引文格式：李诏天,李琪,徐世武,等. 一种高分辨率影像阴影遮蔽地物视觉特征恢复方法[J]. 地理空间信息, 2025, 23(5): 23-28. doi:10. 3969/j. issn. 1672-4623.2025.05.005

一种高分辨率影像阴影遮蔽地物视觉特征恢复方法

李诏天[1]，李　琪[2]，徐世武[1*]，蔡绮雯[1]
（1. 中国地质大学（武汉），湖北 武汉 430074；2. 中国国土勘测规划院，北京 100035）

摘　要：为恢复高分辨率影像阴影遮蔽地物的可视特征，提高地物提取、土地利用分类和水资源调查等遥感应用精度，提出了一种基于辐射传输和几何光学混合模型的阴影地物视觉特征恢复方法（RTGO-MRVFSO），通过增强影像阴影区域的散射强度，提升被遮蔽地物的亮度特征。恢复后的高分辨率影像阴影区与邻近非阴影区具有视觉一致性，并保留良好的视觉层次信息，阴影遮蔽地物（小水体）提取的总体精度提升67.88%，IoU提升66.00%，F1值提升56.66%。结果表明，RTGO-MRVFSO能自适应增强阴影遮蔽地物视觉特征，进一步提高高分辨率影像地物的提取精度。

关键词：高分辨率影像；阴影校正；辐射传输；几何光学；阴影遮蔽地物提取
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）05-0023-06

Visual Characteristic Recovery Method of Shadow-obscured Terrain Objects in High-resolution Images

LI Zhaotian[1], LI Qi[2], XU Shiwu[1], CAI Qiwen[1]
(1. China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;
2. China Land Surveying and Planning Institute, Beijing 100035, China)

Abstract: In order to restore the visual characteristics of shadow-obscured terrain objects in high-resolution images and enhance the accuracy of terrain object extraction, land-use classification, and water resource investigation, we proposed a hybrid radiative transfer and geometric optics model for the recovery of visual features of shaded objects (RTGO-MRVFSO), which could improve the brightness characteristics of obscured objects by enhancing the scattering intensity in the shadowed areas of images. The overall accuracy of land-use classification has been improved by 67.88%, IOU has been improved by 66.00%, and the F1-score has been improved by 56.66%. The result shows that RTGO-MRVFSO can adaptively enhance the visual characteristics of shadow-obscured terrain objects and further improve the extraction accuracy of high-resolution image terrain objects.

Key words: high-resolution image, shadow correction, radiative transfer, geometrical optics, shadow-obscured terrain object extraction

高分辨率遥感影像在国土空间规划、数字城市和水资源调查等工作中扮演着重要角色。然而，受高大建筑影响，城市地区高分辨率影像包含随机分布的阴影，这些阴影会遮蔽小微水体、道路、建筑等低矮地物，进而降低遥感影像地物提取的精度。地物视觉特征增强是处理城市阴影的主要方法。首先标记阴影区域，再利用阴影区与非阴影区的视觉特征关系校正影像阴影。传统的阴影区域标记通过人机交互方式完成，工作量大，且半阴影区域界定模糊。近年来，国内外学者将红外波段与可见光相结合，利用色彩空间变换等方法得出阴影系数，再通过阈值分割获得阴影掩膜[1]，该方法能快速标记阴影区域，但空间分辨率较低、标记成果中斑点噪声较多。随着机器学习和深度学习的蓬勃发展，有学者利用RSAM[2]、PRNet[3]等模型进行阴影识别，特别是带有Transformer的多层卷积神经网络能提取影像的层次特征，有效区分阴影区域与非阴影区域，识别得到的阴影区域完整，标记精度显著提升，抗噪声能力得以增强，但阴影样本集采集工作量大，多层卷积池化导致阴影边界轮廓质量欠佳。经典的阴影校正方法通过阴影区和非阴影区之间的统计和物理特征关系实现阴影校正。依据统计特征最典型的方法是直方图匹配法[4-5]。伽玛校正则忽略了不同阴影区背景地物的差异性特征[6]。相较于其他阴影校正方法，均值方差变换法[7-8]以其较高的校正精度和简单方便的操作而被广泛使用[7,9-10]。温兆飞等[11]提出依据物理特征的方法。该方法基于物理模型，不依赖样本集，处理效率高、速度快，对城市阴影区域辐射信号具有较好的恢复效果，校正后阴影区地物细节

第一作者简介：李诏天（2004—），本科，主要研究方向为摄影测量与遥感，E-mail：lizhaotian2004@126.com。
通信作者：徐世武（1973—），博士，副教授，主要研究方向为自然资源遥感及信息化，E-mail：xushiwu1973@126.com。

丰富；但影像中同一地物所处的阴影区与非阴影区需要部分人工干预。为实现阴影自动校正，许多学者[12-16]研究了只依赖图像自身信息的阴影校正方法，并在照片处理方面取得了良好效果；但存在高亮度地物过饱和、影像色彩失真、阴影地物纹理特征增强不足等问题。综上所述，当前高分辨率影像阴影校正方法普遍需要标记阴影区域，校正过程存在一定程度的人工干预，标记质量的不确定性将直接影响阴影地物的特征恢复，且校正后的影像将丢失层次信息，难以提取地物高度。本文提出了一种基于辐射传输和几何光学混合模型的阴影地物视觉特征恢复方法（RTGO-MRVFSO），通过混合模型估算阴影区域散射程度，自适应拉伸阴影地物亮度，不仅有利于地物提取和分类，保留影像层次特征，而且有利于通过阴影获得地物高度等立体信息。

1 研究原理与方法

1.1 阴影地物的视觉特征与影像噪声

根据Funka-Lea和Arévalo等[17-18]的研究，阴影分为投射阴影和自投阴影，投射阴影包含本影和半影[19]，本影区域的直射光被完全遮挡，地物的可见程度完全依赖环境散射，视觉特征极弱；半影通常位于本影与阳光区域的过渡处，部分直射光被遮挡，地物在图像上呈亮度渐变的视觉效果，视觉特征优于本影。

城市高分辨率影像噪声主要来源于阴影遮蔽和大气通透程度，影像亮度值（视觉特征）由光照和阴影部分的景合成比例决定，且受大气浑浊程度影响。由几何光学原理可知，太阳直射角度和强度难以改变；但环境散射属于漫反射，包括地表环境散射和大气散射，能基于辐射传输模型局部（patch）估算和调节。对于地表环境散射，通过减小阴影环境亮度来提升阴影地物亮度，增强二者的亮度差，实现阴影地物的视觉特征增强；对于大气散射，若大气通透则散射（噪声）较弱，反之则较强，导致影像局部亮度过拟合。因此，调节环境散射需兼顾上述两个方面，才能有效削弱影像亮度的低端噪声和高端噪声，提高信噪比，增强阴影地物的视觉特征。

1.2 RTGO-MRVFSO方法

为增强影像阴影地物视觉特征，提高城市地区影像分类和地物提取精度，本文创新性地提出了RTGO-MRVFSO方法，首先通过明通道先验和暗通道先验估算高分辨率影像整体噪声分布；然后增加暗通道值以滤除影像低亮度值端的大气噪声，同时降低明通道值以滤除影像高亮度值端的阴影噪声，整个区间影像地物信号值域不变，背景噪声值域缩小，地物特征信噪比得到提升；最后将降噪后影像亮度线性拉伸到整个区间，增强散射，提升阴影区亮度，恢复低亮度地物视觉特征。线性拉伸能最大程度地保护阴影地物的色彩信息，有利于提高深度学习模型的地物提取精度。由于城市高大建筑阴影遮蔽的地物体量普遍偏小，TransUNet[20]源于医学图像分割，对小微物体敏感，因此笔者采用TransUNet验证本文方法。

阴影和大气均普遍存在于影像空间但分布不均匀。为逐像元准确估算阴影和大气对影像亮度的影响，克服确定阴影区的困难，受辐射传输模型思想的启发，将影像分成若干个patch，每个patch看作朗伯体，从阴影遮挡和大气透过率两个方面量化对城市高分辨率影像的影响。

1）阴影遮挡对patch的影响估算。patch包含阴影区和非阴影区，假设阴影影响程度在patch内均匀分布，则patch辐亮度由光照区和非阴影区的景合成确定，与地表粗糙度紧密相关，在城市地区则为与建筑容积率正相关，容积率越大、地表越粗糙，阴影越多；反之，亦然。建筑容积率难以获取，因此首先立足影像自身，通过明通道先验估算阴影对patch的影响，patch内亮度最大值即大气光值，实际像元亮度与最大值的差值则为阴影的影响程度；再采用导向滤波基于影像和每块patch的影响程度估算每个像元的阴影影响程度。

2）大气透过率对patch的影响估算。假设大气在patch内均匀分布，大气对patch辐亮度的影响为定值，则辐亮度与大气通透度负相关，即大气透过率越高、入瞳patch辐亮度越低，影像视觉特征越强且越清晰；反之，亦然。首先通过影像暗通道先验估算大气对patch的影响，patch内亮度最小的像元波段理论值为0，实际像元亮度与最小值的差值则为大气的影响程度；再采用导向滤波基于影像和每块patch的大气透过率估算每个像元的大气影响程度。

由阴影地物光学模型可知，影像 I 可看作由 J（阴影和大气影响去除前影像）和 A（大气光值）组成，即

$$I=(k\times t)\times J+(1-t)\times A \tag{1}$$

式中，k 为阴影影响程度，与地表粗糙度（城市地区容积率）有关；t 为透射率，与传感器到地表的路径长有关。

本文首先利用明通道先验方法估算阴影影响程

度，再利用暗通道先验方法估算 t 和 A。对于明通道先验方法，则有：

$$J^{\text{bright}}(x)=\max_{y\in\Omega(x)}\left(\max_{c\in\{R,G,B\}}J^{c}(y)\right)\to 1 \tag{2}$$

式中，$J^{\text{bright}}(x)$ 为亮通道图；$J^{c}(y)$ 为在影像中 y 位置于 c 通道对应的亮度值；$\Omega(x)$ 为以 x 为中心的窗口像素的集合。

为减轻影像中部分噪声对通道的影响，分别用小窗口 Ω_1 和大窗口 Ω_2 进行通道计算，得到两个通道 C_1 和 C_2，再拟合得到影像通道 C。

对于暗通道先验，则有：

$$J^{\text{dark}}(x)=\min_{y\in\Omega(x)}\left(\min_{d\in\{R,G,B\}}J^{d}(y)\right)\to 0 \tag{3}$$

式中，$J^{\text{dark}}(x)$ 为暗通道图；$J^{d}(y)$ 为在影像中 y 位置于 d 通道对应的亮度值。为减轻影像噪声对通道的影响，同样利用双窗口进行暗通道计算，得到影像通道 D。

受环境散射和大气散射影响，影像区域内的 A 并非恒定，因此首先获得明通道亮度值较大的前若干个像素的集合 S_{bright}，再对该集合取其各RGB通道的亮度均值作为 A，则有：

$$A_d=\frac{\sum_{p\in S_{\text{bright}}}DN_{p,d}}{\left|S_{\text{bright}}\right|},\ d\in\{R,G,B\} \tag{4}$$

式中，A_d 为 d 通道中的大气光值；$DN_{p,d}$ 为像素 p 的 d 通道灰度值。

消除阴影遮挡和大气透过率影响的具体步骤包括：①对影像进行辐射定标等预处理；②为确保大多数建筑完整且兼顾小微地物细节，同时考虑TransUNet网络模型的缺省参数，将高分辨率遥感影像分割为256×256大小的patch；③选取一个patch，分别对其执行3×3和15×15窗口的膨胀操作，并对每个像素取RGB三通道中的最大值，获得两种明通道 J^{bright1} 和 J^{bright2}，进而得到双窗口处理后的明通道 J^{bright}，同时分别利用双窗口进行腐蚀操作，对每个像素取RGB三通道中的最小值，进而获得暗通道 J^{dark}；④对 J^{bright} 和 J^{dark} 进行混合，得到混合通道 J^{mixed}；⑤取 J^{mixed} 的前0.5%最亮的像素，结合式（4）得到RGB三通道中各通道的大气光值 A_c；⑥对 J^{mixed} 进行导向滤波，估算 t；⑦对该patch进行反演，得到阴影校正影像 J；⑧对于其余patch，重复步骤③~⑦。

2　评价策略和指标选择

为评估RTGO-MRVFSO方法的有效性，本文通过对比原始影像和HE、CLAHE[12]、MSR[13]、MSRCP[15]、AutoMSRCR[14]等同类物理方法处理阴影后的影像，从颜色真实、纹理丰富和地物提取质量3个方面进行定性和定量评价。

1）颜色真实方面。从主观和客观两个方面展开评估，首先通过目视观察对比阴影处理前后影像的亮度、颜色和场景一致性等，如有无高亮度过饱和和阴影低亮度不可见、影像的地物颜色是否偏色失真、不同影像场景地物色调是否保持一致；再采用色彩还原误差对阴影处理前后影像中相应像素的色彩值进行差异计算，CED值越小，处理后影像的色彩还原度越高，与原始影像色彩差异越小。

$$\text{CED}=\sqrt{\frac{1}{M\times N}\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}\left((\alpha_{ij}-\alpha_{ij}^{'})^2+(\beta_{ij}-\beta_{ij}^{'})^2+(\gamma_{ij}-\gamma_{ij}^{'})^2\right)} \tag{5}$$

式中，α、β、γ 分别为原始图像红色、绿色和蓝色通道占总量的比值；α'、β'、γ' 分别为处理后的比值；M、N 分别为图像的行数和列数；i、j 为像元的行列号。

2）纹理丰富方面。首先利用LBP算法提取图像纹理特征，再从定性、定量两个方面进行评价。评价指标选用平均梯度（AG）和空间频率（SF），AG 可反映细节反差和纹理变换，度量影像的清晰程度；SF 可度量影像纹理和边缘特征的变化频率，频率越大，影像越清晰，质量越好。同时，采用灰度共生矩阵（GLCM）计算影像纹理的同质性（HOM）、对比度（CON）、信息熵（ENT），量化图像的纹理和结构特性。

$$AG=\frac{1}{(M-1)(N-1)}\times\sum_{i=1}^{M-1}\sum_{j=1}^{N-1}\sqrt{\frac{\left(I(i+1,j)-I(i,j)\right)^2+\left(I(i,j+1)-I(i,j)\right)^2}{2}} \tag{6}$$

$$\begin{aligned}SF&=\sqrt{RF^2+CF^2}\\RF&=\sqrt{\frac{1}{M\times N}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=2}^{N}\left[I(i,j)-I(i,j-1)\right]^2}\\CF&=\sqrt{\frac{1}{M\times N}\sum_{i=2}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left[I(i,j)-I(i-1,j)\right]^2}\end{aligned} \tag{7}$$

3）地物提取质量。采用TransUNet深度神经网络，选取精确率（Precision）、召回率（Recall）、F1值（F1-score）和交并比（IoU）作为评价指标，对比城市地区主要被遮蔽地物（水体）阴影处理前后的地物分类效果。

3　实验与结果分析

3.1　实验数据

本文选择湖北省武汉市受建筑阴影影响严重、提取精度较低的城市小微水体作为实验对象，具体数据

为2022年10月22日两幅37 863像素×31 757像素的高分二号遥感影像。影像经过辐射定标、大气校正和正射校正处理，多光谱与全色波段融合得到多光谱空间分辨率为0.8 m的影像。

3.2 结果分析

为从颜色真实、纹理丰富和地物提取质量3个方面评价方法的有效性，基于相同的遥感影像，将RTGO-MRVFSO方法与基于直方图的HE、CLAHE方法以及基于Retinex算法的MSR、MSRCP、AutoMSRCR方法进行对比分析，结果见图1，原图中阴影普遍存在，被遮蔽地物不仅难以识别属性，甚至难以辨别是否存在。

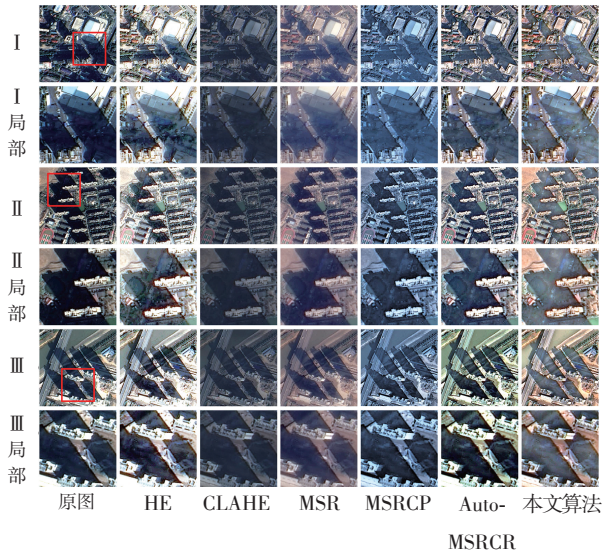


图1 不同阴影增强方法的城市高分辨率影像处理结果对比

1）颜色真实评价。CLAHE、MSR和MSRCP方法呈现出明显的偏色现象，CLAHE的亮度更暗、MSR偏红、MSRCP偏蓝，均无法校正影像色差；HE、AutoMSRCR和RTGO-MRVFSO方法能保持地物原本颜色，但HE在高亮度地物上出现过饱和，如Ⅰ和Ⅲ的白色建筑物，AutoMSRCR存在不同影像间色调不一致的情况，如Ⅲ中色调偏绿。由于RTGO-MRVFSO方法在亮度上拉伸表现为线性的，因此3张图色调保持一致，还原了地物真实颜色，在增强暗像素和保持高亮度地物避免过饱和方面取得了较好的平衡。CLAHE、MSR和MSRCP方法难以识别阴影内的地物，而HE、AutoMSRCR和RTGO-MRVFSO方法能清晰辨认Ⅰ中局部阴影内的白色车辆和蓝色房子、Ⅱ中阴影遮蔽的水塘；但对于Ⅲ中左侧相互重叠的复杂阴影，HE和AutoMSRCR方法无法辨认地物特征和属性，RTGO-MRVFSO能清晰识别此处为一些白色地基和大量的黄色裸土。计算得到AutoMSRCR、CLAHE、HE、MSR、MSRCP和RTGO-MRVFSO方法的CED值分别为0.482 3、0.291 9、0.164 0、0.383 6、0.382 9和0.143 5，其中RTGO-MRVFSO方法的CED值最小，证明了RTGO-MRVFSO处理结果与原始影像色彩差异最小的人工观测结果。

2）纹理丰富评价。本文采用灰度共生矩阵分析不同阴影增强算法处理后的影像纹理特征（图2），原始影像中阴影区域纹理较少。从全局角度观察，尽管HE、CLAHE、MSR方法的纹理特征较原始图像均有提高，但阴影内部纹理仍比无阴影区域稀疏；MSRCP和AutoMSRCR方法较前三者纹理信息更加丰富，阴影内部纹理更加密集；RTGO-MRVFSO方法拥有更丰富的纹理信息，在保留地物边界的同时突显纹理细节。从局部角度分析，Ⅰ、Ⅱ携带的局部纹理信息逐渐丰富（按照展示顺序从左到右），而Ⅲ更直观地展现了RTGO-MRVFSO方法的优势，红框内的纹理几乎完全充实，且清晰可见。综上所述，RTGO-MRVFSO方法能显著增强阴影区域地物特征纹理，有助于深度神经网络模型对不同地物特征的学习。

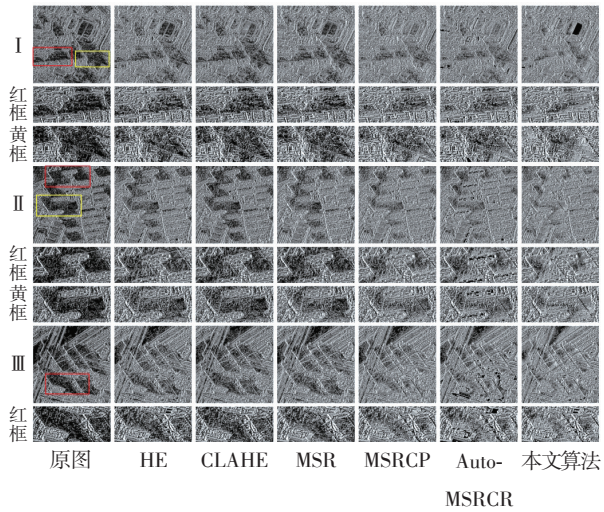


图2 不同阴影增强方法的影像纹理特征对比

实验中分别计算各种方法所有结果的*AG*、*SF*、ENT、CON和HOM，结果见表1，表中↑表示数值越大该指标效果越好，↓表示数值越小该项指标效果越好，可以看出，RTGO-MRVFSO方法整体比其他方法更好，处理后的图像具有更加丰富的细节，纹理更清

表1 遥感图像无参考评价指标结果对比

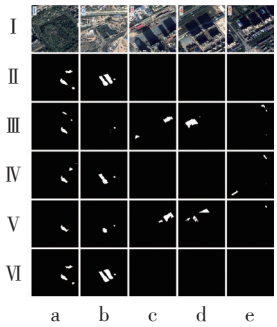
方法	*AG*↑	*SF*↑	ENT↑	CON↑	HOM↓
AutoMSRCR	10.748 4	1.399 5	0.696 0	1.967 2	0.981 6
CLAHE	21.360 7	2.922 0	0.859 2	5.812 4	0.966 5
HE	56.613 5	13.118 3	1.102 8	14.949 3	0.946 3
MSR	33.398 7	3.272 7	0.890 9	21.670 6	0.964 5
MSRCP	23.388 0	2.761 6	0.853 3	8.608 8	0.968 1
RTGO-MRVFSO	72.766 3	15.542 3	1.123 8	19.610 1	0.956 0

晰、明显、细致，表明该算法确实能有效恢复阴影遮挡地物的特征信息，还能保持非阴影区域原始图像的可见信息，在综合性能上具有绝对优势，进一步验证了定性分析的正确性。

3）地物提取质量评价。为检验阴影在不同赋存环境下对地物提取精度的影响，本文选取6个实验点（图3a）进行地物提取质量分析。由消融实验分析可知，CLAHE、AutoMSRSR和RTGO-MRVFSO方法在阴影校正方面的表现较好，因此采用这3种方法进行地物提取精度对比实验。首先将原始数据集经过不同阴影算法预处理，得到阴影校正数据集；再将处理后的数据集与TransUNet网络进行训练，结果见图3b，可以看出，原始影像III训练的模型将部分阴影错误识别为水体，且难以准确识别周围覆盖较多树木且面积较小的水体；CLAHE训练的模型与原始影像模型类似，但在水体识别和抵抗阴影方面效果更好；本文方法训练的模型性能最优，其增大了水体与阴影在颜色和纹理等特征上的差异，使深度学习模型能学习到更丰富的水体特征，不受阴影干扰，在预测结果上表现出更精准的目标定位，且对阴影等暗像素地物具有一定的抵抗能力；AutoMSRCR训练的模型表现较好，但处理的数据色调略有偏差，对水体准确识别产生影响。



a 实验区域



b 实验结果

图3　不同阴影增强方法提取效果对比

注：I为原始影像；II为真值标签；III为Classic；IV为AutoMSRCR；V为CLAHE；VI为RTGO-MRVFSO；a为林地遮蔽的池塘；b为开阔地区的池塘；c为高大建筑遮蔽的停车场；d为高大建筑遮蔽的林地；e为高大建筑遮蔽的低矮建筑与林地。

建筑阴影是影响城市小微水体提取精度的重要因素。图4为第6个分析点（图3a中黄色虚线框）的提取效果对比，红色圆圈和紫色圆圈为阴影区域，该处为位于居民区的池塘，属于典型的阴影遮挡水体场景。各方法处理后训练的模型均能准确识别阴影内部的水体，但本文方法的效果最佳，识别的水体形状完整且边界清晰。4种方法的水体提取精度见表2，结果表明，水体提取精度的提升顺序为RTGO-MRVFSO > AutoMSRCR > CLAHE，与3种阴影校正方法综合效果一致。由于地物提取精度与阴影校正效果正相关，面临水体与建筑阴影混杂问题时，RTGO-MRVFSO方法出色的影像阴影校正能力能显著提升阴影干扰下的小微水体提取精度。

表2　各阴影增强方法的评价指标结果（不含大型水体）

方法	Precision	Recall	IoU	F1-score
Original	0.290 9	0.531 4	0.231 5	0.376 0
AutoMSRCR	0.662 1	0.609 6	0.464 9	0.634 8
CLAHE	0.490 6	0.584 5	0.363 8	0.533 4
RTGO-MRVFSO	0.969 7	0.917 0	0.891 5	0.942 6

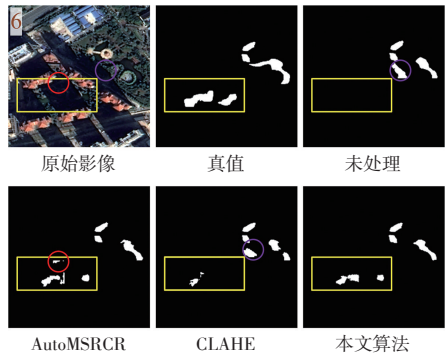


图4　不同阴影增强方法在典型场景的提取效果对比

4　结　语

针对高大建筑阴影造成城市低矮地物提取困难的问题，本文提出了RTGO-MRVFSO方法。首先通过明通道先验方法估算阴影环境的影响分量（低端噪声）；再利用暗通道先验方法估算大气环境的影响分量（高端噪声）；最后自适应拉伸地物信号区间，摒弃两端噪声区间，提升影像IoU，使图像整体更清晰、细节更丰富，阴影地物视觉特征得到恢复。实验结果表明，典型的城市低矮地物（小微水体）提取精度提升了67.88%，IoU提升了66.00%，F1-score提升了56.66%。

1）RTGO-MRVFSO方法能有效恢复地物波谱特性、还原地物色彩，对于依赖光谱特性的植被指数计算大有裨益；保留影像层次和丰富影像细节，对于基于高分辨率影像的数字城市建筑高度提取

至关重要。

2）影像阴影校正处理能显著提升小微水体的提取精度。RTGO-MRVFSO方法能自适应增强阴影地物的视觉特征，减少人工工作量，有效提升高分辨率影像地物提取和土地利用分类的精度。

高分辨率影像阴影估算和处理涉及的因素很多，本文尝试利用影像的多通道估算环境散射的物理影响，将来可以考虑加入建筑容积率、大气透过率、DEM等辅助数据进行更细粒度和更准确的量化。此外，可借助大模型类脑视觉对高分辨率影像阴影进行自主处理，趋利避害，从而更大幅度地提升地物提取与分类精度。

参考文献

[1] Shi L, Fang J, Zhao Y F. Automatic Shadow Detection in High-resolution Multispectral Remote Sensing Images[J]. Computers and Electrical Engineering, 2023, 105:108 557

[2] Zhang Y D, 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, 247:111 945

[3] Khan S H, Bennamoun M, Sohel F, et al. Automatic Shadow Detection and Removal from a Single Image[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 38(3):431-446

[4] Dare P M. Shadow Analysis in High-resolution Satellite Imagery of Urban Areas[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2005, 71(2):169-177

[5] Sarabandi P, Yamazaki F, Matsuoka M, et al. Shadow Detection and Radiometric Restoration in Satellite High Resolution Images[C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004(6):3 744-3 747

[6] 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

[7] Chen Y, Wen D, Jing L, et al. Shadow Information Recovery in Urban Areas from very High Resolution Satellite Imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(15): 3 249-3 254

[8] Zhan Q M, Shi W Z, Xiao Y H. Quantitative Analysis of Shadow Effects in High-resolution Images of Urban Areas[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2005, 36(8):238-245

[9] Yamazaki F, Liu W, Takasaki M. Characteristics of Shadow and Removal of Its Effects for Remote Sensing Imagery[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009(4):415-426

[10] Liu W, Yamazaki F. Object-based Shadow Extraction and Correction of High-resolution Optical Satellite Images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5(4):1 296-1 302

[11] 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

[12] Zuiderveld K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization[M]. Graphics Gems IV, 1994:474-485

[13] Rahman Z, Jobson D J, Woodell G A. Multi-scale Retinex for Color Image Enhancement[C]//Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing, 1996(3):1 003-1 006

[14] Parthasarathy S, Sankaran P. An Automated Multi-scale Retinex with Color Restoration for Image Enhancement[C]. IEEE National Conference on Communications, 2012:1-5

[15] Bhateja V, Yadav A, Singh D, et al. Multi-scale Retinex with Chromacity Preservation (MSRCP)-based Contrast Enhancement of Microscopy Images[C]//Smart Intelligent Computing and Applications, Volume 2: Proceedings of Fifth International Conference on Smart Computing and Informatics. Springer, 2022: 313-321

[16] Liu J, Wang Q, Fan H, et al. A Shadow Imaging Bilinear Model and Three-branch Residual Network for Shadow Removal[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(11):15 857-15 871

[17] Funka-Lea G, Bajcsy R. Combining Color and Geometry for the Active, Visual Recognition of Shadows[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, 1995: 203-209

[18] Arévalo V, González J, Ambrosio G. Shadow Detection in Colour High-resolution Satellite Images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(7):1 945-1 963

[19] Štampfl V, Ahtik J. Shadow Segmentation with Image Thresholding for Describing the Harshness of Light Sources[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33: 3 428-3 440

[20] Chen J, Mei J, Li X, et al. TransUNet: Rethinking the U-Net Architecture Design for Medical Image Segmentation Through the Lens of Transformers[J]. Medical Image Analysis, 2024(10):97-101