

岩性识别:方法、现状及智能化发展趋势

许振浩^{1, 2)}, 马文²⁾, 李术才^{1, 2)}, 林鹏²⁾, 梁锋^{3, 4)},
许广璐²⁾, 李珊²⁾, 韩涛²⁾, 石恒¹⁾

1) 山东大学岩土与结构工程研究中心, 济南, 250061; 2) 山东大学齐鲁交通学院, 济南, 250061;
3) 中国地质科学院, 北京, 100037; 4) 自然资源部深地科学与探测技术实验室, 北京, 100094

内容提要: 岩性识别是地质工作中一项基础而又重要的工作。传统的岩性识别方法过于依赖经验和地质专业知识积累, 不仅耗时长、专业性强, 还易受主观因素影响, 导致准确率不理想。笔者等首先回顾了传统的岩性识别方法, 之后总结了最新涌现的智能化识别方法, 最后详细介绍了基于岩石图像、镜下图像、图像与元素信息融合等的智能识别方法。基于岩石图像的识别方法对于文中的岩石识别准确率可达 90% 以上, 基于图像与元素融合的岩性识别方法可以降低图像相似度高、风化破坏表观特征等因素对识别准确度的影响。笔者等认为当前岩性智能化识别研究仍处于初级阶段。综合各类数据源的优势, 利用机器学习深度挖掘岩石元素、矿物、光谱和表观特征间的内在关联性, 有利于突破单源信息的局限性, 实现岩性快速准确识别。

关键词: 岩性识别; 深度学习; 人工智能; 融合分析; 图像识别

岩性识别历来是地质学、资源勘查、岩土勘察、岩石力学与工程等领域非常重要而基础的问题, 是一个必不可缺的环节(陈兴龙等, 2013; 林鹏等, 2021)。准确高效的识别岩性具有重要的应用价值(付光明等, 2017)。在地球科学领域, 认识地下岩性分布一直是地质学中的重要问题。地层岩性识别对矿产、石油等资源勘探提供了强有力的支持(陈兴龙等, 2013)。同时, 岩性识别对岩土与地下工程设计方案优化、安全评估与风险评价也具有重要的指导意义(许振浩等, 2021)。

目前, 岩性识别主要有手标本鉴定、薄片鉴定、元素测试和矿物测试等方法(许振浩等, 2021), 还包括重磁技术、地震技术等其他间接辅助识别手段。手标本鉴定是最简单直接的岩性识别方法, 可在工程中快速提供初步的识别结果(常丽华等, 2009)。薄片鉴定是地质学中应用最早且较为普遍的岩石岩性鉴定方法之一, 对研究人员的专业知识和地质经验要求较高(赵明, 2007)。元素测试是直接通过测试元素种类及含量, 建立与岩性信息的相关模型进

行岩性识别的方法; 或在获取元素信息的基础上, 根据地球化学的规律求出矿物含量从而进行岩性识别。矿物测试是通过测定矿物种类及含量鉴定岩性的方法。元素测试和矿物测试技术都需要经过实验获取数据, 再对数据进行处理分析进而得到最终岩性识别的结果。获取岩石元素、矿物种类及含量信息的方式很多, 其中光谱技术是目前比较常用的手段, 将其应用于岩性识别也是该领域的重要成果之一(余明军等, 2018)。

X 射线荧光分析技术(XRF)、X 射线衍射技术(XRD)和高光谱技术等是获得光谱信息的主要手段, 元素与矿物的定性定量识别是利用光谱技术进行岩性识别的切入点。XRF 可对样品中的元素进行定性和定量分析, 利用元素与岩性之间的关系有效解决工程过程中对大量粉末状岩屑识别的难题, 具有良好的工程适用性。XRD 可对样品中的矿物进行定性和定量的分析, 再通过地球化学规律对样品岩性进行识别, 结果准确、具有较高的参考价值(李娟等, 2017)。高光谱技术同样可对岩石样品中

注: 本文为国家自然科学基金优秀青年科学基金资助项目(编号: 52022053); 国家自然科学基金青年基金资助项目(编号: 52009073)和山东省自然科学基金杰出青年科学基金资助项目(编号: ZR201910270116)的成果。

收稿日期: 2022-03-10; 改回日期: 2022-08-01; 网络首发: 2022-08-20; 责任编辑: 刘志强。Doi: 10.16509/j.georeview.2022.08.101

作者简介: 许振浩, 男, 1985 年生, 博士, 教授, 主要从事隧道与地下工程不良地质识别预报、灾害防控方面的研究; Email: zhenhao_xu@sdu.edu.cn。通讯作者: 林鹏, 男, 1989 年生, 博士, 副研究员, 主要从事隧道及地下工程不良地质识别方面的研究; Email: sddxytlp@sdu.edu.cn。



的矿物进行定性定量分析,具有数据量丰富、测试速度快、无需制样等优势。虽然该技术起步较晚,但是目前的研究也证明了应用高光谱技术进行岩性识别的可行性与有效性(林鹏等,2021)。

通过岩性识别技术获取到的数据众多,如何利用这些数据快速准确的确定岩性具有重要的研究意义。随着技术的进步,人工智能技术开始应用于岩性识别方面,基于数据挖掘和图像识别等技术的岩性智能化识别方法不断涌现。数据挖掘是从大量数据中揭示隐含的并具有潜在价值信息的方法。在岩性识别领域,主要通过分析元素数据、矿物数据及测井数据等,从中寻找其与岩石岩性的规律,包括关联分析、聚类分析、分类分析和异常分析等。图像识别是利用计算机对图像进行处理、分析和理解的过程,以识别不同目标为任务,通常会应用深度学习方法。在基于图像进行岩性智能识别时,选择岩石图像或镜下图像作为研究对象,并利用提取到的图像特征与对应岩性关系形成映射,从而达到自动识别的目的。

人工智能技术的引入提高了岩性识别的自动化程度,同时有利于提高结果的客观性。但是在面对数据与岩性之间的复杂关系时,仅利用岩石单一特征(如岩相特征等),容易产生错分及漏分现象,导致岩性识别误差较大、岩性解译精度较低等问题。所以如何更好地协同各种信息,充分实现“1+1>2”的效应成为当今需要关注的问题(张翠芬等,2017)。总体而言,岩性识别已经逐步从传统识别技术向智能化识别方法过渡,且已经取得了较大进展。但还存在一系列关键问题亟待解决,例如缺少通用测量设备与技术,尚未建立统一数据库,算法模型需要提高泛化能力和鲁棒性等。本文在课题组研究的基础上,通过大量的国内外文献调研对岩性识别的技术和数据统计与分析方法进行了总结,阐述了课题组在岩性智能识别方面的新进展,并对未来的技术发展方向和趋势进行预测,为岩性智能化识别领域的研究提供参考。

1 岩性识别技术现状

岩性识别技术主要分为:手标本鉴定、薄片鉴定、元素测试、矿物测试及其他辅助识别技术。不同的岩性识别技术适用于不同的应用场景,需基于实际需求,选择相应的岩性识别技术。

1.1 手标本鉴定

手标本鉴定主要是根据岩石的颜色、组构、矿物

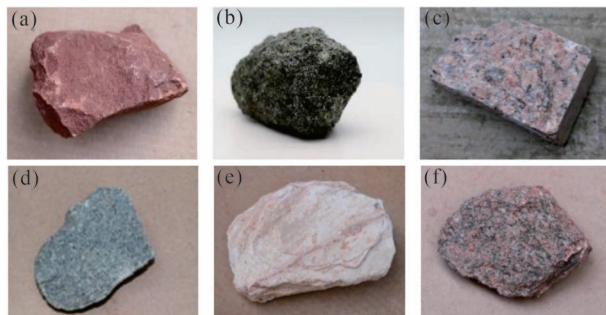


图1 岩石图像:(a)粉砂岩;(b)橄榄岩;(c)花岗岩;
(d)辉绿岩;(e)流纹岩;(f)正长岩

Fig. 1 Rock images: (a) siltstone; (b) peridotite; (c) granite; (d) diabase; (e) rhyolite; (f) syenite

成分及其他特征对岩石进行识别与分类(图1)(许振浩等,2021)。例如通过不同的结晶程度、矿物形态等特征可以对火成岩进行岩性判别(常丽华等,2009)。变质岩则可通过其组构、成分等进行基础的分类命名(陈曼云等,2009)。对于沉积岩,可通过岩样的结构、大地构造和颜色等特征进行岩性识别(刘宝珺,1980)。Zhang Guohua 等(2018)认为岩石的宏观描述对于岩性鉴别具有重大意义,结合颜色、破碎程度等特征更容易对岩石进行鉴别;Rigopoulos 等(2015)在对超镁铁岩样的研究中通过岩石结构、破碎形态等特征对不同岩性进行辅助识别。宏观判别在地质相关工作中得到了广泛的应用,但该方法难以对矿物成分进行准确定量,且识别结果主观性强,易受地质工作者的经验影响(林鹏等,2021)。

1.2 薄片鉴定

薄片鉴定是一种较为传统的岩性识别技术,该技术通过将岩石制成岩石薄片,利用偏光显微镜观测样品薄片中的矿物的晶体特性以及光学特性,确定岩石类型及成因特征,从而实现岩性识别(赵明,2007;许振浩等,2021;陆旭康等,2021)(图2)。薄片鉴定是地质找矿工作中进行岩性识别的重要技术,细致地展现岩石的微观特征和结构(朱世松等,2020;程国建等,2021),在岩石识别研究方面具有其他技术无法取代的优势,但受限于实验条件的苛刻和对岩石样品薄片加工的要求,薄片鉴定技术通常是在实验室内进行的。

利用薄片鉴定技术,陆旭康等(2021)针对地质条件复杂的惠州凹陷A井区采用薄片鉴定法对71个样品进行鉴定,准确识别泥岩、粉砂岩、石英砂岩和长石砂岩等岩性,实现了地层的准确划分;张乃丹

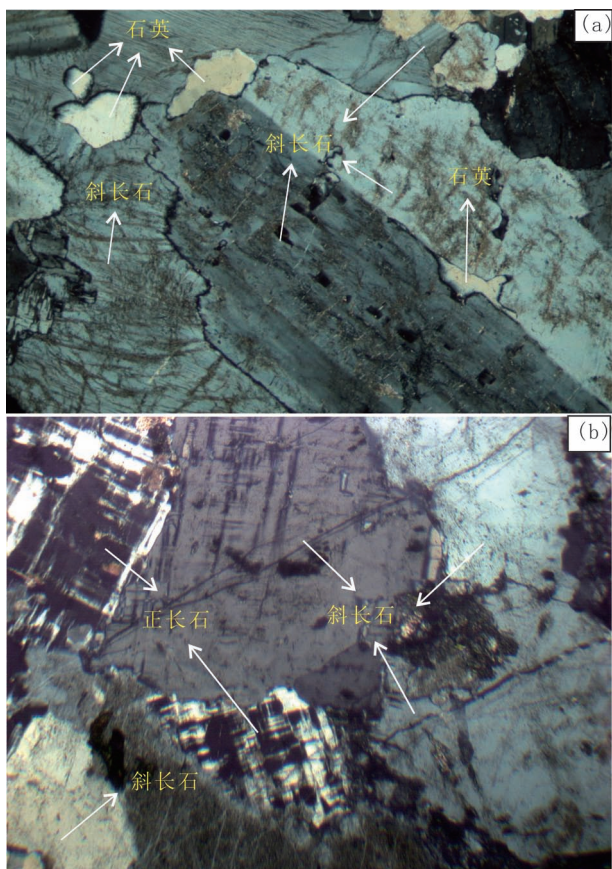


图 2 岩石薄片镜下图像:(a) 粗粒花岗岩;
(b) 花岗伟晶岩

Fig. 2 Microscopic images of rock thin sections:
(a) coarse-grained granite; (b) granite pegmatite

(2021) 针对乍得 Bongor 盆地的 315 个岩心薄片进行鉴定,分析得到组成潜山的岩性达 40 多种;梁久红等(2020)利用薄片鉴定结合元素分析、宏观观察等方法建立页岩油岩性识别组合技术,对于岩性组合复杂的松辽盆地古龙页岩油储层实现了岩性精细识别。薄片鉴定作为一种传统的岩性识别技术广泛应用于岩性定名,但受主观因素影响较大且费时费力(朱世松等,2020)

1.3 元素鉴定

岩石岩性与元素组成紧密相关,不同岩性的岩石其元素种类与含量也不同(李春山等,2011)。基于这一理论,可通过对岩石样品进行元素测试,获得元素的种类及含量信息,以此为基础进行岩性识别。

目前,基于元素信息解释岩性的方法主要分为两类:第一类通过元素信息反演矿物信息,再利用反演得到的矿物信息进行岩性识别,利用元素信息反演矿物信息常用的方法有 CIPW 标准矿物计算

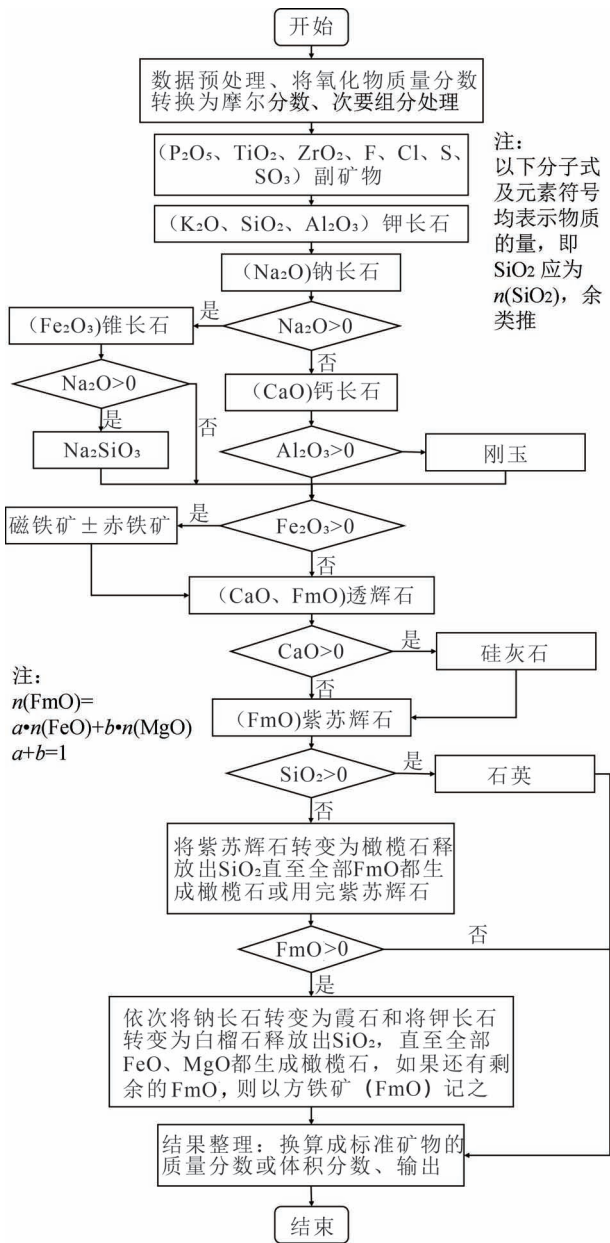


图 3 CIPW 标准矿物计算流程图(据路远发等,2021)

Fig. 3 Flow chart of CIPW Norm Mineral calculation
(from Lu Yuanfa et al. , 2021&)

(Cross et al. , 1902,1912;Barth et al. , 1959;Cohen et al. , 1991) 等,如图 3 所示(路远发等,2021);第二类基于元素信息与岩性信息建立模型,通过元素信息直接获得岩性识别结果。路远发(2004)基于地球化学工作中常用的参数计算及图解绘制工作,开发了地球化学工具软件包 Geokit,可进行地球化学散点图绘制、稀土元素分布模式图及参数计算、微量元素比值蛛网图、CIPW 标准矿物计算、Pb—Sr—Nd 同位素参数计算等工作,可实现岩石分类及岩石和矿床成因判别;席辉等(2020)利用第一类方法在

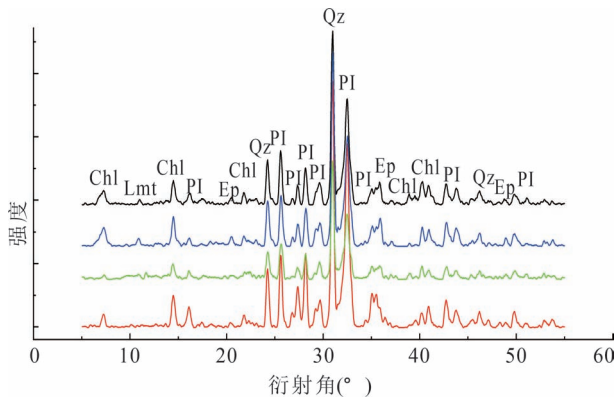


图4 岩石样品 X 射线衍射谱图

Fig. 4 X-ray diffraction spectra of rock samples

鄂尔多斯盆地陇东板块 X 井,建立了以矿物为过渡阶段的元素与岩性之间的关系模型,取得了良好的识别效果;尹平等(2017)使用第二类方法,通过研究川渝地区 4 口典型井,基于不同岩性岩石主要元素含量也不相同的理论,划分不同岩性的特征元素组合,建立了川渝地区岩浆岩和沉积岩岩性分区识别板块。通过元素测试可量化岩石的元素成分,提供精确的成分分析和岩性识别结果,有效地指导科研和工程领域的工作(王超等,2015)。

1.4 矿物鉴定

矿物测试是通过获取岩石矿物信息直接进行岩石定名,或结合其他物化信息建立模型,再进行岩性识别的技术,是岩性识别的重要手段之一(刘传平等,2006;祗淑华等,2015)。矿物测试的技术和途径包含多种,常见的有:X 射线衍射技术(XRD)(图4)、高光谱技术(图5)、矿物综合分析系统(TIMA)等。不同的技术有其自身的优势或不足,如 XRD 获取的矿物数据较准确,但需要进行制样操作且数据测试分析速度较慢(余明军等,2018);高光谱技术无需制样、测试速度快,在测试数据量大时优势明显(林鹏等,2021),但识别准确率相比于 XRD 仍有较大提升空间(王亚军等,2015);TIMA 通过结合背散射电子(BSE)和二次电子信息(SEM),利用多个能谱探测仪(EDS)以高计数率实现对矿物成分、颗粒大小的精确测量(张一帆等,2021;谢小敏等,2021;徐园园等,2022;陈倩等,2022)。因此,要根据实际需要选择合适的矿物测试技术(林鹏等,2021)。

赵贤正等(2017)通过测井曲线标准化并与 X-射线衍射分析实测矿物含量定量关系拟合,计算无取心段/井矿物含量,从而进行岩性识别,他还提出了在以薄片鉴定和 XRD 测试的基础上,结合测井资

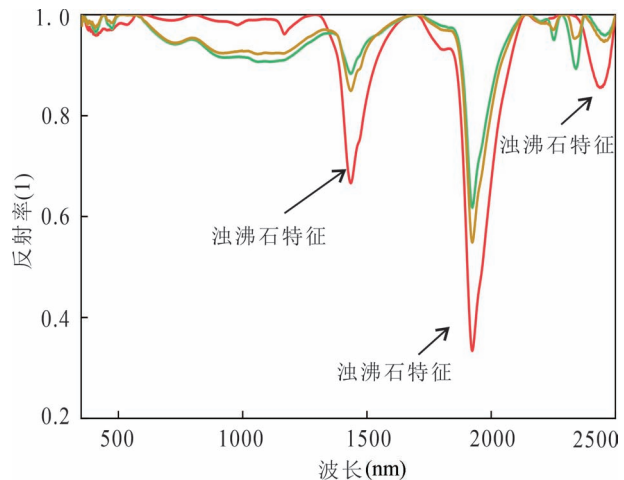


图5 浊沸石光谱曲线(据林鹏等,2021)

Fig. 5 Turbidite spectral curve

(from Lin Peng et al., 2021&)

料定量计算细粒沉积矿物含量的简易方法,建立岩性快速识别的模式。黄照强等(2010)利用热红外遥感数据,通过比值法和光谱角制图法(SAM)实现了对石英、砂岩和硅酸盐岩类等造岩矿物在西藏冈底斯东段泽当矿田的大尺度识别。矿物分析可为岩性识别提供直观、精确且量化的识别依据,综合考虑矿物识别准确率和速度对于实际工程的影响,XRD 技术和高光谱技术的综合应用是一个未来值得深入研究的方向。

1.5 其他辅助识别技术

除了上述岩性识别技术,重磁技术、地震技术、电子探针技术等可作为岩性识别的辅助技术。重磁技术的理论基础是通过不同地层的各岩石种类物理性质的差异,分析不同岩性与对应的磁化率和密度组合特征和逻辑关系,以先验信息作为约束条件,实现岩性信息的反演(严加永等,2015;付光明等,2017);地震技术主要通过不同岩性地震属性的差异预测不同岩性的发育带(黄凤祥等,2016);电子探针技术通过分析显微镜下的微小区域成分,获取该区域全部的元素种类及含量,判识分析速度快且无需标定(吴立新等,2005)。王财富等(2019)在东坪—冷湖地区开展了 CEMP 勘探工作,结合重磁勘探资料开展了侏罗系分布研究和基岩岩性预测;严加永等(2015)通过统计磁化率、密度与岩性之间的逻辑对应关系,构建逻辑判别表达式,从而实现三维岩性填图;黄凤祥等(2016)利用地震技术得到均方根振幅属性对岩性相对敏感的特征,进行基性侵入岩的识别预测;匡立春等(2013)利用电子探针技术

并结合岩心观察和薄片鉴定等方法分析了吉木萨尔凹陷芦草沟组致密油储层岩性以致密砂岩、云质岩为主。大量的工程研究与应用验证了这些方法的可行性与有效性。

2 岩性识别数据统计与分析方法

岩性特征众多,包括颜色、成分、结构、构造等,参数众多且各参数与岩性之间存在着复杂的非线性关系。为了深度挖掘岩性特征和岩性间的关系,大量统计分析方法被应用于岩性识别。本部分主要介绍常用的图解法和当前最热门的机器学习方法。

2.1 图解法

图解法识别三大岩是借助散点图、线形图、交互图等,来分析不同岩性对应的特征参量和逻辑关系,进而判断和识别岩性。该方法可以直观反映岩性分区情况,是识别岩性简单有效的方法。本部分主要介绍 QAPF 图解分类法和交会图法。

QAPF 图解分类法是国际地科联(IUGS)火成岩分类学会委员会推荐的一个火成岩分类方案。此方法以矿物含量为基础,首先将矿物分为 5 大类:石英(Q)、碱性长石(A)、斜长石(P)、副长石(F)和铁镁矿物组(M);对于暗色矿物(M)等含量小于 90%的岩石,需要根据 Q、A、P、F 矿物含量比进一步划分。分类采用双等边三角形图解,如图 6 所示(Le Bas et al., 1991;刘颖,2015)。QAPF 图解分类法适用于能够确定矿物含量的火成岩分类。韩琳等(2010)将元素俘获谱测井(ECS)元素测井数据转化为矿物含量后,结合 QAPF 图实现了对火成岩岩性的划分;林楠等(2014)将反演出的氧化物含量转化为矿物含量后,采用 QAPF 图解分类法确定了火成岩的岩性。

交会图法是一种测井资料解释方法,将测井数据在平面图上交会,根据交会点坐标定出关键参数分布特征(严伟等,2011)。交会图种类众多,包括 GR—RT 交会图、DEN—GR 交会图、中子—密度交会图以及 M—N 交会图等(范宜仁等,1999;黄布宙等,2001;冯冲等,2020)。为了准确识别岩石,通常需要采用多种交会图(张涛,2008)。寇彧等(2010)依据含油气盆地常规测井曲线编制了 DEN—RT、DEN—GR 岩性识别交会图(图 7)。张大权等(2015)利用准噶尔盆地测井资料建立了 GR—DEN、GR—AC 等交会图版。徐德龙等(2012)结合测井资料建立了 GR—BK、GR—NGR、NGR—BK、PHIE—SW 交会图版,实现了中亚地区油田岩性的

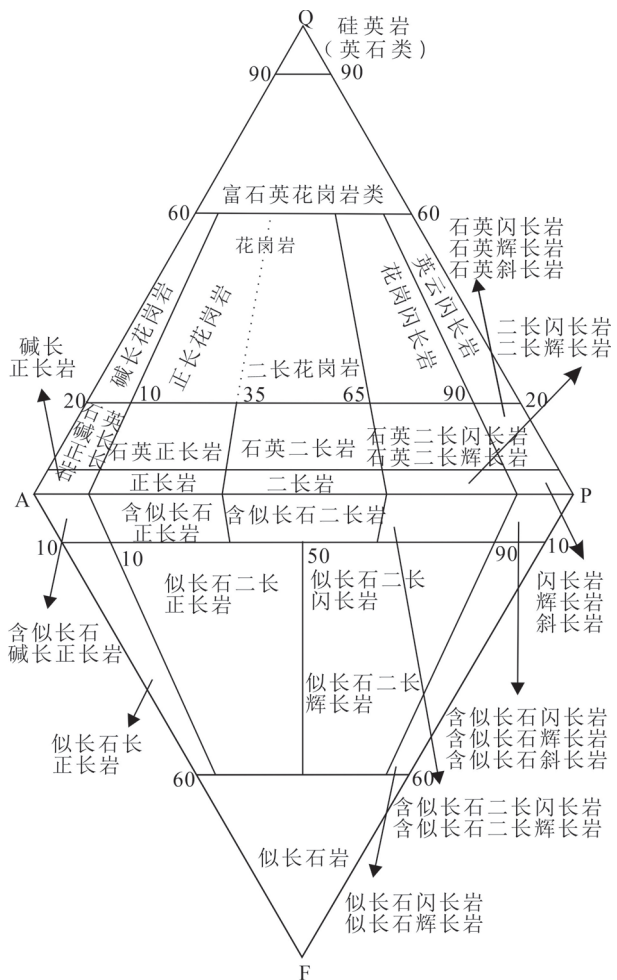


图 6 QAPF 双三角图解(据 Le Bas et al., 1991)
Fig. 6 QAPF double triangular graph
(from Le Bas et al., 1991)

准确识别。交会图法是一种简单有效的方法,但交会图法受限于测井曲线数据,岩性界限划分没有具体标准,且存在人为影响较大、工作量大等问题(赵建等,2003;陈嵘等,2009;宫清顺等,2012;成大伟等,2016)。

2.2 机器学习方法

机器学习能够深度挖掘数据和岩性的关系,识别准确率较高,已经得到广泛应用。本部分主要介绍贝叶斯分析法、主成分分析法、聚类分析法、支持向量机、神经网络和集成学习法。

贝叶斯分析法是一种概率计算方法,对于多类别岩性,将先验信息与样本信息综合,计算样品类别概率,核心公式如下:

$$p(\pi_i=f_j|x)=\frac{p(x|\pi_i=f_j)p(\pi_i=f_j)}{p(x)}$$

(1)

其中, $p(x|\pi_i=f_j)$ 表示样品点为岩相 f_j 对应得 x 的

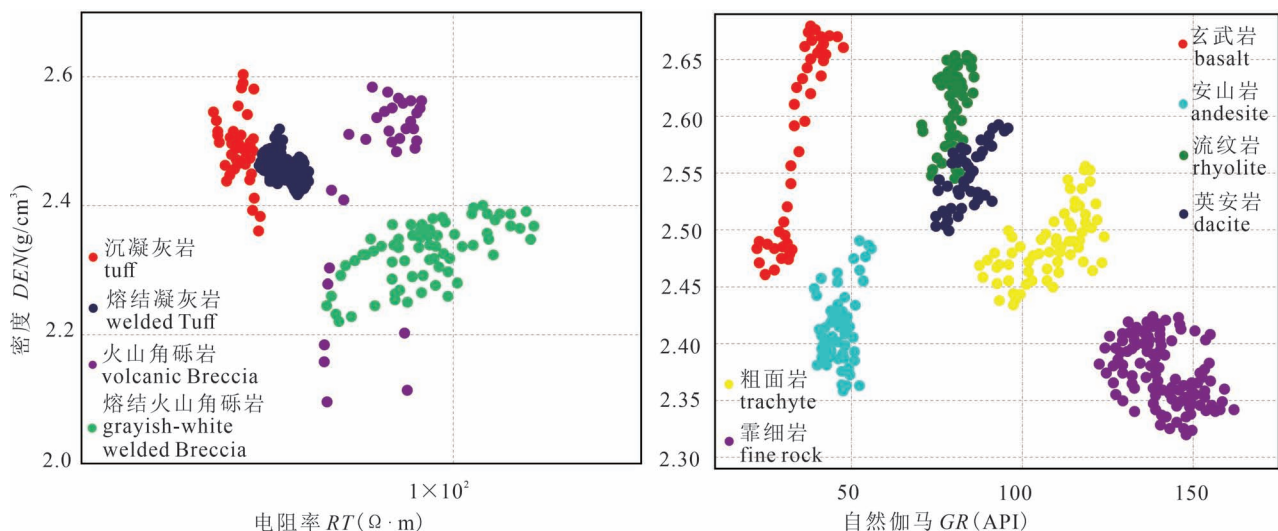


图 7 DEN—RT、DEN—GR 交会图版(据寇斌等,2010)

Fig. 7 DEN—RT, DEN—GR intersection diagram (from Kou Yu et al., 2010&)

概率密度函数; $p(\pi_i = f_j)$ 表示岩相类型 f_j 的概率, 即先验概率密度函数(王芳芳等, 2014)。陈军等(2007)、孙健等(2009)将测井信息作为输入, 使用贝叶斯分析法实现了岩性的自动分类。

主成分分析法是一种数据降维统计分析方法, 可把原来众多具有相关性的岩性参数降维成互相无关的少量参数。在识别岩性时, 主成分分析法通常需要和其他方法结合, 如最小二乘法、支持向量机、交会图法、神经网络等(钟仪华等, 2009; 张莹等, 2009; 刘爱疆等, 2013; 马峥等, 2017)。主成分分析法能简化数据维度、有效降低数据复杂度(杨兆栓等, 2015), 在岩性识别上起到了重要作用。

聚类分析是一种将研究对象分为相对同质的群组的统计分析方法, 包括层次聚类、K-means 聚类和模糊聚类等。寻知锋等(2008)利用层次聚类分析法和 K-means 聚类分析法对测井数据进行了分析, 证明了此方法在岩性识别方面的实用价值; 王祝文等(2009)依据常规测井资料进行了 K-means 聚类分析, 证明了此方法进行岩性识别的有效性; 赵武生等(2010)运用聚类方法对岩性测井信息进行了研究, 岩性识别的结果均较为精准。聚类分析用于岩性识别存在一定的不稳定性, 当样本数据较多时, 才会取得良好的效果。

支持向量机是一种快速的线性分类器, 在有限的数量下性能较好, 因此能够应用到岩性识别领域。宋延杰等(2007)借助支持向量机建立了巴彦塔拉油田测井参数与岩性之间的映射关系, 实现了

对油藏地质中复杂岩性的准确识别; 张翔等(2009)提出了一种基于模糊支持向量机的方法并成功运用于岩性识别; 牟丹等(2015)依据岩芯分析和薄片资料、测井曲线, 通过支持向量机实现了辽河盆地火山岩识别。支持向量机能够快速、充分挖掘各参数与岩性之间的关系并且在小样本情况下也能保证较稳定的准确率(宋延杰等, 2007), 但是支持向量机在处理多分类问题、大规模数据时仍存在一定的困难。

神经网络是一种能进行分布式并行信息处理的数学算法, 能解决复杂的多维非线性问题, 近年来开始被用于岩性识别。在数据挖掘方面, 安鹏等(2018)依据测井参数和地质约束变量建立了预测岩性的深度神经网络模型; Imamverdiyev 等(2019)提出了一种依据常规测井数据的 1D—CNN 岩性识别模型, 结果表明神经网络能提高岩性识别的自动化程度。在图像识别方面, Singh 等(2010)建立了基于玄武岩岩石薄片图像的纹理识别神经网络模型; 张野等(2018)基于 Inception-v3 深度卷积神经网络模型, 建立了基于岩石图像的迁移学习模型; 许振浩等(2021)采用卷积神经网络提出了一种基于岩石图像深度学习的岩性智能识别方法(图 8), 并均取得了非常好识别效果。

利用神经网络识别岩性具有自动化程度高、准确率优、能降低人工经验对识别结果的影响等优点。但现有模型存在参数量大、特征提取能力有限、识别结果易受数据影响等问题。

集成学习是一种将多个识别结果组合起来提高

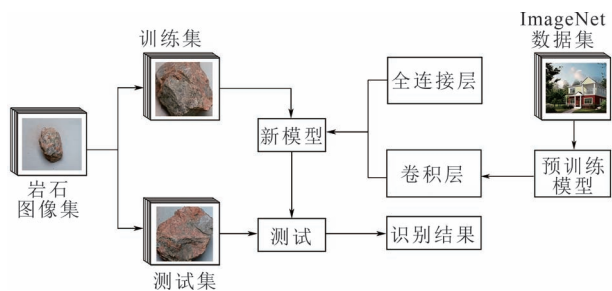


图 8 基于 ResNet 的迁移学习岩石图像识别流程图(据许振浩等,2021)

Fig. 8 The flowchart of transfer learning model of rock images (from Xu Zhenhao et al. , 2021&)

准确率的一种方法,能够克服单一模型对数据集要求高、泛化能力差以及识别精度低等缺点。段友祥等(2020)利用支持向量机、XGBoost 等模型建立了多层集成学习模型,该模型能有效地用于油藏地质分析中的岩性识别;邹琪等(2020)提出了一种基于Stacking 集成学习的测井岩性识别方法,岩性识别准确度得到了明显提升。基于集成学习的岩性识别准确率优于单一机器学习模型,推动了岩性识别往高准确率方向发展,具有很强的应用前景。

3 岩性智能化识别发展趋势

随着人工智能技术的进步,岩性识别的研究方向逐步向智能化识别发展。本课题组结合图像识别技术提出了基于岩石图像深度学习的岩性智能识别方法,并结合对光谱信息的长期理论研究与工程实践,基于图像与光谱信息融合开展了前期调研与探索,形成了初步的技术积累和储备。最后,对多源信息集成技术的发展提出了展望。在未来的研究中,如何提高岩性识别的自动化程度将成为研究者攻关的重点和热点问题。

3.1 基于岩石图像的岩性智能识别技术

岩石图像具有采集速度快、成本低等特点,适用于室内识别、野外勘查等,本课题组结合图像分类和

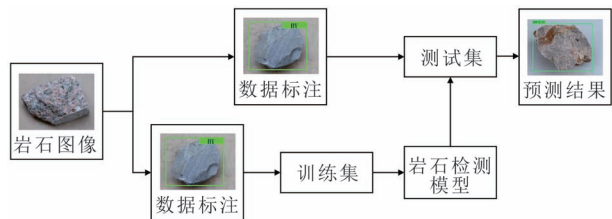


图 9 岩石检测方法

Fig. 9 Rock detection method

目标检测技术,提出了一种基于岩石图像深度学习的岩性识别智能方法。图像分类技术可以对岩石类别进行预测,而目标检测技术不仅可以获得岩石的岩性信息,还可以获得其位置信息。

3.1.1 图像分类

许振浩等(2021)提出的基于岩石图像分类的岩性智能识别技术其核心是采用数据驱动的方式,首先给岩石图像分配一个类别标签,再采用 ResNet 建立岩石图像分类模型。通过输入大量的图像,让模型不断学习每个类别的特征,从而返回一个将图像分类的标签,最终实现对岩性的智能识别。

具体过程如下:①建立数据集。包含岩石图像及每张图像对应的标签。②训练模型。使用训练集让模型学习每类岩石的特征(如果加入新类别则需要重新训练模型)。③测试模型。采用 SoftMax 分类器预测未学习过的图像进而评价分类器的质量,并将分类器预测的标签和图像真实的分类标签进行对比,具体公式如下:

$$\eta = \theta^T x \tag{2}$$

$$p(y = i | x; \theta) = \frac{e^{\eta_i}}{\sum_{j=1}^k e^{\eta_j}} = \frac{e^{\theta_i^T x}}{\sum_{j=1}^k e^{\theta_j^T x}} \tag{3}$$

其中, x 表示输入向量,在给定 x 与参数 θ 时, $y | x$ 服从以 η 为变量的指数分布,公式(2)为广义线性函数。 p 表示标签为 y 时每一类别的概率, i 表示类别个数。标签一致的情况越多,说明分类器的效果越好。经过验证,该方法对于指定岩石的识别准确率可达 90% 以上。

3.1.2 目标检测

图像分类技术可以判别是什么类别的目标。而如果图像中存在多个目标且需要对其进行定位则需要采用目标检测技术。Xu Zhenhao 等(2021a)提出的基于岩石目标检测的岩性智能识别技术其核心是采用基于 Faster R-CNN 和 YOLO v4 的岩石检测模型在图像中找出所有岩石目标,并确定它们的类别和位置。

具体流程如图 9 所示:①标注数据集。标注内容包括图像中的所有岩石类别和位置。②训练模型。划分数据集后,输入图像对岩石检测模型进行训练。训练时,在图像中生成候选框,可采用滑动窗口法或选择性搜索法(不同算法生成候选框的方法均不同)。③预测结果。经过训练的模型,可输出预测结果,包括置信概率,边框坐标和属于某个类别的概率。通过将预测结果和真实标签进行比较构建

损失函数,损失函数由分类损失和回归损失两部分组成,具体公式如下:

$$\begin{cases} L(\{p_i\}, \{l_i\}) = \frac{1}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(p_i, p_i^*) + \\ \lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*) \\ L_{cls}(p_i, p_i^*) = -\lg[p_i p_i^* + (1 - p_i)(1 - p_i^*)] \\ L_{reg}(t, t_i^*) = R(t_i - t_i^*) \end{cases} \quad (4)$$

其中, N_{cls} 表示一个 batch 的大小, $L_{cls}(p_i, p_i^*)$ 表示分类的交叉熵损失, $N_{reg}N_{reg}$ 表示锚点的总数, L_{reg} 表示岩石的位置回归损失, R 是 smooth L1 函数, λ 表示两种损失的平衡比例。④评价模型。使用平均准确度均值(mAP)、精确率(P)等指标来判断岩石检测模型的好坏。

经过验证,基于 Faster R-CNN 和 YOLO v4 的岩石检测模型对于指定岩石的识别的 mAP 分别可达 99.19%和 98.54%。该模型对部分岩石分类完全正确(图 10),精确度达到 100%。而对其他大部分岩石识别效果也比较好,精确度可达 95%以上。

图中横坐标 a1~c10 分别代表不同岩性:流纹岩、花岗岩、花岗伟晶岩、安山岩、闪长玢岩、正长岩、斜长岩、气孔状玄武岩、杏仁状玄武岩、辉绿岩、辉长岩、橄榄岩、火山角砾岩、火山凝灰岩、砾岩、粉砂岩、泥页岩、石灰岩、竹叶状灰岩、白云岩、黑色板岩、千枚岩、十字石片岩、花岗片麻岩、石榴子石麻砾岩、石英岩、蛇纹石化大理岩、云英岩、砂卡岩以及条带状混合岩。

3.2 基于镜下图像的岩性智能识别技术

镜下鉴定作为传统的岩性识别方法,相较于直接采用岩石图像,其结果更加准确。但是对研究人员的专业知识和经验要求更高,且耗时更长。本课题

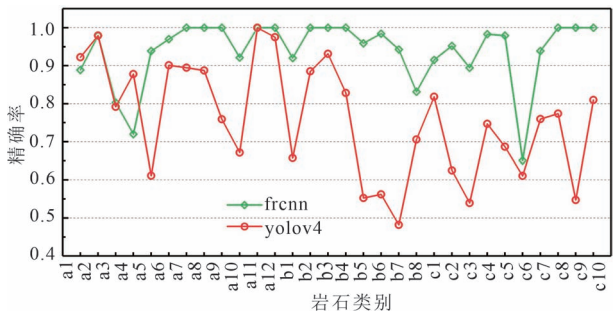


图 10 岩石检测结果(据 Xu Zhenhao et al., 2021a)
Fig. 10 Rock detection results
(from Xu Zhenhao et al., 2021a)

组提出了基于镜下图像深度学习的岩性智能识别方法,可以实现实验室对岩性的精细化识别(Xu Zhenhao et al., 2022)。镜下图像分类方法与岩石图像分类方法相同,主要过程是将镜下图像作为输入并利用 ResNet、DenseNet 等卷积神经网络构建图像分类模型,使其学习每个类别的不同特征。采用模型中的 SoftMax 分类器进行预测,通过准确率(acc)和混淆矩阵等指标来评价模型的识别效果。具体方法同岩石图像分类,此处不再赘述。经过验证,该方法对于文中的岩石识别的准确率可达 95%以上,显示出该方法具有较好的对岩性识别的能力。

3.3 基于图像与光谱信息融合岩性识别技术

现场图像采集条件复杂多变且存在光照不均等情况,从而影响岩石的成像质量。而自然风化也会损坏岩石的部分外观特征。基于图像的岩性智能识别方法无法完全扭转现场采集的客观条件,导致实际应用中存在较大的挑战。因此,本课题组提出了一种基于多源信息融合的岩性智能识别方法。

3.3.1 基于图像和元素信息融合的岩性识别方法

目前基于图像的识别方法的相关研究通常所用岩性种类有限且不同岩性的外观特征也存在明显差异。基于已有研究和大量实验,我们发现以下因素会影响基于图像的岩性识别结果的准确性:①相似的岩石成分或纹理特征导致图像的相似性高;②在特征提取中岩性的细小特征容易丢失;③风化或人类活动会破坏部分可见岩石特征;④由于拍摄条件限制或技术差异导致成像质量较差。针对上述问题,我们提出了一种基于图像与元素信息融合的岩性识别方法。

如图 11 所示,首先利用卷积层对岩石图像进行特征提取并将特征维度降至一维。再借助全连接层从元素或矿物中提取岩性特征,通过将提取自图像和元素的一维特征进行拼接后送入全连接层从而实现特征融合。为了提高模型的非线性表达能力,并加快模型收敛速度,我们在卷积层和全连接层中分别使用了 ReLU 和 TanH 激活函数,且在激活函数前使用了批量归一化处理技术,公式如下:

$$\begin{cases} Y_1 = \text{TanH}(\text{Norm}(\text{Fc}(X_e))) \\ Y_2 = \text{ReLU}(\text{Norm}(\text{Conv}(X_i))) \\ Z = \text{TanH}(\text{Norm}(\text{Fc}(\text{Concat}(Y_1, Y_2)))) \end{cases} \quad (5)$$

X_e 、 X_i 分别代表提取自元素和图像的岩性特征, Conv 和 Fc 分别代表卷积层和全连接层, TanH 和 ReLU 为增加模型非线性表达能力的激活函数, Norm 为归一化处理函数。基于 XRF、XRD 的元素

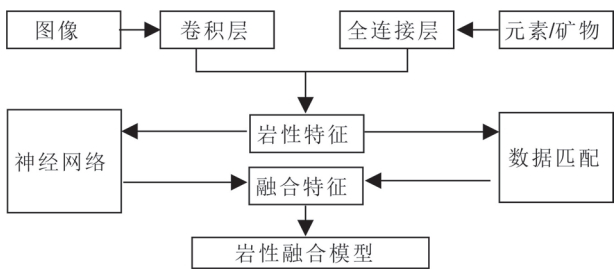


图 11 图像与元素信息融合模型

Fig. 11 Image and element information fusion model

或矿物含量检测技术每次测试速度在 2~5 min,而图像采集速度快(小于 1 s),这就导致了图像和元素信息数据量差异大。模型对数据的高需求与元素、矿物数据采集的高成本间的矛盾限制了该融合模型的识别性能。为此,我们提出了一种分步式模型训练方法。首先利用图像训练模型中的图像特征提取部分,再训练整个融合模型(Xu Zhenhao et al., 2021b)。

图 12 为图像识别模型和融合模型在训练过程中识别准确率变化曲线,其中红线为模型在测试集上的表现,黑线为模型在训练集上的表现。由图 12 红线可以看出,训练刚开始时,随着训练的进行,识别准确率快速增加,但识别准确率增加速度逐渐降低。当训练步数在 16000~20000 时,图像识别模型的准确率基本不再变化,说明已经接近图像识别模型的准确度极限,图像识别模型最大识别准确度为 84.99%。在完成参数共享后利用训练集二训练融

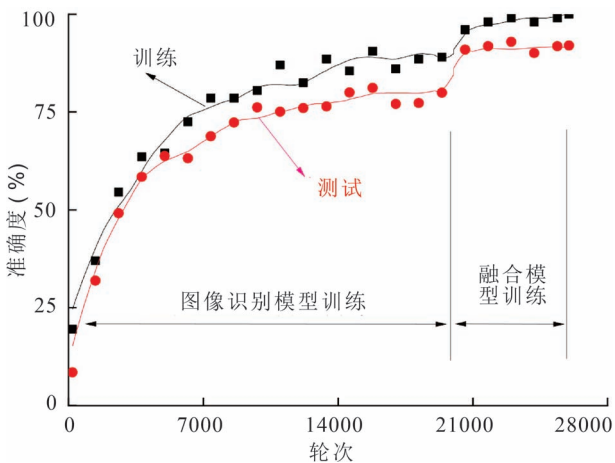


图 12 图像模型和融合模型训练过程中准确率变化曲线(据 Xu Zhenhao et al., 2021b)

Fig. 12 Change curve of accuracy rate in the training process of image model and fusion model(from Xu Zhenhao et al., 2021b)

合模型,融合模型的准确度继续上升,最后再次稳定,融合模型最大识别准确度为 94.62%,比图像识别模型的准确度高 9.63%。

3.3.2 基于图像与高光谱融合的岩性识别方法

矿物的光谱特征同其内在的理化特性紧密相关(燕守勋等,2003),奠定了现今矿物光谱分析的基础。高光谱技术同传统的多光谱技术相比,具有光谱分辨率高、光谱通道数多、波段连续等明显优势(张成业等,2015),可以实现矿物的精细识别,可以作为岩矿图像识别的有力补充,改善因单一数据源造成的局限性。成像高光谱技术因其测试速度快、数据获取量大、非接触式测量的优势在地质领域获得广泛应用,但现有技术在岩矿识别时主要依靠光谱数据,图像数据的利用还不够充分。张良培等(2016)系统综述了遥感数据融合的进展与前瞻,认为数据融合是提升遥感影像应用能力的重要手段,将数据融合分为数据级融合、特征级融合和决策级融合 3 个层次,与此类似,图像与光谱数据融合亦是未来岩性智能识别重要的发展方向和研究重点。

在实际应用中,需要结合工程需要确定具体的融合方法。数据级融合是指对图像和光谱的原始数据进行融合,生成新数据,通过分析新数据实现岩矿识别,如图 13(a)。特征级融合首先提取图像和光谱数据特征,之后将所提取的图像特征和光谱特征进行融合处理,生成新的特征,最后通过分析新生成的特征实现岩矿识别,得到识别结果,如图 13(b)。决策级融合则分别分析不同的数据得到初步决策结果,再利用决策规则实现决策结果的融合,如图 13(c)。相关人员利用多源信息融合的方法开展岩矿识别的研究与应用,取得了良好的效果。张翠芬等(2017)通过图像纹理特征与光谱数据的协同识别,将岩性识别精度提升 6.9%。韩玲等(2005)也验证了相比单源光谱信息,综合纹理—光谱特征可以有效提升识别精度。现有研究表明,融合图像与光谱信息实现岩性的综合识别,是提升识别效果的有效手段。目前,随着光谱研究的日趋成熟和隧道建设规模的不断扩大,笔者等认为基于图谱融合技术的“天—空—地—隧—孔”联合一体化地质识别将会成为隧道等工程建设的重要科研方向。

3.4 基于多源信息融合的岩性识别技术

不同类型的数据反映了目标地质体不同属性的信息,单源数据存在局限性,针对单源数据进行分析,结果存在不确定性、多样性和复杂性。综合各类数据源的优势,实现多源信息的融合识别,可以突破

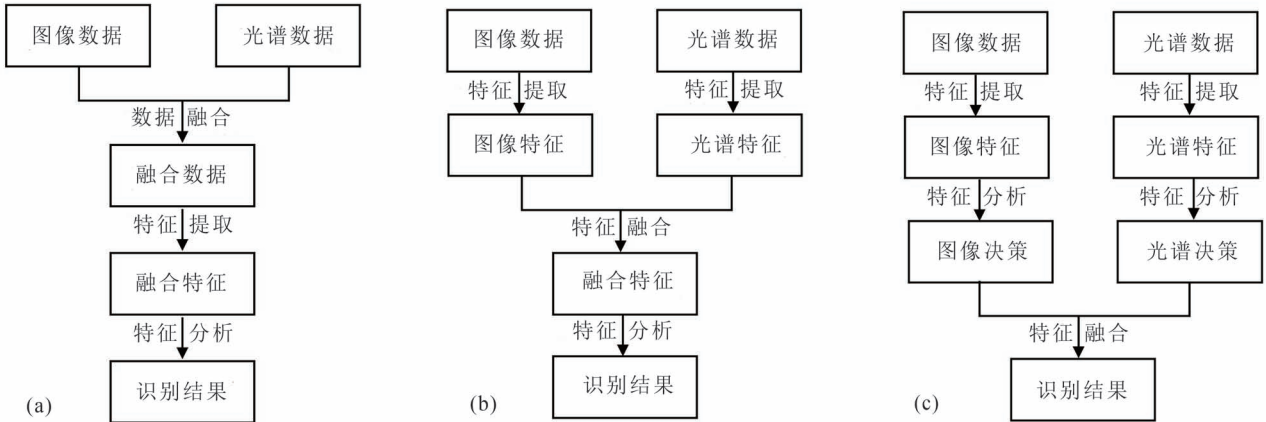


图 13 图像与光谱融合的岩性识别方法: (a) 数据级融合; (b) 特征级融合; (c) 决策级融合
Fig. 13 Lithology identification based on fusion of image and spectral data: (a) data level fusion;
(b) feature level fusion; (c) decision level integration

单源信息局限性,是解决此类问题的有效途径(李树涛等,2021)。岩石的元素信息、矿物信息、光谱信息和纹理信息同岩石岩性具有较强的内在关联性,将关联性较强的数据进行融合,基于融合数据进行岩矿识别可以有效提升识别精度。

通过采集岩石的 XRF 数据、XRD 数据、高光谱数据和图像数据,获取岩石元素信息、矿物信息、光谱信息和纹理信息,经过处理、融合,得到岩石的融合特征,基于融合特征实现对岩石岩性的综合识别,可以有效提升岩性识别的准确率(图 14)。从表面上看,多源信息融合的概念很直观,但实际上要真正实现还比较困难的,但由于其在提升识别效果方面存在巨大的潜力,通过多源信息融合实现岩性识别也将成为地质工作者研究的热点。

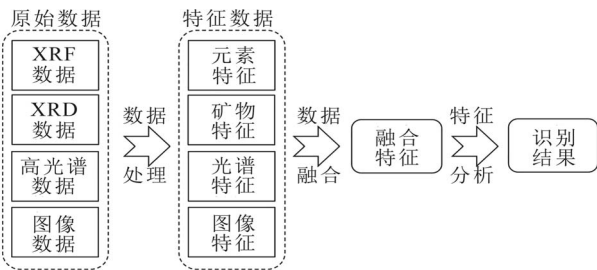


图 14 多源信息融合
Fig. 14 The multi-source information fusion

4 结论

由于岩性识别在地质学、资源勘查、岩石力学与工程等领域中的重要作用,该方面的研究一直备受重视。笔者等基于大量的国内外调研和对智能化识

别发展趋势的理解,得到主要结论如下:

(1) 近几年随着人工智能的快速发展,涌现出了一批基于图像、钻井数据和光谱信息等的岩性智能识别方法。岩性智能识别方法识别速度快、准确率高,能降低岩性识别对工程经验、专业知识的依赖,是未来岩性识别的发展方向。

(2) 基于宏观岩石图像和显微镜下图像深度学习的岩性智能识别方法可以自动提取岩石特征,对于指定岩性的识别准确率分别可达 90% 以上和 95% 以上,具有较好的泛化能力,可代替部分人工。

(3) 基于图像与元素信息深度融合的岩性智能识别方法及相应的分步式模型训练方法,可以降低图像相似度高、风化破坏表观特征、小尺度岩性特征易丢失等因素对识别准确度的影响,能够实现工程现场岩性的高准确度识别。

(4) 综合各类数据源的优势,利用机器学习深度挖掘岩石元素、矿物、光谱和表观特征间的内在关联性,可以突破单源信息的局限性,提高岩性识别准确度,图像与光谱信息融合等基于多源信息融合的岩性智能识别、“天—空—地—隧—孔”联合一体化的岩性与不良地质智能识别是未来的发展方向。

参 考 文 献 / References

(The literature whose publishing year followed by a “&” is in Chinese with English abstract; The literature whose publishing year followed by a “#” is in Chinese without English abstract)

安鹏,曹丹平. 2018. 基于深度学习的测井岩性识别方法研究与应用. 地球物理学进展, 33(3): 1029~1034.

常丽华,曹林,高福红. 2009. 火成岩鉴定手册. 武汉:地质出版社.

陈军,范晓敏,莫修文. 2007. 火山碎屑岩岩性的测井识别方法. 吉

林大学学报(地球科学版), 37(S1): 99~101, 113.

陈曼云, 金巍, 郑常青. 2009. 变质岩鉴定手册. 武汉: 地质出版社.

陈倩, 宋文磊, 杨金昆, 胡轶, 黄军, 张涛, 郑国顺. 2021. 矿物自动定量分析系统的基本原理及其在岩矿研究中的应用——以捷克泰思肯公司 TIMA 为例. 矿床地质, 40(2): 345~368.

陈嵘, 高楚桥, 金云智. 2009. 交会图技术在识别三塘湖盆地火成岩岩性中的应用. 岩性油气藏, 21(3): 94~97.

陈兴龙, 董凤忠, 陶国强, 李油建, 余明军, 付洪波, 倪志波, 王静鸽, 贺文干, 汤玉泉, 饶瑞中. 2013. 激光诱导击穿光谱在地质录井岩性快速识别中的应用. 中国激光, 40(12): 243~248.

成大伟, 袁选俊, 周川闽, 谭聪, 汪梦诗. 2016. 测井岩性识别方法及应用——以鄂尔多斯盆地中西部长 7 油层组为例. 中国石油勘探, 21(5): 117~126.

程国建, 李碧, 万晓龙, 姚卫华, 魏新善. 2021. 基于 SqueezeNet 卷积神经网络的岩石薄片图像分类研究. 矿物岩石, 41(4): 94~101.

段友祥, 赵云山, 马存飞, 姜文煊. 2020. 基于多层集成学习的岩性识别方法. 数据采集与处理, 35(3): 572~581.

范宜仁, 黄隆基, 代诗华. 1999. 交会图技术在火山岩岩性与裂缝识别中的应用. 测井技术, 23(1): 53~56+64.

冯冲, 代黎明, 刘晓健, 赵梦, 张参. 2020. 渤海海域沙二段湖相混积岩储层测井分类与识别. 地球科学, 45(10): 3677~3692.

付光明, 严加永, 张昆, 胡浩, 罗凡. 2017. 岩性识别技术现状与进展. 地球物理学进展, 32(1): 26~40.

宫清顺, 黄革萍, 孟祥超, 朱超, 倪国辉. 2012. 三塘湖盆地火山岩岩性识别方法. 中国石油勘探, 17(3): 37~41.

韩琳, 张建民, 邢艳娟, 潘保芝, 汪名友. 2010. 元素俘获谱测井(ECS)结合 QAPF 法识别火成岩岩性. 测井技术, 34(1): 47~50.

韩玲, 吴汉宁, 杜子涛. 2005. 多源遥感影像数据融合方法在地质中的应用. 地球科学与环境学报, 27(3): 78~81.

黄布宙, 潘保芝. 2001. 松辽盆地北部深层火成岩测井响应特征及岩性划分. 石油物探, 40(3): 42~47.

黄凤祥, 夏振宇, 马秀玲, 赵伟, 桂志先, 汪勇. 2016. 基于测井和地震技术变质岩潜山岩性识别与预测. 断块油气田, 23(6): 721~725.

黄照强, 赵珍梅, 闫东川, 马伟. 2010. 基于热红外遥感数据的西藏冈底斯东段岩性识别. 地质与勘探, 46(6): 1092~1098.

寇晓, 师永民, 李珀任, 秦小双, 王磊, 李晓敏. 2010. 克拉美丽气田石炭系火山岩复杂岩性岩电特征. 岩石学报, 26(1): 291~301.

匡立春, 胡文瑄, 王绪龙, 吴海光, 王小林. 2013. 吉木萨尔凹陷芦草沟组致密油储层初步研究: 岩性与孔隙特征分析. 高校地质学报, 19(3): 529~535.

李春山, 陈英毅, 孙卫. 2011. 利用元素录井资料的随钻岩性判别方法. 中国石油大学学报(自然科学版), 35(6): 66~70.

李娟, 孙惠兰, 侯庆香. 2017. XRD 岩性快速识别方法研究. 中国石油石化, 10: 61~62.

李树涛, 李聪好, 康旭东. 2021. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望. 遥感学报, 25(1): 148~166.

梁久红, 张丽艳, 韩冰冰, 杨世亮, 李博, 刘文精, 张艳茹, 陈晓晓, 郭晶, 董戴莉. 2020. 松辽盆地古龙页岩油储层岩性识别与流体评价技术. 大庆石油地质与开发, 39(3): 163~169.

林楠, 姜琦刚, 陈永良, 杨佳佳, 崔瀚文. 2014. 基于核主成分支持向量机的火成岩 QAPF 分类——以青海格尔木地区为例. 地球学报, 35(4): 487~494.

林鹏, 许广璐, 许振浩, 余腾飞, 邵瑞琦. 2021. 基于岩石矿物光谱原位测试的隧道内蚀变带快速识别方法. 应用基础与工程科学学报, 29(5): 1093~1107.

刘爱疆, 左烈, 李景景, 李瑞, 张玮. 2013. 主成分分析法在碳酸盐岩岩性识别中的应用——以地区寒武系碳酸盐岩储层为例. 石油与天然气地质, 34(2): 192~196.

刘宝珺. 1980. 沉积岩石学. 武汉: 地质出版社.

刘传平, 郑建东, 杨景强. 2006. 徐深气田深层火山岩测井岩性识别方法. 石油学报, 27(S1): 62~65.

刘颖. 2015. 基于多矿物模型的复杂火山碎屑岩储层测井评价方法研究. 导师: 汪忠浩. 武汉: 长江大学硕士学位论文.

陆旭康, 张兰江, 曾嘉玲, 汪怡晨, 何圩. 2021. 岩性薄片鉴定技术在惠州凹陷 A 井中的应用. 能源技术与管理, 46(5): 162~163.

路远发, 李文霞. 2021. CIPW 标准矿物计算方法与程序设计. 华南地质, 37(3): 348~360.

路远发. 2004. GeoKit: 一个用 VBA 构建的地球化学工具软件包. 地球化学, 33(5): 459~464.

马峥, 张春雷, 高世臣. 2017. 主成分分析与模糊识别在岩性识别中的应用. 岩性油气藏, 29(5): 127~133.

牟丹, 王祝文, 黄玉龙, 许石, 周大鹏. 2015. 基于 SVM 测井数据的火山岩岩性识别——以辽河盆地东部坳陷为例. 地球物理学报, 58(5): 1785~1793.

余明军, 李油建, 夏相成, 毛学斌. 2018. 光谱检测识别岩性技术对比及发展方向. 录井工程, 29(3): 16~21.

宋延杰, 张剑风, 闫伟林, 何英伟, 王德平. 2007. 基于支持向量机的复杂岩性测井识别方法. 大庆石油学院学报, 31(5): 18~20.

孙健, 周魁, 冉小丰, 李斌. 2009. Bayes 判别分析方法在岩性识别中的应用. 石油天然气学报, 31(2): 74~77.

王财富, 王永生, 吴鹏, 王占斌. 2019. 利用重磁电勘探技术预测基岩岩性和侏罗系分布: 中国石油学会 2019 年物探技术研讨会, 中国四川成都.

王超, 张伟刚, 阎治全. 2015. 激光诱导击穿光谱技术对火成岩岩性的高精度识别. 光谱学与光谱分析, 35(9): 2463~2468.

王芳芳, 李景叶, 陈小宏. 2014. 基于马尔科夫链先验模型的贝叶斯岩相识别. 石油地球物理勘探, 49(1): 183~189.

王亚军, 王钦军, 陈玉, 胡芳, 徐茹, 蔺启忠. 2015. 基于实测高光谱数据的矿物含量提取方法研究. 光谱学与光谱分析, 35(6): 1700~1704.

王祝文, 刘菁华, 任莉. 2009. 基于 K 均值动态聚类分析的地球物理测井岩性分类方法. 东华理工大学学报(自然科学版), 32(2): 152~156.

吴立新, 陈方玉. 2005. 现代扫描电镜的发展及其在材料科学中的应用. 武钢技术, 43(6): 36~40.

席辉, 王艳梅, 张文静, 戚林河, 马明哲. 2020. 地层元素测井在致密砂岩储层中的应用分析. 测井技术, 44(3): 288~293.

谢小敏, 李利, 袁秋云, 吴芬婷, 林静文, 豆浩然. 2021. 应用 TIMA 分析技术研究 Alum 页岩有机质和黄铁矿粒度分布及沉积环境特征. 岩矿测试, 40(1): 50~60.

徐德龙, 李涛, 黄宝华, 李娜. 2012. 利用交会图法识别国外 M 油田岩性与流体类型的研究. 地球物理学进展, 27(3): 1123~1132.

徐园园, 谢远云, 康春国, 迟云平, 吴鹏, 孙磊, 魏振宇. 2022. 松花江早更新世水系演化: 来自 TIMA 矿物和地球化学的证据. 地质科学, 57(1): 190~206.

许振浩, 马文, 林鹏, 石恒, 刘彤晖, 潘东东. 2021. 基于岩石图像迁移学习的岩性智能识别. 应用基础与工程科学学报, 29(5): 1075~1092.

- 寻知锋, 余继峰. 2008. 聚类和判别分析在测井岩性识别中的应用. 山东科技大学学报(自然科学版), 27(5): 10~13.
- 严加永, 张昆, 祁光, 刘振东, 张永谦, 邓震. 2015. 密度—磁化率反演在三维地质填图中的应用试验. 地质论评, 61(S1): 409~411.
- 严伟, 文得进, 王敏, 王英伟. 2011. 交会图法识别火山岩岩性. 科技创新导报, 13(13): 69.
- 燕守勋, 张兵, 赵永超, 郑兰芬, 童庆禧, 杨凯. 2003. 矿物与岩石的可见—近红外光谱特性综述. 遥感技术与应用, 18(4): 191~201.
- 杨兆栓, 林畅松, 尹宏, 李浩, 王清龙, 薛学亚, 高达. 2015. 主成分分析在塔中地区奥陶系鹰山组碳酸盐岩岩性识别中的应用. 天然气地球科学, 26(1): 54~59.
- 尹平, 漆麟, 朱茜霞, 罗利, 唐家琼, 阮聪, 赵磊, 梁红. 2017. 元素录井在川渝地区关键层位岩性识别中的应用. 天然气工业, 37(9): 31~38.
- 张成业, 秦其明, 陈理, 王楠, 赵珊珊. 2015. 高光谱遥感岩矿识别的研究进展. 光学精密工程, 23(8): 2407~2418.
- 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.
- 张大权, 邹姐姐, 姜杨, 马崇尧, 张顺存, 杜社宽. 2015. 火山岩岩性测井识别方法研究——以准噶尔盆地火山岩为例. 岩性油气藏, 27(1): 108~114.
- 张良培, 沈焕锋. 2016. 遥感数据融合的进展与前瞻. 遥感学报, 20(5): 1050~1061.
- 张乃丹. 2021. 乍得 Bongor 盆地基岩潜山复杂岩体优势岩性分析. 中国石油和化工标准与质量, 41(15): 87~91.
- 张涛. 2008. 火山碎屑岩储层岩性识别方法研究. 导师: 莫修文. 长春: 吉林大学硕士学位论文.
- 张翔, 肖小玲, 严良俊, 胡文宝. 2009. 基于模糊支持向量机方法的岩性识别. 石油天然气学报, 31(6): 115~118.
- 张野, 李明超, 韩帅. 2018. 基于岩石图像深度学习的岩性自动识别与分类方法. 岩石学报, 34(2): 333~342.
- 张一帆, 范裕, 陈静, 刘兰海, 李梦梦. 2021. 矿精粉中关键金属元素赋存状态研究方法流程的建立: 以长江中下游成矿带富钴硫矿精粉为例. 岩石学报, 37(9): 2791~2807.
- 张莹, 潘保芝. 2009. 基于主成分分析的 SOM 神经网络在火山岩岩性识别中的应用. 测井技术, 33(6): 550~554.
- 赵建, 高福红. 2003. 测井资料交会图法在火山岩岩性识别中的应用. 世界地质, 22(2): 136~140.
- 赵明. 2007. 岩石薄片显微图像技术在储集层评价中的应用. 录井工程, 18(3): 13~16.
- 赵武生, 谭伏霖, 王志章, 隆山, 董延喜. 2010. 准噶尔盆地腹部火成岩岩性识别. 天然气工业, 30(2): 21~25.
- 赵贤正, 蒲秀刚, 韩文中, 周立宏, 时战楠, 陈世悦, 肖敦清. 2017. 细粒沉积岩性识别新方法 with 储集层甜点分析——以渤海湾盆地沧东凹陷孔店组二段为例. 石油勘探与开发, 44(4): 492~502.
- 祗淑华, 沈华, 安纪星, 田福清, 罗安银, 成捷, 檀玉松, 赵学松, 安霞. 2015. 束鹿凹陷沙河街组致密油复杂岩性测井识别技术. 石油学报, 36(S1): 40~49.
- 钟仪华, 李榕. 2009. 基于主成分分析的最小二乘支持向量机岩性识别方法. 测井技术, 33(5): 425~429.
- 朱世松, 杨文艺, 侯广顺, 芦碧波, 魏世鹏. 2020. 一种岩石薄片智能分类识别方法. 矿物学报, 40(1): 106.
- 邹琪, 何月顺, 杨希, 章权. 2020. 基于集成学习的测井岩性识别模型的构建. 智能计算机与应用, 10(3): 91~94.
- An Peng, Cao Danping. 2018&. Research and application of logging lithology identification based on deep learning. Progress in Geophysics, 33(3): 1029~1034.
- Barth T F W. 1959. Principles of classification and norm calculations of metamorphic rocks. The Journal of Geology, 67: 135~152.
- Chang Lihua, Cao Lin, Gao Fuhong. 2009#. Handbook of Igneous Rock Identification. Wuhan: Geological Press.
- Chen Jun, Fan Xiaomin, Mo Xiuwen. 2007&. The resarch of volcanoclastic rock lithologic identification based logging. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 37(S1): 99~101, 113.
- Chen Manyun, Jin Wei, Zheng Changqing. 2009#. Handbook of Metamorphic Rock Identification. Wuhan: Geological Press.
- Chen Qian, Song Wenlei, Yang Jinkun, Hu Yi, Huang Jun, Zhang Tao, Zheng Guoshun. 2021&. Principle of automated mineral quantitative analysis system and its application in petrology and mineralogy: An example from tescan tima. Mineral Deposits, 40(2): 345~368.
- Chen Rong, Gao Chuqiao, Jin Yunzhi. 2009&. Application of crossplot technique to identify lithology of igneous rocks in Santanghu Basin. Lithologic Reservoirs, 21(3): 94~97.
- Chen Xinglong, Dong Fengzhong, Tao Guoqiang, Li Youjian, She Mingjun, Fu Hongbo, Ni Zhibo, Wang Jingou, He Wenwang, Tang Yuquan, Rao Ruizhong. 2013&. Fast lithology identification by laser-induced breakdown spectroscopy. Chinese Journal of Lasers, 40(12): 243~248.
- Cheng Dawei, Yuan Xuanjun, Zhou Chuanmin, Tan Cong, Wang Mengshi. 2016&. Logging-lithology identification methods and their application: A case study on Chang 7 Member in central—western Ordos Basin, NW China. China Petroleum Exploration, 21(5): 117~126.
- Cheng Guojian, Li Bi, Wan Xiaolong, Yao Weihua, Wei Xinshan. 2021&. Research on classification of rock section image based on squeezeNet convolutional neural network. Mineralogy and Petrology, 41(4): 94~101.
- Cohen D, Ward C R. 1991. SEDNORM—a program to calculate a normative mineralogy for sedimentary rocks based on chemical analyses. Computers and Geosciences, 17(9): 1235~1253.
- Cross W, Iddings J P, Pirsson L V, Washington H S. 1902. A quantitative chemico-mineralogical classification and nomenclature of igneous rocks. Journal of Geology, 10: 555~590.
- Cross W, Iddings J P, Pirsson L V, Washington H S. 1912. Modifications of the “Quantitative System of Classification of Igneous Rocks”. The Journal of Geology, 20: 550~561.
- Di Shuhua, Shen Hua, An Jixing, Tian Fuqing, Luo Anyin, Cheng Jie, Tan Yusong, Zhao Xuesong, Zhao Xuesong, An Xia. 2015&. Logging identification technology of tight-oil complex lithology of the Shahejie formation in Shulu sag. Acta Petrolei Sinica, 36(S1): 40~49.
- Duan Youxiang, Zhao Yunshan, Ma Cunfei, Jiang Wenxuan. 2020&. Lithology identification method based on multi-layer ensemble learning. Journal of Data Acquisition and Processing, 35(3): 572~581.
- Fan Yiren, Huang Longji, Dai Shihua. 1999&. Application of crossplot technique to the determination of lithology composition and fracture identification of igneous rock. Well Logging Technology, 23(1): 53~56+64.
- Feng Chong, Dai Liming, Liu Xiaojian, Zhao Meng, Zhang Can. 2020&. Logging classification and recognition of lacustrine mixed sedimentary reservoirs in first and second members of Shahejie

- formation in Bohai sea. *Earth Science*, 45(10): 3677~3692.
- Fu, Guangming, Yan Jiayong, Zhang Kun, Hu Hao, Luo Fan. 2017&. Current status and progress of lithology identification technology. *Progress in Geophysics*, 32(1): 26~40.
- Gong Qingshun, Huang Geping, Meng Xiangchao, Zhu Chao, Ni Guohui. 2012&. Methods for lithology discrimination of volcanics in Santanghu Basin. *China Petroleum Exploration*, 17(3): 37~41.
- Han Lin, Zhang Jianjun, Xing Yanjuan, Wang Mingyou. 2010&. Identification of igneous rock lithology using ECS logging and QAPF. *Well Logging Technology*, 34(1): 47~50.
- Han Ling, Wu Hanning, Du Zitao. 2005&. Application of multi-homed remote sensing image data fusion method in geology. *Journal of Earth Sciences and Environment*, 27(3): 78~81.
- Huang Buzhou, Pan Baozhi. 2001&. The log characteristics of deep igneous rocks and lithology determination in the northern Songliao Basin. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 40(3): 42~47.
- Huang Fengxiang, Xia Zhenyu, Ma Xiuling, Zhao Wei, Gui Zhixian, Wang Yong. 2015#. Identification and prediction of metamorphic buried hill lithology based on logging and seismic technology. *Fault-Block Oil & Gas Field*, 23(6): 721~725.
- Huang Zhaoqiang, Zhao Zhenmei, Yan Dongchuan, Ma Wei. 2010&. Lithological identification of western of gangdise in Tibet using ASTER thermal infrared data. *Petroleum Exploration and Development*, 46(6): 1092~1098.
- Imamverdiyev Y, Sukhostat L. 2019. Lithological facies classification using deep convolutional neural network. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 174: 216~228.
- Kou Yu, Shi Yongmin, Li Boren, Qin Xiaoshuang, Wang Lei, Li Xiaomin. 2010&. The complex lithology rock—electricity features of volcanic rocks in Kelameili gas field. *Acta Petrologica Sinica*, 26(1): 291~301.
- Kuang Lichun, Hu Wenxuan, Wang Xulong, Wu Haiguang, Wang Xiaolin. 2013&. Research of the tight oil reservoir in the Lucaogou Formation in Jimusar Sag: Analysis of lithology and porosity characteristics. *Geological Journal of China Universities*, 19(3): 529~535.
- Le Bas M J, Streckeisen A L. 1991. The IUGS systematics of igneous rocks. *Journal of the Geological Society*, 148(5): 825~833.
- Li Chunshan, Chen Yingyi, Sun Wei. 2011&. Lithology identification method mudlogging while drilling based on element information. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 35(6): 66~70.
- Li Juan, Sun Huilan, Hou Qingxiang. 2017#. Study on rapid lithology identification method of XRD. *China Petrochem*, 10: 61~62.
- Li Shutao, Li Conghao, Kang Xudong. 2021&. Development status and future prospects of multi-source remote sensing image fusion. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 148~166.
- Liang Jiuhong, Zhang Liyan, Han Bingbing, Yang Shiliang, Li Bo, Liu Wenjing, Zhang Yanru, Chen Xiaoxiao, Guo Jing, Dong Daili. 2020&. Lithology identification and fluid evaluation techniques for the Gulong shale oil reservoirs in Songliao Basin. *Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing*, 39(3): 163~169.
- Lin Nan, Jiang Qigang, Chen Yongliang, Yang Jiajia, Cui Hanwen. 2014&. The classification of igneous rocks with QAPF based on kernel principal component SVM: A case study of Golmud area in Qinghai Province. *Acta Geoscientica Sinica*, 35(4): 487~494.
- Lin Peng, Xu Guanglu, Xu Zhenhao, Yu Tengfei, Shao Ruiqi. 2021&. Rapid identification of alteration zone based on in-situ spectral testing of rock mineral in Tunnelling. *Journal of Basic Science and Engineering*, 29(5): 1093~1107.
- Liu Aijiang, Zuo Lie, Li Jingjing, Li Rui, Zhang Wei. 2013&. Application of principal component analysis in carbonate lithology identification: a case study of the Cambrian carbonate reservoir in YH field. *Oil & Gas Geology*, 34(2): 192~196.
- Liu Baojun. 1980#. *Sedimentary Petrology*. Wuhan: Geological Press.
- Liu Chuanping, Zheng Jiandong, Yang Jingqiang. 2006&. Lithology identification of well logging for deep volcanic reservoir in Xushen gas field, *Acta Petrolei Sinica*, 27(S1): 62~65.
- Liu Ying. 2015&. Well Logging Evaluation of Volcanic Reservoirs with "the Multi Minerals Model". Wang Zhonghao. Master's Thesis of Changjiang University.
- Lu Xukang, Zhang Lanjiang, Zeng Jialing, Wang Yichen, He Wei. 2021#. Application of lithology thin section identification technique in Huizhou Depression A well. *Energy Technology and Management*, 46(5): 162~163.
- Lu Yuanfa, Li Wemxia. 2021&. Calculation method and VBA program of CIPW. *South China Geology*, 37(3): 348~360.
- Lu Yuanfa. 2004&. GeoKit—A geochemical toolkit for microsoft excel. *Geochimica*, 33(5): 459~464.
- Ma Zheng, Zhang Chunlei, Gao Shichen. 2017&. Lithology identification based on principal component analysis and fuzzy recognition. *Lithologic Reservoirs*, 29(5): 127~133.
- Mou Dan, Wang Zhuwen, Huang Yulong, Xu Shi, Zhou Dapeng. 2015&. Lithological identification of volcanic rocks from SVM well logging data: Case study in the eastern depression of Liaohu Basin. *Chinese Journal of Geophysics*, 58(5): 1785~1793.
- Rigopoulos I, Tsikouras B, Pomonis P, Hatzipanagiotou K. 2015. Assessment of the engineering behavior of ultramafic and mafic rocks using chemical indices. *Engineering Geology*, 196: 222~237.
- She Mingjun, Li Youjian, Xia Xiangcheng, Mao Xuebin. 2018&. Comparison and development direction of identifying lithology with spectrographic detection, *Mud Logging Engineering*, 29(3): 16~21.
- Singh N, Singh T N, Tiwary A, Sarkar K. 2010. Textural identification of basaltic rock mass using image processing and neural network. *Computational Geosciences*, 14(2): 301~310.
- Song Yanjie, Zhang Jianfeng, Yan Weilin, He Yingwei, Wang Deping. 2007&. A new identification method for complex lithology with support vector machine. *Journal of Northeast Petroleum University*, 31(5): 18~20+46+118~119.
- Sun Jian, Zhou Kui, Ran Xiaofeng, Li Bin. 2009&. Bayes discriminant analysis method in lithology recognition. *Journal of Oil and Gas Technology*, 31(2): 74~77.
- Wang Caifu, Wang Yongsheng, Wu Peng, Wang Zhanbin. 2019#. Predicting bedrock lithology and Jurassic distribution using heavy magnetoelectric exploration techniques. *Proceedings of the 2019 Physical Exploration Technology Symposium of the Chinese Petroleum Society*: 1006~1008.
- Wang Chao, Zhang Weigang, Yan Zhiquan. 2015&. High precision identification of igneous rock lithology by laser induced breakdown spectroscopy. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 35(9): 2463~2468.
- Wang Fangfang, Li Jingye, Chen Xiaohong. 2014&. Bayesian facies identification based on Markov-chain prior model. *Oil Geophysical Prospecting*, 49(1): 183~189.
- Wang Yajun, Wang Qijun, Chen Yu, Hu Fang, Xu Ru, Lin Qizhong.

- 2015&. A method to extract content of minerals based on measured hyperspectral data. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 35(6): 1700~1704.
- Wang Zhuwen, Liu Jinghua, Ren Li. 2009&. The method for lithology classification in geophysical well logging based on the k-means dynamic clustering analysis. *Journal of East China Institute of Technology (Natural Science)*, 32(2): 152~156.
- Wu Lixin, Chen Fangyu. 2005#. Development of modern SEM and its application in material science. *Electrical Steel*, 43(6): 36~40.
- Xi Hui, Wang Yanmei, Zhang Wenjing, Qi Linhe, Ma Mingzhe. 2020&. Analysis of application effect for formation element and mineralogy logging in tight sandstone reservoir. *Well Logging Technology*, 44(3): 288~293.
- Xie Xiaomin, Li Li, Yuan Qiuyun, Wu Fenting, Lin Jingwen, Dou Haoran. 2021&. Grain size distribution of organic matter and pyrite in Alum shales characterized by TIMA and its paleo-environmental significance. *Rock and Mineral Analysis*, 40(1): 50~60.
- Xu Delong, Li Tao, Huang Baohua, Li Na. 2012&. Research on the identification of the lithology and fluid type of foreign M oilfield by using the crossplot method. *Progress in Geophysics*, 27(3): 1123~1132.
- Xu Yuanyuan, Xie Yuanyun, Kang Chunyuan, Chi Yunping, Wu Peng, Sun Lei, Wei Zhenyu. 2022&. Drainage evolution of the Songhua river system in the Early Pleistocene; Evidence from TIMA minerals and geochemistry. *Acta Petrologica Sinica*, 57(1): 190~206.
- Xu Zhenhao, Ma Wen, Lin Peng, Shi Heng, Pan Dongdong, Liu Tonghui. 2021&. Intelligent lithology identification based on transfer learning of rock images. *Journal of Basic Science and Engineering*, 29(5): 1075~1092.
- Xu Zhenhao, Ma Wen, Lin Peng, Shi Heng, Pan Dongdong, Liu Tonghui. 2021a. Deep learning of rock images for intelligent lithology identification. *Computers and Geosciences*, 154: 104799.
- Xu Zhenhao, Shi Heng, Lin Peng, Liu Tonghui. 2021b. Integrated lithology identification based on images and elemental data from rocks. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 205(1): 108853.
- Xu Zhenhao, Ma Wen, Lin Peng, Hua Yilei. 2022. Deep learning of rock microscopic images for intelligent lithology identification; Neural network comparison and selection. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2022.05.009>.
- Xun Zhifeng, Yu Jifeng. 2008&. The application of cluster and discriminant analyses in logging lithology recognition. *Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science)*, 27(5): 10~13.
- Yan Jiayong, Zhang Kun, Qi Guang, Liu Zhendong, Zhang Yongqian, Deng Zhen. 2015#. Experiments on the application of density-magnetization inversion in 3D geological mapping. *Geological Review*, 61(S1): 409~411.
- Yan Shouxun, Zhang Bing, Zhao Yongchao, Zheng Lanfen, Tong Qingxi, Yang kai. 2003&. Summarizing the VIS—NIR spectra of minerals and rocks. *Remote Sensing Technology and Application*, 18(4): 191~201.
- Yan Wei, Wen Dejin, Wang Min, Wang Yingwei. 2011#. Recognition of volcanic lithology by cross-plot method. *Science and Technology Innovation Herald*, 13(13): 69.
- Yang Zhaoshuan, Lin Changsong, Yin Hong, Li Hao, Wang Qinglong, Xue Xueya, Gao Da. 2015&. Application of principal component analysis in carbonate lithology identification of the Ordovician Yingshan Formation in Tazhong area. *Natural Gas Geoscience*, 26(1): 54~59.
- Yin Ping, Qi Lin, Zhu Qianxia, Luo Li, Tang Jiaqiong, Ruan Cong, Zhao Lei, Liang Hong. 2017&. Application of element logging to lithologic identification of key horizons in Sichuan - Chongqing gas provinces. *Natural Gas Industry*, 37(9): 31~38.
- Zhang Chengye, Qin Qiming, Chen Li, Wang Lan, Zhao Shanshan. 2015&. Research and development of mineral identification utilizing hyperspectral remote sensing. *Optics and Precision Engineering*, 23(8): 2407~2418.
- Zhang Cuifen, Yu Jian, Hao Lina, Wang Shaojun. 2017&. Lithology extraction from synergies multi-scale texture and multi-spectra images. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 36(4): 236~243.
- Zhang Daquan, Zou Niuniu, Jiang Yang, Ma Chongyao, Zhang Shuncun, Du Shekuan. 2015&. Logging identification method of volcanic rock lithology: A case study from volcanic rock in Junggar Basin. *Lithologic Reservoirs*, 27(1): 108~114.
- Zhang Guohua, Jiao Yuyong, Ma Caixia, Wang Hao, Chen, Libiao, Tang Zhicheng. 2018. Alteration characteristics of granite contact zone and treatment measures for inrush hazards during tunnel construction - A case study. *Engineering Geology*, 235: 64~80.
- Zhang Liangpei, Shen Huanfeng. 2016&. Progress and future of remote sensing data fusion. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 1050~1061.
- Zhang Naidan. 2021#. Analysis of the dominant lithology of complex rock masses in bedrock subduction hills of the Bongor Basin, Chad. *China Petroleum and Chemical Standard and Quality*, 41(15): 87~91.
- Zhang Tao. 2008&. The research on lithology identification methods for pyroclastic rocks reservoir. Mo Xiuwen. Changchun; Master's thesis of Jilin University.
- Zhang Xiang, Xiao Xiaoling, Yan Liangjun, Hu Wenbao. 2009&. Lithologic identification based on fuzzy support vector Machines. *Journal of Oil and Gas Technology*, 31(6): 115~118.
- Zhang Ye, Li Mingchao, Han Shuai. 2018&. Automatic identification and classification in lithology based on deep learning in rock images. *Acta Petrologica Sinica*, 34(2): 333~342.
- Zhang Yifan, Fan Yu, Chen Jing, Liu Lanhai, Li Mengmeng. 2021&. Establishment of a research workflow for occurrence state of critical metal in ore concentrate powder: A case study of the cobalt-rich sulfur ore concentrate powder from the Middle—Lower Yangtze river valley Metallogenic Belt. *Acta Petrologica Sinica*, 37(9): 2791~2807.
- Zhang Ying, Pan Baozhi. 2009&. Application of SOM neural network method to volcanic lithology recognition based on principal components analysis. *Well Logging Technology*, 33(6): 550~554.
- Zhao Jian, Gao Fuhong. 2003&. Application of crossplots based on well log data in identifying volcanic lithology. *World Geology*, 22(2): 136~140.
- Zhao Ming. 2007&. Rock thin section micro-image graphic technique and its application in reservoir evaluation. *Mud Logging Engineering*, 18(3): 13~16+74~75.
- Zhao Wusheng, Tan Fulin, Wang Zhizhang, Long Shan, Dong Yanxi. 2010&. Identification of the lithology of igneous rocks in central of the Junggar Basin. *Natural Gas Industry*, 30(2): 21~25.
- Zhao Xianzheng, Pu Xiugang, Han Wenzhong, Zhou Lihong, Shi Zhannan, Chen Shiyue, Xiao Dunqing. 2017&. A new method for

lithology identification of fine grained deposits and reservoir sweet spot analysis: A case study of Kong 2 Member in Cangdong sag, Bohai Bay Basin, China. *Petroleum Exploration and Development*, 44(4): 492~502.

Zhong Yihua, Li Rong. 2009. Application of principal component analysis and least square support vector machine to lithology identification. *Well Logging Technology*, 33(5): 425~429.

Zhu Shisong, Yang Wenyi, Hou Guangshun, Lu Bibo, Wei Shipeng. 2020. An intelligent classification and recognition method for rock thin section. *Acta Mineralogica Sinica*, 40(1): 106.

Zou Qi, He Yueshun, Yang Xi, Zhang Quan. 2020. Construction of lithology identification model by well logging based on ensemble learning. *Intelligent Computer and Applications*, 10(3): 91~94.

Lithology identification: Method, research status and intelligent development trend

XU Zhenhao^{1, 2)}, MA Wen²⁾, LI Shucai^{1, 2)}, LIN Peng¹⁾, LIANG Feng^{3, 4)},
XU Guanglu²⁾, LI Shan²⁾, HAN Tao²⁾, SHI Heng¹⁾

- 1) *Geotechnical and Structural Engineering Research Center, Shandong University, Jinan, 250061;*
- 2) *China School of Qilu Transportation, Shandong University, Jinan, 250061;*
- 3) *Chinese Academy of Geological Sciences, Beijing, 100037;*
- 4) *China Deep Exploration Center, SinoProbe Center, Beijing, 100094*

Abstract: Lithology identification is basic and important for geological work. Traditional lithology identification method is overwhelmingly dependent on manual experience and geological expertise, which is time-consuming and highly professional. Besides, it is vulnerable to subjective factors, resulting in unsatisfactory accuracy. We review the traditional lithology identification methods, then summarize the latest intelligent identification methods. Finally, we detailed introduce the intelligent identification methods based on rock images, microscopic images, images and element data fusion. The accuracy of intelligent lithology identification based on images can reach more than 90%. The lithology identification based on images and element data fusion can alleviate the influence of factors on accuracy such as high image similarity and apparent characteristics of weathering damage. We deem that the current research on intelligent lithology identification is still in its infancy and cannot meet the engineering needs. Combining the advantage of various data sources and using machine learning to deeply mine the internal correlation between rock elements, minerals, spectra and apparent features is conducive to breaking through the limitation of single source information and realizing rapid and accurate lithology identification.

Keywords: lithology identification; deep learning; artificial intelligence; fusion identification; image identification

Acknowledgements: We would like to appreciate the financial support from the National Science Fund for Excellent Young Scholars (No. 52022053), the National Natural Science Foundation of China (No. 52009073), and the Science Fund for Distinguished Young Scholars of Shandong Province (No. ZR201910270116)

First author: XU Zhenhao, male, born in 1985, doctor, professor, is mainly engaged in the research on identification and prediction of adverse geology in tunneling and underground engineering, prevention and control of disaster; Email: zhenhao_xu@sdu.edu.cn

Corresponding author: LIN Peng, male, born in 1989, doctor, associate researcher, mainly engaged in the research of adverse geological identification of tunnel and underground engineering; Email: sddxytlp@sdu.edu.cn

Manuscript received on: 2022-03-10; Accepted on: 2022-08-01; Network published on: 2022-08-20
Doi: 10. 16509/j. georeview. 2022. 08. 101

Edited by: LIU Zhiqiang

