

MORFOMETRIA E CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE HEMATITA EM MINÉRIOS DE FERRO¹

Otávio da Fonseca Martins Gomes²

Julio Cesar Álvarez Iglesias³

Sidnei Paciornik⁴

Maria Beatriz Vieira⁵

Resumo

Os minérios de ferro brasileiros são predominantemente hematíticos, mas apresentam diferentes texturas. Na indústria, tradicionalmente a caracterização microestrutural dos minérios de ferro é realizada manualmente, por meio da análise de amostras em um microscópio ótico de luz refletida a fim de identificar as fases minerais e texturais presentes e estimar suas frações. Este procedimento é de grande relevância e realizado rotineiramente visando suportar ações tecnológicas, porém é susceptível a falhas devido a erros pela fadiga humana. O presente trabalho apresenta o desenvolvimento de um método de aquisição e análise de imagens capaz de individualizar, medir e classificar os cristais de hematita, de acordo com a tipologia empregada pela Vale, nas classes granular, lamelar, lobular. O sistema de classificação automática atingiu uma taxa de acerto global superior a 97% com boa capacidade de generalização.

Palavras-chave: Caracterização; Hematita; Morfologia; Análise de imagens.

MORPHOMETRY AND AUTOMATIC CLASSIFICATION OF HEMATITE IN IRON ORES

Abstract

Brazilian iron ores are composed predominantly by hematite, but they have different textures. Traditionally, in the mining industry, the microstructural characterization of iron ores is manually performed, by analyzing samples under a reflected light microscope to identify mineral and textural phases and estimate their fractions. This procedure is of great importance and routinely performed in order to support technological actions, but is susceptible to failure due to mistakes by human fatigue. This work presents the development of a method for image acquisition and analysis that is capable of identifying, measuring and classifying hematite crystals into granular, lamellar, and lobular classes, according to the typology used by Vale. The automatic classification system achieved an overall success rate above 97% with good generalization capability.

Keywords: Characterization; Hematite; Morphology; Image analysis.

¹ Contribuição técnica ao 43º Seminário de Redução de Minério de Ferro e Matérias-primas, 14º Simpósio Brasileiro de Minério de Ferro e 1º Simpósio Brasileiro de Aglomeração de Minério de Ferro, 1 a 4 de setembro de 2014, Belo Horizonte, MG, Brasil.

² Engenheiro Químico. D.Sc. Tecnologista Sênior. Centro de Tecnologia Mineral (Cetem). Rio de Janeiro, RJ, Brasil; e Pesquisador Independente, Universidade de Liège, Liège, Bélgica.

³ Físico, D.Sc. Pós-doutorando. Departamento de Engenharia de Materiais (DEMa), PUC-Rio. Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

⁴ Eng. Eletrônico e Físico, D.Sc. Professor Associado. Departamento de Engenharia de Materiais (DEMa), PUC-Rio. Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

⁵ Geóloga, Coordenadora Técnica do Laboratório de Caracterização de Materiais. Centro de Tecnologia de Ferrosos (CTF), Vale. Nova Lima, MG, Brasil.

1 INTRODUÇÃO

O minério de ferro é um material policristalino oriundo de processos naturais complexos. Estes processos ocorreram durante tempos geológicos, devido aos efeitos da pressão, temperatura, interações com fluidos hidrotermais e meteóricos, dando origem a diversas características intrínsecas e conseqüentemente a um comportamento industrial variado.⁽¹⁾

Os minerais portadores de ferro mais comuns (hematita, magnetita e goethita) podem ser identificados visualmente no microscópio ótico de luz refletida através de suas refletâncias distintas.⁽²⁾ Assim, na indústria mineral, a caracterização microestrutural (mineralógica e textural) do minério de ferro e seus aglomerados é tradicionalmente realizada pela observação de amostras ao microscópio ótico, através de estimativa visual ou contagem de partículas, para identificar as fases presentes e quantificar suas frações. Esse é um procedimento rotineiro, realizado algumas vezes por dia e conseqüentemente fortemente dependente do expertise do analista, ou suscetível a falhas decorrentes da fadiga humana, além de erros aleatórios diversos.

Com o entendimento cada vez mais crescente do efeito da mineralogia do minério de ferro nos diversos processos da cadeia minero-metalúrgica, tem havido um interesse crescente no desenvolvimento de sistemas automáticos de análise quantitativa que possam conferir maior reprodutibilidade, confiabilidade e velocidade. Nos últimos anos, alguns métodos foram desenvolvidos para realizar a caracterização de minérios de ferro através de sistemas de análise de imagens.⁽³⁻⁶⁾

Desta forma, o desenvolvimento de métodos automáticos de caracterização constitui-se um desafio constante. O Grupo de Microscopia Digital e Análise de Imagens do DEMa PUC-Rio e o Laboratório de Caracterização de Materiais (LCM), do Centro de Tecnologia de Ferrosos (CTF) da Vale, vêm trabalhando desde 2007 no desenvolvimento e implantação de técnicas de microscopia digital e análise de imagens, com o intuito de estabelecer rotinas rápidas, de baixo custo e com maior reprodutibilidade para a caracterização qualitativa e quantitativa de minérios de ferro e aglomerados.⁽⁷⁻¹³⁾

Os minérios de ferro brasileiros são predominantemente hematíticos, geralmente envolvendo outros minerais como magnetita, goethita e minerais de ganga, principalmente quartzo. No entanto, estes minérios apresentam grande diversidade de microestruturas. Para comparar quantitativamente diferentes produtos de minério de ferro, para suportar o entendimento de seu comportamento nos processos de aglomeração e redução, a Vale estabeleceu uma nomenclatura própria para classificar a morfologia dos cristais de hematita do minério. Ainda que a característica de um cristal traga um significado geológico, a metodologia usa classes com significado puramente morfológico, sem conotação genética, exceto para a martita que é uma morfologia geológica específica mundialmente reconhecida. Neste método Vale a morfologia de cristais de hematita pode ser classificada como: lobular, lamelar, granular, microcristalina ou martita.⁽¹⁴⁾

O tamanho, a forma e a distribuição dos cristais de hematita podem influenciar a reprodutibilidade e a resistência mecânica dos aglomerados. Por exemplo, hematitas compactas (granular e lamelar) aumentam a resistência mecânica dos aglomerados, mas reduzem sua porosidade e sua reprodutibilidade. Já as hematitas porosas, agem no sentido oposto, aumentando a porosidade e reprodutibilidade dos aglomerados, mas reduzindo sua resistência mecânica.^(1,15,16) Assim, a determinação das características texturais da hematita certamente contribui para um melhor

conhecimento dos minérios de ferro, abrindo novas possibilidades de aprimoramento de seu processamento.⁽¹⁷⁾

A hematita é um mineral fortemente anisotrópico. Ela apresenta pleocroísmo de reflexão (birrefletância), ou seja, sua refletância e, conseqüentemente, o seu brilho na imagem mudam com diferentes orientações dos cristais em relação ao plano de incidência da luz.⁽²⁾ Essa variação de brilho é sutil, mas é perceptível ao olho humano treinado no microscópio ótico. Por sua vez, a melhor distinção dos cristais ocorre com o uso combinado de polarizador e analisador no microscópio ótico, que gera variações de brilho e cores devido à anisotropia.⁽¹⁸⁾ Esta abordagem é usada para obter imagens que apresentam um contraste suficiente para diferenciar os cristais de hematita.^(7,19) No método de microscopia convencional, o analista realiza campo-a-campo diversas interações no microscópio, para inserir e retirar o analisador e girar simultaneamente a platina, na busca da definição da forma do cristal.

Neste contexto, o uso inovador de luz circularmente polarizada^(18,20) (CPOL) no microscópio ótico de luz refletida apresenta algumas vantagens em relação à tradicional configuração de polarizador linear e analisador (LPOL). A imagem resultante de CPOL apresenta maior contraste. Nela não há pontos de extinção, pois todas as orientações de polarização estão presentes, e as cores dos cristais não variam com a rotação da amostra. Assim cristais que, com a polarização linear, são visíveis apenas em determinadas direções, sob CPOL podem ser observados em sua totalidade, independente de sua orientação e sem rotação da platina. Além disso, o uso de CPOL dispensa a necessidade de intervenção manual para introdução e rotação do polarizador.⁽⁸⁾

Fruto da parceria do DEMa PUC-RIO e Vale, o presente trabalho descreve o desenvolvimento de um método para identificar diferentes tipos texturais dos cristais de hematita, dentre as classes de cristal compacto – granular, lamelar e lobular - e medir o tamanho baseado no processamento e na análise de imagens de microscopia ótica em campo claro (BF), LPOL e CPOL. Para isso, foram desenvolvidas e implementadas rotinas para aquisição, processamento e análise digital de imagens para:

- a) segmentar cristais de hematita compacta (granular, lamelar e lobular) em amostras de minério de ferro;
- b) medir o tamanho dos cristais de hematita; e
- c) classificar os cristais de hematita segundo sua morfologia.

De maneira geral, o método combina imagens de um mesmo campo obtidas em campo claro (BF) e sob luz polarizada (LPOL ou CPOL). A imagem BF permite separar a hematita das demais fases a partir de seu brilho. As imagens sob luz polarizada são empregadas para discriminar os cristais de hematita. Uma vez segmentados os cristais de hematita, estes são medidos e classificados.

2 METODOLOGIA

2.1 Aquisição de Imagens

Amostras de finos de minérios de ferro (*sinter feed*) provenientes de diferentes minas da Vale foram embutidas a frio em resina epóxi, desbastadas e polidas usando suspensão de diamante em politriz automática, de acordo com a preparação convencional de minérios em partículas.

A aquisição de imagens foi realizada no microscópio ótico automatizado Zeiss equipado com câmera digital, e controlado através do software Zeiss AxioVision 4.8.2. Todas as imagens foram obtidas com a lente objetiva de 20X (EC Epiplan 20X/0, 40 HD M27), com quantização RGB de 24 bit e resolução 1292 x 968 pixels.

A fim de corrigir irregularidades na iluminação, foi adotada uma operação automática de correção de fundo. Para isso, usando-se um padrão de refletância de carvão de silício (SiC), foi gerada uma imagem de fundo em cada modo de contraste empregado. No caso particular da captura de imagens com CPOL, há um notável gradiente de iluminação gerado pelo sistema de polarização⁽¹³⁾. Cabe ressaltar que a eliminação deste efeito é fundamental para o funcionamento do método de reconhecimento dos cristais por análise de imagens.

Durante o desenvolvimento metodológico, 74 campos foram selecionados para obtenção de imagens com hematita compacta (lobular, lamelar e granular) a fim de compor os conjuntos de treinamento e validação do sistema de classificação.

Foram desenvolvidas duas variantes do método, utilizando imagens LPOL ou CPOL para fins comparativos da precisão dos resultados e grau de automação. O método através de LPOL utiliza três imagens em cada campo: a imagem BF e duas imagens LPOL, com polarizador e analisador semi-cruzados, com rotação do polarizador a $+10^\circ$ e -10° a partir de um ponto de extinção. Para compreender como foram definidos estes ângulos, o leitor deve se reportar ao trabalho de Iglesias, Gomes e Paciornik.⁽⁷⁾ Já o método com CPOL demanda apenas duas imagens por campo: BF e CPOL.⁽⁸⁾

A Figura 1 apresenta as imagens BF e CPOL de um campo com hematita. Estas imagens são usadas a seguir neste texto para mostrar o funcionamento das etapas de processamento e análise de imagens.

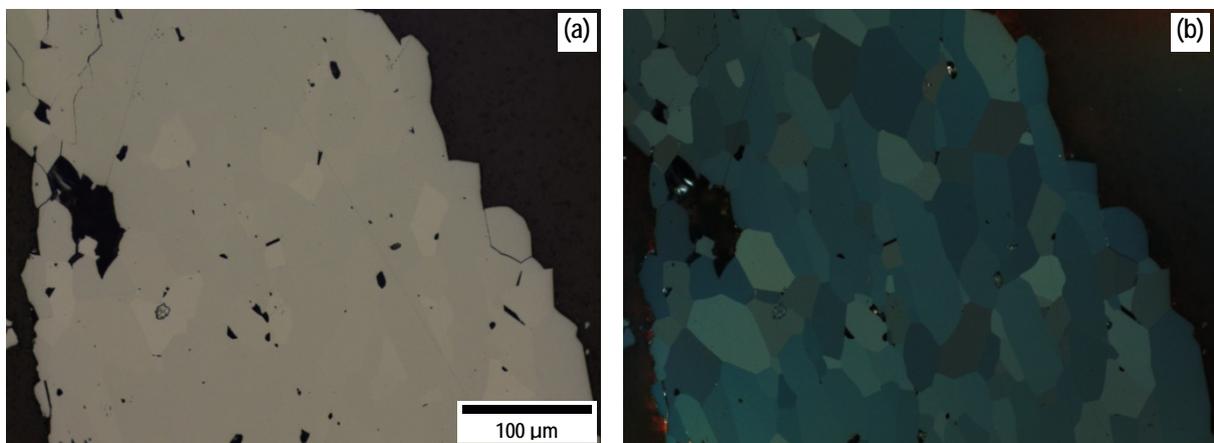


Figura 1. Imagens de um campo com hematita adquirido em: (a) BF; (b) CPOL.

2.2 Processamento e Análise de Imagens

Após a aquisição das imagens e sua subsequente correção de fundo, a primeira etapa de processamento é o registro das imagens para corrigir o desalinhamento entre as imagens BF, LPOL e CPOL. Embora pequeno, da ordem de alguns pixels, este desalinhamento criaria falsas bordas entre cristais na etapa de segmentação. Assim, foi empregada uma rotina automática de registro para a correção de translação através da abordagem clássica da correlação cruzada.^(7,8,13) Somente após o registro é então possível realizar a segmentação.

A segmentação consiste na discriminação dos cristais individuais de hematita. Para ambos as variantes, com imagens LPOL ou CPOL, foi desenvolvida uma abordagem, que compreende várias etapas, a fim de gerar sementes de cristais para alimentar respectivamente dois diferentes métodos de crescimento de regiões^(8,12). Deste modo, a segmentação compreende as seguintes etapas:

- a) segmentação de regiões de hematita;
- b) segmentação grosseira dos cristais de hematita;
- c) geração das sementes;
- d) segmentação dos cristais por crescimento de regiões.

A segmentação da hematita é realizada através da limiarização dos níveis de intensidade da imagem BF. A imagem binária das regiões de hematita, assim obtida, constitui uma máscara que é usada nas etapas seguintes com o objetivo de remover qualquer pixel fora da fase de interesse, hematita. A Figura 2 mostra a imagem binária (Figura 2-a) resultante da segmentação da hematita na imagem BF da Figura 1 e o resultado da anulação dos pixels fora da região de hematita na correspondente imagem CPOL (Figura 2-b).

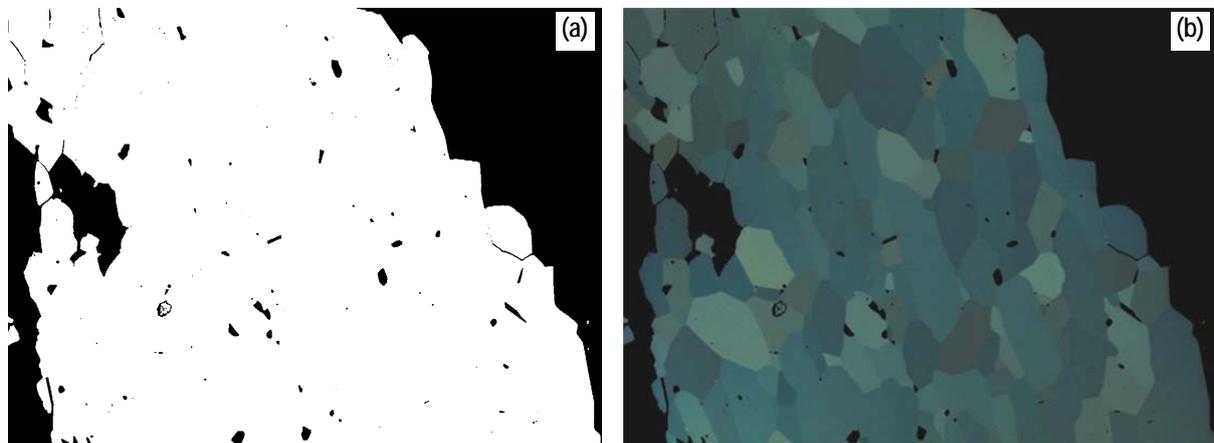


Figura 2. Segmentação de hematita: (a) imagem binária de hematita; (b) imagem CPOL com pixels nulos (pretos) fora da região de hematita.

A segmentação grosseira dos cristais de hematita foi realizada através aplicação do método clássico de detecção de bordas de Canny⁽²¹⁾ nas imagens sob luz polarizada. O termo grosseiro se justifica, pois o objetivo nesta etapa não é detectar as bordas dos cristais, mas criar o maior número de bordas possíveis, ainda que sejam espúrias. Com este intuito, adiciona-se um ruído gaussiano às imagens LPOL ou CPOL antes da utilização do método de Canny. A Figura 3 apresenta a imagem CPOL com a adição do ruído (Figura 3-a) e a imagem binária após a extração das bordas (Figura 3-b).

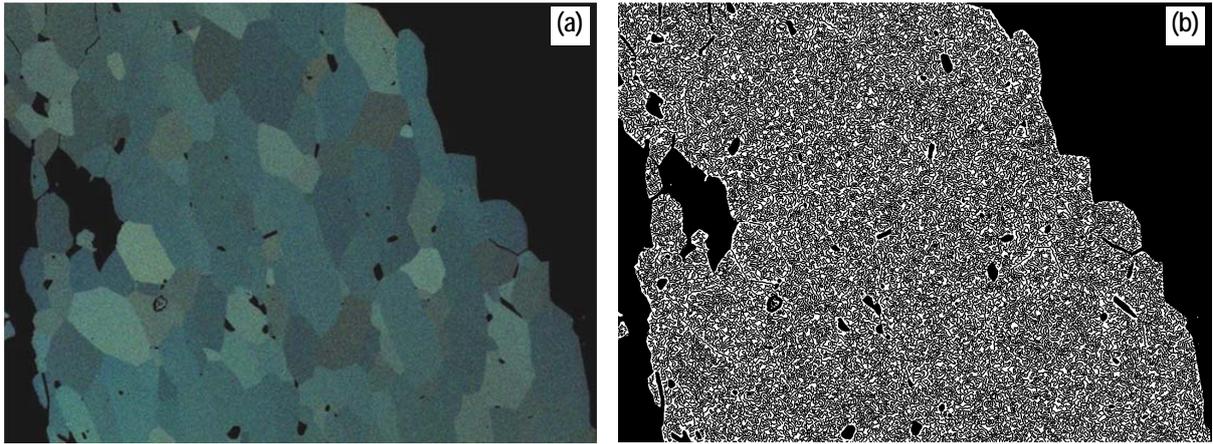


Figura 3. Segmentação grosseira dos cristais de hematita: (a) imagem CPOL com a adição de um ruído gaussiano; (b) imagem binária após a extração das bordas.

A fim de garantir que cada cristal tenha ao menos uma semente, os cristais grosseiramente segmentados são fragmentados através do método dos divisores de águas.⁽²²⁾ Como o objetivo desta etapa é fragmentar e não separar os cristais, o método dos divisores de águas deve ser aplicado em excesso. Em seguida, a operação morfológica de erosão derradeira é aplicada, reduzindo os fragmentos a sementes de tamanho igual a um pixel cada (Figura 4).

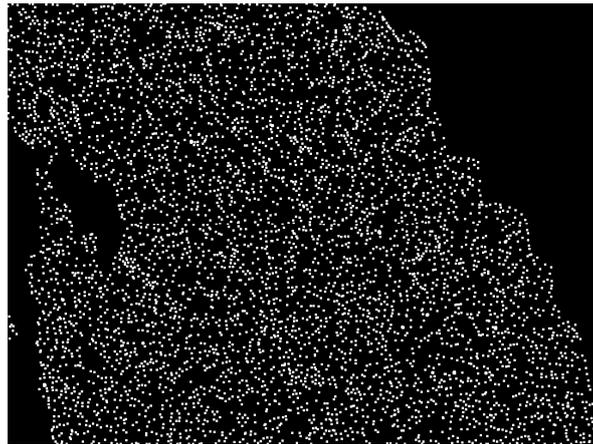


Figura 4. Imagem binária das sementes.

Então, a partir das sementes, os cristais são reconstruídos através de algoritmos de crescimento de regiões que recebem como entrada, além das sementes, as duas imagens LPOL ou a imagem CPOL. Para isso, a distância espectral $d^g(x,y)$ é calculada entre cada pixel $p(x,y)$ conectado ao cristal g e o valor de sua semente $p(x_g, y_g)$ na imagem CPOL (ou nas duas imagens LPOL). Se essa distância (ou o máximo entre as duas distâncias, no caso de LPOL) for menor que um dado limiar t , o pixel $p(x,y)$ pertence ao cristal g em questão.

No caso de LPOL, a distância espectral é definida como:

$$d^g(x,y) = \text{Max}(d_1^g(x,y), d_2^g(x,y)) \quad (1)$$

$$d_i^g(x,y) = \sqrt{(R_i(x,y) - R_i(x_g, y_g))^2 + (G_i(x,y) - G_i(x_g, y_g))^2 + (B_i(x,y) - B_i(x_g, y_g))^2} \quad (2)$$

onde i é igual a 1 ou 2, referindo-se às duas imagens LPOL; $R_i(x,y)$, $G_i(x,y)$, $B_i(x,y)$ são os valores RGB do pixel $p(x,y)$ na imagem LPOL i ; e $R_i(x_g,y_g)$, $G_i(x_g,y_g)$, $B_i(x_g,y_g)$ são os valores RGB do pixel $p(x_g,y_g)$ na imagem LPOL i .

Já no caso de CPOL, como apenas uma imagem sob luz polarizada é usada, o cálculo da distância espectral é reduzido a:

$$d^g(x,y) = \sqrt{(R(x,y) - R(x_g,y_g))^2 + (G(x,y) - G(x_g,y_g))^2 + (B(x,y) - B(x_g,y_g))^2} \quad (3)$$

onde $R(x,y)$, $G(x,y)$, $B(x,y)$ são os valores RGB do pixel $p(x,y)$ na imagem CPOL; e $R(x_g,y_g)$, $G(x_g,y_g)$, $B(x_g,y_g)$ são os valores RGB do pixel $p(x_g,y_g)$ na imagem CPOL.

A Figura 5 mostra o resultado da segmentação dos cristais de hematita: (a) imagem binária dos cristais; (b) imagem dos cristais com pseudo-cores para facilitar sua visualização.

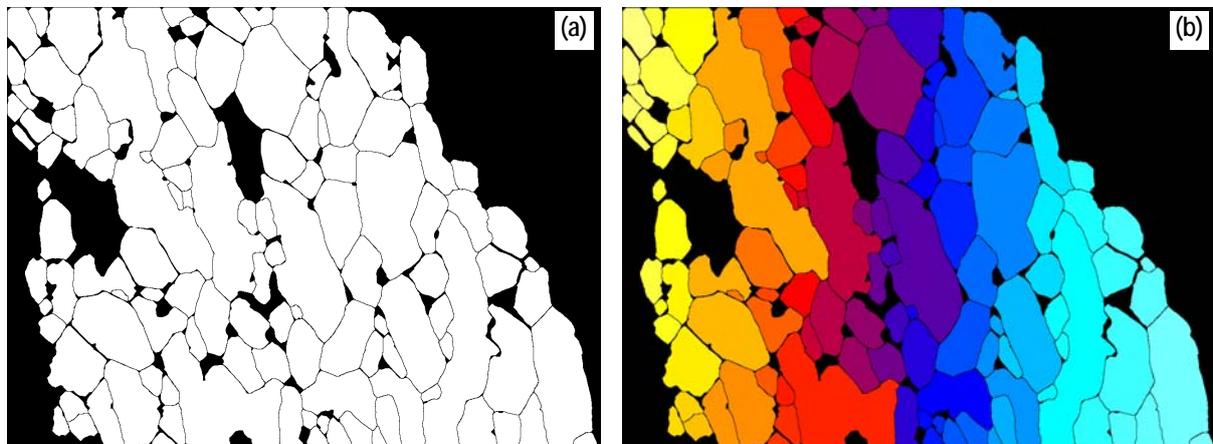


Figura 5. Segmentação dos cristais de hematita: (a) imagem binária dos cristais; (b) imagem dos cristais com pseudo-cores para facilitar sua visualização.

Uma vez segmentados, os cristais de hematita podem ser medidos. Três medidas de tamanho (área e diâmetros máximo e mínimo de Feret) e sete parâmetros de forma (razão de aspectos, fator de forma circular, circularidade, fator de forma circular modificado, fator de forma circular de Grum e Sturm,⁽²³⁾ convexidade e solidez) foram extraídos de cada cristal. As definições de todas estas medidas podem ser obtidas nos trabalhos de Gomes e Paciornik⁽²⁴⁾ ou Iglesias.⁽¹³⁾

2.3 Classificação

Um sistema de classificação supervisionada foi utilizado para classificar os cristais de hematita em três classes: granular, lamelar e lobular. Um operador humano classificou manualmente mais de 5400 cristais a fim de treinar o sistema de classificação. Os atributos utilizados foram os sete parâmetros de forma listados na seção anterior. Três classificadores diferentes, disponíveis no ambiente Matlab, foram testados: Bayes (linear e quadrático), e o de Distância de Mahalanobis. A base matemática destes classificadores pode ser encontrada no clássico livro-texto de Duda et al.⁽²⁵⁾.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Tabela 1 e a Tabela 2 apresentam respectivamente os resultados obtidos na classificação das imagens obtidas por LPOL e CPOL. São apresentadas as taxas de acerto globais e em cada classe, calculadas em experimentos de auto-validação⁽²⁵⁾ e validação cruzada,⁽²⁵⁾ utilizando-se os três classificadores testados.

A auto-validação consiste em testar o desempenho do classificador através da classificação dos próprios objetos do conjunto de treinamento, isto é, dos cristais previamente classificados manualmente. Por outro lado, na validação cruzada, o classificador é treinado com metade dos objetos e testado com a outra metade. Este processo é repetido muitas vezes com diferentes partições do conjunto de objetos previamente classificados (cerca de dez mil vezes, no presente caso) e as médias são calculadas.

Tabela 1. Classificação dos cristais a partir de imagens LPOL

| Validação | Classe | Taxas de acerto (%) | | |
|-------------------|----------|---------------------|------------|--------------------------|
| | | Linear | Quadrático | Distância de Mahalanobis |
| Auto-validação | Granular | 98,18 | 93,49 | 94,95 |
| | Lamelar | 96,50 | 97,62 | 96,07 |
| | Lobular | 96,81 | 98,03 | 99,09 |
| | Global | 97,17 | 96,38 | 96,70 |
| Validação cruzada | Granular | 98,08 | 93,30 | 94,87 |
| | Lamelar | 96,47 | 97,64 | 96,04 |
| | Lobular | 96,74 | 97,98 | 99,09 |
| | Global | 97,10 | 96,31 | 96,67 |

Tabela 2. Classificação dos cristais a partir de imagens CPOL

| Validação | Classe | Taxas de acerto (%) | | |
|-------------------|----------|---------------------|------------|--------------------------|
| | | Linear | Quadrático | Distância de Mahalanobis |
| Auto-validação | Granular | 98,26 | 93,52 | 94,04 |
| | Lamelar | 97,06 | 97,73 | 95,54 |
| | Lobular | 94,29 | 96,57 | 99,29 |
| | Global | 96,54 | 95,94 | 96,29 |
| Validação cruzada | Granular | 98,26 | 93,70 | 94,03 |
| | Lamelar | 97,03 | 97,48 | 95,25 |
| | Lobular | 93,86 | 96,32 | 98,92 |
| | Global | 96,38 | 95,83 | 96,07 |

Desta forma, espera-se que a auto-validação apresente resultados superiores aos da validação cruzada, pois o treinamento e a validação são feitos com os mesmos objetos. Já a validação cruzada é uma forma de medir o desempenho do classificador considerando sua capacidade de generalização, isto é, o quão capaz de classificar objetos desconhecidos.

Para ambos os métodos, a partir de imagens LPOL ou CPOL, os resultados foram semelhantes. O classificador linear foi ligeiramente superior nos dois casos, mas todos os experimentos mostraram taxas de acerto bastante elevadas. As taxas de

acerto globais ficaram acima de 95% e as taxas de acerto por classe foram maiores que 93%. Além disso, as taxas de validação cruzada e auto-validação foram bem próximas, mostrando que o sistema de classificação desenvolvido apresenta um alto desempenho com boa capacidade de generalização.

De fato, o método com imagens de LPOL obteve a maior taxa de acerto global, 97,10% contra 96,38% do CPOL, ambos resultados de validação cruzada. No entanto, esta é uma diferença pequena e a escolha entre os dois métodos recai sobre a disponibilidade instrumental. O uso de CPOL tem vantagens significativas, pois dispensa a necessidade intervenção manual para introdução e rotação do polarizador, além de acelerar todo o processo devido à necessidade de apenas duas imagens por campo ao invés de três.

4 CONCLUSÕES

Foi desenvolvido um método de microscopia digital para aquisição e análise de imagens capaz de individualizar, medir e classificar cristais compactos de hematita em minério de ferro.

O método explora o uso de luz polarizada, linearmente ou circularmente, para amplificar as diferenças de brilho e cor entre os cristais de hematita, permitindo a sua individualização. Em seguida, identifica as regiões de hematita, detecta as fronteiras entre os cristais, discrimina os cristais, mede atributos de tamanho e forma de cada cristal e finalmente classifica os cristais nas classes granular, lamelar ou lobular, de acordo com a tipologia usada tradicionalmente pela Vale.

O método utiliza operações tradicionais de processamento digital de imagens e apresenta uma segmentação de cristais baseada no crescimento de regiões guiado pelo cálculo da distância espectral dos pixels em relação a sementes.

O sistema de classificação automática atingiu uma taxa de acerto global superior a 97% com boa capacidade de generalização.

Todavia, uma possível limitação deve ser apontada. Devido às características intrínsecas da segmentação de cristais por crescimento de regiões, o método é sensível a problemas de preparação de amostras, especialmente riscos fundos e relevo em bordas de partículas devido a poros não preenchidos por resina. Tal limitação foi discutida extensivamente em trabalhos anteriores^(7,8,13). Isto chama atenção para a necessidade de uma cuidadosa preparação de amostras, requisito essencial para qualquer procedimento automático de análise de imagens.

É fundamental também comentar que o método desenvolvido é limitado a medir e classificar cristais das fases compactas da hematita (granular, lamelar e lobular) e não se propõe a reconhecer hematita microcristalina e martita. Atualmente, o grupo de pesquisa dos autores trabalha em outra abordagem com o intuito de considerar também estas classes.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Vale pelo suporte financeiro para a realização deste desenvolvimento assim como pela autorização para divulgação deste trabalho. Agradecem também o apoio do CNPq e da Capes. O.D.M. Gomes agradece ao programa Ciência sem Fronteiras do CNPq pelo apoio financeiro para o atual estágio de pós-doutorado na Universidade de Liège.

REFERÊNCIAS

- 1 VIEIRA, C.B.; ARAUJO, F.G.S.; ROSIÉRE, C.A.; SESHADRI, V.; COELHO, L.H. Enfoque geometalúrgico sobre el control de calidad del mineral de hierro en procesos de aglomeración y reducción. *Acero Latinoamericano*, v. 524, p. 24-33, 2011.
- 2 CRIDDLE, A.J.; STANLEY, C.J. *Quantitative Data File for Ore Minerals*, 3 ed. London: Chapman & Hall, 1993.
- 3 PIRARD, E.; LEBICHOT, S. Image analysis of iron oxides under the optical microscope. In INTERNATIONAL CONGRESS FOR APPLIED MINERALOGY, 8, 2004, Águas de Lindóia. *Proceedings...* São Paulo: ICAM-BR, 2004, p. 153-156.
- 4 DONSKOI, E.; SUTHERS, S.P.; FRADD, S.B.; YOUNG, J.M.; CAMPBELL, J.J.; RAYNLYN, T.D.; CLOUT, J.M.F. Utilization of optical image analysis and automatic texture classification for iron ore particle characterisation. *Minerals Engineering*, v. 20, p. 461-471, 2007.
- 5 GOMES, O.D.M.; PACIORNIK, S. Iron ore quantitative characterisation through reflected light-scanning electron co-site microscopy. In INTERNATIONAL CONGRESS FOR APPLIED MINERALOGY, 9, 2008, Brisbane. *Proceedings...* Carlton: The Australasian Institute of Mining and Metallurgy, 2008, p. 699-702.
- 6 GOMES, O.D.M.; PACIORNIK, S. Multimodal Microscopy for Ore Characterization. In: KAZMIRUK, V. (Ed.) *Scanning Electron Microscopy*. Rijeka: InTech, 2012, cap. 16, p. 313-334.
- 7 IGLESIAS, J.C.A.; GOMES, O.D.M.; PACIORNIK, S. Automatic recognition of hematite grains under polarized reflected light microscopy through image analysis. *Minerals Engineering*, v. 24, n. 12, p. 1264-1270, 2011.
- 8 GOMES, O.D.M.; IGLESIAS, J.C.A.; PACIORNIK, S.; VIEIRA, M.B. Classification of Hematite Types in Iron Ores through Circularly Polarized Light Microscopy and Image Analysis. In: PROCESS MINERALOGY, 2012, Cidade do Cabo. *Proceedings...* Falmouth: Minerals Engineering International, 2012.
- 9 ALVAREZ, J.C.; WAGNER, D.T.; SCHINAZI, G.; GOMES, O.D.M.; MAURÍCIO, M.H.P.; PACIORNIK, S.; VIEIRA, M.B. Qualitative and quantitative evaluation of iron ore sinters through digital microscopy. In: INTERNATIONAL CONGRESS ON APPLIED MINERALOGY, 9, 2008, Brisbane. *Proceedings...* Carlton: AusIMM, 2008. p. 669-672.
- 10 WAGNER, D.T.; ROUCO, H.V.; GOMES, O.D.M.; PACIORNIK, S.; VIEIRA, M.B. Caracterização de pelotas de minério de ferro por microscopia digital e análise de imagens. *Tecnologia em Metalurgia e Materiais*, v. 5, n. 4, p. 215-218, 2009.
- 11 ALVAREZ, J.C.; GOMES, O.D.M.; SCHINAZI, G.; PACIORNIK, S.; VIEIRA, M.B. Caracterização Quantitativa de Sínter. *Tecnologia em Metalurgia e Materiais*, v. 7, n. 1-2, p. 12-17, 2010.
- 12 GOMES, O.D.M., PACIORNIK, S.; IGLESIAS, J.C.A. A simple methodology for identifying hematite grains under polarized reflected light microscopy. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEMS, SIGNALS AND IMAGE PROCESSING, 17, 2010, Rio de Janeiro. *Proceedings...* Niterói: EdUFF, 2010, p. 428-431.
- 13 IGLESIAS, J.C.A. *Desenvolvimento de um sistema de microscopia digital para classificação automática de tipos de hematita em minério de ferro*. 2012. Tese (Doutorado em Engenharia Materiais e de Processos Químicos e Metalúrgicos) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.
- 14 CAPORALI, L., PINHEIRO, P., OTTONI, R., & VIEIRA, M. B. H. Iron ore microstructure-properties-performance relationship in sintering process. In *2nd International Congress on the Science and Technology of Ironmaking and 57th Ironmaking Conference* (pp. 123-135) (1998).
- 15 VIEIRA, C.B.; ROSIÉRE, C.A.; PENA, E.Q.; SESHADRI, V.; ASSIS, P.S. Avaliação técnica de minérios de ferro para sinterização nas siderúrgicas e minerações brasileiras: uma análise crítica. *Rem: Revista Escola de Minas*, v. 56, n. 2, p. 97-102, 2003.

- 16 LIBANEO, C.A.F.; KANEKO, K.M.; COELHO, L.H.T.; PURIFICACAO, E.X. Classificação mineralógica, textural e granulométrica de detalhe de minério de ferro ("pellet feed") e suas implicações geosiderúrgicas. In III SIMPÓSIO BRASILEIRO DE MINÉRIO DE FERRO, 2001, Ouro Preto. *Anais...* São Paulo: ABM, 2001, p. 70-78.
- 17 SANTOS, L.D.; BRANDÃO, P.R.G. LM, SEM and EDS study of microstructure of brazilian iron ores. *Microscopy and Analysis*, v. 19, p. 17-19, 2005.
- 18 HIGGINS, M.D., Imaging birefringent minerals without extinction using circularly polarized light. *Canadian Mineralogist*, v. 48, p. 231-235, 2010.
- 19 PIRARD, E., LEBICHOT, S.; KRIER, W. Particle texture analysis using polarized light imaging and grey level intercepts. *International Journal of Mineral Processing*, v. 84, p. 299-309, 2007.
- 20 DANZ, R.; GRETSCHER, P. C-DIC: a new microscopy method for rational study of phase structures in incident light arrangement. *Thin Solid Films*, v. 462-463, p. 257-262, 2004.
- 21 CANNY, J. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 8, n. 6, p. 679-698, 1986.
- 22 BEUCHER, S., LANTUÉJOU, C. Use of watersheds in contour detection. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON IMAGE PROCESSING, REAL-TIME EDGE AND MOTION DETECTION/ESTIMATION, Rennes, 1979. *Proceedings...* CCETT/IRISA, 1979, p. 2.1-2.12.
- 23 GRUM, J.; STURM, R. Computer supported recognition of graphite particle forms in cast iron. *Acta Stereologica*, v. 14, p. 91-96, 1995.
- 24 GOMES, O.D.M.; PACIORNIK, S. Automatic Classification of Graphite in Cast Iron. *Microscopy & Microanalysis*, v. 11, n.4, p. 363-371, 2005.
- 25 DUDA, R.O.; HART, P.E.; STORK, D.G. *Pattern classification*, 2 ed. New York: Wiley-Interscience, 2001.