引用格式：许佳峰,李云梅,徐杰,等.黑臭水体水面阴影提取的自适应阈值算法研究[J].地球信息科学学报,2020,22(10):1959-1970. [Xu J F, Li Y M, Xu J, et al. Adaptive threshold for surface shadow detection of black and odor water[J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(10):1959-1970.] **DOI:**10.12082/dqxxkx.2020.190489

黑臭水体水面阴影提取的自适应阈值算法研究

许佳峰,李云梅*,徐　杰,雷少华,毕　顺,周　玲
南京师范大学 虚拟地理环境教育部重点实验室,南京 210023

Adaptive Threshold for Surface Shadow Detection of Black and Odor Water

XU Jiafeng, LI Yunmei*, XU Jie, LEI Shaohua, BI Shun, ZHOU Ling
Key Laboratory of Virtual Geographic Environment, Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China

Abstract: The shadow on black and odor water interfere with the spectral information of the water surface and seriously affects the accuracy of water quality monitoring with high spatial resolution remote sensing data. Therefore, it is necessary to remove the shadow before evaluating river water quality. This paper tries to constructan objective and efficient shadow recognition algorithm on black and odor water to reduce the interference of adjacent object and improve the accuracy of remote sensing monitoring and evaluation of river water quality. In this study, the shadow and water pixels were sampled based on the hyperspectral remote sensing data of Unmanned Aerial Vehicle (UAV).The spatial distribution of different band combinations was analyzed by means of spectral feature spatial analysis to obtain spectral band combinations that can effectively distinguish water and water surface shadows, and the coefficients of band combinations were calibrated to obtain the best discrimination effect. By comparing the discernibility of shadow and non- shadow water by various band combinations, it was found that the ration of remote sensing reflectance *Rrs*(666)/*Rrs*(791) combining with *Rrs* (492) has a higher discrimination between water pixels and shadow pixels. Therefore, remote sensing reflectance at 492 nm, 666 nm and 792 nm were selected to establish the River Surface Shadow Index (RSSI). In general, the threshold of distinguishing shadow and non- shadow pixels needs to be adjusted according to different images. In this case, manually adjusting the threshold may produce errors, which are difficult to apply to other images. In order to reduce the error caused by artificial threshold calibration, the maximum category variance method (OTSU)was adopted to automatically determine the threshold of shadow recognition. According to the complexity of the riverbank object, the reflectance spectra of the shadows were classified to two types: umbra and penumbra. The magnitude difference between penumbra and umbra reflectance was similar to that between penumbra and water reflectance. Therefore, in order to highlight the difference between penumbra and water, the number of classification recognition types was set as 3. Firstly, the OTSU method was used to automatically determine the recognition threshold of umbra, penumbra and water, and then the extracted umbra and penumbra were combined to produce the final shadow distribution map. The algorithm was tested by using the hyperspectral remote sensing images of Jinchuan River and Longjiang River in Nanjing. The results show that

收稿日期：2019-09-04；**修回日期：**2019-12-10.
基金项目：国家重点研发计划项目(2017YFB0503902)。 [**Foundation item:** National Key Research and Development Program of China, No.2017YFB0503902.]
作者简介：许佳峰(1995—)，男，浙江嘉兴人，硕士生，主要从事水环境遥感研究。E-mail: 516787702@qq.com
***通讯作者：**李云梅(1964—)，女，云南澄江县人，教授，主要从事环境污染遥感监测研究。E-mail: liyunmei@njnu.edu.cn

the RSSI shadow index can highlight the difference between shadow and water. The threshold determined by OTSU adaptively can better distinguish umbra, penumbra and water, and the overall recognition accuracy of shadow can reach more than 85%. This algorithm can effectively identify the water surface shadow on black and odor water and provide the technical support of data preprocessing for the subsequent qualitative and quantitative remote sensing monitoring for water.

Key words: shadow on water surface; hyperspectral image of UAV; shadow index; OTSU; umbra; penumbra; black and odor water

***Corresponding author:** LI Yunmei, E-mail: liyunmei@njnu.edu.cn

摘要：黑臭水体水面阴影对水面光谱信息产生干扰，严重地影响了利用高空间分辨率遥感数据进行水质状况监测的精度，因此，在数据预处理中必须进行阴影剔除。本研究基于无人机高光谱遥感数据，通过分析各种波段组合下黑臭水体水面的阴影像元和水体像元的光谱特征空间，选择以492、666和792 nm处的反射率建立黑臭水体的河面阴影指数（RSSI），并利用最大类间方差法（OTSU）自动确定划分本影、半影以及水体的阈值。利用南京金川河和龙江河的无人机高光谱遥感影像对算法进行测试，结果表明：RSSI阴影指数能突出显示阴影与水体的差异；OTSU自适应确定的阈值能较好地区分本影、半影和水体，阴影的总体识别精度达到85%以上。该算法能够有效地识别黑臭水体水面阴影，为后续开展水体的定性、定量遥感监测提供数据预处理的技术支持。

关键词：水面阴影；无人机高光谱影像；阴影指数；OTSU；本影；半影；黑臭水体

1 引言

随着现代化、工业化进程的加快，以及居民数量的不断增加，河流污染不断加剧，呈现出大量的黑臭水体，不仅影响了景观和市民的生活，而且对生态系统，以及工、农业生产带来危害。水生态系统的修复和治理已经引起了政府和社会的广泛关注，2015年4月2日国务院颁发的《水污染防治行动计划》[1]指出：到2020年地级及以上城市建成区污染水体均控制在10%以内；到2030年，城市建成区污染水体总体得到消除。为了达到上述目标，必须对河流水质进行持续监测。相比于地面采样测量，遥感技术具有宏观性的特点，可以同步对整体的河网进行水质评价，必将成为河流水质评价、黑臭水体监测的重要技术手段。

在对河流进行水质监测时，由于周边建筑及河道两边树木的影响，河道通常会被较多阴影覆盖，从而使阴影区域水体光谱与非阴影区域水体光谱具有差异[2-3]，最终导致在对水质进行遥感监测时产生一定的误差。在利用遥感影像进行水质评价前，对水体阴影进行识别，可有效剔除可能对水体光谱产生干扰的像元，提高水质监测和评价精度。

目前针对图像阴影检测识别的算法主要可以分为基于光谱属性[4-6]的方法和基于光照条件等物理模型[7]的方法。基于物理模型的识别方法通过分析大气和光照条件，太阳天顶角以及依靠先验知识来识别地面阴影，由于阴影与暗物体的反射率都极低，很难利用基于物理模型的方法将阴影与暗物体区分，影响了该类方法的适用性。基于光谱特征的方法[8]根据阴影与目标物体的光谱差异性，利用波段组合或颜色参数等建立阴影识别模型，例如，Dominic等[9]研究了暗目标与阴影在近红外波段的反射率差异，利用近红外和可见光的乘积与近红外和可见光波段的比值构建了适用于识别照相机图片中阴影的指数。Tsai[10]提出了色调与强度的比值算法应用于阴影识别，后续由Chung等[11]对该比值算法中的等效色调计算方法进行了改进，获得了适用性更广的阴影提取算法。但是，上述研究主要是针对城市区域建筑阴影等进行识别，对于精确区分水体和水面阴影的研究还很少，由于水体自身的反射率很低，因此，目前的识别算法对于区分水体和水面阴影的适用性不高。

由于缺少有效的河流阴影检测方法，在目前对水体水质的遥感监测中，很少有研究对河流阴影进行预处理。Shen等[12]在研究中则是采用了人为手动移除被阴影覆盖的河流区域的方法，该方法虽然可以达到较高的精度，但是，对于大范围河流水质遥感监测，需要耗费大量的人力和时间，并且难以避免由于数据处理人员的识别水平所造成的主观性差异。因此，研究一种客观、高效的水面阴影识别算法，是减少河流周边邻近像元信息干扰，提高河流水质遥感监测和评价精度必须解决的问题。

本研究利用无人机遥感获取城市河道的高光谱信息，针对缺乏水体阴影提取算法的现状，研究水面阴影的光谱特征，构建一种自适应阈值的水体阴影识别算法，对水体中多种类型阴影进行提取，以期为利用高分辨率遥感技术进行河流水质监测、黑臭水体识别提供影像预处理方法，为提高遥感监测精度提供技术支持。

2 研究区概况与数据来源

2.1 研究区概况

实验区位于南京市鼓楼区（图1），鼓楼区是南京市的中心城区，高层建筑密集，区域内主要河流有金川河、龙江河、秦淮河等。实验区地处亚热带季风气候区，四季分明，城区内的河道两侧通常有较多植被，春夏植被生长，秋冬植被落叶，不同季节河流上方环境差异较大，地物光谱差异也较明显。本研究于2017年12月22日对金川河、龙江河进行了野外实地调查，并采集水样测量了氨氮、溶解氧、电导率等水质参数指标，调查发现两条河流的氨氮浓度都处于黑臭河流阈值范围内[13]，均属于黑臭河流。

2.2 无人机高光谱数据获取及处理

2017年12月22日利用机载高光谱成像仪对南京建成区内金川河、龙江河进行数据采集，航飞河段见图1。在研究区域布设靶标布，安装ZK-VNIR-FPG480机载高光谱成像仪与大疆M600 PRO多旋翼无人机（表1），借助测光板进行帧频、曝光时间等参数设置，按照规划的航线进行高光谱数据采集，飞行航线能够采集到地面布设的靶标。无人机采集高光谱数据时天气晴朗、少云，光照充足，在离地面120 m处以65 km/h的速度飞行，能够获得空间分辨率为0.08 m的影像数据。

利用场外定标的方式将水体的DN值转换为水体反射率，通过定标靶标对无人机影像进行辐射定标，根据式（1）将影像的DN值转换为反射率[14]：

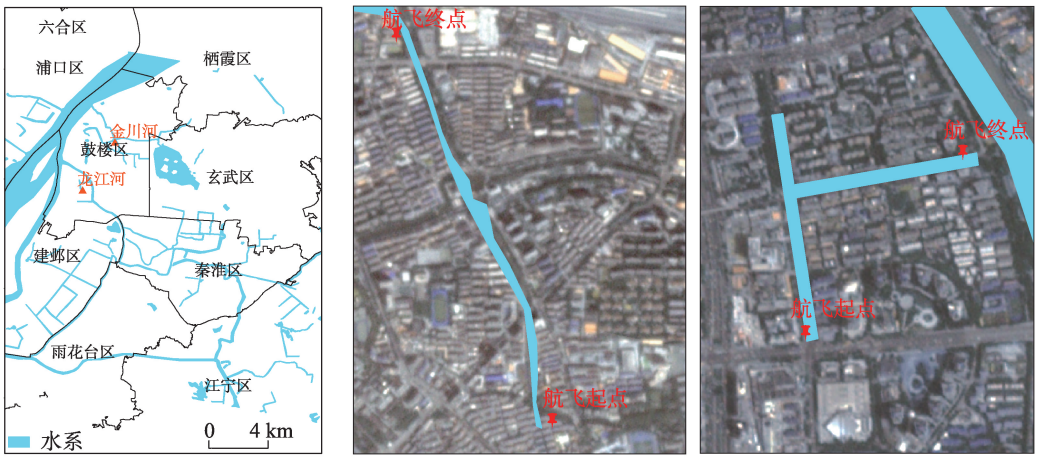
$$\rho_t = \frac{DN_t - DN_1}{DN_2 - DN_1}(\rho_2 - \rho_1) + \rho_1 \tag{1}$$

式中：ρ_t、DN_t分别为需要转换的地物反射率和DN值；ρ_2、ρ_1分别为定标和靶标的反射率；DN_1和DN_2分别为靶标和定标板的DN值。。

影像的几何校正与拼接处理通过高光谱数据预处理软件HSDPS V2.0进行，去除原始影像中的条纹噪声，确定中心波长并计算得到最终的反射率。

3 水面阴影识别的自适应阈值算法构建

利用采集的金川河以及龙江河高光谱信息，在金川河影像上以20个像元间隔等距离设置样点采集水体和水面阴影光谱数据（图2），总共采集671个阴影像元样点，189个水体像元，形成建模数据集。并以金川河未参与建模的河段以及龙江河为测试数据，评价算法结果。



(a) 研究区位置　　(b) 金川河周边环境　　(c) 龙江河周边环境

图1　研究区域地理位置及周边环境

Fig. 1　The geographical location and surrounding environment of the study area

表1 主要仪器设备技术参数

Tab. 1 Main technical parameters of the instrument and equipment

序号	仪器设备名称	主要技术指标
1	大疆M600 pro多旋翼无人机	旋翼数量:6个 轴距:1133 mm 起飞重量:15.5 kg 最大载荷:6 kg 最大水平飞行速度:65 km/h(无风环境) 最大续航时间:60 min(空载)18 min (5.5 kg载重) 实用升限:4500 m
2	ZK-VNIR-FPG480机载高光谱成像仪	光谱范围:400~1000 nm 光谱分辨率:2.8 nm 光谱通道数:270个 空间通道数:480个 空间分辨率:0.08 m(120 m高度)(35 mm镜头) 视场角:26° A/D转换:12 bits 最大帧频:100 fps 数据接口:GigE 最大功耗:20 W 外形尺寸:310×87×87 mm 重量:2.2 kg 成像方式:采用外置推扫连续成像,采集画幅无限制,扫描路线一次成图,影像无畸变

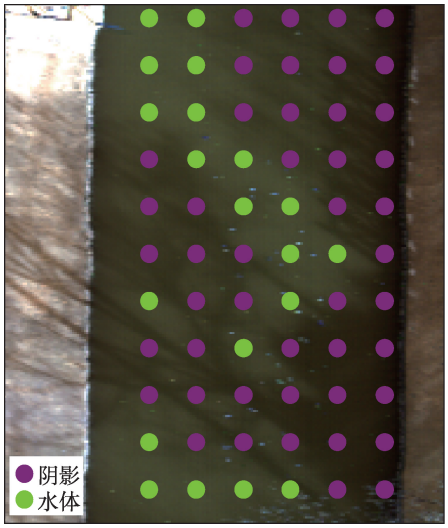


图2 建模样点采集示例

Fig. 2 Example of sampling point collection

3.1 河流水面阴影指数的构建

为了使用水体和水面阴影的光谱形状和振幅的差异[15-16]进行建模,首先对阴影及非阴影水体的光谱特征进行对比。无人机影像中水体与阴影的反射光谱如图3所示,阴影与非阴影水体的反射率整体形状类似,都在590 nm附近达到峰值,之后反射率迅速下降,但阴影的反射率普遍低于非阴影水体,在450 nm之前波段二者基本没有差异,而450~750 nm之间,二者差异十分显著,750 nm之后差异又逐渐变小,水体与阴影相比,450~590 nm反射率升高的趋势更明显,700 nm往后水体反射率迅速下降,而阴影反射率下降趋势较不明显。

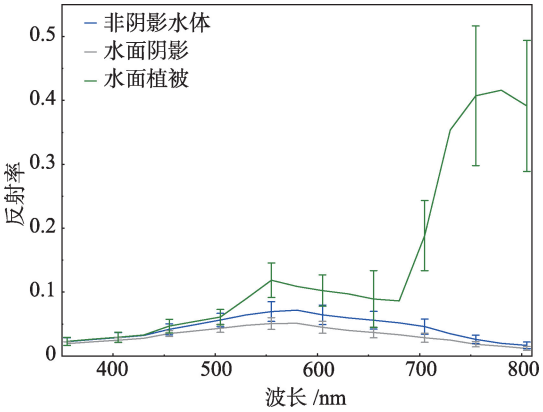


图3 非阴影水体、水面阴影以及水面植被的光谱特征

Fig. 3 Spectral characteristics of non-shadow water, shadow and vegetation on water surface

非阴影水体与水面阴影的光谱差异范围主要在450~800 nm之间,利用光谱特征空间分析的方法对不同波段组合的空间分布进行分析,获取能有效区分水体和水面阴影的光谱波段组合,并对波段组合的系数进行率定,获得最佳区分效果。通过对反射率的各种波段组合对阴影的可分性进行对比,发现反射率$Rrs(666)/Rrs(791)$结合$Rrs(492)$对水体像元和阴影像元区分度较高(图4),进一步分析认为,大部分阴影像元都落入了$Rrs(666)/Rrs(791)$大于$746.76\times Rrs(492)-35.041$的区域,因此,设定RSSI(River Surface Shadow Index)为河流水面阴影指数:

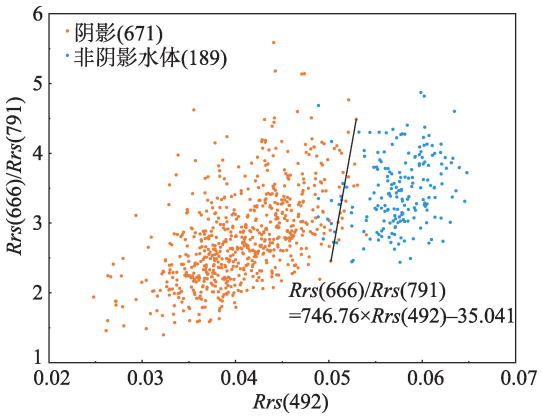


图4 666 nm/791 nm与492 nm波段反射率散点图

Fig. 4 The scatter diagram of reflectance at 666 nm/791 nm and 492 nm

$$RSSI = 746.76 \times Rrs(492) - 35.041 - Rrs(666)/Rrs(791) \quad (2)$$

式中：Rrs (492)、Rrs (666)、Rrs (791) 分别是492、666、791 nm处的反射率值。当$RSSI$>0时，该像元被认为是阴影像元。将RSSI应用于建模数据集，结果表明92.5%的水体像元能够被从阴影像元中区分开，且只有1.6%的阴影像元被误分为了水体，说明该指数可以应用于无人机高光谱数据中的河流阴影识别。

3.2 水面阴影的自适应阈值识别算法

为了检验RSSI指数的适用性，将RSSI指数应用于龙江河的高光谱影像，结果表明RSSI指数能很好地突出水面阴影信息，但是针对不同的影像，阴影与非阴影分离的阈值需调整，不能使用同一个固定的阈值，每一景影像的阈值需根据情况率定，为了减少人为率定阈值所造成的误差，本研究采用最大类间方差法自动确定阴影识别阈值。

最大类间方差法（OTSU）[17]是一种基于灰度图像的自适应阈值分割算法，根据图像灰度值分布特征，将图像分为背景和前景2个部分。前景和背景的类间方差越大，说明构成图像的2个部分的差别越大，类间方差越大意味错分概率越小[18]。设RSSI指数运算后的灰度图像的灰度等级为L，使得类间方差最大的灰度值即为所求的最佳阈值T。

$$T = Arg\,Max\left\{P_0(t)\left(\mu_0(t)-\mu\right)^2 + P_1(t)\left(\mu_1(t)-\mu\right)^2\right\} \quad (3)$$

其中 $P_0(t)$ 和 $P_1(t)$ 为前景和背景出现的概率：

$$P_0(t) = \sum_{i=1}^{t} \frac{n_i}{N} \quad (4)$$

$$P_1(t) = 1 - P_0(t) \quad (5)$$

式中：n_i 为灰度值 i 出现的个数；N 则是总的像元数目；t 为划分前景和背景的值。

$\mu_0(t)$ 和 $\mu_1(t)$ 为前景和背景的灰度均值：

$$\mu_0(t) = \frac{1}{P_0(t)} \sum_{i=1}^{t} ip_i \quad (6)$$

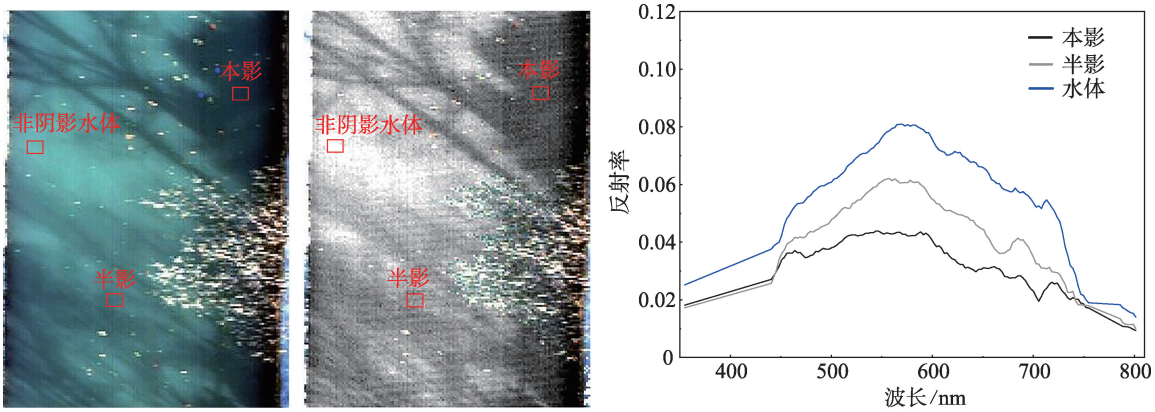
$$\mu_1(t) = \frac{1}{P_1(t)} \sum_{i=t+1}^{L} ip_i \quad (7)$$

式中：p_i 为灰度值 i 出现的概率。

μ 为整幅图像的灰度均值：

$$\mu = P_0(t)\mu_0(t) + P_1(t)\mu_1(t) \quad (8)$$

根据太阳直射光被遮挡的情况，水体阴影又可被分为本影和半影，其中，投射阴影中直射光完全被物体遮挡的部分称为本影[19]，而直射光部分被遮挡的时候产生的是半影[20]。由于城市河道附近的环境复杂，周围通常存在围栏，建筑以及树木等地物。河道的岸堤以及建筑一般情况下会完全遮挡太阳光，产生本影；由于树枝以及树叶之间会存在空隙，因此只能部分地对直射光进行遮挡，也就导致了半影的产生[21-22]。对比本影、半影以及水体的光谱曲线（图5），三者的整体光谱曲线形状相似，本影的反射率最低，半影次之，水体的反射率最高。半影反射率、本影反射率之间的量级差异与半影反射率、水体反射率之间的量级差异类似，因此，为了突出半影与水体的差异，将分类识别的类型数设定为3，首先利用OTSU方法自动确定本影、半影和水体的自动识别阈值，然后再将自动识别的本影和半影结合，产生最终的阴影提取结果。



(a) 原始图像　　(b) RSSI图像　　(c) 本影、半影和水体的反射率

图5　本影、半影、非阴影水体影像及反射率光谱对比

Fig. 5　Umbra, penumbra, non-shadow water image and reflectance spectral comparison

3.3 水面阴影识别的步骤

水面阴影识别流程如图6所示。

首先，在阴影提取前需要将河流表面高反射率物体掩模，从而获得只有水面阴影和水体存在的河道区域。这是由于河道表面上方情况复杂，并不是单一的水和阴影的组成，通常包括落叶、树木以及船只等相较于水体和阴影反射率明显偏高的物体。由于河道上方的树木以及水中落叶在红波段和近红外波段有显著区别于水体和阴影的高反射特征，因此选用归一化植被指数（Normalized Difference Vegetation Index，NDVI）来对高反射物体进行掩模，NDVI > 0 的被认为是植被、落叶等，NDVI≤0 是水体和阴影部分。

其次，对掩模后的水体利用RSSI指数进行变换，获得RSSI灰度图像。

最后，利用OTSU算法对RSSI灰度图像自动计算分类阈值，在计算阈值过程中，将分类类别数目设置为3类，OTSU根据RSSI的直方图自动确定使3类之间方差最大的阈值，灰度值最低的那一类为反射率极低的本影，灰度值位于中间的一类为半影，灰度值最高的一类为水体。将识别的本影和半影结合在一起得到整个场景识别的阴影结果。

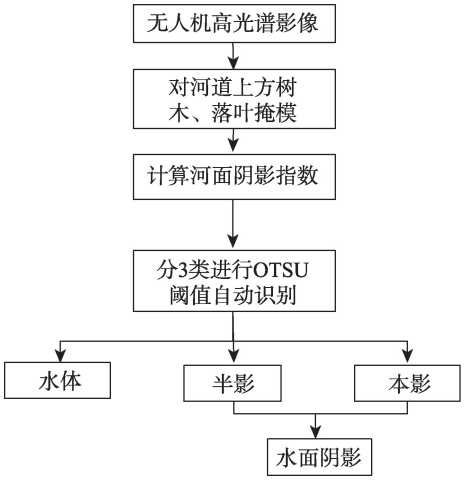


图6 水面阴影识别流程

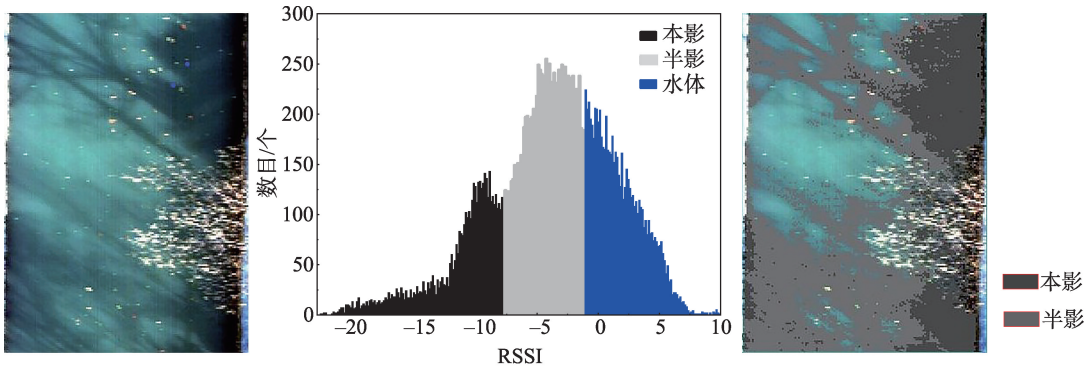
Fig. 6 The process of surface shadow detection

4 实验结果及分析

4.1 阴影识别的视觉效果

选用了4种不同场景下不同复杂程度的无人机图像来对该阴影识别的算法效果进行评价。4个场景均选自2幅无人机影像，其中场景1和场景2选自金川河，场景3和场景4选自龙江河，其中，测试场景1包含树木、落叶、河道两侧水泥岸堤造成的阴影以及周边稀疏树枝树叶造成的阴影，场景大小为138像元×191像元；测试场景2包含落叶、两侧岸堤和围栏造成的阴影以及树枝树叶的阴影，大小为138像元×262像元；测试场景3由岸堤、水和阴影组成，大小为113像元×277像元；测试场景4与场景3相似，只有岸、水和阴影，但阴影包括了部分特别淡的半影，图像大小为112像元×240像元。

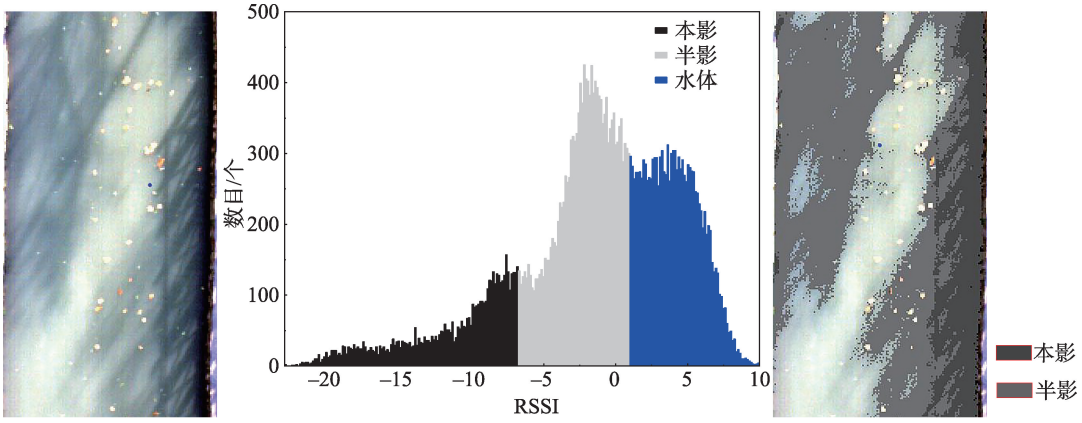
图7—图10展示了该算法应用于不同场景时的效果差异。从视觉上来看，OTSU自动识别的阈值能基本识别场景1水面上的阴影，极少部分的树枝树叶的阴影被误识别为了水体，误识别更多的是在半影和水体的边缘，半影边缘识别存在碎斑块现象。测试场景2的情况与场景1类似，可以基本识别所有的阴影像元，且场景2的识别效果相比于场景1更好，半影边缘区域的识别效果也较好。测试场景3、场景4相比场景1、场景2内容相对简



(a) 原始图像 (b) RSSI直方图以及识别的阈值 (c) 提取的阴影结果

图7 测试场景1阴影提取结果

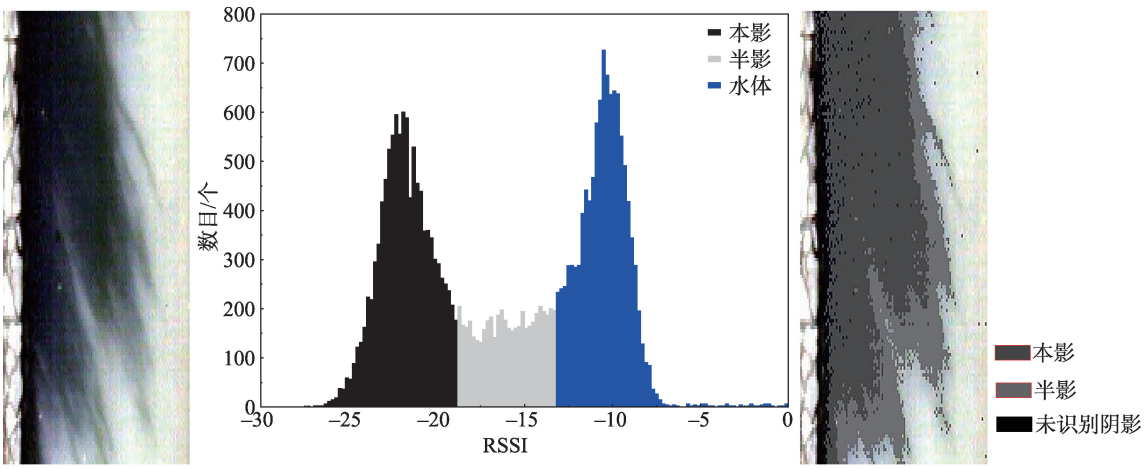
Fig. 7 The shadow detection result of test scenario 1



(a) 原始图像　　(b) RSSI直方图以及识别的阈值　　(c) 提取的阴影结果

图8　测试场景2阴影提取结果

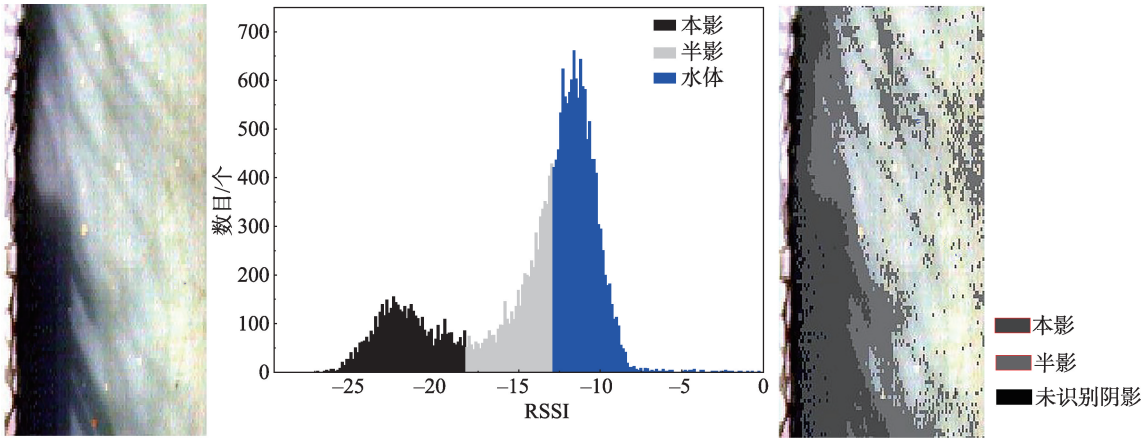
Fig. 8　The shadow detection result of test scenario 2



(a) 原始图像　　(b) RSSI直方图以及识别的阈值　　(c) 提取的阴影结果

图9　测试场景3阴影提取结果

Fig. 9　The shadow detection result of test scenario 3



(a) 原始图像　　(b) RSSI直方图以及识别的阈值　　(c) 提取的阴影结果

图10　测试场景4阴影提取结果

Fig. 10　The shadow detection result of test scenario 4

单，且水面没有被植被覆盖，且场景4存在特别淡、与水体光谱极其相似的半影。靠近岸堤的水面阴影由于水下的水泥岸堤高反射的影响，在移除落叶植被等高反射物体时，该部分阴影同样被认为是高反射物体被移除，在一定程度上影响了阴影识别的精度。由于场景4中的半影特别淡，光谱特征更接近水体的光谱，导致在这部分区域中识别的半影碎斑块较多。场景3和场景4中边缘的混合像元相对较多，对识别效果产生了一定的影响。

4.2 精度评价

为了对识别精度有一个准确的评估，使用目视解译的方式生成了真实阴影图像作为参考图像。在定量化的精度评估中主要使用了kappa系数，生产者精度，用户精度以及总体精度[23-24]，结果见表2。

该阴影识别算法在4个测试场景中都表现出了非常高的精度，4个场景的总体识别精度分别为86.89%、87.30%、90.38%、88.61%，说明了该算法在用于河流阴影检测时的效果显著。研究场景的阴影组成情况越简单，则阴影识别的效果越好。识别误差主要来自水体与半影的交界范围内。同时，树枝树叶造成的半影范围内，由于部分小范围光线可以直接投射过去，因此半影范围内会存在非阴影水体，而该部分水体在识别时也大部分被识别为了半影，这也是造成识别误差的另一个原因。

表2 各个测试场景的精度评价

Tab. 2 Accuracy evaluation of each test scenario

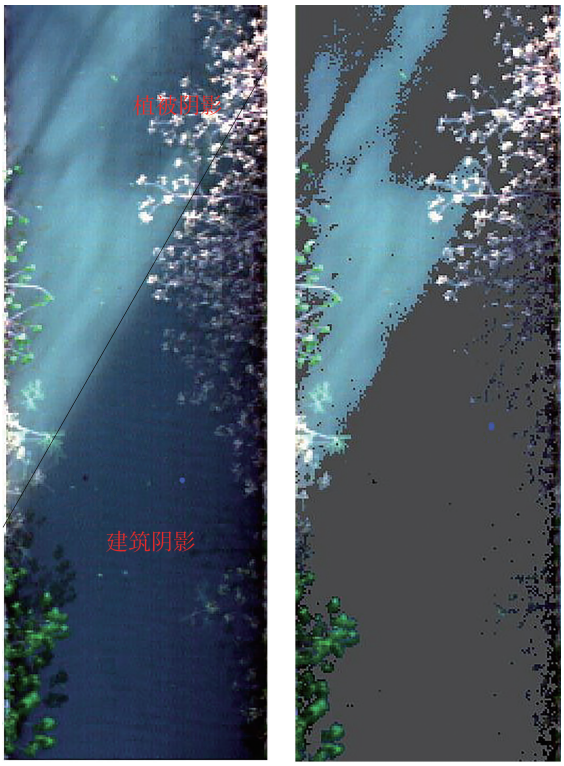
区域	生产者精度		用户精度		总体精度	*Kappa*系数
	η_s/%	η_n/%	p_s/%	p_n/%	τ/%	
测试场景1	85.27	82.89	93.25	67.00	86.89	0.83
测试场景2	89.57	82.26	89.05	82.98	87.30	0.88
测试场景3	85.70	95.22	96.74	91.78	90.38	0.95
测试场景4	90.04	96.49	84.56	91.15	88.61	0.92

注：η_s为阴影的生产者精度；η_n为非阴影的生产者精度；p_s为阴影的用户精度；p_n为非阴影的用户精度。

5 讨论

5.1 不同地物对水面阴影识别效果的影响

由于河道周围环境较复杂，树木、楼房等地物都可能在河面上产生阴影，而不同地物在水面上的阴影的识别效果也存在差异。因此，选取一个具有楼房以及树木阴影的场景，分析不同地物在水体阴影中的识别效果，如图11(a)所示，选取的场景中以黑色直线为分割线，下半部分的阴影是由高层建筑物造成的，上半部分的阴影是由岸边的树木造成的，利用阴影提取算法对该场景的水面阴影进行识别，结果如图11(b)所示，其中，楼房产生的阴影识别效果显著，只有占极少数的楼房阴影像元被误识别为了水体；而树木阴影的识别效果相对楼房阴影较差，有12.13%的树木阴影被识别为了水体。楼房阴影识别正确率极高的原因主要在于楼房等建筑物能够完全遮挡太阳光直射，产生的阴影全部是本影，光谱差异与水体的差异较明显；而树木由于树枝的分叉以及树叶的形状分布，只能部分遮挡太阳光的直射，因此会产生本影和半影，而半影与水体之间的差异不是特别显著，因此导致了该部分阴影识别率的降低。

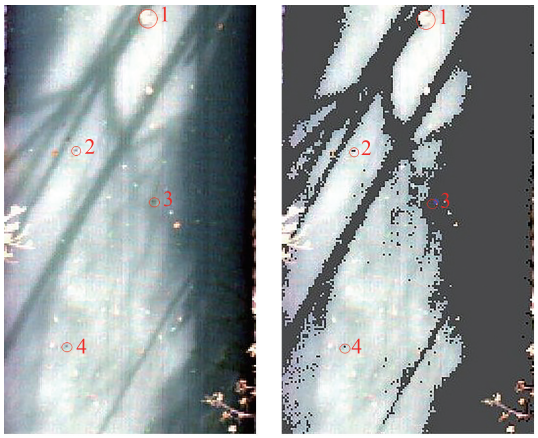


(a) 原始图像 (b) 阴影识别结果

图11 建筑物阴影与树木阴影识别效果对比

Fig. 11 Building shadow and tree shadow recognition effect

同时，由于树叶掉落，污水排放、底泥上浮等原因往往会导致河面上存在落叶、树枝、生活垃圾以及淤泥等漂浮物，其中落叶及白色垃圾等与阴影差异显著的漂浮物通常不会对阴影识别产生影响，但是类似于淤泥及其他灰色或者黑色漂浮物存在时，由于其光谱特征与阴影的特征较相似，会对阴影识别的效果产生一定影响，如图12所示，最终落叶并没有被识别为阴影，而类似于阴影的3块黑色漂浮物被识别为了阴影，因此，当河道中黑色漂浮物过多时，该算法的效果受到了影响，后续可通过分析黑色漂浮物与阴影的纹理特征差异等减小误识别。



(a) 原始图像　　(b) 阴影识别结果

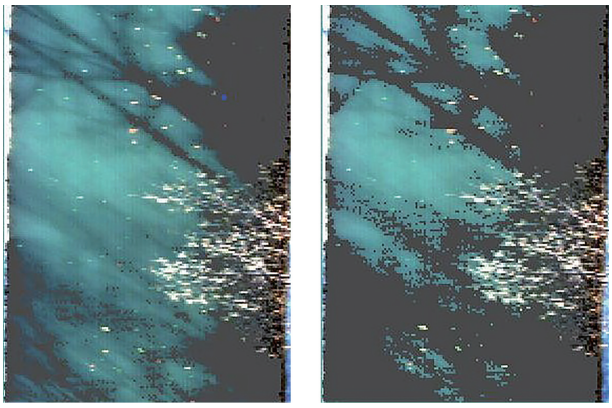
注：1为落叶，2、3、4为黑色漂浮物。

图12　漂浮物对水体阴影识别效果影响分析

Fig. 12　Analysis on the effect of floating objects on water shadow detection

5.2 OTSU方法的分类类别数对水面阴影识别精度的影响

本研究将OTSU的分类数设置为3类，相比于一般的将水体及阴影设置为2类的方法增加了计算量，但是却取得了相对较高的分类精度。例如，图13对比了场景1的阴影提取中，分类数设定为2和3的阴影识别结果，分2类进行阈值识别的话，左上角树枝树叶造成的半影较少被正确识别，且识别的部分半影存在较多的碎斑块现象，中间部分的半影完全没有识别，左下角的碎斑块现象较严重，总体识别精度仅为61.86%，远低于分3类进行阴影识别的结果。无人机高光谱数据极高的空间分辨率，为水面阴影中本影和半影的提取提供了丰富的信息，因此将OTSU分类类别设定为3类，可以克服半影的光谱与水体更接近的困难，更有效地提取水体阴影，从而为数据的后续应用提供更高质量的预处理数据。



(a) 分2类时的阴影识别结果　　(b) 分3类时的阴影识别结果

注：灰色为识别出的阴影。

图13　分2类和3类时的阴影识别结果

Fig. 13　The results of shadow detection when divided into 2 and 3 categories

5.3 水体黑臭程度对水面阴影识别结果的影响

水体黑臭是水体有机污染物的一种极端现象，主要是在缺氧或者厌氧状态下有机污染物发生生物化学作用导致水体呈现黑色并伴随着刺激性气味[25]。与一般水体相比，黑臭水体的透明度、溶解氧以及氧化还原电位通常较低，且黑臭程度越明显，值越低。在光学特征上，随着黑臭程度的增加，水体反射率对应降低，在550~580 nm波段范围，重度黑臭水体的波峰宽度大于其他类型水体，且峰值最低，形状最为平缓[26]。

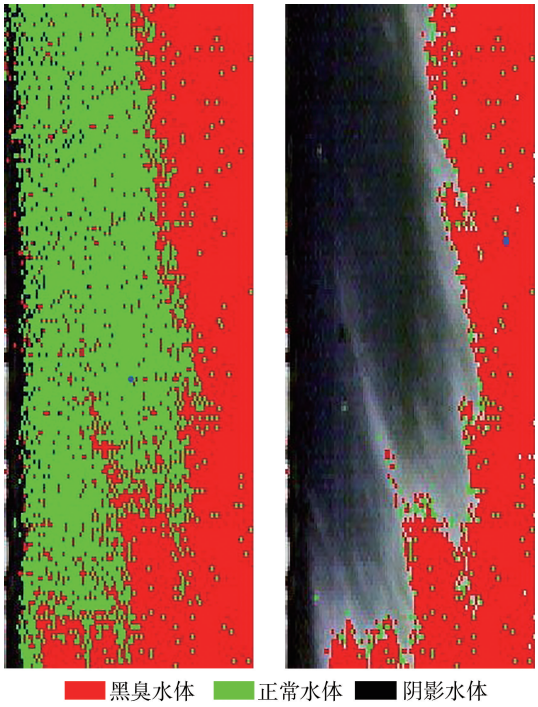
虽然水体黑臭程度的差异导致水体反射率不同，但是随着水体反射率的降低，水面阴影的反射率也会同步降低，因此并不会对本影、半影以及水体的光谱特征空间分布规律产生明显的影响。在本研究中，金川河的黑臭程度要略大于龙江河，其反射率也略低于龙江河的反射率，但是金川河水面的本影以及半影的光谱也同步的高于龙江河的本影以及半影，而两条河内部水体、本影、半影之间的差异并没有随黑臭程度的变化而发生明显变化，黑臭程度的差异只会影响经过河面阴影指数运算后的灰度直方图的总体分布范围，因此并不会对最终的阴影识别结果产生很大影响。

5.4 阴影对城市黑臭河流遥感识别精度的影响

由于阴影的遮挡，影响了被遮挡水面的光谱信息，造成对遥感水质监测和评价结果的干扰。本节以黑臭水体为例，考察阴影对黑臭水体识别结果的影响。在城市黑臭河流遥感识别的研究中，温爽等[27]

提出了DBWI、NDBWI等指数，并认为NDBWI是其中精度相对较高的一种黑臭识别指数，基于此，本研究利用实测无人机高光谱影像，计算河道水体的NDBWI指数，并考察阴影与非阴影水体的黑臭水体识别结果（图14）。

NDBWI是绿波段和红波段反射率的差值归一化指数，本研究采用相应于国产高分2号卫星多光谱传感器的红绿波段中心波长位置计算无人机高光谱数据的NDBWI。从NDBWI的计算结果来看，由于阴影水体的NDBWI值较大，导致将黑臭水体识别为正常水体，引起黑臭水体识别的误差。此外，本影和半影对黑臭识别结果的影响程度也不同，本影与水体的NDBWI值差异明显，因此本影基本被识别为了正常水体，而半影的影响取决于半影的明显程度，半影越淡，识别结果与非阴影水体识别结果相同，但是半影与本影更相似时，识别结果与本影的识别结果相同，与非阴影水体的识别结果差异增大。阴影提取前后进行黑臭水体识别可能会导致黑臭河段误判，尤其是当阴影像元占比较多的情况下，容易导致对整个河段的误识别。对4个测试场景的结果对比表明，未进行阴影提取的情况下进行黑臭水体识别的话，被识别为非黑臭的像元占比分别为25.01%、21.50%、48.63%和25.51%，由此可见，当阴影像元较多时，会影响整个河段的黑臭判别结果，一旦阴影像元超过一半时，有可能将黑臭河段判别为正常水体，与现实情况相违背；而在进行阴影提取之后只对非阴影水体作黑臭水体判别的话，误判情况基本不会发生，黑臭像元的占比远远高于正常水体的占比（表3），说明阴影剔除有利于对整个河段的水质判断。



(a) 阴影掩模前测试场景3黑臭水体识别结果　(b) 阴影掩模后测试场景3黑臭水体识别结果

图14 阴影掩模前及掩模后测试场景3黑臭水体识别结果

Fig. 14 Black and odor water recognition result in test scenario 3 before and after shadow mask

6 结论

本文基于黑臭水体水面阴影光谱与水体光谱的差异，构建河面阴影指数RSSI实现对黑臭水体水面阴影的提取，并对提取结果进行精度评价和影响因素的讨论分析，得到如下结论：

（1）黑臭水体水面阴影与水体光谱差异主要在450~800 nm波段范围内，基于Rrs (492)、Rrs (666)、Rrs (791) 3个波段建立的河面阴影指数能够最大程度得将阴影像元从水体像元中区分，92.5%的水体像元与98.4%的阴影像元被RSSI指数正确区分。

表3 阴影提取前后识别的黑臭水体像元占比

Tab. 3 The pixel proportion of black and odor water identified before and after shadow extraction

测试场景	阴影提取前				阴影提取后			
	黑臭水体像元数/个	正常水体像元数/个	黑臭像元占比/%	正常水体像元占比/%	黑臭水体像元数/个	正常水体像元数/个	黑臭像元占比/%	正常水体像元占比/%
测试场景1	16 859	5622	74.99	25.01	7235	140	98.10	1.90
测试场景2	27 202	7450	78.50	21.50	13 040	112	99.15	0.85
测试场景3	13 612	12 885	51.37	48.63	10 445	533	95.14	4.86
测试场景4	17 827	6106	74.49	25.51	12 130	928	92.89	7.11

（2）利用OTSU对阴影识别的阈值进行自动率定能够有效识别阴影，同时由于本影、半影、水体之间光谱量级差异基本一致，将OTSU分类类别数设定为3类可以极大提高识别精度，设置为3类时的识别精度要比设置为2类的精度高1/4左右。

（3）将最终建立的黑臭水体水面阴影识别算法运用到无人机测试影像上，其总体识别精度能够达到85%以上，*kappa*系数均高于0.83，表明该算法能够有效实现阴影提取。

（4）该阴影识别算法能够高精度地识别不同地物产生的水面阴影，建筑物等能够完全遮挡太阳光直射的地物产生的水面阴影可以完全被识别，而树木等地物产生的半影的识别误差也较小，仅有10%左右。

参考文献(References)：

[1] 国务院.水污染防治计划[EB/OL]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015- 04/16/content_9613.htm, 2015. [The State Council. Water pollution control project. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015- 04/16/content_9613.htm, 2015.]

[2] Han H Y, Han C S, Xue X C, et al. A mixed property-based automatic shadow detection approach for VHR multispectral remote sensing images[J]. Applied Sciences, 2018,8(10):1883-1894.

[3] 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 water bodies [J]. Advances in Space Research, 2018,61(11):2787-2800.

[4] Shahtahmassebi A R, Yang N, Wang K, et al. Review of shadow detection and de-shadowing methods in remote sensing[J]. Chinese Geographical Science, 2013,23(4): 403-420.

[5] Xue L, Yang S, Li Y, et al. An automatic shadow detection method for high-resolution remote sensing imagery based on polynomial fitting[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018,40(8):2986-3007.

[6] Yu H Y, Sun J G, Liu L N, et al. MSER based shadow detection in high resolution remote sensing image[J]. International Conference on Machine Learning & Cybernetics. IEEE, 2010,2:780-783.

[7] Sasi R K, Govindan V K. Shadow removal using sparse representation over local dictionaries[J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2016,19 (2):1067-1075.

[8] 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. [Duan C Y, Gong H L, Li X J, 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.]

[9] Rufenacht D, FredembachC, Susstrunk S. Automatic and accurate shadow detection using near-infrared information [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014,36(8):1672-1678.

[10] TsaiV J D. A comparative study on shadow compensation of color aerial images in invariant color models[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006,44 (6):1661-1671.

[11] Chung K L, Lin Y R, Huang Y H. Efficient shadow detection of color aerial images based on successive thresholding scheme[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009,47(2):671-682.

[12] Shen Q, Yao Y, Li J, et al. A CIE color purity algorithm to detect black and odorous water in urban rivers using high-resolution multispectral remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019,57 (9):6577-6590.

[13] 住房城乡建设部,环境保护部.城市黑臭水体整治工作指南[EB/OL]. http://www.mohurd.gov.cn/wjfb/201509/t20150911_224828.html, 2015. [Ministry of housing and urban-rural development, ministry of environmental protection. Urban black and smelly water treatment work guide.http://www.mohurd.gov.cn/wjfb/201509/t20150911_224828.html, 2015.]

[14] 于丰华.基于无人机高光谱遥感的东北粳稻生长信息反演建模研究[D].沈阳:沈阳农业大学，2017. [Yu F H. Research on inversion modeling of northeast japonica rice growth information based on uav-based hyperspectral remote sensing[D]. Shenyang: Shenyang Agricultural university, 2017.]

[15] Wu W, Li Q Z, 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):1704-1724.

[16] 罗华,雷斌,胡玉新.一种机载InSAR水体阴影的提取和识别方法[J].遥感技术与应用,2014,29(2):258-263. [Luo H, Lei B, Hu Y X.A water shadow extraction and recognition method based on airbone InSAR[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014,29(2):258-263.]

[17] Otsu N. A threshold selection method from gray-level his-

tograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979,9(1):62-66.

[18] Liao P S. A fast algorithm for multilevel thresholding[J]. Journal of Information Science and Engineering, 2001,17(5):713-727.

[19] Kadhim N M, Mourshed M, Bray M T. Shadow detection from very high resolution satellite image using grabcut segmentation and ratio-band algorithms[J]. ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2015, XL-3/W2(3):95-101.

[20] Mo N, Zhu R, Yan L, et al. Deshadowing of urban airborne imagery based on object-oriented automatic shadow detection and regional matching compensation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018,11(2):585-605.

[21] Funka-Lea G, Bajcsy R. Combining color and geometry for the active, visual recognition of shadows[C]. International Conference on Computer Vision,1995:203-209.

[22] ArévaloV, GonzálezJ, Ambrosio G. Shadow detection in color high-resolution satellite images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008,29(7):1945-1963.

[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.

[24] 蒲智,杨辽,白洁,等.基于面向对象技术的高分辨率遥感影像的阴影检测与去除[J].遥感技术与应用,2008,23(6):735-738. [Pu Z, Yang L, Bai J, et al. Shadow detection and removal of high resolution remote sensing image based on object oriented technology[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2008,23(6):735-738.]

[25] 王旭,王永刚,孙长虹,等.城市黑臭水体形成机理与评价方法研究进展[J].应用生态学报,2016,27(4):1331-1340. [Wang X, Wang Y G, Sun C H, et al. Research progress on formation mechanism and evaluation method of urban black and odor water[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2016,27(4):1331-1340.]

[26] 丁潇蕾,李云梅,吕恒,等.城市黑臭水体的吸收特性分析[J].环境科学,2018,39(10):129-139. [Ding X L, Li Y M, Lv H, et al. Analysis of absorption characteristics of black and odor water in cities[J]. Environmental Science, 2018,39(10):129-139.]

[27] 温爽,王桥,李云梅,等.基于高分影像的城市黑臭水体遥感识别:以南京为例[J].环境科学,2018,39(1):57-67. [Wen S, Wang Q, Li Y M, et al. Remote sensing recognition of urban black and odor water based on high-resolution image: A case study of Nanjing[J]. Environmental Science, 2018,39(1):57-67.]