

# 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

段光耀, 宫辉力, 李小娟, 陈蓓蓓

首都师范大学 资源环境与旅游学院 三维信息获取与应用教育部重点实验室  
城市环境过程与数字模拟国家重点实验室培育基地, 北京 100048

**摘要:** 针对高分辨率卫星影像, 提出一种特征分量构建与面向对象结合的阴影提取方法。分析遥感阴影光谱特性, 构建彩色不变特征  $C_3$ 、亮度特征  $I$ 、主成分第一特征量  $PC_1$  以及蓝色波段和近红外波段归一化比率特征  $RATIO_{b,nir}$ , 增强阴影信息。采用线性变换将几个特征分量 Digital Number (DN) 值归一化到相同范围, 对这几个分量进行综合分析。以  $I$  和  $PC_1$  分量为输入对影像进行多尺度分割, 建立包括波段均值、标准差、最大差异等特征的规则集, 实现面向对象的阴影信息提取。选取 20 幅 QuickBird 影像为例进行阴影提取实验, 平均总体精度为 97%, 平均用户精度为 96%, 平均 Kappa 系数为 0.94。实验结果表明, 相对传统基于像素信息提取方法, 本文方法提取阴影斑块完整, 无破碎图斑; 相对基于原始光谱的面向对象方法, 本文方法提取精度更高。

**关键词:** 阴影提取, 特征分量, 面向对象, 光谱特性, 彩色不变特征

中图分类号: TP751 文献标志码: A

**引用格式:** 段光耀, 宫辉力, 李小娟, 陈蓓蓓. 2014. 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. 遥感学报, 18(4): 760-770

Duan C Y, Gong H L, Li X J and Chen B B. 2014. Shadow extraction based on characteristic components and object-oriented method for high-resolution images. Journal of Remote Sensing, 18(4): 760-770 [DOI: 10.11834/jrs.20143243]

## 1 引言

阴影是高分辨率影像的重要组成部分, 其存在虽然影响了人们的视觉判读效果及计算机的自动识别(张晓美等 2011), 但同时提供了目标形状、高度、相对位置、表面特性等信息。阴影的精准识别是阴影信息去除和利用的前提, 对其提取方法进行研究显得尤为重要。

高分辨率遥感影像阴影检测的算法大致可分为两类: 第 1 类是基于影像光谱特性的, 研究发现不同建筑物所形成的阴影存在某种同一性, 根据这一特性可以通过分析影像上阴影的几何结构、色彩和亮度等方面的性质来识别阴影(Tsai 2006; Saraban-

di 等 2004; Arévalo 等 2008)。第 2 类是基于机理模型的, 根据影像形成过程中的太阳、目标、遥感器的相关参数等先验知识来计算阴影区域(Nakajima 等 2002; Arévalo 等 2008), 此类方法理论性更强, 但光照信息等不容易获取, 因而其应用有较大的局限性。相比来说, 第一类方法比较简单, 适用范围更广。

国内外学者针对这一问题进行了一系列的研究。Cheng 和 Thiel(1995), Shettigara 和 Sumerling(1998), Lu(2006) 针对不同遥感影像, 以原始影像某一波段为输入, 采用阈值分割方法探测阴影, 此类方法比较简单, 但由于同物异谱和同谱异物现象的存在, 固定的阈值不容易确定, 且有时候存在错误提取现象。色彩空间变换也被广泛的用来进行阴影

收稿日期: 2013-08-30; 修订日期: 2014-02-13; 优先数字出版日期: 2014-02-20

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 41130744, 41171335); 国家重点基础研究发展计划(973 计划)(编号: 2012CB723403)

第一作者简介: 段光耀(1986—) 男, 博士研究生, 现从事遥感和地理信息系统建模研究, 已发表论文 2 篇。E-mail: duanguangyao06@163.com

通信作者简介: 宫辉力(1956—) 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事地理信息系统和遥感的应用研究。E-mail: gonghl@263.net

提取。Arévalo 等(2008)根据彩色不变特征  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  (Gevers 和 Smeulders, 1999), 采用区域增长法提取阴影。Sarabandi 等(2004)基于彩色不变特征  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  和边缘检测进行阴影分离。Tsai (2006)采用 ISH 变换来进行阴影检测。Liu 等(2011)在对 ISH 变换的亮度特征进行增强的基础上, 提出一种自适应的阴影探测方法。王树根等(2003, 2004), 王玥和王树根(2010)针对彩色航空影像, 分别采用 HIS 变换、K-L 变换、主成分分析等影像增强方法进行阴影检测。刘辉和谢天文(2013)基于 PCA 和 HIS 变换, 提出一种阴影指数, 采用阈值分割方法分离阴影。总体来看, 以上方法都是基于单一波段或者经过变换的单一特征进行的阴影提取, 虽然通过变换一定程度上增强了阴影信息, 但其区别于其他地物的特征有限, 当地物相对复杂时精度不高。

针对以上不足, 多特征、多波段整合的方法逐渐被用于阴影提取。Suzuki 等(2000)结合 RGB 色彩空间和 ISH 空间中的亮度和饱和度来进行阴影探测和恢复。何国金等(2001)利用 SPOT 全色影像与 Landsat TM 第 5 波段、第 4 波段和第 3 波段数据进行数据融合提取阴影信息。魏建宏等(2006)提出一种多波段阴影检测的方法。万幼川等(2012)通过对几个特征进行组合实现阴影信息的检测。其他一些阴影探测和消除方法也相继被提出来。Etemadnia 和 Alsharif (2003)基于同态系统及低通滤波技术消除阴影。黄浩等(2004)运用波谱角度映射表分类方法提取阴影。夏怀英和郭平(2011)提出基于径向基函数神经网络组成的混合模型进行阴影提取, 避免了部分地物漏检和水体错检问题, 但其方法相对复杂。以上方法, 都是基于像素的, 结合图

像增强手段和阈值分割进行阴影分离, 所得阴影斑块破碎, 精度有限, 且后期膨胀收缩处理, 会进一步影响提取的精度。

随着基于影像分割的信息提取技术的发展, 蒲智等(2008), Liu 和 Yamazaki (2010, 2012)采用原始影像进行了基于面向对象的阴影信息提取尝试, 其主要目的是以此结果为基础进行阴影区域的恢复, 且在规则制定过程中仅使用了原始影像光谱信息, 例如蓝色波段 Digital Number (DN) 值、归一化植被指数等, 没有考虑水体的影响, 在影像结构相对复杂时提取精度有限。

本文拟针对高分辨率卫星影像, 分析阴影光谱特性, 结合特征分量构建和面向对象分类方法, 提出一种多特征约束下的具有广泛适用性的高精度阴影提取策略。

## 2 阴影提取方法

本文以由 QuickBird 传感器在 3 个不同月份成像的亚米级分辨率影像作为数据源, 具体成像参数如表 1 所示。截取 20 个(每幅影像 5—8 个)土地覆盖类型、复杂程度不同, 大小均为  $1000 \times 1000$  像素的区域进行实验。原始高分辨率卫星影像一般包含的 R、G、B、NIR 几个多光谱波段和一个全色波段, 需要对其进行精确几何配准和融合, 实现信息的高效利用。选用全色增强融合算法 (UNB Pan-sharpen) (Zhang, 2002), 采用最小二乘法来最佳模拟原始全色数据、多光谱与融合后多光谱数据之间的灰度值关系, 所得结果颜色失真小, 纹理特征保持度高, 更有利于信息提取。

表 1 实验数据参数列表

Table 1 Parameter list of the experimental data

传感器	成像时间	成像地点	分辨率/m	太阳高度角/(°)	太阳方位角/(°)	卫星高度角/(°)	卫星方位角/(°)
QuickBird	2008-11-04	北京市怀柔区	0.6	34.4	171.3	68.6	236.2
QuickBird	2009-01-13	北京市朝阳区	0.6	26.5	164.4	69.3	6.1
QuickBird	2008-10-27	北京市昌平区	0.6	37.3	166.6	67.3	74.4

以影像波谱相关系数及其标准差表征融合后影像统计特性, 为了避免偶然误差, 求得 20 幅影像平均参数, 如表 2 所示。

从表 2 中可以看出, 第 1 波段、第 2 波段和第 3 波段相关性较大, 且标准差均小于 0.1, 比较稳定。第 4 波段与前 3 波段相关性稍弱, 其标准差均大于 0.1, 存在一定的波动性。各波段之间较大的相关性和

冗余度, 使得直接对原始光谱波段数据进行处理时信息利用率不高。因此, 在原始数据基础上进行一系列增强、变换等处理, 降低冗余, 突出有用信息显得十分必要。在充分分析前人工作与高分辨率遥感影像特点的基础上, 拟利用彩色不变特征分析、主成分分析等方法构建特征分量, 结合面向对象分类技术, 实现阴影信息的高精度获取。具体流程如图 1 所示:

表2 20幅 QuickBird 影像平均相关系数及其标准差  
Table 2 Mean correlation and standard deviation of twenty QuickBird images

相关系数	波段1		波段2		波段3		波段4	
	平均相关系数	标准差	平均相关系数	标准差	平均相关系数	标准差	平均相关系数	标准差
波段1	1.00	0.00	—	—	—	—	—	—
波段2	0.96	0.02	1.00	0.00	—	—	—	—
波段3	0.87	0.06	0.95	0.02	1.00	0.00	—	—
波段4	0.59	0.12	0.67	0.11	0.67	0.13	1.00	0.00



图1 阴影信息提取技术路线

Fig. 1 Technology roadmap of shadow extraction

如图1所示,主要通过4个步骤实现阴影信息的提取。首先选用合适的融合方法对原始影像进行融合,以达到光谱信息和分辨率信息的最大化利用。然后根据融合后影像上阴影及其他地物光谱特征差异,构建特征分量,最大程度上突出阴影信息,增大与其他地物的差异。再次,经过对影像进行分割并构建规则集,实现阴影的最优化提取。最后,对结果进行精度评价,与其他方法进行对比分析。

## 2.1 高分辨率遥感影像阴影特征分析及特征分量构建

从视觉上分析,遥感影像上的阴影一般比较暗,可以用亮度指标分析阴影;而在光谱上,由于不同波长光在阴影区域表现的差异性(图2),我们可以从光谱特征入手,分析阴影区域特性。针对高分辨率卫星影像,根据阴影光谱特征,通过一定的遥感增强手段突出并提取阴影信息,是阴影信息得以利用的基础。

图2中,阴影和水体的光谱曲线类似,且明显区别于其他地物。其中阴影和非阴影的亮度值在蓝色波段(波段1)的差别最小,在近红外波段(波段4)差别最大。阴影与水体在蓝色波段和近红外波段亮度值相似,而在绿色(波段2)和红色(波段3)波段有一定的差异性。阴影与植被在蓝色波段有相似性,但在近红外波段有较大差别。道路、建筑、裸地等几个波段的亮度值均大于阴影,较容易进行区分。

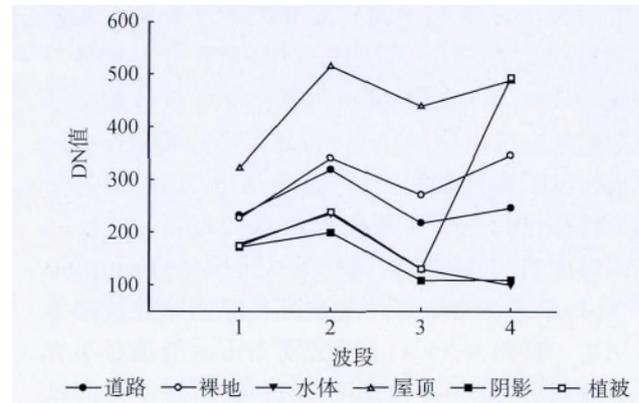


图2 几类典型地物光谱特征曲线

Fig. 2 Spectral curves of six ground features

根据以上分析,本文拟构建4个特征分量,突出阴影信息,削弱其他因素影响,提取准确的阴影信息。4个特征分量分别为亮度值  $I$ 、彩色不变特征  $C_3$ 、主成分变换第1分量  $PC_1$  及蓝色波段与近红外波段归一化比值  $RATIO_{b\_nir}$ 。

### 2.1.1 亮度特征 $I$

从整体上看,阴影区域的灰度值小于非阴影的区域,主要是光照不足引起的,遥感器接收到的这部分区域光线以散射光为主,从而造成相应区域颜色信息缺乏,亮度值比较小,这就相当于在阴影区域的景物反射函数上乘了一个较小的光照亮度函数,将影像由RGB空间转换到ISH空间,亮度分量  $I$  可以很好的反映阴影的这一特点(式(1))。

$$I = (R + G + B) / 3 \quad (1)$$

部分学者利用阴影的这一特点,采用阈值分割方法进行阴影区域的提取,然而由于同谱异物现象的存在,结果并不是很理想。从图3可以看出归一化后的 $I$ 分量直方图上暗色区域相对集中,但与较亮区域之间差别不明显。若将亮度特征分量 $I$ 作为唯一标准,采用一定的阈值进行阴影提取主观性较强,且随着地物复杂度的增加,阴影与其他地物的分割阈值不易确定,造成结果误差较大。因此,本文仅将 $I$ 作为特征分量之一。

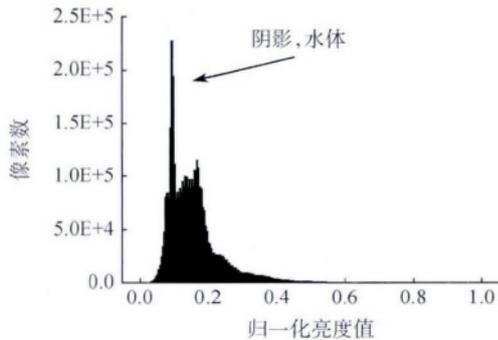
图3  $I$ 分量亮度直方图

Fig. 3 Histogram of normalized brightness value

### 2.1.2 色彩不变特征 $C_3$ 的构建

当光线照射到地物表面,又发生一系列的折射、反射等作用,遥感影像即是传感器接收到的地物表面与入射光线之间复杂物理作用的结果。双色性反射模型是一种经典的描述这一过程的理论模型。根据这一理论,通过构建彩色比值模型,去除视角、地物表面法向、光源方向、反射光和照明强度等因素影响,得到色彩不变特征。该不变特征仅取决于传感器和地物表面物理特性,而与视角、光照强度和光照方向等关系不大。

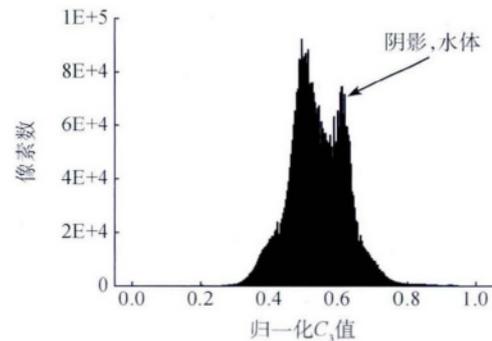
国内外学者已经提出了一系列的颜色不变特征,包括 HIS、 $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$ 、R、G、B、 $I_1$ 、 $I_2$ 、 $I_3$ 、 $m_1$ 、 $m_2$ 、 $m_3$  等(Gevers 和 Smeulders, 1999)。理论上, $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  变换后的不变特征仅对反射光敏感,而对于不同波长光线阴影区域和非阴影区域的反射情况不同,使得通过分析其光谱特性提取阴影信息成为可能。Arévalo(2008)等在其研究中已经证明  $C_3$  适合于阴影提取,但由于  $C_3$  波段噪声较大,且其采用方法所得阴影识别精度取决于种子的选取质量,仅在影像质量较好的情况下可以得到较好的结果。

根据以上对光的散射特性和双色反射模型的分析,以及几种色彩不变特征的对比,认为以蓝色波段 B 做分子, R 和 G 中取最大值做分母,构建得

到的反正切特征量  $C_3$  可以较好的反映阴影区域特征。但仅以此特征量进行阴影提取,不具普适性,故本文仅将其作为特征分量之一,其构建式(2)如下:

$$C_3 = \arctan\left(\frac{B}{\max(R, G)}\right) \quad (2)$$

根据  $C_3$  分量亮度直方图(图4)可以看出,其亮度值分布比较集中,各类地物亮度近似,两个波峰并不十分明显。但该分类具有对直射光照不敏感性,且阴影和水体在该分量上有一定的差异,因此其对阴影的精提取具有非常重要的作用。

图4  $C_3$ 分量亮度直方图Fig. 4 Histogram of normalized  $C_3$ 

### 2.1.3 基于主成分分析法提取影像主要信息,构建 $PC_1$ 分量

鉴于原始影像各波段之间的高相关性及其图像处理的低效性,引入主成分分析法降低数据冗余,增强图像对比度,提高阴影分割及提取的精度。

主成分分析是针对多维数据的一种线性的、基于图像统计信息的变换,在尽量保持原始数据信息的基础上,将信息集中在尽量少的波段上,达到数据降维的效果。本文针对原始数据4个波段,采用基于协方差的变换,将包含80%以上信息的第1主成分作为本文的特征分量之一,参与阴影信息的提取。

图5为主成分变换后几个分量的波谱曲线,可以看出第1成分和第2成分即已体现了不同地物之间的主要差异,集中了影像的主要信息。几种地物在最后两个分量的值几乎相同,不具可分离性,且包含了相当一部分噪声,不宜作影像分析之用。

由第一主成分  $PC_1$  亮度直方图(图6)可以看出,归一化后,阴影和水体等的地物亮度值波动范围已经相当小(0.04—0.06),说明在这个区间内集中了相当丰富的阴影信息,采用简单阈值分割即可获取到初始的阴影范围。

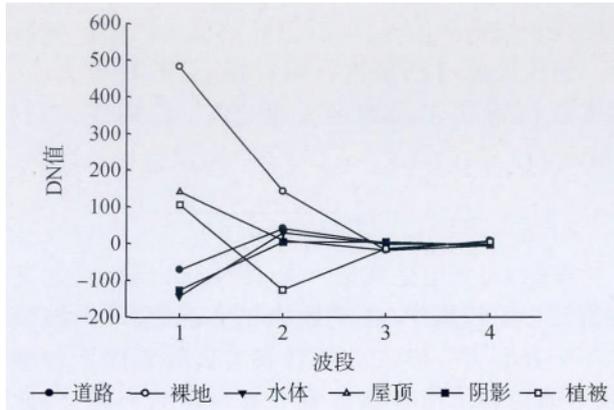
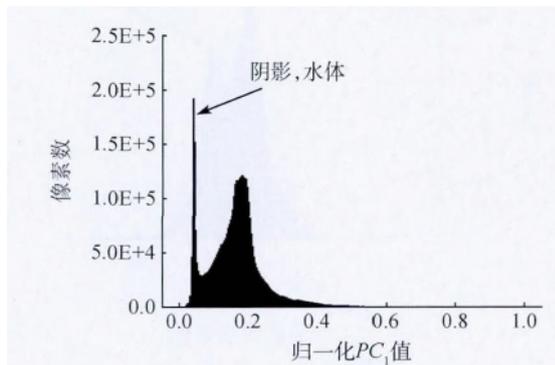


图5 主成分变换后几类典型地物光谱特征曲线

Fig. 5 Spectral curves of several ground features after PC transformation

图6  $PC_1$  分量亮度直方图Fig. 6 Histogram of normalized  $PC_1$ 

#### 2.1.4 $RATIO_{b,nir}$ 特征分量

影像各波段阴影区亮度值均比其他区域小,但根据波长不同,其相比非阴影区亮度减小程度还存在差异。这主要是空气中微粒对不同波长入射光散射能力不同造成的,即瑞利散射。瑞利散射主要研究半径小于波长的微粒对入射光的散射作用,并且散射光的强度和入射光波长的四次方成反比,可以用式(3)来表示:

$$I(\lambda)_{\text{scattering}} \propto \frac{I(\lambda)_{\text{incident}}}{\lambda^4} \quad (3)$$

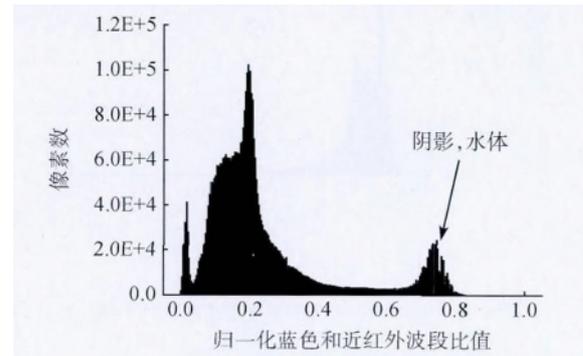
式中,  $I(\lambda)_{\text{incident}}$  是入射光的光强分布函数,  $I(\lambda)_{\text{scattering}}$  是散射光的强度  $\lambda$  为波长。

根据式(3)可以看出,波长较短的光更易被散射,因此在高分影像的几个波段中,环境对蓝光波段的散射最强。从非阴影区到阴影区域 NIR、R、G 波段光强的减小要比 B 波段明显得多,因此对几个波段做相应的差值、比值等运算可以突出阴影区和非阴影区的差别。QuickBird 影像的几个波段中,近红外波段 NIR 波长最长,其在阴影区域内散射光最

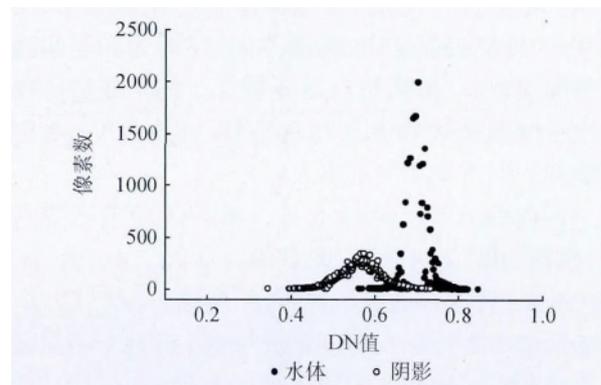
小,灰度值相对较低,而在非阴影区则与其他波段相近,因此近红外波段在阴影区域与非阴影区域目标辐射能量差值最大。而蓝色波段 B 波长最短,由于瑞利散射作用,阴影区域与非阴影区域辐射能量差值最小。故本文构建归一化比值分量(式(4)),增强阴影信息。

$$RATIO_{b,nir} = \frac{B - NIR}{B + NIR} \quad (4)$$

图7显示了其中一幅影像  $RATIO_{b,nir}$  分量的直方图,可以看到有3个比较明显的波峰,其中 DN 值较大的波峰即为阴影和水体区域,且已与其他地物明显的区分开来。

图7  $RATIO_{b,nir}$  分量亮度直方图Fig. 7 Histogram of normalized  $RATIO_{b,nir}$ 

针对  $RATIO_{b,nir}$  分量,对水体和阴影区域进行采样,并对采样区进行统计,如图8所示。

图8  $RATIO_{b,nir}$  分量采样区阴影和水体亮度直方图Fig. 8 Histogram of shadow and water in  $RATIO_{b,nir}$ 

从图8可以看出,  $RATIO_{b,nir}$  分量水体亮度值更大,且比较集中,波峰位于0.7左右,而阴影波峰位于0.6左右,二者可以很容易的区分开来。

#### 2.1.5 特征分量归一化

采用不同方法构建特征分量,所得结果 DN 值

范围各异。几个波段组合进行影像分析时不存在可比性,需要将几个分量归化到统一的阈值范围内才能更好的对数据进行分析。

文章采用线性归一化方法,将 DN 值归化到 0—1 之间,具体公式为:

$$y = \frac{x - MinValue}{MaxValue - MinValue} \quad (5)$$

式中  $x$ 、 $y$  分别为转换前、后每一特征量每个像素的值,  $MaxValue$ 、 $MinValue$  分别为每一特征量的最大值和最小值。

## 2.2 面向对象阴影提取

面向对象分类方法以同质对象为研究单元,通过制定一定的规则提取目标类别。同质对象主要通过采用一定的分割算法对像元进行统计分析,最大程度的区分遥感影像上不同地类。合理的波段运算与变换方法,恰当的分割算法是获取最优信息提取结果的基础;根据对待提取地类光谱特性、纹理特性、几何特征等的充分理解,进而制定相应的规则是最终结果可靠性的保证。在得到几个特征分量以后,阴影区域已经得到了充分的增强。

在此基础上,需要进行面向对象信息提取,主要分两个步骤:分割和信息提取。

### 2.2.1 多尺度分割

本文采用多尺度分割方法,需要根据实际情况设定参与分割影像层权重、尺度参数、形状因子和紧致度。由于特征分量  $C_3$  和  $RATIO_{b_{min}}$  采用比值法构建,部分像素易产生噪声,造成个别地物边缘信息损失,不适合作为多尺度分割的输入参数,而主要用于信息提取。而亮度  $I$  和  $PC_1$  包含了原始影像大部分信息,且边缘信息未损失,故在进行多尺度分割时亮度  $I$  和主成分  $PC_1$  的权重设为 1,而  $C_3$  和  $RATIO_{b_{min}}$  设为 0,即不参与分割。

分割尺度需要根据影像所包含地物类别及复杂程度来确定,且需要经过多次实验,选取最优尺度。选取的标准为:尽可能分割不同地物,且对于同一种地物的分割不能太破碎。城乡结合部地物类型复杂,且地物覆盖面积一般较小,需要用较小的尺度参数;中心城区地物规则,地物覆盖面积相对较大,需要用较大的尺度。

在构建同质对象过程中主要考虑光谱和形状因素,根据其贡献程度不同设定不同的参数,此处二者权重之和为 1,通过设定其中一个因子即可得

彼此贡献量。光谱包含了遥感影像的主要信息,在分割过程中起主导作用,需要设定较大的参数。然而,形状因子的作用在分割过程中也不可忽视,它在保证分割对象完整性方面起着不可替代的作用。如果该参数设为 0 则表示只考虑光谱信息而不考虑形状信息,如果形状因子设定为 1,则表明只考虑形状因素而不考虑光谱因素,当影像光谱信息相对较弱,而待提取目标相对规则时可适当增大形状因子权重。

形状因子包括光滑度和紧致度,表达对于对象的优化程度,紧致度因子用于区分紧凑对象和不紧凑对象,光滑度则是在此基础上对分割边缘的平滑,二者互为补充,权重之和为 1,如紧致度设为 1 则表示不进行边缘平滑操作。综上,通过设定形状因子和紧致度即可知几个因素在分割过程中的贡献大小,体现对于影像本身特性的理解。中心城区影像地物规则,形状因子和紧致度因子可以相对较大,而在地类复杂破碎影像上,分割时两个参数可适当调小。

### 2.2.2 信息提取

各类地物均有区别于其他地物的一系列特征。面向对象信息提取主要通过选择适当特征,构建规则集,根据隶属度函数来实现。本文选取所构建分量的亮度值、标准差、最大差异、面积、灰度共生矩阵等特征来进行规则集构建。其中,标准差为某一波段的某一对象所包含所有像素的光谱标准差,反映对象内部的内同性。灰度共生矩阵的熵、对比度、相关性等参数反映每一对象的纹理状况,包括对象灰度分布均匀程度、纹理粗细程度、图像清晰度和纹理沟纹深浅程度等。最大化差异值反映每个对象亮度最大和最小的两个波段差异程度。

$PC_1$  和  $I$  分量很大程度上反映影像原始光谱信息,从图 4、图 6 直方图可以看出,阴影和水域在这两个分量上亮度值一般较小,对比发现  $PC_1$  上这部分暗色区域亮度值更集中、更具可分离性。通过对其特征的分析,可以根据对象的亮度值实现阴影区域的粗提取。

然而,由于阴影区域内地物类型复杂,波谱亮度波动较大,非阴影区水体也保持了与阴影区类似的亮度特征,使得根据亮度值分析得到的阴影区域存在较大的不确定性,需要进一步进行修正。从图 5、图 7 直方图可以看出,在  $C_3$  和  $RATIO_{b_{min}}$  分量上,阴

影和 水体区域较亮,且  $RATIO_{b,nir}$  可区分度更大。图 8 显示了  $RATIO_{b,nir}$  分量水体和阴影采样区域直方图差异,可以看出该分量可以较好的区分二者。 $C_3$  具有色彩不变性特征,对阴影区域内复杂地物不敏感,可以较好的反应阴影和水体之间的差别;且阴影区域面积一般小于水体;纹理光滑度小于水体;标准差一般大于水体,通过面积、标准差、纹理特征的综合分析可以准确的分离出阴影区域。

根据以上分析构建规则如下(以图 9 为例):

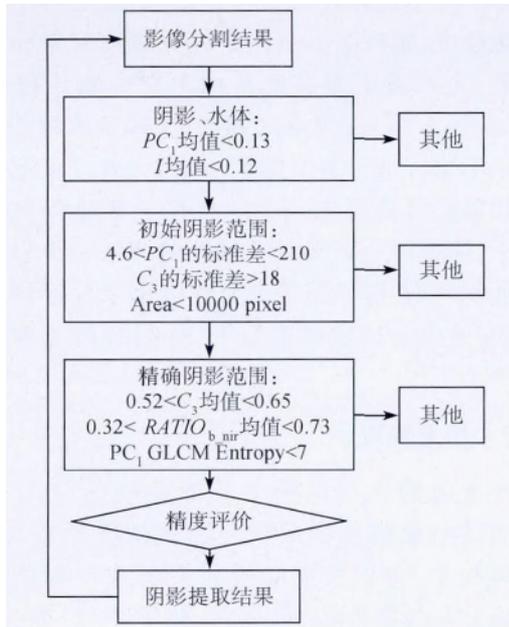


图 9 规则集构建及阴影提取

Fig. 9 Create rule set and extract shadows

由图 9 可知,在本文信息提取过程中,首先根据  $PC_1$  和  $I$  对象亮度值来进行阴影区域的初提取,然后根据  $PC_1$ 、 $C_3$  标准差和面积等去除部分水体等影响,通过  $PC_1$  纹理特征熵、 $RATIO_{b,nir}$  和  $C_3$  来进行二次精提取。针对以上所选指标,计算分割后每一个对象对应的值,在其值域范围内选定一个区间,使得该区间尽量包含所有待分类别对象,而不包含其他类别对象,并以此区间作为该指标待分类别的阈值。在确定阈值的基础上,选择模糊分类中的隶属度函数进行分类,获取阴影信息。通过验证和精度评价,确定阴影提取效果。

### 3 实验及结果分析

#### 3.1 实验数据

本文采用 20 幅  $1000 \times 1000$  像素 QuickBird 影像进行阴影提取实验,数据包含 4 个多光谱波段

(蓝波段 450—520 nm、绿波段 520—600 nm、红波段 630—690 nm 和近红外波段 760—900 nm) 和一个全色波段(波长 450—900 nm),其中多光谱波段星下点分辨率为 2.44 m,全色波段星下点分辨率为 0.61 m。数据于 3 个不同的时间获取,且覆盖地物类型各异,既有中心城区高密度建筑区和城乡结合部低矮建筑,又包含部分植被区,避免单一成像条件、地物结构对于整体提取结果的影响,体现所提出方法的稳定性。

#### 3.2 实验结果

采用本文特征分量构建及面向对象相结合的方法,对 20 幅影像进行信息提取,得到阴影范围,叠加到原始真彩色合成影像上,与原始影像上下对比显示。由于篇幅所限,本文仅列举其中 3 幅,每个时相各一幅(图 10)。

#### 3.3 评价与讨论

从视觉上看,图 10 中 3 幅影像阴影斑块提取完整。其中,图 10(a) 图像结构简单,其阴影提取结果图 10(d) 中除少数植被密集区阴影漏分外,基本不存在错分。图 10(b) 获取于冬季,图像地物类型相对复杂,落叶植被大多凋零,较难形成连续阴影,因此所得阴影斑块大小不等,且图像包含部分水体。整体上看建筑物阴影提取效果较好,然而图 10(e) 中部建筑物阴影未覆盖树冠,提取结果出现“漏洞”,而该结果恰恰反映提取结果的准确性。图 10(c) 建筑物低矮,分布散乱,但从其提取结果图 10(f) 看,建筑物阴影整体提取效果较好,与图 10(d) 类似。

本文以基于像素的最大似然监督分类方法和基于原始光谱的面向对象分类方法作为对比,验证本文方法的可靠性。采用混淆矩阵量化分类精度,反映每个对象所得类别与其真实类别之间的关系,主要指标包括生产者精度、用户精度、总体精度和 Kappa 系数。总体分类精度等于被正确分类的对象总数与总对象数的比值,表征整体分类精度。生产者精度是指已知某类别的一个对象,分类结果将其归为该类的概率,体现“漏分精度”。用户精度是指已知分类结果中的某一对象的类别,与其真实类别相符的概率,体现“错分精度”。Kappa 系数是在综合用户精度和生产者精度两个参数的基础上提出的一个指标,主要用于精确性评价和图像的一致性判断。

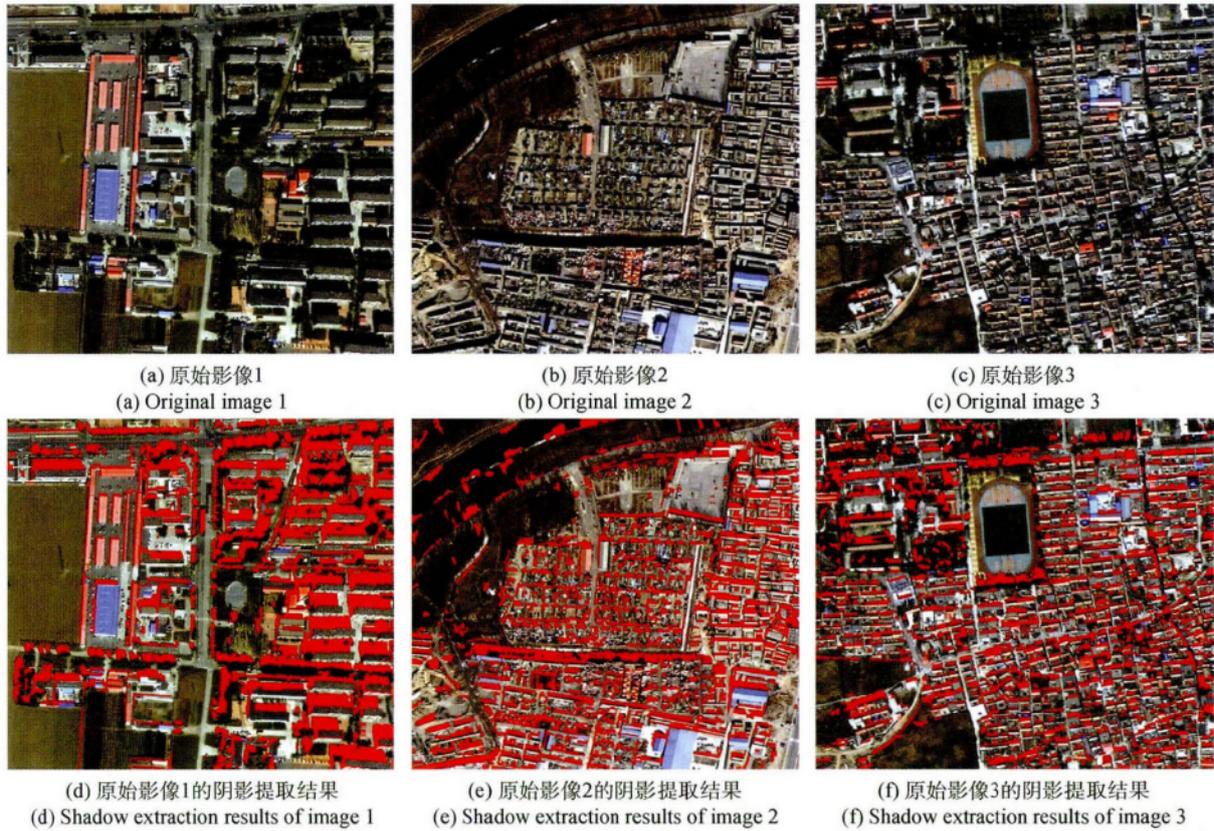


图 10 原始影像和阴影范围对比图

Fig. 10 Comparison of original images and shadow result

针对 20 幅影像进行实验,减小分类结果偶然性。由于高分辨率影像地物边界清晰、邻接关系特征明显,根据专家知识可以准确判断地物类别,因此,本文以目视解译方法对影像进行分类,并以目视分类结果作为参考,评价计算机分类精度。采用分层抽样与系统抽样相结合的方法选取样本,首先将目视结果分为阴影和非阴影两类,对每一类所有对象进行随机编号,并确定总体个数  $N$  和样本容量  $n$ ; 然后根据样本容量设定步长  $k(k = N/n)$ , 选取随机号码  $x$ ; 在  $0-N$  范围内,抽取所有号码与  $x$  相差  $k$  的整数倍的对象为样本。采用 GIS 叠加分析技术,对比分析各样本在几种方法下所属类别和其对应的参考类别,求得每幅影像的各项精度指标,构建混淆矩阵,并以所有影像矩阵中各对应指标的平均值及标准差,作为最终精度及其稳定性的评价指标。结果如表 3—表 5 所示。

由表 3 可以看出,最大似然法提取阴影的几个精度指标均低于 90%,且 Kappa 系数只有 0.72。几个精度指标的标准差均较大,说明 20 幅影像获取精度浮动较大。针对地物类型单一的影像,监督分类

方法可以获取 90% 以上的精度,但地物类型复杂的影像提取精度则不足 80%,不能满足需求。然而,在阴影斑块特别破碎,较难形成成片均质对象时,基于像素提取方法仍有其独特的优势。图 10(b) 中落叶林树干形成阴影稀疏、不连续、不规则,且与背景枯草光谱特征相近,利用基于面向对象方法,分割所得对象不纯,阴影不容易准确提取。反而是采用基于像素的方法可以较好提取这部分细小、破碎阴影。统观 20 幅基于像素方法分类结果,仅有个别提取精度在 90% 以上,且很难顾及到阴影的形状、纹理特征,结果破碎,其在高分辨率影像信息提取中的优势较少。

表 3 最大似然法分类平均精度及标准差  
Table 3 Mean accuracy and standard deviation of maximum likelihood method

精度指标	阴影	标准差	非阴影	标准差
生产者精度 /%	87.30	12.8	83.10	12.4
用户精度 /%	86.06	9.0	90.01	5.9
总体精度 /%	89.12	3.3	—	—
Kappa 系数	0.72	0.077	—	—

表4 基于原始光谱的面向对象分类平均精度及标准差

Table 4 Mean accuracy and standard deviation of object oriented method based on original data

精度指标	阴影	标准差	非阴影	标准差
生产者精度 /%	78.08	5.20	97.54	1.1
用户精度 /%	90.11	5.50	93.40	0.8
总体精度 /%	92.91	1.00	—	—
Kappa 系数	0.79	0.056	—	—

表5 基于本文方法的平均精度及标准差

Table 5 Mean accuracy and standard deviation of the proposed method

精度指标	阴影	标准差	非阴影	标准差
生产者精度 /%	96.08	1.70	98.36	1.1
用户精度 /%	96.58	2.60	97.80	1.5
总体精度 /%	97.53	0.80	—	—
Kappa 系数	0.94	0.025	—	—

由表4可以看出,基于原始光谱的面向对象方法提取阴影的平均生产者精度为78%,用户精度为90%,标准偏差均为5%左右,说明阴影提取的精度不高,且不太稳定。生产者精度不足80%,说明有较多阴影未被提取出来,特别在地物类型复杂时候,部分阴影易受周边环境的影响,造成其与周围地物之间边界不明显,亮度值类似,造成“漏提”。由非阴影几个精度指标可以看出,大部分非阴影归类正确,漏提现象较少,但存在部分将阴影错分为非阴影现象;非阴影的生产者精度和用户精度都较高,主要是因为阴影在影像中本身所占对象比例较少,阴影的误分对于非阴影精度的影响较小。但整体来看,总体精度在92%左右,Kappa系数不足0.8,表明面向对象方法总体分类精度优于最大似然分类,劣于本文提出方法。

由表5可以看出,采用特征分量构建和面向对象分类相结合的方法,阴影提取的几个精度指标均达到96%以上,Kappa系数为0.94。分类精度的标准偏差均不大于0.03,说明该法阴影提取精度高且稳定,针对不同时间、不同地物复杂度的影像都能获取较好的提取结果。与表4相比,二者同样用面向对象方法,而特征分量的构建使阴影信息得到了充分的增强,得到更高的提取精度,凸显本文构建特征指数与面向对象方法结合的优势。阴影信息的准确提取,为后续阴影剔除和阴影的几何量算奠定了基础。

综上,本文方法相比基于像素的方法,可以获取较完整的信息,且精度较高;相比基于原始光谱信息的面向对象方法,信息的利用率更高,且本文

所构建特征量可以更好的区分阴影和其他地物,获取更好的精度。

然而,本文方法还存在一定的误差。由图10(d)与图10(f)可以看出,部分植被阴影未被提取出来,经分析发现这部分阴影大多分布在灌丛、树林及草地交错地带,由于植物叶片的反射和折射作用,其自身形成阴影的亮度要比其他阴影高,较难将其与近似光谱地物区分;其接收到的蓝色波段和近红外波段光照射强度的差别较其他阴影小,本文所构建  $RATIO_{b,nir}$  特征在这部分区域并不适用,因此这部分阴影容易漏提。再者,水体中存在水草,会使水体颜色加深,此时水体对于各波长光的吸收和折射程度也会发生变化,并产生部分散射,这部分水体对于本文构建特征敏感程度有限,会造成错分。

## 4 结论

针对以往阴影提取方法应用范围的局限,根据阴影光谱特性,结合主成分分析、色彩不变性特征、空间变换等进行特征分量构建,使阴影信息得到充分增强。其中亮度特征  $I_1$  主成分变换后第1分量  $PC_1$  包含了大量的原始影像信息,且没有经过比值运算,地物边缘信息完整,较适合作为影像分割的输入参数;色彩不变特征  $C_3$  具有直射光不敏感性,而阴影区域基本不接受直射光照射,其亮度主要来自于散射光,这使得  $C_3$  在阴影信息识别上具有独特的优势;归一化比值分量  $RATIO_{b,nir}$  针对阴影区域蓝色波段和近红外波段之间的瑞利散射差异进行构建,具有增强阴影信息的作用。

在特征分量构建的基础上,对影像进行多尺度分割,选取均值、标准差、最大差异及灰度共生矩阵等特征,构建规则集,进行面向对象阴影信息提取。在规则制定过程中采用多特征参与,逐步精化的方式,每种特征都包含所有阴影对象,然后取众多特征交集,获取精确阴影范围的同时最大程度去除误提区域。

以20幅包含不同时相、不同地物复杂度的  $1000 \times 1000$  像素影像作为测试数据,采用基于像素的最大似然法和基于原始光谱的面向对象方法进行对比实验。以目视方法对结果进行初步评价,以混淆矩阵对提取结果进行定量评价。结果表明最大似然法获取阴影区域破碎,精度较低且不稳定,在地物类型复杂时获取精度低于80%;基于原始光谱面向对象方法提取阴影精度也有限。本文方法

空间变换和增强技术使得阴影与其他地物之间的区别增大,保证了阴影的准确提取。面向对象方法综合考虑遥感影像的光谱特征、几何特征、纹理特征等,提取出图斑边界光滑,避免碎斑的出现,获取平均总体精度在97%以上。

本文方法针对高分辨率影像阴影提取有较明显的优势,但仍存在少量错分、漏分现象。主要表现在:部分含杂质水体易误分,部分植被丛中阴影易漏分。另外,由于阴影提取目的不同(建筑阴影长度量测、阴影去除等),如何结合形状、纹理信息制定相应规则,实现建筑物和植被阴影的分类提取,也需进一步研究。接下来可以针对以上情况进行分析,以获取更好的阴影提取效果,并着手开展阴影去除和建筑物高度量算等方面的研究。

## 参考文献(References)

- Arévalo V, González J and Ambrosio G. 2008. Shadow detection in colour high-resolution satellite images. *International Journal of Remote Sensing*, 29(7): 1945–1963 [DOI: 10.1080/01431160701395302]
- Cheng F and Thiel K H. 1995. Delimiting the building heights in a city from the shadow in a panchromatic spot image. Part 1: Test of Forty Two Buildings. *International Journal of Remote Sensing*, 16(3): 409–415 [DOI: 10.1080/01431169508954409]
- Etemadnia H and Alsharif M R. 2003. Automatic image shadow identification using LPF in homomorphic processing system // *Proceedings of the 7th Digital Image Computing Techniques and Applications*. CSIRO Publishing: 429–438
- Gao X J, Wan Y C, Zheng S Y and Li J. 2012. Automatic shadow detection and compensation of aerial remote sensing images. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 37(11): 1299–1302 (高贤君, 万幼川, 郑顺义, 李健. 2012. 航空遥感影像阴影的自动检测与补偿. *武汉大学学报(信息科学版)*, 37(11): 1299–1302)
- Gevers T and Smeulders A W M. 1999. Color-based object recognition. *Pattern Recognition*, 32(3): 453–464
- Guo J H, Tian Q J and Wu Y Z. 2006. Study on multispectral detecting shadow areas and a theoretical model of removing shadows from remote sensing images. *Journal of Remote Sensing*, 10(2): 151–159 (魏建宏, 田庆久, 吴昀昭. 2006. 遥感影像阴影多波段检测与去除理论模型研究. *遥感学报*, 10(2): 151–159) [DOI: 10.3321/j.issn.1007-4619.2006.02.002]
- He G J, Chen G, He X Y, Wang W and Liu D S. 2001. Extracting buildings distribution information of different heights in a city from the shadows in a panchromatic sPOT image. *Journal of Image and Graphics*, 6(5): 425–428 (何国金, 陈刚, 何晓云, 王威, 刘定生. 2001. 利用 SPOT 图象阴影提取城市建筑物高度及其分布信息. *中国图象图形学报*, 6(5): 425–428) [DOI: 10.3969/j.issn.1006-8961.2001.05.002]
- Huang H, Zhang Y J and Ma X M. 2004. A shadow automated extraction method of IKONOS images based on image fusion. *Remote Sensing Information*, (4): 29–31 (黄浩, 张友静, 马雪梅. 2004. 基于影像融合的 IKONOS 影像阴影信息自动提取方法. *遥感信息*, (4): 29–31) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2004.04.009]
- Liu H and Xie T W. 2013. Study on shadow detection in high resolution remote sensing image of PCA and HIS model. *Remote Sensing Technology and Application*, 28(1): 78–84 (刘辉, 谢天文. 2013. 基于 PCA 与 HIS 模型的高分辨率遥感影像阴影检测研究. *遥感技术与应用*, 28(1): 78–84)
- Liu J H, Fang T and Li D R. 2011. Shadow detection in remotely sensed images based on self-adaptive feature selection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(12): 5092–5103 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2158221]
- Liu W and Yamazaki F. 2010. Shadow extraction and correction from Quickbird images // *Proceedings of the 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Honolulu, HI: IEEE: 2206–2209
- Liu W and Yamazaki F. 2012. Object-based shadow extraction and correction of high-resolution optical satellite images. *IEEE Journal of Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(4): 1296–1302 [DOI: 10.1109/JSTARS.2012.2189558]
- Lu D S. 2006. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 27(7): 1297–1328 [DOI: 10.1080/01431160500486732]
- Nakajima T, Tao G and Yasuoka Y. 2002. Simulated recovery of information in shadow areas on IKONOS image by combing ALS data // *Proceeding of Asian Conference on Remote Sensing (ACRS)*. Kathmandu, Nepali: 1–7
- Pu Z, Yang L and Bai J. 2008. Shadow detection and removal based on object-oriented method in high spatial resolution remote sense image. *Remote Sensing Technology and Application*, 23(6): 735–737 (蒲智, 杨辽, 白洁. 2008. 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. *遥感技术与应用*, 23(6): 735–737)
- Sarabandi P, Yamazaki F, Matsuoka M and Kiremidjian A. 2004. Shadow detection and radiometric restoration in satellite high resolution images // *Proceedings of the 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Anchorage, AK: IEEE, 6: 3744–3747 [DOI: 10.1109/IGARSS.2004.1369936]
- Shettigara V K and Sumerling G M. 1998. Height determination of extended objects using shadows in spot images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 64(1): 35–44
- Suzuki A, Shio A, Arai H and Ohtsuka S. 2000. Dynamic shadow compensation of aerial images based on color and spatial analysis // *Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition*. Barcelona, Catalonia, Spain: IEEE: 317–320 [DOI: 10.1109/ICPR.2000.905339]
- Tsai V J D. 2006. A comparative study on shadow compensation of color aerial images in invariant color models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(6): 1661–1667 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.869980]
- Wang S G, Guo Z J and Li D R. 2003. Shadow compensation of color aerial images. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 28(5): 514–516 (王树根, 郭泽金, 李德仁. 2003. 彩色航空影像上阴影区域信息补偿的方法. *武汉大学学报(信息科学版)*, 28(5): 514–516)
- Wang S G, Wang J L and Guo L Y. 2004. Shadow detection of color aerial images based on K-L transformation. *Journal of Geomatics*, 29(2): 21–23 (王树根, 王军利, 郭丽艳. 2004. 基于 k-L 变换的彩色航空影像阴影检测. *测绘信息与工程*, 29(2): 21–23)

[DOI: 10.3969/j.issn.1007-3817.2004.02.009]

Wang Y and Wang S G. 2010. A shadow detection method of color image based on RGB color space. *Journal of Applied Sciences*, 28(2): 136-141 (王玥, 王树根. 2010. 高分辨率遥感影像阴影检测与补偿的主成分分析方法. *应用科学学报*, 28(2): 136-141) [DOI: 10.3969/j.issn.0255-8297.2010.02.005.]

Xia H Y and Guo P. 2011. A shadow detection of remote sensing images based on statistical texture features. *Journal of Remote Sensing*, 15(4): 778-791 (夏怀英, 郭平. 2011. 基于统计混合模型的遥感影像阴影检测. *遥感学报*, 15(4): 778-791)

Zhang X M, He G J, Wang W, Jiao W L and Wang Q J. 2011. Extracting buildings height and distribution information in tianjin City from the Shadows in ALOS Images. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 31(7): 2003-2006 (张晓美, 何国金, 王威, 焦伟利, 王钦军. 2011. 基于ALSO卫星图像阴影的天津市建筑物高度及分布信息提取. *光谱学与光谱分析*, 31(7): 2003-2006)

Zhang Y. 2002. A new automatic approach for effectively fusing Landsat 7 as well as IKONOS images // *Proceedings of 2002 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Toronto, Canada: IEEE: 2429-2431 [DOI: 10.1109/IGARSS.2002.1026567]

## Shadow extraction based on characteristic components and object-oriented method for high-resolution images

DUAN Guangyao, GONG Huili, LI Xiaojuan, CHEN Beibei

*College of Resources Environment and Tourism Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application, Ministry of Education Base of the State Key Laboratory of Urban Environmental Process and Digital Modeling, Capital Normal University, Beijing 100048, China*

**Abstract:** High-resolution satellite images provide extensive spectral, shape, and textural information of ground objects; as such, these images have been widely used in many fields. As by products of images, shadows affect the visual interpretation and automatic identification of landscape objects. Nevertheless, shadows reveal additional useful information, such as shape, height, surface characteristics, and relative position of targets. Therefore, studies should be conducted to develop methods for detecting shadows. To extract shadows accurately, researchers should consider the necessary pre-conditions; such methods should also be readily available for further utilization. This study proposed a shadow detection method based on object-oriented method and established characteristic components for high-resolution satellite images. To analyze the spectral characteristics of shadows, we determined several components, such as color invariant  $C_3$ , brightness  $I$ , first principal component ( $PC_1$ ), and  $RATIO_{b,nir}$ . We then used these components to highlight shadow areas in images.  $RATIO_{b,nir}$  index, which can be used to distinguish shadow and water efficiently, was developed by considering the Rayleigh scattering of different wavelengths in shadow and non-shadow areas. However, such components are difficult to analyze comprehensively because different construction methods have revealed various value ranges. To overcome this problem, we used a linear normalization method and transformed the pixel values of images in the same range of 0 to 1. Object-oriented method, which comprised segmentation and information extraction, was used to extract shadow areas in the enhanced images. Brightness  $I$  and  $PC_1$ , which contained relatively clear boundary information, were chosen as the main data source for multi-resolution segmentation based on the characteristics of high-resolution images.  $C_3$  and  $RATIO_{b,nir}$  indices were also used the main data source in the subsequent classification. Several characteristics, such as mean value, maximum difference, standard deviation, area, and gray-level co-occurrence matrix, indicated the difference between shadow and non-shadow objects; as such, these characteristics were selected to extract shadow areas from images. Shadows in 20 QuickBird images were extracted using the proposed method and two contrast experiments. Data revealed that the average total accuracy of the proposed method was 97%, the average producer accuracy was 96%, and the average Kappa index was 0.94. The combined characteristic component-based and object-oriented methods could be used to obtain shadows with perfect shapes but without fragmentation compared with pixel-based method. The combined method also exhibited higher accuracy than the object-oriented method based on original optical images alone. Considerable experiments and statistically high-precision results of the proposed method showed that the combined characteristic component-based method and object-oriented method could be used efficiently to enhance the contrast of shadows against other features. Furthermore, this combined method could be used to ensure the complete extraction of shadow areas. The proposed method could be applied not only to QuickBird imagery used as test data in this study but also to other high-resolution satellite images.

**Key words:** shadow extraction, characteristic component, object oriented, spectral characteristic, color invariant index