

## SAR 遥感指数研究进展

谢小曼<sup>1</sup>, 李俐<sup>1, 2\*</sup>, 张迁迁<sup>3</sup>, 陈琦琦<sup>1</sup>, 朱德海<sup>1, 2</sup>

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083; 2. 农业农村部农业灾害遥感重点实验室, 北京 100083; 3. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

**摘要:**【目的】指数作为遥感信息的一种有效描述, 在对大气、海洋、土壤和植被等进行定性、定量评估时具有重要意义。【方法】合成孔径雷达(SAR)技术利用微波与地表相互作用过程感测地表, SAR 遥感拥有丰富的地表散射强度和相位信息, 具有一定物理意义又高度综合表征地物信息的 SAR 遥感指数便于 SAR 遥感技术的业务化应用, 文章通过文献调研, 对 SAR 遥感指数及其在土壤表面状况监测、植被生长状况监测和植被信息快速提取中的应用研究现状进行分析。首先对 SAR 相关指数进行整理, 根据反映的地表覆被状况将其划分为土壤指数与植被指数两大类型; 然后, 分别针对 SAR 遥感中具体的土壤指数和植被指数, 从指数定义、物理意义、应用和精度等方面分析其优缺点。【结果/结论】国内外学者对 SAR 遥感指数开展了众多研究, 但目前 SAR 遥感指数还存在一些问题, 在未来的研究中, 需要充分挖掘多模式、多极化、多波段、多时相 SAR 遥感数据的丰富信息, 融合光学遥感及其他数据, 从机理出发, 构建更多物理意义明确的 SAR 遥感指数。

**关键词:** 合成孔径雷达; 遥感指数; 土壤指数; 植被指数

DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20190502

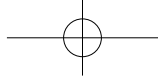
## 0 引言

随着可用遥感数据的迅速增多, 如何有效利用遥感数据提取地表信息成为一个重要研究内容。遥感指数通过合理组合遥感数据信息, 形成地表覆盖状况对遥感信息的数学表达, 有助于快速准确地提取地表土壤及植被的有效信息。光学遥感中常用的植被指数, 如归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation, NDVI)、比值植被指数(Ratio Vegetation Index, RVI)等, 利用绿色植被在不同波段不同的光谱反射特性, 对光学遥感中不同波段的反射率建立数学运算关系, 从而有效描述绿色植被特征, 在地质勘察、地图制图、作物生长评估、土壤覆盖分类以及海洋监测方面都有广泛的应用<sup>[1-2]</sup>。微波遥感, 特别是作为主动微波的合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)遥感, 不仅包含了丰富的地表散射幅度信息, 还包含了相位信息, 此外, 其后向散射信息不仅包含了地表植被结构、生物量、植被含水量等信息, 还与土壤湿度、土壤粗糙度等信息密

收稿日期: 2019-09-25

第一作者简介: 谢小曼(1998—), 硕士研究生。研究方向: 空间信息技术。Email: xxmh9657@163.com

\* 通信作者简介: 李俐(1976—), 副教授。研究方向: 微波技术及其农业应用。Email: lilixch@cau.edu.cn



切相关。随着 SAR 技术逐渐向高分辨率、多波段、多极化、多视角、多工作模式转变, SAR 遥感数据中包含的信息越来越丰富<sup>[3-5]</sup>。因此, 根据土壤、植被、水体等地物的散射特性, 充分利用多波段 (C 波段、P 波段、L 波段等)、多极化 (HH、VV、HV 和 VH 极化)、多角度的雷达后向散射数据, 形成表征地物特性的有效指数亟待解决。

目前国内外已有利用不同 SAR 遥感指数进行微波遥感监测的研究<sup>[6-8]</sup>。随着 SAR 数据的增多和 SAR 遥感应用的不断发展, 越来越多的 SAR 遥感指数开始出现, 然而对各个指数的物理意义、适用范围、误差来源等信息的总结分析鲜见报道。为了对 SAR 遥感应用提供适用参数借鉴, 文章将对已有的 SAR 遥感指数进行整理, 根据主要研究对象和地表覆被情况, 将 SAR 遥感指数分为土壤指数和植被指数, 并给出各个指数的定义、物理意义及其适用范围, 在对 SAR 遥感指数研究现状进行总结的基础上, 对指数未来发展趋势进行展望。

## 1 SAR 遥感指数的发展

自 20 世纪 50 年代以来, 随着雷达传感器的发展, 越来越多的 SAR 数据开始出现, SAR 遥感技术的应用也受到了广泛重视<sup>[3]</sup>。然而, 面对丰富的微波散射信息, 研究者们进行了很多尝试, 努力挖掘应用这种不受气候影响的主动遥感信息<sup>[6-8]</sup>。作为有效描述地表反射或散射特性的数学表达, 遥感指数也从 20 世纪 90 年代开始在 SAR 遥感应应用领域发展起来。

SAR 遥感指数一般利用不同时相、不同角度或不同极化的后向散射系数之间的数学运算降低噪声、增强待提取特征来实现地表信息的有效获取。由于雷达后向散射系数是地表土壤与地表覆盖植被散射回波共同作用的结果, 植被覆盖地表与裸露地表 SAR 回波信号主要组成有很大差异。因此, 针对植被稀疏覆盖或裸露的地表, 一般研究的是土壤与雷达后向散射系数的相互作用, 而对于植被覆盖地表则主要研究如何从雷达后向散射系数中提取地表覆被信息。例如, 在土壤指数方面, Wagner 等<sup>[9]</sup>与 Sabrina 等<sup>[10]</sup>先后给出了基于时间序列数据的土壤湿度指数 (Soil Moisture Index, SMI)。Mattia 等<sup>[11]</sup>则提出了基于裸土表面的土壤粗糙度估计指数。在植被指数方面, Pope 等<sup>[12]</sup>根据极化组合和植被散射特性之间的关系, 提出了 4 个植被生物物理指数: 生物量指数 (Biomass Index, BMI)、体积散射指数 (Volume Scattering Index, VSI)、冠层结构指数 (Canopy Structure Index, CSI) 和交互类型指数 (Interaction Type Index, ITI), 这 4 个植被指数对植被不同性质的敏感度不一样, 能够表征不同方面的植被散射特性。这些指数的提出为土壤水分、土壤粗糙度、植被生物量乃至雪面粗糙度<sup>[13-14]</sup>、干旱监测、植被信息的提取等研究提供了借鉴。在此基础上, 综合其他数据 (例如光学遥感数据或模型同化数据) 与 SAR 数据的指数也不断出现。例如, Kim 等<sup>[15]</sup>提出了多源指数—融合植被指数 (Fusion Vegetation Index, FVI), 将光学植被指数 (Optical Vegetation Index, OVI) 与具有估测植被生长状况能力的雷达植被指数 (Radar Vegetation Index, RVI)<sup>[16]</sup>结合起来丰富植被信息。周洪奎等<sup>[17]</sup>则基于 SMI 指数, 综合同化数据提出了标准化湿度指数

2019年10月

(Standardized Soil Moisture Index, SSMI)。

SAR 遥感指数越来越丰富，应用范围逐渐扩大。该文选取 SAR 主要的土壤指数和植被指数（如表 1）进行分析总结。

表 1 主要的植被指数和土壤指数  
Table 1 Major vegetation and soil index

类型	指数缩写	指数英文全称	指数中文名称	主要功能	作者
土壤指数	SMI	Soil Moisture Index	土壤湿度指数	估测土壤湿度，土壤水分监测	Sabrina 等 <sup>[10]</sup>
	$Re_{[\rho_{RRLL}]}$	$Re_{[\rho_{RRLL}]}$	土壤粗糙度指数	估算土壤表面粗糙度	Schuler 等 <sup>[14]</sup>
	PSI	Polarization Salinity Index	土壤含盐量指数	估算土壤含盐量	韦建波 <sup>[26]</sup>
植被指数	RFDI	Radar Forest Degradation Index	雷达森林退化指数	区分植被、森林退化情况或森林生产力状况	Saatchi 等 <sup>[29]</sup>
	BMI	Biomass Index	生物量指数	区分植被和非植被区域以及倾斜和水平地形	Pope 等 <sup>[12]</sup>
	VSI	Volume Scattering Index	体积散射指数	估计森林冠层的体积散射，该指数可用于分离森林区域	Pope 等 <sup>[12]</sup>
	CSI	Canopy Structure Index	冠层结构指数	衡量植被中垂直结构和水平结构	Pope 等 <sup>[12]</sup>
	RVI	Radar Vegetation Index	雷达植被指数	区分植被、提供植被冠层信息	Kim 等 <sup>[16]</sup>
FVI	Fusion Vegetation Index	融合植被指数	估计植被绿度、活力和其他结构参数的信息	Kim 等 <sup>[15]</sup>	

## 2 土壤指数

土壤指数是描述土壤参数对后向散射系数敏感性的一个指标。雷达后向散射与土壤的关系十分复杂，后向散射系数不仅受到土壤几何状态，例如土壤粗糙度的影响，还受到土壤介电特性的影响，而土壤湿度与土壤含盐量是影响土壤介电特性的重要因素，这是建立土壤指数的基础。因此，针对土壤的 SAR 遥感指数主要包括土壤湿度指数、土壤粗糙度指数和土壤含盐量指数等。

### 2.1 土壤湿度指数

土壤湿度指数（SMI）是在土壤水分上下限和给定土地利用类型确定的假设下，给出的一种基于遥感数据时间序列的土壤表面水分指数。其定义为：

$$SMI = \frac{\sigma^0 - \sigma_{dry}^0}{\sigma_{wet}^0 - \sigma_{dry}^0} \times 100 \quad (1)$$

式（1）中， $\sigma_{dry}^0$  和  $\sigma_{wet}^0$  分别表示以 dB 为单位的后向散射直方图 5% 和 95% 位上的 sigma naught 值，代表了每个土地利用组合和月份中的土壤湿度最低饱和度和饱和状态。 $\sigma^0$  是以 dB 为单位的后向散射的 sigma naught 值。

SMI 通过对遥感数据进行时间尺度上的分组，削弱土壤表面和植被性质的影响。计算所得的数值并不是真实土壤湿度数值，而是相对于饱和状态和干燥状态的相对湿度情

况。Sabrina 等<sup>[10]</sup>通过场景实验利用干燥和湿润循环状态下 SMI 与降水量的相关性对 SMI 进行评估, 结果表明 SMI 与前期降水量具有良好的相关关系。

SMI 可用于土壤水分监测、干旱监测和土壤水分含量快速估算等。早在 1999 年, Wagner 等<sup>[9]</sup>利用 ERS 的时间序列数据开发了类似的土壤湿度计算公式, 所计算的土壤湿度指数在估算土壤水分含量时的结果表明, 在 0~20 cm 层的土壤水分均方根误差中有 95% 的值小于 8.1%。但由于 ERS 散射对土壤渗透深度的敏感性有限, 其数据所估算的土壤水分精度有限。Marcelo 等<sup>[18]</sup>也使用 SMI 进行了巴西干旱半干旱地区的土壤湿度分类, Sridhar 等<sup>[6]</sup>利用 SMI 进行了干旱程度监测, 而 Zhang 等<sup>[19]</sup>利用 Sentinel-1 遥感影像估算鄱阳湖地区土壤水分指数。具体应用中, 在 SMI 基础上也出现了一些改进指数, 例如 Martínez-Fernández 等<sup>[7]</sup>定义的土壤水分亏缺指数 (Soil Water Deficit Index, SWDI) 和周洪奎等<sup>[17]</sup>基于同化数据的标准化湿度指数 (SSMI) 等, 在干旱监测中也进行了有益的尝试。总体来说, SMI 计算中仅使用了遥感数据, 因此对实测数据稀缺的地区估计土壤湿度具有很大的作用。但是缺乏实测数据也使得 SMI 结果易受实际降水量的影响, 较低的前期降水量会导致 SMI 值偏低, 而较高的前期降水量会导致 SMI 值偏高。此外, SMI 的准确性还受 SAR 数据的时间序列长度、研究区大小和土地利用分类精度等因素的影响。

## 2.2 土壤粗糙度指数

土壤粗糙度<sup>[20]</sup>是影响土壤性质的一个重要参数, 同时也是影响微波遥感后向散射系数的重要因素之一。Mattia 等<sup>[11]</sup>利用在一定范围的表面粗糙度下, 圆极化相关性大小和电磁粗糙度的密切相关这一特点, 使用将圆极化相关性大小作为土壤粗糙度指数, 定义为:

$$|\rho_{\text{RRL}}| = \left[ \frac{\langle S_{\text{RR}} S_{\text{LL}}^* \rangle}{\sqrt{\langle |S_{\text{RR}}|^2 \rangle \langle |S_{\text{LL}}|^2 \rangle}} \right] \quad (2)$$

式(2)中,  $S_{\text{RR}} = \frac{1}{2}(S_{\text{HH}} - S_{\text{VV}} + 2jS_{\text{HV}})$ ,  $S_{\text{LL}} = \frac{1}{2}(S_{\text{HH}} - S_{\text{VV}} - 2jS_{\text{HV}})$ , 是由 3 种极化信号组成的互为共轭的一对参数。

通常, 土壤粗糙度和  $|\rho_{\text{RRL}}|$  之间存在反比例关系, 随着土壤粗糙度的增加  $|\rho_{\text{RRL}}|$  的值会降低。对于粗糙区域,  $|\rho_{\text{RRL}}|$  的取值为 0.2~0.5, 而对于平滑区域, 取值范围为 0.5~0.6<sup>[11, 21]</sup>。

土壤粗糙度指数  $|\rho_{\text{RRL}}|$  减少了土壤粗糙度估测中介电常数等参数的影响, 提高了表面粗糙度估测的准确性。但是  $|\rho_{\text{RRL}}|$  主要用于自然裸露土壤方面。针对土壤表面存在植被或者明显地形起伏的情况, Schuler 等<sup>[14]</sup>利用圆形相干的实部  $Re_{[\rho_{\text{RRL}}]}$  对于表面粗糙度的估计更加灵敏的特性来解决土壤粗糙度估测问题:

$$Re_{[\rho_{\text{RRL}}]} = \left[ \frac{\langle |S_{\text{HH}} - S_{\text{VV}}|^2 \rangle - 4 \langle |S_{\text{HV}}|^2 \rangle}{\langle |S_{\text{HH}} - S_{\text{VV}}|^2 \rangle + 4 \langle |S_{\text{HV}}|^2 \rangle} \right] \cos 4\phi \quad (3)$$

式(3)中, H 和 V 分别表示水平极化和垂直极化 2 种极化方式,  $S_{\text{HH}}$ ,  $S_{\text{HV}}$  和  $S_{\text{VV}}$  为雷达后向散射系数,  $\phi$  为地形方位角。

2019年10月

$Re_{[\rho_{RRLL}]}$ 值和土壤粗糙度的关系与 $|\rho_{RRLL}|$ 相反,  $Re_{[\rho_{RRLL}]}$ 与土壤粗糙度呈正相关关系<sup>[21]</sup>。Marzahn等<sup>[22]</sup>对2种土壤粗糙度指数进行了性能对比, 发现土壤粗糙度和 $Re_{[\rho_{RRLL}]}$ 之间的相关系数 $R^2=0.7531$ , 与 $|\rho_{RRLL}|$ 之间的相关系数 $R^2$ 为0.5887, 即 $Re_{[\rho_{RRLL}]}$ 对土壤粗糙度更加敏感<sup>[14]</sup>。

土壤粗糙度指数应用范围非常广泛, 例如可以应用于作物耕作活动的监测、作物留茬的监测和地形测绘等。除此之外, 在土壤水分的反演中, 也可能用到土壤粗糙度估计值, 例如土壤表面粗糙度的估计值可以作为水云模型的参数<sup>[22]</sup>。

土壤粗糙度指数为土壤粗糙度估测提供了更为直接有效的工具, 然而基于土壤粗糙度指数的土壤粗糙度估测精度受到许多因素的限制, 例如传感器精度、地表覆盖物和采样区域大小等。

### 2.3 土壤含盐量指数

土壤含盐量<sup>[23]</sup>是反映土壤质量状况的一个重要参数。为了衡量土壤含盐量的状况, 有研究<sup>[24-26]</sup>利用多极化雷达数据不同极化后向散射系数的运算来定义含盐量指数PSI:

$$PSI = \frac{\sigma_{HV}^{0\ 2} - \sigma_{HH}^{0\ 2}}{\sigma_{HV}^{0\ 2} + \sigma_{HH}^{0\ 2}} \quad (4)$$

式(4)中,  $\sigma_{HV}^0$ 和 $\sigma_{HH}^0$ 分别表示HV、HH极化的雷达后向散射系数的sigma naught值。

有研究对双极化数据中不同极化组合与土壤含盐量相关性进行了对比分析<sup>[25]</sup>, 结果表明4种极化数据组合方式VV+VH、VV/VH、(VV+VH)/(VV-VH)、(VV<sup>2</sup>+VH<sup>2</sup>)/(VV<sup>2</sup>-VH<sup>2</sup>)中, 与PSI类似的极化方式组合, 与土壤含盐量之间的相关性最高。

PSI指数在对河套平原土壤盐渍化反演的研究中得到了应用, 有效区分了非盐渍土、轻度盐渍土、中度盐渍土、重度盐渍土和盐渍土等5种不同含盐量的土壤。

结果表明, 基于PSI指数获得的土壤含盐量反演值和真实值较为接近。然而, 目前这类土壤含盐量反演算法仅在少数研究区域得到验证, 无法确定在其他区域的应用效果。

## 3 植被指数

植被对雷达后向散射系数的影响直接而复杂。植被指数通过建立不同极化数据的数学组合形成能有效表示植被生长状况、分布和生物量信息的参数。植被几何结构、生物量、含水量等指标是影响雷达后向散射系数的主要因素<sup>[27]</sup>, 因此, 基于SAR遥感的植被指数也主要包括反映森林覆被情况的雷达森林退化指数(RFDI)、生物量指数(BMI)、以及与植被几何结构密切相关的体积散射指数(VSI)、冠层结构指数(CSI)以及雷达植被指数(RVI)等。

### 3.1 雷达森林退化指数

森林退化将明显降低冠层覆盖和生物多样性, 对环境乃至气候产生不良影响。雷达森林退化指数(RFDI)是利用两种极化后向散射系数的差值与加和的比率来估测森林的退化情况<sup>[28]</sup>, 其定义为:

$$RFDI = \frac{\sigma_{HH}^0 - \sigma_{HV}^0}{\sigma_{HH}^0 + \sigma_{HV}^0} \quad (5)$$

式(5)中,  $\sigma_{HH}^0$  和  $\sigma_{HV}^0$  分别为 HH 极化和 HV 极化的后向散射系数的 sigma naught 值。

通常说来, 交叉极化 HV 信号对体积散射很敏感, 而同极化 HH 信号对体积散射和二次散射都很敏感。因此, 综合了 HH 和 HV 极化后向散射数值的 RFDI 能集中反映植被的体积、生长速度和退化状况等信息<sup>[29]</sup>。对冠层覆盖、森林结构等比单极化信号更敏感, 使得 RFDI 具有估测森林结构性质的能力<sup>[30]</sup>。RFDI 取值范围为 0~1。当森林退化严重时 HV 值较低, 则 RFDI 值较大。因此, RFDI 值增大则表征森林退化情况严重<sup>[31]</sup>。反之, 森林冠层覆盖完整性水平较高的区域, 具有较低的 RFDI 值<sup>[32]</sup>。

RFDI 主要应用于评估森林的退化情况, 在区分土地覆盖等级、监测森林受干扰程度和反演森林特征等方面具有重要作用<sup>[33-34]</sup>, 也可以用于区分各种植被类型<sup>[30]</sup>。Ningthoujam 等<sup>[35]</sup>利用 S 波段 SAR 数据, 基于 RFDI 值进行了非森林类型和森林类型覆盖变化监测, 在 6 m 分辨率模式下总体精度达到了 70%, 在 20 m 分辨率下精度达到了 63%。有研究尝试将 RFDI 用于牧场管理状况的识别以及水体、裸土和休耕、农田之间的分类, 相对识别能力较低<sup>[32]</sup>。

### 3.2 生物量指数

生物量指数 (BMI) 主要反映了森林生物量随 HH 极化和 VV 极化信号变化的情况, 定义为<sup>[12]</sup>:

$$BMI = \frac{\sigma_{HH}^0 + \sigma_{VV}^0}{2} \quad (6)$$

式(6)中,  $\sigma_{HH}^0$  和  $\sigma_{VV}^0$  分别是同极化 HH 和 VV 的后向散射系数的 sigma naught 值。

由于 BMI 的公式不是比率公式, 因此需及时纠正斜率影响, 否则 BMI 值将会受到影响。BMI 值主要取决于生物量分布, 生物量的增加会导致 BMI 值的增加。因此, 地面生物量较低的裸土表面具有较低的 BMI 值, 而森林具有较高的 BMI 值<sup>[36]</sup>。除了土壤表面生物量外, 土壤表面粗糙度的变化也会引起 BMI 值的变化。例如具有角落反射作用的淹水森林具有较高的 BMI 值<sup>[12]</sup>, 常绿森林由于绿叶对微波的吸收一般具有较低的 BMI 值<sup>[37]</sup>。而落叶植被的 BMI 值高于常绿林。

BMI 常用于土地覆盖分类、森林生物量和地面生物量的估计等。微波波长造成的穿透性差异使得 C、L 和 P 波段分别适合用于不同的情况。C 波段指数主要用于提取上层冠层特征。P 波段相对于 C、L 波段具有更好的穿透力, 与躯干的相关系数更高, 所以 P 波段的指数主要用于主干和分支的估计<sup>[38]</sup>。L 波段的指数包含了冠层和躯干的散射信息。C、L 和 P 波段的 BMI 分别表示为 CBMI、LBMI 和 PBMI, 其中 LBMI 和 PBMI 常用于区分木本生物量和叶生物量相对量的指标, CBMI 在检测地形和区分植被类型方面应用较多<sup>[12]</sup>。

### 3.3 体积散射指数

体积散射指数 (VSI) 在 BMI 的基础上引入了交叉极化散射值, 用于估计森林冠层的体积散射, 定义为<sup>[39]</sup>:

2019年10月

$$VSI = \frac{\sigma_{HV}^0}{\sigma_{HV}^0 + BMI} \quad (7)$$

式(7)中,  $BMI$  为生物量指数,  $\sigma_{HV}^0$  是交叉极化 HV 的后向散射系数的 sigma naught 值。

VSI 值表征植被冠层厚度或密度情况, 一般来说, 沼泽的 VSI 值最高, 高于沼泽森林。而丛林的 VSI 值高于沼泽森林与高地森林<sup>[12]</sup>。在 P 波段中, 沼泽的 VSI 值约等于 50, 其余的均低于 40。

VSI 指数常用于森林的分类。Camargo 等<sup>[40]</sup> 利用 VSI 对巴西热带稀疏草原进行土地覆盖分类, 得到了较好的分类效果。与生物量指数 (BMI) 类似, 不同波段的 VSI 适用范围也不尽相同。C、L 和 P 波段的 VSI 分别表示为 CVSI、LVSI 和 PVSI。PVSI 对区分高地森林和再生丛林的能力最强。近年, VSI 用于生物量反演的研究也越来越多。例如, Crabbe 等<sup>[41]</sup> 将 VSI、VV、VH 以及 VV 等不同极化的后向散射值添加进地表生物量 (Aboveground Biomass, AGB) 估测模型的参数中实现了生物量的估计。Shen 等<sup>[42]</sup> 则使用 VSI 实现了鄱阳湖湿地植被生物量的复测。

### 3.4 冠层结构指数

冠层结构指数 (CSI) 是衡量植被冠层垂直结构和水平结构的重要指标, 是由 HH 和 VV 极化信号的数学运算构成, 定义为:

$$CSI = \frac{\sigma_{VV}^0}{\sigma_{HH}^0 + \sigma_{VV}^0} \quad (8)$$

式(8)中,  $\sigma_{HH}^0$  和  $\sigma_{VV}^0$  分别是极化方式 HH 和 VV 的后向散射系数的 sigma naught 值。

CSI 表征了植被垂直散射的估计量, 研究表明, 对于近乎垂直的树干或者有较多垂直树干的森林, CSI 值比较高, 而对于湿地等生态系统, CSI 值较低<sup>[43]</sup>。高地森林的 CSI 值远远高于其他类型的生态系统<sup>[12]</sup>, 高地森林 P 波段的 CSI 值高达 60, 而对应的沼泽森林 CSI 仅为 30。CSI 对平坦裸露地表和水体表面没有意义。

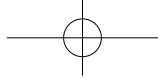
C、P 和 L 波段的 CSI 分别表示为 CCSI、PCSI 和 LCSI<sup>[12]</sup>。PCSI 可以用于区分沼泽和森林等不同类型的植被, 特别是对于分离不同类型的沼泽具有重要价值。CSI 主要用于区分森林植被的类型, 例如有研究采用 CSI 进行里奥翁多不同类型的沼泽森林分类<sup>[12]</sup>。Camargo 等<sup>[40]</sup> 则使用 CSI 结合其他指标对巴西热带草原进行土地覆盖的分类。尽管对于垂直植被的信息提取, CSI 具有较好的效果, 但是 CSI 仍受到许多因素的限制, 例如双极化传感器的配置、植被二次散射的影响等。

### 3.5 雷达植被指数

雷达植被指数 (RVI) 是另一个表征植被生长状况的 SAR 遥感指数, 利用 L 波段的多极化 SAR 数据组合运算所得, 其定义为:

$$RVI = \frac{8 \sigma_{HV}^0}{\sigma_{HH}^0 + \sigma_{VV}^0 + 2 \sigma_{HV}^0} \quad (9)$$

式(9)中,  $\sigma_{HV}^0$ 、 $\sigma_{HH}^0$  和  $\sigma_{VV}^0$  分别为 HV、HH 和 VV 极化的后向散射系数的 sigma naught 值。



RVI 是植被散射过程中的散射随机性的度量<sup>[44]</sup>, 其取值与植被的冠层结构有关, 即主要受限于体积散射, 对入射角和环境条件的敏感性较低<sup>[16]</sup>。RVI 取值范围为 0~1, 光滑裸露表面的 RVI 值接近 0。随着作物的生长, RVI 值逐渐增大。RVI 与植被含水量 (Vegetation Water Content, VWC) 密切相关<sup>[45-47]</sup>, 可以利用 RVI 估算与含水量相关的植被特性。

RVI 可用于植被含水量方面的监测。Kim 等<sup>[45]</sup> 利用 RVI 估算水稻和大豆的整个生长期植被含水量情况<sup>[44]</sup>, 也分析了小麦植被含水量与 RVI 的相关性。Halдар 等<sup>[47]</sup> 利用 RVI 对印度西部进行棉花体积含水量的评估。考虑到 RVI 与植被疏密的相关性, RVI 也被应用于植被覆盖度评估<sup>[48]</sup>。

具体应用中, 由于后向散射受到地表粗糙度、土壤湿度、雷达入射角和植被结构以及植被含水量等因素的影响, 因此高分辨率测量中, RVI 可能带来较大的误差<sup>[49]</sup>。

### 3.6 融合植被指数

融合植被指数 (FVI) 是将归一化植被指数 (NDVI) 和雷达植被指数 (RVI) 进行融合得到的一种多源植被指数<sup>[15, 50]</sup>, 定义为:

$$FVI = NDVI \times (RVI + \alpha) \quad (10)$$

式 (10) 中,  $\alpha$  作为调制系数, 决定了 FVI 中 NDVI 和 RVI 信息的比例。

作为比较常用的光学植被指数, NDVI 对植物生长状况, 特别是植被绿度, 具有较好的敏感性<sup>[51]</sup>。但是 NDVI 是非线性指数, 易受到外界噪声影响<sup>[15]</sup>。RVI 则是通过植被冠层等信息来监测植被生长状况, 但易受到 SAR 系统固有斑点噪声影响, 在城区中会出现较大偏差<sup>[49]</sup>。将 RVI 的信息融入 NDVI 后所得到的 FVI 同时包含了植被绿度和冠层信息, 有效利用了 RVI 和 NDVI 两种植被指数的优点, 并降低了两者的影响, 其性能会随着  $\alpha$  的大小而变。 $\alpha$  不断增加时, FVI 收敛于 NDVI, 若  $RVI + \alpha = 1$ , 则 FVI 的值与 NDVI 相等。当  $\alpha = 0$  时, 若 RVI 小于 0.2, 则 FVI 中不携带有用信息, 否则 FVI 将受到 RVI 的斑点噪声影响<sup>[15]</sup>。

FVI 在植被分类中综合了 NDVI 与 RVI 的信息, 具有更高的可分离性<sup>[15]</sup>, 可用于作物分类。Kim 等<sup>[50]</sup> 通过对潮坪、森林、海洋、建筑物、盐池和稻田等 6 种土地覆盖类型进行区分, 验证了 FVI 作物分类的效果。

目前, 对光学植物指数和雷达植物指数进行多源融合的融合植被指数并不多见, FVI 的性能也受到了光学传感器和雷达传感器两方面的影响, NDVI 和 RVI 的质量决定了其性能, 总体来说精度也有待提高。

## 4 结论与展望

SAR 遥感指数对微波遥感在农情监测、灾害监测等方面的应用具有重要意义。作为一种数值表达, SAR 遥感指数能够高效地表示地物信息, 目前在这方面也有了大量尝试, 国内外研究提出并验证了许多类型的指数, 如土壤水分、土壤粗糙度、植被结构和生物



2019年10月

量监测等指数。然而, SAR 遥感指数的研究仍然还有许多问题需要解决。

(1) 从指数的信息量来看, SAR 传感器不断从低分辨率、单波段、单一工作模式向高分辨率、多波段、多极化、多工作模式转变, 可用信息越来越丰富, 如何充分提炼这些信息, 得到高性能的 SAR 遥感指数是一个需要解决的问题。例如, 目前对多极化信息的利用, 主要是通过不同极化后向散射系数的数学组合来构建 SAR 遥感指数, 通过极化分解技术获得不同散射机理的后向散射分量进而构建物理意义更明确的 SAR 遥感指数的研究还鲜见报道。

(2) 从指数的结合来看, 多个指数的综合应用有助于消除单信息的误差。例如在土壤监测方面, 可以通过土壤粗糙度指数来消除土壤粗糙度对后向散射系数的影响, 从而提高土壤湿度指数的精度。然而, 目前这种综合考虑地物不同要素后向散射影响的合成指数并不丰富。与光学遥感指数及同化数据结合的指数虽已有少量研究, 但目前的结合还是不够精密, 也缺乏从机理层次紧密联系的指数。因此, 需要结合多种指数或传感器数据, 从机理上考虑误差影响因素, 开发多源指数降低误差影响。

(3) 从指数的应用来看, 由于受到地形环境、覆被条件及大气状况等因素的影响, 指数的适用范围往往具有一定的地域性和时效性, 是否适合其他区域的研究还需要进一步验证。例如使用极化组合的土壤含盐量指数主要针对中国研究区建立的, 对于其他地区的不同含盐量类型区分是否具有最佳效果还有待研究。此外, 很多植被指数考虑的覆盖类型多为比较高大的森林覆盖, 是否能用于低矮的作物、草地还有待进一步实验。

(4) 从微波后向散射误差来看, 多极化、多波段 SAR 数据构建的具有一定物理意义的遥感指数能够估计或消除部分地表因素如土壤粗糙度、植被性质的影响, 但仍会受到其他一些因素的影响, 例如雷达波长、斑点噪声、前期降水量等先验知识的影响, 如何消除或者补偿这些因素对指数的影响, 仍值得下一步的深入研究。

## 参考文献

- [1] 郭锐. 植被指数及其研究进展. 干旱气象, 2003 (4): 71~75.
- [2] 严泰来, 王鹏新. 遥感技术与农业应用. 北京: 中国农业大学出版社, 2008: 3~5.
- [3] 李俐, 王荻, 王鹏新, 等. 合成孔径雷达土壤水分反演研究进展. 资源科学, 2015, 37 (10): 1929~1940.
- [4] Wan Ling, You HongJian, Cheng Yuebing, et al. Research progress of synthetic aperture radar image segmentation. *Remote sensing technology and application*, 2018, 33 (1): 10~24.
- [5] 郑鸿瑞, 徐志刚, 甘乐, 等. 合成孔径雷达遥感地质应用综述. 国土资源遥感, 2018, 30 (2): 12~20.
- [6] Sridhar V., Hubbard K. G., You J. S., et al. Development of the soil moisture index to quantify agricultural drought and its "User Friendliness" in severity-area-duration assessment. *Journal of Hydrometeorology*, 2008, 9 (4): 660~676.
- [7] Martínez-Fernández J., González-Zamora A., Sánchez N., et al. A soil water based index as a suitable agricultural drought indicator. *Journal of Hydrology*, 2015 (522): 265~273.
- [8] 高思远, 黄诗峰, 孙亚勇, 等. Sentinel-1 SAR 数据在四川茂县山体滑坡灾害监测中的应用研究. 中国水利水电科学研究院学报, 2019, 17 (2): 132~138.
- [9] Wolfgang Wagner, Guido Lemoine, Helmut Rott. A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 70 (2): 197~207.
- [10] Sabrina Esch, Wolfgang Korres, Tim G. Reichenau, et al. Soil moisture index from ERS-SAR and its application to the analysis of spatial patterns in agricultural areas. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2018, 12 (2): 022206.
- [11] Mattia F., Le Toan T., Souyris J. C., et al. The effect of surface roughness on multi-frequency polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997 (35): 954~966.

- [ 12 ] Kevin O. Pope, Jose M. Rey-Benayas, Jack F. Paris. Radar Remote Sensing of Forest and Wetland Ecosystems in the Central American Tropics. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48 (2): 205~219.
- [ 13 ] Manninen T., Lahtinen P., Anttila K.. Detection of snow surface roughness and hoar at Summit, Greenland, using RADARSAT data. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 37 (12): 2860~2880.
- [ 14 ] Schuler D. L., Lee Jong-Sen, Kasilingam D., et al. Surface roughness and slope measurements using polarimetric SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40 (3): 687~698.
- [ 15 ] Y. H. Kim, J. H. Oh, Y. I. Kim. Development of a fusion vegetation index using full-PolSAR and multispectral data. *Journal of the Korean Society of Surveying*, 2015, 33 (6): 547~555.
- [ 16 ] Yunjin Kim, Jakob J. van Zyl. A time-series approach to estimate soil moisture using polarimetric radar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 40 (8): 2519~2527.
- [ 17 ] 周洪奎, 武建军, 李小涵, 等. 基于通话数据的标准化土壤湿度指数监测农业干旱的适宜性研究. *生态学报*, 2019, 39 (6): 2191~2202.
- [ 18 ] Marcelo Zeri, Regina Célia S. Alvalá, Rogério Carneiro, et al. Tools for communicating agricultural drought over the Brazilian semiarid using the soil moisture index. *Water*, 2018, 10 (10): 1~15.
- [ 19 ] Zhang Yufang, Gong Jianya, Sun Kun, et al. Estimation of soil moisture index using multi-temporal sentinel-1 images over Poyang Lake ungauged zone. *Remote Sensing*, 2018, 10 (1): 12.
- [ 20 ] Gharechelou S., Tateishi R., Johnson B. A.. Simple method for the parameterization of surface roughness from microwave remote sensing. *Remote Sensing*, 2018, 10 (11): 1711.
- [ 21 ] Thiel C.. Measuring surface roughness on base of the circular polarization coherence as an input for simple inversion of the IEM model. *Proceedings of PolInSAR Workshop*, Frascati, 2003.
- [ 22 ] Marzahn P., Ludwig R.. On the derivation of soil surface roughness from multi parametric PolSAR data and its potential for hydrological modeling. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 2009, 13 (3): 341~394.
- [ 23 ] 刘全明, 成秋明, 王学, 等. 河套灌区土壤盐渍化微波雷达反演. *农业工程学报*, 2016, 32 (16): 109~114.
- [ 24 ] 李彪, 王耀强. 土壤盐渍化雷达反演模拟研究. *干旱区资源与环境*, 2015, 29 (8): 180~184.
- [ 25 ] 马驰. 基于 Sentinel-1 双极化雷达影像的土壤含盐量反演. *农业工程学报*, 2018, 34 (2): 153~158.
- [ 26 ] 韦建波. RADARSAT-2 数据在干旱区盐渍地信息提取中的应用. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2009.
- [ 27 ] Kalogirou V., Ferrazzoli P., Della Vecchia A., et al. On the SAR backscatter of burned forests: a model-based study in C-band, over burned pine canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52 (10): 6205~6215.
- [ 28 ] Ramesh Kumar Ningthoujam. Retrieving forest characteristics from highresolution airborne S-band radar data. *Department of Geography University of Leicester*, 2016: 11~51.
- [ 29 ] Saatchi S. S., Harris N. L., Brown S., et al. Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2011, 108 (24): 9899~9904.
- [ 30 ] Mitchard E. T. A., Saatchi S. S., White L. J. T., et al. Mapping tropical forest biomass with radar and spaceborne LiDAR in Lopé National Park, Gabon: overcoming problems of high biomass and persistent cloud. *Biogeosciences*, 2012, 9 (1): 179~191.
- [ 31 ] Singh M., Evans D., Chevance J. -B., et al. Evaluating the ability of community-protected forests in Cambodia to prevent deforestation and degradation using temporal remote sensing data. *Ecology and Evolution*, 2018, 8 (20): 10175~10191.
- [ 32 ] Singh M., Tokola T., Hou Z., et al. Remote sensing-based landscape indicators for the evaluation of threatened-bird habitats in a tropical forest. *Ecology and Evolution*, 2017, 7 (13): 4552~4567.
- [ 33 ] Natalia Cristina Wiederkehr, Fábio Furlan Gama, José Cláudio Mura, et al. Analysis of the Target Decomposition Technique Attributes and Polarimetric Ratios to Discriminate Land Use and Land Cover Classes of the Tapajós Region. *Bulletin of Geodetic Sciences*, 2019, 25 (1): 1~16.
- [ 34 ] Pacheco-Pascagaza A. M., Garcia M., Guez-Veiga P. R., et al. The use of multifrequency SAR data for assessing levels of forest disturbance in Bajo Calima Colombia. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing*, 2018: 7015~7018.
- [ 35 ] Ningthoujam R., Tansey K., Balzter H., et al. Mapping forest cover and forest cover change with airborne S-band radar. *Remote Sensing*, 2016, 8 (7): 577.
- [ 36 ] Pereira F. R. D. S., Kampel M., Cunhalignon M.. Mangrove vegetation structure in Southeast Brazil from phased array L-band synthetic aperture radar data. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016, 10 (3): 036021.
- [ 37 ] Sharifi A., Amini J.. Forest biomass estimation using synthetic aperture radar polarimetric features. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2015, 9 (1): 097695.
- [ 38 ] Gama F. F., dos Santos J. R., Mura J. C. Continuous monitoring of biophysical Eucalyptus sp. parameters using interferometric synthetic aperture radar data in P and X bands. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016, 10 (2): 026002.

2019年10月

- [ 39 ] Bouvet A., Mermoz S., Le Toan T., et al. An above-ground biomass map of African savannahs and woodlands at 25 m resolution derived from ALOS PALSAR. *Remote Sensing of Environment*, 2018 (206): 156~173.
- [ 40 ] Camargo F. F., Sano E. E., Almeida C. M., et al. A comparative assessment of machine-learning techniques for land use and land cover classification of the Brazilian tropical savanna using ALOS-2/PALSAR-2 polarimetric images. *Remote Sensing*, 2019, 11 (13): 1600.
- [ 41 ] Crabbe R. A., Lamb D. W., Edwards C., et al. A preliminary investigation of the potential of Sentinel-1 radar to estimate pasture biomass in a grazed, native pasture landscape. *Remote Sensing*, 2019, 11 (7): 872.
- [ 42 ] Shen G., Liao J., Xu T., et al. Study on the relationship between polarimetric parameters and vegetation biomass and its use in wetland vegetation biomass inversion. *2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Fort Worth, TX, 2017: 5721~5724.
- [ 43 ] Haldar D., Patnaik C., Mohan S., et al. Jute and tea discrimination through fusion of SAR and optical data. *Progress In Electromagnetics Research B*, 2012 (39): 337~354.
- [ 44 ] Yihyun Kim, Jackson T., Bindlish R., et al. Radar vegetation index for estimating the vegetation water content of rice and soybean. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9 (4): 564~568.
- [ 45 ] Yihyun Kim, Jackson T., Bindlish R., et al. Retrieval of Wheat Growth Parameters With Radar Vegetation Indices. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11 (4): 808~812.
- [ 46 ] McColl K., Entekhabi D., Piles M.. Uncertainty analysis of soil moisture and vegetation indices using aquarius scatterometer observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52 (7): 4259~4271.
- [ 47 ] Haldar D., Dave V., Misra A., et al. Radar vegetation index for assessing cotton crop condition using RISAT-1 data. *Geocarto International*, 2018: 1~19.
- [ 48 ] Huang Y., Walker J. P., Gao Y., et al. Estimation of vegetation water content from the radar vegetation index at L-band. *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, 2016, 54 (2): 981~989.
- [ 49 ] 何海燕, 凌飞龙, 汪小钦, 等. 基于雷达植被指数的水土流失区植被覆盖度估测. *国土资源遥感*, 2015, 27 (4): 165~170.
- [ 50 ] Yong Hyun Kim, Jae Hong Oh, Jae Wan Choi, et al. Comparative analysis of the hyperspectral vegetation index and radar vegetation index: A novel fusion vegetation index. *2015 7th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, 2015.
- [ 51 ] 刘杰雄. 冬小麦植被指数 (NDVI) 变化规律及其与土壤水分相关性研究. 咸阳: 西北农林科技大学, 2017.

## Advances in the study of SAR remote sensing index

Xie Xiaoman<sup>1</sup>, Li Li<sup>1, 2\*</sup>, Zhang Qianqian<sup>3</sup>, Chen Qiqi<sup>1</sup>, Zhu Dehai<sup>1, 2</sup>

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 2. Key Laboratory of Remote Sensing for Agri-Hazards, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China; 3. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** [ **Purpose** ] As an effective description of remote sensing information, indices are of great significance for qualitative and quantitative evaluation of atmosphere, ocean, soil and vegetation. [ **Method** ] Synthetic Aperture Radar ( SAR ) sensors detect the earth surface through the interaction processes between microwave and earth surface, and SAR remote sensing has abundant information of surface scattering intensity and phase. Therefore, SAR indices that has a certain physical significance and highly comprehensively characterizes plays an important role in business application. In this paper literatures are summarized, and SAR remote sensing indices and their application in soil surface condition, vegetation growth monitoring and rapid extraction

of vegetation information are reviewed. Firstly, the relevant of SAR are summarized briefly, and are divided into soil indices and vegetation indices according to the cover condition of the surface. Then, specific soil indices and vegetation indices in SAR remote sensing are introduced from the definition, physical significance, application and precision. Their advantages and disadvantages are also analyzed and summarized. [ **Result/Conclusion** ] Domestic and foreign scholars have carried out some research on SAR remote sensing related indices, but there are still some problems in SAR remote sensing indices. In future research, the rich information of multi-mode, multi-polarization, multi-band and multi-temporal SAR remote sensing data should be mined, integrating with optical remote sensing and other data. And SAR remote sensing indices with explicit physical meaning should be constructed based on the mechanism.

**Key words:** synthetic aperture radar; remote sensing index; soil index; vegetation index

## 欢迎订阅《中国农业信息》

《中国农业信息》(双月刊)由农业农村部主管,中国农学会农业信息分会、中国农业科学院农业资源与农业区划研究所共同主办,是我国目前全方位传播和刊载国内外农业遥感/农业信息科学领域的信息获取、处理、分析和应用服务的理论、技术、系统集成、标准规范等方面最新进展和成果,促进学术交流以及农业信息学科关键技术与产品的创新研发、集成推广和应用示范的综合性科学技术期刊。

主要刊登农业遥感、农业传感器、农业信息智能处理、精准农业/智慧农业、农业监测预警与信息服务系统、农业物联网、智能装备与控制、虚拟农业、人工智能、信息技术标准等方向学科热点领域的最新、最重要的理论研究和应用成果。主要栏目有:农业遥感、智慧农业、综合研究、农业信息技术、农业物联网、专题报道等。目前被中国知网(CNKI)、万方数据、中文科技期刊数据库、中国核心期刊(遴选)数据库等多家数据库收录。

《中国农业信息》为国内外公开发行的刊物,开本为 16 开,彩色四封,读者范围广,影响面大,全国各地邮局均有订阅。每双月 25 号出版,定价为 25.00 元/册,150 元/年。

### 邮局汇款

收 款 人:《中国农业信息》编辑部

地 址:北京市海淀区中关村南大街 12 号中国农科院资源所区划楼 319

邮 编:100081

### 银行汇款

开 户 行:农行北京北下关支行

行 号:103100005063

账 号:11050601040011896

单位名称:中国农业科学院农业资源与农业区划研究所

电 话:(010)82109632

传 真:(010)82109632

E m a i l : nyxxbjb@caas.cn

邮发代号:2-733

投稿网址:www.cjarrp.com