

引用格式: 陈霄燕,潘军,邢立新,等.桂林-阳朔地区DEM地形特征与岩性相关性分析及分类研究[J].地球信息科学学报,2019,21(12):1867-1876. [Chen X Y, Pan J, Xing L X, et al. Correlation analysis and classification of DEM topographic features and lithology in Guilin-Yangshuo, China[J]. Journal of Geo-information Science, 2019,21(12):1867-1876.] DOI:10.12082/dqxxkx.2019.190402

桂林-阳朔地区DEM地形特征与岩性相关性分析及分类研究

陈霄燕¹, 潘军^{1*}, 邢立新¹, 蒋立军¹, 孙也涵¹, 仲伟敬², 范博文¹

1. 吉林大学地球探测科学与技术学院, 长春 130026; 2. 西安卫星测控中心第一活动站, 渭南 714000

Correlation Analysis and Classification of DEM Topographic Features and Lithology in Guilin-Yangshuo, China

CHEN Xiaoyan¹, PAN Jun^{1*}, XING Lixin¹, JIANG Lijun¹, SUN Yehan¹, ZHONG Weijing², FAN Bowen¹

1. College of Geoexploration Science and Technology, Jilin University, Changchun 130026, China;

2. Unit 63771 of the Chinese people's liberation, Weinan 714000, China

Abstract: Topographic and geomorphological features are important for remote sensing lithologic interpretation, but there still lacks quantitative analysis of the geological correlation between topography and lithology. Digital Elevation Model (DEM) is a digital representation and simulation of topographic and geomorphological features in space. Topographic factors derived from DEM can describe the characteristics of concave and convex changes of different topographic slopes and undulations, thus quantitatively describing the characteristics of different topographic and geomorphological features. This paper focuses on studying the mathematical and geological significance of topographic factors, by establishing the quantitative correlation between lithology and topographic factors combination for classifying rock types. Based on ASTER GDEM data, this paper extracted 12 topographic factors, such as slope, profile curvature, maximum curvature, topographic relief, and elevation coefficient of variation. Based on analysis of the geological significance of each topographic factor, the characteristics and correlation of each lithologic topographic factor were studied by cluster analysis and variance analysis, and the quantitative difference between lithologies in the study area was established. In addition, the factor analysis method was used to study the dominant factors in the process of lithological classification, and to determine the appropriate lithological classification method and achieve quantitative lithological classification. Quantitative research was carried out on the two basic issues: whether topographic factors can be used for lithologic classification and how to use topographic factors to identify lithology. Experimental results show: (1) There was a significant correlation between lithology and topographic factors and the topographic factors of

收稿日期: 2019-07-27; 修回日期: 2019-10-31.

基金项目: 中国地质调查局地质调查项目(3R114Z184423)。[**Foundation item:** Geological Survey Projects of China Geological Survey, No.3R114Z184423.]

作者简介: 陈霄燕(1994-), 女, 内蒙古赤峰人, 硕士生, 主要从事遥感与地理信息系统方面的研究。

E-mail: xyachen17@mails.jlu.edu.cn

*通讯作者: 潘军(1971-), 男, 吉林长春人, 博士, 教授, 主要从事遥感与地理信息系统教学和科研工作。

E-mail: Panjun@jlu.edu.cn

different lithologies could be distinguished significantly. (2) There were significant differences among the topographic factors (combinations) of different lithology and topography. The macro-topographic complexity index (MTI) and micro-curvature index (MCI) based on factor analysis had a relatively high classification accuracy of 77.36% for the rock types in the study area, highly consistent with the actual lithologic types. Our findings suggest that topographic factors such as slope and topographic complexity can be used for lithological classification, and that factor analysis can be used to obtain quantitative indicators reflecting macro-topographic complexity and micro-topographic curvature characteristics. This study can serve as a methodological reference for quantitative classification of lithology.

Key words: topographic factors; lithological classification; cluster analysis; factor analysis; DEM; macro-topographic complexity index; micro-curvature index; Guilin-Yangshuo

***Corresponding author:** PAN Jun, E-mail: Panj@jlu.edu.cn

摘要:地形地貌是岩性解译的重要信息,地形因子作为描述DEM数字曲面几何特征的定量指标参数,可用来量化表达不同岩性所在地区地形地貌特征。本文以桂林-阳朔地区为研究区,研究地形因子数学、地质意义,建立岩性与地形因子组合间的定量关联,进而实现岩石类型划分。本文基于ASTERGDEM提取坡度、起伏度等12个地形因子,在分析各个地形因子地质意义基础上,通过聚类分析及方差分析的多元统计分析方法,研究各岩性地形因子特性及其关联性,建立研究区岩性之间的定量差异;此外,利用因子分析方法研究岩性分类过程中的主导因素,确定适宜岩性分类方法以实现量化岩性分类。实验结果表明:不同岩性、不同地形地貌的地形因子(组合)之间具有显著差异,基于因子分析得到的宏观地形复杂度指数(MTI)以及微观曲率指数(MCI)对岩石类型的分类精度达77.36%。研究表明,地形复杂度等地形因子可用于岩性分类,采用因子分析方法可获取反映地形地貌宏观、微观特征的定量指标,且岩性分类效果良好。

关键词:地形因子;岩性分类;聚类分析;因子分析;DEM;宏观地形复杂度指数;微观曲率指数;桂林-阳朔地区

1 引言

岩性解译是遥感地质学应用的重要方向之一^[1]。岩石作为矿物集合体,在自然演化过程中由于其物理化学性质的差异,不同岩性在内、外动力作用下形成不同地形地貌,所以不同岩性分布区常常发育有特定的地貌形态^[2]。曾昭璇^[3]早在1960年总结了三大类型岩石的地貌特征,一般地,石灰岩地区发育峰林、峡谷地形;粘土地区往往山坡浑圆、有土泻流;石英岩山地峰高且陡峻;砂岩分布地区多悬崖和石柱;黄土地区随处可见干沟和塬地;在花岗岩山地有石卵等特殊的地貌。基于地形地貌与岩性间这种映射关系,对于如何实现地形地貌的数字化描述以及定量分类是遥感地质岩性解译有待解决的科学问题。

传统的岩性解译以水系和纹理特征为主要依据,结合色调、几何形状等解译标志来进行岩性识别与解译^[4-7]。随着遥感数字图像处理及计算机技术的发展,学者们开始利用图像处理技术实现对岩性的自动分类,主要通过岩石光谱特性,结合纹理信息、地球化学信息等进行岩性识别^[8-13]。近几年,将多种传感器(卫星遥感、机载激光雷达、现有地形

图等)获得的地形信息与光谱信息结合,进行岩性识别与解译的同时避免了植被覆盖的影响,大大提高解译效率及精度^[14-17]。由此可知地形数据是岩性识别过程中的重要参考数据。

数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)是空间上对地形地貌的数字化表达和模拟^[18],由DEM派生出的地形因子可描述不同地形的坡度、起伏等凹凸变化,从而定量描述不同地形地貌特征^[18-21]。近年来,已有研究将DEM及其派生出的地形因子参数用于岩性的分类,分类精度得到了显著提高^[22-26]。由于不同岩性地表出露形态在空间上的差异致其DEM数字曲面形态差异,所以将地形因子作为描述岩性空间地形特征的定量指标,通过区分不同岩性地区地形因子,可实现对岩性的识别与分类(图1)。

以往研究中,单独利用地形地貌作为解译标志进行岩性分类的研究较少,对于地形地貌及岩性间的具体地质关联特性缺少定量分析,在众多地形参数中选用哪些地形因子进行岩性分类还需要进一步的研究。本文从岩性的地质意义角度出发,基于DEM数据,分析多个地形因子地质意义及其所描述的地形地貌特征,研究地形因子与岩性间的关联

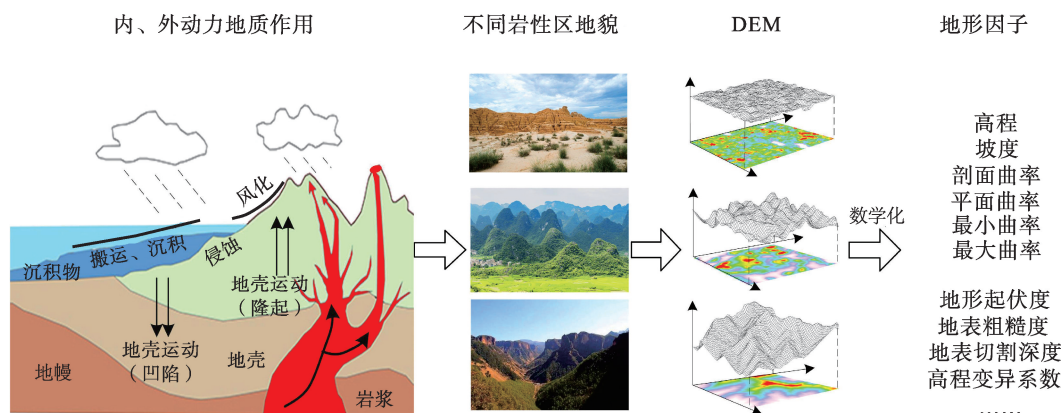


图1 基于地形因子岩性识别原理

Fig. 1 Lithology recognition based on topographic factors

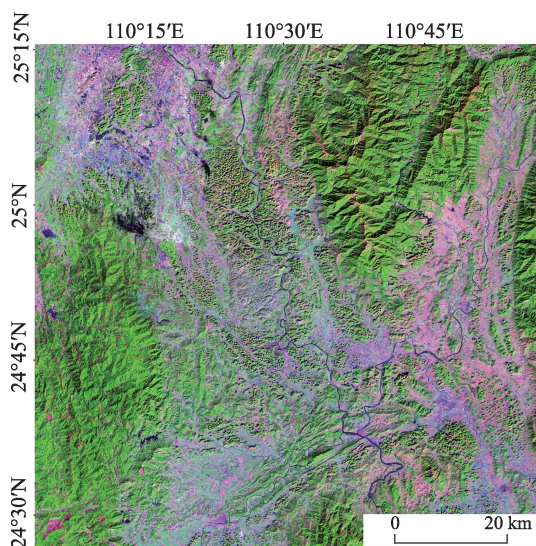
性并建立研究区岩性之间的定量差异;研究岩性分类过程中的主导因素,确定适宜岩性分类方法,进而实现基于数字地形分析的快速量化岩性分类,为智能化岩性解译提供参考。

2 研究区概况、数据源及处理

2.1 研究区概况

本文研究区是位于中国广西壮族自治区东北部,桂林市南面的广西桂林阳朔地区(图2),是世界上热带岩溶发育的典型地区,峰林平原上奇峰林立,千姿百态,地貌形态差异显著^[27]。地形特点是

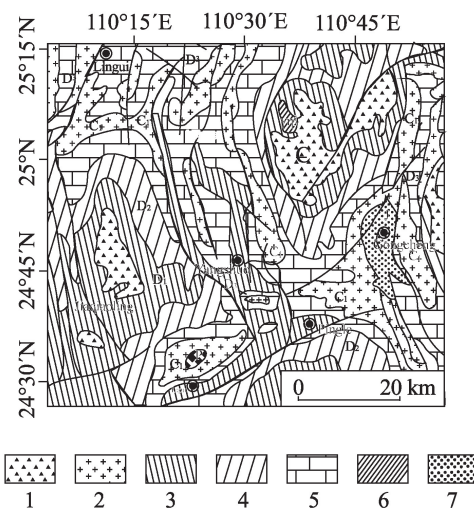
北、东、西部较高,以中低山地形为主,中部呈密集馒头状喀斯特地貌,漓江谷地纵贯全区。已有地质资料表明,区内出露7类岩性单元(图3),不同岩性区域地形地貌差异明显(图3)。



注:RGB为波段7、5、4。

图2 广西桂林-阳朔地区Landsat8遥感影像

Fig. 2 Remote sensing image for the Guilin-Yangshuo Region



注:1-C寒武系杂砂岩、页岩;2-C₁石炭系碳酸盐岩、砂岩、页岩、硅质岩夹煤及锰矿;3-D₁泥盆系砂岩、页岩、砾岩及碳酸盐岩;4-D₂泥盆系碳酸盐岩、砂岩、页岩夹赤铁矿;5-D₃泥盆系碳酸盐岩、硅质岩夹锰矿;6- $\gamma\eta^3$ 加里东期二长花岗岩;7-P二叠系碳酸盐岩、砂岩、页岩、硅质岩并层。

图3 广西桂林-阳朔地区岩性分布^[28]

Fig. 3 Lithological distribution map of the Guilin-Yangshuo Region, Guangxi, China

2.2 数据来源

本文使用数据为 ASTER GDEM (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer Global Digital Elevation Model), 即先进星载热发射和反射辐射仪全球数字高程模型。其全球

空间分辨率为1弧秒(约30 m),垂直精度约20 m,水平精度约30 m^[29]。采用数据范围为110°03'E-110°57'E,25°15'N-24°26'N,覆盖90 km×90 km(图4)。

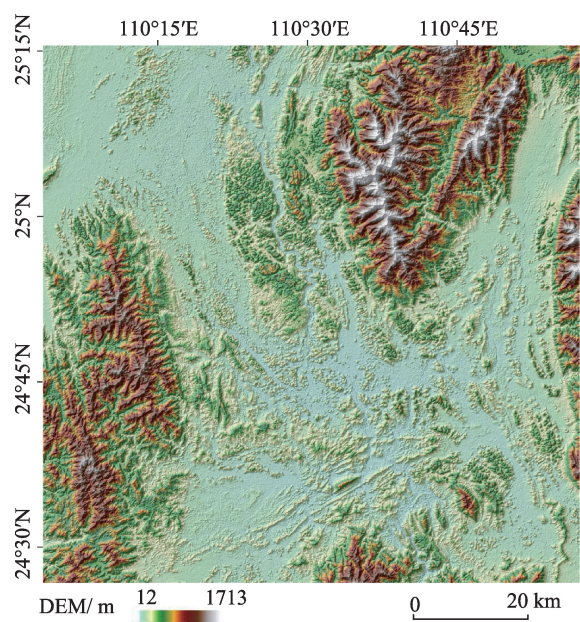


图4 广西桂林-阳朔地区DEM影像
Fig. 4 DEM for the Guilin-Yangshuo Region, Guangxi, China

2.3 DEM及地形因子基础数据的准备

2.3.1 地形因子的选取及其地质意义分析

根据所描述的空间范围可将地形因子分为微观地形因子和宏观地形因子^[20]。本文选取了能够

描述不同岩性区地表坡度、起伏弯曲变化等微观及宏观特征的12个地形因子,重点根据其数学意义建立与岩性间地质意义关联,用于后续岩性分类研究(表1)。

2.3.2 岩性DEM训练样本及地形因子数据的提取

对照桂林-阳朔地区地质图、遥感影像图及野外踏勘资料,综合考虑各类岩性分布与地形特征,选取研究区内分布范围较大且地形特征明显的5类岩性(表2)DEM训练样本。

根据表2选取了5种岩性共181个样品(图5),所选样品空间范围为1.53 km×1.53 km,包含至少一个地形起伏周期,样品间无重叠。经证明,拟合曲面法是求坡度等微观地形因子的最佳方法,拟合曲面一般采用二次曲面,即3×3窗口^[32]提取样本地形因子,其中坡度、曲率等8个微观地形因子由ENVI软件以3×3窗口大小提取^[30],地表切割深度、起伏度等4个宏观地形因子基于所选训练样本空间范围利用宏观地形因子公式计算得出^[20]。

3 岩性与地形因子的关联研究

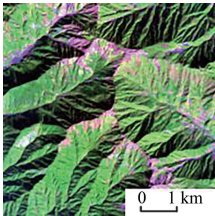
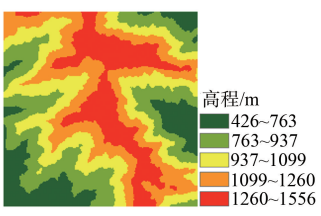
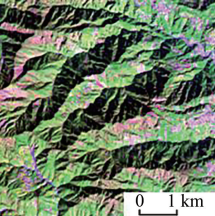
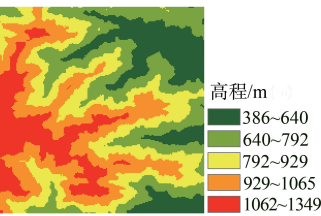
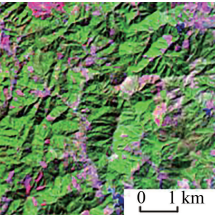
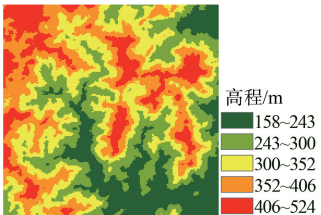
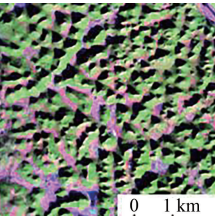
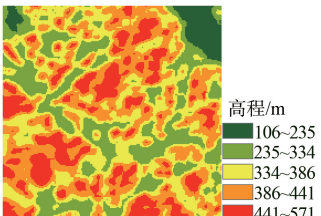

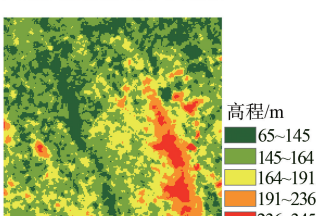
本文通过方差分析方法定量研究12个地形因子对5类岩性的可分程度,并利用Q型聚类分析方法,对5类岩性DEM样本聚类,直观显示每一个聚类过程及其关联特性。

表1 地形因子定义及地质意义比较^[20,30-31]
Tab. 1 Twelve terrain factor attributes

空间范围	名称	定义	地质意义
微观	高程	地面点沿铅垂线到大地水准面的距离	反映该点岩石地层的剥蚀程度
	坡度	曲面一点P的法线方向与天顶方向Z之间的夹角	与该点岩石地层产状密切相关
	剖面曲率	过地面点P的法向量且与该点坡度平行的法截面与地形曲面相交的曲线在该点的曲率	反映该点在坡度方向上的凹凸、弯曲情况及岩性破碎程度,抗风化能力
	水平曲率	过p点等高线的曲率	反映该点所在地面等高线的弯曲程度及岩性破碎程度,抗风化能力
	纵向曲率	沿下坡方向的坡度变化率	反映该点在坡度方向上弯曲、变化情况及岩性破碎程度,抗风化能力
	横向曲率	与下坡方向垂直的方向上的坡度变化率	反映该点在坡度垂直方向上的弯曲、变化情况及岩性破碎程度,抗风化能力
	最大/最小曲率	计算得到整体曲率的最大值/最小值	在整体上反映地面越弯曲程度及岩性抗风化能力,并可以用来识别山脊和山谷
宏观	地形起伏度	区域内的最大高程和最小高程之差	反映该地岩性抗风化能力
	地表切割深度	区域内高程平均值和最小高程之差	反映地表被侵蚀切割情况,岩石透水性及抗风化能力
	高程变异系数	区域内高程的标准差与均值之比	反映地表破碎程度,及岩性抗风化能力
	地表粗糙度	区域地形表面积和投影面积之比	反映地表光洁程度、地形复杂程度及岩石坚硬程度,及透水性强弱

表2 各岩性遥感影像及DEM影像特征对照

Tab. 2 Contrast of five types of lithologic remote sensing images and DEM images in the study area

岩性	遥感影像	DEM影像
C(寒武系杂砂岩、页岩)		
D1(泥盆系砂岩、页岩、砾岩及碳酸盐岩)		
D2(泥盆系碳酸盐岩、砂岩、页岩夹赤铁矿)		
D3(泥盆系碳酸盐岩、硅质岩夹锰矿)		
C1(石炭系碳酸盐岩、砂岩、页岩、硅质岩夹煤及锰矿)		

3.1 方差分析

方差分析是根据数据变化特性,分析影响因素的重要程度^[33]。为研究地形因子这一因素对岩性分类的重要程度,需计算组间离差与组内离差的比值关系,即前者是否远大于后者。其中,不同岩性间地形因子数据的差异为组间离差;同类岩性间地形因子数据间的差异为组内离差。若组间离差显著大于组内离差,即说明地形因子对岩性分类影响显著,否则说明影响不显著。

组间离差公式:

$$Q_A = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\bar{x}_j - \bar{x})^2 \quad (1)$$

组内离差公式:

$$Q_e = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \quad (2)$$

式中: Q_A 是组间离差平方和; Q_e 是组内离差平方和; m 为岩性类别数目; n 为每类样本个数; x_{ij} 为第 j 类岩性的第 i 个样本值; \bar{x}_j 为第 j 类岩性样本的均值; \bar{x} 为岩性样本总均值。

为了确定组间离差平方和是否显著大于组内离差平方和,引入一个可分性度量评价指标 F (式(3)),假设各组数据均值相等,给定信度 α (一般可取 0.1, 0.05, 0.01),查表求临界值 $F_\alpha(f_A, f_e)$, 计算 F 值,若 $F > F_\alpha(f_A, f_e)$, 则在信度 α 下拒绝原假设,认为因素 A

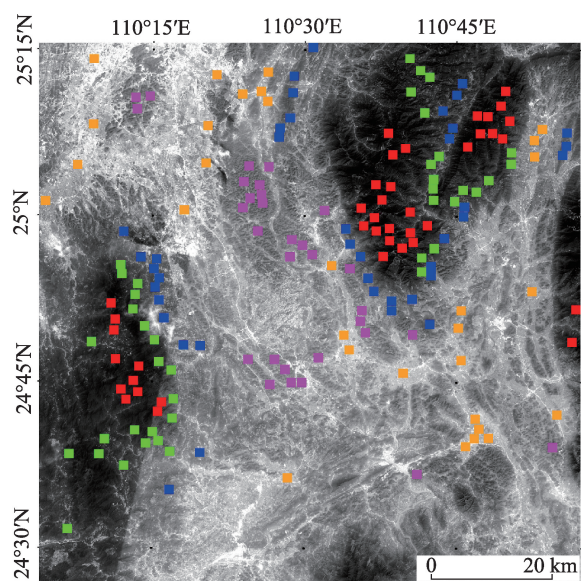


图5 岩性DEM训练样本分布

Fig. 5 Distribution of lithologic DEM training samples

影响显著,即各组均值不等,否则接受原假设。

$$F = \frac{Q_A/f_A}{Q_e/f_e} \sim F[f_A, f_e] \quad (3)$$

式中: $f_A = m - 1$,称为 Q_A 的自由度; $f_e = mn - m$,称为 Q_e 的自由度。

通过方差分析方法计算 12 个地形因子对于各类岩性的可分性度量结果(表 3)。

表3 可分性度量结果

Tab. 3 Separability of lithologies in each clustering process

类别数目	可分性度量值 F	$F_\alpha(\alpha=0.01)$	$F_\alpha(\alpha=0.05)$	$F_\alpha(\alpha=0.1)$
5	5.182	4.18	2.76	2.08

5 类岩性在 $\alpha=0.01$ 、 $\alpha=0.05$ 、 $\alpha=0.1$ 这 3 个置信度上均有 $F > F_\alpha$,说明所选地形因子对该研究区 5 类岩性具有显著可分性。同类岩性的组内离差较小,不同类岩性的组间离差较大,定量证明了地形因子与岩性具有显著关联。

3.2 Q型聚类分析

Q 型聚类分析是研究分类问题的一种多元统计方法,其实质是根据样品或变量之间的相似程度或亲疏关系把他们逐步分类的方法^[34]。Q 型聚类分析是在距离矩阵 D、相关矩阵 R、或相似矩阵 S 的基础上,按一定准则将样品或变量分成不同亲近程度下的点群,并利用谱系图表示其结果^[33]。本文采用基于欧氏距离的相关性矩阵及最小方差法的

刷新准则。

此过程由 SPSS 13.0 软件完成^[35],为了更清晰地显示聚类过程,本文仅选用 30 个训练样本用于 Q 型聚类分析并生成谱系图(图 6)。

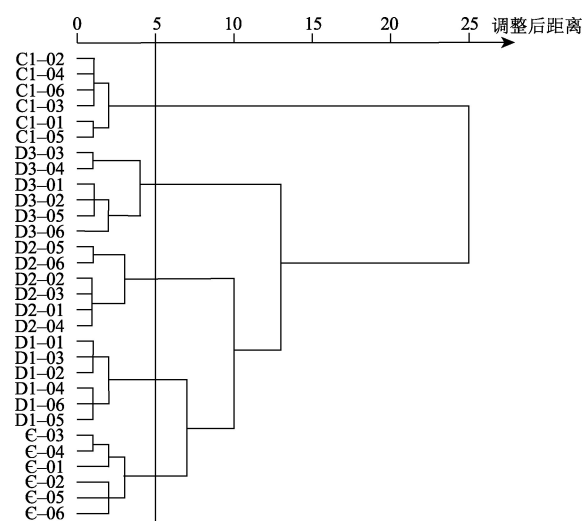


图6 30个岩性样本的地形因子Q型聚类结果

Fig. 6 Q-cluster results of the topographic factors of 30 lithologic samples

由谱系聚类图可直观看出所有岩性样本的聚类过程,且聚类出的五类中每类样本均属于同一类岩性,与实际情况一致,同种岩性之间具有相同的地形因子特性,利用地形因子进行岩性识别具有可行性。

4 基于地形因子的岩性分类方法研究

不同地形因子所表达的信息间具有一定相似性,本文通过因子分析方法,对 12 个地形因子进行压缩去除冗余,且得到的地形因子变量组合可代表不同地形地貌特征,反映其地学成因,从而确定适宜岩性分类方法。

4.1 因子分析基本原理

因子分析是帮助人们对大量观测数据进行综合分析解释的一种多元统计方法。其主体思想是通过分析变量或样品间相似性矩阵,将复杂的多个变量或样品压缩为少数因子,在信息损失无几的前提下分析原始变量或样品的组合关系,从而获取具有专题意义的本质因素^[36]。

R 型因子分析的矩阵形式为:

$$X = FA^T + EC \quad (4)$$

式中: X 是标准化数据矩阵, 有 n 行、 m 列, n 为样品数, m 为变量数。

公因子负载矩阵, 代表了变量和因子之间的相关性, 其矩阵形式为:

$$A=(a_1, a_2, \dots, a_p)=(a_{ij})_{m \times p} \quad (5)$$

式中: p 为因子个数; a_{ij} 表示第 i 个变量在第 j 个因子上的负载。

公因子得分矩阵, 代表了样品和因子之间的相关性, 其矩阵形式为:

$$F=(f_1, f_2, \dots, f_p)=(f_{ij})_{n \times p} \quad (6)$$

式中: f_{ij} 为第 j 个因子在第 i 个样品上的取值。单因子负载矩阵, 代表了变量和单因子之间的相关性, 其矩阵形式为:

$$C=\text{diag}(c_1, c_2, \dots, c_m) \quad (7)$$

对角线元素 c_i 为变量 i 在单因子 e_i 上的负载 ($i=1, 2, \dots, m$)。

单因子得分矩阵, 代表了样品和因子之间的相关性, 其矩阵形式为:

$$E=(e_1, e_2, \dots, e_m)=(e_{ij})_{n \times m} \quad (8)$$

式中: 元素 e_{ij} 是单因子 e_j 在样品 i 中的取值。本文关心的是公因子, 下文所说的因子或因子载荷仅指公因子。一般情况下, 各因子方差贡献相差悬殊, 选取公因子通常根据以下准则:

(1) 只取方差贡献大于 1 的因子, 且因子具有实际意义;

(2) 根据方差贡献累积百分比确定公因子数, 即所选因子表达的信息较全部因子损失无几^[33]。

4.2 基于训练样本的因子分析

对所选的 181 个 DEM 样品地形因子数据进行 R 型因子分析, 由 SPSS 22.0 软件得到分析结果 (表 4), 前 2 个成分特征值取值较大且方差贡献均大于 1, 本文只对前 2 个因子进行解释分析。

由表 4 得出, 因子 1 主要表达高程、坡度、地形起伏度、地表切割深度及地表粗糙度 5 个地形因子的信息, $F_1 \approx 0.911X_1 + 0.846X_2 + 0.933X_9 + 0.956X_{10} + 0.826X_{12}$ 。这 5 个地形指标参数都在一定程度上反映了各岩性所在区域地表起伏及复杂程度, 因此称因子 1 为宏观复杂程度因子。

因子 2 主要表达剖面曲率、纵向曲率、横向曲率这 3 个地形因子的信息, $F_2 \approx 0.988X_3 + 0.988X_5 + 0.988X_6$ 。这 3 个微观地形因子在一定程度上反映了各岩性所在区域地表弯曲变化程度。因此称因子 2 为微观曲率因子, 主要从微观上反映各岩性的地表弯曲破碎程度。

在计算因子负载矩阵基础上对所有岩性样本点进行因子得分计算, 得到代表性样品的二维散点图 (图 7)。

由散点图直观看出, 各岩性的代表性样品分别具有其特殊的点群聚集特征, 据此可以对各类地物进行分类识别。其中, C1 岩性所在地区地势低且平坦, 坡度平缓, 粗糙程度小, 在因子 1 上的得分明显偏小; C 岩性所在区域海拔较高, 多为高而陡的山峰, 地形起伏较大, 宏观上地形复杂程度大, 在因子 1 上得分高于其他岩性; D2 岩性在地形起伏及侵蚀

表 4 由代表性样品所计算的因子负载矩阵^[35]

Tab. 4 Rotating component matrix

因子/变量(地形因子)	1.000	2.000	3.000	4.000	5.000	6.000	7.000	8.000	9.000	10.000	11.000	12.000	公因子方差
X1 高程	0.911	-0.120	-0.269	0.074	0.108	-0.070	-0.035	0.245	0.007	-0.002	0.000	0.000	1.000
X2 坡度	0.846	0.228	0.253	0.148	0.167	0.276	0.091	0.014	0.185	-0.003	0.000	0.000	1.000
X3 剖面曲率	-0.008	0.988	0.113	0.062	0.009	0.052	-0.001	0.000	0.008	0.004	-0.059	0.000	1.000
X4 水平曲率	-0.278	-0.001	-0.137	-0.084	-0.945	-0.053	-0.004	-0.002	-0.003	0.000	0.000	0.000	1.000
X5 纵向曲率	0.007	0.988	0.115	0.066	0.005	0.072	0.021	-0.005	0.007	-0.001	0.029	-0.004	1.000
X6 横向曲率	0.007	0.988	0.115	0.067	0.004	0.073	0.021	-0.005	0.007	-0.002	0.030	0.004	1.000
X7 最小曲率	0.563	0.343	0.331	0.248	0.140	0.612	0.001	-0.008	-0.002	0.001	0.000	0.000	1.000
X8 最大曲率	0.183	0.125	0.061	0.967	0.079	0.074	0.006	0.001	0.003	0.000	0.000	0.000	1.000
X9 地形起伏度	0.933	-0.067	0.261	0.085	0.151	0.044	-0.038	-0.100	-0.038	0.114	0.000	0.000	1.000
X10 地表切割深度	0.956	-0.126	0.116	0.077	0.141	0.027	-0.088	-0.081	-0.081	-0.097	0.001	0.000	1.000
X11 高程变异系数	0.215	0.270	0.916	0.070	0.154	0.112	0.011	-0.012	0.004	0.001	0.000	0.000	1.000
X12 地表粗糙度	0.826	0.258	0.227	0.136	0.104	0.317	0.261	-0.029	0.032	-0.001	0.001	0.000	1.000
方差贡献	5.775	3.311	0.950	0.843	0.673	0.263	0.078	0.059	0.023	0.020	0.005	0.000	12.000

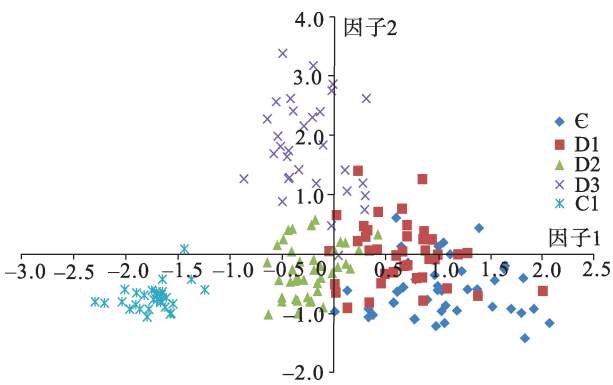


图7 岩性样本因子得分散点图

Fig. 7 Scatter plot of factor scores of the lithological samples
切割程度上弱于D1岩性,因此各岩性在因子1上得分表现为:C>D1>D2>C1。

D3为泥盆系碳酸盐岩、硅质岩夹锰矿,其所在地区呈密集馒头状喀斯特地貌,地形起伏周期最小,同等水平距离范围内较其他岩性地形起伏弯曲变化大,因此D3岩性在因子2上得分最高,显著区分于其他岩性。

4.3 地形因子岩性地形特征指数的构建

跟据因子分析结果,由于2个因子表达式中各系数绝对值均近似于1,为便于分析计算,将各系数简化为1,构建宏观地形复杂度指数(Macro Terrain Complexity Index, MTI),与微观曲率指数(Micro Terrain Curvature Index, MCI)。可用公式表达为:

$$MTI = \text{高程} + \text{坡度} + \text{地形起伏度} + \text{地表切割深度} + \text{地表粗糙度} \quad (9)$$

$$MCI = \text{剖面曲率} + \text{纵向曲率} + \text{横向曲率} \quad (10)$$

基于所构建的地形因子岩性识别指数,计算以上181个岩性样品的MTI和MCI,得到岩性样品散点图(图8)。

由图8可直观看出,宏观地形复杂度指数(MTI)以及微观曲率指数(MCI)能够将5类岩性区分开。MTI对于C、D1、及C1岩性区分效果较好,对D3岩性与D2岩性区分效果较差;MCI弥补了MTI的分类混淆,将D3岩性与其他几类岩性区分开。

4.4 基于岩性地形特征指数的判别分析及精度评价

选取181个样本中每类岩性的15个DEM样本作为训练样本,通过基于欧氏距离(式(1))的最小距

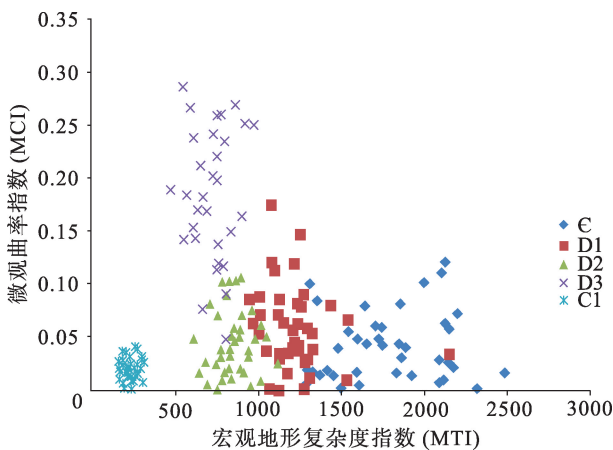


图8 岩性识别指数散点图

Fig. 8 Scatter plot of factor scores

离判别法对剩下的106个样品进行分类。首先根据已知训练样本的地形特征指数数据,即MTI和MCI,分别计算各类岩性的重心即分组(类)的均值,判别准则是对任意未知样本计算其MTI和MCI数据,若它与第*i*类的重心距离最近,就认为它属于第*i*类。

基于判别分析结果,采用总体分类精度和Kappa系数对分类结果进行精度评价^[37-38]。通过比较实际岩性样本类别与基于岩性识别指数分类类别建立混淆矩阵(表5)。

表5 基于岩性地形特征指数的岩性样本分类混淆矩阵

Tab. 5 Confusion matrix of lithologic sample classification based on the lithologic topographic index

分类类型	实际类型					分类类型总和
	C	D1	D2	D3	C1	
C	21	4	0	0	0	25
D1	2	19	4	0	0	25
D2	0	1	13	11	0	25
D3	0	0	1	14	1	16
C1	0	0	0	0	15	15
实际类型总和	23	24	18	25	16	106

由混淆矩阵计算得到分类结果的总体精度是77.36%,Kappa系数是0.7164。Kappa系数在0.61~0.80范围内表明所分结果与实际岩性具有高度的一致性(substantial)^[39]。由以上分类结果可以得到基于岩性识别指数的岩性分类精度较高,因此可用于岩性的识别与分类。

5 结论与讨论

5.1 结论

地形信息是岩性识别与分类过程中的重要参考依据,以往研究多是直接将地形因子信息加入到岩性分类过程中,对于地形因子与岩性间具体地质关联特性缺少定量分析。本文以典型热带岩溶地貌发育地—桂林-阳朔地区为例,将地形地貌作为岩性解译标志,基于30 m分辨率的DEM数据及其派生出的地形因子,建立地形地貌与岩性间具体地质关联,利用方差分析及因子分析等多元统计分析方法对地形因子能否以及如何进行岩性识别这2个最基本问题展开了定量研究。结果表明:

(1)研究区内5类岩性地形因子在 $\alpha=0.01$ 、 $\alpha=0.05$ 、 $\alpha=0.1$ 这3个信度下,均有 $F>F_{\alpha}$,即组间离差均显著大于组内离差;由Q型谱系图聚类得出的5类岩性中,每类样本均属于同种岩性,与实际情况一致,不同种岩性间地形因子显著区分,定量证明了利用地形因子对岩性定量分类的可行性。

(2)因子分析结果表明在地形因子用于岩性分类过程中主要在宏观与微观上受地形复杂程度以及地表曲率两大因素影响,基于此构建了宏观地形复杂度指数(MTI)和微观曲率指数(MCI),对所选岩性样本分类的总体分类精度为77.36%,与实际岩性具有高度的一致性,说明指数构建合理,从而实现了仅基于地形因子的岩性定量分类。

5.2 讨论

由于岩石矿物组成的差异,以及各种外动力(风化、侵蚀等)作用,往往会出现同种岩石所构成的地形在不同地区并不完全一致的情况。一方面由于区域气候的差异,侵蚀环境有所不同,使同样岩石构成的地形变化多样;另一方面,由于侵蚀方式相同,导致不同岩石产生相似的地形特征。本文是基于热带岩溶地貌桂林-阳朔区域的岩性分类研究,提出了基于地形因子的岩性分类指数,但该指数对于气候环境及侵蚀环境不同的大区域内是否适用,还有待更广范围和深入的探讨。

参考文献(References):

[1] 田淑芳,詹骞.遥感地质学(第二版)[M].北京:地质出版社,2014. [Tian S F, Zhan Q. Rock topography(2nd edition) [M]. Beijing: Geological Publishing, 2014.]

[2] Jakucs L. Morphogenetics of karst regions[M]. New York: Wiley, Rev.and enl, 1977.

[3] 曾昭璇.岩石地形学[M].北京:地质出版社,1960. [Zeng Z X. Rock topography[M]. Beijing: Geological Publishing House, 1960.]

[4] 朱亮璞.遥感地质学(第二版)[M].北京:地质出版社,2013. [Zhu L P. Remote sensing geology (2nd edition) [M]. Beijing: Geological Publishing, 2013.]

[5] 宋坤.遥感岩性解译在荞麦地水文地质环境调查中的应用[C].第十五届全国数学地质与地学信息学术研讨会论文集.长沙,2016. [Song K. Application of remote sensing lithology interpretation in hydrogeological environment investigation of buckwheat field[C]. Papers of the 15th National Symposium on Mathematical Geology and Geological Information, Hunan Changsha, 2016.]

[6] Lasaponra R, Masini N. Remote sensing in archaeology: From visual data interpretation to digital data manipulation. In: Lasaponra R, Masini N.(eds) Satellite remote sensing and digital image processing[M]. Netherlands: Springer, Dordrecht, 2012.

[7] 张瑞丝,曹汇,曾敏,等.基于ASTER光谱特征的科技廊带岩性填图——以新疆塔什库尔干地区为例[J].岩石学报,2016,32(12):3835-3846. [Zhang R S, Cao H, Zeng M, et al. Scientific belt lithologic mapping based on ASTER spectral analysis: A case study from the Tashkorgan area (Xinjiang, China)[J]. Acta Petrologica Sinica, 2016,32(12): 3835-3846.]

[8] 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.

[9] Hadigheh S M H, Ranjbar H. Lithological mapping in the eastern part of the central Iranian Volcanic belt using combined ASTER and IRS data[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2013,41(4):921-931.

[10] Harris J R, Grunsky E C. Predictive lithological mapping of Canada's North using Random Forest classification applied to geophysical and geochemical data[J]. Computers & Geosciences, 2015,80:9-25.

[11] 帅爽,张志,王少军,等.基于多元参照光谱的SAM岩性划分方法[J].地球信息科学学报,2016,18(1):133-140. [Suai S, Zhang Z, Wang S J, et al. Lithological mapping by multiple reference spectra based SAM: A case study on landsat-8 data[J]. Journal of Geo-information Science, 2016,18(1):133-140.]

[12] 张志,管志超,王少军.结合实测光谱的ASTER TIR数据岩性划分与构造样式分析——以新疆阿克苏蓝片岩为例[J].吉林大学学报(地球科学版),2018,48(1):334-342. [Zhang Z, Guan Z C, Wang S J. A method of combining measured spectra and ASTER TIR image to divide lithology for new tectonic style analysis:based on the blueschist in Akesu[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2018,48(1):334-342.]

[13] 刘昌振,舒红,张志,等.基于多尺度分割的高分遥感图像

- 变异函数纹理提取和分类[J]. 国土资源遥感, 2015, 27(4): 47-53. [Chang C Z, Shu H, Zhang Z, et al. Variogram texture extraction and classification of high resolution remote sensing images based on multi-resolution segmentation[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2015, 27(4): 47-53.]
- [14] 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, 2009, 114(4): 713-724.
- [15] Zimmermann E, Brandmeier M, Andreani L, et al. Remote sensing exploration of Nb-Ta-LREE-Enriched carbonatite (Epembe/Namibia)[J]. Remote Sensing, 2016, 8(8): 620.
- [16] Radford D D G, Cracknell M J, Roach M J, et al. Geological mapping in western Tasmania using Radar and Random Forests[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(9): 3075-3087.
- [17] 郭健健. 基于分形与空间分析理论的遥感岩性提取——以陕西宝鸡黄土区为例[D]. 西安: 长安大学, 2018. [Wu J J. Remote sensing lithology extraction based on fractal and spatial analysis theory: Taking loess district as an example in Baoji Shanxi[D]. Xi'an: Chang'an University, 2018.]
- [18] Zevenbergen L W, Thorne C R. Quantitative analysis of land surface topography[J]. Earth Surface Processes & Landforms, 2010, 12(1): 47-56.
- [19] Kühni A, Pfiffner O A. The relief of the Swiss Alps and adjacent areas and its relation to lithology and structure: topographic analysis from a 250-m DEM[J]. Geomorphology, 2001, 41(4): 285-307.
- [20] 汤国安, 李发源, 刘学军. 数字高程模型教程[M]. 北京: 科学出版社, 2010. [Tang G A, Li F Y, Liu X J. Digital elevation model course[M]. Beijing: Science Press, 2010.]
- [21] Jozef Minár, Evans I S. Elementary forms for land surface segmentation: The theoretical basis of terrain analysis and geomorphological mapping[J]. Geomorphology, 2008, 95(3-4): 236-259.
- [22] Wallace J A. Lidar altimetry and hyperspectral imaging: New technologies for geological and mineralogical mapping[D]. Ontario: University of Waterloo, 2005.
- [23] 俞乐. 多源遥感信息快速处理与岩性信息自动提取方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2010. [Yu L. Towards multi-source remote sensing information fast processing and automatic lithological information extraction[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2010.]
- [24] Grebby S, Naden J, Cunningham D. Integrating airborne multispectral imagery and airborne LiDAR data for enhanced lithological mapping in vegetated terrain[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(1): 214-226.
- [25] 王婷, 潘军, 蒋立军, 等. 基于DEM的地形因子分析与岩性分类[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(2): 234-240. [Wang T, Pan J, Jiang L J, et al. Topographic variable analysis and lithologic classification based on DEM[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2018, 30(2): 231-237.]
- [26] 姜莎莎, 李培军. 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[J]. 地球信息科学学报, 2011, 13(6): 825-83. [Jiang S S, Li P J. Lithologic unit mapping using ASTER data and topographic variables: A case study of Mulei area of Xinjiang[J]. Journal of Geo-information Science, 2011, 13(6): 825-832.]
- [27] 翁金桃, 罗贵荣. 桂林-阳朔一带峰林石山的形态类型及其岩性控制[J]. 中国岩溶, 1986, 5(2): 141-146. [Weng J T, Luo G R. The forms and lithological control of isolated peaks in the peak-forest plain of Guilin-Yangshuo region[J]. Carsologica Sinica, 1986, 5(2): 141-146.]
- [28] 马丽芳. 中国地质图集[M]. 北京: 地质出版社, 2002. [Ma L F. China geological atlas[M]. Beijing: Geological Press, 2002.]
- [29] 康晓伟, 冯钟葵. ASTER GDEM数据介绍与程序读取[J]. 遥感信息, 2011, 36(6): 69-72. [Kang X W, Feng Z K. An introduction to ASTER GDEM and procedure reading[J]. Remote Sensing Information, 2011, 36(6): 69-72.]
- [30] 邓书斌. ENVI遥感图像处理办法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2014. [Deng S B. ENVI remote sensing image processing method[M]. Beijing: Science Press, 2014.]
- [31] Gregory K J. Tectonics and landforms[J]. Earth Science Reviews, 1982, 18(1): 0-79.
- [32] 李志林, 朱庆. 数字高程模型[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2001. [Li Z L, Zhu Q. Digital elevation model[M]. Wuhan: Wuhan university Press, 2001.]
- [33] 纪宏金, 时艳香, 陆继龙. 地球化学数据统计分析[M]. 长春: 吉林大学出版社, 2014. [Ji H J, Shi Y X, Lu J L. Statistical analysis of geochemical data[M]. Changchun: Jilin university Press, 2004.]
- [34] 王学仁. 地质数据的多变量统计分析[M]. 北京: 科学出版社, 1982. [Wang X R. Multivariable statistical analysis of geological data[M]. Beijing: Science Press, 1982.]
- [35] Barrett K C, Morgan G A, Leech N L. SPSS for introductory and intermediate statistics: IBM SPSS for intermediate statistics use and interpretation, fourth edition[M]. New York: Routledge, 2011.
- [36] 于一凡. 高温目标物理参量短波红外遥感反演[D]. 长春: 吉林大学, 2017. [Yu Y F. The SWIR remote sensing retrieval of high-temperature targets about physics parameter[D]. Changchun: Jilin University, 2017.]
- [37] Congalton R.G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data[J]. Remote Sensing, 1991, 37(2): 270-279.
- [38] Cohen J. Weighted kappa: nominal scale agreement with provision for scaled disagreement or partial credit[J]. Psychological Bulletin, 1968, 70(4): 213-220.
- [39] Landis J R. The measurement of observer agreement for categorical data[J]. Biometrics, 1977, 33(1), 159-74.