引文格式:徐涵秋,白雅芬,唐菲,等.MODIS EVI指数跨传感器应用的挑战:以Landsat-8为例[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(8):1657-1670.DOI:10.13203/j.whugis20250302

Citation: XU Hanqiu, BAI Yafen, TANG Fei, et al. Challenges of Cross-Sensor Application of MODIS EVI: A Case Study of Landsat-8[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(8): 1657-1670. DOI: 10.13203/j.whugis20250302

MODIS EVI指数跨传感器应用的挑战:以Landsat-8为例

徐涵秋[1,2] 白雅芬[1,2] 唐 菲[3] 施婷婷[4] 林中立[5]

1 福州大学环境与安全工程学院,福州大学遥感信息工程研究所,福建 福州,350116

2 福建省水土流失遥感监测评估与灾害防治重点实验室,福建 福州,350116

3 福建省海岛资源生态监测与保护利用重点实验室,自然资源部海岛研究中心,福建 平潭,350400

4 闽江大学经济与管理学院,福建 福州,350108

5 福建理工大学建筑与城乡规划学院,福建 福州,350118

摘 要:中分辨率成像光谱仪(moderateresolution imaging spectroradiometer,MODIS)增强型植被指数(enhanced vegetation index,EVI)究竟能否直接应用于其他卫星传感器数据,这是一个EVI提出近30年尚未被探索的重要挑战。EVI是基于MODIS数据开发的,指数带有根据MODIS数据特征确定的4个经验参数。长期以来,用户们都是将这些基于MODIS的参数不加修改地直接应用于其他卫星数据上。然而,这些参数究竟是否适用于其他卫星数据,却鲜有研究见及。因此,以EVI最常应用的Landsat-8数据和6个试验区为例,系统探讨了这一问题。由于归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index,NDVI)的公式不带参数,MODIS与Landsat-8 NDVI之间的关系不会受到参数的影响,因此可将二者的关系作为参考基准,用以评估MODIS EVI对Landsat-8数据的适用性。鉴于MODIS EVI还引入了蓝光波段,因此进一步构建了辅助指数EVI_b,用以考察蓝光波段对MODIS EVI在Landsat-8的应用是否也会产生影响。研究结果发现,在6个试验区的MODIS和Landsat-8的同步观测中,两种传感器EVI数据之间的偏差比它们在NDVI数据之间的偏差平均大了近3倍,R^2的偏差也达11.8%。分析表明,产生偏差的原因并不是来自蓝光波段,而是源于MODIS EVI的经验参数。敏感性检验进一步证明,EVI公式中4个参数的交互作用对EVI值产生了显著影响,其中尤以土壤调节因子L的敏感性最强。据此,建议在EVI应用于Landsat-8时应对其参数进行校正。该研究通过交叉校正,将6个试验区MODIS与Landsat-8 EVI之间的平均偏差率从12.8%降低至接近0%。这一研究对EVI指数的跨传感器应用具有重要的指导意义,同时对区域乃至全球植被变化的精准监测也具有重要的实践价值。

关键词:EVI;参数;适用性;MODIS;Landsat-8;植被指数

中图分类号:P235 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-01-15

DOI:10.13203/j.whugis20250302 **文章编号**:1671-8860(2026)08-1657-14

Challenges of Cross-Sensor Application of MODIS EVI: A Case Study of Landsat-8

XU Hanqiu[1,2] *BAI Yafen*[1,2] *TANG Fei*[3] *SHI Tingting*[4] *LIN Zhongli*[5]

1 College of Environment and Safety Engineering, Institute of Remote Sensing Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China

2 Fujian Provincial Key Laboratory of Remote Sensing Monitoring and Assessment of Soil Erosion and Disaster Prevention, Fuzhou 350116, China

3 Fujian Key Laboratory of Island Monitoring and Ecological Development, Island Research Center, MNR, Pingtan 350400, China

4 School of Economics and Management, Minjiang University, Fuzhou 350108, China

5 College of Architecture and Planning, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China

Abstract: **Objectives**: This study aims to investigate the applicability of the moderateresolution imaging spectroradiometer (MODIS) enhanced vegetation index (EVI) when directly applied to data from other

基金项目:国家自然科学基金(72304127);福建省自然科学基金(2023J01225)。

第一作者:徐涵秋,博士,教授,主要从事环境与资源遥感研究。hxu@fzu.edu.cn

satellite sensors, an important challenge that has remained unexplored for nearly 30 years since the introduction of EVI. It focuses on whether the four empirical parameters of EVI developed based on MODIS data are suitable for other satellite datasets, using Landsat-8 data as a case study. **Methods:** We systematically examined the relationship between MODIS EVI and Landsat-8 normalized difference vegetation index (NDVI) across six test areas. Given that the NDVI formula does not include parameters, the NDVI relationship between MODIS and Landsat-8 served as a reference for assessing the suitability of MODIS EVI for Landsat-8 data. Additionally, a modified EVI, referred to as EVI_b, was constructed to evaluate the influence of the blue band on the MODIS EVI application in Landsat-8 data. **Results:** The results revealed that the discrepancies between EVI data from MODIS and Landsat-8 were significant, which is, on average, nearly three times larger than those observed for NDVI data from the two satellites, with an 11.8% difference in R^2. The analysis indicated that the source of these discrepancies was not the blue band, but rather the four empirical parameters used in MODIS EVI. Sensitivity testing further confirmed that the interactions among the four parameters in the EVI formula significantly affected EVI values, particularly highlighting the strong sensitivity of the soil adjustment factor (L). **Conclusions:** Therefore, we recommend calibrating these parameters when applying EVI to Landsat-8. The cross-calibration conducted in this study has reduced the average bias rate between the MODIS and Landsat-8 EVI from 12.8% to nearly 0% across the six test areas. This research provides significant guidance for the cross-sensor application of the EVI index and holds important practical value for the precise monitoring of vegetation changes at both regional and global scales.

Key words: EVI; parameters; applicability; MODIS; Landsat-8; vegetation index

植被是地球生态系统平衡和生物多样性的基础,它在调节气候、改善空气质量、保护水土和提供资源等方面发挥着重要作用[1-2]。利用遥感卫星监测植被具有宏观、快速、低成本等优点,为长时序监测全球地表植被状况提供了便捷高效的手段[3]。植被遥感指数通过特征光谱波段的数学变换,能够有效增强植被特征,快速监测植被分布及其动态变化,因此已在众多领域得到广泛的应用[4-6]。

归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index,NDVI)是最常用的植被遥感指数,但由于其在叶面积指数(leaf area index,LAI)大于3或叶绿素浓度大于5 μg/cm^{2}时,往往因红光波段反射率的饱和效应而在高密度植被区出现过饱和现象[7-8]。加上它易受到大气和土壤噪音的影响,因此对植被状况的准确表征产生了一定影响[9]。为了修正这一问题,有许多植被指数相继提出,其中尤以HUETE等[10]基于中分辨率成像光谱仪(moderateresolution imaging spectroradiometer,MODIS)提出的增强型植被指数(enhanced vegetation index,EVI)最为著名。EVI通过引入蓝光波段、土壤调节因子(L)和参数G、$C1$、$C2$来缓解NDVI产生的问题[11]。现在,MODIS、可见光红外成像辐射仪(visible infrared imaging radiometer suite,VIIRS)和Landsat都有专门提供各自的EVI数据产品。

EVI提出后已被广泛应用于基于MODIS数据的植被监测,并发现它较之于NDVI能够更好地解释总初级生产力(gross primary productivity,GPP)[12]、估算LAI[13]、预测玉米产量[14]和模拟不同生态系统的GPP[15]。研究还发现EVI对植被冠层变化具有更高的灵敏度[16],能够更好地捕捉季节变化特征[17-18],测得的树冠气温构建的模型能够更有效地估算蒸散量[19]。

EVI提出后也被相继应用于其他卫星,如Landsat卫星[20-23]、Sentinel卫星[24-26]和国产高分卫星[27-28]。基于Landsat-5的EVI被用于预测亚热带草原的土壤有机碳储量[29],评估热带森林光照条件与EVI的时间变化模式[30],揭示长时序植被覆盖度变化[31]。Sentinel-2 EVI也被应用于估算阔叶林生长季的开始时间[32],红松林不同演替阶段冠层光谱特征[33],以及估计北极陆表植被的物候特征[34],将其与Sentinel-1微波数据协同使用还发现可以显著提升水稻分类的精度[35]。

目前,MODIS EVI跨传感器应用的普遍做法就是将其公式直接套用于其他传感器数据。这就引发一个关键问题:EVI公式中的4个经验参数均根据MODIS数据调试,由于不同传感器之间的波段设置与光谱响应特征存在明显差异,因此这些经验系数能否跨传感器使用是一个具有挑战性的问题。然而,目前还鲜有对这个问题开展的专题研究,以致MODIS EVI提出近30年了,其公式仍然是不

加修改地应用于其他传感器数据。因此，本文以EVI应用最广泛的Landsat卫星数据为例，通过对6个试验区的MODIS和Landsat传感器的同步数据来评估MODIS EVI在Landsat数据上的适用性，考察两种传感器EVI数据之间的定量关系。这一研究对EVI指数的跨传感器应用具有重要的指导意义，同时对区域乃至全球植被变化的精准监测也具有重要的实践价值。

1　方　法

1.1　研究思路与技术路线

本研究面临的两个关键问题和难点是：(1)如何判定MODIS EVI应用于Landsat-8是否产生偏差；(2)EVI较之于NDVI还引入了蓝光波段，如果出现偏差，如何判断这些偏差是由EVI的参数引起的，或者是由蓝光波段引起的。

对于第一个问题，理论上由于NDVI的公式不带参数，因此MODIS和Landsat-8 NDVI数据之间的关系应不受参数的影响。据此，可将NDVI作为基准，通过检验EVI在MODIS和Landsat之间的关系是否与NDVI在这两种传感器之间的关系一致，来评估EVI的参数是否适合Landsat数据。若EVI在两种传感器上的关系显著偏离NDVI所确立的关系，则表明MODIS EVI参数移植至Landsat-8数据会产生偏差。

为了解决第二个问题，本文设计了一个去除4个经验参数的辅助指数(EVI_b)，用以判断公式中引入的蓝光波段是否导致偏差。由于EVI_b不带参数，因此如果MODIS和Landsat-8 EVI_b数据之间的关系和二者NDVI数据间的关系一致，则说明公式中引入的蓝光波段并不会引起偏差。

本文选取6个包含森林、农田和草地等不同植被类型的试验区，获取各试验区的MODIS和Landsat-8的同日影像对；基于EVI的标准公式分别计算MODIS和Landsat-8的EVI；同步计算MODIS和Landsat-8的NDVI；通过回归分析量化MODIS与Landsat-8 EVI数据之间的关系，并与两种传感器的NDVI的定量关系进行对比；确定MODIS和Landsat-8的EVI关系与NDVI关系之间的差异；判断蓝光波段是否导致偏差；对EVI的4个参数进行敏感性检验；判断MODIS EVI在Landsat-8数据上的适用性。图1为研究技术路线图。

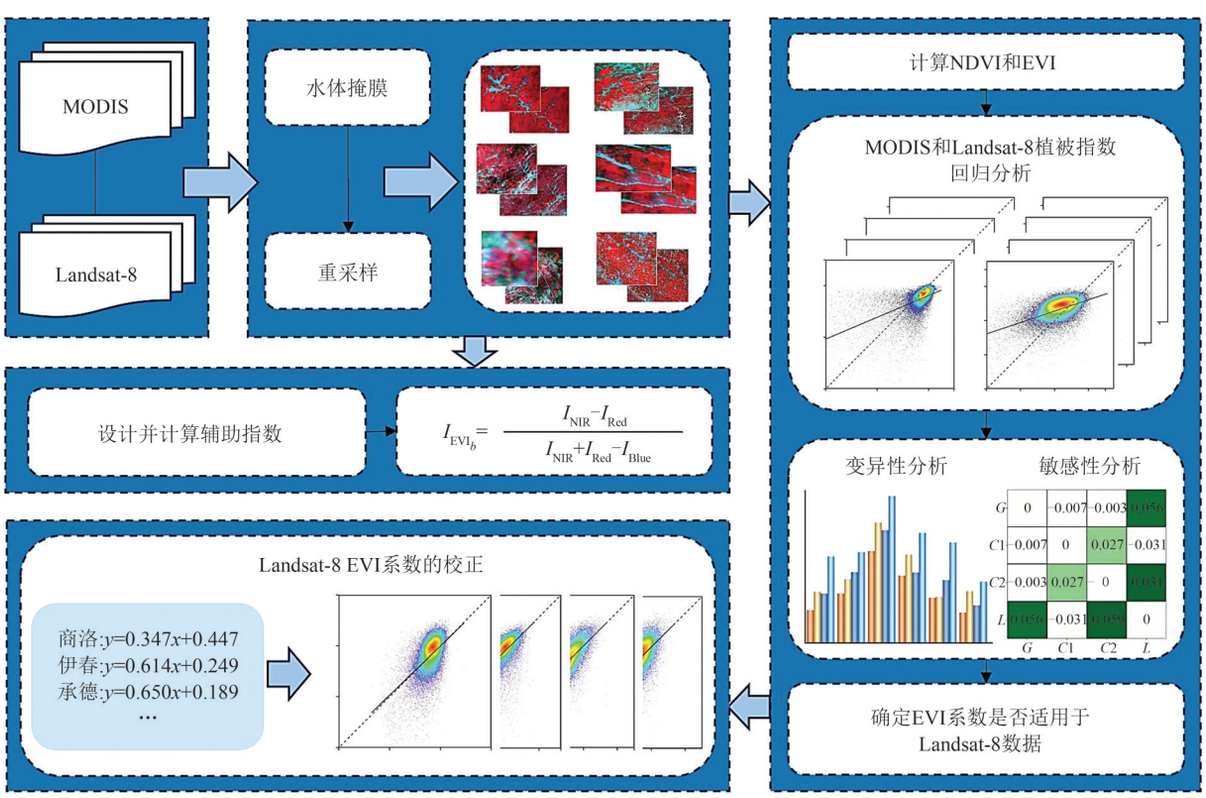


图1　研究技术路线图

Fig. 1　Methodology Flowchart

1.2　试验区

本文分别选取位于陕西省商洛市、黑龙江省伊春市、河北省承德市、江西省上饶市、安徽省亳州市和内蒙古自治区锡林郭勒盟6个试验区(图2)。它

们跨越中国南北、东西不同的地理区域和不同气候带,涵盖森林、草地和农田等主要植被类型(表1)。

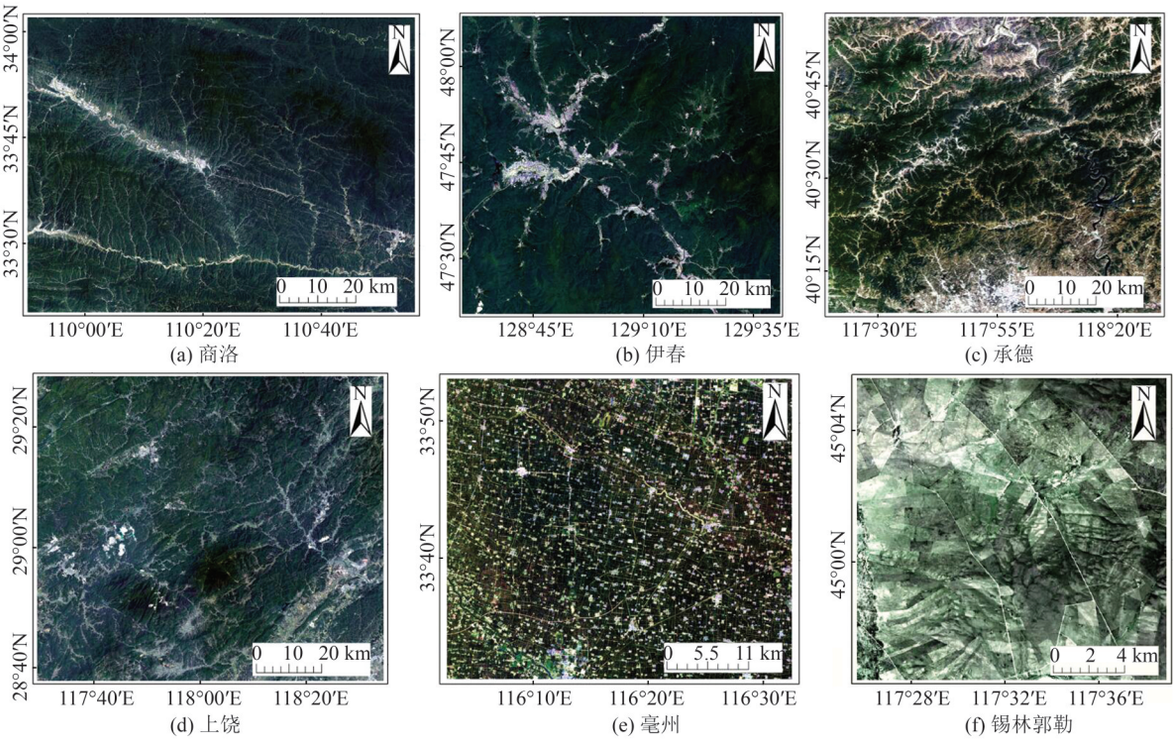


图2 各试验区Landsat-8 30 m真彩色影像

Fig. 2 Landsat-8 30 m True Color Images of the Test Sites

表1 各试验区植被类型、地理和气候特征

Table 1 Vegetation Types and Geographical and Climatic Characteristics of the Test Sites

试验区	植被类型	地理位置	气候类型	地形地貌	年均气温/℃	年均降水量/mm	面积/km^2
商洛	森林	西北	亚热带半湿润季风气候	秦岭山地	13.1	703	7 866
伊春	森林	东北	温带大陆性季风气候	小兴安岭山地	1.9	677	7 826
承德	森林	华北	温带大陆性季风气候	低山丘	9.0	706	8 717
上饶	森林	华东	亚热带季风气候	丘陵山地	18.8	1 823	9 911
亳州	农田	华东	温带半湿润季风气候	黄淮海平原	15.2	867	1 881
锡林郭勒	草地	华北	温带半干旱大陆性气候	高平原	1.2	350	295

1.3 数据源与预处理

表2列出了6个试验区同日过境的MODIS和Landsat-8影像对,影像无云、森林覆盖茂密,过境时间都在春夏季。Landsat-8陆地成像仪(operational land imager,OLI)影像下载于美国地质调查局网站(https://earthexplorer.usgs.gov),为Collection 2 Level 2级地表反射率产品,它们已经过几何校正和大气校正,可直接用于计算植被指数。MODIS数据选用MOD09GA的逐日地表反射率数据,空间分辨率为500 m,下载于美国宇航局网站(https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/order)。MOD09GA为Level 2G级产品,同样经过大气校正和几何校正等处理,可直接使用。

为了对MODIS和Landsat-8的植被指数影像进行逐像元对比,采用双线性内插法将30 m Landsat-8影像重采样为500 m分辨率,以匹配MODIS影像的分辨率。采用改进的归一化差异水体指数[36]对6个试验区的水体进行掩膜,以避免水体对植被指数的对比产生干扰。

1.4 植被指数计算

NDVI和EVI指数分别采用以下公式计算:

$$I_{\mathrm{NDVI}}=\frac{I_{\mathrm{NIR}}-I_{\mathrm{Red}}}{I_{\mathrm{NIR}}+I_{\mathrm{Red}}} \tag{1}$$

$$I_{\mathrm{EVI}}=G\times\frac{I_{\mathrm{NIR}}-I_{\mathrm{Red}}}{I_{\mathrm{NIR}}+C1\times I_{\mathrm{Red}}-C2\times I_{\mathrm{Blue}}+L} \tag{2}$$

式中,I_{NIR}、I_{Red}和I_{Blue}分别是近红外(near infrared,NIR)、红光(Red)和蓝光(Blue)波段的反射率;G为增益因子;$C1$和$C2$为气溶胶阻力系数;L为土壤调节因子。基于MODIS数据确定的各参数取值为G=2.5,$C1$=6,$C2$=7.5,L=1。

表 2　试验区影像数据信息

Table 2　Image Data Information of the Six Test Sites

试验区	传感器	日期	过空时间	空间分辨率/m	太阳天顶角/(°)	太阳方位角/(°)
商洛	MODIS	2023-06-30	10:30:00	500	31.5	100.5
	Landsat-8 OLI		11:13:00	30	22.5	114.6
伊春	MODIS	2023-06-15	10:30:00	500	29.8	137.5
	Landsat-8 OLI		10:13:00	30	28.2	142.7
承德	MODIS	2023-06-18	10:30:00	500	27.8	120.0
	Landsat-8 OLI		10:46:00	30	24.0	128.6
上饶	MODIS	2023-04-17	10:30:00	500	26.8	130.0
	Landsat-8 OLI		10:37:00	30	28.0	126.9
亳州	MODIS	2023-05-01	10:30:00	500	30.0	122.2
	Landsat-8 OLI		10:48:00	30	26.3	128.7
锡林郭勒	MODIS	2023-08-19	10:30:00	500	47.5	128.7
	Landsat-8 OLI		10:58:00	30	35.9	145.9

1.5　辅助指数设计

EVI公式较之NDVI公式，除了引入了4个经验参数外，还加入了蓝光波段，因此需要考察蓝光波段是否也会对MODIS EVI在Landsat-8的应用产生影响。为此，设计了辅助指数EVI_b：

$$I_{EVI_b}=\frac{I_{NIR}-I_{Red}}{I_{NIR}+I_{Red}-I_{Blue}} \tag{3}$$

与式(2)对比可知，EVI_b即为去除了4个参数的EVI。通过考察MODIS和Landsat-8之间无参数的EVI_b与同样无参数的NDVI之间的关系，即可以判断蓝光波段的引入是否会对EVI在Landsat-8中的应用产生影响。若二者的一致性无明显差异，则说明蓝光波段不会造成影响，不是误差源。

1.6　统计指标

由于EVI实际的数值范围通常小于NDVI，因此常用的偏差、均方根误差等指标缺乏比较意义。本文采用偏差率(percent bias，PB)、决定系数(R^2)、变异系数(coefficient of variation，CV)来考察MODIS与Landsat-8对应指数的差异，采用Sobol'方法进行EVI参数的敏感性检验，采用线性回归对两种传感器的对应植被指数进行交叉对比。计算公式如下：

$$I_{PB}=\frac{\bar{x}-\bar{y}}{\bar{y}}\times 100\% \tag{4}$$

$$R^2=\left[\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}}\right]^2 \tag{5}$$

$$I_{CV}=\frac{\sigma}{\mu} \tag{6}$$

式中，$\bar{x}$、$\bar{y}$分别代表Landsat-8和MODIS植被指数的均值；σ为指数的标准差；μ为指数的均值。

采用Sobol'方法对EVI的4个参数G、$C1$、$C2$和L进行敏感性分析。Sobol'方法是一种基于方差分解的全局敏感性分析方法，它量化模型输入参数的不确定性对输出结果不确定性的贡献程度，贡献程度越大，则该参数越敏感。

对于模型$y=f(x_1,x_2,\cdots,x_k)$，其中x_i是输入参数，Sobol'方法将输出方差分解为：

$$\mathrm{Var}(y)=\sum_i V_i+\sum_{i<j}V_{ij}+\sum_{i<j<l}V_{ijl}+\cdots+V_{12\cdots k} \tag{7}$$

式中，V_i是一阶主效应方差，表示单个参数x_i的贡献；V_{ij}是二阶交互效应方差，表示参数x_i和x_j相互作用的贡献；$V_{12\cdots k}$是k阶交互效应方差，即所有参数共同作用的效应。

单个参数x_i对输出方差的贡献比例S_i为：

$$S_i=\frac{x_i}{\mathrm{Var}(y)} \tag{8}$$

参数x_i及其与所有其他参数交互作用对输出方差的总贡献(总效应，S_{Ti})为：

$$S_{Ti}=\frac{V_i+\sum_{j\neq i}V_{ij}+\cdots}{\mathrm{Var}(y)} \tag{9}$$

1.7　参数校正方法

由于MODIS具有逐日数据，因此可以方便地将Landsat-8 EVI与MODIS EVI的同日数据进行交叉对比，通过回归分析得出二者的关系转换方程：$y=ax+b$，然后将得到的匹配方程代入Landsat-8 EVI影像，对原Landsat-8 EVI影像进行校正。

2　结果分析

2.1　NDVI与EVI的一致性对比

分别计算出两种传感器在6个试验区的NDVI和EVI指数，并对它们进行统计(表3)。根据统计特征来看，作为参照标准，不带参数的NDVI在Landsat-8和MODIS之间的数据都很接近，在6个试验区中的平均|PB|仅为3.28%，而EVI的平均|PB|则达到12.81%，比NDVI高出了近3倍。NDVI的最大|PB|为8.15%，最小的仅有0.34%，而EVI的最大|PB|可达27.75%，最小的也有2.76%。两种传感器EVI之间的R^2也明显低于对应的NDVI之间的R^2，平均低约11.8%。这表明两种传感器EVI数

表3 MODIS与Landsat-8的NDVI和EVI指数统计特征

Table 3 Statistical Characteristics of NDVI and EVI for MODIS and Landsat-8

试验区	传感器	均值		PB/%		R^2	
		NDVI	EVI	NDVI	EVI	NDVI	EVI
商洛	MODIS	0.839	0.657	0.80	−7.96	0.398	0.312
	Landsat-8	0.845	0.605				
伊春	MODIS	0.850	0.618	0.34	−2.76	0.623	0.588
	Landsat-8	0.852	0.601				
承德	MODIS	0.641	0.477	2.96	−6.92	0.584	0.611
	Landsat-8	0.660	0.444				
上饶	MODIS	0.677	0.357	2.31	16.56	0.550	0.460
	Landsat-8	0.693	0.416				
亳州	MODIS	0.707	0.620	5.09	−14.93	0.387	0.375
	Landsat-8	0.743	0.527				
锡林郭勒	MODIS	0.708	0.567	−8.15	−27.75	0.461	0.303
	Landsat-8	0.650	0.410				
绝对平均值				3.28	12.81	0.501	0.442

据之间的差距明显大于对应的无参数NDVI数据之间的差距。

从回归拟合的散点图来看(图3),MODIS和Landsat-8 EVI之间的散点明显偏离1∶1线,其中尤以锡林郭勒试验区表现最为显著。6个试验区回归方程的斜率都小于1,最大的不超过0.650,最小的仅有0.347,同样证明Landsat-8 EVI与MODIS EVI之间存在明显偏差。

2.2 NDVI与EVI的变异性对比

图4是各试验区两种传感器NDVI和EVI的直方图,可以看出NDVI的直方图在两种传感器之间变化不大,形态基本一致,有的几乎重叠。而EVI的直方图在两种传感器很不一致,Landsat-8 EVI的直方图一般较宽矮,与MODIS EVI的叠合度不好。比较两种传感器NDVI和EVI的CV(表4、图5)可以发现,两种传感器EVI之间的CV都要大于对应NDVI的CV,6个试验区平均大了86.1%,说明两种传感器EVI之间的变异要大于对应NDVI之间的变异。

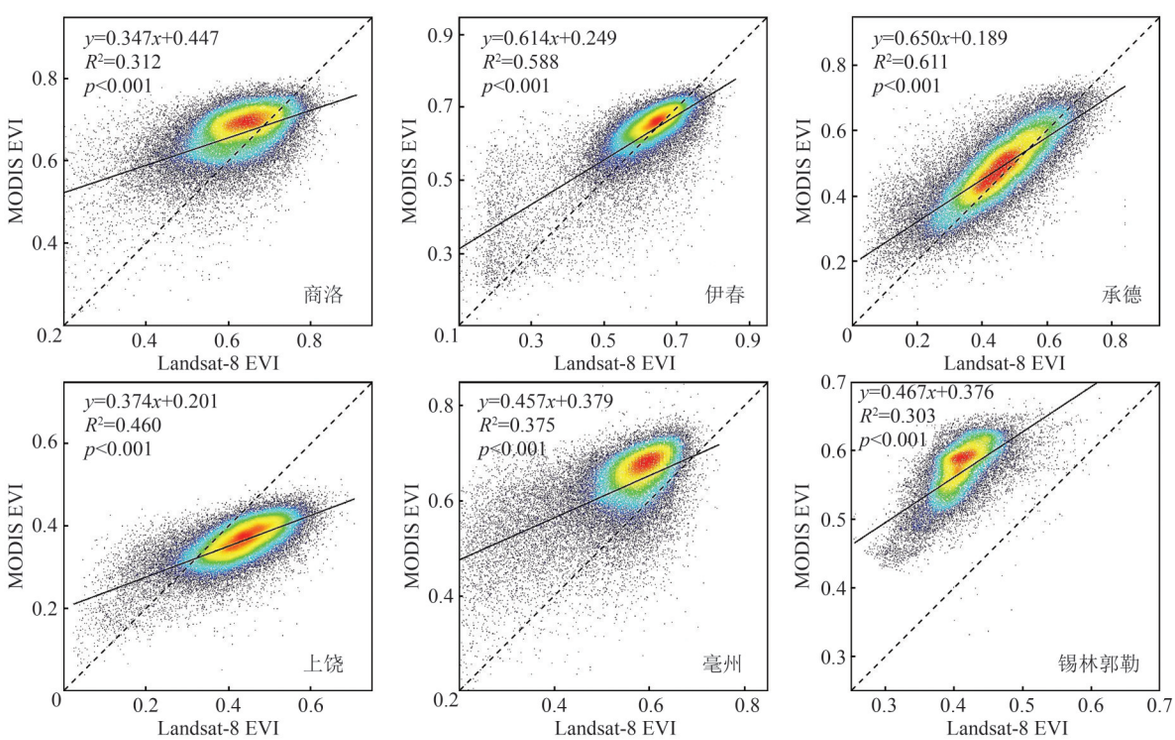


图3 各试验区的MODIS与Landsat-8的EVI指数的交叉回归分析

Fig. 3 Cross-Regression Analysis of EVI Between MODIS and Landsat-8 in the Test Sites

2.3 蓝光波段影响分析

分别计算MODIS和Landsat-8的无参数辅助指数EVI_b,并将其与NDVI进行回归分析(表5)。可以发现,回归方程的斜率均接近1,截距值也较小;而原来带参数EVI的斜率则远离1,平均小于0.5,其截距最高可达前者的14倍。此外,两种传感器之间EVI_b的R^2值与NDVI的R^2值也很接近,差距仅为2%,而原EVI的R^2值的差距达12%。由此可见,去掉了参数的EVI_b虽然含有蓝光波段,但它与NDVI之间的关系并没有明显的区别。这表明当去除参数后,尽管包含蓝光波段,EVI_b在两种传感器数据间的一致性已恢复到与NDVI相当的水平。因此蓝光波段不应该是引起两种传感器EVI数据之间差异的主要因素。

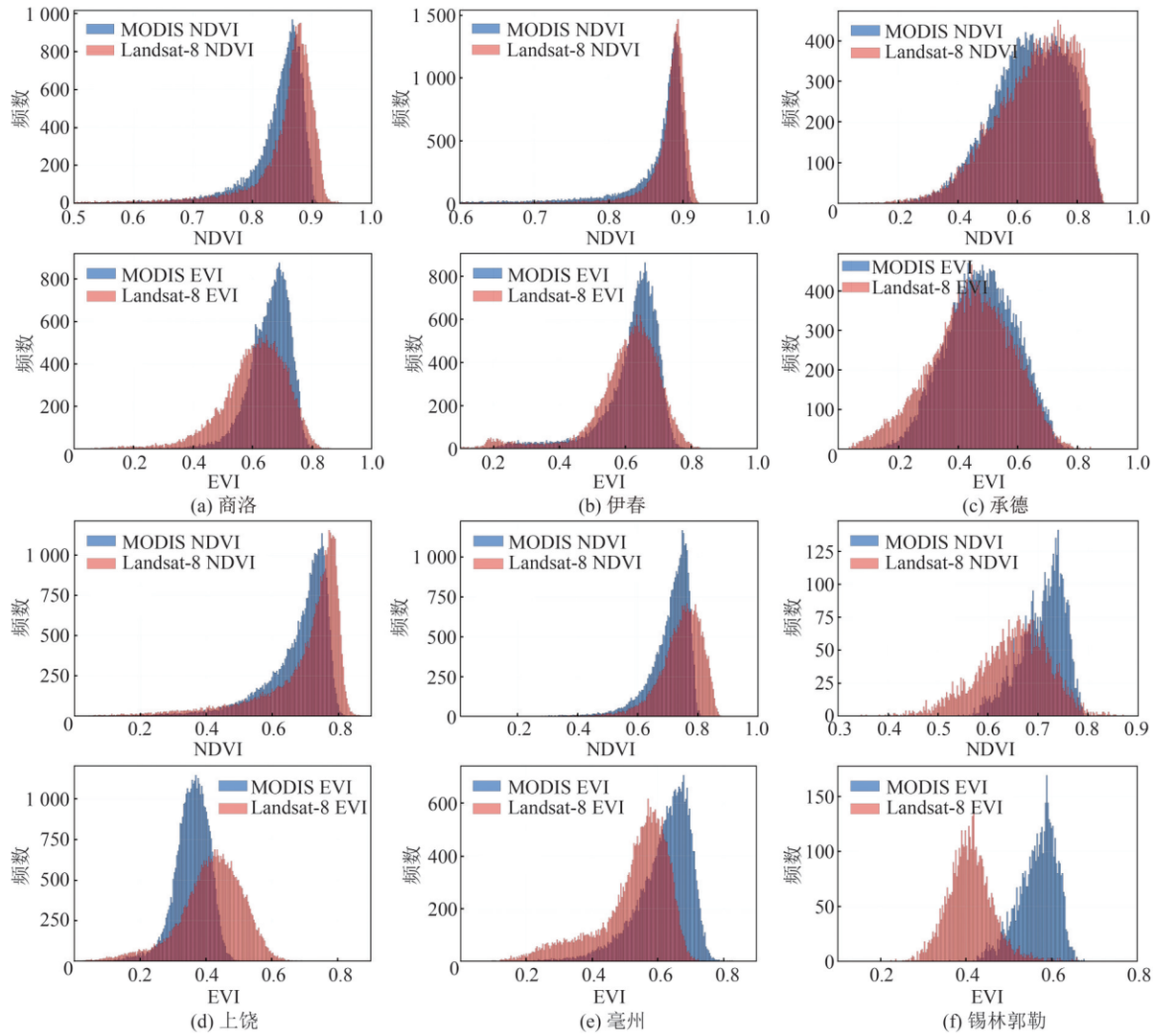


图 4　各试验区的 NDVI 和 EVI 直方图

Fig. 4　NDVI and EVI Histograms for Each Test Site

表 4　各试验区 NDVI 和 EVI 的数值分布特征

Table 4　Data Distribution Characteristics of NDVI and EVI for Each Test Site

试验区	传感器	NDVI				EVI			
		均值	标准差	CV	CV 差值	均值	标准差	CV	CV 差值
商洛	MODIS	0.839	0.058	0.069	0.039	0.657	0.068	0.104	0.078
	Landsat-8	0.845	0.091	0.108		0.605	0.110	0.182	
伊春	MODIS	0.850	0.088	0.104	0.030	0.618	0.092	0.149	0.042
	Landsat-8	0.852	0.114	0.134		0.601	0.115	0.191	
承德	MODIS	0.641	0.124	0.193	0.060	0.477	0.113	0.237	0.072
	Landsat-8	0.660	0.167	0.253		0.444	0.137	0.309	
上饶	MODIS	0.677	0.096	0.142	0.044	0.357	0.053	0.148	0.083
	Landsat-8	0.693	0.129	0.186		0.416	0.096	0.231	
亳州	MODIS	0.707	0.067	0.095	0.002	0.620	0.082	0.132	0.079
	Landsat-8	0.743	0.072	0.097		0.527	0.111	0.211	
锡林郭勒	MODIS	0.708	0.045	0.064	0.045	0.567	0.045	0.079	0.050
	Landsat-8	0.650	0.071	0.109		0.410	0.053	0.129	
平均					0.037				0.067

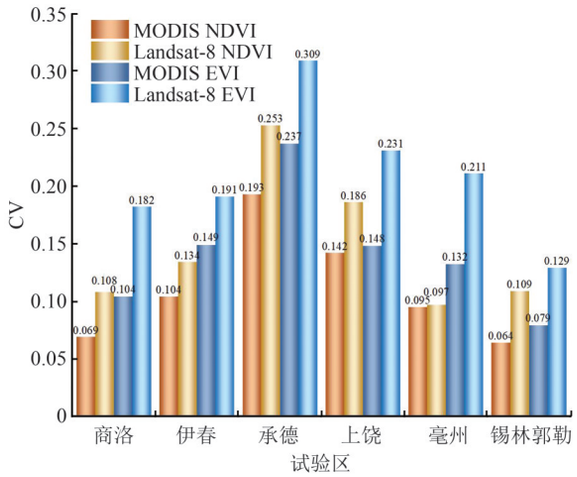


图5 各试验区NDVI和EVI的变异系数

Fig. 5 Coefficient Variations of NDVI and EVI in Each Test Site

2.4 EVI参数敏感性分析

以上证明了蓝光波段并非导致两种传感器EVI差异的主要因素,因此,该差异很可能源于EVI所带的4个经验参数。为此,以森林(商洛)、农田(亳州)和草地(锡林郭勒)试验区为例,对4个参数进行基于Sobol'方法的敏感性分析(图6)。基于单参数的一阶分析表明,$C1$和$C2$的敏感性在3个试验区中都远小于G和L,而L的敏感性最强。4个参数两两之间贡献程度的二阶分析表明,L与G相互作用的贡献在3个试验区中基本都是最大的,此外,L和$C2$的相互作用在锡林郭勒试验区也很强。而从4个参数交互作用的总效应看,每个参数的敏感性指数值都大幅上升,表明每个参数与其他多个参数交互作用的贡献要显著大于单因子的贡献,特别是$C1$和$C2$甚至可以超过G。综合来看,L的敏感性最强,其他3个参数在不同试验区互有强弱。

表5 MODIS与Landsat-8的EVI_b、EVI和NDVI的回归分析

Table 5 Regression Analysis of EVI_b, EVI, and NDVI Between MODIS and Landsat-8

试验区	回归方程		R^2		
	EVI_b	EVI	NDVI	EVI_b	EVI
商洛	$y=1.050x-0.030$	$y=0.347x+0.447$	0.398	0.365	0.312
伊春	$y=1.057x-0.035$	$y=0.614x+0.249$	0.623	0.612	0.588
承德	$y=1.058x-0.021$	$y=0.650x+0.189$	0.584	0.563	0.611
上饶	$y=1.036x-0.014$	$y=0.374x+0.201$	0.550	0.541	0.460
亳州	$y=1.212x-0.151$	$y=0.457x+0.379$	0.387	0.386	0.375
锡林郭勒	$y=1.120x-0.136$	$y=0.467x+0.376$	0.461	0.473	0.303
平均值	1.089	0.485	0.501	0.490	0.442

2.5 EVI跨传感器应用的校正

将图3回归分析获得的各个试验区Landsat-8 EVI与MODIS EVI的关系方程代入原Landsat-8 EVI影像对其进行校正,获得新的Landsat-8 EVI影像,并进行统计(表6)。可见,经过校正后,Landsat-8 EVI的PB大幅下降,6个试验区的平均|PB|从12.81%下降到0.04%,下降了306倍。与图3相比,图7中散点的分布都接近于1:1线,回归方程的斜率基本为1,截距多数为0。锡林郭勒试验区原本大幅偏离1:1线的拟合线,经校正后仅与1:1线呈小角度相交。因此通过两种传感器同日影像对的交叉校正,可有效提升Landsat-8 EVI与MODIS EVI的一致性。

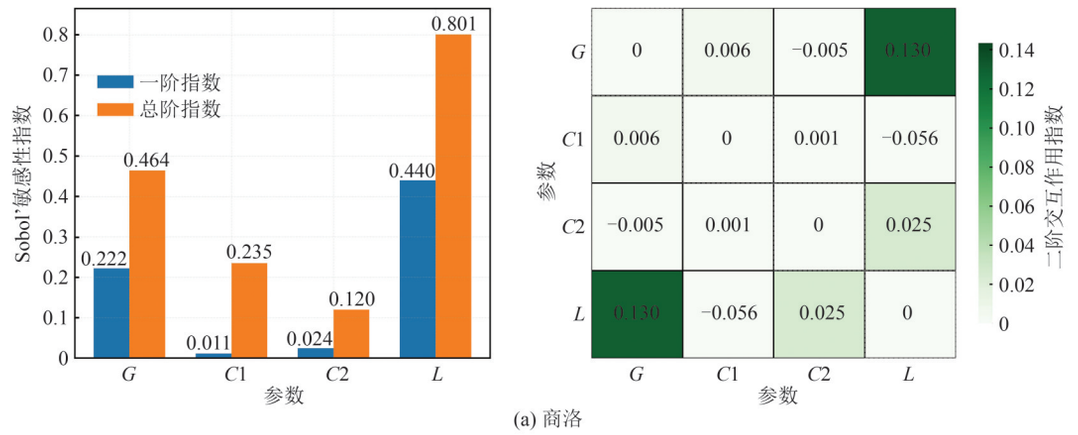
3 讨 论

本次研究发现,直接采用EVI公式计算的Landsat-8 EVI与对应的MODIS EVI存在明显偏差,二者之间的平均|PB|偏差高于对应的NDVI近3倍。研究进一步发现,这种偏差并不是由EVI引入的蓝光波段造成的,而是MODIS EVI的经验参数不适合Landsat-8引起的。本节将对其原因进行讨论。

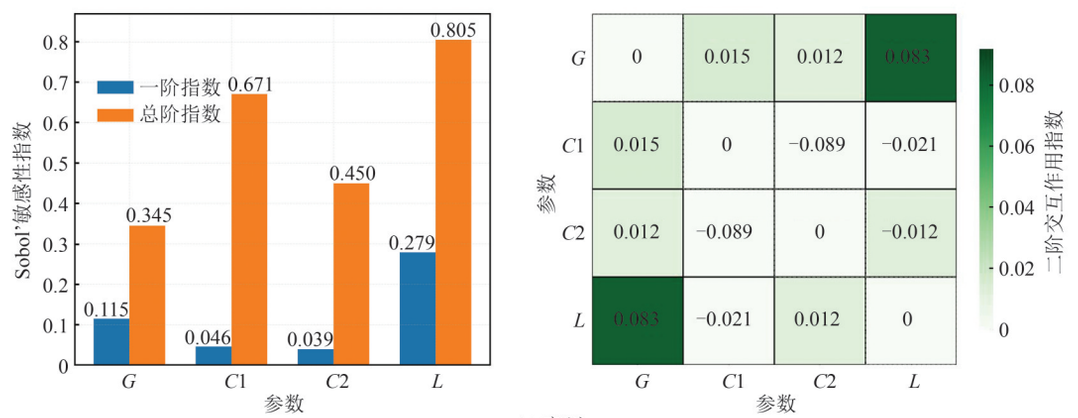
3.1 传感器特性差异

表7列出了两种传感器计算EVI涉及的蓝光、红光和近红外波段的特征,图8是这3个波段的光谱响应函数。可以看出,蓝光、红光和近红外波段在MODIS和Landsat-8之间的波长范围和光谱响应函数都不一致,这给两种传感器无论是NDVI指数之间或者是EVI指数之间都造成了差异,但是两种传感器EVI指数之间的平均差异(12.81%)要明显大于NDVI指数之间的差异(3.28%)(表3)。

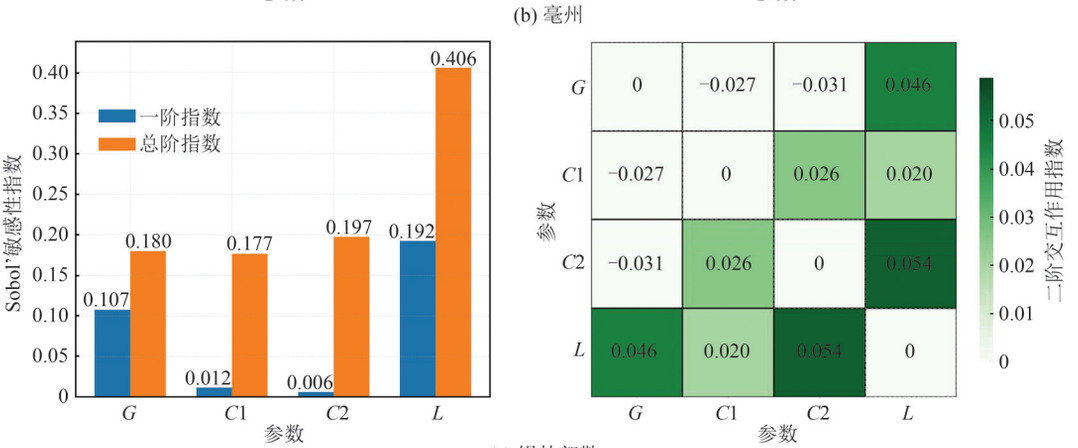
在EVI的4个参数中,有两个是红光和蓝光波段的系数$C1$和$C2$。由于EVI公式这两个波段的系数是基于MODIS波段获取的,且这两个波段的系数值分别高达6和7.5,因此如将其应用于原本波段宽度和响应函数就不同的Landsat-8红光和蓝光波段上,显然会将这两个波段的差异分别放大6和7.5倍,从而使两种传感器EVI之间的差距大于对应的NDVI的差距。这与MIURA等[37]对VIIRS和MODIS的交叉验证的结论一致。



(a) 商洛



(b) 亳州



(c) 锡林郭勒

图 6　基于 Sobol'方法的敏感性分析

Fig. 6　Sensitivity Analysis Based on the Sobol' Method

表 6　基于交叉校正前后的 Landsat-8 EVI 差异对比

Table 6　Comparison of Landsat-8 EVI Differences Before and After Cross-Calibration

试验区	校正方程	PB/%	
		校正前	校正后
商洛	$y = 0.347x + 0.447$	−7.96	−0.03
伊春	$y = 0.614x + 0.249$	−2.76	0.00
承德	$y = 0.650x + 0.189$	−6.92	−0.04
上饶	$y = 0.374x + 0.201$	16.56	−0.08
亳州	$y = 0.457x + 0.379$	−14.93	0.06
锡林郭勒	$y = 0.467x + 0.376$	−27.75	0.04
平均|PB|		12.81	0.04

3.2　空间分辨率与景观异质性的耦合效应

本次试验虽然已将 Landsat-8 的 30 m 分辨率影像升尺度为与 MODIS 影像相同的 500 m 分辨率，但从重采样后的 500 m 分辨率影像对比图来看(图 9)，Landsat-8 影像的空间异质性仍明显高于 MODIS 影像。这是因为较细空间分辨率的 Landsat-8 影像重采样为较粗空间分辨率的影像后，原本多个单地类的细小像元聚合为多地类的单像元，即混合像元[38-39]，使其在空间上仍表现出比同分辨率的 MODIS 影像具有更明显的景观异质性。由于 EVI 对相关波段引入了高达 6 倍($C1$)和 7.5 倍($C2$)的系数，从而进

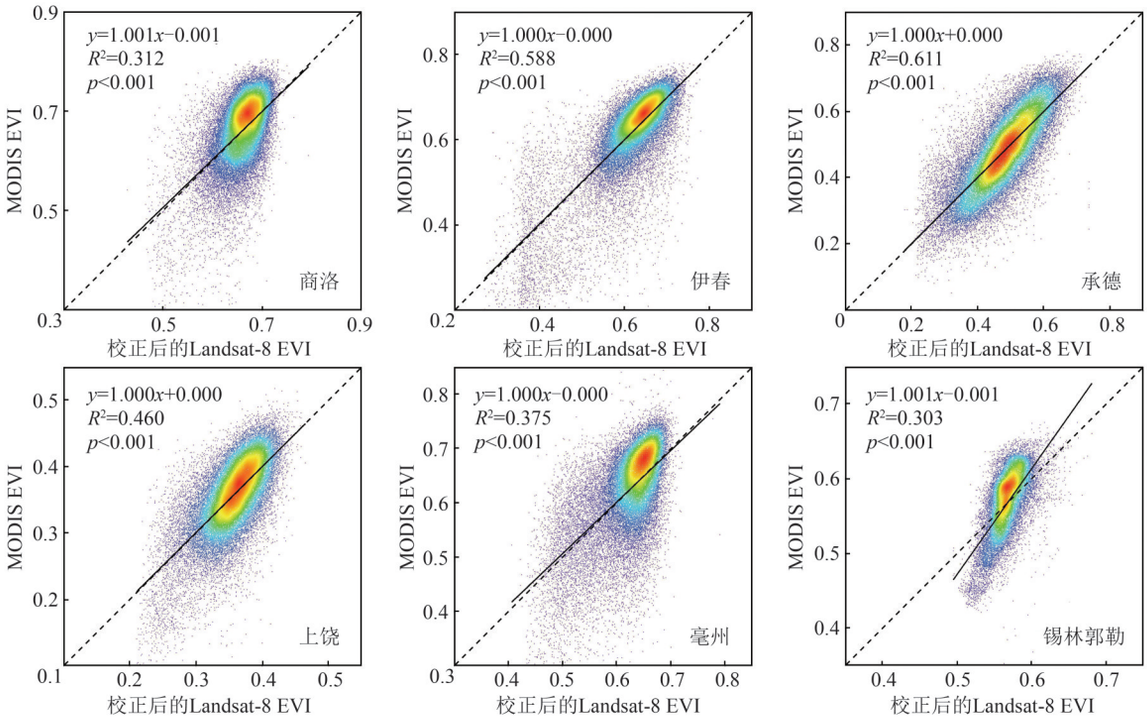


图7 MODIS EVI与校正后的Landsat-8 EVI之间的回归分析

Fig. 7 Regression Analysis Between MODIS EVI and Corrected Landsat-8 EVI

表7 MODIS和Landsat-8植被指数对应波段的比较

Table 7 Comparison of Corresponding Bands Between MODIS and Landsat-8 Used for Vegetation Indices

波段	MODIS		Landsat-8 OLI	
	波段范围/μm	分辨率/m	波段范围/μm	分辨率/m
蓝光	0.459～0.479	500	0.45～0.51	30
红光	0.620～0.670	500	0.64～0.67	30
近红外	0.841～0.876	500	0.85～0.88	30

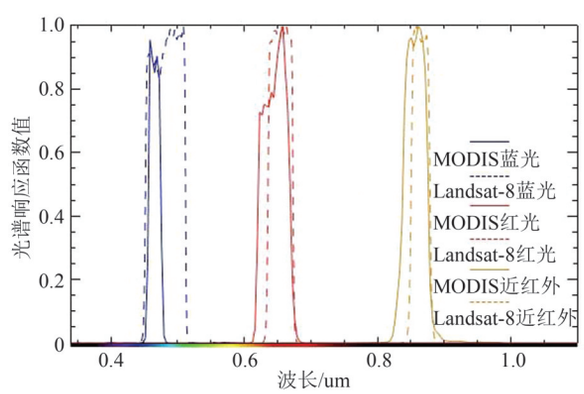


图8 MODIS和Landsat-8植被指数对应波段的光谱响应函数

Fig. 8 Spectral Response Functions of Corresponding MODIS and Landsat-8 Bands Used for Vegetation Indices

一步放大了这种混合像元导致的景观异质性,使得EVI的混合像元效应强于无系数的NDVI,在跨传感器的一致性方面逊于NDVI。

此外,景观的空间异质性会进一步影响不同传感器植被区的土壤背景噪声[40],由于EVI指数的分母中包含调整土壤背景噪声的因子L,因此如果将适用于空间异质性较低的MODIS影像的L值直接应用到空间异质性较高的Landsat-8影像,就会影响两种传感器之间EVI的一致性。本次敏感性分析亦证明了参数L的敏感性最强。CHEN[41]认为地表异质性是遥感参数反演出现空间尺度效应的主要原因。

3.3 地形效应差异

NDVI指数由于不含参数,因此其波段的比值形式可以很好地抵消或减弱地形对单波段反射率的影响[15,42]。而EVI公式的分母中因存在各种参数,使其不能有效地以波段的比值形式来消除地形效应。XU等[43]研究了5种植被指数的阴坡效应,结果发现EVI的阴坡效应最明显,其阴坡值只有阳坡值的40.6%,而NDVI的阴坡值达到了阳坡值的92.7%。CHEN等[44]研究也发现地形对NDVI的影响可以忽略不计,但对EVI的影响显著。显然,地形效应也是导致两种传感器EVI数据之间的一致性低于NDVI的主要原因之一。

地形效应与空间分辨率差异的叠加进一步使得EVI的跨传感器应用产生较大的偏差。MODIS影像的空间分辨率较粗,单个像元较大,地形效应相对较弱[45],而较细分辨率的Landsat-8 EVI的地形效就会更明显。虽然经过升尺度重采

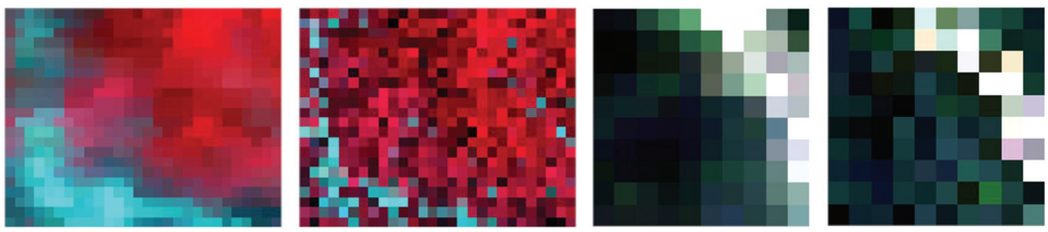


图 9　同为 500 m 分辨率的 MODIS 和 Landsat-8 影像的空间异质性对比

Fig. 9　Spatial Heterogeneity Comparison of MODIS and Landsat-8 Images with 500 m Resolution

样，其空间异质性仍强于 MODIS 影像。加上 EVI 公式中波段的经验系数又进一步放大了地形效应对单波段反射率的影响，从而增加了两个传感器之间 EVI 的差异。

本次研究的森林试验区都位于山区，因此可以考察两种传感器 NDVI、EVI 的地形效应(图 10)。对

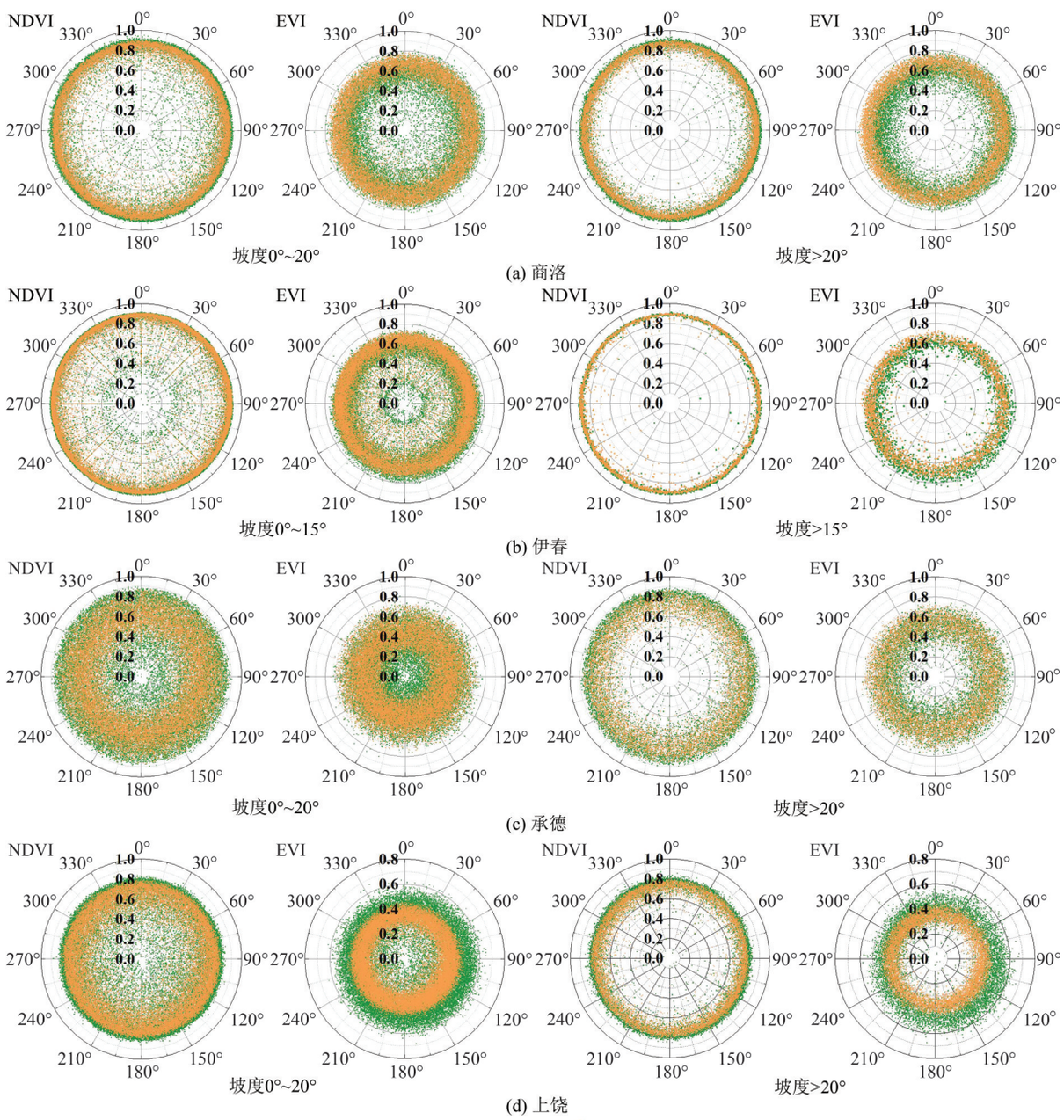


图 10　不同坡度条件下 MODIS 与 Landsat-8 NDVI、EVI 的地形效应对比

Fig. 10　Comparison of Terrain Effects on MODIS and Landsat-8 NDVI and EVI Under Different Slopes

比发现,两种传感器的EVI值在不同坡度的表现是不一致的。当坡度小于15°或20°时,图10中绿色的Landsat-8 EVI散点在各个坡向的分布都较为均匀,橙色的MODIS EVI散点同样表现出各个坡向均匀分布的特点。但当坡度为15°~20°时,Landsat-8 EVI在阳坡(东南坡)的值会大于阴坡的值。以商洛试验区为例,当坡度大于20°时,绿色的散点在东南方向的阳坡分布在0.6~0.8的圈层之间(商洛影像过空时间的太阳方位角为115°,表2),而在阴坡则主要分布在0.4~0.6之间,说明地形效应造成阴坡的EVI值明显小于阳坡。而MODIS EVI值则基本没有表现出这种阴阳坡之间的差异,无论是在阳坡或者阴坡,无论是坡度大于或者小于20°,MODIS EVI值都分布在0.6~0.8的圈层之间。同样,两种传感器的NDVI值也没有表现出这种阴阳坡之间或者坡度之间的明显差异,说明Landsat-8 EVI具有显著的地形效应,这也是导致两种传感器EVI数据不一致的重要原因。

3.4 局限性

本次研究提出的交叉校正方法虽然有效,但它依赖于MODIS与Landsat-8的同日影像对,因此所获得的校正模型只能应用于局部区域,无法进行推广。另外,试验的地区只在中国,针对的传感器数据也只有Landsat-8。因此,未来建议在全球不同的地理和气候带地区选用不同的传感器数据(Sentinel-2、高分系列卫星等)开展广泛的试验,以更全面地评估MODIS EVI指数的跨传感器适用性,并提出有效且通用的校正方法与参数。

本次对蓝光波段影响的判断主要基于不带参数的EVI_b辅助指数,今后可采用高光谱实测数据或辐射传输模型进行模拟,以阐明蓝光波段不会对EVI差异产生影响的机理。

4 结 语

本文验证了一个长期被忽视的假设:MODIS EVI的参数可以不加修改地跨传感器应用。本文以NDVI为基准,以EVI_b为辅助指数,首次系统探讨了MODIS EVI跨传感器应用的适用性问题,揭示了MODIS EVI参数直接移植至Landsat-8的局限性。研究的主要发现如下:

1)Landsat-8 EVI与MODIS EVI数据之间存在明显的偏差。在所选的6个试验区中,Landsat-8 EVI与MODIS EVI的偏差率明显大于两种传感器NDVI之间的偏差率,平均相差可达近3倍,R^2的偏差也达11.8%。

2)新设计的EVI_b辅助指数证明,两种传感器EVI数据之间的偏差并非蓝光波段所致,因为无参数的EVI_b在两种传感器之间的一致性与同样无参数的NDVI并无明显区别。这揭示偏差的根本原因是MODIS EVI的经验参数不适应Landsat-8数据,因为这些参数具有显著的敏感性。

3)造成上述偏差的可能机制包括:EVI参数对两传感器对应波段设置的差异造成放大作用、空间分辨率差异与地表异质性的耦合效应,以及明显不同的地形效应。

4)通过同步影像对的交叉验证,可以有效校正两种传感器EVI数据之间的差异,使二者之间的平均偏差率显著降低至接近0的水平。

本文揭示了EVI在跨传感器应用中存在适应性问题,因此,EVI公式不应盲目采用参数通用的范式,而应进行必要的校准,以更准确地匹配不同传感器的数据特征,为区域乃至全球植被的变化提供更精准的监测服务。

参 考 文 献

[1] DIMICELI C, TOWNSHEND J, CARROLL M, et al. Evolution of the Representation of Global Vegetation by Vegetation Continuous Fields[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 254: 112271.

[2] PEI F S, WU C J, LIU X P, et al. Monitoring the Vegetation Activity in China Using Vegetation Health Indices[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018, 248: 215-227.

[3] FRAPPART F, WIGNERON J P, LI X J, et al. Global Monitoring of the Vegetation Dynamics from the Vegetation Optical Depth (VOD): A Review[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(18): 2915.

[4] SUN G Y, JIAO Z J, ZHANG A Z, et al. Hyperspectral Image-Based Vegetation Index (HSVI): A New Vegetation Index for Urban Ecological Research[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 103: 102529.

[5] MASTRANTONIS S, RADFORD B, LANGLOIS T, et al. A Novel Method for Robust Marine Habitat Mapping Using a Kernelised Aquatic Vegetation Index[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2024, 209: 472-480.

[6] HAMZEH S, NASERI A A, ALAVIPANAH S K, et al. Estimating Salinity Stress in Sugarcane Fields with Spaceborne Hyperspectral Vegetation Indices[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, 21: 282-290.

[7] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a Green Channel in Remote Sensing of Global Vegetation from EOS-MODIS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3): 289-298.

[8] GAO S, ZHONG R, YAN K, et al. Evaluating the Saturation Effect of Vegetation Indices in Forests Using 3D Radiative Transfer Simulations and Satellite Observations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 295: 113665.

[9] YAN J J, ZHANG G P, LING H B, et al. Comparison of Time-Integrated NDVI and Annual Maximum NDVI for Assessing Grassland Dynamics[J]. *Ecological Indicators*, 2022, 136: 108611.

[10] HUETE A, JUSTICE C, VAN LEEUWEN W. MODIS Vegetation Index (MOD 13). 3Version. Algorithm Theoretical Basis Document [EB/OL]. [2026-01-14]. https://eospso.gsfc.nasa.gov/sites/default/files/atbd/atbd_mod13.pdf.

[11] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, et al. Overview of the Radiometric and Biophysical Performance of the MODIS Vegetation Indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1/2): 195-213.

[12] SCHUBERT P, EKLUNDH L, LUND M, et al. Estimating Northern Peatland CO2 Exchange from MODIS Time Series Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(6): 1178-1189.

[13] POTITHEP S, NAGAI S, NASAHARA K N, et al. Two Separate Periods of the LAI - VIs Relationships Using in Situ Measurements in a Deciduous Broadleaf Forest[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2013, 169: 148-155.

[14] MEDINA H, TIAN D, ABEBE A. On Optimizing a MODIS-Based Framework for In-Season Corn Yield Forecast[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 95: 102258.

[15] SJÖSTRÖM M, ARDÖ J, ARNETH A, et al. Exploring the Potential of MODIS EVI for Modeling Gross Primary Production Across African Ecosystems[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(4): 1081-1089.

[16] KHARE S, DESLAURIERS A, MORIN H, et al. Comparing Time-Lapse PhenoCams with Satellite Observations Across the Boreal Forest of Quebec, Canada[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(1): 100.

[17] LARA C, SALDÍAS G, PAREDES A, et al. Temporal Variability of MODIS Phenological Indices in the Temperate Rainforest of Northern Patagonia[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(6): 956.

[18] 王正兴，刘闯，陈文波，等. MODIS增强型植被指数EVI与NDVI初步比较[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2006，31(5)：407-410.
WANG Zhengxing, LIU Chuang, CHEN Wenbo, et al. Preliminary Comparison of MODIS-NDVI and MODIS-EVI in Eastern Asia[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(5): 407-410.

[19] NAGLER P L, CLEVERLY J, GLENN E, et al. Predicting Riparian Evapotranspiration from MODIS Vegetation Indices and Meteorological Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 94(1): 17-30.

[20] VERA E, CRUZ C, BARBOZA E, et al. Change of Vegetation Cover and Land Use of the Pómac Forest Historical Sanctuary in Northern Peru[J]. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 2024, 21(14): 8919-8930.

[21] BOLTON D K, COOPS N C, HERMOSILLA T, et al. Evidence of Vegetation Greening at Alpine Treeline Ecotones: Three Decades of Landsat Spectral Trends Informed by LiDAR-Derived Vertical Structure [J]. *Environmental Research Letters*, 2018, 13(8): 084022.

[22] SANTOS M, BAUMANN M, ESGALHADO C. Drivers of Productivity Trends in Cork Oak Woodlands over the Last 15 Years[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 486.

[23] VENTER Z S, SCOTT S L, DESMET P G, et al. Application of Landsat-Derived Vegetation Trends over South Africa: Potential for Monitoring Land Degradation and Restoration[J]. *Ecological Indicators*, 2020, 113: 106206.

[24] JOPIA A, ZAMBRANO F, PÉREZ-MARTÍNEZ W, et al. Time-Series of Vegetation Indices (VNIR/SWIR) Derived from Sentinel-2(A/B) to Assess Turgor Pressure in Kiwifruit[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(11): 641.

[25] SOTO D P, SEIDEL D, HERNÁNDEZ-MORENO Á, et al. Increase in Forest Structural Complexity Along a Precipitation Gradient Is Mediated by Partial Harvests in Temperate Patagonian Forests[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 13656.

[26] MALULEKE A, FEIG G, BRÜMMER C, et al. Evaluation of Selected Sentinel-2 Remotely Sensed Vegetation Indices and MODIS GPP in Representing Productivity in Semi-Arid South African Ecosystems [J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2024, 129(4): e2023JG007728.

[27] WU F, REN Y F, WANG X K. Application of Multi-source Data for Mapping Plantation Based on

Random Forest Algorithm in North China[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(19): 4946.

[28] LIU Y, GU X F, CHENG T H, et al. Temporal Shape-Based Fusion Method to Generate Continuous Vegetation Index at Fine Spatial Resolution[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 4414514.

[29] WILSON C H, CAUGHLIN T T, RIFAI S W, et al. Multi-decadal Time Series of Remotely Sensed Vegetation Improves Prediction of Soil Carbon in a Subtropical Grassland[J]. *Ecological Applications*, 2017, 27(5): 1646-1656.

[30] MARTÍN-ORTEGA P, GARCÍA-MONTERO L G, SIBELET N. Temporal Patterns in Illumination Conditions and Its Effect on Vegetation Indices Using Landsat on Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(2): 211.

[31] ZHU X L, LEUNG K H, LI W S, et al. Monitoring Interannual Dynamics of Desertification in Minqin County, China, Using Dense Landsat Time Series[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2020, 13(8): 886-898.

[32] KOWALSKI K, SENF C, HOSTERT P, et al. Characterizing Spring Phenology of Temperate Broadleaf Forests Using Landsat and Sentinel-2 Time Series[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2020, 92: 102172.

[33] 王瑶瑶, 周光, 刘琪璟, 等. 长白山阔叶红松林不同演替阶段冠层光谱特征及其与气温的关系[J]. 北京林业大学学报, 2021, 43(7): 40-53.
WANG Yaoyao, ZHOU Guang, LIU Qijing, et al. Canopy Spectral Characteristics of Broadleaved Korean Pine Forest in Different Successional Stages and Its Relation with Temperature in Changbai Mountain of Northeastern China[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2021, 43(7): 40-53.

[34] DESCALS A, VERGER A, YIN G F, et al. Improved Estimates of Arctic Land Surface Phenology Using Sentinel-2 Time Series[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(22): 3738.

[35] MANSARAY L R, YANG L B, KABBA V T S, et al. Optimising Rice Mapping in Cloud-Prone Environments by Combining Quad-source Optical with Sentinel-1A Microwave Satellite Imagery[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2019, 56(8): 1333-1354.

[36] XU H Q. Modification of Normalised Difference Water Index (NDWI) to Enhance Open Water Features in Remotely Sensed Imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(14): 3025-3033.

[37] MIURA T, MURATSUCHI J, VARGAS M. Assessment of Cross-Sensor Vegetation Index Compatibility Between VIIRS and MODIS Using Near-Coincident Observations[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2018, 12(4): 045004.

[38] ROCCHINI D. Effects of Spatial and Spectral Resolution in Estimating Ecosystem α-Diversity by Satellite Imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 111(4): 423-434.

[39] NOURI H, NAGLER P, CHAVOSHI BORUJENI S, et al. Effect of Spatial Resolution of Satellite Images on Estimating the Greenness and Evapotranspiration of Urban Green Spaces[J]. *Hydrological Processes*, 2020, 34(15): 3183-3199.

[40] GAO M L, ZHAO W J, GONG Z N, et al. Topographic Correction of ZY-3 Satellite Images and Its Effects on Estimation of Shrub Leaf Biomass in Mountainous Areas[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(4): 2745-2764.

[41] CHEN J M. Spatial Scaling of a Remotely Sensed Surface Parameter by Contexture[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 69(1): 30-42.

[42] MATSUSHITA B, YANG W, CHEN J, et al. Sensitivity of the Enhanced Vegetation Index (EVI) and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) to Topographic Effects: A Case Study in High-Density Cypress Forest[J]. *Sensors*, 2007, 7(11): 2636-2651.

[43] XU H Q, CHEN J H, HE G J, et al. Immediate Assessment of Forest Fire Using a Novel Vegetation Index and Machine Learning Based on Multi-platform, High Temporal Resolution Remote Sensing Images[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 134: 104210.

[44] CHEN R, YIN G F, LIU G X, et al. Evaluation and Normalization of Topographic Effects on Vegetation Indices[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(14): 2290.

[45] MA Y C, HE T, MCVICAR T R, et al. Quantifying How Topography Impacts Vegetation Indices at Various Spatial and Temporal Scales[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 312: 114311.