/T20481-2006) [S]. 北京: 中国标准出版社, 2006.
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of China. Grades of meteorological drought (GB/T20481-2006) [S]. Beijing: Standards of Press of China, 2006.
- [25] 荆琛琳. SMAP、CCI 和 CLDAS 土壤湿度产品在青藏高原典型区域的比较验证[J]. *亚热带资源与环境学报*, 2020, 15(1): 85-94.
- JING C L. Comparative evaluation of SMAP & CCI & CLDAS Soil moisture products in typical region of Qinghai-Tibet Plateau[J]. *Journal of Subtropical Resources and Environment*, 2020, 15(1): 85-94.