

基于 ASTER 图像和地形因子的岩性单元分类 ——以新疆木垒地区为例

姜莎莎, 李培军*

(北京大学地球与空间科学学院遥感研究所, 北京 100871)

摘要: 利用遥感图像进行岩性分类, 是遥感地质应用的重要方面之一。本文运用 ASTER DEM 提取地形因子, 并与原始的光谱图像相结合用于遥感图像的岩性单元分类。文章分析了不同尺度的地形因子对岩性单元分类的作用, 并进一步分析和比较各种地形因子对岩性单元分类的作用。结果表明, 在岩性单元分类过程中加入不同的地形因子可不同程度地提高岩性单元分类精度, 加入 DEM 信息, 可得到更高的分类精度。将地形信息和光谱信息综合, 是一种有效的岩性单元分类方法, 尤其是对植被覆盖区域。

关键词: ASTER; DEM; 地形因子; 岩性单元分类

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2011.00825

1 前言

岩性识别是遥感地质中最广泛的应用领域之一, 近 30 年来, 国内外有大量利用各种遥感数据进行岩性识别与分类的研究^[1-10]。遥感的岩性识别与填图包括两个方面: 岩性单元填图和矿物组合的识别^[11]。岩性单元可为单一岩性实体, 也可多个相似或具有成因联系的岩性组合。由于岩石自身成分差异, 以及各种外动力因素(如风化、剥蚀等)的作用, 致使同一岩性类别具有十分显著的光谱特征差异; 植被的覆盖对岩性识别与分类也有显著的影响, 即使少量的植被覆盖也会掩盖其下伏的地质信息, 因此, 仅仅利用图像的光谱特征进行岩性识别, 精度往往有限。研究表明, 加入其他信息, 如图像纹理、地球物理与地球化学信息等, 进行岩性识别, 精度会有显著的提高^[1-5, 9, 12-15]。

近几年来, 各种来源(如卫星遥感、机载激光雷达, 以及现有地形图)的地形信息与光谱信息结合, 被用于岩性分类, 尤其是在不同程度的植被覆盖地区, 得到了显著改进的分类精度^[16-18]。

近 10 年来, ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflectance Radiometer, 高级热辐射与发射辐射计)数据的大量获取, 为地质

应用提供了丰富的数据。有许多研究者运用 ASTER 数据进行矿物成分和岩性识别与分类, 并取得了较好的效果^[6, 7, 15, 19-22]。

ASTER 除了获取不同分辨率的图像数据, 还可以利用两个不同角度的近红外波段得到数字高程模型(DEM)数据。尽管 DEM 信息对岩性识别有效^[16], 但是很少有研究将 ASTER 的图像数据和 DEM 派生的地形因子结合起来进行岩性分类。本文的目的是将 ASTER 图像的光谱信息与由高程信息(DEM)派生的地形因子结合起来用于岩性单元分类, 并评价地形因子在岩性单元分类中的有效性。

2 数据和研究区

2.1 数据源

ASTER 是一个高分辨率的多光谱成像仪, 同时具有立体成像功能。ASTER 的 14 个波段分布在 3 个不同的光谱区域, 具有不同的空间分辨率: 3 个可见光-近红外波段(VNIR)(15m 分辨率), 6 个短波红外波段(SWIR)(30m 分辨率)和 5 个热红外波段(TIR)(90m 分辨率)。各个波段的重要指标见表 1。此外, ASTER 还有 DEM 产品。ASTER 在短波红外和热红外区域有多个波段, 可为岩性识别和分类提供了更多的信息; 同时, ASTER 的多重分

收稿日期: 2011-07-01; 修回日期: 2011-12-01.

基金项目: 本文的研究得到了国家“973”基础研究项目(2009CB219302)的资助。

作者简介: 姜莎莎(1985-), 女, 北京大学硕士研究生, 主要从事高分辨率遥感信息处理方法研究。E-mail: jss122788@sina.com

* 通讯作者: 李培军(1966-), 男, 博士, 教授, 研究方向: 遥感信息处理与应用。E-mail: pjli@pku.edu.cn

分辨率(15m、30m 和 90m),其为融合不同波段数据提供了可能。ASTER 数据的特点使之特别适合于地质应用,在找矿勘查中有着很好的应用前景和价值。

表 1 ASTER 系统的基本物理参数

Tab. 1 Basic physical parameters of the ASTER system			
波长区域	波段	光谱范围(μm)	地面分辨率(m)
可见光-近红外 (VNIR)	1	0.52~0.60	15
	2	0.63~0.69	
	3N	0.76~0.86	
	3B	0.76~0.86	
短波红外 (SWIR)	4	1.60~1.70	30
	5	2.145~2.185	
	6	2.185~2.225	
	7	2.235~2.285	
	8	2.295~2.365	
	9	2.360~2.430	
	10	8.125~8.475	90
热红外 (TIR)	11	8.475~8.825	
	12	8.925~9.275	
	13	10.25~10.95	
	14	10.95~11.65	

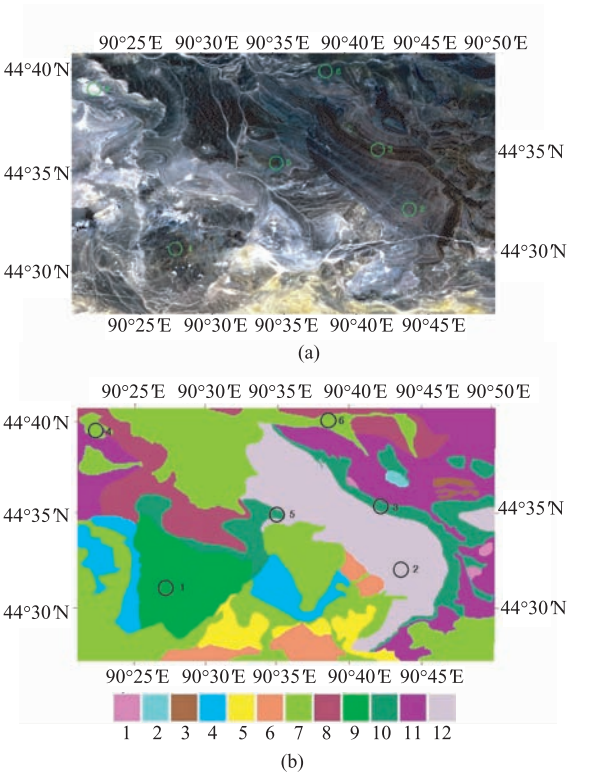
本文采用的 ASTER 数据为 L1B 产品,研究中只利用了可见光-近红外波段、短波红外波段(9 个波段)和 DEM 进行岩性分类,没有采用热红外波段。

由于 ASTER 数据的可见光-近红外波段图像具有最高的空间分辨率(15m),因此,以此图像作为参考图像,将 ASTER 数据的短波红外波段与之配准,并重采样到 15m 的像元大小,配准的误差小于 0.5 个像元。最终所采用的图像大小是 2600×1600 像元(图 1(a)),覆盖 39km×24km 的地面范围。

2.2 研究区背景

研究区位于新疆维吾尔自治区昌吉回族自治州木垒哈萨克自治县附近,即北纬 44°27′~44°40′,东经 90°21′~90°50′。该区气候干旱、植被发育差,岩石裸露,是运用卫星遥感技术进行地质研究的理想地区。区内主要岩性单元见表 2。

图像分类所需要的训练样本和精度评价所需的检验样本,均以现有的 1:20 万地质图(图 1(b))作为参考从图像上选取。所使用的训练样本及检验样本是相互独立的。所采用的训练样本和检验样本见表 2。



1- φ ; 2- γ^{π} ; 3- π ; 4-J₁; 5-J₂; 6-N; 7-Q; 8-P; 9-C₁; 10-C₂₁; 11-C_{2s}; 12-C₃,符号含义见表 2。图中的圆 1-6 为不同岩性单元的局部,用于比较和分析不同数据组合分类结果。

图 1 研究区 ASTER 假彩色合成图像
(a)波段 3,2,1 分别显示为 R,G,B;(b)岩性单元分布图
Fig. 1 ASTER false color composite image
(Bands 3,2,1 as R,G,B)

表 2 用于分类和精度评价的样本

Tab. 2 Samples used in classification and accuracy assessment			
岩性单元 符号	岩性单元描述	训练样本 (像元数)	检验样本 (像元数)
Q	砾石、砂土、亚砂土、风成砂	13 320	13 784
N	泥岩、粉砂质泥岩、砾岩	3 948	2 309
J ₂	泥质粉砂岩、砂岩夹煤层	1 746	1 361
J ₁	粉砂岩、砂岩、砾岩夹迭锥灰岩 砂岩、粗砂岩夹灰质页岩	5 308	3 504
P	泥岩、长石砂岩、细砂岩夹砾岩 砾岩夹砂岩、凝灰砂岩	7 220	7 134
C ₃	粗砂岩、细砂岩、粉砂岩互层夹砾岩 泥质、硅质细砂岩、粉砂岩	8 641	9 858
C ₂₁	西部砂岩、泥质砂岩夹酸性熔岩 东部中酸性熔岩、砂砾岩	7 101	7 943
C _{2s}	砾岩、砂岩、粉砂岩、灰岩互层 砾岩夹灰质粉砂岩	6 490	7 713
C ₁	中酸性角砾岩、流纹斑岩 安山玢岩、橄榄玄武玢岩、英安斑岩	5 942	6 841
γ^{π}	斜长花岗岩	926	832
φ	霏细岩、石英钠长斑岩	1 266	1 213
π	英安斑岩	1 141	977
总计		63 049	63 469

3 岩性单元分类方法

本文首先利用 ASTER DEM 数据来计算地形因子,然后将得到的地形因子与光谱信息结合起来进行岩性单元分类,并重点探讨各种地形因子对于改善岩性单元分类的作用效果。

3.1 地形因子计算

本文采用的地形因子包括坡度(Slope)、坡向(Aspect)、轮廓曲率(Profile Convexity)、平面曲率(Plan Convexity)、纵向曲率(Longitudinal Convexity)、横向曲率(Cross_Sectional Convexity)、最大曲率(Maximum Curvature)和最小曲率(Minimum Curvature)。

某点的坡度是过该点的切平面与水平地面的夹角,表示坡度的急缓程度。坡向为地表面上一点的切平面的法线矢量在水平面的投影与过该点正北方向的夹角。轮廓曲率为坡度沿剖面的变化速率,考虑重力影响最大的方向与正交方向的夹角。平面曲率为坡向沿平面的变化速率,是考虑重力影响最小的方向与正交方向的夹角。纵向曲率是考虑垂直于坡度方向与正交方向的夹角。横向曲率是考虑穿越坡度方向与正交方向的夹角。最大曲率为整个表面曲率的最大值。最小曲率为整个表面曲率的最小值。

本文采用 ENVI 的地形工具进行坡度、坡向等地形因子的提取计算,在进行地形因子的提取时涉及到窗口大小的选择问题。研究表明,采用合适的窗口大小可准确地反映地形特征,窗口既不能过大也不能过小^[23-26]。对本研究而言,选择合理的窗口尺度能获得更高的图像分类精度。小尺度窗口代表一个小的局部范围,得到的地形因子能准确反映小范围的地形特征,但是不能反映地形变化的总体趋势;大尺度窗口能代表一个较大的范围,采用较大窗口计算的地形因子反映更大范围的地形特点,能较好地体现不同岩性类别的整体地形变化。在本研究中我们根据分类精度来选择合适的窗口大小。

3.2 加入地形因子的分类

为了探讨地形因子对岩性单元分类的作用,本文采用以下几种数据组合:纯光谱分类、光谱与 DEM 组合分类、光谱与各种派生的地形因子分别

组合进行分类。然后比较纯光谱与光谱和地形因子结合的分类精度。

为了有效地结合地形因子进行岩性单元分类,需要一种有效合适的分类方法,本文采用的分类方法是最大似然法(MLC)。尽管最大似然是参数分类方法,但许多岩性分类研究表明,该方法具有良好的岩性识别和分类性能^[2-4,21]。

在结合光谱信息和地形因子分类时有一个问题需要解决,即光谱数据和地形因子的数据范围显著不同。例如,在研究区图像中,ASTER 波段 1 数值范围是[64, 255], ASTER 波段 4 数值范围是[34, 217], ASTER DEM 数值范围是[480, 952],而由 DEM 提取的坡度因子的数值范围仅为[0.000442, 6.858819]。研究表明,一般数据范围越大的数据源通常在分类中起主导作用^[25],这样,直接将光谱和地形因子组合进行分类可能无法得到满意的精度。因此,在利用这些数据进行岩性单元分类前,必须对数据进行归一化处理,即将所有数据的数值范围变换到相同的范围^[13]。

本文采用以下的归一化公式^[13],将光谱和地形因子归一化到相同的数据范围[0, 1]:

$$d'_{x_i} = \frac{d_{x_i} - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}}$$

上面公式中 d_{x_i} 是 x_i 处像元的原始值, d_{\max} 和 d_{\min} 分别代表那个波段的最大值和最小值,是归一化后的新值。然后,将归一化后的各种数据进行组合用于岩性单元分类。

3.3 精度评价

依据不同波段组合分类结果的混淆矩阵,计算分类精度(总体精度、Kappa 系数与各类的生产者精度和用户精度),对分类结果进行评价。在进行分类结果比较时,不但比较各类波段组合分类结果的总体精度,也比较单类岩性的分类精度。分析各种不同波段组合的分类效果,及不同波段对单类岩性分类的影响。在所有的精度计算和比较评价中,使用相同的检验样本。

4 木垒地区 ASTER DEM 的岩性单元分类与结果分析

4.1 岩性单元分类结果

由于地形因子的计算需要考虑选择合适的窗

口大小,为了得到合适的窗口大小,本文采用从 3×3 、 5×5 逐步变化到 77×77 一系列不同尺度的移动窗口来计算地形因子,通过比较分类精度来确定最佳的窗口尺度。

表 3 为加入不同窗口提取的地形因子的分类结果。由于篇幅限制,本文只列出加入不同尺度的坡度和坡向用于分类的效果。

从表 3 中可以看出随着尺度的加大,加入坡度和坡向分类的总体精度和 Kappa 系数都会逐渐提高。当窗口大小增大到 55×55 时,加入坡度的分类精度达到最大值,然后随着窗口的增大,分类精度略有降低;而当窗口增大到 75×75 时,加入坡向的分类精度也达到了最大值,随着窗口的继续增大,分类精度也略有降低。其他的地形因子也有类似的规律。本文将这个分类精度达到最大值时的窗口大小作为最佳尺度,在后续的分析中所使用的地形因子都是采用最佳尺度窗口提取的。

表 3 加入不同窗口提取的地形因子的分类结果

Tab. 3 Lithologic classification results incorporating with topographic variables of different window sizes

窗口 大小	坡度		坡向	
	总体精度(%)	Kappa 系数	总体精度(%)	Kappa 系数
3	74.68	0.7106	74.98	0.7137
11	75.05	0.7141	74.95	0.7134
15	75.18	0.7155	75.02	0.7142
25	76.12	0.7262	75.28	0.7173
33	76.77	0.7335	75.58	0.7205
35	76.95	0.7356	75.68	0.7216
45	77.42	0.7409	75.98	0.7251
55	77.44	0.7411	76.23	0.7281
65	77.26	0.739	76.31	0.7288
75	76.83	0.734	76.39	0.7297
77	76.76	0.7333	76.33	0.729

表 4 不同数据组合的岩性单元分类结果

Tab. 4 Lithologic unit classification results using different band combinations

波段组合	总体精度(%)	Kappa 系数
光谱	75.03	0.7142
光谱+坡向	76.39	0.7297
光谱+坡度	77.44	0.7411
光谱+DEM	85.07	0.8287

从表 4 可以看出,与纯光谱图像的总体分类精

度和 Kappa 系数相比,加入坡度、坡向和 DEM,图像的总分类精度和 Kappa 系数都有所提高。而且比较 Kappa 系数发现,加入坡度、坡向和 DEM 之后,改善程度是不一样的。从表 4 中可以看出,相较于纯光谱图像,加入坡向之后 Kappa 系数只提高 0.01,而加入坡度之后 Kappa 系数提高接近 0.03,加入 DEM 之后 Kappa 系数提高更大,达到 0.11。说明坡度、坡向和 DEM 对图像分类都有改善,但是改善程度不一样,其中,坡度和 DEM 对于图像分类的改善效果更加明显。

表 5 各类的生产者精度(PA)和用户精度(UA)

Tab. 5 Producer's accuracy and user's accuracy for individual lithologic units

样本	光谱		光谱+坡度		光谱+DEM	
	PA(%)	UA(%)	PA(%)	UA(%)	PA(%)	UA(%)
Q	74.57	78.89	82.25	79.85	81.86	90.09
N	62.84	47.16	65.92	47.61	73.97	57.7
J ₂	63.63	41.12	62.38	45.92	76.05	69
J ₁	99.77	83.14	99.71	82.78	99.83	87.34
P	67.13	68.06	70.2	74.68	83.71	74.13
C ₃	61.76	69.43	62.55	70.78	80.92	79.12
C _{2l}	83.37	88.72	81.2	92.09	93.72	96.37
C _{2s}	76.68	82.48	75.09	83	76.73	84.6
C ₁	82.84	79.1	88.54	81.54	94.68	98.64
γ^{π}	98.56	98.32	98.2	98.91	99.88	98.11
φ	60.35	51.62	67.77	63.87	72.55	74.07
π	91.71	74.85	85.36	78.38	98.87	94.61
总体精度(%)	75.03		77.44		85.07	
Kappa 系数	0.7142		0.7411		0.8287	

表 5 显示的是各类的生产者精度(PA)和用户精度(UA)。通过比较纯光谱和光谱与坡度组合的岩性单元分类结果,发现加入坡度之后,大部分类别的分类精度有所提高或者基本持平,例如, C₁ 生产者精度从 82.84% 上升到 88.54%,用户精度从 79.1% 上升到 81.54%。这表明坡度对于大部分类别都有所改善。

通过比较纯光谱和光谱与 DEM 组合的岩性单元分类结果,发现对于所选择的各个样本来说,无论从生产者精度还是用户精度角度看,加入 DEM 之后精度都有所提高,例如 C₃ 生产者精度从 61.76% 上升到 80.92%,用户精度从 69.43% 上升到 79.12%,说明 DEM 对于各个单类样本也会有改善作用。

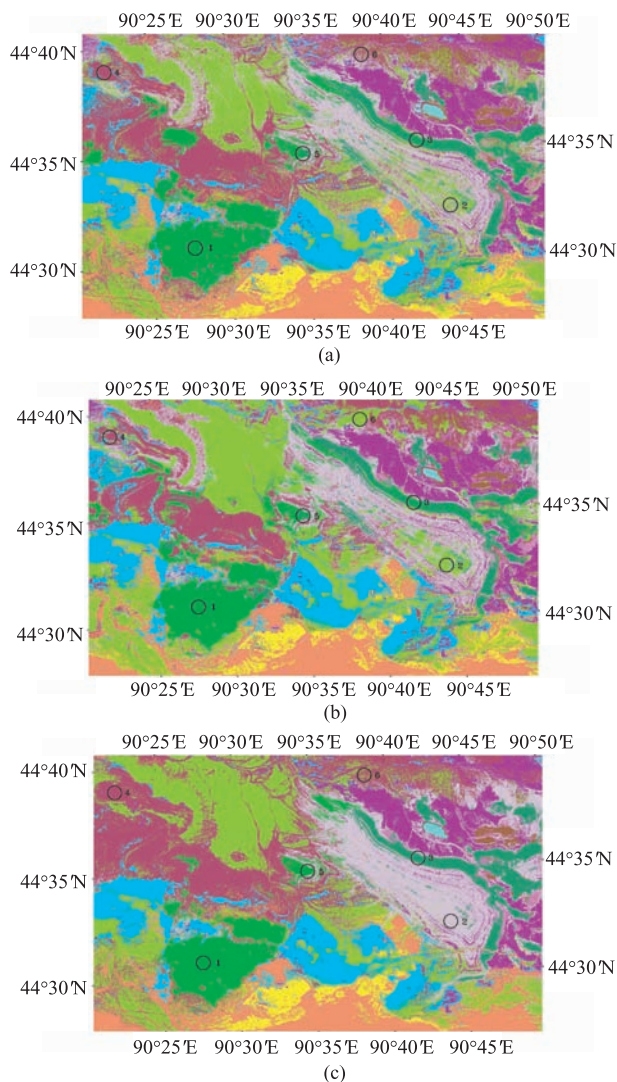


图2 图像分类结果

(a) 光谱分类结果; (b) 光谱+坡度分类结果;
(c) 谱+DEM 分类结果

Fig. 2 Classification results from different data combinations
(a) spectral feature ASTER VNIR and SWIR bands;
(b) spectral and slope feature; (c) spectral and DEM features.
The color assignments are the same as those in Fig. 1(b)

与图 1 一样, 图 2 中的圆 1-6 也是不同岩性单元的局部, 用于比较和分析不同数据组合分类结果。各种颜色所代表的岩性单元类别同图 1(b)。图 2 为各种组合图像分类结果。比较纯光谱分类结果(图 2(a))与岩性单元分布图(图 1(b)), 发现各个类别分类结果大体一致, 但是存在一些噪声。例如图 2(a)所标示的圆 3 与图 1(b)所标示的圆 3 代表的类别都是 C_{21} , 但是图 2(a)的圆 3 存在一些 C_1 噪声。

比较光谱与坡度组合分类结果(图 2(b))和纯

光谱分类结果(图 2(a)), 发现除了保持类别的一致外, 各个类别内部也变得均匀, 噪声明显减少。例如, 图 2(b)所标示的圆 1 与图 2(a)所标示的圆 1 代表的类别都是 C_1 , 但是图 2(b)的圆 1 内部比较均匀, 噪声也明显减少。

图 2(c)为光谱与 DEM 组合分类结果, 与光谱与坡度组合分类结果(图 2(b))和纯光谱分类结果(图 2(a))比较, 发现加入 DEM 之后分类效果最好, 各个类别内部更加均匀, 斑点噪声明显较少。例如, 图 2(c)所标示的圆 1、2、3 代表的类别分别是 C_1 、 C_3 、 C_{21} , 相对于纯光谱分类(图 2(a))和光谱与坡度组合分类(图 2(b)), 加上 DEM 的分类结果斑点噪声明显减少。

此外, 对比岩性分布图(图 1(b)), 发现加入 DEM 之后也存在错分漏分的类别, 例如图 2 所标示的 4 和 6 在地质图中所代表的类别是 Q, 但是在图 2(c)中却被错分为 P; 图 2 所标示的 5 在地质图中所代表的类别是 C_{2s} , 但是在图 2c 中却被错分为 C_1 。而且发现在图 2 所标示的 5 和 6 处, 图 2(b)光谱与坡度组合分类结果正确。可能是由于 Q 和 P 的光谱和高程有一定的相似性, 易错分。

4.2 结果分析

为了进一步分析 DEM 和各种地形因子对于岩性单元分类的改善效果, 分别统计各类别样本的光谱及地形因子的均值和标准差, 并观察分析这些统计结果的特点。

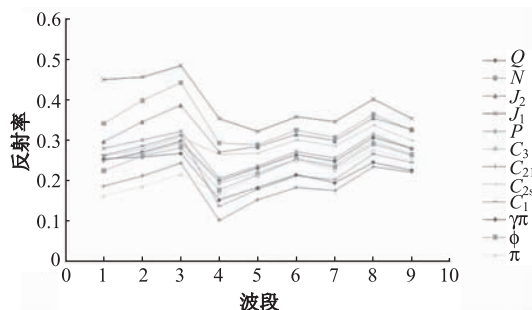


图3 各种岩性单元类别的光谱分布

Fig. 3 Spectral distribution for individual lithological units

图 3 是 12 个类别的 ASTER 前 9 个波段光谱均值的分布情况。从图 3 可以看出, 除了个别类别(J_1), 绝大多数类别都存在明显的光谱重叠。例如, 类别 P 与 Q 在第五波段和第九波段存在光谱重叠, 类别在第一波段与 Q 重叠, 在第六波段与 C_1 重叠。正是由于这些光谱重叠, 使得各个类别或多或少存

在一些光谱相似性,因此,仅仅使用 ASTER 9 个光谱波段进行岩性单元分类,总体精度只有 75.03%。

别 C_1 、 C_{2s} 、 C_{2l} 和 C_3 来说,虽然仍然会有错分的,但是从整体上来说比单独用光谱的效果好。

5 结论

遥感图像提供了丰富的光谱信息,可用于岩性单元分类,但仅利用光谱信息进行岩性单元识别,精度有限。本文运用 ASTER DEM 进行地形因子的提取,并与光谱信息结合,用于岩性单元分类。结果表明,在岩性单元的分类识别中加入不同的地形因子,可不同程度地提高岩性单元分类的精度;而加入 DEM 对于岩性单元分类精度的改善效果更加明显。因此,综合利用地形因子和光谱信息是一种有效的岩性单元分类方法,这在局部有植被覆盖的地区,利用遥感图像进行岩性单元分类提供了可能。

参考文献:

- [1] Mather P M, Koch M T B. An Evaluation of Landsat TM Spectral Data and SAR-derived Textural Information for Lithological Discrimination in the Red Sea Hills, Sudan[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(4):587 - 604.
- [2] Arbarca-Hernandez F, Chica-Olmo M. Evaluation of Geostatistical Measures of Radiometric Spatial Variability for Lithologic Discrimination in Landsat TM Images [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1999, 65(6):705 - 711.
- [3] Chica-Olmo M, Arbarca-Hernandez F. Computing Geostatistical Image Texture for Remotely Sensed Data Classification[J]. Computers & Geosciences, 2000, 26 (4):373 - 383.
- [4] Schetselaar E M, Chung J F, Kim K E. Integration of Landsat TM, Gamma-Ray, Magnetic, and Field Data to Discriminate Lithological Units in Vegetated Granite-Gneiss Terrain[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 71:89 - 105.
- [5] Li P J, Li Z X, Moon W M. Lithological Discrimination of Altun Area in Northwest China Using Landsat TM Data and Geostatistical Textural Information[J]. Geosciences Journal, 2001, 5(4):293 - 300.
- [6] Rowan L C, Mars J C. Lithologic Mapping in the Mountain Pass, California Area Using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Data[J]. Remote Sensing of Environment,

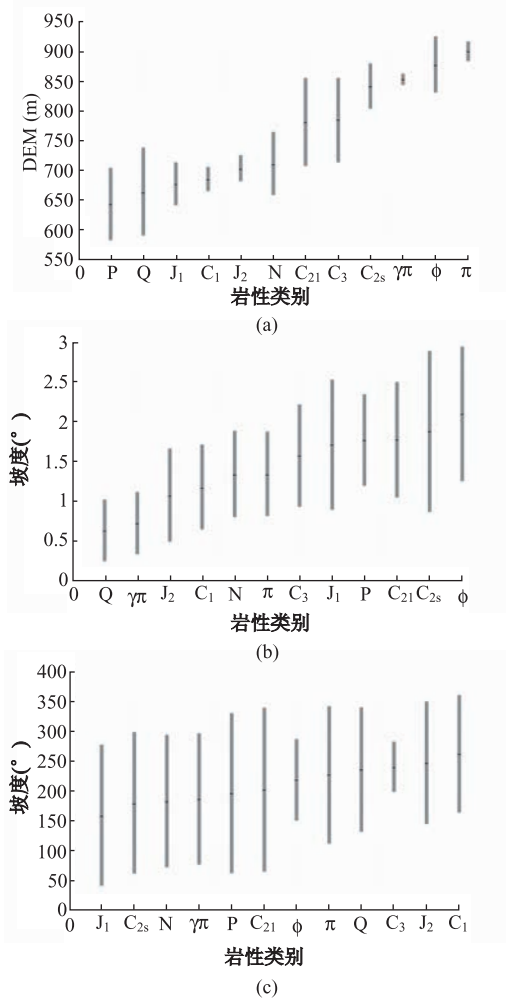


图 4 各种岩性单元类别的地形因子统计特征
(a) DEM (b)坡度 (c)坡向

Fig. 4 Statistics of topographic variables for individual lithologic units
(a)DEM (b)slope (c)aspect

柱中的黑杠代表均值,两端为 1 倍标准差。从图 4 中可以看出,各个类别的高程(图 4(a))差别较大,而坡度(图 4(b))和坡向(图 4(c))差别不是很大。对比表 4 不同数据组合的分类精度发现,加入高程后,各个类别差别较大,分类总体精度和 Kappa 系数都有明显的提高。这也就解释了为什么加入高程比加入其他地形因子,会使得分类精度的改善作用更加明显。但是不可否认加入其他地形因子也会对分类结果都多多少少有改善,但是改善效果较之高程来说不是很明显。

另外,由 4(a)图看出 Q 和 P 的高程比较接近,容易出现混淆,这和图 2 的结果是一致的;对于类

- 2003, 84:350 - 366.
- [7] Ninomiya Y, Fu B H, Cudahy T J. Detecting Lithology with Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Multispectral Thermal Infrared "Radiance-at-Sensor" Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 99:127 - 139.
- [8] Fu B H, Zheng G D, Ninomiya Y, *et al.* Mapping hydrocarbon-induced Mineralogical Alterations in the Northern Tian Shan Using ASTER Multispectral Data [J]. *Terra Nova*, 2007, 19(4):225 - 231.
- [9] 马德锋,李培军. 加入多尺度图像纹理的岩性分类[J]. *岩石学报*, 2008,24(6):1425 - 1430.
- [10] 余海阔,李培军. 运用 LANDSAT ETM+ 和 ASTER 数据进行岩性分类[J]. *岩石学报*, 2010,26(1):345 - 351.
- [11] Gupta R P. *Remote Sensing Geology* (2nd ed.) [M]. Berlin: Springer-Verlag, 2003,655.
- [12] Li P J, Yu H K, Cheng T. Lithologic Mapping Using ASTER Imagery and Multivariate Texture[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2009, 35(1):S117 - S125.
- [13] Li P J, Cheng T, Guo J C. Multivariate Image Texture by Multivariate Variogram for Multispectral Image Classification [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2009, 75(2):147 - 157.
- [14] 黄颖端,李培军,李争晓. 基于地统计学的图像纹理在岩性分类中的应用[J]. *国土资源遥感*, 2003,57(3):45 - 49.
- [15] 李培军,龙炫耀,刘立. 基于 ASTER 数据的蛇绿岩组识别:以德尼尔矿区为例[J]. *岩石学报*, 2007,23(5):1175 - 1180.
- [16] Ricchetti E. Multispectral Satellite Image and Ancillary Data Integration for Geological Classification [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2000, 66(4):429 - 435.
- [17] Grebby S, Cunningham D, Naden J, *et al.* Lithological Mapping of the Troodos Ophiolite, Cyprus, Using Airborne LiDAR Topographic Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114:713 - 724.
- [18] Grebby S, Naden J, Cunningham D, *et al.* Integrating Airborne Multispectral Imagery and Airborne LiDAR Data for Enhanced Lithological Mapping in Vegetated Terrain[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115:214 - 226.
- [19] Rowan L C, Mars J C, Simpson C J. Lithologic Mapping of the Mordor, NT, Australia Ultramafic Complex by Using the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 99(1 - 2):105 - 126.
- [20] Gomez C, Delacourt C, Allemand P, *et al.* Using ASTER Remote Sensing Data Set for Geological Mapping in Namibia[J]. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2005, 30:97 - 108.
- [21] Zhang X F, Pazner M. Comparison of Lithologic Mapping with ASTER, Hyperion, and ETM Data in the Southeastern Chocolate Mountains, USA[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2007, 73(5):555 - 561.
- [22] 李培军. 用 ASTER 图像和地统计学纹理进行岩性分类[J]. *矿物岩石*, 2004,24(3):116 - 120.
- [23] 新疆维吾尔自治区地质局. 1:20 万老君庙幅地质图 [M]. 北京:地质出版社,1980.
- [24] 刘学军,张平,朱莹. DEM 坡度计算的适宜窗口分析 [J]. *测绘学报*, 2009,38(3).
- [25] 刘学军,卢华兴,仁政,等. 论 DEM 地形分析中的尺度问题[J]. *地理研究*, 2007,26(3).
- [26] Tso B, Mather P. *Classification Methods for Remotely Sensed Data* [M]. London, UK: Taylor and Francis, 2001.

Lithologic Unit Mapping Using ASTER Data and Topographic Variables: A Case Study of Mulei area of Xinjiang

JIANG Shasha, LI Peijun

(Institute of Remote Sensing and GIS, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: Lithologic unit mapping from remote sensing imagery is one of the important aspects in geologic remote sensing applications. Traditional lithologic unit mapping can be a time-consuming, costly and challenging endeavour when large areas need to be investigated, where terrain is remote and difficult to access

and where the geology is highly variable over short distances. Digital classification using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflectance Radiometer (ASTER) imagery for geological purposes often gives poor results, especially for the imagery with spatial and spectral limitations and areas with dense vegetation cover. The use of ancillary information may help to improve lithological discrimination. To improve classification accuracy, spectral data have been combined with ancillary data, such as topographic variables and DEM data. These ancillary data, which was used to add information about the geomorphic nature of the different geological units, have been used in classification processing to enhance image quality. So, geological classifications were often conducted using various kinds of integrated spectral and topographic variables. In this paper, the topographic variables such as slope and aspect at different scales were extracted from ASTER DEM, and were then combined with original multispectral image including ASTER three VNIR bands and six SWIR bands in image classification for lithologic unit mapping. In order to evaluate the performance of topographic variables in lithologic unit mapping, topographic variables derived at multiple scales were analyzed in terms of images classification accuracy. The experimental results showed that, the inclusion of topographic variables in lithologic unit classification improved the classification accuracy in different degrees. In particular, when DEM data were included in image classification, the overall accuracy could be improved the most. Therefore, the inclusion of topographic variables in image classification is an effective method for lithologic unit mapping, especially in vegetated areas.

Key words: ASTER; DEM; topographic variables; lithologic unit classification