

文章编号: 1008-2786-(2017)4-580-10

DOI: 10.16089/j.cnki.1008-2786.000256

# 基于 LandSat8 OLI 数据的山区阴影信息检测与提取

池毓锋 赖日文\* 闫琦 余莉莉 苏艳琴

(福建农林大学 林学院 福州 350002)

**摘 要:** 为快速获取山区遥感影像上的阴影干扰区域,探究一种简便、高效、精确的遥感影像中阴影干扰区域的方法,具有重要的意义。以福建省长汀县为研究区域,搜集 2016 年 3 月美国陆地卫星影像数据与 ASTER 影像计算的 GDEM V2 产品。基于土地利用分类体系测量的 6 类地面物体光谱信息与影像波段信息,优选影像的光谱波段并重新组合;选取 Sinh 函数与 Max 函数建立  $c1$  算法,对 LandSat8 OLI 影像进行差异化计算,通过二分式判别规则初步提取阴影区域;加入由数字高程模型计算的坡度信息,剔除水域与坡度较为平缓的地物等干扰信息,精确提取山区阴影区域。设立网格随机设置精度验证点验证精度,最终总体精度达到 99.06%,Kappa 系数为 0.98。结果表明,实验方法对于 LandSat8 OLI 影像提取阴影可行性高,检测效果与提取结果较  $c3$  算法与 SVI 指数更好。

**关键词:** LandSat8 OLI 影像;  $c1$  算法; 阴影; 坡度因子

**中图分类号:** TP79; P951

**文献标志码:** A

目前的遥感手段的基础主要源于地物对光照的反射,由于太阳高度角与地物高程差,势必容易产生对太阳光的阻挡从而产生一定区域的阴影覆盖范围。由于阴影的干扰,相同或者相似的地物类型在是否有阴影的不同环境下呈现较大的光谱、纹理特征差异,对后续的遥感分析造成了较大的干扰<sup>[1]</sup>;不仅如此,图像中的阴影区域还能作为许多研究辅助手段,例如根据阴影测量遮蔽物的高度、形状等信息<sup>[2,3]</sup>。所以,如何高效、快速、准确的提取阴影区就显得十分必要。近年,国内外学者在阴影检测与提取上取得了不少成果<sup>[4-6]</sup>,阴影提取主要按光源、遮蔽物属性与阴影自身的图像色彩差异两种情况处理<sup>[7,8]</sup>。在遥感领域中,由于大范围的对象属性(如大量建筑物三维模型)较难获取,无法依靠地物高程与形状的信息提取阴影,所以依照阴影自身在图像中的色彩特征提取阴影区域便成为主流,例如:姜

建国等<sup>[9]</sup>基于图像灰度,在  $c3$  通道的基础上,强化图像不饱和区与亮区差异,并提取边缘,从而检测高分辨率的遥感影像阴影;刘辉<sup>[10]</sup>等基于 PCA 与 HIS 变换,建立 SI 指数,检测提取高分辨率的遥感影像中的阴影区域;高贤君<sup>[11]</sup>等基于光谱阈值结合形态学检测高分辨率影像的阴影。但是高分辨率的影像由于数据量较为庞大,图像内复杂地物的干扰项过多,通常难以大范围应用与提取阴影区域。而中低分辨率的 LandSat、HJ-1 等卫星影像有着兼顾合理的数据量、同时有较为细致的纹理特征,能够满足大范围的应用潜力,同时由于应用范围的潜力,对于类似于山区阴影、大面积云影等也逐渐成为热门的研究对象。例如 Zhu Z<sup>[13]</sup>等利用波段阈值区分的方式,建立 Tmask 与 Fmask 方法识别 LandSat7 影像的地上阴影;刘健<sup>[13]</sup>等通过构建指数的方式,计算 HJ-1 影像近红外与红光波段的差异,并结合阈值

收稿日期(Received date): 2016-09-02; 改回日期(Accepted date): 2016-12-01

基金项目(Foundation item): 生态林种科研基地建设工程项目(61201400814); 森林持续经营研究(ky0180081) [The Ecological Forest Scientific Research Base Construction Project(No. 61201400814); Sustainable Forest Management Research(No. ky0180081)]

作者简介(Biography): 池毓锋(1991-),男,福建三明人,硕士研究生,从事 3S 技术应用研究[CHI Yufeng(1991-), male, born in Fujian, M. Sc. candidate, mainly study in 3S tech. ] E-mail: 418338906@139.com

\* 通讯作者(Corresponding author): 赖日文(1970-),男,福建政和人,博士,副教授,从事 3S 技术研究[LAI Riwen(1970-), male, Ph. D., associate professor, mainly study in 3S tech. ] E-mail: fjlw@126.com

分割的方法,利用波段阈值区分的方式,提取山地丘陵地区产生的阴影范围;许章华等<sup>[14]</sup>通过对影像分析,结合近红外波段对阴影较为敏感的特性,构建了 SVI 指数,对 Landsat7 影像的山区阴影进行提取,最终获得了 98% 阴影区域提取精度,但是 SVI 指数方法阈值确认时的多点分割提取方式较为复杂、不确定性较大,存在改良空间。以往的 Landsat 卫星数据较为老旧,并且 ETM+ 影像由于传感器故障还存在影像条带<sup>[15,16]</sup>,严重影响研究结果与质量,最新一代 Landsat 卫星于 2013 年发射,其搭载的陆地成像仪(Operational Land Imager,OLI)传感器光谱波段数达到了 9 个,空间分辨率 30 m,含全色波段,空间分辨率 15 m。OLI 传感器收窄了多个光谱波段的波长范围,较以往 Landsat 卫星传感器更敏感<sup>[17-20]</sup>,此外 NASA 还对外提供免费的下载接口<sup>[21]</sup>。目前就 Landsat8 OLI 影像的阴影处理研究较为少见,同时对于如何深入挖掘这颗常用卫星的信息潜力,成为许多研究所关注的焦点<sup>[22,23]</sup>。

利用 Landsat8 OLI 多光谱影像,结合地物对阳光反射的亮度曲线特征,优选波段组合,通过  $c1$  函数对研究区影像计算提取阴影覆盖的区域,在提取的结果上加入地形中的坡度因子,更进一步优化影像中阴影区域的提取结果,为利用 Landsat8 影像检测并提取山区阴影区域提供方法参考。

## 1 研究区域

长汀县亦称之为“汀州”,县域位于福建省龙岩市西北部,坐标范围  $25^{\circ}18'N - 26^{\circ}02'N$ ,  $116^{\circ}0'E - 116^{\circ}39'E$ 。山区地形占全区面积 70% 以上,最高点白砂岭海拔约 1450 m,最低点汀江河口海拔约 240 m,海拔高差超过 1000 m。全区地势由西北向中南倾斜,多丘陵,东北部以中山为主,西北以低山为主。年平均气温  $18^{\circ}C$ ,年平均降水量 1742.8 mm,属中亚热带季风气候带,其中森林植被主要为常绿阔叶林、针叶林、竹类等为主。长汀县行政区域包括了 11 个镇和 7 个乡,国土面积 3099  $km^2$ ,森林覆盖率超过 70%。

## 2 数据收集

选取 2016 年 3 月 3 日 Landsat8 OLI 影像,光谱波长范围为 0.433 ~ 2.300  $\mu m$ ,条带号 121,行编号

42,云量 0.07%,其中长汀县基本无云,卫星过境拍摄时间为上午 10 时 45 分,太阳高度角为  $48.75^{\circ}$ ,该景影像覆盖全部长汀县国土区域;选取 ASTER 卫星数据计算生成的第二代全球数字高程模型(Globe Digital Elevation Model V2, GDEM V2) 30 m 空间分辨率的产品<sup>[24]</sup>,其中条代号 116,行编号分别为 25 和 26。两组影像通过地理空间数据云网站下载([www.gscloud.cn](http://www.gscloud.cn))。收集长汀县域矢量图层。通过 ISI1921VF 型地物光谱测定仪,依照中科院土地利用分类体系一级类型,按照草地、林地、建筑用地、水域、耕地、未利用地 6 类地物选取对应地物点,遵循光谱仪使用手册注意事项,选取晴朗、少云、阳光充足天气,于上午 9 时 30 分至上午 11 时,分别测量对应地物的光照区与阴影区的地物光谱亮度信息。

## 3 研究方法

传统的阴影提取多针对于高分辨率的图像进行,阴影与非阴影的区域界限清晰可辨,定义较为直接;而对于 Landsat 卫星影像,由于分辨率不是特别高,像元内包含较为丰富的地物特征,较为明显的阴影形成时需要高大的遮蔽物,选取山区的地形作为研究基础,同时山区阴影区域分界线较为模糊,为准确定义山区的阴影,取 Landsat 卫星图像 5、4、3 波段假彩色组合定义,截取研究区内含山区阴影与非阴影的区域,详细标识阴影与非阴影,参照图 1 中,

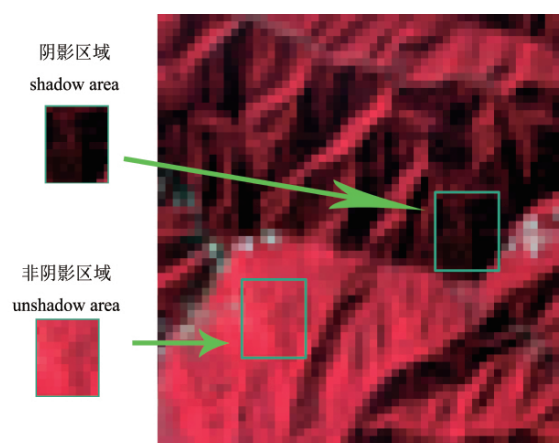


图1 阴影区与非阴影区定义

Fig. 1 Definition of shadow and unshadow areas

较为阴暗部分为阴影,明亮部分为非阴影。 $c1c2c3$ 三个颜色通道是基于 RGB 颜色模型三个分量关系的比例模型<sup>[25]</sup>,这种通道与物体反射、传感器关系较为紧密。Salvador 等<sup>[26]</sup>通过评估目前常用颜色模

型与  $c1c2c3$ 、 $I1I2I3$  后,发现  $c1c2c3$  通道能获得较好的阴影检测结果; Sarabandi 等<sup>[27]</sup> 利用  $c1c2c3$  色彩空间对于阴影区域的灵敏性及其能够区分阴影区域和其他黑暗地物等性能,采用识别效果最好的  $c3$  通道分量进行阴影识别,并获得良好的效果。其中  $c3$  通道与 RGB 模型之间的关系为:

$$c3 = \arctan\left(\frac{B}{\text{Max}(R, G)}\right) \quad (1)$$

其中  $B$  代表可见光蓝波段,  $R$  代表可见光红波段,  $G$  代表可见光绿波段。

段光耀等<sup>[28]</sup> 提出了基于  $c3$  通道分量的阴影检测算法。该算法充分利用了阴影色彩不变量的光谱特性,简单有效,能够检测出遥感图像中的阴影,但是这种单一的处理方法在辨别高亮度阴影与低亮度的非阴影中有较大的不适应性。在遥感的应用中,区别阴影区域时,许多学者都强调融入多种不同的信息去除水体以及低亮度区域的干扰<sup>[29]</sup>。通过引入 RGB 色彩模型为基础的  $c3$  彩色通道计算模式,结合多光谱的 LandSat8 数据与地物光谱亮度信息,选取最优波段组合色彩模型,根据改进后得到的  $c!$  算法增强地物阴影与非阴影区别,根据二分式阈值分段方法初步提取阴影区,再结合 GDEM V2 提取的坡度因子进行优化,从而剔除不必要的干扰。最终精确地获取山区阴影信息。

### 3.1 影像数据预处理

LandSat 8 卫星含 OLI 与热红外传感器 (Thermal Infrared Sensor, TIRS),两个传感器共 11 个光谱波段,选取 OLI 传感器波段组合,其中 LandSat 8 OLI 数据为 16 位图像,为了减少数据量大小,并减少数据内噪声量,从而更好地突出阴影边界的像元灰度的区别,将影像图属性转换为 8 位图。对两景 GDEM V2 产品进行影像拼接<sup>[30]</sup>,拼接时保留有方向性的 16 位图像属性,同时为保留不同景的高程信息,不做颜色匹配。结合这两个栅格图像与长汀县域矢量图层进行几何校正与裁剪等步骤,几何校正是为了准确匹配不同影像之间位置差异,选择 DEM 图像内高程顶点与 LandSat 影像对应山顶像元进行匹配,校正误差控制在 1 个像元内;最终裁剪获得所需研究区范围内的影像图。

### 3.2 $c!$ 算法结合坡度信息进行阴影检测

#### 3.2.1 影像最优波段组合

LandSat 8 OLI 为多光谱数据,为满足研究需要,选取最适的波段组合,赋予 RGB 色彩模型中。通过选取地物种类测量地物光谱亮度发现(如图 2)

的现象;林地在 525 ~ 600 nm、630 ~ 680 nm 中较 845 ~ 885 nm 波长呈现较低的亮度反应;而建设用地、未利用地、水域在 845 ~ 885 nm 波长内较 525 ~ 600 nm、630 ~ 680 nm 中呈现了亮度较高的现象,这种亮度曲线适合引入 Max 函数强化数据之间差异性,而这个地物波长范围对应 LandSat 8 影像时,为绿光、红光与近红外三个波段,于是将最合适的波段组合设置为第 3 至第 5 波段。

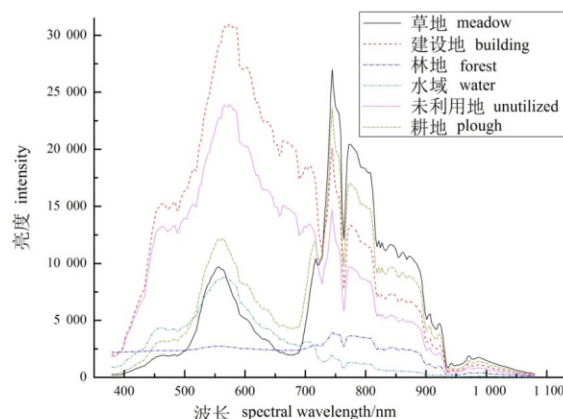


图 2 6 种地物光谱反射亮度曲线

Fig. 2 Different Spectral reflection intensity curves of 6 ground features

#### 3.2.2 $c!$ 函数

在 LandSat8 OLI 影像图上,通过目视解译选取阴影区与非阴影区各 73 个点,其中所取点涵盖草地、林地、建筑用地、水域、耕地、未利用地 6 类地物。提取点对应图像波段 3 至波段 5 的灰度值,获取的阴影和非阴影对应灰度值计算的平均值与标准差结果如图 3。非阴影区域中第 5 波段所代表的近红外波段灰度值普遍较第 4 波段的红光波段高,而阴影区域内第 3 波段所代表的绿光波段较第 4 波段高。同时,就标准差而言,阴影区域明显低于非阴影区域。据此结果,按照红光波段映射为 RGB 中的蓝色通道,近红外波段映射为红色通道,绿光波段映射为绿色通道,进行模型显示。

由于 LandSat8 的影像分辨率不如高分辨率的遥感影像,其边界信息并不突出,  $c3$  算式的函数不能满足对阴影信息的提取,所以需要寻找一个新的函数形式满足该影像的特征,  $c3$  算法主要针对分辨率较高的影像提取噪声部分的阴影,不适合分辨率不高的 LandSat8 影像提取,但由于图像之间共同选择的 RGB 色彩模型与波段光谱等共性,综合  $c3$  算

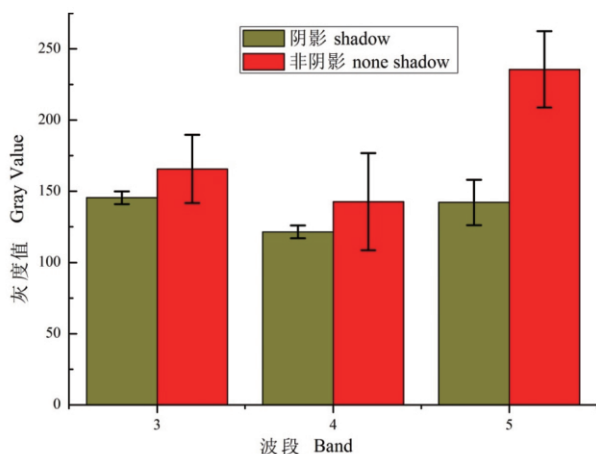


图3 阴影区与非阴影区对应波段灰度阈值

Fig. 3 Different band gray thresholds of shadow and unshadow areas

式的曲线函数基础,选取:一阶函数  $X$  作为基本对比标准,三角函数、反三角函数等 7 种常见函数做比较。结合  $B/(\text{Max}(R, G))$  比值结果做统计,发现其趋势为递增,其比值结果自变量取值范围为  $0 \sim 0.92$ ,因变量为  $0 \sim 1$ ,函数递增,同时自变量于  $0.5 \sim 0.9$  之间变化差异较大,所以其中为递减函数的  $\text{Cos}$  与  $\text{Acos}$  不满足需求; $\text{Sin}$  与  $\text{Aratan}$  函数曲线斜率逐渐减少,相较于  $\text{Sinh}$  与  $\text{Asin}$  函数自变量  $0.5 \sim 0.9$  段差异小,同时自变量与因变量极大值与  $B/(\text{max}(R, G))$  比值结果偏离较大,不适合要求;而  $\text{Asin}$  函数与  $\text{Sinh}$  相比  $0 \sim 1$  区间自变量极大值最为接近的递增函数为  $\text{Sinh}$ ,选择  $\text{Sinh}$  函数曲线作为增强阴影与非阴影的差异化的函数,其中  $\text{Sinh}$  函数与其他多种函数曲线对比如图 4。最终获得差异化函数  $c!$  为:

$$c! = \text{Sinh}\left(\frac{B}{\text{Max}(R, G)}\right) \quad (2)$$

其中  $B$  代表波段 4 映射的蓝通道,  $R$  为波段 5 映射的红通道,  $G$  为波段 3 映射的绿通道。

### 3.2.3 结合坡度因子优化阴影区提取结果

通过  $c!$  计算,为建筑、水体、道路等坡度平缓的地区与提取的阴影区域相似度较高,无法通过直接的阈值分割对其区分。为降低单一函数差异化图像的噪声与干扰,提取遥感影像图中山区的阴影区域,引入地形因子中的坡度因子作为优化项。坡度信息提取自 ASTER 卫星的 GDEM V2 产品,由该影像通过拟合平面简化的空间矢量法计算坡度,通过不同的坡度提取山地区域。计算坡度的公式如下:

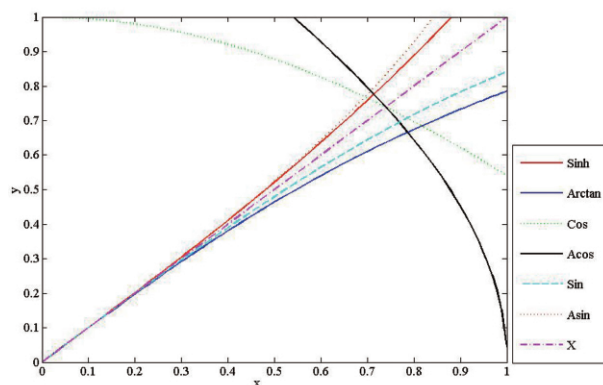


图4 7种函数曲线对比

Fig. 4 7 Different functions curves

$$\text{Slope} = \arccos\left(\frac{1}{\sqrt{x^2 + z^2 + l}}\right) \quad (3)$$

其中  $x$  为栅格分辨率,  $z$  为高程差。

### 3.3 二分式判别规则建立

基于  $c!$  计算,提取的信息对应直方图配合目视检测解译,选取合适的临界阈值,对影像分类并提取阴影的分布信息。原始影像中建立网格,结合目视解译,在网格内随机的选取阴影与非阴影的边界,并提取灰度阈值,共取 400 个栅格阈值,并建立直方图,取最高值确定最终分割阈值。其中  $c!$  函数计算得到的差异化影像,灰度界限阈值 199,大于等于 199 时为阴影区与水体建筑等地物的混合信息区域,小于 199 为非阴影区域;进而通过坡度分级与 Landsat8 OLI 影像比对提取山区部分,提取的坡度为  $18^\circ$ ,即坡度大于  $18^\circ$  的区域为结果区域,最终获得山区阴影覆盖影像。

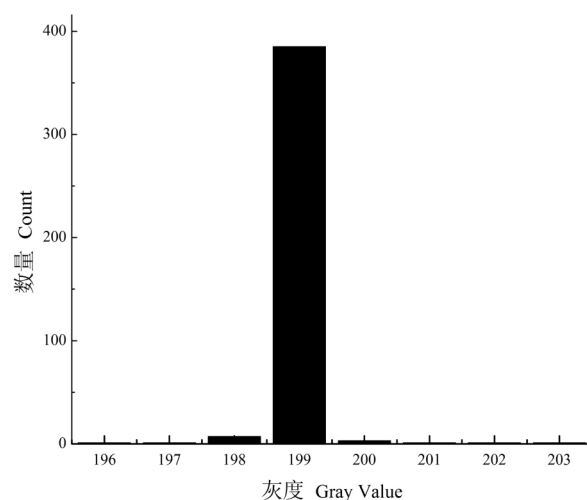


图5 阴影边界灰度提取分布

Fig. 5 Distribution of Shadow Boundary Gray Value extraction



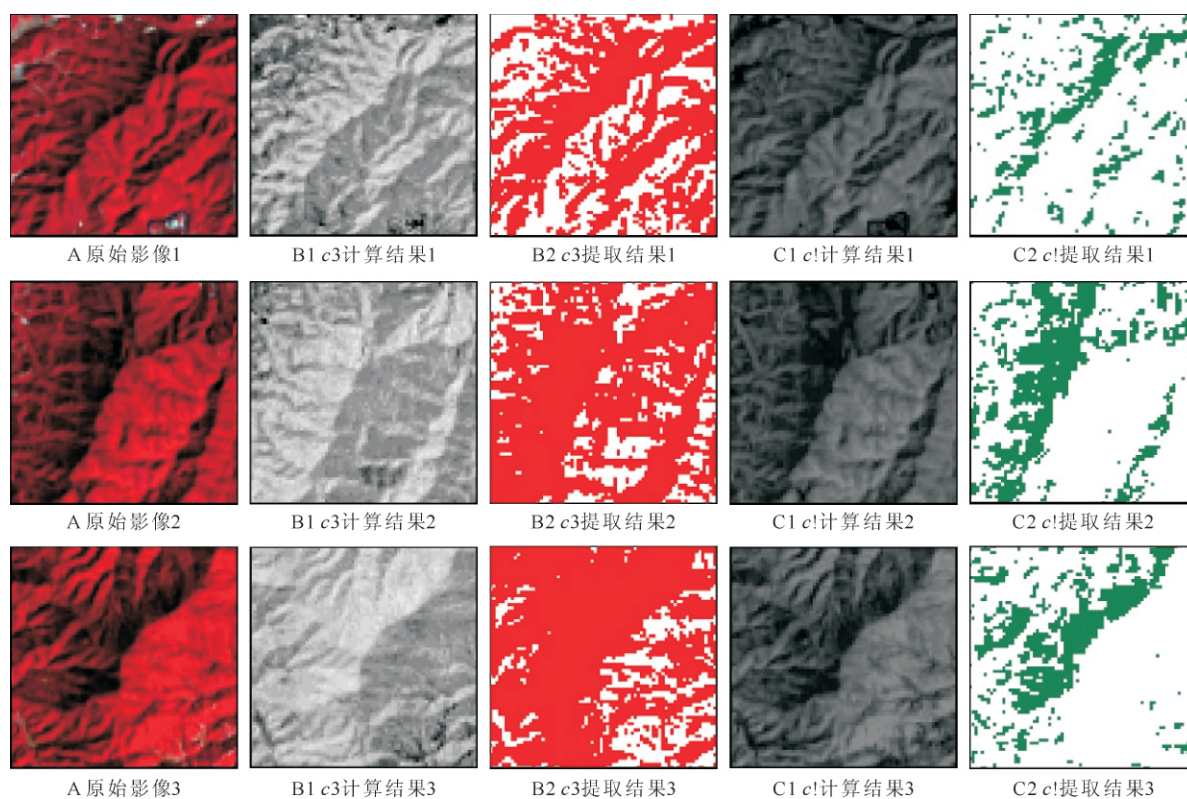
## 4 结论与分析

### 4.1 $c!$ 通道与 $c3$ 综合坡度因子效果比较与分析

基于 ERDAS 软件与 ArcGIS 软件支持,通过既定运算方式,选取多处山区,比较  $c!$  算法与  $c3$  通道算法之间结果如图 5;两种计算方法得到的图像直方图分布差别如图 6。 $c3$  方法由于主要针对分辨率较高的图像进行计算,对中等分辨率的 LandSat8 影像不够适应;虽然  $c!$  方法是在  $c3$  的基础上改进而来,但是  $c!$  方法理念改动较多,同时由于函数的差别  $c3$  方法的分割阈值与  $c!$  方法有所差异。 $c3$  方法阈值切割采用多点计算同时切割,实验中采取提取结果并验证精度的方式,确定阈值范围。其中  $c3$  方法阈值确定范围为 8bit 影像 215 至 243。

以波段 5 为红色通道、波段 4 为绿色通道、波段 3 为蓝色通道显示选定的 3 个区域,并以这个色彩组合为标准,检查图 6 中发现灰暗区域为阴影,明亮区域为非阴影。 $c3$  通道算法得到的结果灰度值较分布集中,呈现偏暗的情况,差异性不大,难区别阴

影区域与非阴影区域。而  $c!$  算法获取的结果能较为明显的区分出阴影区与非阴影区域的差别,其中灰暗区域为阴影区域,明亮区域为非阴影区域。由提取结果发现: $c3$  算法敏感度不足,信息提取结果出现许多阴影区与非阴影区混淆的情况。结合图 7 中两种方法的图像直方图可以发现, $c3$  方法得出的直方图过于集中,每个灰度值之中包含很大数量的像元,阈值分割的过程就容易造成混淆的情况;而  $c!$  方法得到的直方图没有过于集中的情况,分布情况较为均匀,最终的结果也不容易造成混淆;另外结合图 4 中函数曲线可以发现, Sinh 函数整体斜率较 Arctan 函数高,所以  $c3$  方法计算的图像两极差异化不如  $c!$  方法。综合可见: $c!$  方法对地物阴影与非阴影的两极化区分有较为理想的表达。选取  $c!$  方法中的提取结果,比较坡度因子优化情况如图 8,集中对比了坡度因子对结果的优化程度影响,从原图中发现,河流、平原等地势较为平缓的地区中, Sinh 阈值提取的结果中有明显的混淆情况,而加入坡度因子优化后,水域、平原等干扰物被有效的去除。另外  $c!$  算法还结合 LandSat 8 影像多光谱的特



注: B2 中红色为阴影区, C2 中绿色为阴影区。Note: red in B2 is shadow area, green in C2 is shadow area.

图 6  $c!$  算法与  $c3$  通道效果对比

Fig. 6 Comparison between  $c!$  and  $c3$  algorithm

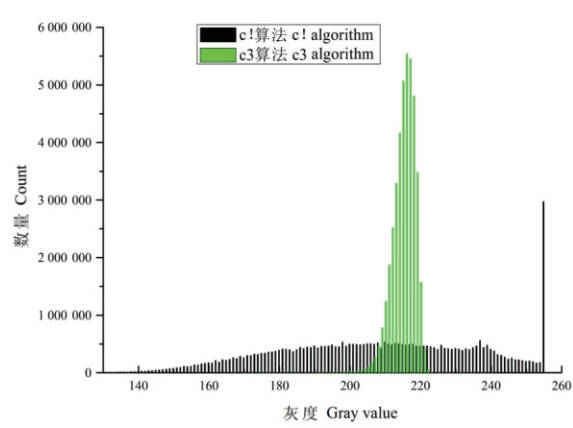


图 7 c! 算法与 c3 算法结果直方图  
Fig.7 Histogram results of c! algorithm and c3 algorithm

性 结合自身函数特点进行最优波段选取 ,相较于 c3 通道算法固定的可见光红绿蓝波段 ,有较强的适应性。

4. 2 结合坡度的阴影区提取结果精度验证

依据提取规则设定的阈值 ,结合 GDEM V2 影像坡度信息与 c! 算法结果 ,最终获得长汀县域内的 LandSat 8 OLI 影像阴影区域分布图。为了验证阴影区提取结果的精度 ,基于目视解译方法在原始

影像上选取验证点 ,并选用混淆矩阵将提取结果与验证信息进行比较分析 ,采用错分误差、漏分误差、生产者精度、用户精度、总体精度与 Kappa 系数 6 类评价指标分析。验证点选取采用网格布设与目视验证结合 ,避免出现选点过于集中、代表性不强等缺点。选取的阴影区点 212 个 ,非阴影区域点 213 个 ,其中非阴影区中的选点原则涵盖建筑、道路、水体信息。对信息提取的结果进行精度评价 ,如表 1 所示。观察对比图 9 中的提取结果与原始影像图 ,长汀县域 LandSat8 OLI 影像的阴影提取结果稳定、均匀 ,没有出现较大的异常情况 ,同时在一些小区域的细节上 ,表现也同样较为理想 ,许多山脊与山谷存在阴阳面 ,在检测提取的结果中都得到了体现 ,说明方法实用性较高。

结果显示 ,对阴影区的提取上 ,总体精度达到 99.06% ,Kappa 系数达到 0.98 ,相比 c3 方法提高了 17.37%、0.36 ,同时相比于 SVI 指数对于 LandSat7 TM 影像中的阴影区提取 98.89% 的精度有一定提升 ,相较于 SVI 方法的多点分割提取不稳定、繁琐等缺点 ,c! 方法的二分法提取规则较为便捷 ,同时引入异源辅助因子(坡度因子) ,使得该方法可靠性提



注: A2、A3 中着色部分为提取结果。Note: Colored part is extraction result in A2 ,A3.

图 8 坡度优化前后对比  
Fig.8 Difference between slope factor or not

表 1 精度评价表  
Tab.1 Accuracy assessment report

	类别	错分误差	漏分误差	用户精度	生产者精度	总体精度	Kappa 系数
	Type	Commission error	Omission error	User accuracy	Producer accuracy	Overall accuracy	Kappa coefficient
c! 方法	阴影 shadow	—	1.89%	100%	98.11%	99.06%	0.98
	非阴影 unshadow	1.84%	—	98.16%	100%		
c3 方法	阴影 shadow	18.09%	18.78%	81.91%	81.22%	81.69%	0.62
	非阴影 unshadow	18.51%	16.98%	81.49	83.02%		



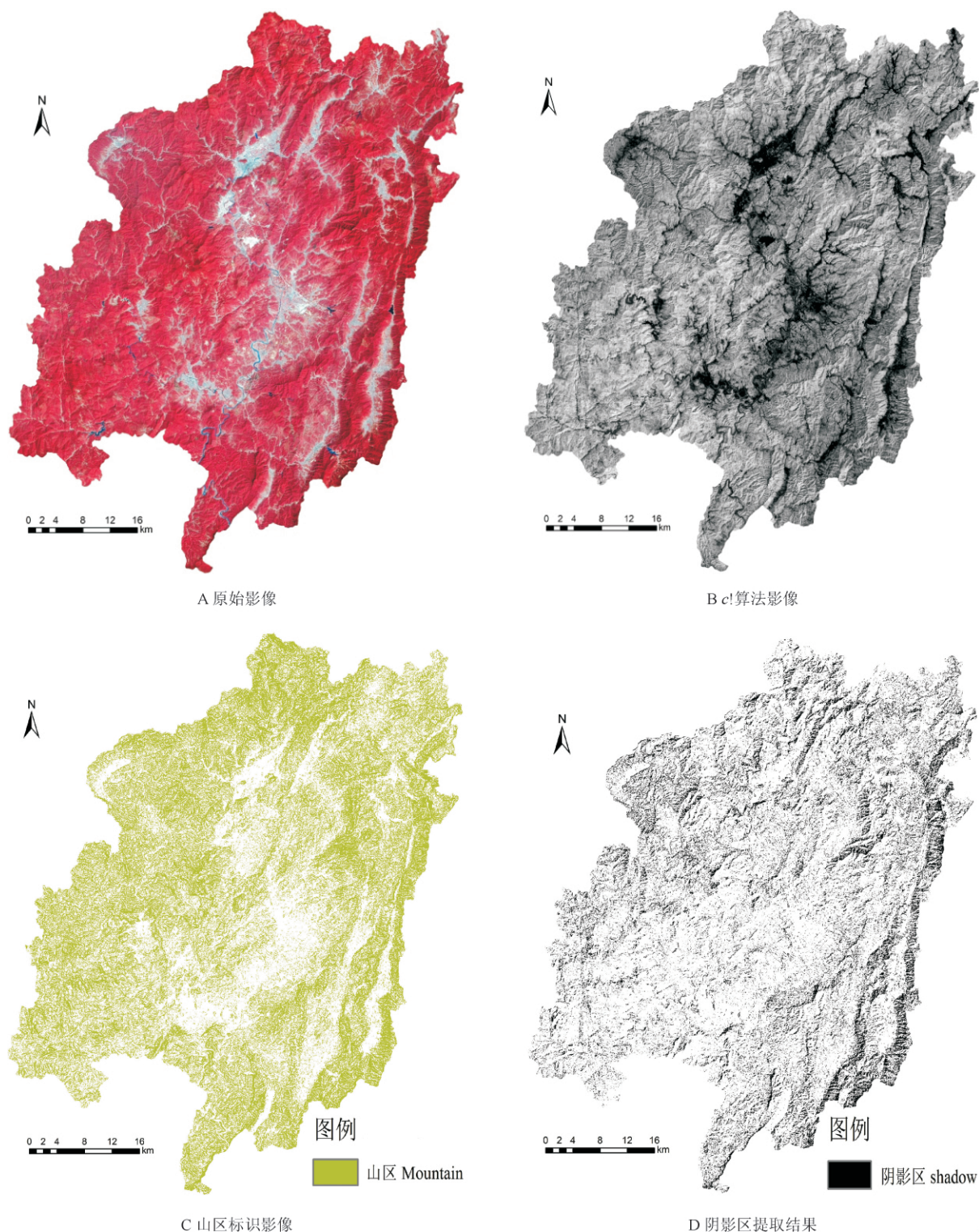


图9 阴影区提取结果与原始影像对比

Fig.9 Comparison of the shadowed area extraction to the original image

升。由用户精度、生产者精度、错分误差与漏分误差中可以发现误差主要出现在阴影区的误差,而阴影区域中的误差集中出现在边界不清晰的小斑块阴影中,其中误差主要在两方面,首先由于 LandSat 8 OLI

影像图精度为 30 m,导致低山丘陵中许多阴影边界不明显,阈值确认的时候容易混淆边界;同时由于目视解译的时候,由于有些像元不容易确认为阴影,造成选点出现误差;另一方面由于 ASTER 卫星 GDEM

V2 影像本身的误差,实验中发现,该影像存在云的干扰,造成某些本该海拔高程不大的地区出现了坡度与高程反常的现象,从而计算坡度的过程中出现误差。由这些信息可以表明, $c_1$  算法结合坡度信息能有效检测、提取阴影区,并排除坡度平缓地形、地物的干扰,从而能够有效的在 Landsat8 OLI 影像中应用。

## 5 讨论

为准确、快速检测与识别 Landsat 8 OLI 影像中山区的阴影区域,提出  $c_1$  算法结合地面坡度信息的方法提取山区阴影。首先对影像进行预处理并转化为 8 位图,减少数据量以突出阴影与非阴影的灰度跨度级;通过采集地物光谱亮度与影像图阴影区分析,结合  $c_3$  算法与 RGB 彩色模型转换的公式,选定 Landsat8 OLI 影像最优波段组合;选用 Max 函数同时运用 3 个波段的特征进行计算,充分、完整地运用影像信息;通过选取 Sinh 函数对组合波段公式进行计算,以增强地表物体区分的方式增强阴影区与非阴影区的差异化,并根据阈值分割原则对其进行初次信息提取;加入 GDEM V2 提取的坡度优化信息,从而有效剔除  $c_1$  算法中包含的噪声与干扰,最终准确地提取得到山区阴影区域。实验结果表明  $c_1$  算法较  $c_3$  算法,保留的信息更完整、直方图分布更均匀、更清楚地将阴影与非阴影的差异化体现。同时相较于 SVI 指数多点分割阈值的提取形式上, $c_1$  方法的二分形式更为简便,从而更从容地检测、提取 Landsat8 OLI 影像中的山区阴影,并且精度更高。

以 Landsat 8 OLI 为代表的一系列中等分辨率的多光谱卫星遥感影像,其相对平衡的时间、空间、光谱分辨率,使得研究中大尺度范围的资源分布、信息提取、地物识别等方面存在较大的潜力。可以不断地改进方法,提高探测与估测精度,从而进一步提高其在卫星遥感中的地位。今后的研究为进一步提高应用范围,可以从阴影区能量恢复的角度进一步探索,如根据地物光谱亮度的阴影区衰减程度与影像拟合探索影像阴影恢复。

## 参考文献 (References)

- [1] ADELIN K, CHEN M, BRIOTTET X, et al. Shadow detection in very high spatial resolution aerial images: A comparative study [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 80: 21–38.
- [2] LI Huifang, XU Liming, SHEN Huanfeng, et al. A general variational framework considering cast shadows for the topographic correction of remote sensing imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 117: 161–171.
- [3] TONG Xiaohua, LIN Xiaofei, FENG Tiantian, et al. Use of shadows for detection of earthquake-induced collapsed buildings in high-resolution satellite imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 79: 53–67.
- [4] ZHANG Hongya, SUN Kaimin, LI Wenzhuo. Object-oriented shadow detection and removal from urban high-resolution remote sensing images [J]. IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, 2014, 52(11): 6972–6982.
- [5] JUSTIN D B, WARREN B C, YANG Zhiqiang, et al. Automated cloud and cloud shadow identification in Landsat MSS imagery for temperate ecosystems [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 169: 128–138.
- [6] 田建东, 王占鹏, 唐延东. 静态阴影检测的研究进展 [J]. 信息与控制, 2015, 44(2): 215–222. [TIAN Jiandong, WANG Zhanpeng, TANG Yandong. Static shadow detection: a survey [J]. Information and Control, 2015, 44(2): 215–222.]
- [7] SALVADOR E, CAVALLARO A, EBRAHAMI T. Cast shadow segmentation using invariant color features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 95(2): 238–259.
- [8] ZHOU Yuan, CHEN Jin, GUO Qinghua, et al. Restoration of information obscured by mountainous shadows through Landsat images without the use of DEM data [J]. IEEE Transactions on Geoscience And Remote Sensing, 2014, 52(1): 313–328.
- [9] 姜建国, 李婷, 杨玲敏, 等.  $c_3$  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. [JIANG Jianguo, LI Ting, YANG Lingmin, et al. Improvement of shadow detection algorithm based on  $c_3$  component for high-resolution remote sensing images [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2015, 27(8): 1490–1497.]
- [10] 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. [LIU Hui, XIE Tianwen. Study on shadow detection in high resolution remote sensing image of PCA and HIS model [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(1): 78–84.]
- [11] 高贤君, 万幼川, 杨元维, 等. 高分辨率遥感影像阴影的自动检测与自动补偿 [J]. 自动化学报, 2014, 40(8): 1709–1720. [GAO Xianjun, WAN Youchuang, YANG Yuanwei, et al. Automatic shadow detection and automatic compensation in high resolution remote sensing images [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(8): 1709–1720.]
- [12] ZHU Zhe, WANG Shixiong, CURTIS E, et al. Improvement and expansion of the Fmask algorithm: cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4–7, 8, and Sentinel 2 images [J]. 2015, 159: 269–277.
- [13] 刘健, 许章华, 余坤勇, 等. 山地丘陵区遥感影像阴影检测与去除方法 [J]. 农业机械学报, 2013, 44(10): 237–241. [LIU Jian, XU Zhanghua, YU Kunyong, et al. Shadow detection and



- removal method for remote sensing image in mountainous and hilly area[J], 2013, **44**(10): 237–241.]
- [14] 许章华, 刘健, 余坤勇, 等. 阴影植被指数 SVI 的构建及其在四种遥感影像中的应用效果[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, **33**(12): 3359–3365. [XU Zhanghua, LIU Jian, YU Kunyong, et al. Construction of vegetation shadow index(SVI) and application effects in four remote sensing images[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, **33**(12): 3359–3365.]
- [15] ARVISON T, GOWARD S, GASCH J, et al. LandSat7 long term acquisition plan: development and validation[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2006, **72**(10): 1137–1146.
- [16] 徐军, 韦金丽, 陈瑞波, 等. 傅立叶变换消除 ETM + 条带影响及平面精度分析[J]. 测绘信息与工程, 2011, **36**(1): 18–20. [XU Jun, WEI Jinli, CHEN Ruibo, et al. Elimination of forier transform ETM + strip influence with and accuracy analysis of plane[J]. Journal of Geomatics, 2011, **36**(1): 18–20.]
- [17] 徐婷, 曹林, 余光辉. 基于 LandSat 8 OLI 的特征变量优化提取及森林生物量反演[J]. 遥感技术与应用, 2015, **30**(2): 226–234. [XU Ting, CAO Lin, SHE Guanghui. Feature extraction and forest biomass estimation based on LandSat 8 OLI[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, **30**(2): 226–234.]
- [18] CRISTINA T, MARIA A, RICHARD L, et al. Detection of changes in semi-natural grasslands by cross correlation analysis with WorldView-2 images and new LandSat 8 data[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, **175**: 65–72.
- [19] LIU Yongxue, SUN Chao, YANG Yuhao, et al. Automatic extraction of offshore platforms used time-series LandSat-8 Operational Land Imager data [J]. Remote Sensing of Environment, 2016, **175**: 73–91.
- [20] XIE Huan, LUO Xin, XU Xiong, et al. Evaluation of LandSat 8 OLI imagery for unsupervised inland water extraction [J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, **37**(8): 1826–1844.
- [21] 徐涵秋, 唐菲. 新一代 LandSat 系列卫星: LandSat8 遥感影像新增特征及其生态环境意义[J]. 生态学报, 2013, **33**(11): 3249–3257. [XU Hanqiu, TANG Fei. Analysis of new characteristics of the first LandSat 8 image and their eco-environmental significance[J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, **33**(11): 3249–3257.]
- [22] 贾玉秋, 李冰, 程永政, 等. 基于 GF-1 与 LandSat-8 多光谱遥感影像的玉米 LAI 反演比较[J]. 农业工程学报, 2015, **31**(09): 173–179. [JIA Yuqiu, LI Bing, CHENG Yongzheng, et al. Comparison between GF-1 images and LandSat-8 images in monitoring maize LAI[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, **31**(9): 173–179.]
- [23] 马建行, 宋开山, 温志丹, 等. 基于 LandSat 8 影像的不同燃烧指数在农田秸秆焚烧区域识别中的应用[J]. 应用生态学报, 2015, **26**(11): 3451–3456. [MA Jianxing, SONG Kaishan, WEN Zhidan, et al. Quantification of crop residue burned areas based on burning indices used LandSat 8 image [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2015, **26**(11): 3451–3456.]
- [24] HAIRETI A, TATEISHI R, ALSAAIDEH B, et al. Multi-criteria technique for mapping of debris-covered and clean-ice glaciers in the Shaksgam valley using LandSat TM and ASTER DEM [J]. Journal of Mountain Science, 2016, **13**(4): 703–714.
- [25] GEVERS T, SMEULDERS A W M. Color-based object recognition [J]. Pattern Recognition, 1999, **32**(3): 453–464.
- [26] SALVADOR E, CAVALLARO A, EBRAHAMI T. Shadow identification and classification using invariant color models [C]. Acoustics, Speech, & Signal Processing, on IEEE International Conference, 2001, **3**: 1545–1548.
- [27] SARABANDI P, YAMAZAKI F, MATSUOKA M, et al. Shadow detection and radiometric restoration in satellite high resolution images [C] IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium, 2004, **27**(5): 137–142.
- [28] 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 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.]
- [29] 李成, 孙路, 田润澜, 等. 基于交叉皮质模型的单幅图像阴影检测算法[J]. 自动化学报, 2014, **40**(12): 2887–2898. [LI Cheng, SUN Lu, TIAN Runlan, et al. Single Image Shadow Detection Based on Intersecting Cortical Model [J]. ACTA AUTOMATICA SINICA, 2014, **40**(12): 2887–2898.]
- [30] HOSSEIN A, PETER R. Accuracy enhancement of ASTER global digital elevation models using ICESat data [J]. Remote Sensing, 2011, **3**(7): 1323–1343.

## Detection and Extraction of Mountain Shadow Information from LandSat8 OLI data

CHI Yufeng, LAI Riwen\*, Yan Qi, YU Lili, SU Yanqin

(College of Forestry, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China)

**Abstract:** Shadows in remote sensing images contain cues about the shape and the relative position of objects, as well as the characteristics of surfaces and light sources. For this reason, the problem of shadow detection had been

increasingly addressed over the past years. In this study , a new extraction method (  $c!$  ) was established to extract the shadow information in mountainous region from satellite image data of Changting County , Fujian Province. The  $c!$  algorithm was established based on the free Landsat8 Operational Land Imager ( OLI ) image taken on 22 March , 2016 and the product of GDEM V2 image taken by ASTER satellite. This method was applied to differentiate shadows and non-shaded areas. The  $c!$  algorithm included band selection , band recombination , ground feature spectrum analysis , function construction , slope factor extraction and other important portions. In the part of function construction , function  $Sinh$  and function  $Max$  were used to calculate the image band variation. The 8 bit image value was confirmed through the threshold segmentation , that is , 199. Then the slope factor ( with a value of 18 degree ) extracted from GDEM V2 image was also combined within the algorithm. Finally , the mountain area shadow image and some other sample results were outputted using  $c!$  method and  $c3$  method in the same research area , respectively. According to the grid random verification point data , the extraction results were verified and then compared with the results from  $c3$  method. It showed that  $c!$  method in combination with spectrum and some other factors can significantly improve the extraction accuracy and effect. The overall accuracy and Kappa coefficient were 99.06% and 0.98 , respectively. The study results suggested that the experimental method had high feasibility for shadow information detection and extraction on Landsat8 image. Moreover , it was simpler and more excellent when compared with SVI index method or  $c3$  algorithm.

**Key word:** Landsat8 OLI data;  $c!$  algorithm; shadow; slope factor.