doi: 10.6046/gtzyyg.2020.02.17
引用格式: 王 川,范景辉,林思美,等. 光学遥感植被指数与 SAR 遥感参数的相关性及其主要影响因素研究[J]. 国土资源遥感,2020,32(2):130-137. (Wang C, Fan J H, Lin S M, et al. Study of the correlation between optical vegetation index and SAR data and the main affecting factors[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(2):130-137.)

光学遥感植被指数与 SAR 遥感参数的相关性及其主要影响因素研究

王 川[1], 范景辉[2], 林思美[1], 饶月明[1], 黄华国[1]
(1. 北京林业大学省部共建森林培育与保护教育部重点实验室,北京　100083;
2. 中国自然资源航空物探遥感中心,北京　100083)

摘要: 建立合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)数据和光学植被指数的定量关系有助于融合这两种数据源,提高山区森林遥感的时序监测能力。为此,以内蒙古大兴安岭根河林区为例,首先分析了归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)、绿度植被指数(greenness vegetation index, GVI)和归一化水分指数(normalized difference water index, NDWI)与 C 波段雷达数据的相关性,接着对比了不同森林干扰下 NDVI, NDWI 与 X, C, L 波段雷达数据的相关性差异。结果表明: ①极化比(polarization ratio, PR)和干涉相干系数与各植被指数呈显著负相关, PR 与 NDVI, EVI, GVI 线性趋势好(R^2 = 0.40 ~ 0.49), VH 的干涉相干系数与各植被指数线性趋势好(R^2 = 0.43 ~ 0.51); ②地表类型会影响 VH 与 NDVI 线性回归结果,在植被密集的灌草、火烧迹地和森林内线性趋势好(R^2 = 0.64 ~ 0.76); ③不同森林干扰下相关性存在差异: 在火烧迹地内 NDVI 与 X 波段 HH 和 C 波段 PR 呈显著负相关, NDWI 与 C 波段 VH 呈显著正相关; 在未受干扰林地内 NDVI 和 NDWI 与 C 波段 PR 呈显著正相关; 在采伐迹地内 L 波段 PR 与 NDVI 呈显著负相关, L 波段 VV 和 VH 的 PR 与 NDWI 呈显著负相关。

关键词: 植被指数; SAR 遥感参数; 火烧迹地; 森林采伐; 相关性
中图法分类号: TP 79　**文献标志码**: A　**文章编号**: 1001-070X(2020)02-0130-08

0 引言

植被是陆地生态系统的重要组成部分。遥感监测能够不受自然和社会条件限制快速获取大范围的观测数据,已经成为监测全球植被的重要方式。光学遥感植被指数形式简单,能够有效反映地表植被状况,广泛应用于植被监测、植被调查的各个方面。目前已经定义的植被指数有 40 余种[1]。但是云、雨等因素的干扰常会造成光学数据缺失,特别是在植被的时序监测[2-3]、植被模型输入[4]等方面有很大影响。合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)技术能够不受气候条件的影响进行全天候观测。因此,建立光学植被指数与 SAR 数据的联系,有助于恢复缺失的光学影像数据,提高遥感监测的时间频率,也有利于融合植被指数到微波模型当中。

目前已经发射的 SAR 卫星主要有 X, C, L 3 个波段。X 波段的卫星可以达到很高的空间分辨率,但易产生噪声,导致光学植被指数如归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)与后向散射系数的相关性不显著[5]; 而如果基于 NDVI 对影像进行分割,各区域 NDVI 和后向散射系数的平均值之间则具有较好的相关性[4]。对于 C 波段,研究表明多种地物类型(如针叶树、阔叶树等) NDVI 与后向散射系数均具有比较高的相关性[6]。对于 L 波段,已有研究表明 NDVI 的变化能够引起后向散射系数的变化,而极化比(polarization ratio, PR)则不会发生显著变化[7]。Wang 等[8]对同一植被区多个季节的植被指数与 SAR 数据进行了分析,结果表明 C 波段后向散射系数与 NDVI 具有显著的线性相关关系, L 波段后向散射系数与 NDVI 和归一化水分指数(normalized difference water index, ND-

收稿日期: 2019-07-12; **修订日期**: 2019-11-25
基金项目: 国家重点研发计划项目"大兴安岭火烧及采伐迹地植被恢复遥感监测及其辅助决策技术"(编号: 2017YFC0504003-4)和国家自然科学基金项目"基于相关生长理论的森林光学微波信息互补机理研究"(编号: 41971289)共同资助。
第一作者: 王 川(1994-),男,硕士研究生,研究方向为植被定量遥感。Email: W3170099@bjfu.edu.cn。
通信作者: 黄华国(1978-),教授,博士生导师,主要研究方向为植被定量遥感。Email: huaguo_huang@bjfu.edu.cn。

WI)均具有显著的相关关系。

虽然已有许多相关研究,但是仍然存在以下 2 方面不足:①现有研究多集中在 NDVI 和 NDWI 与后向散射系数的相关性分析,甚少见到植被指数和干涉相干系数的相关分析。这主要是由于之前相干数据源的缺乏。Sentinel - 1A 和 Sentinel - 1B 分别于 2014 年和 2016 年发射,目前已经积累了大量数据,同时高时间分辨率(单星重访周期为 12 d)使其能够稳定地进行干涉测量。因此,现在已经初步具备了干涉相干系数的分析条件。②缺少针对森林受干扰后恢复过程中植被区相关性变化的分析。干扰下的森林结构发生了明显的变化间接改变了植被指数和 SAR 数据的相关性,例如受不同程度火烧干扰后差分归一化火烧指数(difference normalized burn ratio,dNBR)与 SAR 数据具有一定的相关性[9]。

因此,以内蒙古自治区根河市为研究区,在 NDVI 和 NDWI 的基础上增加增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)和绿度植被指数(greenness vegetation index,GVI),分析 4 个植被指数与 Sentine - 1B 的后向散射系数和干涉相干系数的关系;在此基础上,分析在火烧和采伐干扰后森林恢复过程中 X,C,L 3 个波段 SAR 数据与植被指数相关性的变化规律,以拓展在森林干扰监测中的应用。

1　数据与方法

1.1　研究区概况

根河市(图1)是内蒙古自治区呼伦贝尔市下辖的县级市,位于 E120°12′ ~ 122°55′,N50°20′ ~ 52°30′之间,面积达 2 万 km^2,平均海拔为 950 m,地势为东高西低,属丘陵山区。该地区属于寒温带湿润型森林气候,同时兼具大陆季风性气候特征,年均气温为 -5.3 ℃,年降水量为 350 ~ 550 mm。该林区主要树种有兴安落叶松(*Larix gmelinii*)、白桦(*Betula platyphylla*)和山杨(*Populus davidiana*)等。

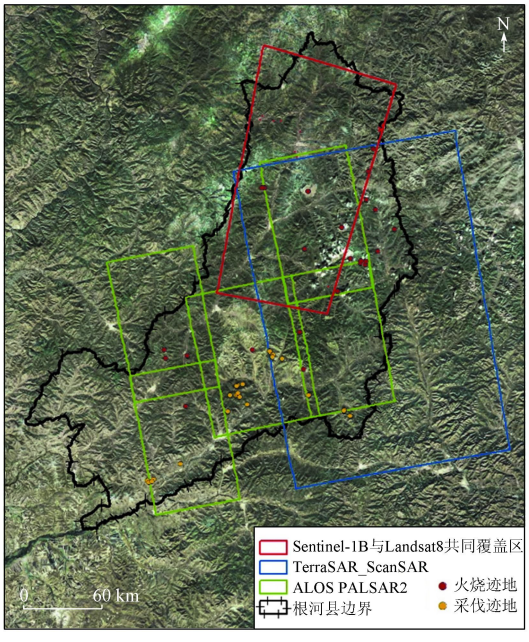


图 1　研究区卫星遥感影像

(底图为 Google Earth B3 (R),B2(G),B1(B)影像)

Fig. 1　Satellite image of the study area

由于自然或人为等因素,根河林区曾多次发生不同程度的森林火灾,如 2003 年根河市金河镇发生“5· 5”特大森林火灾,2007 年根河林业局约安里林场、2015 年根河市满归林业局阿鲁自然保护区、2019 年根河林区都发生过不同程度的森林火灾。基于对历史 Landsat 系列卫星影像的目视解译和历史资料复核,已获取了 2003—2016 年兴安岭地区火烧迹地数据,表 1 为从中选择出的 2003—2016 年根河林区火烧迹地信息。

表 1　火烧迹地基本信息

Tab. 1　The essential information of fire scars

火烧时间	面积/hm^2	火烧时间	面积/hm^2
2003 年	238.05	2010 年	369.77
2003 年	102 136.62	2010 年	121.57
2003 年	137.57	2010 年	138.73
2003 年	3 377.03	2010 年	99.39
2003 年	716.92	2010 年	1 740.77
2003 年	1 307.02	2010 年	98.35
2003 年	137.48	2010 年	221.82
2004 年	61.67	2010 年	389.75
2008 年	1 740.77	2012 年	171.18
2010 年	1 174.03	2012 年	948.42
2010 年	77.08	2016 年	728.81

根河林区采伐作业包括针对火烧木、病害木和受风灾雪灾影响林地的皆伐作业、经营性择伐和大强度择伐、二次渐伐等方式。基于 Google Earth 影像对根河地区采伐迹地进行目视判读和勾绘,确定采伐时间主要集中在 1984—1991 年,表 2 为采伐迹地信息。

表 2　采伐迹地基本信息

Tab. 2　The essential information of deforestation areas

采伐时间	面积/hm^2	采伐时间	面积/hm^2
1984 年	1.51	1989 年	2.80
1984 年	9.13	1989 年	4.25
1984 年	7.99	1989 年	6.05
1984 年	7.05	1989 年	2.76
1984 年	3.79	1989 年	2.34
1984 年	3.40	1989 年	7.03
1984 年	4.98	1989 年	11.41
1984 年	3.45	1989 年	7.96
1985 年	9.63	1990 年	3.99
1985 年	4.02	1990 年	2.17
1985 年	2.32	1990 年	1.32
1987 年	2.50	1990 年	0.96
1988 年	4.31	1991 年	2.80
1988 年	3.24	1991 年	2.42

1.2　遥感数据

SAR 数据包括 X 波段的 TerraSAR－X 影像、C 波段的 Sentinel－1B 影像和 L 波段的 ALOS PALSAR2 影像。光学数据选择与 SAR 数据时空上最接近的 Lansat8 OLI 影像，由于 TerraSAR－X 数据的成像时间较早，因此选择同时期的 Landsat5 TM 光学影像（Landsat 系列卫星在轨时间长，历史数据更充足）。表 3 为所涉及的各卫星传感器的参数信息和分析用途。

表 3　各卫星传感器参数和分析用途

Tab. 3　The basic information and purpose of analysis about satellite sensors

卫星及传感器	波段	成像时间	空间分辨率/m	极化模式	数量/景	分析用途
Landsat8 OLI	光学	2018 年 8 月	30	—	2	根河林区植被指数与 SAR 数据相关性分析和回归分析
Sentinel－1B	C	2018 年 8 月	30	VV＋VH	2	
Landsat5 TM	光学	2011 年 5 月 16 日	30	—	1	
Landsat8 OLI	光学	2017 年 4 月 30 日	30	—	2	
TerraSAR－X	X	2011 年 4 月 24 日	11	HH	1	火烧、采伐、对照区域植被指数与 SAR 数据相关性分析
Sentinel－1B	C	2017 年 5 月 2 日	30	VV＋VH	2	
ALOS PALSAR2	L	2017 年 4—5 月	4.4	HH＋VV＋HV＋VH	5	

Landsat5 和 Landsat8 影像的预处理步骤包括辐射定标、FLAASH 大气校正、SCS＋C 地形校正[10]，采用 ENVI5.1 软件完成。SAR 数据（强度数据和干涉测量数据）的预处理步骤包括辐射定标、多视处理、Refine Lee 滤波处理（窗口大小为 5×5）、距离－多普勒地形校正、辐射归一化[11]等。SAR 数据均投影到 UTM（ZONE_51N）投影坐标系，采用 SARScape 5.1 软件完成。

1.3　研究方法

本研究首先对植被指数与 Sentinel－1B SAR 数据进行相关性分析，对相关性显著的结果进行线性回归分析，并尝试对分析结果进行解释；其次进行火烧迹地和采伐迹地的多波段 SAR 数据与植被指数相关性分析，比较分析相关性差异。

1.3.1　植被指数

选择 NDVI，EVI，GVI 和 NDWI 4 个指数进行分析，其中 NDVI[12]是最常使用的植被指数；EVI[13]通过增加蓝光波段增强了植被信号；GVI[14]则是影像经过穗帽变换之后的绿度信息。三者相关性强，不作相互之间的相关分析。NDWI 与冠层含水量相关性更高[15－16]。各植被指数计算公式为：

$$NDVI = (\rho_{nir} - \rho_{red})/(\rho_{nir} + \rho_{red}) \quad , \tag{1}$$

$$EVI = 2.5\left(\frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{1 + \rho_{nir} + 6\rho_{red} - 7.5\rho_{blue}}\right) \quad , \tag{2}$$

$$GVI = -0.294\,1\rho_{blue} - 0.243\rho_{green} - 0.542\,4\rho_{red} + 0.727\,6\rho_{nir} + 0.071\,3\rho_{swir1} - 0.160\,8\rho_{swir2} \quad , \tag{3}$$

$$NDWI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{swir1}}{\rho_{nir} + \rho_{swir1}} \quad , \tag{4}$$

式中 ρ_{blue}，ρ_{green}，ρ_{red}，ρ_{nir}，ρ_{swir1}，ρ_{swir2} 分别为 Landsat 数据蓝、绿、红、近红外、短波红外 1 和短波红外 2 波段的反射率。

1.3.2　极化比和干涉相干系数

PR 能够反映地物去极化能力，对于森林地区，微波在植被层中发生的体散射现象是造成电磁波信号去极化的主要原因，因而 PR 可以反映出像元的植被状况[17]，计算公式为：

$$PR = \sigma^0_{pp}/\sigma^0_{pq} \quad , \tag{5}$$

式中：p 和 q 为极化方式（V 或 H）；σ^0_{pp} 为同极化后向散射系数；σ^0_{pq} 为交叉极化后向散射系数。

在干涉测量中干涉相干系数用于衡量干涉像对的相位稳定性。两景单视复图像（single look complex，SLC）的干涉相干系数 γ 计算公式为：

$$\gamma = \frac{\sum_{j,k\in\omega} | S_1(j,k) \times S_2^*(j,k) |}{\sqrt{\sum_{j,k\in\omega} | S_1(j,k) \times S_1^*(j,k) | \times \sum_{j,k\in\omega} | S_2(j,k) \times S_2^*(j,k) |}} \quad , \tag{6}$$

式中：S_1^* 和 S_2^* 分别为 SLC 图像 S_1 和 S_2 的复共轭；ω 为进行相干性估计算子的矩形窗口。相干系数 γ 的范围在 0～1 之间，1 表示完全相关，0 表示完全不相关[18]。植被层的体散射能够造成干涉像对相干性降低，因此通过干涉相干系数可以反映出像元的植被状况[19]。

1.3.3　植被指数和 C 波段 SAR 数据的相关分析

图 2 为相关植被指数与 SAR 数据分析流程。首先基于 Landsat8 影像提取 NDVI，EVI，GVI 和 NDWI，基于 SAR 数据提取后向散射系数、PR 和干涉相

干系数; 然后根据 NDVI 值选取像元作为样本点; 最后对样本点的光学植被指数与 SAR 数据进行相关性分析,并对相关性显著的数据进行回归分析。依据 2 期 NDVI 图像,共选取 124 个像元进行分析,覆盖 NDVI 范围为 0.2 ~ 0.9。

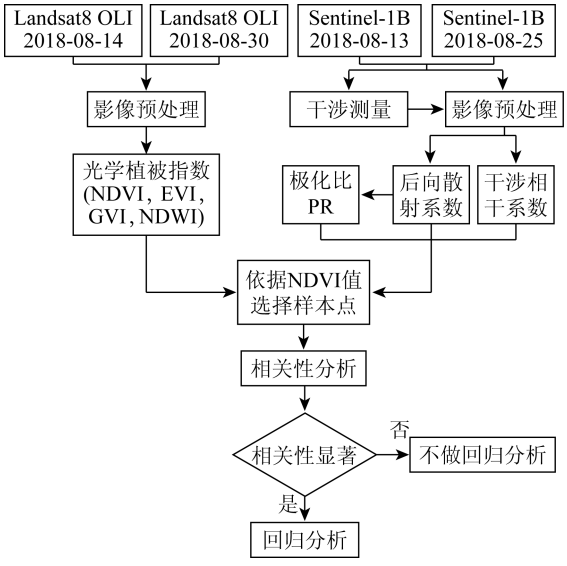


图 2　光学植被指数与极化 SAR 数据相关分析流程

Fig. 2　Flow chart of correlation analysis between optical indices and SAR data

1.3.4　火烧迹地和采伐迹地的多波段相关分析

图 3 为受干扰林分的相关分析流程。波段上涉及 X,C 和 L 3 个波段。相关性分析方法与 1.3.3 一致。区别在于需要区分火烧、采伐和对照区域,分别针对 3 个波段进行相关性分析,通过相关系数来比较受干扰区域与未受干扰区域的差异。

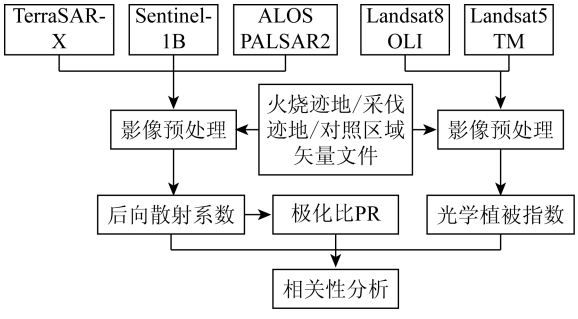


图 3　森林干扰对光学植被指数与极化 SAR 数据相关性影响分析

Fig. 3　Influence of forest disturbance on correlation between optical indices and SAR data

2　结果与讨论

2.1　植被指数与 SAR 数据的相关性分析

统计了 SAR 数据与植被指数的相关系数 R,结果如表 4 所示。

表 4　Sentinel - 1B 影像 SAR 数据与 Landsat8 影像植被指数的相关性分析

Tab. 4　Correlation analysis between SAR data of Sentinel - 1B and optical indices of Landsat8 images

植被指数	R_1 ①			R_2 ②		
	VV	VH	PR	VV	VH	PR
NDVI	0.06	0.49**	-0.71**	-0.03	0.37**	-0.67**
EVI	0.09	0.47**	-0.64**	0.04	0.43**	-0.68**
GVI	0.10	0.48**	-0.63**	-0.03	0.36**	-0.66**
NDWI	0.31**	0.59**	-0.54**	0.31**	0.54**	-0.49**

①R_1 为 2008 年 8 月 13 日 SAR 数据与 8 月 14 日植被指数的相关系数; ②R_2 为 8 月 25 日 SAR 数据与 8 月 30 日植被指数的相关系数; ** 表示在 0.01 级别,双尾检验相关性显著。

由表 4 可知,在 2 组影像中 VH 与 NDVI,EVI 和 GVI 均具有显著的正相关关系,而 VV 则没有显著的相关关系; PR 与 3 个植被指数均具有显著的负相关关系,说明像元内植被越多去极化能力越强; PR 与各个光学植被指数的相关性优于 VH 极化。NDWI 与 VV 和 VH 均具有显著的正相关关系,同时与 PR 具有显著的负相关关系。其中,VH 极化与 NDWI 最相关($R_1 = 0.59$, $R_2 = 0.54$)。NDWI 主要与冠层的水分含量有关,这一结果反映出植被体水分含量越高后向散射系数越强。

表 5 为干涉相干系数 γ 与植被指数的相关性分析结果,其中干涉相干系数与各植被指数均具有显著的负相关关系,表明植被体越多、冠层含水量越高则去相干能力越强干涉相干系数越低。其中 VH 极化的干涉相干系数 γ_{VH} 与各个光学植被指数的相关性优于 VV 极化的干涉相干系数 γ_{VV}。

表 5　干涉相干系数与 Landsat8 影像植被指数的相关性分析

Tab. 5　Correlation analysis between interferometry coefficients and optical indices of Landsat8 images

植被指数	8 月 14 日		8 月 30 日	
	γ_{VV}	γ_{VH}	γ_{VV}	γ_{VH}
NDVI	-0.51** ①	-0.72**	-0.49**	-0.70**
EVI	-0.49**	-0.68**	-0.47**	-0.66**
GVI	-0.50**	-0.67**	-0.48**	-0.66**
NDWI	-0.50**	-0.68**	-0.42**	-0.59**

① ** 表示在 0.01 级别,双尾检验相关性显著。

对相关性显著的 VH,PR,干涉相干系数与各植被指数进行线性回归分析,表 6 为线性回归分析结果,各线性回归结果均显著。与相关性分析结果一致,在 2 期影像中 PR 与 NDVI,EVI 和 GVI 线性拟合的调整决定系数 R^2 (0.39 ~ 0.50) 均高于 VH。γ_{VH} 线性拟合的调整 R^2 (0.35 ~ 0.51) 均高于 γ_{VV}。

表 6　Sentinel－1B 影像 VH 极化、PR、干涉相干系数与 Landsat8 影像植被指数的相关性分析①

Tab. 6　Correlation analysis between VH, PR, interferometry coefficients of Sentinel－1B and optical indices of Landsat8 images

植被指数	R_1^2		R_2^2		R_3^2		R_4^2	
	VH	PR	VH	PR	γ_{VV}	γ_{VH}	γ_{VV}	γ_{VH}
NDVI	0.23	0.50	0.14	0.45	0.26	0.51	0.24	0.47
EVI	0.21	0.39	0.18	0.44	0.24	0.46	0.21	0.43
GVI	0.22	0.39	0.13	0.44	0.24	0.45	0.22	0.43
NDWI	0.34	0.28	0.29	0.23	0.24	0.46	0.18	0.35

①R_1^2 为 8 月 13 日 SAR 数据与 8 月 14 日植被指数的调整决定系数；R_2^2 为 8 月 25 日 SAR 数据与 8 月 30 日植被指数的调整决定系数；R_3^2 与 R_4^2 分别为干涉相干系数与 8 月 14 日和 8 月 30 日植被指数的调整决定系数；显著性均 <0.01。

2.2　地表类型对线性回归的影响

在对 VH 与 NDVI 进行线性回归时发现，在拟合直线两侧明显呈现为 2 种聚集分布特征，如图 4 为一期影像中 VH 与 NDVI 的散点分布特征，NDVI 与地表植被的覆盖程度密切相关，因此该分布特征很有可能与地表类型有关。

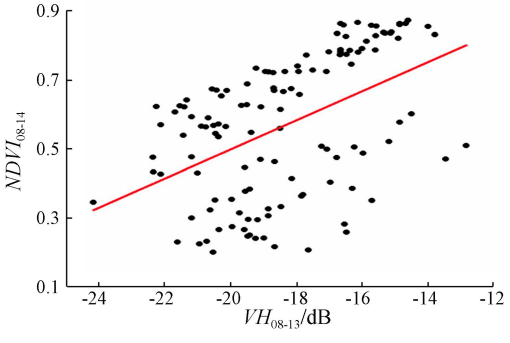


图 4　后向散射系数与 NDVI 的散点分布

Fig. 4　The scatter diagram between backscattering coefficient and NDVI

为分析其原因，本研究补充选取了 293 个像元，首先依据 VH 与 NDVI 的回归方程将像元标记为 NDVI 高于预测值（above hope，AH）和低于预测值（below hope，BH）2 种类型，分别进行线性回归分析；然后结合 Google Earth 影像将像元进一步标记为裸地、灌草、森林、火烧迹地 4 种地物类型，对 2 类像元的不同地表类型进行分类汇总。其中，AH 类型 VV 和 VH 与 NDVI 线性拟合的调整 R^2 较高，分别为 0.64 和 0.76（显著性 $p<0.01$）；BH 类型则较低，分别为 0.03 和 0.18（显著性 $p<0.05$ 和 $p<0.01$）。图 5 为对 AH 和 BH 不同地物类型像元数量百分比的统计结果，其中裸地像元均属于 BH 类型；90% 以上森林像元属于 AH 类型，灌草和火烧迹地则存在一定的不确定性。

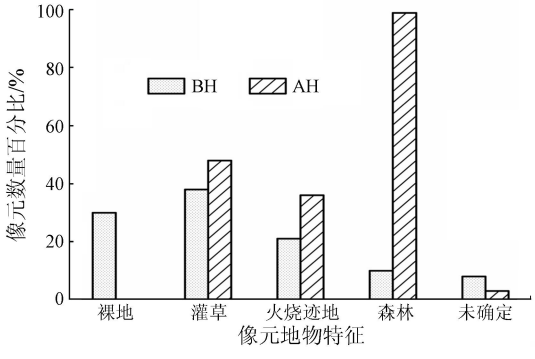
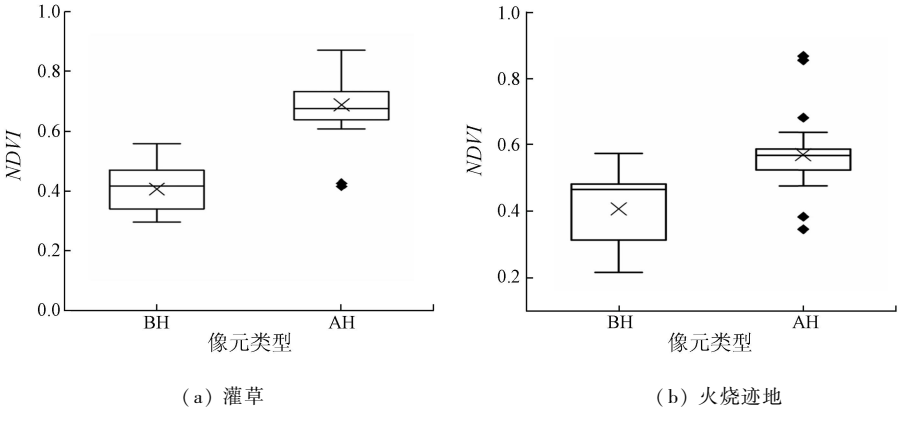


图 5　AH 类型和 BH 类型不同地物特征像元频数统计结果

Fig. 5　Quantitative statistic for pixels with different ground objects for AH and BH

图 6 为 2 种类型像元中灌草和火烧迹地的 NDVI 分布特征，其中 AH 类型 NDVI 分布范围明显高于 BH 类型，即植被稀疏时后向散射系数与 NDVI 的线性拟合结果接近裸地类型，而植被浓密时则接近森林类型。可以认为仍然是地表类型影响了拟合结果，导致 2 种类型拟合结果差异较大。



（a）灌草　　（b）火烧迹地

图 6　灌草和火烧迹地内 NDVI 分布特征

Fig. 6　Distribution characteristics of NDVI in shrub areas and fire scars

2.3　火烧迹地和采伐迹地多波段分析

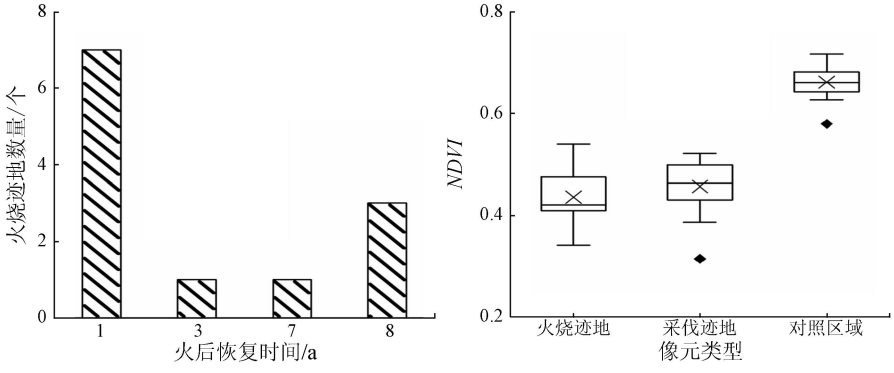
表 4 中，仅 NDWI 与 VV 具有显著相关性，而 NDVI 与 VH 的相关性系数最高，据此选择 NDVI 和 NDWI 这 2 个植被指数与多波段 SAR 数据进行相关

性分析。需说明的是,由于数据覆盖空间范围不同,X 波段与 C 和 L 波段分析的火烧和采伐迹地不同。

2.3.1　X 波段结果分析

X 波段 SAR 数据与植被指数相关性分析结果表明,火烧迹地内 NDVI 与 HH 呈显著的负相关关系($R = -0.72$),而在不同受干扰区域内 NDWI 与 HH 相关性均不显著。

图 7 (a)为至 2010 年不同恢复年龄火烧迹地的数量,其中 60% 的火烧迹地恢复年龄在 1 a 左右,而雷达影像成像时间在 4 月份,此时尚未进入生长季,因此植被层主要是散射体较小且分布相对稀疏的草本植物和萌生的幼苗,X 波段对其敏感性强。图 7 (b)为火烧、采伐、对照区 NDVI 分布特征,由于采伐时间集中在 1984—1991 年间(表 2),采伐迹地恢复时间长,因此相较于火烧迹地 NDVI 分布相对集中且平均值较高,林下植被层主要是灌木和幼树等,散射体较大且植被层密度大,导致 X 波段敏感性较低。林地的 NDVI 显著高于受干扰区域,因此 X 波段对其敏感性更低。



(a) 至 2010 年火烧迹地恢复时间　　(b) 火烧迹地、采伐迹地、对照区域 NDVI 分布特征

图 7　火烧迹地恢复时间和 NDVI 分布特征

Fig. 7　Recovering time of fires scars and distribution characteristics of NDVI

2.3.2　C 波段结果分析

C 波段 SAR 数据与植被指数的相关性分析结果表明: ①火烧迹地 NDVI 与 PR 具有显著的负相关关系($R = -0.72$),NDWI 则与 VH 具有显著的正相关关系($R = 0.69$); ②采伐迹地 NDVI,NDWI 与后向散射系数、PR 均无显著的相关关系; ③对照区域 NDVI 和 NDWI 均与 PR 具有显著的正相关关系(R 分别为 0.64 和 0.79)。

上述差异的原因可能是受火干扰的地区地表通常会受到影响,而采伐迹地则主要是植被层受到影响,因此不同迹地以及对照之间相关性分析结果差异较大。

2.3.3　L 波段结果分析

L 波段 SAR 数据与植被指数的相关性分析结果表明: ①火烧迹地 NDVI 和 NDWI 与后向散射系数及 PR 均无显著的相关关系; ②采伐迹地 NDVI 与 PR 有显著负相关关系($PR_{VV/VH}$ 和 $PR_{HH/HV}$ 的 R 分别为 -0.57 和 -0.61)。NDWI 与 VV,VH 均具有显著的负相关关系,VH 的相关性更高($R = -0.61$); ③对照区域 NDVI 与 HH 和 $PR_{VV/VH}$ 具有显著的正相关关系,相关系数接近(R 分别为 0.51 和 0.48)。NDWI 与 VH 和 $PR_{HH/VH}$ 具有显著的正相关关系,相关系数接近(R 分别为 0.47 和 0.51)。

L 波段通常只与植被层内较大的散射体如枝、干等产生相互作用[20],因此在火烧迹地内与植被指数相关性不显著,采伐和对照区域植被层具有较大的散射体,但由于受到采伐干扰导致采伐迹地和对照区域相关性不同。

3　结论和展望

基于根河林区多波段雷达数据和 Landsat8 光学数据,系统分析了光学植被指数与 SAR 数据的相关性,发现了一些和地表类型、森林干扰有关的规律。

1)在根河林区不同极化方式的雷达信号和光学信号间的相关性有变化,但都是显著相关性。其中,极化比 PR 与 NDVI,EVI 和 GVI 的相关性最强,具有显著的负相关关系,VH 与 NDWI 的相关性最强; 干涉相干系数与植被指数均具有显著的负相关关系。其相关性机理仍需要进一步研究。

2)地表类型会影响后向散射系数与 NDVI 的线性回归结果。其中,森林后向散射系数与 NDVI 拟合的调整决定系数较高,裸地则较低,灌草和火烧迹地由于植被覆盖程度的差异会影响与 NDVI 的线性回归结果。

3)不同波段雷达信号的响应有差异,X 波段有

可能指示干扰恢复阶段。X 波段和 C 波段更适于在火烧迹地内构建与光学植被指数的联系，L 波段在一定程度上可以反映采伐迹地内光学植被指数的变化，但需要进一步考虑其植被特点对后向散射特征和光学影像的影响，从而提高 SAR 数据与光学植被指数的相关性。

光学与微波对植被的敏感部位不同（光学波段对叶片更敏感，而微波则对枝干更敏感），但在理论上植物生物量在叶、枝、干、根等器官的分配具有内在的相关性[21-22]。因此下一步将结合森林生长模型和光学微波一体化的三维遥感机理模型（如 RAP-ID2）进行系统的模拟分析[23]，明确建立叶片和枝干在生物量或者消光方面的波段相关性模型，从而对光学和微波相关性的机理获得更深入的理解。

参考文献（References）：

[1] 田庆久，闵祥军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展，1998，13(4)：327－333.
Tian Q J, Min X J. Advances in study on vegetation indices[J]. Advances in Earth Sciences, 1998, 13(4): 327－333.

[2] 薛 娟，俞琳锋，林起楠，等. 基于 Sentinel－1 多时相 InSAR 影像的云南松切梢小蠹危害程度监测[J]. 国土资源遥感，2018，30(4)：111－117. doi：10.6046/gtzyyg.2018.04.17.
Xue J, Yu L F, Lin Q N, Using Sentinel－1 multi－temporal InSAR data to monitor the damage degree of shoot beetle in Yunnan pine forest. Remote Sensing for Land and Resources. 2018, 30(4): 111－117. doi: 10.6046/gtzyyg.2018.04.17.

[3] Reiche J, Verbesselt J, Hoekman D, et al. Fusing Landsat and SAR time series to detect deforestation in the tropics[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 156(156): 276－293.

[4] Capodici F, D' urso G, Maltese A. Investigating the relationship between X－band SAR data from COSMO－SkyMed satellite and NDVI for LAI detection[J]. Remote Sensing, 2013, 5(3): 1389－1404.

[5] Gebhardt S, Huth J, Nguyen L D, et al. A comparison of TerraSAR－X Quadpol backscattering with RapidEye multispectral vegetation indices over rice fields in the Mekong Delta, Vietnam[J]. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(24): 7644－7661.

[6] Stendardi L, Karlsen S R, Niedrist G, et al. Exploiting time series of Sentinel－1 and Sentinel－2 imagery to detect meadow phenology in mountain regions[J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 542.

[7] Baghdadi N, Boyer N, Todoroff P, et al. Potential of SAR sensors TerraSAR－X, ASAR/ENVISAT and PALSAR/ALOS for monitoring sugarcane crops on Reunion Island[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(8): 1724－1738.

[8] Wang X, Ge L, Li X. Pasture monitoring using SAR with Cosmo－skymed, Envisat ASAR, and ALOS PALSAR in Otway, Australia [J]. Remote Sensing, 2013, 5(7): 3611－3636.

[9] Tanase M A, Santoro M, De l R J, et al. Sensitivity of X－, C－, and L－band SAR backscatter to burn severity in mediterranean pine forests[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(10): 3663－3675.

[10] 高永年，张万昌. 遥感影像地形校正研究进展及其比较实验[J]. 地理研究，2008，27(2)：467－477.
Gao Y N, Zhang W C. Comparison test and research progress of topographic correction on remotely sensed data[J]. Geographical Research, 2008, 27(2): 467－477.

[11] Lievens H, Verhoest N E C. On the Retrieval of soil moisture in wheat fields from L－band SAR based on water cloud modeling, the IEM, and effective roughness parameters[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(4): 740－744.

[12] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS[J]. NASA Special Publication, 1973, 351: 309.

[13] Hui Q L, Huete A. Feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(2): 457－465.

[14] Baig M H A, Zhang L, Tong S, et al. Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat8 at－satellite reflectance[J]. Remote Sensing Letters, 2014, 5(5): 423－431.

[15] Gao B C. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space[J]. Remote sensing of Environment, 1996, 58(3): 257－266.

[16] 侯学会，刘思含，高 帅，等. 基于 Prosail 模型和 Landsat8 数据的小麦冠层含水量反演比较[J]. 麦类作物学报，2018，38(4)：493－497.
Hou X H, Liu S H, Gao S, et al. Comparison between Prosail model and Landsat8 images in inversion of water content of wheat canopy [J]. Journal of Triticeae Crops, 2018, 38(4): 493－497.

[17] Woodhouse I H. 微波遥感导论[M]. 北京：科学出版社，2014.
Woodhouse I H. Introduction to microwave remote sensing[M]. Beijing: Science Press, 2014.

[18] 王 超，张 红，刘 智. 星载合成孔径雷达干涉测量[M]. 北京：科学出版社，2002.
Wang C, Zhang H, Liu Z. Spaceborne synthetic aperture Radar interferometry[M]. Beijing: Science Press, 2002.

[19] Jung J, Yun S H, Kim D J, et al. Damage－mapping algorithm based on coherence model using multitemporal polarimetric－interferometric SAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(3): 1520－1532.

[20] Ulaby F T. Handbook of Radar scattering statistics for terrain[M]. Norwood, MA: Artech House, 1989.

[21] Enquist B J, Niklas K J. Global allocation rules for patterns of biomass partitioning in seed plants[J]. Science, 2002, 295(5559): 1517－1520.

[22] West G B, Enquist B J, Brown J H. A general quantitative theory of forest structure and dynamics[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2009, 106(17): 7040－7045.

[23] Huang H, Zhang Z, Ni W, et al. Extending RAPID model to simulate forest microwave backscattering[J], Remote Sensing of Environment, 2018, 217: 272－291.

Study of the correlation between optical vegetation index and SAR data and the main affecting factors

WANG Chuan[1], FAN Jinghui[2], LIN Simei[1], RAO Yueming[1], HUANG Huaguo[1]

(1. *The Key Laboratory for Silviculture and Conservation of Ministry of Education*, *Beijing Forestry University*, *Beijing* 100083, *China*;
2. *China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Natrual Resources*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Vegetation index is an important approach in vegetation monitoring and investigation. SAR data are free with weather condition observing data day and night. Building relationships between SAR data and vegetation indices can contribute to fusing two data to improve temporal monitoring in forest of mountain areas. Therefore, the authors made a statistical analysis between vegetation indices including NDVI, EVI, GVI, NDWI and C band SAR data and then made a comparison about difference of correlation between NDVI, NDWI and X, C, L band SAR data in different forest disturbances in Genhe forest region of Da Hinggan Mountains in Inner Mongolia. The results are as follows: ① PR and interferometry coefficients both have significant negative correlations with optical vegetation indices, PR has strong linear correlations with NDVI, EVI, GVI (R^2 = 0.40 ~ 0.49), and interferometry coefficients have strong linear correlations with all optical indices (R^2 = 0.43 ~ 0.51). ②Ground cover can affect linear regression between VH and NDVI. Scrub - grass land and fires scars with thick vegetation layer and forest land have a strong linear correlation with NDVI (R^2 = 0.64 ~ 0.76). ③The correlations are different for different forest disturbances: In fires scars, NDVI has significant negative correlations with X - band HH, and C band PR and NDWI have a significant positive correlation with C band VH. In deforestation areas, L - band PR has significant negative correlations with NDVI, and L band VV and VH have significant positive correlations with NDWI. In undisturbed forest land, C - band PR has significant negative correlations with NDVI and NDWI.

Keywords: vegetation index; SAR remote sensing parameter; fire scar; deforestation; correlation

(责任编辑: 张 仙)