

doi: 10.12097/gbc.2023.11.047

刘磊, 王乐, 张凯南, 梅佳成, 张群佳. 2025. 基于机器学习的新疆东天山黄山地区遥感岩性自动分类及其识别精度分析[J]. 地质通报, 44(7): 1187–1200.

Liu Lei, Wang Le, Zhang Kainan, Mei Jiacheng, Zhang Qunjia. 2025. Automatic classification of remote sensing lithology in the Huangshan Area of the Eastern Tianshan Mountains in Xinjiang Based on machine learning and analysis of its recognition accuracy[J]. Geological Bulletin of China, 44(7): 1187–1200(in Chinese with English abstract).

基于机器学习的新疆东天山黄山地区遥感岩性自动分类及其识别精度分析

刘磊^{1,2,3}, 王乐^{1,2}, 张凯南^{1,2*}, 梅佳成¹, 张群佳¹

(1. 长安大学地球科学与资源学院, 陕西 西安 710054; 2. 自然资源部新能源矿产与资源信息工程技术创新中心, 陕西 西安 710054; 3. 自然资源部黄河上游战略性矿产资源重点实验室, 甘肃 兰州 730046)

摘要:【研究目的】遥感岩性制图对于基础地质研究和矿产勘查均具有重要意义, 针对传统岩性解译方法在复杂基岩区效率低、主观性强的问题, 以新疆东天山黄山地区为研究区, 构建融合光谱-空间特征的自动化分类模型, 提升 ASTER 数据在基岩出露区的岩性识别精度, 为矿产资源勘查提供技术支撑。【研究方法】提出分水岭分割与正则化极限学习机协同框架: ①通过分水岭算法提取空间边界特征, 建立空间约束规则库; ②采用主成分分析和 L2 正则化优化光谱特征空间, 简化 ELM 隐层结构; ③设计最大投票机制融合光谱分类与空间约束结果。并与支持向量机 (SVM)、最大似然法、马氏距离法等 4 类传统算法对比验证模型性能。【研究结果】实验表明: ①融合模型总体精度达 92.13% (Kappa=0.91), 较 SVM 等传统分类方法精度大幅提高; ②空间特征使花岗岩等相似岩性的区分精度提升; ③特征降维后模型参数明显减少, 分类时间大幅缩短。【结论】该模型通过多特征融合有效突破单一光谱分类瓶颈, 为基岩区提供高精度、高效率的岩性识别新方案, 可适配 WorldView-3 等数据并推广至类似基岩出露区域。

关键词: 岩性分类; 机器学习; 多光谱遥感; 极限学习机; 空间特征; 新疆东天山

创新点: 构建分水岭-正则化 ELM 多特征融合框架, 通过空间约束规则库与光谱特征协同机制, 结合主成分分析与 L2 正则化联合优化, 使模型参数缩减的同时保持 92% 分类精度, 为基岩出露区域岩性识别提供了高精度、低耗时的自动化解决方案。

中图分类号: P585; P627 文献标志码: A 文章编号: 1671-2552(2025)07-1187-14

Automatic classification of remote sensing lithology in the Huangshan Area of the Eastern Tianshan Mountains in Xinjiang Based on machine learning and analysis of its recognition accuracy

LIU Lei^{1,2,3}, WANG Le^{1,2}, ZHANG Kainan^{1,2*}, MEI Jiacheng¹, ZHANG Qunjia¹

(1. School of Earth Sciences and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China; 2. Engineering Technology Innovation Center for New Energy Minerals and Resources Information, Ministry of Natural Resources, Xi'an 710054, Shaanxi, China;

收稿日期: 2023-11-30; 修订日期: 2024-01-12

资助项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划项目《鄂尔多斯盆地南缘碳酸盐黏土型锂矿遥感探测机理及锂元素定量反演》(编号: 2023-JC-ZD-18)、自然资源部黄河上游战略性矿产资源重点实验室开放课题资助项目《甘肃北山镁铁-超镁铁小岩体型矿化定量遥感探测研究》(编号: YSMRKF202203)

作者简介: 刘磊 (1982-), 男, 博士, 教授, 从事遥感地质矿产勘查相关研究工作。E-mail: liul@chd.edu.cn

* 通信作者: 张凯南 (1990-), 女, 博士, 讲师, 从事遥感地质应用相关研究。E-mail: zhangkn@chd.edu.cn

3. Key Laboratory of Strategic Mineral Resources in the Upper Yellow River, Ministry of Natural Resources,
Lanzhou 730046, Gansu, China)

Abstract: [Objective] Remote sensing lithology mapping is of great significance for both basic geological research and mineral exploration. Aiming at the problems of low efficiency and strong subjectivity of traditional lithology interpretation methods in complex bedrock areas, this study takes the Huangshan area of the Eastern Tianshan Mountains in Xinjiang as the research area, aiming to construct an automatic classification model integrating spectroscopic and spatial characteristics. Improve the lithology identification accuracy of ASTER data in bedrock exposure areas and provide technical support for mineral resource exploration. [Methods] Propose a collaborative framework of watershed segmentation and regularized extreme learning machine: ①Extract spatial boundary features through the watershed algorithm and establish a spatial constraint rule base; ②Principal component analysis and L2 regularization are adopted to optimize the spectral feature space and simplify the hidden layer structure of ELM. ③Design the maximum voting mechanism to integrate spectral classification and spatial constraint results. And compare and verify the model performance with four traditional algorithms such as Support Vector Machine (SVM), maximum likelihood method, and Markov distance method. [Results] The experiments show that: ①The overall accuracy of the fusion model reaches 92.13% ($Kappa=0.91$), which is significantly improved compared with traditional classification methods such as SVM; ②Spatial characteristics improve the discrimination accuracy of similar rock types such as granite; ③After feature dimension reduction, the model parameters were significantly reduced and the classification time was greatly shortened. [Conclusions] This model effectively breaks through the bottleneck of single spectral classification through multi-feature fusion, providing a new lithology identification scheme with high precision and high efficiency for the bedrock area. It can be adapted to data such as WorldView-3 and extended to similar bedrock exposure areas.

Key words: lithologic classification; machine learning; multi-spectral remote sensing; extreme learning machine; spatial feature; eastern Tianshan Mountains in Xinjiang

Highlights: The watershed-regularized ELM multi-feature fusion framework was constructed. Through the spatial constraint rule base and the collaborative mechanism of spectral features, combined with the joint optimization of principal component analysis and L2 regularization, the model parameters were reduced while maintaining a classification accuracy of 92%, providing a high-precision and low-time-consumption automated solution for lithology identification in the exposed bedrock area.

About the first author: LIU Lei, male, born in 1982, Ph.D., professor, engaged in research related to remote sensing geological and mineral exploration. E-mail: liul@chd.edu.cn

About the corresponding author: Zhang Kainan, female, born in 1990, Ph.D., lecturer, engaged in research related to the application of remote sensing geoscience. E-mail: zhangkn@chd.edu.cn

Fund support: Supported by Shaanxi Provincial Natural Science Basic Research Program Project "Remote Sensing Detection Mechanism of Carbonate Clay-type Lithium Deposits in the Southern Margin of the Ordos Basin and Quantitative Inversion of Lithium Elements" (No. 2023-JC-ZD-18), the Open Project of the Key Laboratory of Strategic Mineral Resources in the Upper Reaches of the Yellow River, Ministry of Natural Resources, "Quantitative Remote Sensing Detection Research on Mineralization of Magnesium-Iron-Super Magnesium-Iron Small Rock Type in Beishan, Gansu Province" (No. YSMRKF202203)

人工智能推动了遥感应用向智能化方向发展, 基于机器学习的遥感岩性自动分类技术在遥感图像处理领域引起了广泛关注 (Maxwell et al., 2018)。支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 最初主要应用于人脸识别技术, Osuna et al.(1997) 首次将 SVM 统计方法用于人脸监测, 在小样本人脸识别中取得显著效果, 然而也面临着计算复杂度高、训练速度慢等问题。针对上述问题, Khelil et al.(2005) 采用主成分分析法对数据进行降维, 并结合 SVM 进行分类,

取得了更为出色的识别效果。朱明永等(2020)对阿尔金北缘地区的 Worldview-2 与 Landsat-8 OLI 数据进行协同处理, 并利用 SVM 对上述影像进行岩性分类, 验证了 SVM 方法在岩性制图工作中的可行性。

极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 是一种新型的单隐层前馈神经网络 (Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks, SLFN) 学习算法, 与传统的前馈神经网络算法相比, ELM 在样本训练过程中采用随机赋值, 无需调整隐层节点

的输入权值和偏置,显著缩短了 SLFN 的训练时间 (Huang et al., 2006)。蔡磊等(2010)在确定了最优参数的基础上成功应用 ELM 算法构建了岩性分类模型,并取得了较高的分类精度,证实了 ELM 在处理复杂问题方面的卓越性能,在岩性分类领域具有较好的应用前景。

近年,影像空间特征提取受到关注,将其与机器学习模型相结合可有效提高分类精度 (牟多铎和刘磊, 2019; Yin et al., 2021; 梅佳成等, 2023)。将 ELM 与分水岭分割算法和快速漂移算法所提取的空间特征结合,在土地利用、岩性分类中均获得了比标准 ELM 更优的精度和可靠性 (牟多铎和刘磊, 2019; 梅佳成等, 2023)。将 Bi-LSTM 网络与 3-D CNN 网络结合提取空间-光谱特征,该模型在 Indian Pines 数据集、Pavia University 数据集和 Salinas 数据集的地物分类精度均优于当前最先进的方法 (Yin et al., 2021)。

目前运用机器学习算法结合光谱特征和空间特征进行岩性分类的研究相对较少,本次工作以新疆

东天山黄山地区为研究区,采用 ASTER 数据,基于可兼顾影像光谱和空间特征的主成分正则化 ELM 算法进行岩性分类,通过将该方法与 SVM、最大似然法和马氏距离法比较,证实该方法可有效提高岩性分类精度,对于基岩出露区岩性自动分类具有较好的推广价值。

1 地质背景

东天山位于中亚造山带中段南缘,紧邻哈萨克斯坦-准噶尔地体和塔里木地块的聚合区域。其北侧以吐哈盆地南缘的大南湖岛弧带为地理标志,南至中天山地块北缘,西至托克逊南,东延至中国甘肃省和新疆维吾尔自治区的交界 (张连昌等, 2021)。主要构造单元自北至南含盖大南湖-头苏泉岛弧带、康古尔塔格构造带 (韧性剪切带)、阿齐山-雅满苏岛弧带,以及中天山地块北缘构造带等多个区域性构造带 (图 1)。东天山地区发育多个显著的岩体,包括土壤、二红洼、香山、黄山南、黄山、黄山东、葫芦、



图 1 东天山构造单元与主要矿床分布 (据张连昌等, 2021 修改)

Fig. 1 Tectonic units of East Tianshan and the distribution of major deposits

- 1—中-新生代沉积物; 2—二叠纪陆相火山沉积岩系; 3—石炭纪火山沉积岩系; 4—奥陶纪-泥盆纪火山沉积岩系; 5—前寒武纪古老基底;
6—花岗岩类; 7—金矿床; 8—钨-钼矿床; 9—铜矿床; 10—铁 (铜) 矿床; 11—铜镍矿床; 12—银 (铜铅锌) 矿床; 13—地质界线; 14—断层
1—Mesozoic-Cenozoic sediments; 2—Permian continental volcanic sedimentary rock series; 3—Carboniferous volcanic sedimentary rock series;
4—Ordovician-Devonian volcanic sedimentary rock series; 5—Precambrian ancient basement; 6—Granite type; 7—Gold deposit;
8—Tungsten-molybdenum deposit; 9—Copper deposits; 10—Iron (copper) deposits; 11—Copper-nickel deposits;
12—Silver (copper-lead-zinc) deposits; 13—Geological boundaries; 14—Fault

图拉尔根等,其中镁铁—超镁铁质岩体主要分布在康古尔断裂附近(图1)。这一地域被认定为全球铜镍硫化物矿床分布最密集的区域之一,已经被确立为中国第二个世界级岩浆铜镍硫化物矿床成矿带(夏明哲,2009)。

黄山地区岩浆岩分布广泛,岩性包括基性—超基性岩(橄榄岩、辉长岩等)、黑云母花岗岩、闪长岩等,其中黑云母花岗岩占比最大,其次为闪长岩和基性—超基性岩(石煜等,2022)。研究区出露地层简单,主要包括石炭系、新近系、第四系,其中石炭系分布面积最广(图2),主要为下石炭统干墩组 and 上石炭统梧桐窝子组,下石炭统干墩组以灰黑色块状含炭凝灰质硅质板岩为主,上石炭统梧桐窝子组为灰绿色硅质层凝灰岩。新近系上新统葡萄沟组为一套橙红、土黄色粉砂质泥岩。第四系多为洪积砂砾石、洪积亚砂土。

2 数据处理方法

2.1 数据及预处理

本次研究主要采用 ASTER 数据进行岩性分类实验。获取 ASTER 数据一景,文件名为:AST_L1T_00305182003044321_20150428154239_19754,成像

时间为 2003 年 5 月 18 日,数据级别为 L1B,其在可见光-近红外(VNIR)区间有 3 个波段(空间分辨率 15 m),短波红外(SWIR)6 个波段(空间分辨率 30 m),热红外(TIR)区间 5 个波段(空间分辨率 90 m)。在 ENVI5.3 软件中使用 Layer Stacking 工具将 ASTER 影像可见光波段、短波红外波段进行融合,并将像元大小重采样至 15 m,融合后的影像具有更丰富的光谱信息(徐涵秋和唐菲,2013)。

基于野外实测光谱,利用经验线性法对影像进行大气校正,消除大气及光照引起的辐射畸变;利用地形图和野外 GPS 点位对影像进行几何校正;将影像裁剪为研究区范围,参考黄山地区地质图(图2)选取训练样本。

2.2 支持向量机

支持向量机(SVM)被归类为一种监督学习模型,其核心思想是寻找特征空间中的最优超平面,以最大化不同类别样本之间的间隔,实现最优分类效果(易序峰等,2015;张文帅等,2022)。在样本线性不可分时,SVM 运用核函数,将样本从低维度输入空间映射到高维度特征空间,使得样本在高维度中呈现出线性可分的特性,从而确保对样本的准确分类(张

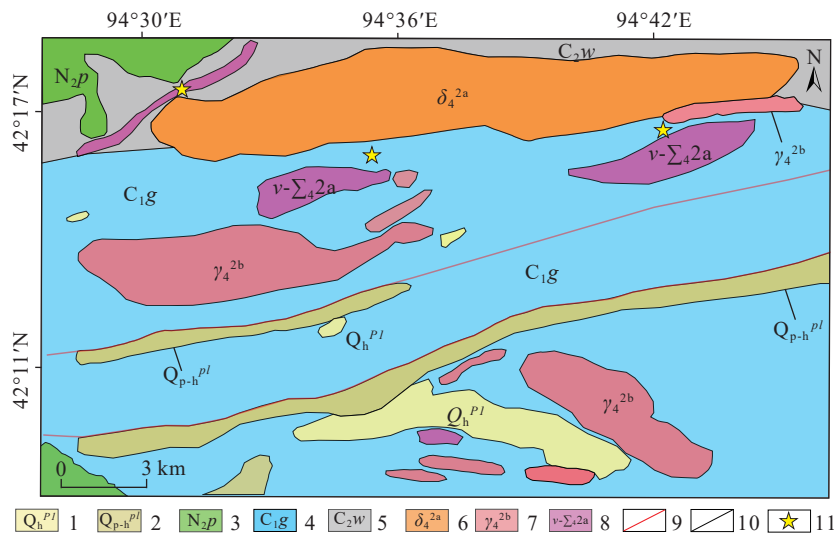


图2 新疆东天山黄山地区地质图

Fig. 2 Geological map of Huangshan Area, East Tianshan Mountains, Xinjiang

- 1—全新统洪积砂砾岩; 2—全新统-上新统洪积砂砾石; 3—新近系葡萄沟组粉砂质泥岩; 4—上石炭统梧桐窝子组硅质层凝灰岩; 5—下石炭统干墩组凝灰质硅质板岩; 6—肉红色黑云母花岗岩; 7—灰色闪长岩; 8—基性—超基性岩体; 9—断裂; 10—地质界线; 11—野外验证点

- 1—Holocene alluvial sandstone and conglomerate; 2—Holocene-Pliocene alluvial sandstone; 3—Neogene Putaogou Formation silty mudstone; 4—Siliceous tuff of Upper Carboniferous Wutongwozi Formation; 5—Lower Carboniferous Gan dun Formation tuff siliceous slate; 6—Flesh-red biotite granite; 7—Grey diorite; 8—Basic-ultrabasic pluton; 9—Fault; 10—Geological boundaries; 11—Field verification site

敬等, 2011)。SVM 的学习过程依据结构风险最小化准则展开, 通过在特征空间建立全局最优的超平面, 确保全体样本空间的均值在一定概率内满足特定上界 (危傲, 2015)。这种独特的建模方式使 SVM 在处理分类问题时表现出色, 尤其在处理小样本学习任务时具有较好的泛化能力。

2.3 极限学习机

极限学习机 (ELM) 算法属于单隐层前馈神经网络 (SLFN), 与传统的前馈神经网络算法相比, ELM 在样本训练过程中表现出独特的优势。它能够进行随机赋值, 无需调整隐层节点的输入权值 W 和偏置 b , 仅需解决输出层权值 β 的问题, 因而在运行效率和泛化性能方面显著卓越 (Huang et al., 2004, 2006, 2011; 徐奕奕等, 2011; 牟多铎和刘磊, 2019; 梅佳成等, 2023)。

在本次研究中, ELM 算法采用了 HypeRvieW 软件在 Linux 系统中的实现方式 (Garea et al., 2016)。具体步骤包括: ① 使用 MATLAB 软件分别将 ASTER 数据和训练样本转换为矩阵形式并将其导入 Hyperview 中; ② 利用 HypeRvieW 提供的 ELM 开放接口进行分类实验。

2.4 最大似然分类

最大似然法是应用最广的监督分类方法 (李超等, 2020)。这一方法的理论基础是假设训练样本在光谱空间呈现高斯正态分布。具体而言, 通过对训练样本进行统计特征的计算 (包括均值、方差、协方差等), 建立了分类判别函数, 进而评估影像上每个像元属于各个地物类别的概率, 并据此将像元划分至概率最大的类别 (孙坤等, 2017)。

2.5 马氏距离分类

马氏距离由印度统计学家马哈拉诺比斯提出 (Tauler and Goupy, 2011), 其考虑了数据的协方差矩阵和均值向量, 可以应对高维线性分布数据中各维度间非独立同分布问题。马氏距离分类器根据各类别的训练样本计算在光谱特征空间中的中心位置 (即各类别均值向量), 对影像上所有像元逐像元计算其与各已知类别中心在光谱特征空间中的距离, 根据距离划分类别 (龙飞等, 2023)。

2.6 空间信息提取方法

2.6.1 分水岭分割算法

分水岭分割算法 (Watershed Transform) 是受数

学形态学和拓扑学理论启发的图像分割技术。该算法融合了多项优越性能, 包括高计算速度、卓越的封闭性能和高度准确的定位能力。在该算法的核心概念中, 图像被视为一个复杂的地形模型, 由多个相邻的集水盆地组成。这些集水盆地按照像元的灰度值进行划分, 其中灰度值较低的点对应于盆地的底部, 而灰度值较高的点构成山脊。

其分割过程可看作将这些集水盆地沉入水中, 水逐渐升起, 相邻盆地的水逐渐上升, 最终在代表灰度高值的山脊线处汇聚, 形成分水岭。这一过程将图像细致划分为一系列小的集水盆地, 每个盆地反映了图像中的一部分空间特征。通过模拟水流在地形表面的流动, 实现对图像的精细分割任务 (Bieniek and Moga, 2000)。

2.6.2 空间正则化

空间正则化可以描述为使用一对多的方法将多分类应用分解为多个二元分类器, 将分类问题转化为多输出函数回归问题 (Heras et al., 2014; Ayerdi et al., 2015)。每个样本可能属于 m 个不同的类别之一, 引入一个 m 维向量, 其中第 c 个分量 ($c=1, 2, \dots, m$) 用于表示样本 x_i 属于类别 c 的可能性, 该向量在训练阶段用于计算每个样本的类别。通过一对多的策略, 在训练阶段, 假设样本 x_i 最有可能属于类别 c , 那么样本 x_i 的类别标签 tic 将被设置为 1, 而其他向量值将被设置为 -1。因此, 输出向量中 tic 的最大值可以指示样本的类别 (黄鸿等, 2020)。

2.7 最大投票法

最大投票法 (Majority Voting) 属于一种集成学习方法, 其目标在于通过整合多个模型的预测结果提高整体性能。其基本思想是通过投票机制确定最终的预测结果, 即选择得票最多的类别作为最终输出。这一方法在解决分类类别选择问题上效果显著, 尤其在使用多个弱学习器或基本分类器时表现出卓越的性能。最大投票法的优势在于其能够有效地减小模型的方差, 特别是在面对不同的数据分布或模型训练中存在的差异时, 通过整合多个模型的决策, 最大投票法具有对抗过拟合的效果, 提高了整体分类的鲁棒性和稳定性 (Takemura, 2022)。

本次研究以分水岭分割算法和空间正则化为基础, 进行对空间特征信息的深度融合提取。在影像分割阶段, 对像元的灰度梯度进行精确处理, 并运用

最大投票法将其与基于像元光谱特征的标准分类器的结果进行有机结合 (Tarabalka et al., 2009)。每个集水盆地区域都被划分为区内光谱分类结果的众数,从而完成对光谱与空间分类结果的整合。通过对比基于光谱特征的分类结果,探讨空间特征对分类精度的影响,并评估其在提升分类性能方面的潜力。

3 分类实验

3.1 训练样本选取

样本选取是进行机器学习岩性分类的前提,需

兼顾岩性样本的代表性、完整性和不同类别间的高可分离度。本研究基于黄山地区地质图,结合各类岩性的影像特征,在影像上选取岩性较均一的代表训练样本 (图 3)。对选取的样本,随机选取 70% 作为训练集用于训练判别函数,30% 作为验证集对分类结果进行精度评价 (表 1)。

3.2 基于光谱特征的分类实验

前人研究表明,使用不同机器学习分类模型的结果存在较大差异 (贺金鑫, 2021; 谢文扬, 2022), 本次研究选取 ELM 与 3 种常用的分类方法 (SVM、最大似然法、马氏距离法), 对比分析各分类方法在研

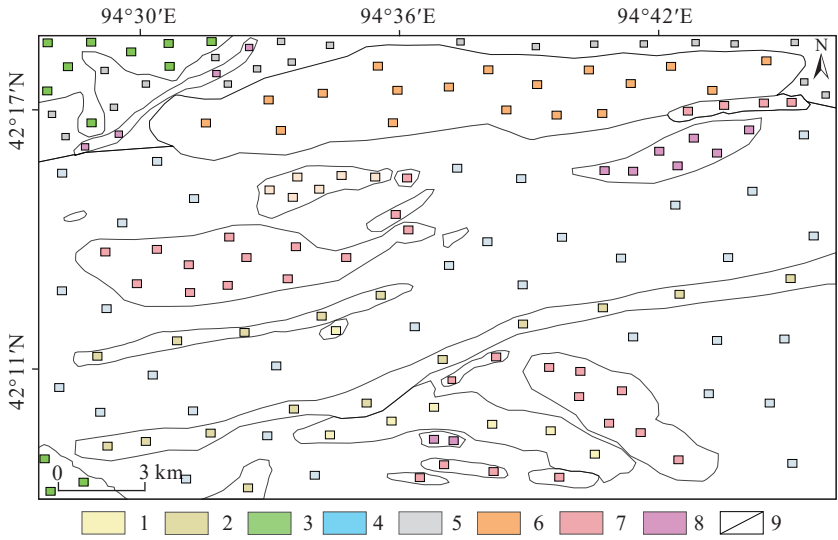


图 3 各类岩性训练样本分布图

Fig. 3 Distribution of the training samples for all rock types

- 1—全新统洪积砂砾岩; 2—全新统—上新统洪积砂砾石; 3—粉砂质泥岩; 4—硅质层凝灰岩; 5—凝灰质硅质板岩; 6—肉红色黑云母花岗岩; 7—灰色闪长岩; 8—基性-超基性岩体; 9—地质界线
- 1—Holocene alluvial sandstone and conglomerate; 2—Holocene-Pliocene alluvial sandstone; 3—Silty mudstone; 4—Siliceous tuff; 5—Tuff siliceous slate; 6—Flesh-red biotite granite; 7—Grey diorite; 8—Basic-ultrabasic pluton; 9—Geological boundaries

表 1 研究区岩性类别及样本

Table 1 Lithology categories and samples of the study area

代号	所属地层或岩浆期	岩性	训练样本(像元数)	验证样本(像元数)
Q_h^{pl}	第四系全新统	洪积砂砾岩	32	14
Q_{p-h}^{pl}	第四系全新统—上新统	洪积砂砾石	42	18
N_2p	新近系葡萄沟组	粉砂质泥岩	35	15
C_{1g}	上石炭统梧桐窝子组	硅质层凝灰岩	56	24
C_{2w}	下石炭统干墩组	凝灰质硅质板岩	72	31
δ_4^{2a}	华力西中期	黑云母花岗岩	48	21
γ_4^{2b}	华力西中期	闪长岩	60	27
$v-\Sigma_4^{2a}$	华力西中期	基性—超基性岩体	35	15

究区岩性自动分类中的精度及效率。

分类精度主要通过总体分类精度 (Overall Accuracy, OA) 和 Kappa 系数进行衡量。OA 表示正确分类的像元数与总像元数的比值, 反映了整体分类结果的优劣 (曹伟超等, 2018), OA 值越大, 代表整体分类情况越好。Kappa 系数也能反映总体分类情况, 数值越大表示整体分类情况越好, 当某个类别的分类结果较差时, Kappa 系数可能会显著降低 (Bhargava and Somkuwar, 2016)。分类时间可以侧面反映分类模型的分类效率, 主要受样本数量、数据大小、模型复杂程度等因素影响 (Li et al., 2022)。对上述指标进行综合评价有助于更全面地了解分类器在实际应用中的表现。

本次研究中, SVM 核函数类型为高斯径向核函数 (Radial Basis Function, RBF), γ 值为 0.143, 惩罚参数 C 为 100; 最大似然分类器似然度阈值选择“None”, “Data Scale Factor”输入为 1; 马氏距离分类器最大距离误差设置为“None”; 基于对训练集数据的大小的统计, 递增测试隐藏层神经元的数目, 将 ELM 隐藏层神经元数目设置为 300 个时可获得最佳分类效果。

研究区使用不同算法的分类结果如图 4 所示 (图 4-a~d), 对比分析表明 (表 2): 相较于最大似然和马氏距离分类器, SVM 具有更好的分类效果; ELM 相较于 SVM 具有更好的总体分类精度和 Kappa 系数, 总体分类精度提高近 6%, Kappa 系数提高了 0.041, 分类时间缩短了 526 s, 更适合研究区的岩性自动分类工作。

岩性分类空间分布方面, 最大似然与马氏距离分类器对于基性—超基性岩的分类效果较差, 花岗岩体的边界出现大量混淆错分像元 (图 4-a,b)。SVM 和 ELM 两种分类方法都可以较好地识别研究区岩性特征, 可较准确地表达各岩性的空间分布关系 (图 4-a~d), ELM 对于基性—超基性岩体、第四系冲洪积物等各岩性均具有良好的识别能力, 且对于岩体、岩性边缘的界线划分更加清晰, 但标准 ELM 对于凝灰岩的分类能力较差, 与 SVM 相比有大量错分点, 可能是由于其与周围岩石光谱特征相近, 易误分为其他类别 (图 4-d)。

3.3 光谱与空间特征结合分类实验

3.3.1 引入分水岭分割的极限学习机

本次研究中分水岭分割与极限学习机结合过程

如下: 运用 ELM 对遥感影像进行分类, 得到基于影像光谱特征的分类结果。随后, 引入分水岭分割算法, 提取原始影像的空间信息, 分水岭分割算法不仅有助于识别图像中的空间结构, 而且能有效地捕捉到地物之间的空间关系。为了更全面地利用光谱和空间信息, 采用最大投票法, 融合分水岭图像分割结果与 ELM 分类结果, 充分发挥分水岭分割和 ELM 分类各自的优势, 提高分类的精度和鲁棒性, 得到基于分水岭法+ELM 的分类结果 (图 4-e)。

分类结果表明 (图 4; 表 2), 引入分水岭分割算法并通过最大投票法将其与基于光谱特征的 ELM 结果融合, 可以有效提高分类精度。基于分水岭法+ELM 分类器较仅考虑光谱的 ELM 算法, OA 提高了 14%, Kappa 系数提高了 0.131, 且分类所需时间仅增加了 120 s。从岩性分类角度看, 各个地层的识别精度均得到显著提高, 其中粉砂岩和凝灰岩的错分像元数量大幅降低, 对基性—超基性岩体边界划分更准确。

3.3.2 引入正则化的分水岭分割主成分-极限学习机

在加入分水岭算法的 ELM 分类模型中, 容易产生过拟合现象。结合前人研究 (谢文扬, 2022) 并分析算法机理, 其原因包括: ①在标准 ELM 算法中, 模型通过求解 M-P 广义逆来计算输出层参数, 极易陷入局部的最小值, 进而产生过拟合; ②分水岭分割算法对于影像中微弱边缘的响应性较好, 在分割过程中容易形成过小的集水盆地, 误分到其他类别, 导致过拟合现象。

实验结果揭示了可通过以下 2 种方法缓解过拟合现象: ①降维策略: 在岩性识别中, 特征矩阵的维度直接关系到特征的数量, 而数据维度的增加会大幅提高有效特征的提取难度。为规避维数灾难, 本研究采用主成分分析法对数据进行降维处理, 进而有效减轻过拟合现象。②正则化手段: 通过引入正则化参数对极限学习机 (ELM) 模型进行调整, 简化训练模型, 减缓影像对于边缘的响应性, 增强模型泛化能力。

本次研究提出了结合正则化的分水岭分割主成分-极限学习机 (PC-RELM) 的方法。该方法的流程包括以下步骤: 首先将经过预处理的数据通过 PCA 进行线性降维, 保留前 6 个主成分; 进而分别使用 ELM 和分水岭分割法获取低维数据的光谱特征

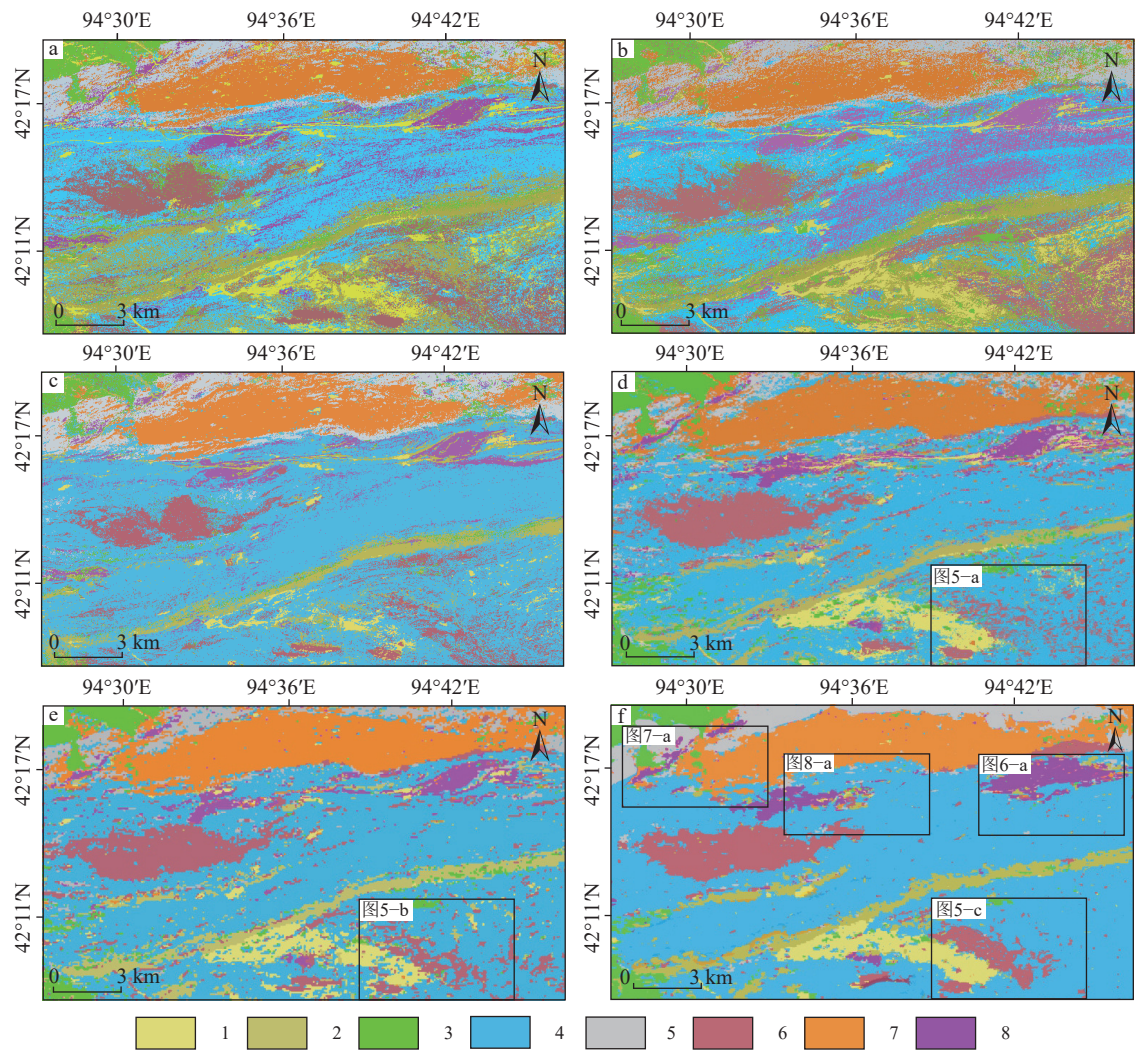


图 4 光谱与空间特征相结合的分类结果对比

Fig. 4 Comparison of classification results combined with spectral and spatial features
a—最大似然分类结果; b—马氏距离分类结果; c—SVM 分类结果; d—标准 ELM; e—分水岭分割 ELM; f—分水岭法 + PC-RELM。
1—全新统洪积砂砾岩; 2—全新统-上新统洪积砂砾石; 3—粉砂质泥岩; 4—硅质层凝灰岩; 5—凝灰质硅质板岩;
6—肉红色黑云母花岗岩; 7—灰色闪长岩; 8—基性-超基性岩体
a—Maximum likelihood classification result; b—Markov distance classification result; c—SVM classification results; d—Standard ELM;
e—Watershed segmentation ELM; f—Watershed method + PC-RELM. 1—Holocene alluvial sandstone and conglomerate; 2—Holocene-Pliocene
alluvial sandstone; 3—Silty mudstone; 4—Siliceous tuff; 5—Tuff siliceous slate; 6—Flesh-red biotite granite; 7—Grey diorite;
8—Basic-ultrabasic pluton

表 2 不同机器学习算法分类结果对比

Table 2 Comparison of classification results based on different machine learning algorithms

算法	SVM	ELM	最大似然法	马氏距离法	分水岭法+ELM	分水岭法+PCA-RELM
总体分类精度	72.2%	78.2%	65.2%	59.7%	86.2%	92.3%
Kappa系数	0.712	0.775	0.647	0.641	0.843	0.906
分类时间/s	975	439	589	387	569	290

和空间信息; 最终基于最大投票法整合光谱和空间
分类结果, 并引入正则化项减轻过拟合现象。

结果显示, 分水岭 PC-RELM 模型分类结果出
色, 总体分类精度达到 92.2%, 比分水岭法+ELM 提

高了 6.1%; Kappa 系数达到 0.906, 提高了 0.167, 而分类时间也减少了 279 s(表 2)。以花岗岩为例(图 5), 分水岭法+ELM 在提取空间特征时, 产生了许多小的集水盆地, 在正确的位置之外生成大量不规则错分点, 同时在地层内也有较多的斑点状区域被错分为其他地层类别, 显示出严重的过拟合问题; 相比之下, 分水岭分割主成分-ELM 模型大幅缓解了过拟合现象, 减少了错分点和错分区, 表现出更好的模型泛化性能。

4 野外验证

为验证岩性自动分类的准确性, 课题组于 2021 年 7 月前往新疆东天山黄山地区实地检查, 采用美国 Spectral Evolution 公司 SR-3500 地物光谱仪对岩石样品进行光谱测试并和 XRD 分析, 结果显示各点位岩性与自动分类结果一致, 基于分水岭的主成分-正则化 ELM 分类精确度较高。

验证点 R3 为黄山东岩体边界点(图 6-a), 该岩体岩性以辉长岩为主, 样品风化严重(图 6-b); 样品光谱反射率较低(低于 15%), 在 500~750 nm 反射率

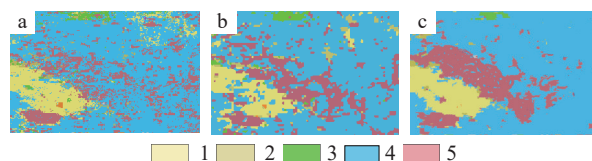


图 5 空间特征提取对岩性识别的影响

Fig. 5 Influence of spatial feature extraction on lithology identification

a—标准 ELM; b—分水岭 ELM; c—分水岭法 + PC-RELM。

1—全新统洪积砂砾岩; 2—全新统-上新统洪积砂砾石; 3—新近系葡萄沟组粉砂质泥岩; 4—上石炭统梧桐窝子组硅质层凝灰岩; 5—肉红色黑云母花岗岩

a—Standard ELM; b—Watershed ELM; c—Watershed method+PC-RELM. 1—Holocene alluvial sandstone and conglomerate;

2—Holocene-Pliocene alluvial sandstone; 3—Neogene Putaogou Formation silty mudstone; 4—Siliceous tuff of the Upper Carboniferous Wutongwozi Formation; 5—Flesh-red biotite granite

逐渐升高达到第一个峰值, 在 1000 nm 处有明显的吸收, 之后反射率急剧增加, 在 1400 nm 和 2200 nm 处出现高岭石弱吸收峰, 实测光谱与 ASTER 影像像元光谱曲线趋势相近, 而像元光谱由于地表风化褪

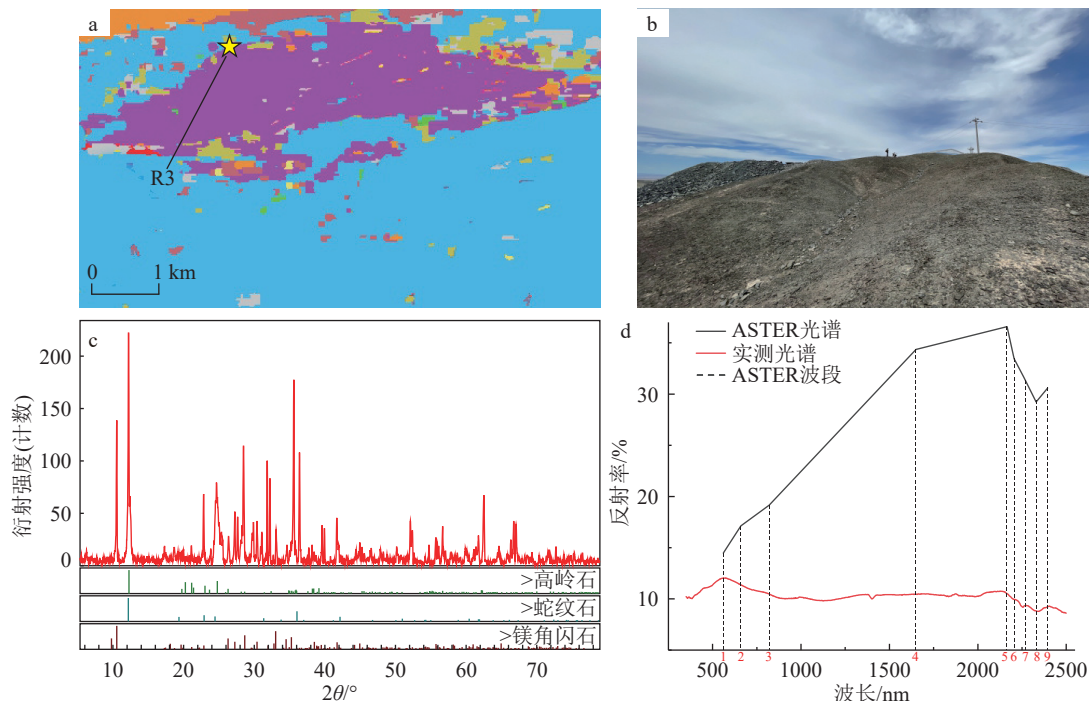


图 6 黄山东岩体野外验证

Fig. 6 Field verification of the Huangshandong basic-ultrabasic intrusion

a—验证点位置(图例同图 4); b—野外照片; c—样品 XRD 曲线; d—样品实测光谱曲线及影像光谱曲线

a—Verification point location (the legend is the same as Fig. 4); b—Field photos; c—XRD curve of the sample; d—Measured spectral curve and image spectral curve of the sample

色使得反射率较高(图 6-d)。对样品进行 XRD 粉晶衍射结果表明,样品主要成分包括高岭石、蛇纹石和镁铁闪石等(图 6-c)。

验证点 R12 为香山岩体(图 7-a),地表以辉长岩为主,局部见橄榄岩,辉长岩样品发生橄榄石化(图 7-b);样品光谱曲线显示在 500~600 nm 反射率快速下降,在 1400 nm 和 1900 nm 处出现结晶水的吸收峰,在 2250 nm 和 2330 nm 处出现绿泥石吸收峰,与 ASTER 像元光谱曲线形态近似(图 7-d);对样品进行 XRD 分析,结果显示主要成分为绿泥石、镁角闪石及普通角闪石(图 7-c)。

验证点 R8 为硅质层凝灰岩岩性控制点(图 8-a),采集样品 1 件,颜色较深(图 8-b),在样品反射光谱中 1400 nm、1900 nm 处出现了结晶水的吸收峰,2250 nm 和 2350 nm 处出现绿帘石吸收峰(图 8-d),与 ASTER 光谱曲线趋势相似(图 8-b);样品 XRD 结果显示其主要成分为石英和黑云母(图 8-c),与自动分类结果中大片硅质层凝灰岩吻合。

5 讨论

本次研究通过对比最大似然法、马氏距离法、SVM 和 ELM 四种算法,探究机器学习方法及空间特征对岩性分类的影响。基于光谱特征的实验结果表明,最大似然法和马氏距离法这 2 种传统分类方法对不同岩性的识别能力较差,马氏距离分类器所需时间虽然较短,但整体分类精度仅 59.7%,对基性岩体和硅质板岩界线判定与地质图偏差极大,在花岗岩体外侧出现大量错分区(图 4);最大似然法相较于马氏距离法分类精度提高了 5.5%,提升了对花岗岩体及基性岩体的识别能力,但是对硅质板岩和砂砾岩的区分能力较弱,分类总精度仅 65.2%(图 4)。

SVM 和 ELM 整体分类精度均较高(优于 70%)。其中,SVM 对于凝灰岩识别能力较强,对基性岩体的边界判定与实际接近,但仍有部分基性岩体外侧出现大量错分区,对闪长岩和花岗岩识别能力较强。

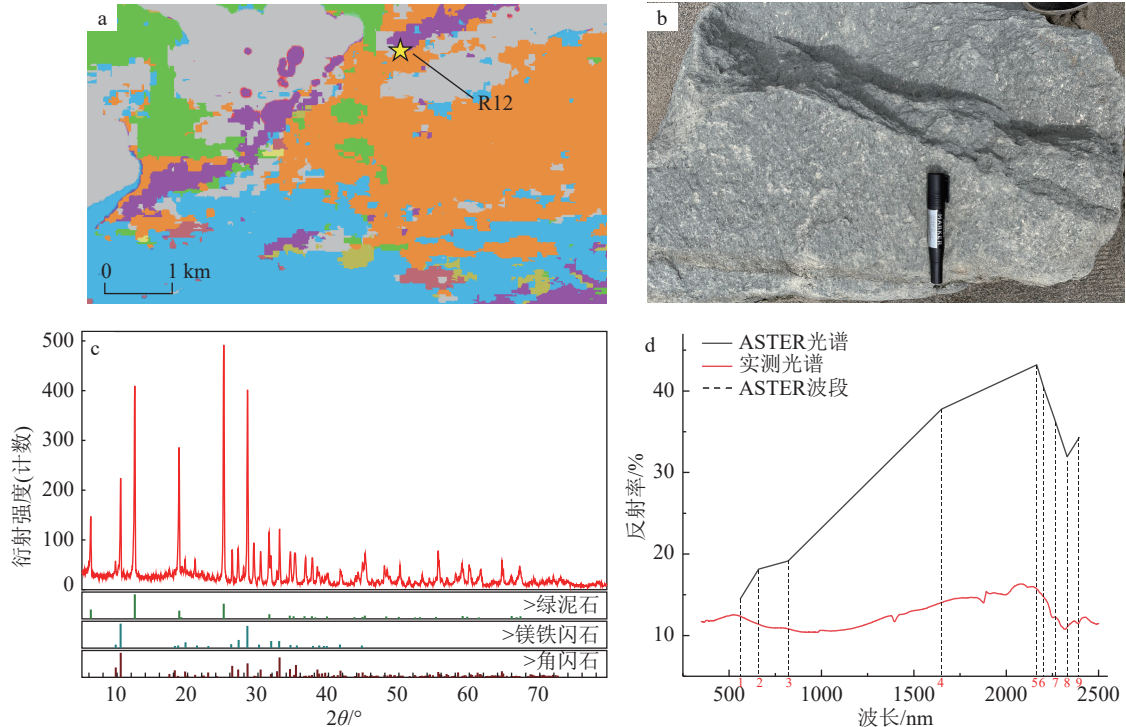


图 7 香山岩体验证

Fig. 7 Field verification of the Xiangshan basic-ultrabasic intrusion

a—验证点位置(图例同图 4); b—野外照片; c—样品 XRD 曲线; d—样品实测光谱曲线及影像光谱曲线

a—Verification point location (the legend is the same as Fig. 4); b—Field photos; c—XRD curve of the sample;

d—Measured spectral curve and image spectral curve of the sample

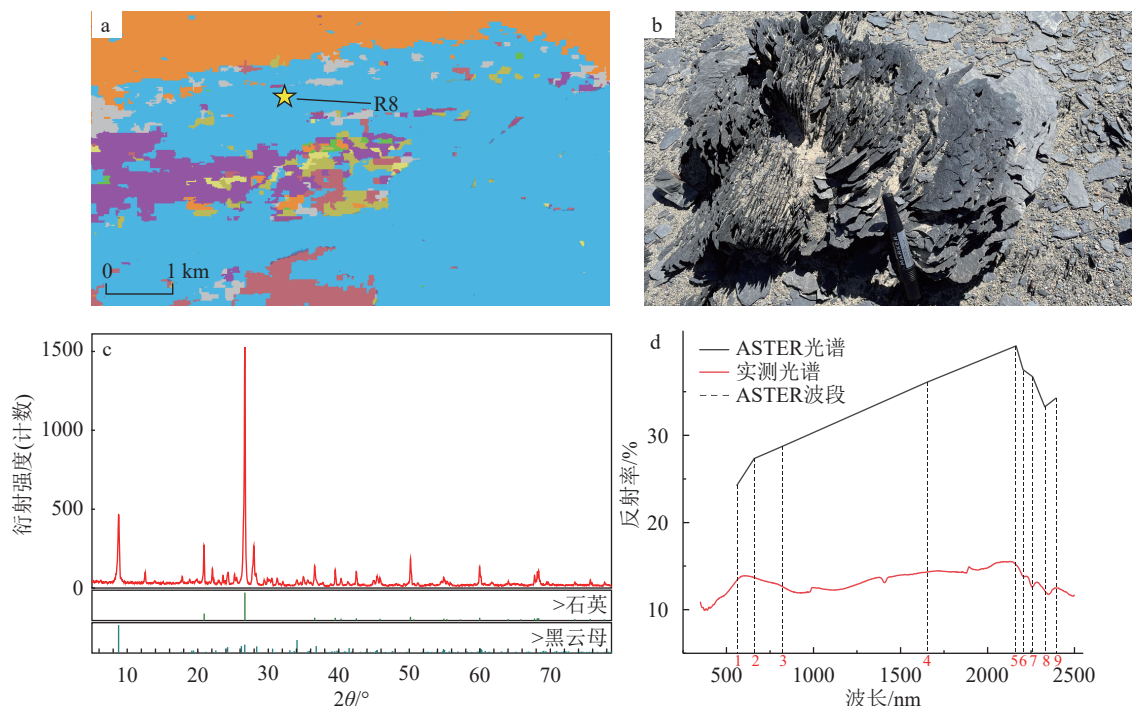


图 8 硅质板岩验证

Fig. 8 Verification of siliceous slate

a—验证点位置 (图例同图 4); b—野外照片; c—样品 XRD 曲线; d—样品实测光谱曲线及影像光谱曲线
a—Verification point location (the legend is the same as Fig. 4); b—Field photos; c—XRD curve of the sample;
d—Measured spectral curve and image spectral curve of the sample

ELM 较 SVM 整体分类精度提升了 6%, 对于基性岩、闪长岩、砂砾岩具有更强的区分能力, 且 ELM 无需调整隐层节点的输入权值和偏置, 分类时间缩短了 536 s。

但上述方法仅应用影像的光谱特征而忽略了不同岩性间的空间特征差异, 导致分类结果中每种岩性都存在较多错分像元, 特别是在岩体外侧会产生大量错分区, 降低了分类精度和结果的准确性。本次研究引入分水岭分割算法和分水岭+主成分-正则化 2 种空间特征提取方法, 其中分水岭分割算法基于影像的色调、纹理等空间特征, 将影像划分为不同的区域, 使分类结果对岩体边界划分更准确。而空间正则化和主成分分析方法有效缓解了分水岭分割算法带来的过拟合问题, 将总体分类精度提升至 92.3%, 分类结果中各岩性空间分布与地质图及野外验证结果吻合较好 (图 9)。上述结果表明, 利用 ELM 机器学习模型结合空间特征进行岩性分类具有较好的可行性, 在基岩出露区地质填图中具有较好的推广价值。

6 结 论

本次研究面向机器学习算法、光谱特征与空间特征结合进行岩性分类, 采用新疆东天山黄山地区 ASTER 影像, 通过对比多种分类方法, 探索基岩出露区岩性自动分类的可行性。

(1) 最大似然法、马氏距离法、SVM 和 ELM 四种算法分类结果对比表明, 最大似然法和马氏距离法对不同岩性识别能力较差, SVM 和 ELM 分类精度相对较高 (优于 70%), ELM 分类精度最高, 对基性岩、闪长岩、砂砾岩等均具有更强的区分能力。

(2) 引入空间特征可有效减少错分区, 提升岩性识别精度, 应用本文提出的分水岭 PC-RELM 模型对 ASTER 影像进行自动分类, 总体分类精度达 92.3%, 表明将空间特征与光谱特征结合可有效减少错分像元, 提高分类的准确性。

(3) 该模型仅基于较少训练样本, 在短时间内完成了全区岩性自动分类, 且分类精度较高。未来通过将其在更大范围基岩裸露区应用, 有望建立一套

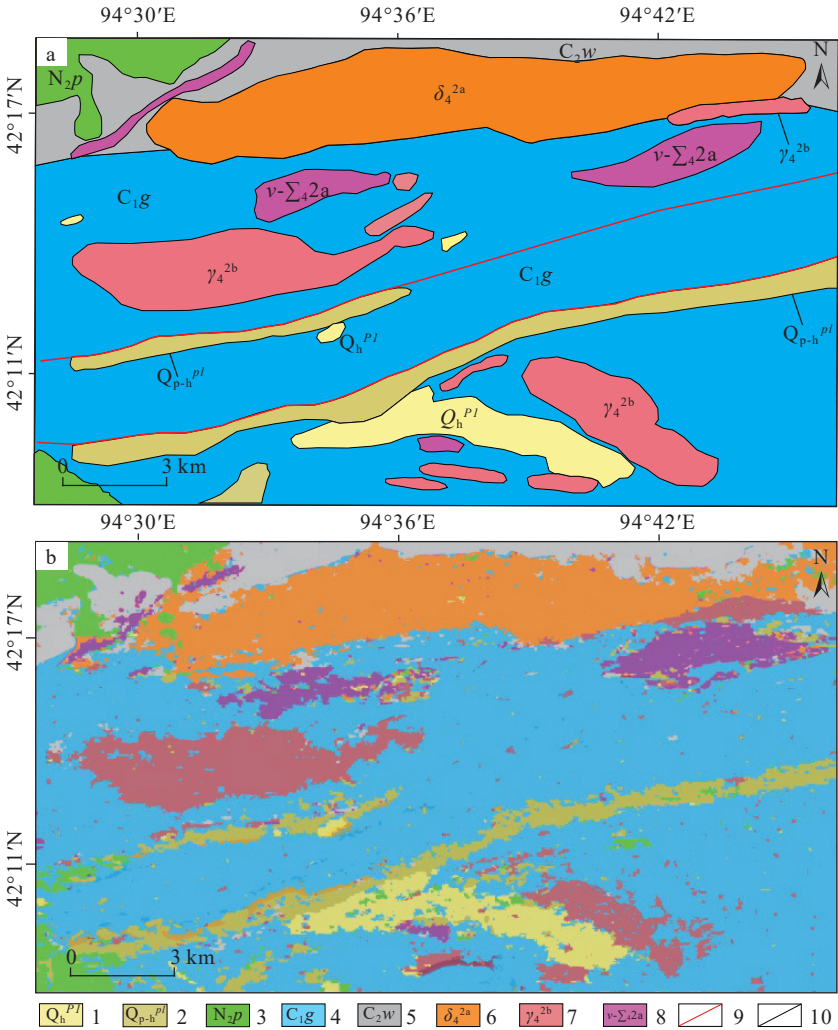


图 9 分类结果示意图

Fig. 9 Schematic diagrams of classification results

a—研究区地质图; b—最终分类结果。1—全新统洪积砂砾岩; 2—全新统-上新统洪积砂砾石; 3—新近系葡萄沟组粉砂质泥岩; 4—上石炭统梧桐窝子组硅质层凝灰岩; 5—下石炭统干墩组凝灰质硅质板岩; 6—肉红色黑云母花岗岩; 7—灰色闪长岩; 8—基性-超基性岩体; 9—断裂构造; 10—地质界线

a—Geological map of the study area; b—Final classification result. 1—Holocene alluvial sandstone and conglomerate; 2—Holocene-Pliocene alluvial sandstone; 3—Neogene Putaogou Formation silty mudstone; 4—Siliceous tuff of the Upper Carboniferous Wutongwozi Formation; 5—Lower Carboniferous Gan dun Formation tuff siliceous slate; 6—Flesh-red biotite granite; 7—Grey diorite; 8—Basic-ultrabasic rock mass; 9—Fault structure; 10—Geological boundaries

高效、精准的岩性自动分类系统。

References

Ayerdi B, Marques I, Grana M. 2015. Spatially regularized semisupervised Ensembles of extreme learning machines for hyperspectral image segmentation[J]. *Neurocomputing*, 149: 373–386.
Bieniek A, Moga A. 2000. An efficient watershed algorithm based on connected components[J]. *Pattern Recognition*, 33: 907–916.
Bhargava S, Somkuwar A. 2016. Estimation of noise removal techniques in medical imaging data—A review[J]. *Journal of Medical Imaging and*

Health Informatics, 6: 875–884.
Cai L, Cheng G J, Pan H X. 2010. The application of extreme learning machine in lithology identification[J]. *Computer Engineering and Design*, 31: 2010–2012(in Chinese with English abstract).
Cao W C, Li M, Liu J, et al. 2018. Accuracy evaluation of land cover classification data at different time phases Based on median division images[J]. *Surveying, Mapping and Spatial Geographic Information*, 41(11): 55–57(in Chinese with English abstract).
Garea A S, Ordóñez Á, Heras D B, et al. 2016. HypeRvIEW: An open source desktop application for hyperspectral remote-sensing data

- processing[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 37(23): 5533–5550.
- Heras D B, Argüello F, Quesadabarriuso P. 2014. Exploring ELM-based spatial-spectral classification of hyperspectral images[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 35(2): 401–423.
- Huang G B, Wang D H, Lan Y. 2011. Extreme learning machines: A survey[J]. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2: 107–122.
- Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. 2006. Extreme learning machine: Theory and applications[J]. *Neurocomputing*, 70: 489–501.
- Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K, et al. 2004. Extreme learning machine: A new learning scheme of feedforward neural networks[C]//IEEE International Joint Conference on Neural Networks. IEEE: 985–990.
- Huang H, Wang L H, Shi G Y. 2020. Spatial regularization manifold discriminant analysis method for hyperspectral image classification[J]. *Acta Optica Sinica*, 40(2): 181–191 (in Chinese with English abstract).
- He J X, Ren X Y, Chen S B, et al. 2021. Automatic classification of rock spectral characteristics based on fusion learning model[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 41(1): 141–144(in Chinese with English abstract).
- Khelil M, Boudraa M, Kechida A, et al. 2005. Classification of defects by the SVM method and the principal component analysis (PCA)[J]. *Enformatika*, 9: 226–231.
- Li C, Song F. 2020. Research on remote sensing image classification method based on supervised classification[J]. *Western Prospecting Engineering*, 32(12): 159–162(in Chinese with English abstract).
- Long F, Ren J T. 2023. Research on GF-2 remote sensing image classification based on multi-classifier integration[J]. *Science and Technology Innovation*, 3: 19–24(in Chinese with English abstract).
- Li X T, Li C, Rahaman M M, et al. 2022. A comprehensive review of computer-aided whole-slide image analysis: from datasets to feature extraction, segmentation, classification and detection approaches[J]. *Artificial Intelligence Review*, 55: 4809–4878.
- Maxwell A E, Warner T A, Fang F. 2018. Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 39: 2784–2817.
- Mu D D, Liu L. 2019. A comparative study of ELM and SVM in supervised classification of hyperspectral remote sensing images[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 34(1): 115–124(in Chinese with English abstract).
- Mei J C, Liu L, et al. 2023. Research on lithology classification of ASTER images based on spectral-spatial characteristics: A case study of the Nishan area in Baixia, Beishan, Gansu Province[J]. *Geological Review*, 69(4): 2023040021(in Chinese with English abstract).
- Osuna E, Freund R, Girosi F, et al. 1997. Training support vector machines: An application to face detection[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE: 130–136.
- Shi Yu, Wang Y W, Wang J B, et al. 2022. Diagenetic and metallogenic mechanism of ore-bearing supermagnesium-iron rocks in the east and west Huangshan copper-nickel sulfide deposits of the Eastern Tianshan Mountains: Constrained by plagioclase composition[J]. *Earth Science*, 47(9): 3244–3257(in Chinese with English abstract).
- Sun K, Lu T D. 2017. Comparison of supervised classification methods in remote sensing image classification processing[J]. *Jiangxi Science*, 35(3): 367–371(in Chinese with English abstract).
- Tarabalka Y, Benediktsson J A, Chanussot J. 2009. Spectral-spatial classification of hyperspectral imagery based on partitional clustering techniques[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47: 2973–2987.
- Takemura R. 2022. Logic and majority voting[J]. *Journal of Philosophical Logic*, 51(2): 347–382.
- Tauler R, Goupy J. 2011. Chemometrics and intelligent laboratory systems foreword[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 106: 151–151.
- Wei A. 2015. Classifier design based on SVM algorithm[J]. *Electronic Science and Technology*, 28(4): 23–26(in Chinese with English abstract).
- Xia M Z. 2009. Genesis and mineralization of magnesium-iron – super-magnesium-iron rocks in the Huangshan Rock belt of the Eastern Tianshan Mountains in Xinjiang[D]. PhD Thesis of Chang'an University(in Chinese with English abstract).
- Xie W Y. 2022. Research on lithology identification and automatic classification based on GF-1 and Landsat 8 data: A case study of Changji area in the Eastern Tianshan Mountains of Xinjiang[D]. Master Thesis of Chang'an University(in Chinese with English abstract).
- Xu H Q, Tang F. 2013. New generation landsat series satellites: New features of Landsat 8 remote sensing images and their ecological and environmental significance[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 33: 3249–3257(in Chinese with English abstract).
- Yin J, Qi C, Chen Q, et al. 2021. Spatial-spectral network for hyperspectral image classification: A 3-D CNN and Bi-LSTM framework[J]. *Remote Sensing*, 13(12): 2353.
- Yi X F, Wu J, Yu Gaochang. 2015. SVM kernel polarization parameter selection method based on adaptive gradient algorithm[J]. *Journal of Gannan Normal University*, 36(6): 23–27(in Chinese with English abstract).
- Zhang L Z, Dong Z G, Chen B. 2021. Important metallogenic belts, metallogenic systems and metallogenic laws in the Eastern Tianshan Mountains[J]. *Chinese Journal of Earth Sciences and Environment*, 43: 12–35(in Chinese with English abstract).
- Zhang J, Yao S K. 2011. The application of data mining in malicious program detection[J]. *Computer Knowledge and Technology*, 7(35): 9048–9049(in Chinese with English abstract).
- Zhu M Y, Li B Q, Fu H Z, et al. 2020. Research on SVM lithology classification based on multi-source data collaboration: A case study of Jianggalesayi area[J]. *Uranium Geology*, 36(4): 288–292, 317(in Chinese with English abstract).
- Zhang W S, Wang Z G. 2022. Missing data prediction of deep extreme learning machine based on improved sparrow algorithm[J]. *Electronic Measurement Technology*, 45(15): 63–67(in Chinese with English abstract).

附中文参考文献

- 蔡磊, 程国建, 潘华贤. 2010. 极限学习机在岩性识别中的应用[J]. 计算机工程与设计, 31: 2010–2012.
- 曹伟超, 李明, 刘江, 等. 2018. 基于中分影像的不同时相地表覆盖分类数据精度评价[J]. 测绘与空间地理信息, 41(11): 55–57.
- 贺金鑫, 任小玉, 陈圣波, 等. 2021. 融合学习模型的岩石光谱特征自动分类[J]. 光谱学与光谱分析, 41(1): 141–144.
- 黄鸿, 王丽华, 石光耀. 2020. 面向高光谱影像分类的空间正则化流形鉴别分析方法[J]. 光学学报, 40(2): 181–191.
- 李超, 宋方. 2020. 基于监督分类的遥感影像分类方法研究[J]. 西部探矿工程, 32(12): 159–162.
- 龙飞, 任金铜. 2023. 基于多分类器集成的 GF-2 遥感影像分类研究[J]. 科学技术创新, 3: 19–24.
- 梅佳成, 刘磊, 等. 2023. 基于光谱–空间特征的 ASTER 影像岩性分类研究——以甘肃北山白峡尼山地区为例[J]. 地质论评, 69(4): 2023040021.
- 牟多铎, 刘磊. 2019. ELM 与 SVM 在高光谱遥感图像监督分类中的比较研究[J]. 遥感技术与应用, 34(1): 115–124.
- 石煜, 王玉往, 王京彬, 等. 2022. 东天山黄山东和黄山西铜镍硫化物矿床含矿超镁铁岩的成岩-成矿作用机制: 来自斜长石成分的约束[J]. 地球科学, 47(9): 3244–3257.
- 孙坤, 鲁铁定. 2017. 监督分类方法在遥感影像分类处理中的比较[J]. 江西科学, 35(3): 367–371.
- 危傲. 2015. 基于 SVM 算法的分类器设计[J]. 电子科技, 28(4): 23–26.
- 夏明哲. 2009. 新疆东天山黄山岩带镁铁—超镁铁质岩石成因及成矿作用[D]. 长安大学博士学位论文.
- 谢文扬. 2022. 基于 GF-1 和 Landsat 8 数据的岩性识别及自动分类研究——以新疆东天山昌吉地区为例[D]. 长安大学硕士学位论文.
- 徐涵秋, 唐菲. 2013. 新一代 Landsat 系列卫星: Landsat 8 遥感影像新增特征及其生态环境意义[J]. 生态学报, 33: 3249–3257.
- 徐奕奕, 刘智琦, 刘琦. 2011. 基于改进的分水岭算法图像分割方法研究[J]. 计算机仿真, 28(9): 272–274.
- 易序峰, 吴坚, 喻高航. 2015. 基于自适应梯度算法的 SVM 核极化参数选择方法[J]. 赣南师范学院学报, 36(6): 23–27.
- 张敬, 姚书科. 2011. 数据挖掘在恶意程序检测中的应用[J]. 电脑知识与技术, 7(35): 9048–9049.
- 张连昌, 董志国, 陈博. 2021. 东天山重要成矿区带、成矿系统与成矿规律[J]. 地球科学与环境学报, 43: 12–35.
- 张文帅, 王占刚. 2022. 基于改进麻雀算法优化深度极限学习机的缺失数据预测[J]. 电子测量技术, 45(15): 63–67.
- 朱明永, 李炳谦, 付翰泽, 等. 2020. 基于多源数据协同的 SVM 岩性分类研究——以江孜勒萨依地区为例[J]. 铀矿地质, 36(4): 288–292.