

深圳大学考试答题纸

(以论文、报告等形式考核专用)

二〇二四~二〇二五 学年度第 一 学期

教师评语:

题目: 面向城市密集高楼建筑区的阴影提取与去除方法

面向城市密集高楼建筑区的阴影提取与去除方法

概要: 遥感图像中不同地物导致的阴影常常会影响后期处理的质量,尤其是在城市密集高楼建筑区中,高大建筑造成的阴影范围较大而遮盖周围的重要地物。因此,面向城市密集高楼建筑区的阴影提取与去除具有显著的必要性。本研究通过五种阴影提取以及三种阴影去除方法进行综合比对分析,尝试根据其背后原理及处理情况探索不同方法的处理机理及效果。对于阴影去除方法,除了一般的效果分析之外,还进行了光谱曲线分析、灰度图像分析等等深入研究。最终研究发现一种多尺度 Retinex 和阈值分割的阴影提取方法和一种基于区域特征匹配的阴影提取方法组合能够有效进行城市密集高楼建筑区的阴影处理。

关键词: 城市密集高楼建筑区、阴影提取、阴影去除

Remote Sensing Processing Method for Urban Dense High-Rise Building Areas

Abstract: Shadows caused by different objects in remote sensing images often affect the quality of subsequent processing, especially in urban areas with densely packed high-rise buildings. The large shadows cast by tall buildings can obscure important surrounding features. Therefore, shadow extraction and removal in such urban areas are of significant importance. This study conducts a comprehensive comparative analysis of five shadow extraction methods and three shadow removal methods, aiming to explore the mechanisms and effects of these methods based on their underlying principles and processing performance. For shadow removal methods, in addition to general performance analysis, in-depth studies such as spectral curve analysis and grayscale image analysis were also conducted. The study ultimately finds that a combination of a multi-scale Retinex and threshold segmentation method for shadow extraction, along with a region-based feature matching method for shadow removal, can effectively handle shadows in densely built urban areas.

Key words: densely built urban areas, shadow extraction, shadow removal

1. 研究背景及研究方法

根据相关研究^{[1]、[2]}, 阴影是由于光源(如太阳)的遮挡造成的亮度差异显著的区域, 如图 1。这些阴影区域在高分辨率的遥感图像中尤为明显, 特别是在城市环境中, 如图 2, 由于建筑物、树木等高大物体的存在, 阴影问题更为普遍。根据阴影的特性, 遥感图像中的阴影可以分为自阴影(Self-shadow)、投射阴影(Cast shadow)和地形阴影(Terrain shadow), 自阴影是由物体自身的结构遮挡光源而形成的阴影, 投射阴影是由物体投射到其他地表区域的阴影, 而地形阴影则是由于地形起伏和高差造成的阴影, 如图 3。



图 1: 生活中的阴影现象



图 2: 城市环境中的阴影问题



图 3: 不同类型的阴影示意

为了提高遥感图像的分析精度, 阴影提取和去除是必要的预处理步骤^[3]。阴影提取是指从图像中检测并分割出阴影区域, 而阴影去除则是通过各种算法和方法对这些阴影区域进行校正, 以恢复被阴影遮挡的地物信息。传统的阴影去除方法通常依赖于训练数据集, 但近年来, 不依赖训练集的阴影去除方法逐渐引起了研究者的关注^[4]。这些方法通常基于图像的物理特性、纹理信息或颜色变换, 能够在不需要

大量标注数据的情况下，达到有效去除阴影的目的。在此展示了部分相关研究，如表 1。

表 1：阴影提取与去除的相关研究

序号	文献	主要研究内容	突出贡献
1	Xie et al. ^[5]	一种聚类特征约束多尺度注意力网络，考虑像素组特征，引入重新加权机制，并建立深度多尺度特征聚合结构	增强了编码和解码层的非线性表达能力，同时更好地拟合阴影的多尺度表达，其阴影提取更准确更鲁棒
2	Guo et al. ^[6]	一种基于施密特正交化的高分辨率光学遥感图像阴影提取算法	轻量级算法，拥有着更高的提取精度和更少的计算时间
3	He et al. ^[7]	一种基于多通道特征的遥感图像自适应无监督阴影检测提取方法	新型多通道特征解决阴影特征提取不足的问题，动态局部自适应粒子群适应无大量标记样本场景
4	Wang et al. ^[8]	一种使用了线性迭代聚类超像素分割和多级全局阈值方法的阴影探测算法	能够有效消除干扰对象影响，并且能够有限提取地物与阴影的特征，以辨别高分辨率影像中的阴影。
5	Shi et al. ^[9]	一种使用了 PCA、直方图阈值法和形态学操作的阴影提取去除算法	能够有效识别小阴影区域和黑暗非阴影区域，同时保证了较高的视觉一致性

目前对于阴影提取和去除的算法多种多样，尽管很多算法都结合了一些前沿的内容，比如神经网络等，但是大多算法都具有相似的本质特征。有研究^{[10]、[11]、[12]}指出，目前的算法从本质上看可以分为几类，一类是基于模型的方法，基于日照先验信息进行模型拟合；一类是基于特征的方法，基于阴影特征进行识别提取。对于阴影提取方法而言，常见的有基于多尺度 Retinex (MSR) 和阈值分割的方法、基于 Gabor 滤波和纹理分析的方法、基于梯度方向和边缘检测的复杂算子方法、基于暗通道先验的方法、通过直方图对比和高通滤波的方法；而对于阴影去除方法而言，常见的有基于统计学匹配和平滑过渡方法、基于直方图匹配的方法、基于区域特征匹配的方法。其中，城市环境中的密集高楼建筑

区作为阴影的大规模出现地区，其阴影识别和去除可以有效提高城市密集高楼建筑区的遥感图像处理准确度，因此具有显著的研究意义。

在本研究中，针对城市密集高楼建筑区的场景选取卫星遥感影像，主要来源是 CNES (法国国家空间研究中心) 和 Airbus (空中客车公司) 提供的卫星图像数据，其被谷歌地图所采用并进行了一定的预处理，比较适合用于学术研究。其拍摄时间大致在 2020 年左右，选取了来自深圳、上海和北京的城市密集高楼建筑区的局部截取。

本研究综合比对五种阴影提取方法和三种阴影去除方法的效果，力求公平客观地展示不同方法的实践效果，并且选择最优的搭配，实现城市密集高楼建筑区的阴影提取和去除。

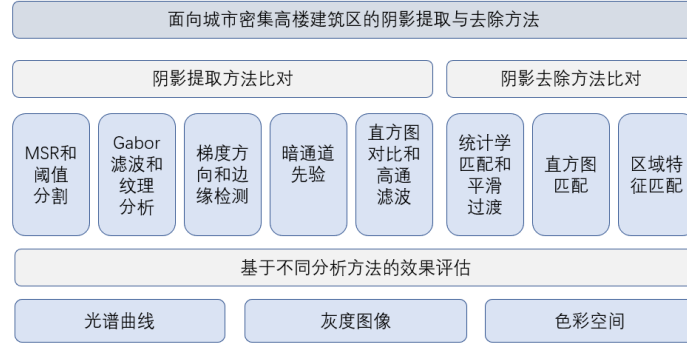


图 4：研究框架

2. 阴影提取方法

(1) 基于多尺度 Retinex (MSR) 和阈值分割方法的阴影提取

基于多尺度 Retinex (MSR) 和阈值分割方法常常被用于阴影提取，有研究^[13]使用相关方法消除车辆阴影，应用于高速公路视频监控和事故检测；有研究^[14]使用相关方法进行高分辨率卫星图像中的阴影检测和补偿；有研究^[15]将相关方法与自动阴影边缘定位相结合进行阴影识别和去除工作；有研究^[16]总结了相关方法的原理、特点及优势。

Retinex 理论于 1965 年被首次提出^[17]，在 1997 年被进一步改良成为多尺度 Retinex 算法^[18]。Retinex 理论是一种基于人类视觉系统的理论，旨在解释人眼如何感知颜色和亮度不受光照条件变化的影响，其认为人眼视觉系统具有一种特殊能力，可以在光照条件下感知物体的真实颜色和亮度，这种能力被成为色彩恒常性 (Color Constancy)。Retinex 理论的核心目标是模拟这种感知过程，通过去除光照影响，使得图像中的物体呈现其“本征特性”。最先被提出的单尺度 Retinex (Single-Scale Retinex, SSR) 和后期提出的多尺度 Retinex (Multi-Scale Retinex, MSR) 公式分别如下：

$$R(x, y) = \log(I(x, y)) - \log(F(x, y, \sigma)) \quad (I)$$

$$R_{MSR}(x, y) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot R_{\sigma_i}(x, y) \quad (II)$$

I 式为 SSR 公式，其中， $I(x, y)$ 是输入图像像素值， $F(x, y, \sigma)$ 是输入图像经过高斯模糊后的效果， σ 是模糊的尺度，表示模糊核的标准差，决定了光照校正的范围， $R(x, y)$ 是增强后的像素值。在 SSR 中，选定一个固定值，只能模拟一种光照变化范围。II 式为 MSR 公式，其中，表示单尺度 Retinex 在尺度下的结果，是权重系数，用于平衡不同尺度的贡献（一般取等权），表示尺度数量。MSR 通过组合多个，既保留了小尺度细节，又修复了大尺度光照不均，提升了阴影与背景的区分度。

Otsu 阈值分割方法于 1975 年被提出^[19]，是一种基于直方图分析的图像分割方法，其目标是通过最大化类间方差 σ_B^2 来自动选择全局阈值 t^* ，将图像划分为前景和背景。假设图像像素值的直方图概率分布为 $P(i)$ ，阈值为 t 时，类间方差定义为：

$$\sigma_B^2 = w_1(t)w_2(t) [\mu_1(t) - \mu_2(t)]^2$$

其中， $w_1(t) = \sum_{i=0}^t P(i)$ ， $w_2(t) = \sum_{i=t+1}^L P(i)$ 分别表示两类的像素占比， $\mu_1(t)$ ， $\mu_2(t)$ 分别为两类的平均灰度值。通过穷举 $t \in [0, L]$ ，找到最大化 $\sigma_B^2(t)$ 的阈值 t^* ，从而实现最佳分割。

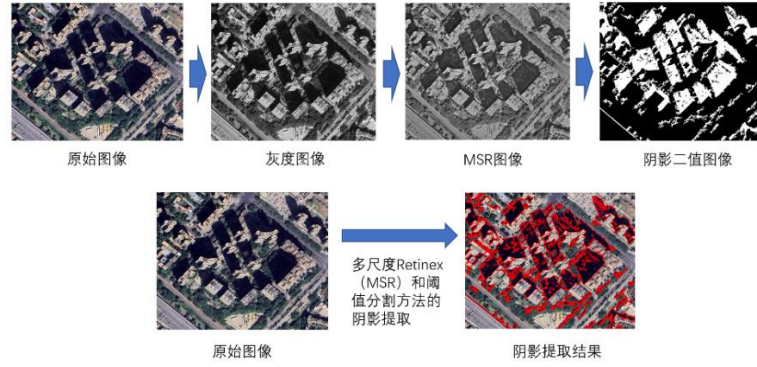


图 5：基于多尺度 Retinex（MSR）和阈值分割方法的阴影提取

(2) 基于 Gabor 滤波和纹理分析的阴影提取

Gabor 滤波在 1946 年被提出^[20]，最早并不是用于图像阴影区域处理，主要是应用于局部纹理特征提取。但是后来有学者研究发现可以使用该滤波识别出特定的局部阴影区，因此后续被广泛应用到基于纹理分析的阴影提取工作中。比如，有研究^[21]使用相关方法进行视频序列中的移动阴影检测以发现移动目标；有研究^[23]根据相关方法提出一种改进型自适应阴影检测算法；有研究^[24]则将相关方法与匹配追踪算法相结合以识别阴影点。

遥感影像中的阴影区域通常表现为低亮度值以及纹理特征的显著变化，基于 Gabor 滤波与动态阈值分割的纹理分析方法就是以这一理论为前提进行的，Gabor 滤波器是一种结合频域和空间域分析的线性滤波器，用于提取局部纹理特征。二维 Gabor 滤波器的数学表达式为：

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right)$$

其中， $x' = x \cos \theta + y \sin \theta$ ， $y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$ 为旋转后的坐标，用于滤波器方向的调节； λ 是滤波器的波长，决定纹理分析的空间频率； θ 表示滤波器方向角，控制对特定方向纹理的敏感性； ψ 为相位偏移，通常用于

调整响应位置； σ 是高斯包络的标准差，用于控制滤波器的空间范围； γ 为椭圆率，表示滤波器的纵横比。在遥感影像处理中，为捕捉不同尺度的纹理特征，本文采用多频率 Gabor 滤波器，滤波响应的累加形式为：

$$R(x, y) = \sum_{i=1}^n |g_{\lambda i} * I_{gray}(x, y)|$$

其中， $I_{gray}(x, y)$ 为输入影像的灰度图， $| \cdot |$ 表示滤波响应的绝对值， $*$ 表示二维卷积操作。通过这种多尺度累加的方式，可以增强纹理特征的表达能力，使阴影区域在纹理响应中表现为显著的低值区域。

为了将纹理响应转化为阴影掩码，本文采用基于均值的动态阈值分割方法。首先计算纹理响应的全局均值 μ_R ，然后通过调整因子 k 设置阈值 $T = k \cdot \mu_R$ ，依据该阈值构建阴影二值掩码 $M(x, y)$ ，其定义为：

$$M(x, y) = \begin{cases} 1, & R(x, y) < T, \\ 0, & R(x, y) \geq T. \end{cases}$$

在获得初步的阴影掩码后，为消除检测结果中的噪声区域，使用形态学方法移除面积小于 min_size 的小连通区域。经过该步骤后，阴影区域的检测结果更加准确。在后续处理中，基于边缘检测算法提取阴影区域的轮廓，用于结果的可视化和分析。

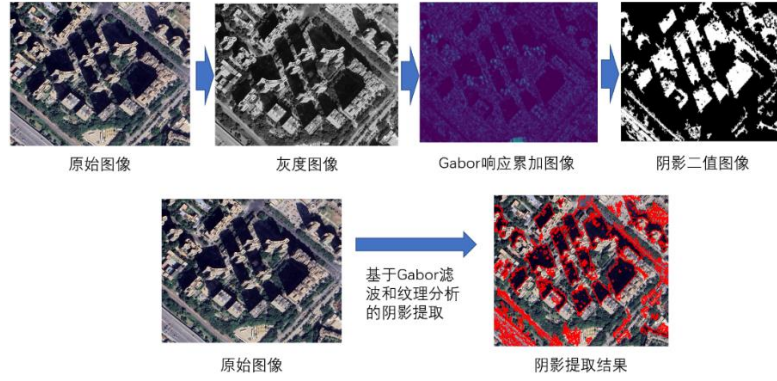


图 6: 基于 Gabor 滤波和纹理分析的阴影提取

(3) 基于梯度方向和边缘检测的复杂算子方法

基于梯度方向和边缘检测的复杂算子方法也是遥感图像处理中识别阴影区的方法之一[24]、[25]、[26]、[27]、[28]。首先将多光谱遥感图像转化为灰度图像以简化后续计算,通过对红、绿、蓝三个波段进行均值处理得到。为识别图像中亮度变化较小的区域,采用 Sobel 算子计算梯度幅值。梯度幅值定义为:

$$G(x,y) = \sqrt{(G_x)^2 + (G_y)^2}$$

其中, G_x 和 G_y 分别为水平方向和垂直方向的梯度,计算公式为:

$$G_x = \frac{\partial I_{gray}}{\partial x}, \quad G_y = \frac{\partial I_{gray}}{\partial y}$$

基于梯度幅值,将低梯度区域 ($G(x,y) < Threshold$) 标记为潜在阴影区域。

为了进一步细化阴影区域,采用

拉普拉斯算子检测图像边缘特性,拉普拉斯算子的二阶导数形式为:

$$\nabla^2 I_{gray}(x,y) = \frac{\partial^2 I_{gray}}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I_{gray}}{\partial y^2}$$

通过结合低梯度区域和负边缘特性 (即 $\nabla^2 I_{gray} < 0$), 可以精确提取阴影候选区域。为提高阴影区域的连通性,采用膨胀操作对二值图像进行处理。膨胀操作的数学描述为:

$$B(x,y) = \{(s,t): s^2 + t^2 \leq r^2\},$$

$$f_{dilated} = f \oplus B$$

其中, $B(x,y)$ 为半径为 r 的圆形结构元素, $f_{dilated}$ 为膨胀后的二值图像。为消除噪声和小型非阴影区域,设置最小阴影区域阈值 A_{min} , 满足以下条件的区域将被保留:

$$Area(A) \geq A_{min}$$

最后,通过图像测地线方法提取二值图像中的阴影轮廓。

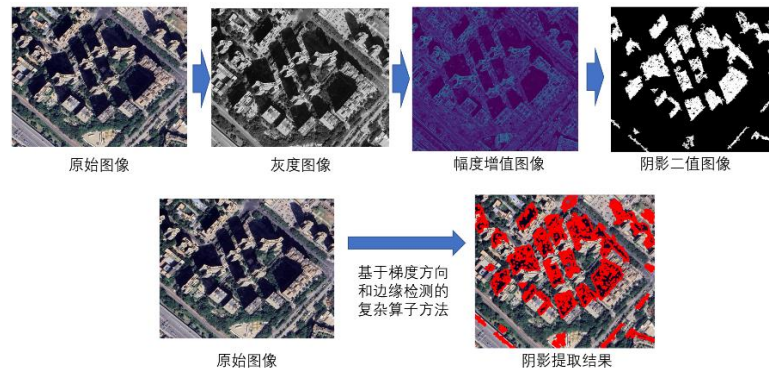


图 7: 基于梯度方向和边缘检测的复杂算子方法

(4) 基于暗通道先验的阴影提取

基于暗通道先验 (Dark Channel Prior, DCP) 的阴影提取是一种经典的图像处理技术, 最初用于去雾, 但其核心思想也适用于阴影区域的检测^{[29]、[30]、[31]}。在自然图像中, 非天空区域的每一个局部小窗口总会有一个像素的某个颜色通道具有非常低的值 (接近 0)。这被称为暗通道先验。阴影区域由于光照受阻, 通常会呈现更低的亮度, 因此可以通过暗通道值来分割阴影区域。给定 RGB 图像 I , 每个像素点的暗通道值 $J_d(x)$ 定义为:

$$J_d(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_{c \in \{R, G, B\}} I_c(y) \right)$$

其中, x 是图像中的像素位置。 $\Omega(x)$ 是以 x 为中心的局部窗口, 大小为 $w \times w$ 。 $c \in \{R, G, B\}$ 表示红绿蓝三通道。

(5) 通过直方图对比和高通滤波进行阴影提取

有部分研究通过直方图对比和高通滤波进行阴影提取, 这一理论的核心思想是基于图像亮度特性和高频特征的阴影增强与分割, 通过结合对比度增强 (直方图均衡化)、边缘增强 (高通滤波)、聚类分析 (K-means) 和形态学优化, 实现对阴影区域的自动化提取^{[32]、[33]、[34]}。

首先, 通过直方图均衡化增强图像的对比度。直方图均衡化重新分配图像像素值, 使得像素分布尽可能均匀, 从而增加暗部区域 (如阴影) 的可见性。数学上, 通过累积分布函数 (CDF) 对像素值重新映射:

$$y = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^x h(i)$$

其中, $h(i)$ 表示像素值 i 的直方图频率, M, N 为图像尺寸。同时, 通过高通滤波提取图像的高频信息 (边缘或细节), 如拉普拉斯算子 (一个二阶微分算子) 计算图像的梯度变化。

对每个像素 x : 首先计算其所在窗口 $\Omega(x)$ 中所有像素点在 RGB 通道上的最小值。然后取三个通道中最小的那个值作为暗通道值 $J_d(x)$ 。对于阴影区域, 暗通道值 $J_d(x)$ 通常较低 (接近 0), 因此可以通过阈值将其与非阴影区域分开。根据暗通道先验计算出的 $J_d(x)$, 将低值区域标记为潜在的阴影区域。

$$\text{ShadowMask} = \begin{cases} 1, & \text{if } J_d(x) < T, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

其中, T 是设定的暗通道值阈值。阈值 T 控制阴影区域的宽松程度, 较低的阈值更加严格, 仅检测非常暗的区域。为了修正分割结果, 使用形态学操作, 膨胀可以填补阴影区域中的小空洞, 提高连续性。移除小对象可以去除噪声点或孤立像素。

高通滤波捕捉了图像中快速变化的部分, 例如阴影边界。这种高频信息与增强后的图像结合, 通过线性组合的方式提高阴影的对比度, 并限制像素值在有效范围内以避免失真。经过预处理后, 图像的亮度信息表现为暗区 (阴影) 和非阴影区域的对比。为了分离这些区域, 使用了 K-means 聚类, 一种基于欧几里得距离的无监督学习方法。K-means 将数据划分为 k 个簇, 通过最小化簇内点到簇中心的平方距离:

$$\arg \min \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2$$

其中, μ_i 是第 i 个簇的中心。通过对像素亮度值聚类, 最暗的簇通常被识别为阴影区域。在得到初步的阴影区域后, 应用形态学操作进一步优化结果: 小区域移除: 通过计算连通区域的面积, 删除小于指定阈值的区域, 避免噪声的干扰。膨胀操作: 通过卷积结构元素 (如圆形), 扩展阴影边界, 使区域更加完整。最后, 使用等高线检测方法提取阴影区域的边界。这依赖

于对二值图像中特定值（如 0.5）的轮廓检测，基于梯度计算阴影边界的位置和形状。

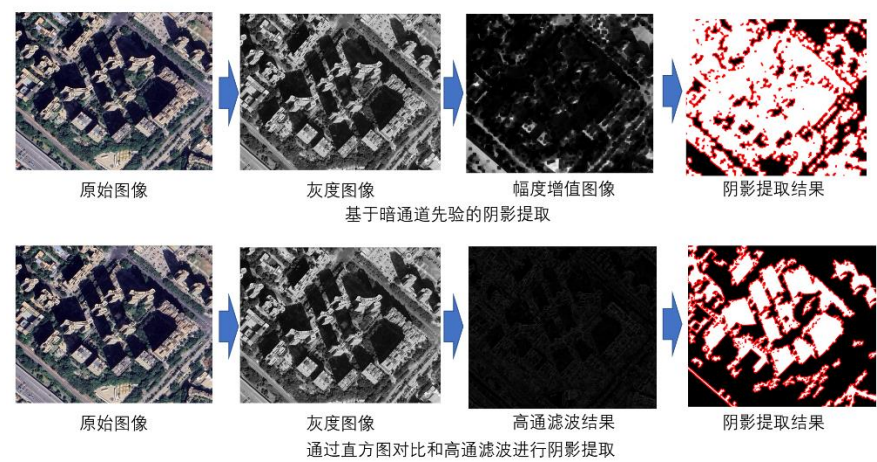


图 8：基于暗通道先验方法以及通过直方图对比和高通滤波方法的阴影提取

(6) 阴影提取方法总结

表 2：阴影提取方法总结

序号	阴影提取方法	效果
1	基于多尺度 Retinex (MSR) 和阈值分割方法的阴影提取	效果最好，基本分割出了所有阴影区域,同时还捕捉了一些细微的阴影区域
2	基于 Gabor 滤波和纹理分析的阴影提取	尽管分割出了大部分的阴影区域,但是误判了很多其它无关的地物,尤其是原本不属于阴影的道路以及绿化,效果不佳
3	基于梯度方向和边缘检测的复杂算子方法	分割出了大部分阴影区域,存在一些小的误判,但是大部分都提取正确。相对来说提取边界过于细碎，轮廓不明确，效果一般
4	基于暗通道先验的阴影提取	分割存在大量错误,对于阴影区域有着较为严重的误判，效果最差
5	通过直方图对比和高通滤波进行阴影提取	基本完成了分割，效果较好，仅次于第一种方法

3.阴影去除方法

根据相关研究[3]·[4]·[35]，可以总结出三种常用的阴影去除方法如下：

(1) 基于统计学匹配和平滑过渡的阴影去除

阴影区域通常表现为亮度和对比度低于非阴影区域。为了调整阴影区域的视觉特性，采用以下公式进行线性匹配：

性匹配：

$$I' = \frac{I - \mu_s}{\sigma_s} \cdot \sigma_{ns} + \mu_{ns}$$

其中, I 是阴影区域的原始图像值, μ_s, σ_s 是阴影区域的均值和标准差, μ_{ns}, σ_{ns} 是非阴影区域的均值和标准差, I' 是调整后的像素值。其本质实际上将阴影区域的像素值归一化为以 0 为

均值, 1 为标准差的标准分布, 将标准化后的像素值拉伸到非阴影区域的统计分布, 从而消除视觉上的差异。直接调整阴影区域可能在边界处形成明显的割裂感, 因此引入高斯模糊生成平滑过度掩码。公式如下:

$$M_b(x, y) = G(M(x, y), \sigma)$$

其中 $M(x, y)$ 是二值化的阴影掩码, $G(\cdot, \sigma)$ 是高斯模糊操作, σ 为模糊半径 $M_b(x, y)$, $M_b(x, y)$ 是生成的边界平滑掩码。平滑后的像素值通过以下公式计算:

$$I_{final} = M_b \cdot I' + (1 - M_b) \cdot I_{orig}$$

I' 是阴影区域调整后的像素值,



图 9: 基于统计学匹配和平滑过渡的阴影去除

(2) 基于直方图匹配的阴影去除

阴影区域通常表现为亮度降低、颜色失真, 因此需要恢复其像素值的分布。非阴影区域的像素值分布(直方图)可以作为参考, 通过匹配算法将阴影区域调整为类似的分布。给定一个图像 I 的某个通道, 其像素值为 $p \in [0, 255]$, 直方图 $H(p)$ 表示像素值为 p 的像素数量, 其直方图的累计分布函数(CDF)为:

$$C(p) = \sum_{i=0}^p H(i)$$

$C(p)$ 表示小于等于 p 的像素值

I_{orig} 是原始图像像素值, M_b 是平滑掩码。其能够避免阴影区域后在边界处出现硬切割的人工痕迹。图像通常包含多个颜色通道(如 RGB), 需要对每个通道独立进行调整, 设第 c 个通道的调整公式为:

$$I'_c = \frac{I_c - \mu_{s,c}}{\sigma_{s,c}} \cdot \sigma_{ns,c} + \mu_{ns,c}$$

其中 c 为颜色通道索引, $\mu_{s,c}, \sigma_{s,c}$ 是阴影区域在第 c 个通道的统计特征, $\mu_{ns,c}, \sigma_{ns,c}$ 是非阴影区域在第 c 个通道的统计特征。多通道处理确保颜色一致性, 每个通道的调整基于各自的统计特性, 避免引入偏色或伪影。

总和占像素总数的比例。直方图匹配会首先计算像素直方图和累计分布函数, 随后为阴影区域中的每个像素值 p_s 找到一个匹配的值 p_{ns} , 使得:

$$C_s(p_s) = C_{ns}(p_{ns})$$

最后, 使用插值实现像素值的映射。通过插值, 将阴影区域的像素值转换为对应的目标值 p_{ns} :

$$p_{ns} = \text{interp}(C_s(p_s), C_{ns}, \text{values}_{ns})$$

其中, interp 表示插值函数, values_{ns} 是非阴影区域的像素值集合。这种方法充分利用了阴影区域和非阴影区域的统计特性, 通过精确调整像素值分布, 有效实现了阴影去除目标。

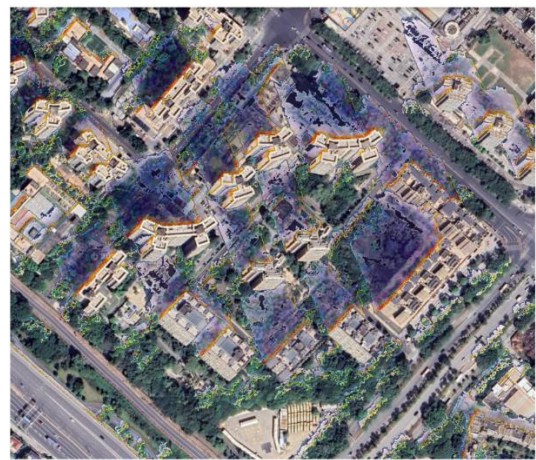


图 10: 基于直方图匹配的阴影去除

(3) 基于区域特征匹配的阴影去除

该阴影去除算法基于区域特征匹配的思想，旨在通过匹配阴影区域和非阴影区域的统计特性（均值和标准差），调整阴影区域的像素值，使其与非阴影区域的亮度和色彩特征相一致。

利用阴影掩码 M ，将图像划分为阴影区域 S 和非阴影区域 N ，分别表示为：

$$S = \{I(i, j, c) \mid M(i, j) = 1\},$$

$$N = \{I(i, j, c) \mid M(i, j) = 0\}$$

计算阴影区域 S 和非阴影区域 N 的均值和标准差，分别记为 μ_S^c, σ_S^c 和 μ_N^c, σ_N^c 。通过以下线性变换调整阴影区域像素值 I_S^c ：

$$I_S^{c'} = \left(\frac{I_S^c - \mu_S^c}{\sigma_S^c} \right) \sigma_N^c + \mu_N^c$$

调整后的像素值被限制在有效范围内：

$$I_S^{c'} = \max(0, \min(I_S^{c'}, 255))$$

仅对阴影区域进行调整，非阴影区域保持不变，得到校正后的图像：

$$I'(i, j, c) = \begin{cases} I_S^{c'}, & \text{if } M(i, j) = 1, \\ I(i, j, c), & \text{if } M(i, j) = 0. \end{cases}$$

该方法通过匹配阴影区域和非阴影

影区域的统计特征，确保阴影去除后区域的亮度和色彩与周围环境一致，避免界限明显的现象，实现自然的阴影去除效果。



图 11：基于区域特征匹配的阴影去除

(4) 阴影去除总结

对比三种阴影去除效果可以发现，其实三种方法的阴影去除结果差别都不太明显，尤其是第一种方法和第三种方法的结果几乎一致，第二种方法处理的阴影结果颜色较深，说明效果可能不如第一种和第三种方法。可以发现，经过阴影去除之后都显示出了原本隐藏于阴影中的地物特征，这反映了阴影去除基本都有着良好的效果。

4. 阴影处理效果分析及总结

本研究选取阴影提取算法中的第一种，即基于多尺度 Retinex (MSR) 和阈值分割方法的阴影提取方法，选取阴影去除算法中的第三种，即基于区域特征匹配的阴影去除方法。这两种算法的搭配在最终效果呈现最佳，为了进一步分析其处理效果，使用一系列方法进行进一步分析。

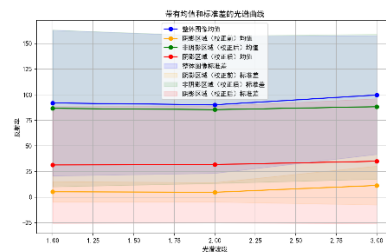


图 12：处理前后阴影区和非阴影区的光谱曲线图

对于整体图像而言，其光谱曲线覆盖范围较大，均值较大。单独划分阴影区和非阴影区，可以发现非阴影区

的光谱曲线和整体图像的光谱曲线无论是从覆盖范围还是均值都比较相近。但是阴影区却有着显著的不同，其光谱曲线反映其均值较低，范围较小，其在整体图像中的占比较小，这与观察结果一致，同时说明了阴影区提取算法是有效的，较好地地区分了阴影区域和非阴影区域。阴影区在进行阴影去除处理之后，均值显著上升，范围变化不大，说明阴影去除算法成功使得阴影区的光谱曲线向非阴影区的光谱曲线靠近，说明阴影区去除算法的作用也是明显的，较好地恢复了阴影区的图像。

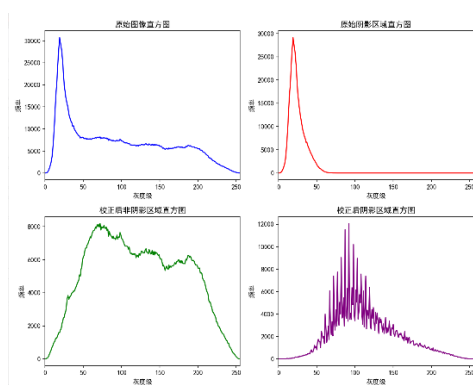


图 13：处理前后阴影区和非阴影区的灰度直方图

就处理前后阴影区和非阴影区的灰度直方图来看，非阴影区域的灰度直方图较为均衡，原始阴影区域的灰度直方图有着显著的聚集分布，集中在 0-50 的灰度级，从而使得原始图像整体的灰度直方图也同样出现了 0-50 灰度级的聚集现象。在经过阴影处理之后，显著改变了原有的灰度直方图分布，使其聚集带向更高灰度级拓展，且更加均衡，这也同样反映了阴影去除效果的显著性。

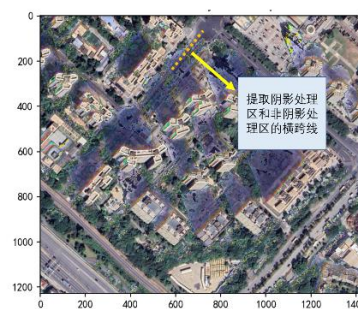


图 14：提取阴影处理区和非阴影处理区的横跨线示意图

为了更好地对比阴影区和非阴影区的效果，在图像上画出一条横跨阴影区和非阴影区相似地物的横跨线，以发现横跨线上的变化情况，进一步探索阴影处理区和原始区的差别。

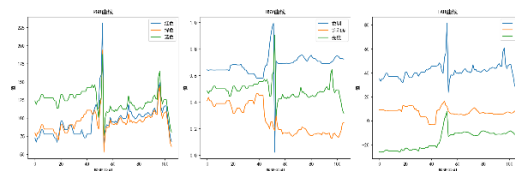


图 15：横跨线上不同色彩空间的变化图

可以发现，在横跨线上，无论是 RGB 曲线、HSV 曲线还是 LAB 曲线，都显示其在阴影区和非阴影区切换时具有一定的突变效应，但是突变并没有显著改变其分布，这说明阴影区和非阴影区的色彩分布情况差别并不大，只是在边界上有一定的突变，这反映了阴影处理效果较好，但是在边界处理上有待进一步的增强。

总的来说，本研究针对城市密集高楼建筑区进行了不同的阴影提取和阴影去除算法的应用对比分析，最终发现了一种多尺度 Retinex 和阈值分割的阴影提取方法和一种基于区域特征匹配的阴影提取方法组合能够有效进行城市密集高楼建筑区的阴影处理，最后的效果分析更是证明了这一点，反映了该算法搭配是有效且可行的，未来可以进一步改进算法对于边界处理的能力，或是在效率层面进行提升。

参考文献:

- [1] Hu, L., Zheng, J., & Gao, F. (2011, July). A building extraction method using shadow in high resolution multispectral images. In 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (pp. 1862-1865). IEEE.
- [2] Al-Najdawi, N., Bez, H. E., Singhai, J., & Edirisinghe, E. A. (2012). A survey of cast shadow detection algorithms. *Pattern Recognition Letters*, 33(6), 752-764.
- [3] Shahtahmassebi, A., Yang, N., Wang, K., Moore, N., & Shen, Z. (2013). Review of shadow detection and de-shadowing methods in remote sensing. *Chinese geographical science*, 23, 403-420.
- [4] Dong, X., Cao, J., & Zhao, W. (2024). A review of research on remote sensing images shadow detection and application to building extraction. *European Journal of Remote Sensing*, 57(1), 2293163.
- [5] Xie, Y., Feng, D., Shen, X., Liu, Y., Zhu, J., Hussain, T., & Baik, S. W. (2022). Clustering feature constraint multiscale attention network for shadow extraction from remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60, 1-14.
- [6] Guo, J., Yang, F., Tan, H., & Lei, B. (2017). Shadow extraction from high-resolution remote sensing images based on Gram-Schmidt orthogonalization in lab space. In 3rd International Symposium of Space Optical Instruments and Applications: Beijing, China June 26-29th 2016 (pp. 321-328). Springer International Publishing.
- [7] He, Z., Zhang, Z., Guo, M., Wu, L., & Huang, Y. (2022). Adaptive unsupervised-shadow-detection approach for remote-sensing image based on multichannel features. *Remote Sensing*, 14(12), 2756.
- [8] Wang, Z., Zhou, Y., Wang, F., Wang, S., Qin, G., & Zhu, J. (2023). Shadow Detection and Reconstruction of High-Resolution Remote Sensing Images in Mountainous and Hilly Environments. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*.
- [9] Shi, L., & Zhao, Y. F. (2023). Urban feature shadow extraction based on high-resolution satellite remote sensing images. *Alexandria Engineering Journal*, 77, 443-460.
- [10] 周婷婷.(2022).基于高分辨率光学遥感影像的城市地区地物提取及阴影信息恢复研究(博士学位论文,吉林大学).
https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=2F0E8PSemVPgf2dcswKFq-rRdw13OjlwpZzq4vcMFpq6SoqQun8T9p5OQaYp22w8a55Iiza6P3Vbf2POaK08H1ozFHF_Ts52Q3vRTmOxjOlQO0jdHhvyvWRjoNugt38He3t7IgZXw=&uniplatform=NZKPT&language=CHS
- [11] 陈国庆.(2023).高分辨率遥感影像阴影遮挡道路提取方法研究(硕士学位论文,重庆交通大学).
https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=2F0E8PSemVM3n7bBUhDQAJhQISGEwPUHC1Lo8uIg57U6QqYdhIPNKQaGzT7McwCJY27Al_pkkJMiwHAdcNe2dFhiJhEz-HV2ULV92xlgF_Dg061SBNVg0z0758mDk5lzNjZCHWs3zC4=&uniplatform=NZKPT&language=CHS
- [12] 柳稼航.(2012).基于视觉特征的高分辨率光学遥感影像目标识别与提取技术研究(博士学位论文,上海交通大学).
<https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=2F0E8PSemVPNsui62Z2TpGaokk5>

OE4f_kDLK-

5rCtpGablEN4kKy7S2ru8f8cNb32h6V3
sPqRljbP5Nt7yKspjhCeVSirj9lb9Q49Qt
3IEjr7jKOxthiHuLPsNdjPb&uniplatfor
m=NZKPT&language=CHS

[13] Wu, Q. S., Luo, X. L., Li, H., & Liu, P. Z. (2010, October). An improved multi-scale retinex algorithm for vehicle shadow elimination based on variational kimmel. In 2010 7th International Conference on Ubiquitous Intelligence & Computing and 7th International Conference on Autonomic & Trusted Computing (pp. 31-34). IEEE.

[14] Wang, S., & Wang, Y. (2009, September). Shadow detection and compensation in high resolution satellite image based on retinex. In 2009 Fifth International Conference on Image and Graphics (pp. 209-212). IEEE.

[15] Finlayson, G. D., Hordley, S. D., & Drew, M. S. (2002, January). Removing shadows from images using retinex. In Color and imaging conference (Vol. 10, pp. 73-79). Society of Imaging Science and Technology.

[16] Bhattacharyya, J. (2004). Detecting and removing specularities and shadows in images.

[17] Land, E. H. (1965, January). The retinex. In Ciba Foundation Symposium-Colour Vision: Physiology and Experimental Psychology (pp. 217-227). Chichester, UK: John Wiley & Sons, Ltd..

[18] Jobson, D. J., Rahman, Z. U., & Woodell, G. A. (1997). A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. IEEE Transactions on Image processing, 6(7), 965-976.

[19] Otsu, N. (1975). A threshold selection method from gray-level histograms. Automatica, 11(285-296), 23-27.

[20] Gabor, D. (1946). Theory of communication. Part 1: The analysis of information. Journal of the Institution of Electrical Engineers-part III: radio and communication engineering, 93(26), 429-441.

[21] Bakr, H. F., Hamad, A. M., & Amin, K. M. (2018, December). Detecting moving shadow using a fusion of local binary pattern and gabor features. In 2018 13th International Conference on Computer Engineering and Systems (ICCES) (pp. 393-398). IEEE.

[22] Leone, A., & Distant, C. (2007). Shadow detection for moving objects based on texture analysis. Pattern Recognition, 40(4), 1222-1233.

[23] Leone, A., Distant, C., Ancona, N., Stella, E., & Siciliano, P. (2004, October). Texture analysis for shadow removing in video-surveillance systems. In 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat. No. 04CH37583) (Vol. 7, pp. 6325-6330). IEEE.

[24] 姜建国, 李婷, 杨玲敏, & 李朋辉. (2015). C3 通道高分辨率遥感图像阴影检测算法的改进. 计算机辅助设计与图形学学报, 8(27), 1490G1497.

[25] Shi, L., & Zhao, Y. (2023). Edge Detection of High-Resolution Remote Sensing Image Based on Multi-Directional Improved Sobel Operator. IEEE Access, 11, 135979-135993.

[26] Liu, H., Wei, H., & Xuan, W. (2022, April). Shadow-Free Extraction of Motion Targets Using Vibe Algorithm and Laplace-Gause Operator. In Proceedings of the 3rd Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers (pp. 504-509).

- [27] Mohammad, E. J., JawadKadhim, M., Hamad, W. I., Helyel, S. Y., Alrsaak, A. A. A., Al-Kazraji, F. K. S., & HadeeAbud, A. (2014). Study Sobel edge detection effect on the ImageEdges using MATLAB. *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology*, 3(3), 10408-10415.
- [28] Zeng, Z., Zhang, R., Chen, J., Zeng, L., Wang, W., & McGrath, S. (2018, December). Adaptive shadow removal algorithm for face images. In *2018 12th International Conference on Sensing Technology (ICST)* (pp. 227-231). IEEE.
- [29] Tanya, R., Akhtar, F., & Mahipal. (2021, September). An Enhanced Haze Removal: Using DCP and Enriched-Invariant Features. In *International Conference on Micro-Electronics and Telecommunication Engineering* (pp. 257-267). Singapore: Springer Nature Singapore.
- [30] Sun, K., & Guo, J. (2024). Landscape Image Defogging System Based on DCPA Algorithm Optimization. *Scalable Computing: Practice and Experience*, 25(4), 3016-3032.
- [31] Lee, S., Yun, S., Nam, J. H., Won, C. S., & Jung, S. W. (2016). A review on dark channel prior based image dehazing algorithms. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2016, 1-23.
- [32] Qin, Y., Sun, S., Ma, X., Hu, S., & Lei, B. (2014, July). A background extraction and shadow removal algorithm based on clustering for ViBe. In *2014 International Conference on Machine Learning and Cybernetics* (Vol. 1, pp. 52-57). IEEE.
- [33] Liu, X., Xia, H., Li, K., Lu, Y., Lv, S., Zhao, Q., ... & Wang, L. (2024). The real-time shadow detection of the PV module by computer vision based on histogram matching and gamma transformation method. *Scientific Reports*, 14(1), 21781.
- [34] Storcz, T., Ercsey, Z., & Várady, G. (2018). Histogram based segmentation of shadowed leaf images. *Pollack Periodica*, 13(1), 21-32.
- [35] Mostafa, Y. (2017). A review on various shadow detection and compensation techniques in remote sensing images. *Canadian journal of remote sensing*, 43(6), 545-562.

关键代码展示由于内容较多，见附件。