

引用格式:TANG Ye, CUI Yaoping, LIU Xiaoyan, *et al.* Research on efficient extraction of urban shadow based on high-resolution visible light remote Sensing Index[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023, 38(4): 945-955. [唐晔, 刘小燕, 崔耀平, 等. 基于高分可见光遥感指数的城市阴影高效提取研究[J]. 遥感技术与应用, 2023, 38(4): 945-955.]  
DOI:10.11873/j.issn.1004-0323.2023.4.0945

# 基于高分可见光遥感指数的城市阴影高效提取研究

唐晔<sup>1,2</sup>, 刘小燕<sup>1,2</sup>, 崔耀平<sup>1,2</sup>, 史志方<sup>1,2</sup>, 邓亮<sup>1,2</sup>, 陈准<sup>3</sup>

(1. 河南大学 黄河中下游数字地理技术教育部重点实验室, 河南 开封 475004;

2. 河南大学地理与环境学院, 河南 开封 475004;

3. 河南大学哲学与公共管理学院, 河南 开封 475004)

**摘要:** 高效识别阴影信息是利用阴影和消除阴影的关键前提, 有助于城市遥感应用研究的开展, 现有关于城市阴影检测多关注在近红外和可见光的多波段合成方面, 而对可见光提取阴影的能力检测有待深入。针对这一问题, 基于红、绿、蓝(R、G、B)高分卫星影像, 结合色彩空间变换和影像多波段运算, 研究并提出一种由绿光波段、蓝光波段和亮度分量构建的城市阴影优化指数 OUSI (Optimization Urban Shadow Index), 从视觉效果及提取精度评估角度进行验证分析。结果表明: OUSI 可较完整地提取城市阴影, 总体精度达 90.46%, 高于当前常见的指数法和深度学习阴影检测算法; OUSI 受不同土地覆被类型的影响较小, 阴影检测结果稳定。与既往基于特征的方法不同, 研究构建的阴影指数对原始影像数据仅依赖 RGB 三波段信息, OUSI 指数简洁有效、运算耗时少, 进而可以为实现大区域和高精度的城市阴影检测提供切实可行的方案。

**关键词:** 阴影指数; 深度学习; 色彩空间; 高分影像; 可见光

**中图分类号:** TP751.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2023)04-0945-11

## 1 引言

城市环境复杂, 高分卫星影像中地物特征也格外突出, 由建筑物或植被对太阳光线的遮挡而形成了广泛存在于影像中的阴影<sup>[1-2]</sup>。在城市气候方面, 阴影区域能够有效缓解城市热岛效应, 提升人居环境适宜度<sup>[3-5]</sup>; 在城市规划方面, 阴影区域信息的缺失会严重损害地物制图精度<sup>[6-7]</sup>, 并对目标识别、信息提取、变化监测等实际应用造成诸多障碍<sup>[8-10]</sup>; 在城市应急管理方面, 阴影作为反映地物特征的信息源能够辅助灾害救援<sup>[11-12]</sup>, 完善城市基础设施管理、资源勘查和地图制图<sup>[13-15]</sup>。因此, 如何精确、快速地检测阴影区域是利用阴影和消除阴影的关键前提。

目前关于阴影检测的研究主要分为基于模型和基于特征两大类。基于物理模型的方法主要利用影像的太阳高度角、传感器参数和地面上物体的几何形状等先验信息建立几何模型来检测阴影<sup>[16-17]</sup>。该方法所需信息不容易获取且要在特定场景下应用, 具有较大局限性<sup>[18]</sup>。基于特征的研究通过分析阴影区域的光谱特性构建检测模型, 既往研究多着眼于色彩模型<sup>[19-23]</sup>、主成分变换<sup>[24]</sup>、纹理指数特征<sup>[25-27]</sup>。Ma 等<sup>[8]</sup>提出一种由色调—饱和度—明度 HSV (Hue-Saturation-Value) 色彩空间中的阴影特征构造出归一化饱和度差异指数 NSVDI (Normalized Saturation-value Difference Index), 用于提取建筑阴影; 姜建国等<sup>[28]</sup>提出改进的 C3 通道更精确

收稿日期: 2022-04-18; 修订日期: 2023-07-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(42071415), 河南省自然科学基金优秀青年科学基金项目(202300410049), 信阳生态研究院开放基金(2023XYMS014), 河南省研究生教育改革与质量提升工程项目(YJS2023JC22)。

作者简介: 唐晔(1995—), 女, 河南南阳人, 硕士研究生, 主要从事遥感大数据与城市规划研究。E-mail: tangyihenu@163.com

通讯作者: 崔耀平(1984—), 男, 河南周口人, 教授, 主要从事水土资源管理和遥感大数据研究。E-mail: cuiyp@lreis.ac.cn

地检测出阴影边缘;Musleh等<sup>[29]</sup>基于HSV色彩空间中色调H与明度V分量的比值图像,通过阈值分割增加差值的像素图像区分出阴影像素。由于阴影指数方法操作简便、数据易得,弥补了基于物理模型的局限性,但遥感影像中存在的同物异谱或异物同谱现象,容易导致错误识别<sup>[30]</sup>。此外,近年来由于人工智能领域的迅速发展,基于面向对象的方法将阴影检测作为一个分类问题来处理,通过影像分割和各种机器学习分类器学习阴影的底层特征来实现阴影对象的提取<sup>[31-35]</sup>,另有利用级联网络<sup>[36-37]</sup>、生成对抗网络<sup>[38-41]</sup>等方式。Zhang等<sup>[42]</sup>提出一种递归式阴影注意力模型RSAM (Recursive Shadow Attention model)来去除阴影;石恒等<sup>[43]</sup>基于生成对抗网络的思想,提出一种利用阴影残差图像辅助局部修正网络的阴影消除优化模型;谭道强等<sup>[44]</sup>通过双向金字塔结构,结合混合注意力模型构造出一种新的卷积神经网络CNN (Convolutional Neural Network)阴影检测算法。与传统影像特征方法相比,深度学习的方法具有较强的特征表达能力<sup>[45]</sup>,但缺乏足够的训练数据集<sup>[40, 46]</sup>,运算复杂度高

以及消耗内存大等问题。

以往基于阴影性质的研究通常被认为存在难以确定特征阈值且普适性较差等问题<sup>[47]</sup>,往往无法确保大尺度下阴影提取的准确性<sup>[48-49]</sup>。针对以上问题,本研究基于城市阴影的光谱表现特性,从色彩空间和光谱特征分析着手,构建新的城市阴影优化指数。本研究涉及的原始数据仅为红、绿、蓝三波段,可有效提升基于特征方法的检测精度和模型运算速度,为大规模、高精度的阴影检测提供了切实可行的有力支撑。

## 2 研究区与数据

### 2.1 研究区概况

开封地处河南省东部,介于113°52'~115°15' E, 34°11'~35°01' N之间,属暖温带大陆性半湿润季风气候,选取开封市城区作为研究区(图1),总面积约201.37 km<sup>2</sup>,境内河流众多,其中老城区湖水面积约1.45 km<sup>2</sup>,占老城区面积的11%。开封市老城区是指清代开封府城墙以内的区域,占地面积约27.22 km<sup>2</sup>,老城区形成了由古城墙和护城河环绕的独特城市空间形态。

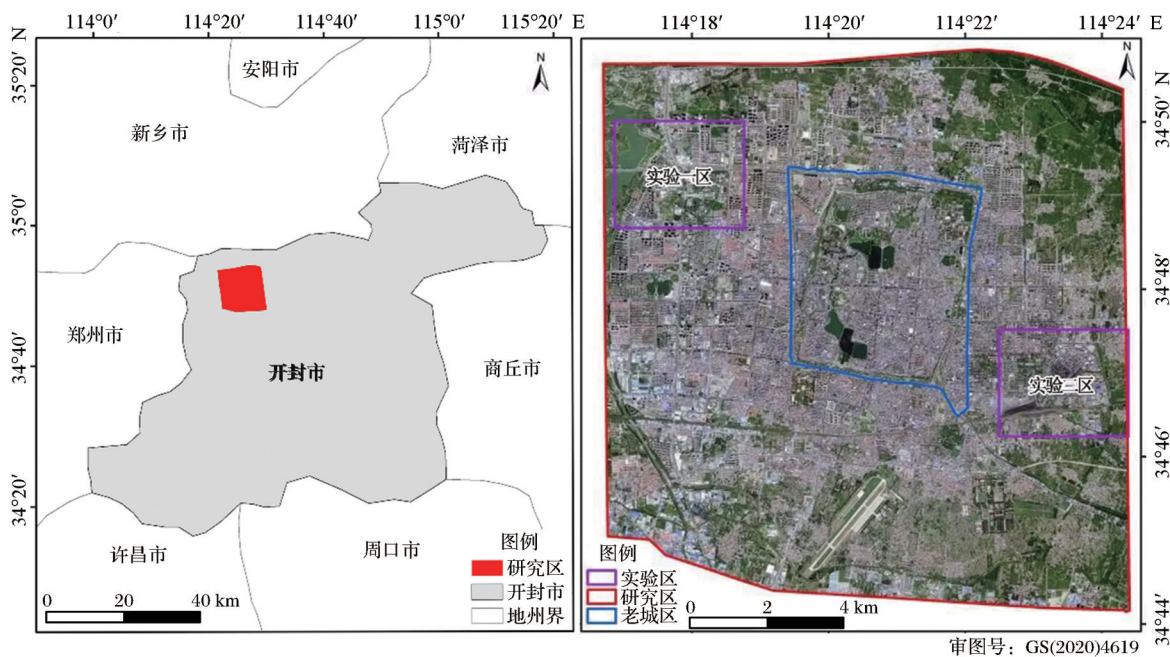


图1 研究区概况

Fig.1 Study area

### 2.2 研究数据

研究收集了来自于WorldView-2、WorldView-3、QuickBird-2等卫星的DigitalGlobe多光谱图像,在综合考虑影像云量、数据质量及植被生长季节等因

素的基础上,采用成像于2020年3月31日及5月19日的30副Google Earth影像,空间分辨率为0.5 m, WGS-84地理坐标系,由北到南从34°50'51"至34°44'8",由西到东从114°16'41"至114°24'23"范围内。

所有影像由红、绿、蓝三色光互相叠加实现混色。

### 3 城市阴影检测方法构建与对比

#### 3.1 城市阴影检测模型构建

##### 3.1.1 色彩空间转换

阴影在图像色度方面表现出较强的色调分量,且在图像亮度方面则表现出较低的亮度分量<sup>[49]</sup>。因此,为了有效利用阴影在图像色度方面的高色调分量和亮度方面的低亮度分量的特点,将RGB色彩空间分别转换为HLS、HSV色彩空间,并提取H、

$$H = \begin{cases} 60 * (G - B) / \max(R, G, B) - \min(R, G, B) & \text{if } V = R \\ 120 + 60 * (B - R) / \max(R, G, B) - \min(R, G, B) & \text{if } V = G \\ 240 + 60 * (R - G) / \max(R, G, B) - \min(R, G, B) & \text{if } V = B \end{cases} \quad (3)$$

$$H = H + 360, \text{ if } H < 0 \quad (4)$$

其中:R为红波段;G为绿波段;B为蓝波段。

在研究区内选取具有代表性的实验一区、实验二区,通过分析地物光谱特征利用转换得到的色彩空间分别抽取对应的H、L、S、V特征分量进行指数构建。

##### 3.1.2 典型地物光谱特征分析

由于阴影与非阴影像素在不同波长下的反射率不同,通过分析影像中阴影区域与非阴影区域的

L、S和V分量。HLS色彩空间以色调、饱和度和亮度分量来表述彩色图像信息,而HSV色彩空间由色度、饱和度和明度分量构成,明度是亮度的另一种表达<sup>[50]</sup>。其中,RGB色彩空间转换到HSV色彩空间的变换公式如下:

$$V = \frac{\max(R, G, B)}{255} \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)} & V \neq 0 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

光谱差异能够区分出阴影像素特征。首先,在两个实验区内提取样本点。随机提取阴影、水体、植被、建筑物和道路共1379个分类样本点。其中,红色代表阴影样本点,蓝色代表水体样本点,绿色代表植被样本点,黄色代表建筑物样本点,紫色代表道路样本点。其次,统计两个实验区及整个研究区内典型地物的灰度值DN(Digital Number)。最后,绘制研究区内典型地物光谱特征均值曲线,并分析阴影特性及地物间的光谱差异。

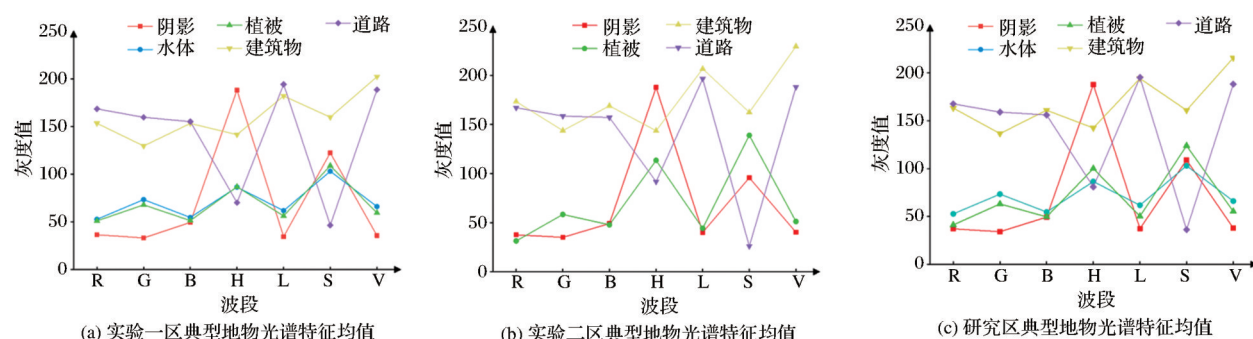


图2 典型地物光谱特征均值统计

Fig.2 Average curves of spectral characteristics of typical objects

分析研究区典型地物光谱特征曲线发现,阴影无论在红波段(R)、绿波段(G)还是蓝波段(B)的光谱值始终低于其他常见地物类别;在亮度L和明度V波段急剧下降;在G波段取得最小值且在色度H波段阴影的光谱值大于150。水体与植被的光谱值相近,都呈先上升后下降的趋势。建筑物、道路(即不透水层)在H、S以外的波段中DN值均大于100,能明显与其他地物区分。而阴影及建筑物的光谱值在B波段大于G波段,与其它非阴影地物相反。

##### 3.1.3 阴影指数的构建

基于上述阴影像素特征,本研究整合绿波段分量G、蓝波段分量B和亮度分量,运用波段比值运算,通过增大阴影与非阴影间地物差异,构造了一种优化的城市阴影指数USI\_Opt(Urban Shadow Index With The Optimal Threshold)。

$$USI\_Opt = \frac{G - B}{G + L + V} \quad (5)$$

其中:G分量为绿光波段;B分量为蓝光波段;L和V为亮度特征分量。

OUSI(Optimization Urban Shadow Index)指数



是由4个不同波段G、B、L以及V小于100时的光谱值组成,阴影像素在(G-B)项光谱值差异较大,在(G+L+V100)的值最低,该波段运算采用分子最大化和分母最小化的方法突出阴影像素特征。同时,由于USI\_Opt阴影提取结果包括蓝色地物,为去除蓝房顶等不透水层的干扰信息,进一步提高阴影区域检测精度,我们把USI\_Opt指数中的V特征分量用V小于100的特征分量替换,构造出最终的城市阴影优化指数OUSI。

$$\text{OUSI} = \frac{G - B}{G + L + V100} \quad (6)$$

其中:V100为V分量小于100的光谱值。

由于基于光谱特征差异的检测方法,容易存在

漏检或误检现象,而水体的存在会被检测为阴影区域,因此需要先将水体去除,方便之后阴影区域的提取。

这里结合色彩空间变换和多波段运算提出的基于阴影特性的检测方法:首先,将原始影像转为HLS、HSV色彩空间,分别提取色相H、亮度L、饱和度S、明度V特征分量;然后,选取阴影、水体、植被、建筑物、道路5类城市典型地物样本点,随机足量地选取样本点更能反映研究区的总体特性;最后,根据阴影及相关地物的光谱特征进行本研究阴影指数的构建,经水体剔除后处理,最终实现阴影检测(图3)。

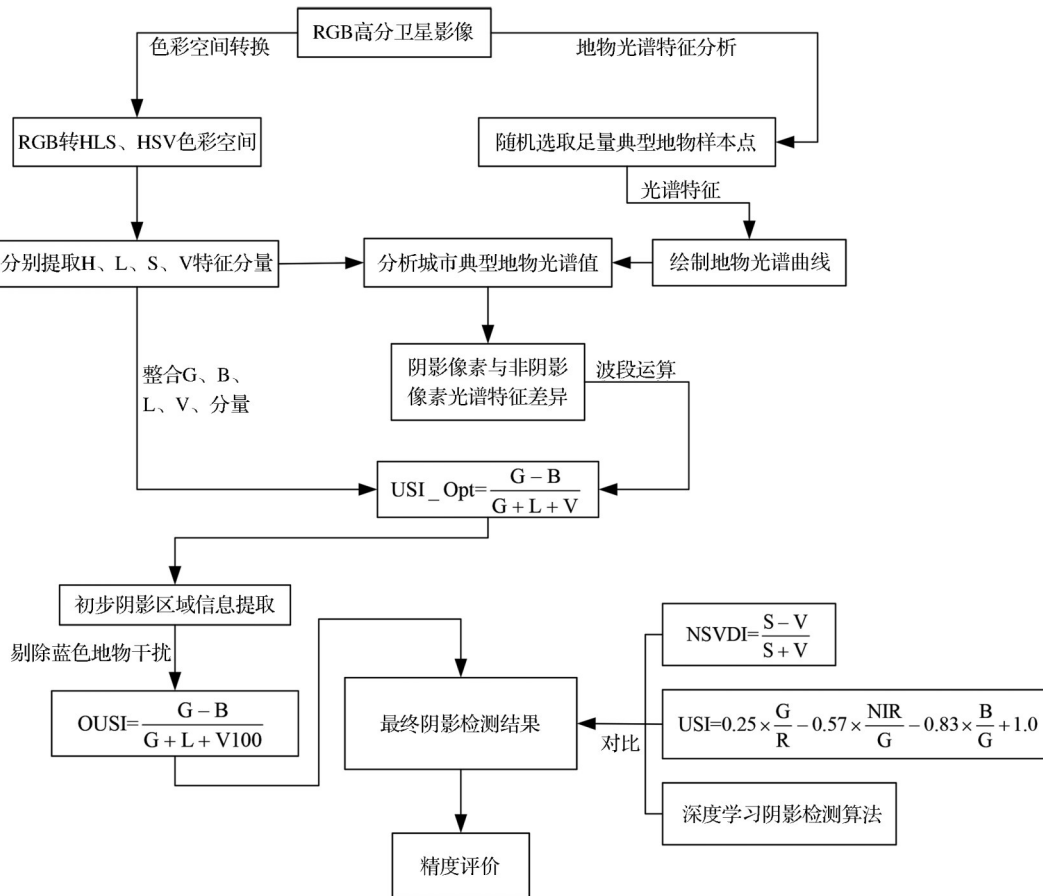


图3 OUSI阴影检测方法流程图

Fig.3 Flow chart of OUSI shadow detection method

### 3.2 城市阴影检测指数法和深度学习法

#### 3.2.1 遥感指数常规阴影检测法

NSVDI阴影检测方法是由Ma等<sup>[8]</sup>提出的将RGB图像转换为HSV色彩空间图像,然后根据阴影区域在HSV色彩空间中具有饱和度分量最大和明度分量最小的特性,构造一种归一化饱和度差值指数NSVDI来检测阴影。该方法通过确定一个

$T=0$ 的阈值对NSVDI图像进行二值化处理,把NSVDI大于0的像素判定为阴影像素,否则为非阴影像素。对色彩空间转换后的影像按式(7)计算NSVDI,然后根据式(8)分割NSVDI图像,阈值处理后得到研究区域的阴影图像。式中,R、G、B、NIR分别为红、绿、蓝和近红外波段。

$$\text{NSVDI} = \frac{\text{Saturation} - \text{Value}}{\text{Saturation} + \text{Value}} \quad (7)$$

其中,Saturation代表饱和度的归一化分量;Value代表明度的归一化分量。

$$\text{像素}_{(ij)} = \begin{cases} \text{阴影}, & \text{NSVDI}_{(ij)} \geq T \\ \text{非阴影}, & \text{NSVDI}_{(ij)} < T \end{cases} \quad (8)$$

Wu等<sup>[51]</sup>提出了一种城市阴影指数USI(Urban Shadow Index),用来去除由城市水指数UWI(Urban Water Index)提取结果中与水体混淆的阴影。通过具有NIR/G、B/G和G/R特征的水和阴影像素,将水像素标记为1,阴影像素为-1,波段比率保留两位小数,而常数项保留一位小数,得到最终的城市阴影指数。而本研究所使用的RGB高分卫星影像只包含红绿蓝三波段,地物光谱分析中,阴影在H波段的灰度值远远大于其它波段,因此用H波段代替NIR波段。

$$\text{USI} = 0.25 \times \frac{G}{R} - 0.57 \times \frac{\text{NIR}}{G} - 0.83 \times \frac{B}{G} + 1.0 \quad (9)$$

其中:R、G、B、NIR分别为红、绿、蓝和近红外波段。

### 3.2.2 基于深度学习的阴影检测法

深度学习起源于人工神经网络的研究,通过模拟人脑认知进行分析学习,并模仿人脑机制来解释数据的一种机器学习技术。它由多层简单模块组成,从底层输入数据中学习一个低层次特征,通过线性或非线性计算得到高层次的特征<sup>[52]</sup>。近年来深度学习在遥感领域的应用不断扩展,最主要的有地物分类与目标识别<sup>[53]</sup>。

Brandt等<sup>[54]</sup>利用亚米级高分辨率卫星图像和深度学习技术,提出一种监测全球非森林树木的方法。其中全卷积神经网络模型作为构造该算法的关键,U-Net模型最早被应用于医学图像细胞分割中<sup>[55]</sup>。该算法通过对U-Net模型稍加修改解决了网络训练中数据不平衡的问题<sup>[56]</sup>,从而实现大面积自动化的树冠检测技术<sup>[57]</sup>。基于该检测算法,本研究结合现代机器学习技术,利用DigitalGlobe卫星提供的高分(0.5 m)的卫星数据,运用此改进的U-Net模型框架实现对阴影特征的自动学习,最终得到研究区域内的阴影检测结果。

### 3.3 精度评估方法

为准确把握本研究阴影检测结果的可靠性,对他人3种检测方法和本研究结果进行客观评价。在精度评估中,分别采用3种精度,即生产者精度、用户精度、总体精度。

$$\text{生产者精度:阴影 } \eta_p = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (10)$$

$$\text{非阴影 } \eta_n = \frac{\text{TN}}{\text{FP} + \text{TN}} \quad (11)$$

$$\text{用户精度:阴影 } \rho_s = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (12)$$

$$\text{非阴影 } \rho_n = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FN}} \quad (13)$$

$$\text{总体精度: } \tau = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (14)$$

其中:TP是正确识别的阴影像素数;FN是识别为非阴影的阴影像素数;FP是识别为阴影的非阴影像素数;TN是正确识别的非阴影像素数。TP+TN+FP+FN表示影像中像素总数。

## 4 结果与分析

### 4.1 阴影指数检测对比

将本研究构建的OUSHI阴影指数应用于空间分辨率为0.5m的RGB高分卫星影像中。选取研究区内包含不同土地覆被类型的6个400 m×300 m的精度分析区(图4),分别用NSVDI、USI、深度学习、OUSHI四种方法进行阴影提取效果的对比与分析。

从视觉效果来看,图5中NSVDI指数检测下阴影区域提取结果夸张,将研究区域内的大量植被像素、部分蓝色地物误检为阴影区域;USI指数阴影提取结果则偏保守,即存在部分阴影区域漏检的问题;而深度学习提取的阴影区域相对完整,但对不透水层和植被像素存在一定数量的误提现象。

本研究与以上3种检测方法相比提取结果较好。OUSHI指数在抑制非阴影像素上效果最佳,阴影区域提取较为完整,有效避免了不透水层、深色植被等干扰信息且对植被阴影也有较好检测。在干扰因素较多的情况下,NSVDI和USI会存在大量漏检和误检现象,深度学习的检测结果与OUSHI结果有些相似,却无法剔除大量蓝色地物的干扰。对比实验表明,OUSHI的阴影提取效果更佳。

### 4.2 精度评估

为了更直观地对比不同检测方法,进一步验证OUSHI指数的有效性,表1总结了4种阴影检测算法分别在A—F分析区的精度评价结果。

不同方法阴影检测结果定量评估。NSVDI指数在分析区D和F结果相似,分别为80%和85%,在其他分析区中精度较低,其中分析区C精度最低(58.3%)。由于植被像元的NSVDI值接近于零,导致NSVDI精度结果整体偏低的原因是区域内的植被像元被分类为阴影。USI指数在研究区A、B、D、F评价结果均为88%以上,但在C、E精度下降



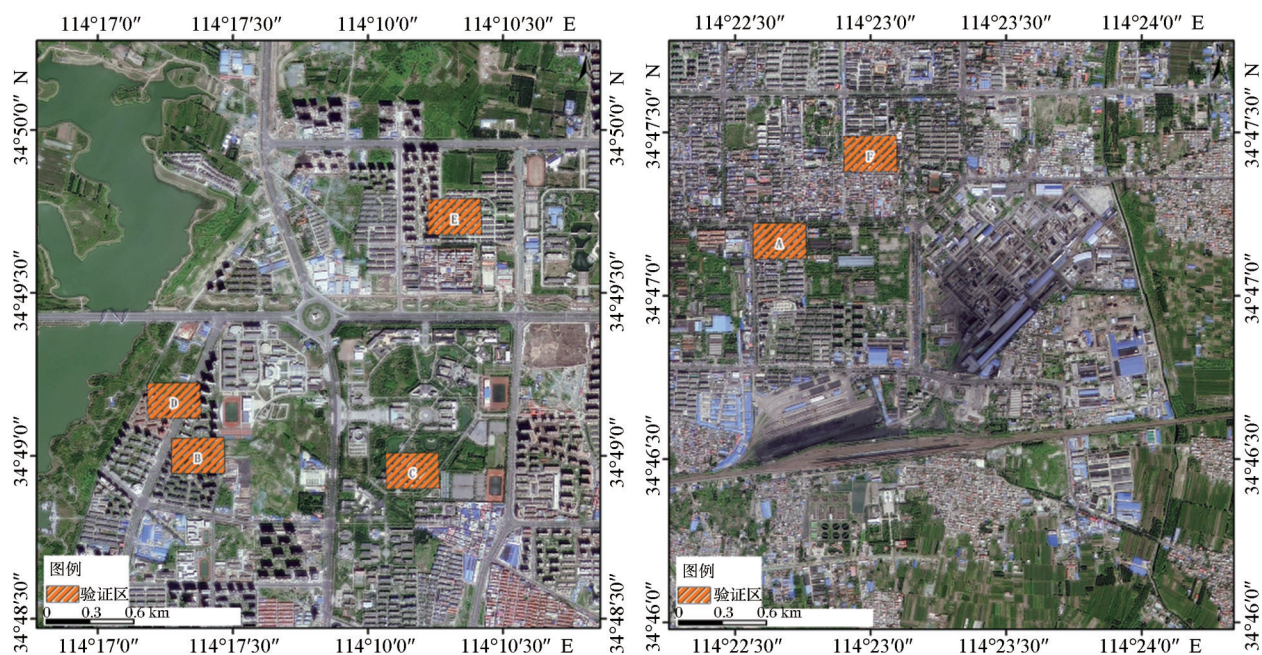


图4 精度分析区:A-F

Fig.4 Accuracy analysis areas: A-F

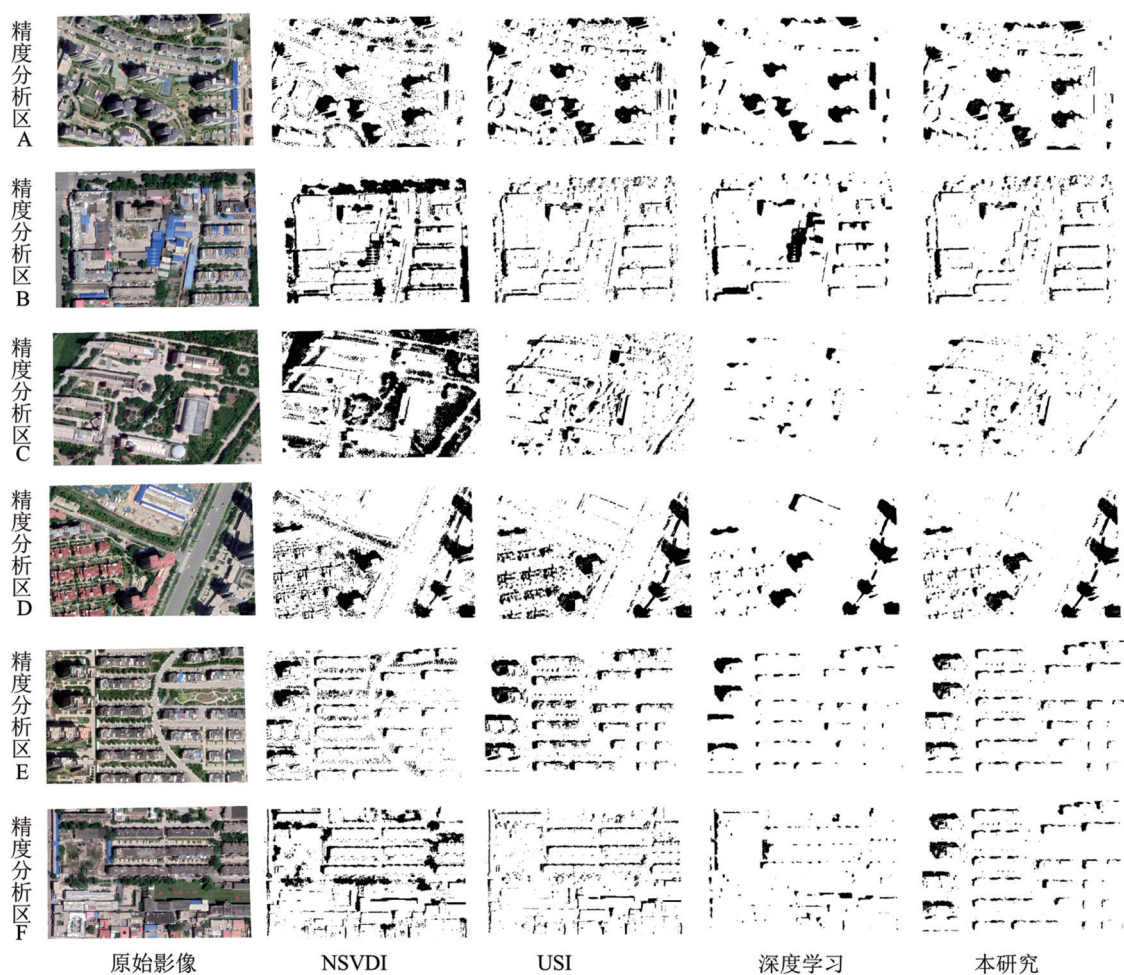


图5 4种阴影检测方法的结果对比: NSVDI、USI、深度学习、本研究构建的OUSI指数

Fig.5 Comparison between the four extraction index results for shadow detection: NSVDI, USI, deep learning, and OUSI index structured by this study

(75% 和 81.66%),该指数也不能很好地把植被像素与阴影像素区分开。而 USI 和深度学习的检测方法在研究区 A、B、D、E 结果较为相似,在研究区 F 中 USI 和深度学习的结果相差较大(88.33% 和 78.33%),这是由于后者存在漏检阴影和误检部分不透水层的问题。

而 OUSI 指数在 6 个分析区的精度评估结果均稳定。表 2 是整个研究区在 NSVDI、USI、深度学习和 OUSI 阴影检测指数中关于生产者精度、用户精度和总体精度的统计。即使精度分析区 C 中存在大量植被像素,OUSI 总体精度为 85%,均高于其它 3 种检测方法(58.3%、75%、71.66%),同时有效避免了蓝色地物的干扰,在研究区 D 中精度高达 96.66%。

表 1 各精度分析区在 NSVDI、USI、深度学习和 OUSI 的精度评价

Table 1 Shadow detection accuracy evaluation of the NS-VDI index, USI index, deep learning, and OUSI index in the six accuracy analysis areas

方法/研究区	生产者精度		用户精度		总体精度
	阴影	非阴影	阴影	非阴影	
	$\eta_s/\%$	$\eta_n/\%$	$\rho_s/\%$	$\rho_n/\%$	$\tau/\%$
NSVDI	89.65	50.00	63.40	83.33	69.49
	92.50	47.50	63.79	86.36	70.00
	66.67	50.00	57.10	60.00	58.30
	83.33	76.66	78.12	82.14	80.00
	63.33	73.33	70.37	66.66	68.30
	90.00	80.00	81.81	88.88	85.00
USI	86.20	93.33	92.59	87.50	89.83
	80.00	97.50	96.96	82.97	88.75
	63.33	86.66	82.61	70.27	75.00
	86.66	96.66	96.29	87.87	91.66
	66.66	96.66	95.23	74.35	81.66
	76.66	100.00	100.00	81.08	88.33
深度学习	82.75	90.00	88.88	84.37	86.40
	72.50	87.87	90.00	76.59	81.25
	46.66	96.66	93.33	64.44	71.66
	83.33	93.33	92.59	84.84	88.33
	70.00	96.66	95.45	76.31	83.33
	66.66	90.00	86.95	72.97	78.33
OUSI	89.65	93.33	92.85	90.32	91.52
	82.50	100.00	100.00	85.00	91.25
	73.33	96.66	95.65	78.37	85.00
	96.66	96.66	96.66	96.66	96.66
	76.66	96.66	95.83	80.55	86.66
	83.33	100.00	100.00	85.71	91.66

表 2 研究区在 NSVDI、USI、深度学习和 OUSI 的精度评价  
Table 2 Shadow detection accuracy evaluation of the NS-VDI, USI, deep learning, and OUSI in this study area.

研究方法		NSVDI	USI	深度学习	本研究
生产者	阴影 $\eta_s/\%$	80.91%	76.59%	70.32%	83.69%
精度	非阴影 $\eta_n/\%$	62.92%	95.14%	92.42%	97.21%
用户	阴影 $\rho_s/\%$	69.10%	93.95%	91.20%	96.83%
精度	非阴影 $\rho_n/\%$	77.90%	80.67%	76.59%	86.10%
总体精度 $\tau/\%$		71.85%	85.87%	81.55%	90.46%

### 4.3 开封市新老城区阴影分析

对本研究区内阴影检测结果进行分析。作为国家历史文化名城之一,开封市新老城区的发展呈互补态势,老城区以古城墙和护城河环绕,旅游特色景观众多,新城区的生态活力与老城的历史文化互为补充。本研究通过 OUSI 阴影检测指数在新、老城区提取的阴影像元个数分别为 2 829 万个和 398 万个,而新城区阴影面积约为老城区的 7 倍,从空间分布上看,老城区阴影面积的占比略高于新城区,分别为 3.13% 和 3.26%(图 6)。这是由于老城区内大量的居民区建筑物分布密集,新城区相对而言包含大面积的农田、水库、林地、工业和建筑空地,同时受高层住宅建筑间距控制等因素,空间分布较老城区稀疏。

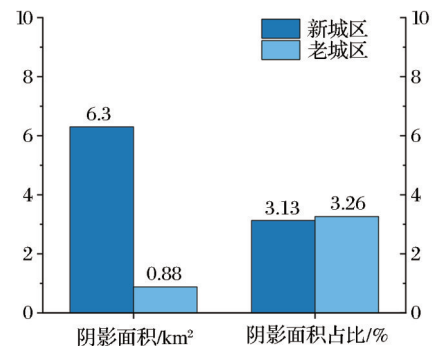


图 6 新老城区的阴影面积和占比

Fig.6 Comparison of shadow information between new and old urban areas

## 5 讨 论

城市空间布局密集,土地覆盖类型复杂,阴影作为一种反映城市地物的重要信息源,在城市的规划建设与布局发展中起着重要作用。如何将绿色植被、水体等城市地物从阴影检测结果中精准剔除,是阴影提取的难点之一。在基于阴影特性的研究中,运用传统的检测方法常存在误检、漏检较为严重等现象,因此阴影区域的大范围、精细化提取



率受限。本研究构建的阴影检测方法对比分析中(表1),NSVDI受不同土地覆被类型的影响最大,研究区内的阴影检测结果较不稳定;USI阴影检测指数和深度学习阴影检测算法得到的精度评价结果次之,在研究区阴影检测结果中容易有漏检和误检现象存在;本研究OUSHI阴影检测指数的精度评价结果显示,即使在暗像素大面积存在的情况下,该指数检测精度下降幅度远远小于其它3种常见的阴影检测方法,且受研究区域内土地覆被类型变化的影响最小,因此OUSHI阴影检测指数的总体精度较高。

城市不同建筑高度、分布形状等造成的阴影差异性非常大,而从可见光波段可以明显目视解译出阴影的存在,即基于目标物典型光谱特征的指数构建理论上是支持的<sup>[8]</sup>;对应着,工作重点就在对阴影特征光谱的提取和对其他非阴影地物的光谱干扰进行剔除<sup>[22]</sup>。因此,突出阴影特征以及弱化或者剔除非阴影特征就成为本研究优化构建出OUSHI指数的基本原理和实现思路。

相比于已有的阴影检测方法,本研究所提出的OUSHI阴影检测指数无论是在视觉效果上还是定量评估上的总体表现结果较佳。考虑到避免深度学习检测结果受到大面积屋顶等人造地物的干扰,即可以利用明度V分量小于100这一灰度值特性来增加对建筑物阴影区域的提取能力,但深度学习需要较多的训练样本和学习时间,应用于大范围检测的效率和可操作性存在不便。总之,对于精细化识别城市地区的阴影,较以往研究,对仅用可见光波段提取阴影仍有待深入探讨。

## 6 结 论

本研究提出了一种基于特征的城市阴影检测方法,通过组合绿光波段、蓝光波段和亮度分量,结合色彩空间变换和影像多波段运算,构造出一个OUSHI城市阴影检测指数。主要结论如下:

(1)该指数在较完整、规则提取阴影像素的同时,能够抑制非阴影地物的信号,实现阴影区域的有效分割。相较于NSVDI和USI阴影检测指数,更好地避免了深色植被的影响,与基于深度学习的阴影检测算法相比,本研究的优势在于操作简单便捷,无需大量的计算时间成本和训练样本,且极大地避免了深度学习检测结果中大面积屋顶的干扰。本研究构建的OUSHI提取阴影总体精度为90.46%。

(2)开封市新、老城区的阴影像元个数分别为2 829万个和398万个,老城区的阴影面积占比为3.26%,略高于新城区的3.13%。

(3)无论是在视觉效果上还是精度评估上,OUSHI阴影检测指数都取得了更具有鲁棒性,这在复杂城市环境下进行大模型和精准化的阴影检测提供了一种新的优化方案。

## 参考文献(References):

- [1] WEN Zhaofei, WU Shengjun, CHEN Jilong, *et al.* Radiance transfer process-based shadow correction method for urban regions in high spatial resolution image[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(1): 138-148. [温兆飞, 吴胜军, 陈吉龙, 等. 辐射特征支持下的城市高分影像阴影校正[J]. *遥感学报*, 2016, 20(1): 138-148.]
- [2] XIA Huaiying, GUO Ping. A shadow detection of remote sensing images based on statistical texture features[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(4): 778-791. [夏怀英, 郭平. 基于统计混合模型的遥感影像阴影检测[J]. *遥感学报*, 2011, 15(4): 778-791.]
- [3] NATH B, NI-MEISTER W, ÖZDOĞAN M. Fine-scale urban heat patterns in New York City measured by ASTER satellite—The role of complex spatial structures[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(19): 3797. DOI: 10.3390/rs13193797
- [4] TATAR N, SAADATSERESHT M, AREFI H, *et al.* A robust object-based shadow detection method for cloud-free high resolution satellite images over urban areas and waterodies [J]. *Advances in Space Research*, 2018, 61(11): 2787-800. DOI: 10.1016/j.asr.2018.03.011
- [5] ŽIŽLAVSKÁ N, MIKITA T, PATOČKA Z. The effects of roadside woody vegetation on the surface temperature of cycle paths[J]. *Land*, 2021, 10(5): 483. DOI: 10.3390/LAND10050483
- [6] MAKARAU A, RICHTER R, MULLER R, *et al.* Adaptive Shadow detection using a blackbody radiator model [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(6): 2049-2059. DOI: 10.1109/TGRS.2010.2096515
- [7] LUO S, LI H, SHEN H. Deeply supervised convolutional neural network for shadow detection based on a novel aerial shadow imagery dataset[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 167: 443-457. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.07.016
- [8] MA H, QIN Q, SHEN X. Shadow segmentation and compensation in high resolution satellite images[C]//IGARSS 2008-2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2008, 2: II-1036-II-1039. DOI: 10.1109/igarss.2008.4779175.
- [9] HAN H, HAN C, XUE X, *et al.* A Mixed property-based automatic shadow detection approach for vhr multispectral remote sensing images[J]. *Applied Sciences*, 2018, 8(10): 1883. DOI: 10.3390/app8101883



- [10] ZHANG Y, ROFFEY M, LEBLANC S G. A novel framework for rapid detection of damaged buildings using pre-event LiDAR data and shadow change information[J]. Remote Sensing, 2021, 13(16): 3297. DOI: 10.3390/rs 13163297
- [11] GAO X, WANG M, YANG Y, *et al.* Building Extraction from RGB VHR images using shifted shadow algorithm[J]. Ieee Access, 2018, 6: 22034-22045. DOI: 10.1109/access.2018.2819705
- [12] ZHANG Feizhou, LIU Hualiang, ZHANG Lifu, *et al.* Review of change detection algorithm using optical remote sensing images in post-earthquake damage investigation[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(2): 306-318.[张飞舟, 刘华亮, 张立福等. 高分辨率光学遥感影像变化检测算法在地震灾情调查中的应用[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(2): 306-318.]
- [13] YANG L, SIDDIQI A, DE WECK O L. Urban roads network detection from high resolution remote sensing [C] // IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2019: 7431-7434. DOI: 10.1109/igarss.2019.8899328
- [14] CHEN J, YUAN Z, PENG J, *et al.* DASNet: Dual attentive fully convolutional siamese networks for change detection in high-resolution satellite images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 14: 1194-1206. DOI: 10.1109/jstars.2020.3037893
- [15] ZHANG Chi, LI Huifang, SHEN Huanfeng. Thin cloud correction for GF-5 AHSI visible images by combining statistical information with scattering model[J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(4): 368-378.[张弛, 李慧芳, 沈焕锋. 联合统计信息与散射模型的GF-5 AHSI可见光影像薄云校正[J]. 遥感学报, 2020, 24(4): 368-37.]
- [16] NAKAJIMA T, TAO G, YASUOKA Y. Simulated recovery of information in shadow areas on IKONOS image by combing ALS data[C]//Proceeding of Asian conference on remote sensing (ACRS). 2002.
- [17] DARE P M. Shadow analysis in high-resolution satellite imagery of urban areas[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2005, 71(2): 169-177. DOI: 10.14358/pers.71.2.169.
- [18] DUAN Guangyao, GONG Huili, LI Xiaojuan, *et al.* Shadow extraction based on characteristic components and object-oriented method for high-resolution images[J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(4): 760-770.[段光耀, 宫辉力, 李小娟, 等. 结合特征分量构建和面向对象方法提取高分辨率卫星影像阴影[J]. 遥感学报, 2014, 18(4): 760-770.]
- [19] LIU Hui, XIE Tianwen. Study on shadow detection in high resolution remote sensing image based on PCA and HIS model[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(1): 78-84.[刘辉, 谢天文. 基于PCA与HIS模型的高分辨率遥感影像阴影检测研究[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(1): 78-84.]
- [20] BAO Haiying, LI Yan, YIN Yongyi. The study on shadow detection and shadow elimination in the urban aerial images [J]. Remote Sensing Information, 2010(1): 44-47.[鲍海英, 李艳, 尹永宜. 城市航空影像的阴影检测和阴影消除方法研究[J]. 遥感信息, 2010(1): 44-47.]
- [21] HUANG J, XIE W, TANG L. Detection of and compensation for shadows in colored urban aerial images [C] //Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation (IEEE Cat. No. 04EX788. IEEE, 2004, 4: 3098-3100
- [22] SARABANDI P, YAMAZAKI F, MATSUOKA M, *et al.* Shadow detection and radiometric restoration in satellite high resolution images [C] //IGARSS 2004. 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2004, 6: 3744-3747. DOI: 10.1109/igarss.2004.1369936
- [23] MOSTAFA Y, ABDELHAFIZ A. Accurate shadow detection from high-resolution satellite images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(4): 494-498. DOI: 10.1109/lgrs.2017.2650996
- [24] ZHANG Xianpeng, CHEN Fan, HE Hongjie. Shadow detection in high resolution remote sensing images using multiple features[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(2): 290-298.[张先鹏, 陈帆, 和红杰. 结合多种特征的高分辨率遥感影像阴影检测[J]. 自动化学报, 2016, 42(2): 290-298.]
- [25] XU MiaoZhong, YU Zhihui. Automated extraction of shadows in very-high resolution satellite images[J]. Journal of Geomatics, 2003(1): 20-22.[许妙忠, 余志惠. 高分辨率卫星影像中阴影的自动提取与处理[J]. 测绘信息与工程, 2003(1): 20-22.]
- [26] HAN Yanxiang, ZHANG Zhisheng, HAO Fei, *et al.* Shadow detection based on texture features in gray sequence images [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(11): 2931-2942.[韩延祥, 张志胜, 郝飞, 等. 灰度序列图像中基于纹理特征的移动阴影检测[J]. 光学精密工程, 2013, 21(11): 2931-2942.]
- [27] SHAO Wenjing, SUN Weiwei, YANG Gang. Comparison of texture feature extraction methods for hyperspectral imagery classification [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(2): 431-440.[邵文静, 孙伟伟, 杨刚. 高光谱遥感影像纹理特征提取的对比分析[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(2): 431-440.]
- [28] JIANG Jianguo, LI Ting, YANG Lingmin, *et al.* Improvement of shadow detection algorithm based on c3 component for high-resolution remote sensing images[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2015, 27(8): 1490-1499.[姜建国, 李婷, 杨玲敏, 等. C3通道高分辨率遥感图像阴影检测算法的改进[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(8): 1490-1497.]
- [29] MUSLEH S, SARFRAZ M, RAAFAT H. Shadow detection of the satellite images of earth using ratio image pixels[J]. Earth Science Informatics, 2021, 14(1): 377-392. DOI: 10.1007/s12145-020-00537-7
- [30] LI Shu, LIU Yong. Land Use/Cover Classification of Remotely Sensed Imagery Based on Multi-features at the South-eastern Marginal Area of the Tengle Desert. Remote Sensing Technology and Application, 2006(2): 154-158, 173.[李述,

- 刘勇. 基于多特征的遥感影像土地利用/覆盖分类——以腾格里沙漠东南边缘地区为例. 遥感技术与应用, 2006(2): 154-158, 173.]
- [31] LIU J, FANG T, LI D. Shadow detection in remotely sensed images based on self-adaptive feature selection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(12): 5092-5103. DOI: 10.1109/tgrs.2011.2158221
- [32] KHAN S H, BENNAMOUN M, SOHEL F, *et al.* Automatic feature learning for robust shadow detection [C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2014: 1939-1946. DOI: 10.1109/cvpr.2014.249
- [33] WANG J, LI X, YANG J. Stacked conditional generative adversarial networks for jointly learning shadow detection and shadow removal [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 1788-1797. DOI: 10.1109/cvpr.2018.00192
- [34] DING B, LONG C, ZHANG L, *et al.* Argan: Attentive recurrent generative adversarial network for shadow detection and removal [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 10213-10222. DOI: 10.48550/arXiv.1908.01323
- [35] YANG Guangyi, XUE Ruoyao, ZHANG Junxi, *et al.* Feature fusion remote sensing image shadow detection based on BP neural network [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2023, 56(6): 757-763. [杨光义, 薛若尧, 张君茜等. 基于BP神经网络的特征融合遥感图像阴影检测 [J]. 武汉大学学报(工学版), 2023, 56(6): 757-763.]
- [36] HOSSEINZADEH S, SHAKERI M, ZHANG H. Fast shadow detection from a single image using a patched convolutional neural network [C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 3124-3129. DOI: 10.1109/iros.2018.8594050
- [37] VICENTE T F Y, HOU L, YU C P, *et al.* Large-scale training of shadow detectors with noisily-annotated shadow examples [C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 816-832.
- [38] NGUYEN V, YAGO VICENTE T F, ZHAO M, *et al.* Shadow detection with conditional generative adversarial networks [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017: 4510-4518. DOI: 10.1109/iccv.2017.483
- [39] WANG X, SHRIVASTAVA A, GUPTA A. A-fast-rcnn: Hard positive generation via adversary for object detection [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017: 2606-2615.
- [40] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, *et al.* Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017: 2223-2232. DOI: 10.1109/iccv.2017.244
- [41] WANG E K, LI Y, NIE Z, *et al.* Deep fusion feature based object detection method for high resolution optical remote sensing images [J]. Applied Sciences, 2019, 9(6): 1130. DOI: 10.3390/app9061130
- [42] ZHANG Y, CHEN G, VUKOMANOVIC J, *et al.* Recurrent Shadow Attention Model (RSAM) for shadow removal in high-resolution urban land-cover mapping [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 247: 111945. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111945
- [43] SHI Heng, ZHANG Ling. Image shadow removal algorithm based on generative adversarial network [J]. Computer Science, 2021, 48(6): 145-152. [石恒, 张玲. 基于生成对抗网络的图像阴影消除算法 [J]. 计算机科学, 2021, 48(6): 145-152.]
- [44] TAN Daoqiang, ZENG Cheng, QIAO Jinxia, *et al.* Shadow detection method based on hybrid attention model [J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(7): 2076-2081. [谭道强, 曾诚, 乔金霞, 张俊. 基于混合注意力模型的阴影检测方法 [J]. 计算机应用, 2021, 41(7): 2076-2081.]
- [45] CHEN Qichao, HUANG Gang, ZHANG Min. An efficient shadow detection algorithm based on attention mechanism [J]. Computer Applications and Software, 2022, 39(9): 225-232. [陈啟超, 黄刚, 张敏. 一种基于注意力机制的高效阴影检测算法 [J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(9): 225-232.]
- [46] LI Qiang, FENG Dejun, HU Minjun, *et al.* Shadow detection of integrated characteristic components for GF-2 image [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(6): 1252-1260. [李强, 冯德俊, 瑚敏君, 伍焱焱, 杨历辉. 集成特征分量的高分二号影像阴影检测 [J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(6): 1252-1260.]
- [47] MOVIA A, BEINAT A, CROSILLA F. Shadow detection and removal in RGB VHR images for land use unsupervised classification [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 119: 485-495. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.05.004
- [48] WANG J, GAO S, GUO L, *et al.* Impervious surface extraction from high-resolution images based on multi-scale feature fusion in U-Net network [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(4): 811-819. [王晶, 高帅, 郭亮等. 基于多尺度特征融合的U-Net网络高分影像不透水面提取研究 [J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(4): 811-819.]
- [49] LUO Yan, XIN Junwei, XIA Yuanping. An improved method for shadow detection of multispectral remote sensing image [J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(12): 102-107. [罗艳, 辛俊伟, 夏元平. 一种改进的多光谱遥感影像阴影检测方法 [J]. 测绘科学, 2020, 45(12): 102-107.]
- [50] HAN Hongyin. Research on shadow detection and compensation technology for high resolution optical remote sensing images [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2021. [韩红印. 高分辨率光学遥感图像阴影检测与补偿技术研究 [D]. 长春: 中国科学院大学(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所), 2021.]
- [51] WU W, LI Q, ZHANG Y, *et al.* Two-Step Urban Water Index (TSUWI): A new technique for high-resolution mapping of urban surface water [J]. Remote sensing, 2018, 10(11):

1704. DOI: 10.3390/rs10111704
- [52] REN K, SUN H, JIA Q, *et al.* Building recognition from aerial images combining segmentation and shadow [C] //2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems. IEEE, 2009, 4: 578-582. DOI: 10.1109/iciicisys.2009.5357616
- [53] REICHSTEIN M, CAMPS-VALLS G, STEVENS B, *et al.* Deep learning and process understanding for data-driven earth system science[J]. Nature, 2019, 566(7743): 195-204. DOI: 10.1038/s41586-019-0912-1
- [54] BRANDT M, TUCKER C J, KARIRYAA A, *et al.* An unexpectedly large count of trees in the west african sahara and sahel[J]. Nature, 2020, 587(7832): 78-82. DOI: 10.1038/s41586-020-2824-5
- [55] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C] // International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015: 234-241. DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4\_28
- [56] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKY A, *et al.* Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 1929-1958.
- [57] KOCH T L, PERSLEV M, IGEL C, *et al.* Accurate segmentation of dental panoramic radiographs with U-Nets [C] // 2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019). IEEE, 2019: 15-19. DOI: 10.1109/isbi.2019.8759563

## Research on Efficient Extraction of Urban Shadow based on High-resolution Visible Light Remote Sensing Index

TANG Ye<sup>1,2</sup>, CUI Yaoping<sup>1,2</sup>, LIU Xiaoyan<sup>1,2</sup>, SHI Zhifang<sup>1,2</sup>,  
CHEN Zhun<sup>1,2</sup>, DENG Liang<sup>3</sup>

(1. Key Laboratory of Geospatial Technology for the Middle and Lower Yellow River Regions (Henan University), Ministry of Education, Kaifeng 475004, China;  
2. School of Geography and Environmental Science, Henan University, Kaifeng 475004, China;  
3. School of Philosophy and Public Administration Henan University, Kaifeng 475004, China)

**Abstract:** Efficient recognition of shadow information is a key prerequisite for utilizing and eliminating shadows, most of the existing studies on urban shadow detection have been attached to the multi-band synthesis of near-infrared and visible light, while the detection ability of shadows extraction from visible light still remains insufficient. In this study, based on red, green, and blue (R, G, B) high-resolution satellite images, we used color space transformation and image multi-band operation to constructed an Optimization Urban Shadow Index (OUSHI) with green light band, blue light band, and luminance component. The visual effect and accuracy evaluation were also be analyzed. The results showed that a more complete urban shadow can be extracted by OUSHI with an overall accuracy of 90.46%, outperforming the current common exponential method and deep learning shadow detection algorithms; the shadow detection results were the most stable as it suffered less from the influence of different land cover types. In contrast to the previous feature-based methods, the raw image data of this study only rely on RGB three-band information. The OUSHI consumes fewer computing hours and thus providing an effective practical solution to achieve urban shadow detection in large areas.

**Key words:** Shadow index; Deep learning; Color space; High-resolution image; Visible light