

结合小波变换、SVM和投票法的 ASTER 影像岩性分类——以东天山尾亚地区为例

唐淑兰¹, 孟勇²

1. 西安财经大学管理学院, 西安 710100;

2. 中国地质调查局西宁自然资源综合调查中心, 西宁 810021

摘要: 为了更加准确地利用 ASTER 影像辅助填图, 提出了一种结合小波变换、支持向量机 (SVM) 和投票法的 ASTER 影像岩性自动分类方法。首先, 采用 Haar 小波对 ASTER 影像进行多尺度小波分解, 统计小波系数的均值作为纹理特征, 同时提取灰度共生矩阵 (GLCM) 方差、同质性、均值纹理特征; 然后, 利用小波纹理、GLCM 纹理及光谱特征构造 SVM 分类的特征向量, 并进行 10 次重复分类; 最后利用投票法确定岩性单元。对结果进行统计评估, 结合多种纹理, 并利用投票法得到的岩性分类精度为 92.1934%, Kappa 系数为 0.9202, 比仅用光谱分类精度提高了 13.3369%。小波纹理能提取更细节的岩性信息; 投票法可以避免岩性因样本的空间变异性产生的动态变化, 优化分类结果; SVM 较最大似然法 (MLC) 更适用于训练数据集高维且非正态分布的岩性分类; 采用人工蜂群算法搜索 SVM 的最优参数, 可避免参数局部最优。

关键词: 小波纹理, 投票法, 支持向量机, ASTER, 岩性分类

中图分类号: P2

引用格式: 唐淑兰, 孟勇. 2023. 结合小波变换、SVM 和投票法的 ASTER 影像岩性分类——以东天山尾亚地区为例. 遥感学报, 27 (7): 1702–1712

Tang S L and Meng Y. 2023. Lithological classification from the ASTER data based on wavelet transform, SVM, and voting methods: A case study for the Weiya area in the eastern Tian Shan. National Remote Sensing Bulletin, 27 (7): 1702–1712 [DOI:10.11834/jrs.20230280]

1 引言

利用遥感影像进行岩性分类和识别有助于提高填图效率。不同的遥感数据和方法被广泛应用于岩性分类和填图中 (Hosseini Zadeh 等, 2014; 秦登达 等, 2022; Gahlan 和 Ghrefat, 2018; 张继贤 等, 2021)。

ASTER 影像具有较高空间分辨率 (14 个波段), 有利于更精细的岩性识别及分类 (Amer 和 El-Desoky, 2017; Abrams 和 Yamaguchi, 2019)。比值法、假彩色合成法、监督分类法被广泛应用于 ASTER 岩性分类或识别中 (Hadigheh 和 Ranjbar, 2013)。张瑞丝等 (2016) 利用波段比值、假彩色合成识别了 ASTER 影像中的高级变质岩、花岗岩及碳酸盐岩类, 完成了岩性填图。Zhou 等 (2019)

基于 ASTER 影像利用波段比值分离碳酸盐岩与其他岩石, 在非碳酸盐岩地区, 用监督分类法对页岩、大理岩、砂岩、花岗岩和玄武岩五种岩石进行了分类。郑硕和付碧宏 (2013) 基于 ASTER 影像, 利用波段比值 13/12, 4/6, (12×12)/(11×13) 假彩色合成技术识别了碱长花岗岩、花岗岩、花岗闪长岩与二长花岗岩四种花岗岩类。于亚凤等 (2015) 根据 ASTER 影像的波段特征, 建立了 RI 和 SI 两种光谱指数法提取了二长花岗岩及石英正长岩。同时, ASTER 影像的纹理特征也被结合到岩性分类中。张翠芬等 (2017) 采用波段叠加的方式协同多尺度纹理与 ASTER 光谱信息进行岩性分类。Masoumi 等 (2017) 整合 ASTER 数据的光谱、热和纹理特征, 采用随机森林进行了岩性分类。尽管前人基于 ASTER 影像进行了有效的岩性

收稿日期: 2021-05-07; 预印本: 2023-02-22

基金项目: 中国地质调查局项目 (编号: DD20190364, DD20190812, ZD20220318); 陕西省教育厅专项科研计划项目 (编号: 22JK0083)

第一作者简介: 唐淑兰, 研究方向为遥感影像模式识别。E-mail: 304714562@qq.com

通信作者简介: 孟勇, 研究方向为区域地质。E-mail: 16392800@qq.com

分类，但是，已有的方法并没有对岩性进行多尺度细化分析，而且，没有考虑矿物组成成分引起的分类不确定性，因此，探索适用于高分辨率遥感影像的稳定的岩性分类方法是遥感地质应用急需解决的问题。

不同岩性单元表现出明显的多尺度纹理特征，小波变换具有提取多尺度地物特征的优势 (Li, 2017)。当训练数据为小样本、非正态分布时，非参数分类法，如SVM分类效果更优 (He等, 2015)。研究表明，采用SVM进行岩性分类具有更高的分类精度和较低的不确定性 (Yu等, 2012)。投票法选择岩性分类结果可以避免因样本的空间变异性引起的分类结果的动态变化，使得结果更具有统计意义。

基于此，本文结合小波变换、SVM和投票法进行 ASTER 影像岩性自动分类方法研究。旨在评价加入小波纹理的多维特征空间、投票机制和有效的机器学习算法进行 ASTER 岩性分类的准确性和稳定性，并对岩性分类不确定的原因进行了分析。

2 研究区地质概况

中天山地块是中亚造山带众多具有古老基底的微陆块之一，位于塔里木板块和西伯利亚板块之间，是古亚洲构造域重要的组成部分，是研究中亚造山带的地壳演化和碰撞过程的重要构造部位 (舒良树 等, 2019)。研究区位于阿其克库都克断裂以南，红柳河—牛圈子构造带以北，属于中天山地块东段。区内地层有元古界和古生界，岩浆活动频繁，断层发育，构造作用强烈，经历了多期次地质事件，形成了区内复杂的沉积岩、变质岩和岩浆岩。

根据野外实际调查，研究区内出露的主要岩性单元有：古元古代星星峡岩群片岩类和片麻岩类、中元古代卡瓦布拉克群大理岩和变质碎屑岩、早石炭世雅满苏组碎屑岩和灰岩及火山岩、晚元古代花岗质片麻岩、晚石炭世中酸性侵入岩和中三叠世基性—酸性侵入岩 (图1)。

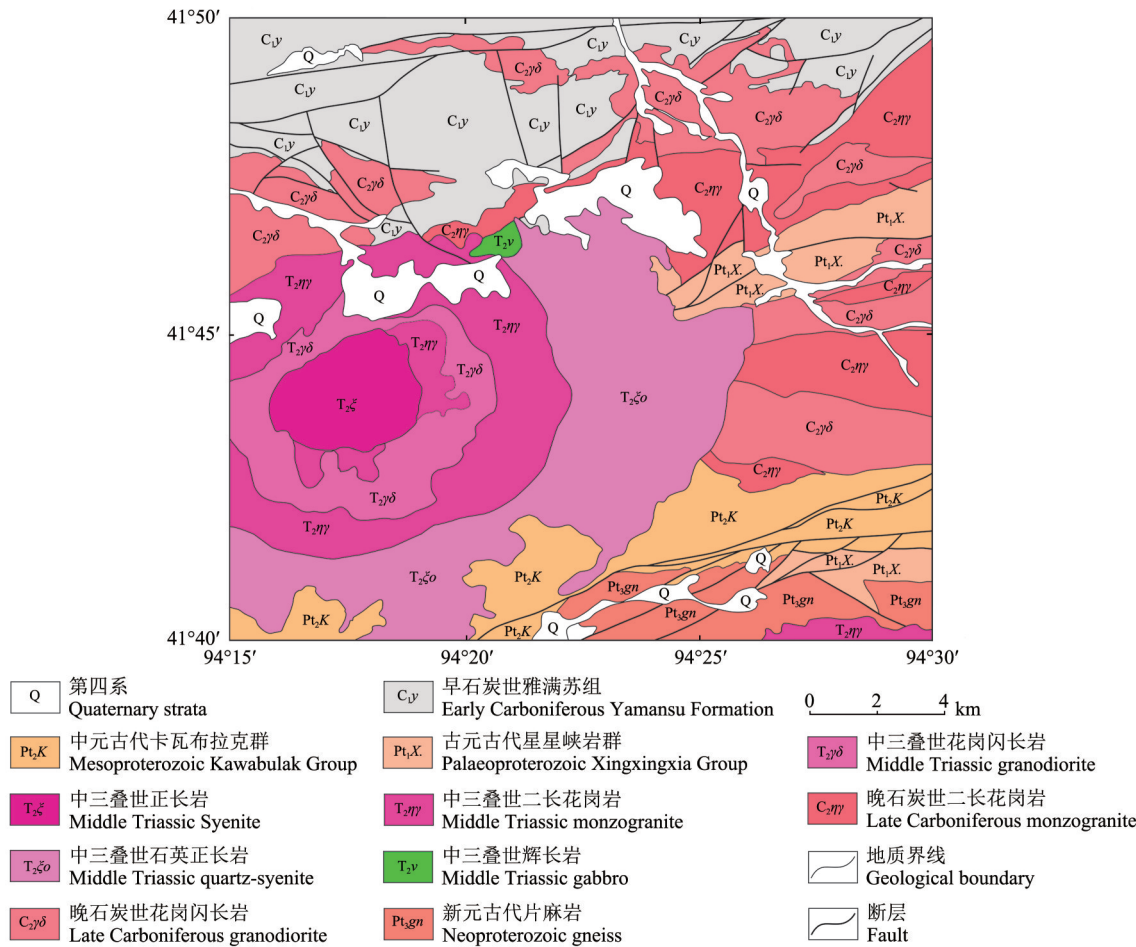


图1 东天山尾亚地区地质简图
Fig. 1 Sketch geological map of Weiya area in the eastern Tian Shan

3 数据及方法

3.1 数据

研究区属于典型的干旱—荒漠地区。本文获得的 ASTER L1B 影像数据于 2005 年 10 月 7 日拍摄,无积雪、植被覆盖,基本无云层覆盖,成像质量较好。选择 ASTER 的可见光—近红外 (VNIR) 波段及短波红外 (SWIR) 波段进行岩性分类。使用 ENVI5.3 软件对影像进行辐射校正,将 DN 值转换成辐射值;进行几何精校正时将短波红外 30 m 分辨率重采样为 15 m 分辨率;采用 FLAASH 模块进行大气校正。由于 VNIR 和 SWIR 波段的成像时间相差 1 s,覆盖范围不完全一致,去除边框区域的假异常现象。

3.2 方法

本文将光谱、GLCM 纹理及小波纹理特征组合进行 10 次 SVM 分类;通过投票法得到最终岩性分类结果,评价分类精度;通过混淆矩阵的平均值矩阵分析岩性分类动态变化的原因。流程如图 2 所示。

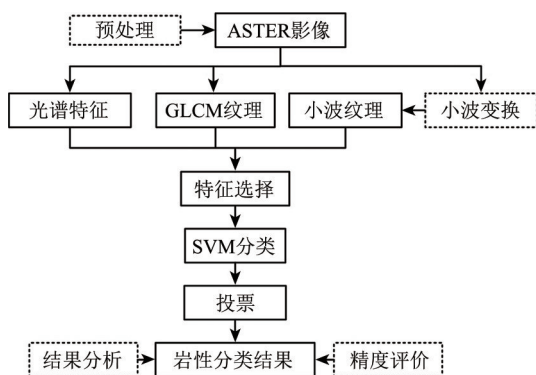


图2 结合小波变换、SVM和投票法的 ASTER 影像岩性分类工作流程

Fig. 2 Workflow of lithologic classification of the ASTER data based on wavelet transform, SVM and voting methods

3.2.1 小波变换

由于小波在体现局部化特性方面性能优良,而且可以获得不同尺度和方向的影像特征 (Myint 等, 2015), 可通过小波分解的系数来量化岩性的多尺度纹理信息。采用 Haar 小波基进行二维离散小波变换,第 i 级分解得到 4 个子带影像: 1 个低频子带 (LL) 和 3 个高频子带,分别为水平 (LH)、垂直 (LV) 和对角 (LD), $i+1$ 级分解时将低频子带分解为 4 个子带,如此迭代进行。小波多级分解

有利于获得影像的细节信息。每级分解得到 4 维特征,特征维数随分解级数增多而变多,分类时计算量随之增加。常用的小波变换系数的统计量有:熵 (Entropy)、均值 (Mean)、方差 (Variance)、能量 (Energy) 等。经过对比,均值能更好地表征研究区影像的纹理特征。另外,由于纹理特征多体现在高频系数中,计算 3 个高频子带系数的均值作为小波纹理,公式如下:

$$M = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n P(i, j) \quad (1)$$

式中, $P(i, j)$ 为移动窗口内像元 (i, j) 的小波系数。 m, n 分别为子带影像移动窗口的行列数。

3.2.2 GLCM 纹理选择

基于灰度共生矩阵的纹理分析是在灰度共生矩阵的基础上进行二次统计来量化图像的纹理信息,可得 14 种统计量,但是这些统计量有冗余信息存在 (Singh 等, 2019)。岩性纹理多为线性特征,在 ASTER 影像上体现为边缘及细节信息较多。纹理特征鲜明的地方灰度差异较大,而方差可以表现结构的不均一性;同质性度量图像纹理局部变化的多少,可以表现各岩性单元的整体特征;均值可以体现遥感影像规则程度,纹理杂乱无章的值较小,规律性强的值较大,它被认为是一个较好的纹理分类指标 (Hall-Beyer, 2017)。因此,本文选择方差 (V)、同质性 (H) 及均值 (M) 作为纹理特征。计算公式如下:

$$V = \sum_i \sum_j (i - m)^2 P(i, j, d, \theta) \quad (2)$$

$$H = \frac{\sum_i \sum_j P(i, j, d, \theta)}{(1 + (i - j)^2)} \quad (3)$$

$$M = \sum_i \sum_j P(i, j, d, \theta) \times i \quad (4)$$

式中, i 为统计的中心像元灰度, j 为与 i 距离为 d 的像元灰度, $P(i, j, d, \theta)$ 为 i 和 j 同时出现的频度, θ 为 W 阵的生成方向,共 0° 、 45° 、 90° 、 135° 的 4 个方向,因研究区地质体线性走向为东北—西南方向,所以选择 θ 为 45° 方向计算纹理特征。

3.2.3 特征空间构建

由于岩石单元受到构造、沉积等地质因素影响,会出现特殊的纹理现象,所以,本文选择 ASTER 影像的光谱及纹理特征构造特征向量,进行岩性分类。ASTER 影像各波段的纹理特征差异

不明显，所以选择各波段纹理特征的均值以降低计算维度。光谱特征选择VNIR及SWIR波段，共9个特征量 (s^i)，其中 $i=1, \dots, 9$ 。GLCM纹理取各波段方差 (v)、同质性 (h) 及均值 (m) 的均值，共3个特征量，其中 $v = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 v_i$, $h = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 h_i$, $m = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 m_i$, v_i , h_i , m_i 分别为第 i 个波段的GLCM方差、同质性及均值。小波纹理选择各波段高频子带系数的均值，第 j 级分解得水平、垂直、对角3个特征量 (u^{j1}, u^{j2}, u^{j3})，其中 $u^{jm} = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 u^{jm}_i$, $m=1, 2, 3$, u^{jm}_i 为第 i 个波段的小波分解系数。特征量随着分解级数增多而增加。最终用于分类的特征向量为 $T = [s^1, s^2, s^3, \dots, s^9, v, h, m, u^{11}, u^{12}, u^{13}, \dots, u^{I1}, u^{I2}, u^{I3}]$, I 为最终的小波分解级数。

3.2.4 SVM分类

(1) 样本选择。SVM基于待分类特征的先验

知识将像素标记到用户定义的类之一，先验知识来自于训练数据。SVM使用训练数据的子集（称为支持向量）来划分特征空间，训练数据可以是非正态分布且有限的数据。根据野外填图结果，在各岩性单元选择样本点300个，以这300个样本点为中心，随机选择周边区域，生成原始训练数据集（表1）。使用稳健分类法（RCM）将原始训练数据集分成3个随机子集（Harris等，2012）。随机选择原始训练数据集的三分之一（独立测试数据集）评估最终的分类结果。随机划分剩余三分之二的训练数据为两个大小基本相同的子集，一个子集（训练数据集）用于训练分类器，另一个子集（检验数据集）用于进行精度评价（Harris等，2012）。对每个训练数据集进行样本可分离度评估（TD），确保样本的可靠性。TD值大于1.9，说明样本之间的可分离性较好。另外，对所有训练数据集进行正态性检验，发现所有数据集都是非正态分布的。

表1 原始训练数据集

Table 1 Original training data set

	岩性											
	Q	C ₁	Pl ₂	Pl ₁	T ₂ ξ	T ₂ γγ	T ₂ ξo	T ₂ v	T ₂ γδ	C ₂ γγ	C ₂ γδ	Pl ₃ gn
原始训练数据集/点	1923	2081	1591	999	1051	1616	2751	510	1653	1971	4125	1157

(2) 参数选择。采用SVM分类时，需要确定核函数、核参数 σ 及惩罚因子 C 。核函数对于分类结果影响不显著，本文选择径向基核函数RBF (Radial Basis Function)。核参数 σ 及惩罚因子 C 会显著影响分类精度，必须搜索最优参数确保训练数据集的最佳分类结果。由于传统的寻找最优参数的格网搜索算法是遍历解空间的可行解获得全局最优值，效率较低；人工智能算法，如蚁群算法（吴孔江等，2013）、遗传算法（臧淑英等，2012）、人工蜂群算法，作为启发式算法，不必遍历解空间的可行解，且鲁棒性较强。本文选择人工蜂群算法搜索最优参数，最大迭代次数设置100，种群个数设为20，个体最大更新次数设为10，终止精度为 10^{-3} ，SVM的参数 C 和 σ 的取值范围分别为 $[8, 100]$ 和 $[0.055, 1000]$ 。

3.2.5 投票法

多数投票法主要思想是少数服从多数，对数据集进行10次重复交叉验证分类，对多个分类结果进行集成，每个像素最终确定为10次中出现次

数最多的那个类，以减少样本的选择对分类结果的影响。

3.2.6 精度评价

与本文方法进行分类效果对比的数据影像分别为：仅光谱 (S)，仅GLCM纹理 (G)，仅小波纹理 (W)。对S、G、W、S-G-W影像分别进行10次SVM分类并比较结果。采用混淆矩阵对岩性分类结果进行精度评价，得到用户精度UA (User Accuracy)、生产者精度PA (Production Accuracy)、总体分类精度OA (Overall Accuracy) 和Kappa系数。对投票结果精度和10次分类精度的均值进行对比分析。为评价SVM法在岩性分类中的有效性，对SVM与MLC的分类精度进行比较，MLC是常用的较为精确的遥感岩性分类方法（He等，2015）。统计岩性分类动态变化累计百分比，及各岩性混淆百分比矩阵，并以10次分类的均值矩阵来分析混淆的原因。其中，分类动态变化累计百分比能提供关于岩性演变的可能性（He等，2015）。

4 结果及分析

4.1 最佳窗口及小波变换级数选择

提取影像的纹理特征需要使用移动窗口技术,窗口的大小会影响纹理提取结果。选择5像素×5像素、9像素×9像素、13像素×13像素、17像素×17像素、21像素×21像素、25像素×25像素、31像素×31像素窗口分别提取第1级小波纹理和GLCM纹理,对各窗口提取结果进行SVM分类,并比较分类精度(图3)。结果表明,分类精度随着窗口变大,出现先升高后降低的趋势,最终选定小波纹理和GLCM纹理的最佳窗口为21像素×21像素。另外,先进行3级Haar小波变换,比较各级变换纹理特征的分类精度(图4),其中,W1表示第1级小波纹理分类精度,W1—W2表示第1级和第2级小波纹理作为特征分量的分类精度。可见,第1级小波纹理分类精度较高,各级小波纹理都作为特征分量时,第1级和第2级组合的精度最高,所以,本文选择2级小波变换提取纹理。

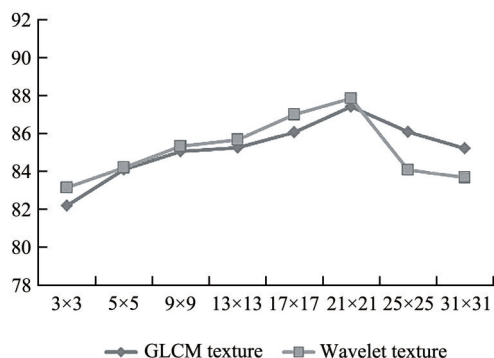


图3 不同窗口分类精度

Fig. 3 Classification accuracy of different window sizes

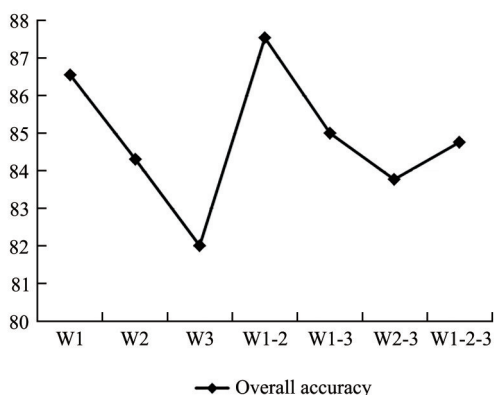


图4 不同小波分解级数分类精度

Fig. 4 Classification accuracy of different wavelet decomposition series

4.2 纹理提取结果

为了对比公平,S分类时取ASTER VNIR波段及SWIR波段的9个波段进行21像素×21像素均值滤波之后的光谱特征;G分类时取窗口为21像素×21像素窗口的方差、同质性、均值纹理,并求9个波段纹理均值;W分类时取2级小波变换的第1级和第2级21像素×21像素窗口的纹理;S-G-W分类是将前面选择的21像素×21像素特征进行组合。图5中(a)为ASTER光谱影像,(b)—(d)分别为GLCM方差、同质性及均值纹理图像,(e)—(g)为第1级小波变换的水平、垂直、对角的纹理图像,(h)—(j)分别为第2级小波变换的3个纹理图像。

4.3 参数选择

对于S、G、W、S-G-W影像采用SVM分类,通过人工蜂群算法搜索最优参数,10次分类中精度最高一次的最优惩罚因子C和核函数参数 σ 如表2所示。

4.4 分类结果

经过多数投票,最终分类结果如图6,其中,图(a)、(b)、(c)、(d)分别为S、G、W及S-G-W的分类结果。1区S、W和S-G-W中Q分类结果较好,与周围地质体界线较清晰;G中大部分Q错分为 $T_2\xi o$ 和 $C_2\eta\gamma$;另外,该区在S和W中显示噪声较多,而在G和S-G-W中噪声较少,原因是提取GLCM纹理时窗口较大,图像更加平滑,而提取小波纹理时窗口较小。2区G和W中的结果较准确,且使用小波纹理分类结果更优;S中 $C_2\gamma\delta$ 划分较准确,但 $C_2\eta\gamma$ 部分错分为 $T_2\xi o$;S-G-W中大部分 $C_2\eta\gamma$ 错分为 $C_2\gamma\delta$ 。3区各影像 Pt_1 与 $C_2\eta\gamma$ 和 $C_2\gamma\delta$ 界线较清晰,但均出现了 Pt_1 错分为 $C_2\gamma\delta$ 的现象,S和W中错分较少。4区W中准确性最高,S中 $C_2\eta\gamma$ 和 $C_2\gamma\delta$ 界线不清楚,且有少量 $C_2\gamma\delta$ 误分为 $C_2\eta\gamma$,G和S-G-W中 $C_2\eta\gamma$ 和 $C_2\gamma\delta$ 界线清楚,但均出现少量 $C_2\gamma\delta$ 误分为 $C_2\eta\gamma$ 的现象。5区S和S-G-W中分类准确, Pt_3gn 与 $T_2\eta\gamma$ 界线清楚,但S中噪声较多;G和W中均出现了较多的错分现象,G中少量 Pt_3gn 错分为 $C_2\eta\gamma$,W中较多的 Pt_3gn 错分为 $C_2\gamma\delta$,少量错分为 $C_2\eta\gamma$ 。另外,S中环形地质体南部少量 $T_2\eta\gamma$ 错分为 $T_2\xi o$;G中 $T_2\xi o$ 周围出现较多的错误的 $C_2\eta\gamma$ 的信息;G、W和S-G-W中环形地质体南部 Pt_2 错分为 $C_2\gamma\delta$ 。

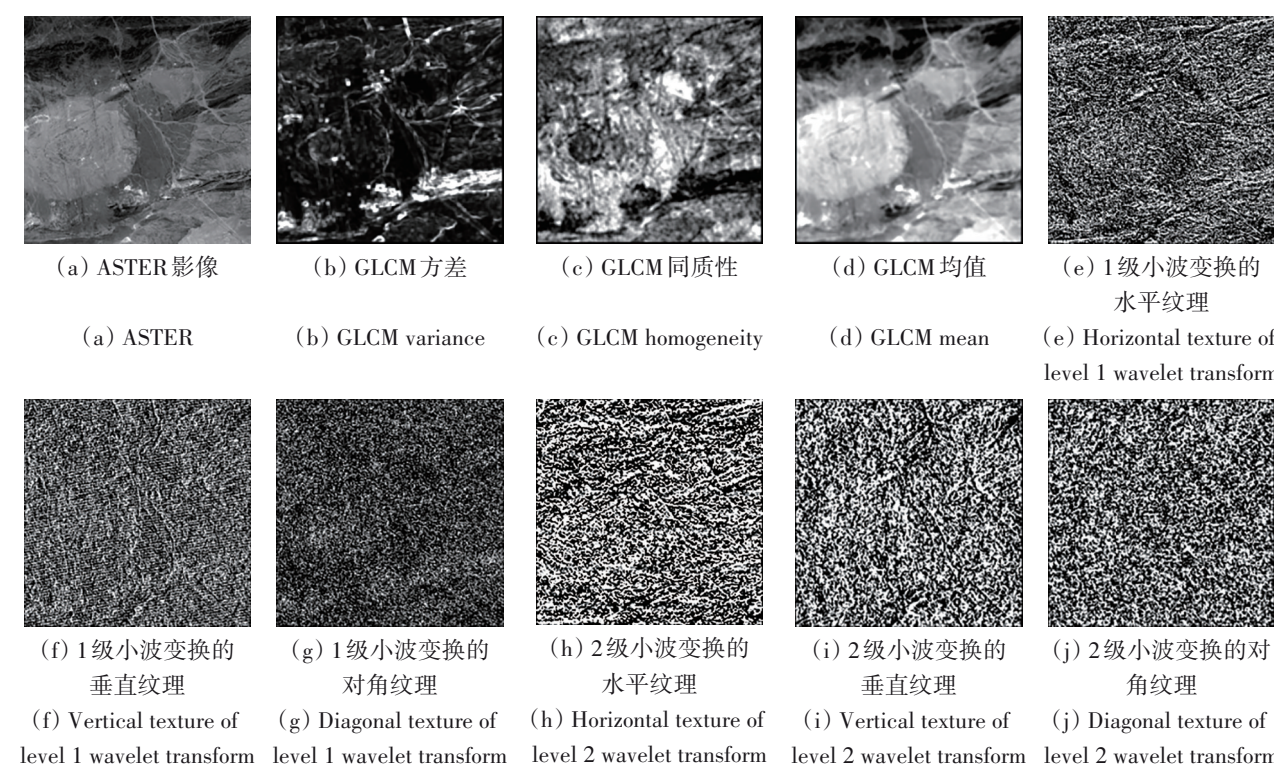


图5 ASTER影像纹理提取结果
Fig. 5 Texture extraction results of ASTER

表2 Svm参数寻优结果 Table 2 Optimal SVM parameters			
影像	分类精度/%	C	σ
S	78.8465	9.2	7.9
G	88.2814	87.1	34.4
W	88.3008	76.5	27.6
S-G-W	92.1022	8.7	6.8

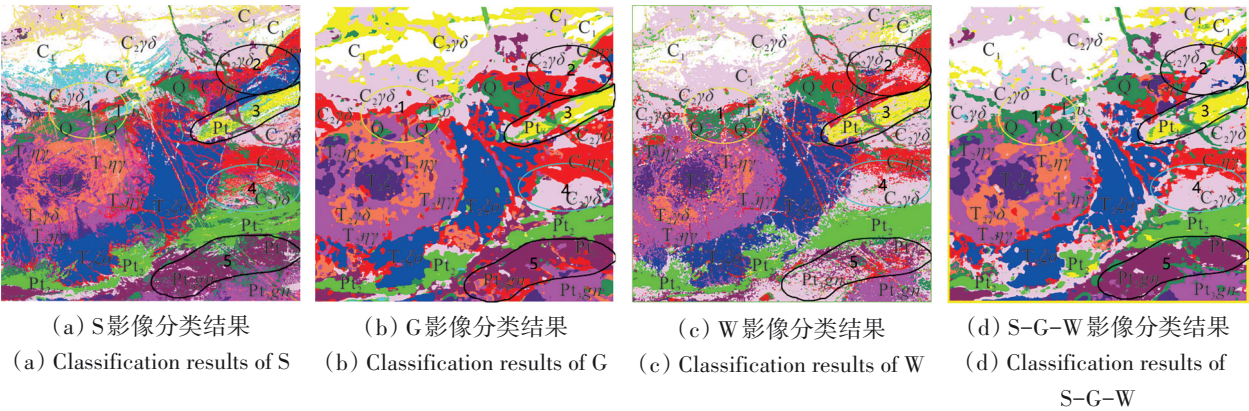
4.5 精度评价

4.5.1 不同样本的分类精度评价

统计S、G、W、S-G-W影像相同样本的10次重复分类的OA和Kappa系数（表3），以及10次分类的平均OA和Kappa系数。对于S、G、W、S-G-W影像，分类样本引起的分类结果的变化趋势是一致的，可见，参考已有地质资料选定样本集，并采用随机子集的方法进行分类的结果是比较稳定的。其中，S-G-W不同样本条件下分类精度都是最高的，平均精度可以达到89.5512%，比仅使用光谱、仅使用GLCM纹理和仅使用小波纹理分类的平均精度分别高出15.2276%、3.5409%和3.2889%。

经过10次重复分类，S、G、W、S-G-W影像岩性分类动态变化累计百分比（图7）显示，样本

的变化引起的分类结果的变化幅度，S影像最小，G影像和W影像则较大，S-G-W居中。S分类时， C_1 变化最小，因为 C_1 主要为矿物颗粒细小的碎屑岩，岩性均一，与侵入岩光谱特征差异较大，分类结果稳定； Pt_2 变化较小，因 Pt_2 以大理岩为主，主要矿物成分为方解石，光谱特征单一，混合像元较少； Pt_1 变化最大，因为该区含有多种岩性，光谱特征较为复杂； $T_2\eta\gamma$ 变化较大，因为该区在环形地质体中间部位，光谱混合较为严重；Q变化较大，因为不同地区第四系的物源不同，光谱差异较大。G和W分类时，样本的空间变异性引起的分类动态变化趋势基本一致； C_1 类变化最小，因为 C_1 属于沉积岩，纹理特征比较规则，细节信息较少； Pt_1 变化较大，因其中的变质沉积岩、变质火成岩和大理岩的纹理特征均有差异且不规则； $T_2\nu$ 部分变化最大，因 $T_2\nu$ 出露面积较小，受围岩风化剥蚀覆盖影响，纹理多样化，但该区细节信息较少，所以小波纹理分类变化比GLCM纹理小。S-G-W的分类结果显示， Pt_1 变化较大，与前述原因一致，光谱和纹理都较为复杂； $T_2\nu$ 部分变化最大，与 $T_2\nu$ 出露面积小、受围岩影响大有关； $T_2\xi$ 变化最小，因为正长岩位于环形地质体核部，地形相对较高，受围岩影响小，光谱及纹理特征稳定。



Q—第四系 (Quaternary strata); C₁—下石炭统 (Early Carboniferous strata); Pt₂—中元古界 (Mesoproterozoic strata);
Pt₁—古元古界 (Palaeoproterozoic strata); T₂ξ—中三叠世正长岩 (Middle Triassic Syenite);
T₂ηγ—中三叠世二长花岗岩 (Middle Triassic monzogranite); T₂γδ—中三叠世花岗闪长岩 (Middle Triassic granodiorite);
T₂ξo—中三叠世石英正长岩 (Middle Triassic quartz-syenite); T₂γ—中三叠世辉长岩 (Middle Triassic gabbro);
C₂ηγ—晚石炭世二长花岗岩 (Late Carboniferous monzogranite); C₂γδ—晚石炭世花岗闪长岩 (Late Carboniferous granodiorite);
Pt₂gn—新元古代片麻岩 (Neoproterozoic gneiss)

图6 S、G、W、S-G-W 影像分类结果
Fig. 6 Classification results of S、G、W、S-G-W

表3 不同样本的分类精度
Table 3 Classification accuracy of different samples

不同特征		分类次数										平均
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
S	OA/%	76.3596	70.6067	74.4484	76.0209	76.4951	72.2131	72.7647	69.7455	75.7354	78.8465	74.3236
	Kappa	0.7386	0.6767	0.7176	0.7351	0.7402	0.6932	0.7001	0.6659	0.7316	0.7661	0.7165
G	OA/%	87.4057	88.1024	86.8589	86.7138	85.2477	84.2220	88.2814	83.3753	84.2510	85.6445	86.0103
	Kappa	0.8606	0.8685	0.8546	0.8529	0.8364	0.8251	0.8703	0.8158	0.8254	0.8410	0.8451
W	OA/%	87.6282	87.7589	87.4008	87.2315	86.0509	84.5607	88.3008	83.6123	84.1059	85.9735	86.2624
	Kappa	0.8631	0.8647	0.8607	0.8587	0.8454	0.8289	0.8705	0.8184	0.8239	0.8447	0.8479
S-G-W	OA/%	90.6385	90.6539	90.4998	91.0311	89.1510	87.9607	92.1022	86.8925	87.5652	89.0173	89.5512
	Kappa	0.8932	0.8941	0.8904	0.9128	0.8895	0.8768	0.9202	0.8599	0.8793	0.8909	0.8907

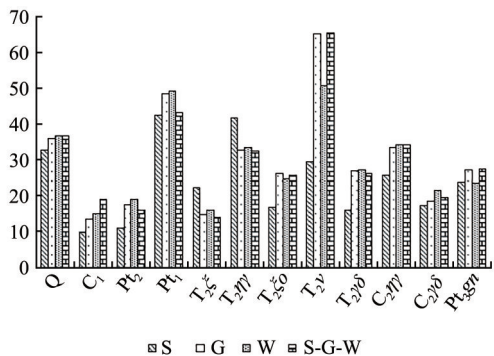


图7 S、G、W、S-G-W 影像岩性分类动态变化累计百分比
Fig. 7 Cumulative percentage of dynamic change of lithologic classification of S、G、W、S-G-W

另外，通过独立测试数据集评估投票之后分类图的精度，并与10次重复分类获得的平均精度进行对比（图8）。可见，经过投票的各影像的分

类精度更高。投票之后，S-G-W的分类精度最高，为92.1934%，Kappa系数为0.9202，S、G和W的分类精度分别为78.8565%、89.3824%和88.9008%，Kappa系数分别为0.7691、0.8903和0.8801，仅使用光谱分类精度最低。

4.5.2 不同岩性单元的分类精度评价

通过独立测试集，对投票分类结果不同岩性单元的分类精度进行统计（表4）。各影像C₁和T₂ξo的PA和UA最高，说明这两类地质体光谱和纹理与周边地质体差异较大，混淆现象较少。T₂ηγ和C₂ηγ的PA和UA最小，说明这两类光谱和纹理都较为复杂，容易被错分为其他岩性，需要通过解混像元来进行更精细的分类。除了光谱影像，其他影像分类时，T₂γ的UA可以达到100%，说明

该地质体分类时，纹理特征起到了重要的作用。S、G、W、S-G-W影像相比，S-G-W各岩性的PA和UA都较高，说明组合特征能充分利用岩性单元的空间信息、细节信息及光谱特征进行类别鉴定。

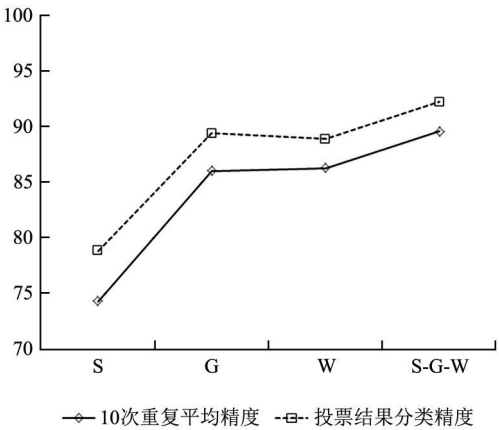


图8 重复分类和投票结果精度对比

Fig. 8 Comparison of accuracy of repeated classification and voting results

表4 不同岩性单元的分类精度

Table 4 Classification accuracy of different lithologies

岩性	S		G		W		S-G-W	
	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%
Q	81.38	79.6	83.17	100	95.12	90.52	87.28	90.55
C ₁	99.73	76.47	100	93.1	92.99	95.59	100	89.81
Pt ₂	86.93	83.65	98.71	96.64	99.96	89.76	97.71	93.2
Pt ₁	59.79	84.96	83.63	94.49	78.47	90.88	90.35	95.94
T ₂ ξ	78.92	69.7	100	88.24	96.27	86.6	100	89.75
T ₂ ηγ	60.97	74.93	94.87	91.08	97.87	89.92	87.91	93.3
T ₂ ξo	95.88	93.13	100	100	95.48	97.45	98.55	99.77
T ₂ v	66.29	67.36	65.38	100	67.31	100	83.55	100
T ₂ γδ	83.75	86.27	93.97	84.35	70.01	94.87	96.44	86.14
C ₂ ηγ	56.9	66.94	66.82	72.76	83.58	86.1	61.07	89.15
C ₂ γδ	83.28	65.26	84.58	73.9	99.3	65.51	86.93	83.17
Pt ₃ gn	84.11	81.8	58.99	50.16	37.98	92.41	87.93	88.9

交叉计算S-W-G10次分类中任意两次分类的混淆矩阵，计算45个混淆矩阵的平均值矩阵（表5）。矩阵对角线是各岩性被正确分类的平均百分比，可见，T₂ξo分类结果较差，因为与T₂ξo相邻的岩性类别较多，因光谱或纹理的相似性，混淆的可能性较大；C₁和T₂ξ分类效果较好，因C₁的相邻岩性比较单一，C₁与相邻岩性混淆的可能性较小；T₂ξ处在环形地质体中间，与其他岩性接触较少，分类时不易被混淆。矩阵显示，Q与T₂ηγ、C₂ηγ、

T₂γδ和Pt₃gn混淆的百分比为9.68%、10%、5.8%和12.95%。由于Q的物质成分主要来源于这几个相邻单元，如南部Q主要分布在Pt₃gn内，物源主要来自于Pt₃gn，因此，二者混淆概率较大；环形地质体北部的Q主要来源于T₂ηγ和T₂γδ，与T₂ηγ接触较多，混淆百分比较大，与T₂γδ接触较少，混淆百分比较小。C₁与Pt₁混淆百分比为26.7%，主要由于C₁含有大量细碎屑岩，而Pt₁中含有较多变质细碎屑岩，主要矿物均为斜长石；C₁与C₂γδ混淆百分比为4.46%，由于C₁中含较多C₂γδ岩脉。Pt₂与Pt₁、T₂v、C₂γδ和Pt₃gn的混淆百分比分别为14.27%、7.26%、7.65%和4.48%；Pt₂以大理岩为主，Pt₁中含有少量大理岩，两者均含有少量变质细碎屑岩，光谱和纹理具有相似性，混淆百分比比较高；Pt₂与T₂v均含有角闪石，光谱易混淆；而Pt₂与C₂γδ和Pt₃gn相邻，受风化剥蚀和冲洪积影响，接触界线附近有物质混合，所以，分类易出现混淆现象。Pt₁与C₂γδ的混淆百分比为23.05%，二者相邻，并且Pt₁中含有花岗闪长质片麻岩，与C₂γδ主要矿物成分类似；Pt₁与T₂v混淆百分比为26.64%，因Pt₁中含有斜长角闪岩，而T₂v中也含有较多角闪石。T₂ξ与T₂ηγ、T₂ξo和C₂ηγ混淆百分比为13.69%、3.31%和3.06%，T₂ξ以正长石为主，而T₂ηγ、T₂ξo、C₂ηγ均含有少量正长石，且T₂ξ与T₂ηγ接触较多，混淆百分比更高。T₂ηγ与T₂γδ均含有大量的斜长石和石英，且T₂γδ侵入到T₂ηγ中，混淆百分比为33.94%；T₂ηγ与C₂ηγ岩性相同，仅用光谱分类，混淆概率较高，但由于纹理不同，因此，组合影像分类结果中混淆百分比仅为6.04%。T₂ξo与C₂ηγ均含有大量的正长石和石英，主要矿物成分类似，且二者接触较多，混淆百分比为20.68%；T₂ξo与C₂γδ都含有较多石英，且相邻，混淆百分比为7.95%。T₂v与T₂γδ、C₂γδ混淆百分比分别为30.81%、3.16%，因三者均含有大量斜长石和少量角闪石，同时，T₂v与T₂γδ纹理相似度更高，所以，混淆百分比更高。T₂γδ与C₂ηγ、C₂γδ和Pt₃gn混淆百分比分别为6.09%、4.42%和3.87%，导致分类混淆的原因是这些岩性单元均含有斜长石和石英。C₂ηγ与C₂γδ和Pt₃gn混淆的百分比为15.68%和4.66%，这三者均含有大量斜长石和石英，并且C₂ηγ与C₂γδ形成时代相同，纹理特征相似，因此，混淆程度更高。C₂γδ与Pt₃gn混淆百分比为20.51%，Pt₃gn中含有大量花岗闪长质片

麻岩，主要矿物成分与 $C_2\gamma\delta$ 类似，因此混淆百分比比较高。以上结果均具有统计意义。总体看来，岩性分类混淆的可能性较大的原因有：岩性具有

相同的矿物成分，出现的异物同谱现象；岩性相邻，受风化剥蚀和冲洪积影响；同一期构造岩类事件形成的不同类型侵入岩具有相似的纹理特征。

表 5 各岩性分类混淆矩阵

Table 5 Confusion matrix of lithologic classification

混淆百分比	Q	C_1	Pt_2	Pt_1	$T_2\xi$	$T_2\eta\gamma$	$T_2\xi o$	$T_2\nu$	$T_2\gamma\delta$	$C_2\eta\gamma$	$C_2\gamma\delta$	Pt_{3gn}
Q	63.33	0.01	1.64	0.00	0.57	4.27	0.34	0.09	1.61	3.35	0.59	3.27
C_1	0.01	85.21	1.12	17.14	0.00	0.00	0.00	1.82	0.00	0.00	1.65	0.00
Pt_2	2.38	1.14	83.99	12.19	0.00	0.00	0.31	5.16	0.01	0.23	2.80	0.74
Pt_1	0.00	9.56	2.08	56.91	0.00	0.00	0.00	26.43	0.00	0.00	9.51	0.01
$T_2\xi$	0.89	0.00	0.00	0.00	86.09	3.48	0.05	0.00	0.69	2.63	0.00	0.00
$T_2\eta\gamma$	5.41	1.22	0.00	0.00	10.21	67.67	1.30	0.00	12.86	2.98	0.02	0.11
$T_2\xi o$	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.13	74.41	3.10	0.05	5.21	0.36	0.08
$T_2\nu$	0.35	0.05	2.10	0.21	0.00	0.00	0.06	34.44	0.02	0.22	2.04	0.94
$T_2\gamma\delta$	4.19	0.00	0.23	0.00	2.62	21.08	0.30	0.00	73.80	2.76	0.08	0.59
$C_2\eta\gamma$	6.65	0.00	0.25	0.00	0.43	3.06	15.47	0.00	3.33	65.81	1.66	1.88
$C_2\gamma\delta$	7.03	2.81	4.85	13.54	0.06	0.17	7.59	28.77	4.34	14.02	80.62	19.84
Pt_{3gn}	9.68	0.00	3.74	0.02	0.02	0.14	0.17	0.19	3.28	2.78	0.67	72.53

4.5.3 不同分类器的分类精度

分别采用SVM和MLC对S、G、W、S-G-W影像进行分类，取10次分类的精度进行比较（图9），可见，采用光谱进行分类时，SVM分类精度低于MLC。其他3类影像，SVM的分类精度均大于MLC分类法。另外，样本对SVM的干扰要小于对MLC的干扰，说明SVM分类器对于非正态高维数据的分类更加稳定，更适合于对ASTER数据进行岩性自动分类。

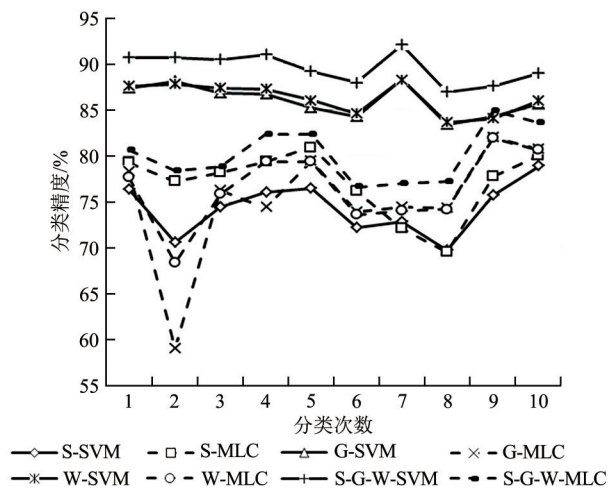


图9 不同分类器的分类精度
Fig. 9 Classification accuracy of different classifiers

5 讨论

本文方法与前人提出的相关岩性提取方法相比，实现了遥感影像定量化和智能化岩性识别，

在多维空间中完成了非正态分布的岩性分类，利用投票法避免了岩性因样本的空间变异性产生的动态变化，结果与岩性直接对应，可解释性强。同时，本研究依然有可改进之处：（1）因ASTER影像空间分辨率的局限性，探测岩石单元的空间形态和内部层理特征的效果有限，需融合不同数据源，比如WorldView-II、Spot数据的空间优势；（2）仅使用ASTER影像的光谱及纹理特征进行岩性分类，忽略了影像的其他背景知识，如几何外形、颜色、色调、阴影等，需进一步研究影像空间信息在岩性分类中的应用；（3）ASTER影像中地形形态的影响冬季比夏季更大（Masoumi等，2017），会导致纹理分类结果的不同，同时，信噪比会影响光谱分类精度。实际应用时要根据ASTER拍摄时间进行校正；（4）地质体经过长期演变具有各向异性的特征，需研究具有多分辨率与多方向性的多尺度几何分析方法提取岩性信息的效果，如NSCT、NSST等（Ma和Lai，2019；Moonon等，2015）；（5）可考虑使用ASTER的NIR波段进行混合像元的分解（Zheng等，2021），以减少异物同谱引起的分类误差；（6）本研究只适合于植被覆盖稀少区域的岩性分类，对于植被覆盖较多、含水量变化、风化和蚀变等因素引起的光谱及空间变异性，还需进一步研究。

6 结论

本文基于ASTER数据的光谱和多尺度纹理特

征, 采用有效的机器学习算法分类, 利用投票法产生最终岩性分类结果。结果表明, 利用2级小波变换提取的纹理、GLCM纹理与光谱特征组合能区分地表关键岩性; 投票之后, 总体分类精度能达到92.1934%, 较仅用光谱分类的精度提高了13.3369%。特征组合之后, 第四系、中元古代地层、新元古代片麻岩及环形地质体中正长岩、二长花岗岩和花岗闪长岩分类效果较好; 仅使用光谱, 石炭纪地层及其中发育的花岗闪长岩和古元古代地层识别效果较好; 仅使用小波纹理, 中三叠世石英正长岩和石炭纪花岗闪长岩、二长花岗岩及古元古代地层识别效果最好。采用SVM并进行投票产生的岩性分类精度比10次重复分类的平均精度高2.64218%。SVM平均分类精度较MLC高9.36739%, 更适合岩性自动分类。交叉验证法可以优化训练数据集。经过证明, 本文岩性分类结果能更客观的显示地质体展布特征, 并具有更细节的信息, 与地质图仅存在局部差异。研究结果表明, 本文结合ASTER数据的小波纹理、SVM及投票法的岩性分类方法, 可作为一种在植被覆盖稀少地区的有效地质研究手段。

参考文献(References)

- Abrams M and Yamaguchi Y. 2019. Twenty years of ASTER contributions to lithologic mapping and mineral exploration. *Remote Sensing*, 11(11): 1394. [DOI: 10.3390/rs11111394]
- Amer R and El-Desoky H. 2017. A remote sensing method for mapping sillimanite mineralization. *Journal of African Earth Sciences*, 134: 373-382 [DOI: 10.1016/j.jafrearsci.2017.07.008]
- Gahlan H and Ghrefat H. 2018. Detection of gossan zones in Arid regions using Landsat 8 OLI data: implication for mineral exploration in the eastern Arabian shield, Saudi Arabia. *Natural Resources Research*, 27(1): 109-124 [DOI: 10.1007/s11053-017-9341-8]
- Hadigheh S M H and Ranjbar H. 2013. Lithological mapping in the eastern part of the central Iranian volcanic belt using combined ASTER and IRS data. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 41(4): 921-931
- Hall-Beyer M. 2017. Practical guidelines for choosing GLCM textures to use in landscape classification tasks over a range of moderate spatial scales. *International Journal of Remote Sensing*, 38(5): 1312-1338 [DOI: 10.1080/01431161.2016.1278314]
- Harris J R, Grunsky E C, He J, Gorodetzky D and Brown N. 2012. A robust, cross-validation classification method (RCM) for improved mapping accuracy and confidence metrics. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 38(1): 69-90 [DOI: 10.5589/m12-013]
- He J, Harris J R, Sawada M and Behnia P. 2015. A comparison of classification algorithms using Landsat-7 and Landsat-8 data for mapping lithology in Canada's Arctic. *International Journal of Remote Sensing*, 36(8): 2252-2276 [DOI: 10.1080/01431161.2015.1035410]
- Hosseinjani Zadeh M, Tangestani M H, Roldan F V and Yusta I. 2014. Sub-pixel mineral mapping of a porphyry copper belt using EO-1 Hyperion data. *Advances in Space Research*, 53(3): 440-451 [DOI: 10.1016/j.asr.2013.11.029]
- Li Q Y, Huang X, Wen D W and Liu H. 2017. Integrating multiple textural features for remote sensing image change detection. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 83(2): 109-121 [DOI: 10.14358/PERS.83.2.109]
- Ma D and Lai H C. 2019. Remote sensing image matching based improved ORB in NSCT domain. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 47(5): 801-807 [DOI: 10.1007/s12524-019-00958-y]
- Masoumi F, Eslamkish T, Abkar A A, Honarmand M and Harris J R. 2017. Integration of spectral, thermal, and textural features of ASTER data using random forests classification for lithological mapping. *Journal of African Earth Sciences*, 129: 445-457 [DOI: 10.1016/j.jafrearsci.2017.01.028]
- Moonon A U, Hu J W and Li S T. 2015. Remote sensing image fusion method based on nonsubsampling shearlet transform and sparse representation. *Sensing and Imaging*, 16(1): 23 [DOI: 10.1007/s11220-015-0125-0]
- Myint S W, Zhu T and Zheng B J. 2015. A novel image classification algorithm using overcomplete wavelet transforms. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(6): 1232-1236 [DOI: 10.1109/LGRS.2015.2390133]
- Qin D D, Wan L, He P E, Zhang Y, Guo Y and Chen J. 2022. Multiscale object detection in remote sensing image by combining data fusion and feature selection. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(8): 1662-1673 (秦登达, 万里, 何佩恩, 张轶, 郭亚, 陈杰. 2022. 结合数据融合与特征选择的遥感影像尺度多样目标检测. *遥感学报*, 26(8): 1662-1673) [DOI: 10.11834/jrs.20221249]
- Shu L S, Deng X L and Ma X X. 2019. Tectonic affinity between central Tianshan Basement and Tarim block craton. *Earth Science*, 44(5): 1584-1601 (舒良树, 邓兴梁, 马绪宣. 2019. 中天山基底与塔里木克拉通的构造亲缘性. *地球科学*, 44(5): 1584-1601) [DOI: 10.3799/dqkx.2019.977]
- Singh A, Armstrong R T, Regenauer-Lieb K and Mostaghimi P. 2019. Rock characterization using Gray-Level Co-occurrence Matrix: an objective perspective of digital rock statistics. *Water Resources Research*, 55(3): 1912-1927 [DOI: 10.1029/2018WR023342]
- Wu K J, Zeng Y N, Jin W P, He L L and Li J. 2013. Remote sensing image classification based on improved ant-miner. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 42(1): 59-66 (吴孔江, 曾永年, 靳文凭, 何丽丽, 李静. 2013. 改进利用蚁群规则挖掘算法进行遥感影像分类. *测绘学报*, 42(1): 59-66)
- Yu L, Porwal A, Holden E J and Dentith M C. 2012. Towards automatic lithological classification from remote sensing data using support vector machines. *Computers and Geosciences*, 45: 229-239 [DOI: 10.1016/j.cageo.2011.11.019]
- Yu Y F, Yang J Z, Chen S B and Wang N. 2015. Lithologic classifica-

- tion from remote sensing images based on spectral index. *Earth Science—Journal of China University of Geosciences*, 40(8): 1415-1419 (于亚凤, 杨金中, 陈圣波, 王楠. 2015. 基于光谱指数的遥感影像岩性分类. *地球科学——中国地质大学学报*, 40(8): 1415-1419) [DOI: 10.3799/dqkx.2015.127]
- Zang S Y, Zhang C, Zhang L J and Zhang Y H. 2012. Wetland remote sensing classification using support vector machine optimized with genetic algorithm: a case study in Honghe nature national reserve. *Scientia Geographica Sinica*, 32(4): 434-441 (臧淑英, 张策, 张丽娟, 张玉红. 2012. 遗传算法优化的支持向量机湿地遥感分类——以洪河国家级自然保护区为例. *地理科学*, 32(4): 434-441) [DOI: 10.13249/j.cnki.sgs.2012.04.006]
- Zhang C F, Yu J, Hao L N and Wang S J. 2017. Lithology extraction from synergies multi-scale texture and multi-spectra images. *Geological Science and Technology Information*, 36(4): 236-243 (张翠芬, 余健, 郝利娜, 王少军. 2017. 多尺度纹理及多光谱影像协同的遥感岩性识别方法. *地质科技情报*, 36(4): 236-243) [DOI: 10.19509/j.cnki.dzqk.2017.0431]
- Zhang R S, Cao H, Zeng M, Zhang D X and Li G X. 2016. Scientific belt lithologic mapping based on ASTER spectral analysis: A case study from the Tashkorgan area (Xinjiang, China). *Acta Petrologica Sinica*, 32(12): 3835-3846 (张瑞丝, 曹汇, 曾敏, 张德贤, 李广旭. 2016. 基于 ASTER 光谱特征的科技廊带岩性填图: 以新疆塔什库勒干地区为例. *岩石学报*, 32(12): 3835-3846)
- Zheng S, An Y F, Shi P L and Zhao T. 2021. Mapping the lithological features and ore-controlling structures related to Ni-Cu mineralization in the eastern Tian Shan, NW China from ASTER data. *Remote Sensing*, 13(2): 206 [DOI: 10.3390/rs13020206]
- Zheng S and Fu B H. 2013. Lithological mapping of granitoids in the western Junggar from ASTER SWIR-TIR multispectral data: Case study in Karamay pluton, Xinjiang. *Acta Petrologica Sinica*, 29(8): 2936-2948 (郑硕, 付碧宏. 2013. 基于 ASTER SWIR-TIR 多光谱数据的西准噶尔花岗岩类岩性信息提取与识别-以克拉玛依岩体为例. *岩石学报*, 29(8): 2936-2948)
- Zhou G Q, Wang H Y, Sun Y, Shao Y and Yue T. 2019. Lithologic classification using multilevel spectral characteristics. *Journal of Applied Remote Sensing*, 13(1): 016513 [DOI: 10.1117/1.JRS.13.016513]
- Zhang J X, Gu H Y, Yang Y, Zhang H and Li H T. 2021. Research progress and trend of high-resolution remote sensing imagery intelligent interpretation. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(11): 2198-2210 (张继贤, 顾海燕, 杨懿, 张鹤, 李海涛. 2021. 高分辨率遥感影像智能解译研究进展与趋势. *遥感学报*, 25(11): 2198-2210) [DOI: 10.11834/jrs.20210382]

Lithological classification from the ASTER data based on wavelet transform, SVM, and voting methods: A case study for the Weiya area in the eastern Tian Shan

TANG Shulan¹, MENG Yong²

1. School of management, Xi'an University of Finance and Economics, Xi'an 710100, China;
2. Xi'ning Centre for Comprehensive Survey of Natural Resources, CGS, Xi'ning 810021, China

Abstract: In ASTER images, different lithologic units show obvious multiscale texture features, and wavelet transform has the advantage of extracting multiscale features. Support Vector Machine (SVM) is suitable for solving the classification problem of little training data and nonnormal data distribution. SVM is used to complete lithology classification. The classification results have high classification accuracy and low uncertainty. Using the voting method in selecting lithologic classification results can avoid the uncertainty of lithologic classification results caused by the extraction method of lithologic samples, thereby making the classification results statistically significant. An automatic classification method for ASTER image lithology integrating the wavelet texture, SVM, and voting method is proposed to improve the accuracy of ASTER imagery exploited for mapping assistance. First, the Haar wavelet is utilized for decomposing the ASTER image involving a multiscale wavelet, with the mean value of wavelet coefficients considered texture features. Moreover, the variance, homogeneity, and mean values of the gray-level co-occurrence matrix (GLCM) are extracted concurrently. Then, the feature vectors of the SVM classification are constructed with multiscale texture, GLCM texture, and spectral features. The classification is repeated 10 times. Finally, the lithologic unit is determined by the voting method, and the results are statistically evaluated. The lithologic classification involves 92.1934% accuracy, exceeding the accuracy of spectral classification by 13.3369%, with a kappa coefficient of 0.9202. The multiscale texture extracts detailed lithologic information. The voting method prevents the dynamic lithologic change caused by the spatial variability of samples. The SVM also demonstrates superiority over the maximum likelihood classifier for lithologic classification involving high-dimensional and nonnormal distribution data. The local optimal parameters of SVM are avoided using the artificial bee colony algorithm to search for optimal parameters.

Key words: wavelet texture, voting method, Support Vector Machine, ASTER, lithologic classification

Supported by Projects of China Geological Survey (No. DD20190364, DD20190812, ZD20220318); Projects of Shaanxi Provincial Department of Education (No. 22JK0083)