doi: 10.3969/j.issn.1005-7854.2026.02.009
引用格式：王名越，肖仪武，张钰，方明山，张聿隆. 烧结矿显微图像自动分析技术进展[J]. 矿冶，2026，35(2)：240-249.
WANG Mingyue, XIAO Yiwu, ZHANG Yu, FANG Mingshan, ZHANG Yulong. Progress in automatic analysis technology for sinter microstructure images[J]. Mining and Metallurgy, 2026, 35(2): 240-249.

烧结矿显微图像自动分析技术进展

王名越[1,2] 肖仪武[1,2] 张 钰[1,2] 方明山[1,2] 张聿隆[1,2]
（1. 矿冶科技集团有限公司，北京 100160；
2. 矿物加工科学与技术全国重点实验室，北京 102628）

摘 要：烧结矿的矿相组成与微观结构直接影响其强度、还原性、透气性等关键性能，从而决定高炉运行的稳定性与效率。由于烧结矿在高温反应和复杂物相演变过程中形成了多矿相共存、边界模糊、颜色连续变化及结构多尺度叠加等显微特征，传统依赖扫描电子显微镜（SEM）和偏光显微镜的人工识别方法在定量化、效率和重复性方面均受到明显限制。为满足工业质量控制对高效率与可重复定量的需求，基于计算机图像处理的显微图像自动分析技术逐步成为重要研究方向。本文系统梳理了烧结矿显微图像自动分析技术的研究进展，从矿相识别与显微结构表征两个层面，总结了色彩阈值分割、模糊C均值聚类、区域生长、分水岭变换、统计假说检测、多重分形分析及形态学处理等传统方法的技术原理、应用场景及典型识别效果。研究表明：阈值分割可有效处理磁铁矿与赤铁矿等色差较明显的分割任务，但在矿相颜色受固溶体成分影响而发生漂移时精度显著下降；区域生长与模糊聚类在弱边界与过渡区域处理中具有一定优势，但对参数选择与种子点设置较为敏感；统计判别方法能够识别网孔状、针板状等特征结构，但普遍依赖人工规则，难以适应多样化样品；分形理论可用于孔隙结构复杂性的定量表征，但计算量较大且对前处理质量敏感。综合来看，传统方法在单一或规则特征条件下表现稳定，但面对烧结矿多尺度、多形态及高噪声的复杂显微图像时，泛化能力与鲁棒性仍受限制。在此基础上，本文进一步讨论了以样本学习为基础的图像分析方法在该领域的应用进展与发展方向。相关研究显示，此类方法能够从样本数据中形成更具自适应性的判别特征，在处理颜色波动、弱边界、复杂纹理及同类矿相形态差异方面具有潜力，为纤维状、板状铁酸钙、骸晶状赤铁矿等典型矿相结构的自动识别提供了新的技术路径。未来研究可围绕多来源图像数据集建设、矿物学先验约束的引入、显微结构与宏观性能的关联建模以及现场在线分析等方向推进，为烧结过程的数字化与智能化提供支撑。

关键词：烧结矿；显微图像自动分析；矿相识别；矿相结构；人工智能
中图分类号：P618；TF4 **文献标志码：**A **文章编号：**1005-7854（2026）02-0240-10

Progress in automatic analysis technology for sinter microstructure images

WANG Mingyue[1,2] XIAO Yiwu[1,2] ZHANG Yu[1,2] FANG Mingshan[1,2] ZHANG Yulong[1,2]
(1. BGRIMM Technology Group, Beijing 100160, China;
2. State Key Laboratory of Science and Technology of Mineral Processing, Beijing 102628, China)

Abstract: The mineralogical composition and microstructure of sinter directly influence its key properties such as strength, reducibility, and permeability, which in turn determine the stability and efficiency of blast furnace operation. Due to the complex microstructural characteristics of sinter formed during high-temperature reactions and multi-phase evolution—including the coexistence of multiple mineral phases, blurred boundaries, continuously varying colors, and multi-scale structural superposition—traditional manual identification methods relying on scanning electron microscopy (SEM) and polarizing microscopy are significantly limited in terms of quantification,

收稿日期：2024-10-28 **修回日期：**2024-12-20 **录用日期：**2025-02-06
基金项目：矿冶科技集团青年科技创新基金资助项目(04-2370)
第一作者：王名越，硕士，工程师，研究方向为人工智能技术在岩石学、矿物学、结晶学领域的应用。E-mail：wangmingyue@bgrimm.com
通信作者：肖仪武，硕士，正高级工程师；E-mail：xywkl@sina.com
©Mining and Metallurgy Editorial Department 2026. This is an open access article under the CC-BY-NC-ND 4.0 License.

efficiency, and repeatability. To meet the industrial demand for high efficiency and repeatable quantification in quality control, automated micro-image analysis technology based on computer image processing has gradually become an important research direction. This paper systematically reviews the research progress in automatic analysis technology for sinter microstructure images. It summarizes the technical principles, application scenarios, and typical recognition outcomes of traditional methods for mineral phase identification and microstructure characterization, including color threshold segmentation, fuzzy C-means clustering, region growing, watershed transformation, statistical hypothesis testing, multifractal analysis, and morphological processing. Studies indicate that threshold segmentation can effectively handle tasks with distinct color differences, such as separating magnetite and hematite, but its accuracy significantly decreases when mineral phase colors shift due to solid solution composition effects. Region growing and fuzzy clustering offer certain advantages in handling weak boundaries and transitional regions, but they are sensitive to parameter selection and seed point settings. Statistical discriminant methods can identify characteristic structures like reticular or needle-plate morphologies, but they generally rely on manually defined rules, making them difficult to adapt to diverse samples. Fractal theory can be used for the quantitative characterization of pore structure complexity, but it involves high computational costs and is sensitive to preprocessing quality. Overall, while traditional methods perform stably under single or regular feature conditions, their generalization capability and robustness remain limited when faced with the complex microstructure images of sinter, characterized by multi-scale features, diverse morphologies, and high noise levels. Building on this, the paper further discusses the application progress and development directions of sample learning-based image analysis methods in this field. Related research shows that such methods can form more adaptive discriminant features from sample data, showing potential in handling color fluctuations, weak boundaries, complex textures, and morphological variations within the same mineral phase. They offer new technical pathways for the automatic identification of typical mineral structures such as fibrous/plate-like calcium ferrites and skeletal hematite. Future research may focus on constructing multi-source image datasets, introducing mineralogical prior constraints, establishing models linking microstructure to macroscopic properties, and developing on-site online analysis, thereby supporting the digitization and intelligentization of the sintering process.

Key words: sinter; automatic microstructure image analysis; mineral phase identification; mineral phase structure; artificial intelligence

我国作为全球最大的钢铁生产与消费国，钢铁工业一直是国家经济的重要支柱[1-5]。烧结矿是高炉冶炼的主要原料之一，其矿相组成与微观结构直接决定着烧结矿的强度、还原性及透气性等关键性能，进而影响高炉运行的稳定性和最终钢铁产品的质量[6]。因此，对烧结矿的矿相与显微结构进行准确、系统的分析，长期以来是钢铁工业质量控制的核心环节之一。

烧结矿是一种多矿物复合体系，主要包含磁铁矿（Fe_3O_4）、赤铁矿（Fe_2O_3）、铁酸钙（如$CaO•Fe_2O_3$、$2CaO•Fe_2O_3$等）以及硅酸盐（铁橄榄石、钙铁橄榄石等）等多种物相，显微结构呈现出多相共存、边界交错、形貌多样等复杂特征[7,8]。目前，烧结矿的矿相分析主要依赖于扫描电子显微镜（SEM）和偏光显微镜。SEM具备高分辨率，并可结合能谱分析（EDS）实现成分测定，在特定矿相鉴别方面具有显著优势[9]。然而，由于烧结矿中各物相化学组成相近、原子序数差异较小，尤其在磁铁矿与赤铁矿交织区域，其灰度或色彩对比微弱，导致SEM图像中相界往往模糊难辨。偏光显微镜虽可借助光学性质（如反射率与干涉色）区分部分矿相，但仍难以有效处理因固溶体形成、腐蚀作用以及多尺度结构叠加所引起的颜色连续过渡、边界不清及纹理混杂等问题。这类复杂性使得传统人工识别方法不仅效率低下，且结果易受操作者主观经验影响，难以实现高重复性与定量化的分析要求。

近年来，随着计算机图像处理技术与统计学习方法的持续进步，基于数字图像的烧结矿显微结构自动分析逐渐展现出工程应用潜力。自动化识别方法有望大幅提升分析效率与结果客观性，从而为烧结工艺优化、质量精准控制与生产成本降低提供关键技术支撑。为此，本文系统综述烧结矿显微图像

中矿相识别与结构特征提取的研究进展，重点阐述传统图像处理方法的适用条件与局限，并探讨以人工智能为代表的数据驱动方法在复杂矿相分析中的应用现状与发展前景。通过系统梳理各类方法的原理、应用场景及典型效果，以期为烧结矿自动分析与智能评价技术的进一步发展提供参考，并为推动钢铁工业的数字化与智能化转型奠定基础。

1 传统图像分析技术

烧结矿显微图像通常呈现多矿相共存、颜色连续渐变、边界模糊及多尺度结构叠加等典型特征，这些复杂性给显微图像的自动分析带来了显著挑战。在人工智能技术广泛应用之前，研究者主要基于计算机图像处理与统计分析技术，对显微图像中的矿相分布与结构特征进行自动识别与定量分析。从分析目标来看，传统图像分析方法主要包括两类：一是以实现不同矿相类型区分为目的的矿相识别方法，二是以刻画矿相内部或矿相间结构特征为核心的结构分析方法，例如孔隙形态、纹理结构与连通性等。这两类方法虽侧重点不同，但共同构成了烧结矿显微图像自动分析的基础技术体系。本文将依据技术原理，系统综述传统方法在烧结矿显微图像自动分析中的应用。

1.1 基于色彩统计的阈值分割方法

基于色彩统计的阈值分割方法是烧结矿显微图像自动分析中应用较早、实现较为简单的一类技术。该方法利用不同矿相在反射光下所呈现的反射率与反射色差异，通过对显微图像的灰度或RGB色彩分布进行统计分析，设定分割阈值，实现不同矿相区域的区分。因其计算复杂度低、流程清晰，阈值分割在早期烧结矿矿相自动识别研究中得到了广泛应用。根据阈值设定方式，可分为静态阈值分割与动态阈值分割两类。

1.1.1 静态阈值分割

静态阈值分割假定整幅图像的光照与灰度分布一致，通过全局灰度直方图或RGB分布的一次性分析确定单一阈值，进而划分不同矿物区域。如基于期望最大化（EM）算法，对烧结矿显微图像的红、绿、蓝三通道及灰度直方图进行统计分析，利用高斯混合模型拟合各通道的概率密度分布。在此基础上，提取代表不同矿相（高亮度赤铁矿、中亮度磁铁矿、中亮度铁酸钙、低亮度硅酸盐、低亮度黏结相）的高斯分布峰，并据此确定最优分割阈值。基于这些阈值，可实现原始图像中赤铁矿、磁铁矿、铁酸钙、硅酸盐及黏结相等区域的自动分割，并可统计其面积以计算矿相含量[10]。直接基于RGB三通道的色彩统计特性，建立了烧结矿中磁铁矿、铁酸钙、赤铁矿、硅酸盐、玻璃相及孔洞等矿物相的RGB范围，结合不同放大倍数（矿相分析采用100~200倍，孔隙识别采用50倍）进行阈值分割，实现了显微图像中主要矿相的自动分类[11]。在磁铁矿与赤铁矿的分割中同样采用RGB色彩阈值方法（图1）。在阈值分割前，通过图像锐化、亮度与对比度校正等预处理步骤，并对图像边缘进行裁剪以减少照明不均与图像拼接引入的误差，从而有效提升矿相分割的稳定性与准确性[12]。

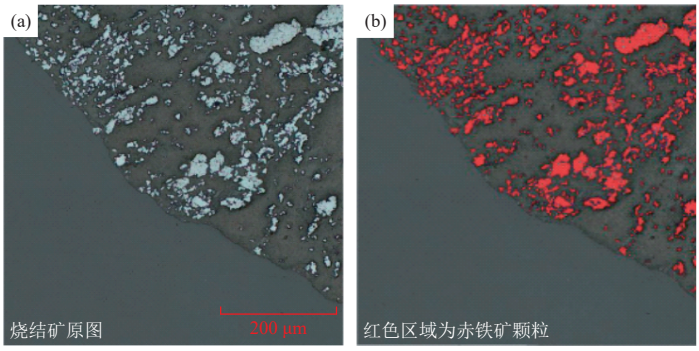


图1 RGB色彩阈值方法分割赤铁矿[12]

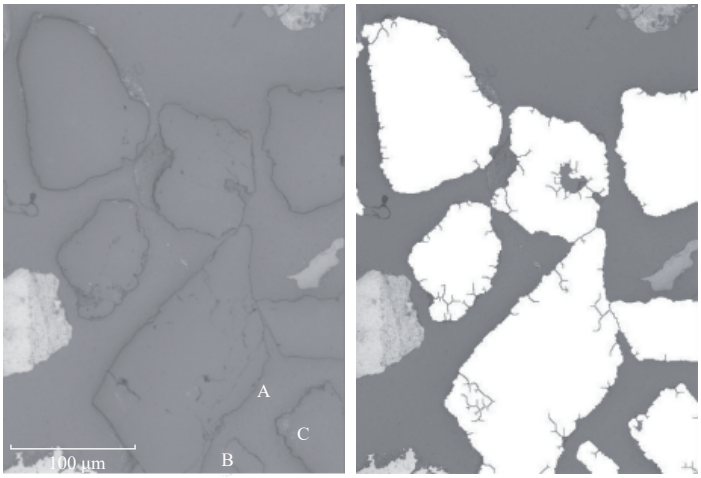
Fig. 1 Hematite segmentation using the RGB color thresholding method[12]

总体而言，静态阈值方法对原料组成简单、矿相色差显著的样品具有较好效果。然而，当矿相因固溶体成分变化导致反射颜色发生显著漂移时，固定阈值难以适应局部变化，其识别精度与泛化能力会明显下降。

1.1.2 动态阈值分割

针对显微图像中光照不均、局部灰度变化显著及边界模糊等问题，研究者进一步发展了动态阈值分割方法。该方法通过在局部区域内自适应调整阈值，使分割过程能够更好地适应图像中复杂的灰度分布特

征。POLIAKOV等[13]指出，在烧结矿显微图像中，石英与环氧树脂的反射率相近，基于单一灰度阈值的分割难以准确区分二者。为此，通过选用折射率更适宜的环氧树脂，增大树脂与石英之间的折射率差异，使石英边界在图像中更为突出。在此基础上，采用低通滤波和基于局部灰度直方图的动态阈值方法对石英进行初步分割，并经过多轮阈值试验与结果清理，显著提升了石英边界的识别效果（图2）。在孔隙识别中，DONSKOI等[14]同样采用了基于动态灰度阈值的策略，将孔洞从矿物相中初步分离。研究表明，相较于静态阈值方法，动态阈值在弱对比度区域和局部灰度变化显著的情况下能够获得更稳定的初始分割结果。



(a)原始图像，区域A，B和C与环氧树脂的主体没有接触　(b)自动确定的非环氧树脂，显示为白色

图2　低滤波方法识别石英边界[13]

Fig. 2　Quartz boundary detection using low filtering[13]

总体而言，动态阈值分割方法在处理石英边界、孔隙区域及局部对比度明显的结构时具有优势，是对静态阈值分割的重要补充。然而，该方法仍依赖于颜色或灰度特征，当矿相呈现多色性或颜色连续变化时，其识别能力依然受限。

1.2　基于几何与拓扑的数学形态学方法

数学形态学方法以图像的几何结构与拓扑关系为基础，通过结构元素对图像进行膨胀、腐蚀、开闭运算、骨架提取及分水岭变换等操作，实现区域分割、边界增强和结构特征提取。在烧结矿显微图像自动分析中，形态学方法不仅用于矿相分割的后处理，还广泛应用于孔隙识别、结构连通性分析以及赤铁矿、铁酸钙等矿相结构的表征。

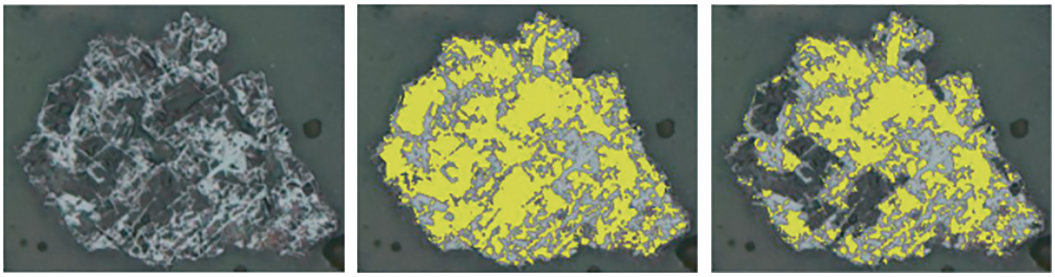
1.2.1　分水岭算法

分水岭算法基于图像灰度的拓扑结构，将灰度视为“地形高度”，通过模拟水流汇集过程划分“流域”并确定区域边界。由于高度依赖梯度信息，该方法对噪声与纹理变化极为敏感，易产生过度分割。范晓慧等[15]将其应用于烧结矿显微图像后指出，分水岭算法能有效细化矿相边界，但在灰度波动与纹理复杂的样品中会产生大量冗余区域，因此更适合作为辅助性边界检测手段，而非直接用于矿相分割。

1.2.2　形态学滤波与结构运算

形态学滤波通过结构元素对图像进行膨胀、腐蚀、开闭运算及骨架提取等处理，可实现区域平滑、连通性增强、孔隙修补与结构强化。在烧结矿显微图像分析中，该类方法主要用于弱边界增强、孔洞结构提取及典型矿相形态特征的识别。

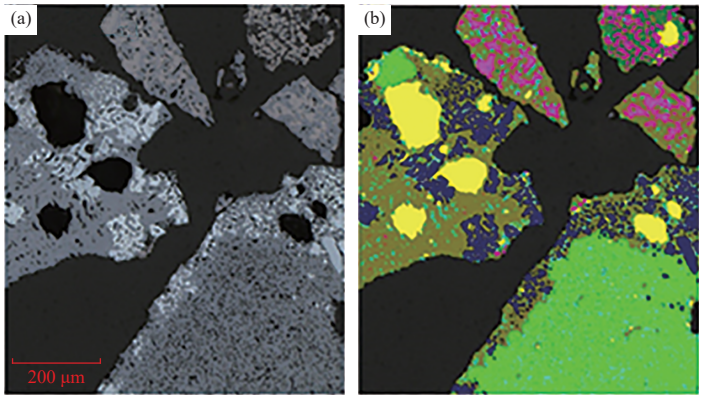
在孔隙识别方面，DONSKOI等[14]在阈值分割获得孔隙候选区域后，引入形态学运算并结合几何约束对候选区域进行筛选，有效区分了矿物颗粒内部的真实孔洞与与树脂连通的伪孔隙（图3），从而提高了孔隙度与矿物密度计算的准确性。在复合铁酸钙（SFCA）结构识别中，DONSKOI等利用致密相与不同铁酸钙在孔隙度、连通性和裂纹特征方面的差异，构建了基于形态学操作的分割流程[16-19]。研究通过膨胀操作消除细小裂隙和噪声，再采用较强腐蚀与二次膨胀恢复矿物主体轮廓，从而区分多孔且反射较暗的针状SFCA与较为致密的SFCA区域（图4）[19]。在石英边界识别中，POLIAKOV等[13]在动态阈值分割的基础上，采用膨胀与细化相结合的操作闭合局部边界断点，生成单像素宽度的边界线（图5），为后续基于面积和形状参数的定量分析提供了结构精确连续的边界描述。



(a)原始颗粒，孔隙度未被识别　(b)孔隙度完全被识别　(c)内部孔隙度被识别，与环氧树脂相连的孔隙度未被识别

图3　赤铁矿矿相中孔隙识别结果[14]

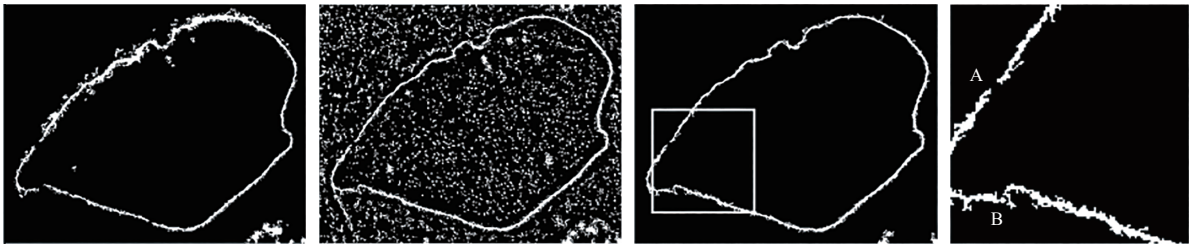
Fig. 3　Pore detection results in hematite mineral phases[14]



注：(b)由Mineral4软件生成的图(a)中图像生成识别图：原生赤铁矿-浅蓝色，次生赤铁矿-深蓝色，磁铁矿-洋红色，板状铁酸钙-浅绿色，致密铁酸钙-橄榄绿色，玻璃质-深绿色，硅酸钙-青色，颗粒内的孔隙和环氧树脂。

图4　密集区域的SFCA和针状SFCA[19]

Fig. 4　Dense regions of SFCA and acicular SFCA[19]



(a)颜色阈值　(b)动态阈值　(c)清理后的动态阈值　(d)用A和B标记的颗粒边界的中断

图5　烧结矿中石英边界系列测试结果[13]

Fig. 5　Series of threshold-based tests for quartz in sinter[13]

1.3　基于聚类与区域一致性的图像分割

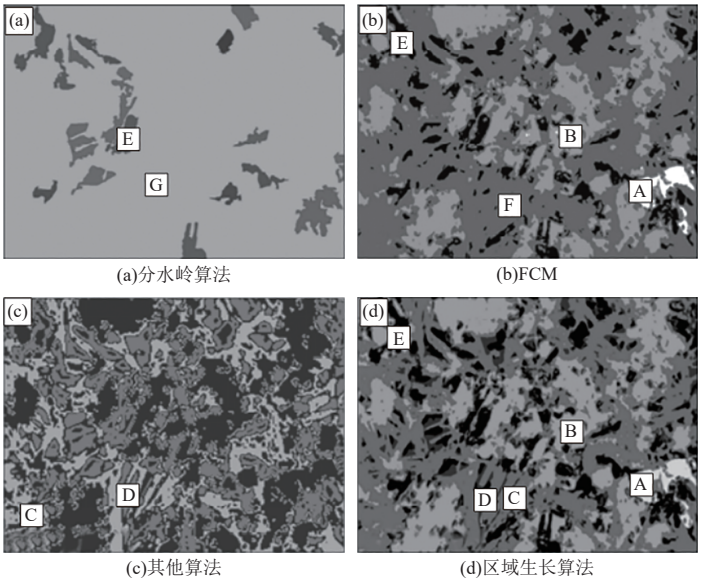
基于统计学习与聚类的分割方法通过构建像素或区域在特征空间中的统计模型，实现对不同矿相或结构类型的自动划分，在烧结矿显微图像的矿相与结构识别中发挥了重要作用。

1.3.1　模糊C均值聚类方法

模糊C均值（Fuzzy C-Means，FCM）聚类是一种典型的软聚类方法，每个像素对不同类别具有不同的隶属度，可有效处理边界模糊、过渡区域较多的图像[20]。范晓慧等[15]在实验中使用FCM算法对烧结矿的显微矿相进行分割，研究表明，FCM在识别赤铁矿、磁铁矿及孔洞等相时，能够较好地刻画矿相之间的过渡区域。但由于FCM通过迭代优化实现，计算量较大，处理速度相对较慢。

1.3.2　区域生长方法

区域生长方法利用图像在空间域中的邻域一致性，从一个或多个种子点出发，依据灰度、纹理等相似性准则逐步扩展区域，直至满足停止条件。范晓慧等[15]对区域生长、FCM与分水岭算法进行了比较（图6），发现区域生长在处理复杂结构与弱边界样品



(a)分水岭算法 (b)FCM

(c)其他算法 (d)区域生长算法

注：A—赤铁矿，纯白色(图(b)和(d))；B—磁铁矿，浅灰色(图(b)和(d))；C—铁酸钙，灰色((c)和(d))；D—硅酸盐，深灰色((c)和(d))；E—孔洞(图(a)，(b)和(d))；F—铁酸钙+硅酸盐，灰色(图(b))；G—整体矿物组成(图(a))。

图6 不同方法识别结果对比[15]

Fig. 6 Comparison of recognition results obtained by different methods[15]

时具有较好的适应性，且计算效率较高，适合作为阈值分割或聚类分割的补充模块。然而，由于该方法对种子点选择较为敏感，在存在噪声或局部灰度变化时容易产生区域“泄漏”，因此常需与形态学约束或边缘检测技术结合使用。

1.4 基于统计判别的结构识别

1.4.1 统计假设检验法

针对烧结矿显微图像中广泛存在的周期性纹理与定向结构，学者提出了一系列结合统计特征与几何形态的纹理识别方法。

游劲敏等[21]最早构建了基于统计假设检验的网孔状纹理识别算法。该方法将图像划分为多个局部区域，计算每个区域的灰度直方图，并与训练样本的经验直方图进行统计匹配，以判断该区域是否属于网孔纹理类别。为提高在灰度分布不均衡条件下的识别鲁棒性，该方法进一步引入区域加权策略，对差异较大的区域赋予更高权重，从而增强了纹理分类的稳定性与准确性（图7）。

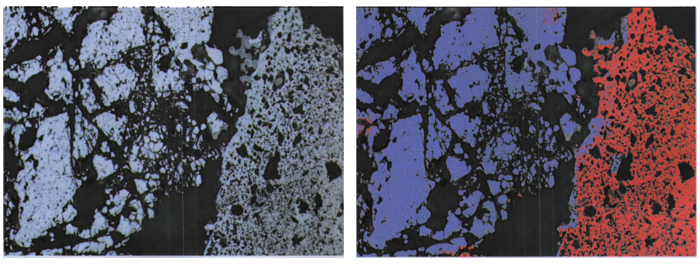


图7 网孔纹理识别结果[21]

Fig. 7 Recognition results of reticular texture[21]

针对针板状纹理具有明显方向性与细长结构的特点，游劲敏[22]进一步提出了由Sobel边缘检测、骨架提取与Hough变换组成的结构化识别流程。该方法首先利用Sobel算子强化线性边缘，再通过骨架提取获得纹理的细化表示，最后利用Hough变换检测具有特定长度与方向的线段，从而实现对针板状结构的自动识别（图8）。该组合方法充分利用了纹理的梯度特征、连通性信息与几何方向性，对具有规则排列结构的矿相纹理具有良好的识别效果，为复杂纹理的定量分析提供了有效且可解释的技术路径。

1.4.2 监督学习法

监督学习方法作为统计学习的重要组成部分，通过利用已知样本学习不同矿相或结构类别在特征空间中的统计差异，构建稳健的判别模型，实现复杂

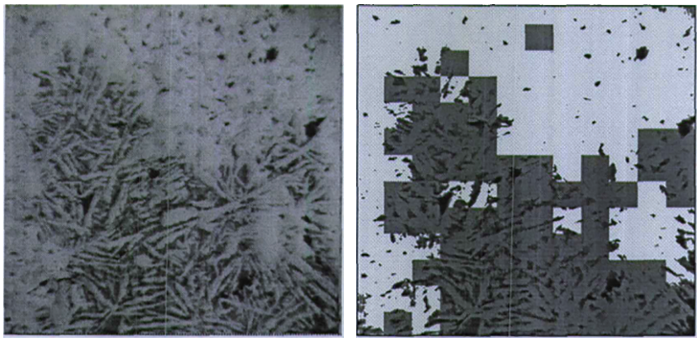


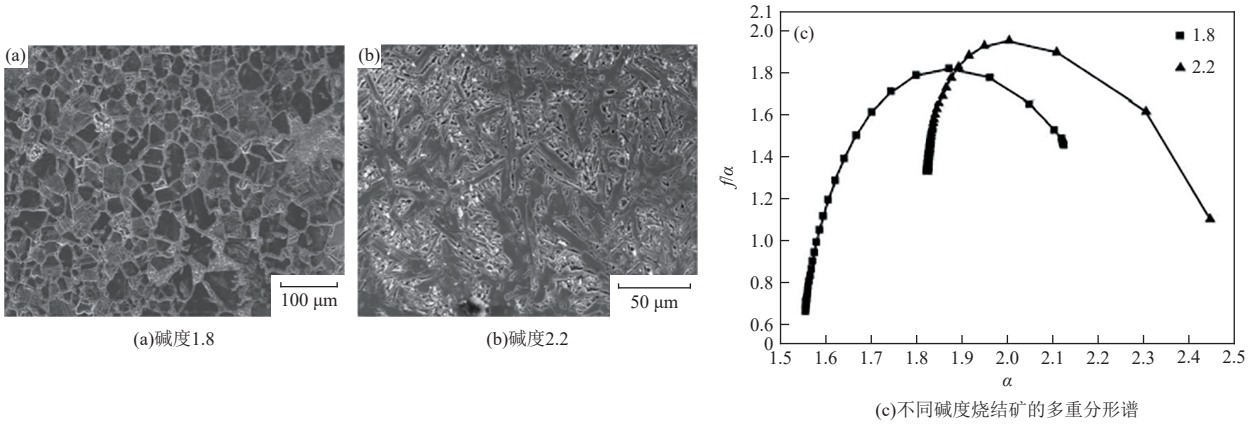
图8 针板状纹理识别结果[22]

Fig. 8 Recognition results of needle-plate textures[22]

结构的自动识别。在烧结矿显微图像分析中，可将支持向量机（SVM）应用于次生骸晶状菱形赤铁矿与原生赤铁矿的识别[23]，这两种结构在灰度上高度相似，难以通过阈值分割或聚类方法区分，但在晶形保持程度、骸晶骨架结构及边缘形态等方面具有可量化的统计差异。研究通过提取相关形态学特征并构建训练样本，使SVM能够学习两类赤铁矿的最优分类超平面，从而实现对于骸晶状菱形赤铁矿与残存原生赤铁矿的有效识别。实验结果表明，该方法具有较高的重复性和稳定性，能够弥补传统基于灰度或色彩规则方法的不足，尤其适用于“同色异形”或结构主导型矿相的识别任务。

1.5 基于多尺度结构描述的分析方法

多重分形理论能够从多尺度视角刻画烧结矿孔隙结构的复杂性与不均匀性，是一种适用于复杂显微结构表征的统计分析方法。崔志敏等[24]引入多重分形理论，对烧结矿显微结构进行多尺度统计分析。首先通过阈值设置区分烧结矿孔洞与其他矿物相，使处理后的图像准确反映孔隙分布（图9）。随后，在图像上覆盖一系列正方形网格，计算每个网格中孔隙占据的概率，并基于该概率计算奇异性指数α、配分函数$\chi q(\varepsilon)$和分形维数$f(\alpha)$。通过这些参数拟合曲线，可分析烧结矿孔洞的多重分形特性。多重分形谱的宽度$\Delta\alpha$以及最大、最小概率子集维数之差Δf等参数，能够定量表征孔隙结构的复杂性与不均匀性。$\Delta\alpha$越大，表明孔隙结构起伏程度越高，结构越不均匀；Δf则反映了孔洞类型以宏观孔隙还是微孔隙为主。多重分形分析的优势在于其良好的多尺度适应性与结构表征能力，但其结果依赖于前期阈值分割的质量，对噪声与图像质量较为敏感，且无法直接实现矿相分割，主要适合作为结构复杂性评价与性能预测的辅助工具。



(a)碱度1.8　(b)碱度2.2　(c)不同碱度烧结矿的多重分形谱

图9 烧结矿二值化图像与不同碱度烧结矿的多重分形谱[24]

Fig. 9 Binarized images of sinter and multifractal spectra of sinter with different basicities[24]

综上，传统图像分析方法已在烧结矿显微图像自动分析中形成较为完整的技术体系，在矿相识别与结构表征方面均取得一定进展。然而，这些方法普遍依赖人工设定的规则与参数，在显微结构高度复杂、样品差异显著的条件下，其稳定性与可迁移性仍然有限。

2 人工智能技术在烧结矿显微图像自动分析中的应用前景

近年来，基于样本学习的图像分析方法在语义分割、目标检测、纹理识别与复杂结构表征等任务中发展迅速，为显微图像自动分析提供了新的技术路径[25-27]。与依赖固定阈值、边缘规则或纹理描述符的传统方法相比，此类方法通过对大量样本进行训练，能够形成更具自适应性的判别特征表达，从而在跨样品、跨成像条件的情况下保持较好的稳定性与鲁棒性。在方法实现上，卷积特征提取、多尺度特征融合、注意力机制以及生成对抗网络等结构设计[28,29]，可在一定程度上提升对弱对比度、颜色波动、边界模糊与结构多样等复杂场景的处理能力。

对于烧结矿显微图像而言，矿相颜色随成分变化波动显著，且常伴随包裹、溶蚀、交错连生等弱边界结构；同时，纹理尺度跨度大、同一矿相形态差异明显，使得基于固定规则的方法难以长期稳定适用。已有研究表明，基于学习的方法能够从大量显微图像中提取层次化特征，对细微色差、复杂纹理与多尺度结构具有较强的表征能力[30]，从而为纤维状铁酸钙、板状铁酸钙、骸晶状磁铁矿以及原生与次生赤铁矿等典型结构的自动识别提供技术支撑。

尽管如此，面向烧结矿的学习型显微图像分析仍面临数据来源差异大、标注体系不统一、评价指标与工程需求脱节等问题。后续研究可围绕多来源高质量数据集的构建、矿物学先验知识的引入、结构特征与冶金性能的关联建模，以及现场在线分析与过程控制等方向展开，以提升方法的工程适配性与实际应用价值。

3 结论

烧结矿显微图像的自动分析是实现烧结过程数字化与智能化的重要基础。本文系统回顾了该领域的主要传统方法，包括阈值分割、聚类分析、区域生长、统计特征提取及形态学处理等。研究表明，这些方法在处理色差明显、结构规则的矿相时具有较好效果，但在应对烧结矿多相共存、边界模糊、颜色渐变及结构尺度差异显著等复杂特征时，其规则依赖性强、泛化能力弱、对噪声敏感、自动化程度有限等局限性日益凸显，难以满足现代钢铁工业对高精度、高效率与高鲁棒性自动识别的需求。

近年来，以深度学习为代表的人工智能技术展现出强大优势，其通过多层次特征学习，在复杂纹理建模、多尺度结构表征和弱边界识别方面表现出卓越潜力。现有研究已初步验证了深度学习方法在烧结矿矿相分类、典型结构识别及微观特征量化方面的有效性，为突破传统方法的识别瓶颈提供了新的技术路径。

未来，该领域研究可着重从以下方面推进：

1）构建覆盖多工艺、多来源、多制样条件的高质量标准化图像数据集，增强模型在不同工业场景下的泛化能力；

2）将矿物学先验知识与深度学习模型深度融合，提升模型的可解释性和物理一致性；

3）建立显微结构特征与宏观冶金性能之间的量化关联模型，实现基于图像的质量预测与工艺优化；

4）推动技术体系从实验室离线分析向工业现场在线监测与智能调控延伸，提升工程适用性和实时决策支持能力。

参考文献

[1] 刘清梅, 张福明. 钢铁工业减碳与CO_2资源化利用技术的研究进展[J]. 钢铁, 2024, 59(2): 13-24.
LIU Q M, ZHANG F M. Research progress on carbon reduction and CO_2 resource utilization technology in the iron and steel industry[J]. Steel, 2024, 59(2): 13-24.

[2] 林伯强, 刘希颖. 中国城市化阶段的碳排放：影响因素和减排策略[J]. 经济研究, 2010, 45(8): 66-78.
LIN B Q, LIU X Y. Carbon emissions in China's urbanization stage: influencing factors and emission reduction strategies[J]. Economic Research, 2010, 45(8): 66-78.

[3] 王玥, 汤盼盼. 低碳经济与中国经济发展模式转型[J]. 中国市场, 2023(31): 30-33.
WANG Y, TANG P P. Low-carbon economy and the transformation of China's economic development model[J]. China Market, 2023(31): 30-33.

[4] 张家林, 樊俊, 秦媛. 我国关键矿产勘查增储的科技应对策略[J]. 有色金属工程, 2021, 11(5): 102-109.
ZHANG J L, FAN J, QIN Y. Scientific and technological strategies for increasing reserves of key mineral resources exploration in China[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2021, 11(5): 102-109.

[5] 张思芮. 双循环新发展格局下中国工业高质量发展研究[J]. 有色金属工程, 2023, 13(9): 179.
ZHANG S R. Research on high-quality development of China's industry under the dual-circulation new development pattern[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2023, 13(9): 179.

[6] 郭兴敏, 朱利, 李强, 等. 高碱度烧结矿的矿物组成与矿相

结构特征[J]. 钢铁, 2007(1): 17-19, 49.
GUO X M, ZHU L, LI Q, et al. Mineral composition and microstructure characteristics of high-basicity sinter[J]. Steel, 2007(1): 17-19, 49.

[7] 赵忠花. 铁矿烧结矿矿相显微图像识别系统的研究与开发[D]. 长沙: 中南大学, 2010.
ZHAO Z H. Study and development of microstructure image recognition system for iron ore sinter[D]. Changsha: Central South University, 2010.

[8] 韩秀丽, 杜亮, 陈前冲, 等. 赤铁矿型烧结矿中不同形态铁酸钙形成规律研究[J]. 烧结球团, 2021, 46(5): 1-7.
HAN X L, DU L, CHEN Q C, et al. Study on the formation mechanism of different morphologies of calcium ferrites in hematite-type sinter[J]. Sintering and Pelletizing, 2021, 46(5): 1-7.

[9] 陈佳妮. 矿物微区分析中透射电镜测试技术的应用[J]. 高校地质学报, 2021, 27(3): 356-365.
CHEN J N. Application of transmission electron microscopy in micro-area mineral analysis[J]. Journal of Geology in Universities, 2021, 27(3): 356-365.

[10] 宝山钢铁股份有限公司, 复旦大学. 烧结矿主要矿物相自动识别方法: 200610030318.X[P]. 2008-02-27.
Baoshan Iron & Steel Co., Ltd., Fudan University. Automatic identification method of major mineral phases of sinter: 200610030318.X[P]. 2008-02-27.

[11] 王航民. 利用光学显微镜进行烧结矿矿相的分析[J]. 理化检验(物理分册), 2015, 51(5): 332-336.
WANG H M. Analysis of sinter mineral phases using optical microscopy[J]. Physical and Chemical Testing (Physical Section), 2015, 51(5): 332-336.

[12] DONSKOI E, SUTHERS S, CAMPBELL J, et al. Modelling and optimization of hydrocyclone for iron ore fines beneficiation-using optical image analysis and iron ore texture classification[J]. International Journal of Mineral Processing, 2008, 87(3): 106-119.

[13] POLIAKOV A, DONSKOI E. Automated relief-based discrimination of non-opaque minerals in optical image analysis[J]. Minerals Engineering, 2014, 55: 111-124.

[14] DONSKOI E, POLIAKOV A, MANUEL R J, et al. Novel developments in optical image analysis for iron ore, sinter and coke characterisation[J]. Applied Earth Science, 2015, 124(4): 227-244.

[15] 范晓慧, 赵忠花, 陈许玲, 等. 烧结矿矿相显微图像识别及系统开发[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2011, 42(10): 2893-2897.
FAN X H, ZHAO Z H, CHEN X L, et al. Microstructure image recognition and system development for sinter mineral phases[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2011, 42(10): 2893-2897.

[16] DONSKOI E, POLIAKOV A, HOLMES R, et al. Iron ore textural information is the key for prediction of downstream process performance[J]. Minerals Engineering, 2016, 86: 10-23.

[17] DONSKOI E, MCELWAIN S L D, WIBBERLEY J L. Estimation and modeling of parameters for direct reduction in iron ore/coal composites: Part Ⅱ. Kinetic parameters[J]. Metallurgical and Materials Transactions B, 2003, 34(2): 255-266.

[18] DONSKOI E, RAYNLYN T, POLIAKOV A. Image analysis estimation of iron ore particle segregation in epoxy blocks[J]. Minerals Engineering, 2018, 120: 102-109.

[19] DONSKOI E, SARATH H, ROBERT J M, et al. Automated optical image analysis of iron ore sinter[J]. Minerals, 2021, 11(6): 562. DOI: 10.3390/min11060562.

[20] KHALILIA A M, BEZDEK J, POPESCU M, et al. Improvements to the relational fuzzy c-means clustering algorithm[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(12): 3920-3930.

[21] 游劲敏, 李咸伟, 沈红标, 等. 矿物显微图像中网孔状及针板状成分识别方法研究[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(11): 1690-1694.
YOU J M, LI X W, SHEN H B, et al. Recognition method of reticular and needle-plate components in mineral microscopic images[J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(11): 1690-1694.

[22] 游劲敏. 数字图像处理和模式识别技术在烧结矿分析中的应用研究[D]. 上海: 复旦大学, 2008.
YOU J M. Application of digital image processing and pattern recognition in sinter analysis[D]. Shanghai: Fudan University, 2008.

[23] 宝山钢铁股份有限公司, 复旦大学. 自动识别区分骸晶状菱形赤铁矿与残存赤铁矿的方法: 200610118802.8[P]. 2010-05-12.
Baoshan Iron & Steel Co., Ltd., Fudan University. Automatic identification method for distinguishing skeletal rhombohedral hematite and relict hematite: 200610118802.8[P]. 2010-05-12.

[24] 崔志敏, 张玉柱, 张庆军, 等. 多重分形软件在烧结矿显微结构中的应用[J]. 物理测试, 2015, 33(3): 54-58.
CUI Z M, ZHANG Y Z, ZHANG Q J, et al. Application of multifractal software in the microstructures of sinter[J]. Physical Testing, 2015, 33(3): 54-58.

[25] CHAI J Y, ZENG H, LI A M, et al. Deep learning in computer vision: a critical review of emerging techniques and application scenarios[J]. Machine Learning with Applications, 2021, 6: 100134. DOI: 10.1016/j.mlwa.2021.100134.

[26] GUO B Y H, ZOU Y, FANG Y H, et al. Computer vision technologies for safety science and management in construction: a critical review and future research directions[J].

Safety Science, 2021, 135: 105130.

[27] 卢宏涛, 张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1): 1-17.
LU H T, ZHANG Q C. Review of the application of deep convolutional neural networks in computer vision[J]. Data Acquisition and Processing, 2016, 31(1): 1-17.

[28] 孙志军, 薛磊, 许阳明, 等. 深度学习研究综述[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 2806-2810.
SUN Z J, XUE L, XU Y M, et al. Review of deep learning research[J]. Computer Applications and Research, 2012, 29(8): 2806-2810.

[29] 王文, 何剑锋, 朱文松, 等. 小样本下基于改进ACGAN数据增强的X射线矿石图像分类方法[J]. 有色金属工程, 2024, 14(3): 122-132.
WANG W, HE J F, ZHU W S, et al. X-ray ore image classification method based on improved ACGAN data augmentation under small samples[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2024, 14(3): 122-132.

[30] LIU W, XIA M. The application of deep learning in computer vision: facial emotion recognition based on convolutional neural network[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2646(1): 012020.