

CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE HEMATITA ESPECULAR E HEMATITA POROSA EM *PELLET FEED* POR ANÁLISE DIGITAL DE IMAGENS¹

Augusto Mendonça Lessa²
Otávio da Fonseca Martins Gomes³
Heidy Oliveira Ferreira⁴
Sidnei Paciornik⁵
José Carlos D'Abreu⁶

Resumo

O presente trabalho propõe um método automático que venha a ser um auxílio ou uma alternativa à contagem e classificação (mineralógica e textural) visual de partículas de “pellet feed” realizada ao microscópio óptico na Samarco Mineração. Este trabalho é especificamente focado na classificação automática de partículas de hematita em amostras de “pellet feed”, discriminando-as em hematita especular ou hematita porosa. O método é totalmente automático e baseia-se na análise digital de imagens obtidas em um microscópio óptico motorizado (500x). As contagens de partículas de hematita especular e hematita porosa realizadas pelo método automático foram comparadas a resultados obtidos, para as mesmas amostras, pelo método tradicional visual ao microscópio óptico. As taxas de acerto obtidas para a classificação automática foram superiores a 85%.

Palavras-chave: *Pellet feed*; Minério de ferro; Análise de imagens; Classificação.

AUTOMATIC CLASSIFICATION OF LAMELLAR AND POROUS HEMATITE IN “PELLET FEED” THROUGH DIGITAL IMAGE ANALYSIS

Abstract

The present paper proposes an automatic method that may serve as aid or substitute to the visual counting and classification (mineralogical and textural) of pellet feed particles performed with an optical microscope at Samarco Mineração. This work is specifically focused on the automatic classification of hematite particles in pellet feed samples, with discrimination between lamellar and porous hematite. The method is fully automatic and is based on the digital analysis of images obtained with a motorized optical microscope (500x). The obtained counts of lamellar and porous hematite were compared to the results obtained by the traditional visual method. The success rates for the automatic classification were greater than 85%.

Key words: Pellet feed; Iron ore; Digital image analysis; Classification.

¹ Contribuição técnica ao VIII Seminário Brasileiro de Minério de Ferro, 18 a 21 de setembro de 2007, Salvador - BA, Brasil.

² Engenheiro Metalúrgico – Samarco Mineração S.A.

³ Engenheiro Químico, M.Sc. – CETEM/MCT e DCMM/PUC-Rio

⁴ Técnico em Metalurgia – Samarco Mineração S.A.

⁵ Engenheiro Eletrônico e Físico, D.Sc. – DCMM/PUC-Rio

⁶ Engenheiro Metalúrgico, D.Sc. – DCMM/PUC-Rio

1 INTRODUÇÃO

A mineralogia de minérios de ferro é empregada para determinar e dimensionar as etapas e equipamentos envolvidos no beneficiamento mineral e nos subsequentes processos metalúrgicos de sinterização e pelletização. A inter-relação entre caracterização tecnológica e processo é crucial para a otimização de processo e qualidade de produto.⁽¹⁾

A microscopia óptica e a análise digital de imagens compõem um interessante ferramental para a caracterização tecnológica das diferentes tipologias de minérios de ferro, partícula por partícula. Estas técnicas permitem a obtenção de informações fundamentais, qualitativas e quantitativas, acerca da mineralogia, porosidade, forma das partículas, textura do minério, associações minerais e liberação.⁽²⁾

Os principais minerais presentes em minérios de ferro geralmente podem ser identificados ao microscópio óptico de luz refletida a partir de suas refletâncias. Assim, sistemas de análise digital de imagens são capazes de segmentar as fases minerais através da limiarização dos níveis de cinza nas imagens. Contudo, não é possível distinguir, deste modo, os diferentes tipos de hematita, pois eles têm níveis de cinza muito similares.

Os diferentes tipos de hematita são um importante parâmetro no processo de pelletização e na qualidade das pelotas produzidas. A hematita especular aumenta a resistência mecânica das pelotas, mas reduz sua porosidade e sua redutibilidade. Já a hematita porosa age no sentido oposto, aumentando a porosidade e redutibilidade das pelotas e reduzindo sua resistência mecânica.⁽³⁾

Assim, tradicionalmente, a contagem e classificação (mineralógica e textural) de partículas de *pellet feed* realizada ao microscópio óptico de luz refletida na Samarco Mineração inclui a classificação dos tipos de hematita. O objetivo é conseguir uma participação ótima de cada tipologia mineral que resulte em uma combinação adequada de propriedades físicas, químicas e metalúrgicas das pelotas.

A contagem das partículas é realizada visualmente ao microscópio óptico por um mineralogista experiente. Este é um procedimento rotineiro, realizado algumas vezes por dia e conseqüentemente suscetível a erros decorrentes da fadiga humana e a variações devidas à utilização de diferentes mineralogistas na tarefa. Como a participação de cada tipologia de minério é importante para a definição do processamento, erros nesta análise podem gerar prejuízos operacionais e na qualidade do produto.

O presente trabalho propõe um método automático que venha a ser um auxílio ou uma alternativa à contagem e classificação visual de partículas de “*pellet feed*” realizada ao microscópio óptico na Samarco Mineração. Este trabalho é especificamente focado na classificação automática de partículas de hematita em amostras de *pellet feed*, discriminando-as em hematita especular ou hematita porosa. O método é totalmente automático e baseia-se na análise digital de imagens obtidas em um microscópio óptico de luz refletida motorizado (500x).

2 MATERIAIS E MÉTODOS

O método desenvolvido neste trabalho foi testado em três amostras de *pellet feed* da Samarco Mineração. As amostras foram embutidas em resina epóxi e, em seguida, lixadas e polidas, conforme o método tradicional de montagem de amostras minerais em grãos para observação ao microscópio óptico de luz refletida.

A aquisição das imagens foi realizada automaticamente em um microscópio óptico de luz refletida (lente objetiva de 50x) com uma câmera digital (1300x1030 pixels) e uma platina motorizada (x-y-z), através do *software* Zeiss AxioVision. As amostras foram varridas e, de cada uma delas, 25 campos foram adquiridos, o que equivale a aproximadamente 1500 partículas de hematita por amostra. As imagens foram então processadas e analisadas por uma rotina automática implementada como macro no *software* Zeiss KS400.

A Figura 1 apresenta uma imagem típica de um campo de uma das amostras de *pellet feed* observado ao microscópio óptico. Ao logo deste trabalho, esta imagem é usada para exemplificar as etapas de processamento e análise de imagens.

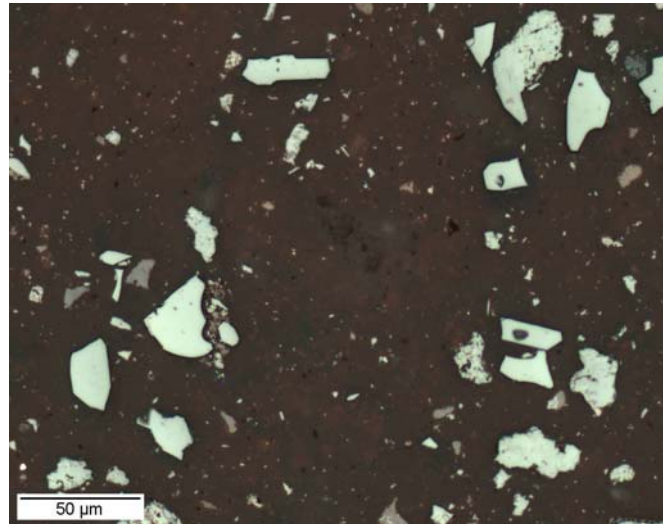


Figura 1. Imagem de *pellet feed* adquirida ao microscópio óptico (500x).

2.1 Análise de Imagens

A rotina de análise de imagens segue a chamada seqüência padrão: pré-processamento, segmentação, pós-processamento, extração de atributos e classificação⁽⁴⁾

As imagens adquiridas ao microscópio (Figura 1) são inicialmente pré-processadas para correção de *background* e normalização de contraste. Em seguida, a fase hematita é identificada e discriminada através de uma sub-rotina de segmentação automática. A sub-rotina emprega a clássica técnica de limiarização automática de Otsu⁽⁵⁾ a fim de obter um limiar de referência. Este limiar de referência (LR) é usado como parâmetro de uma equação empírica (Eq. 1) que calcula o limiar que segmenta a hematita (LH). Esta técnica de segmentação é automática e apresenta uma boa robustez em relação a possíveis variações na iluminação. A Figura 2 mostra a imagem binária resultante da segmentação.

$$LH = \frac{LR}{0,65} \quad (1)$$

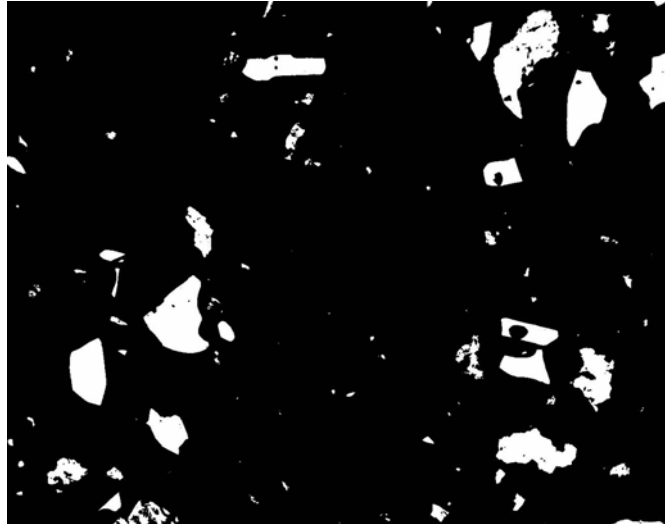


Figura 2. Imagem binária da fase hematita.

As imagens binárias obtidas na segmentação (Figura 2) são então pós-processadas através de operações lógicas e morfológicas.⁽⁶⁾ Pequenos defeitos, partículas espúrias e partículas nas bordas das imagens são eliminadas. Em seguida, as partículas que se tocam são separadas. Deste modo, as partículas de hematita são determinadas e é possível analisar individualmente a forma de cada uma delas, o que é essencial para sua classificação. A Figura 3 mostra a imagem binária das partículas de hematita.

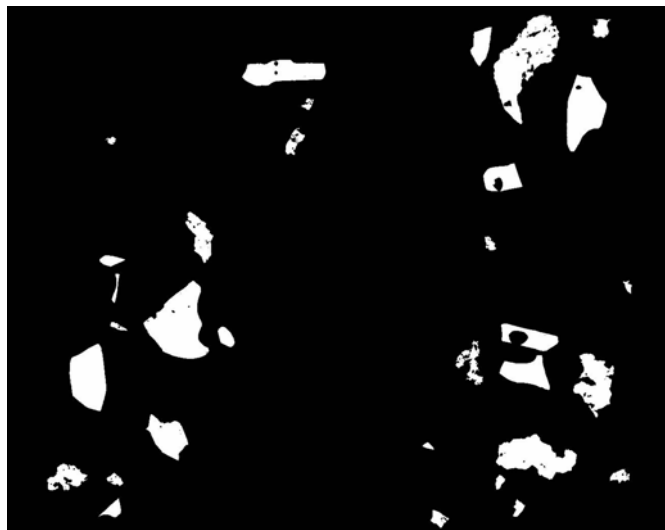


Figura 3. Imagem binária das partículas de hematita.

Na etapa de extração de atributos, são medidos diversos parâmetros de forma⁽⁷⁾ das partículas de hematita. Então, estes dados são fornecidos a um classificador previamente treinado por um mineralogista experiente que decide quais partículas são de hematita especular e quais são de porosa.

2.2 Classificação

A etapa de classificação da rotina desenvolvida neste trabalho é um típico procedimento de classificação supervisionada.⁽⁸⁾

Três amostras (A, B e C) foram analisadas visualmente, partícula por partícula, por um mineralogista experiente. Para isso, foi escrita uma macro de classificação visual no *software* Zeiss KS400. Na tela do sistema, o mineralogista observava cada campo adquirido ao microscópio e clicava com o mouse nas partículas de hematita, indicando ao sistema quais eram de hematita especular e quais eram de hematita porosa. A classificação visual da amostra A foi utilizada para formar o conjunto de treinamento. Assim, um classificador de Bayes foi treinado e então aplicado a todas as amostras. A validação do sistema foi feita a partir da classificação das amostras B e C em um procedimento de validação *holdout*.⁽⁹⁾

A Figura 4 mostra o resultado da classificação automática das partículas de hematita presentes na imagem da Figura 1. As partículas com contorno verde foram reconhecidas como partículas de hematita especular, já as com contorno vermelho como de hematita porosa.

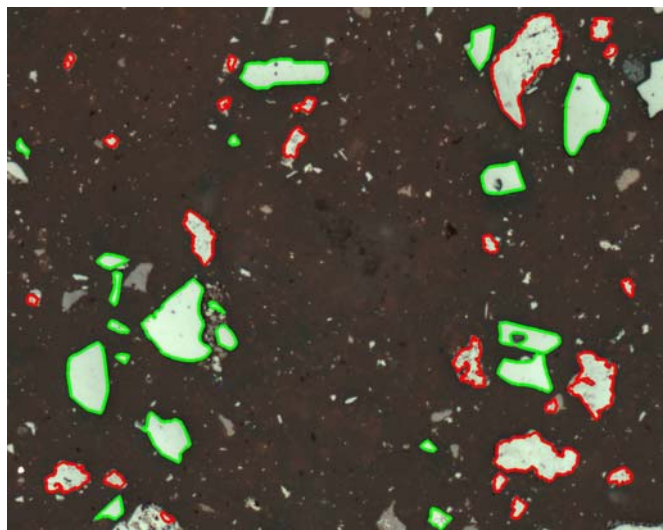


Figura 4. Classificação: contornos verdes indicam as partículas de hematita especular e contornos vermelhos as de hematita porosa.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Tabela 1 apresenta os resultados da classificação visual realizada pelo mineralogista da Samarco Mineração, conforme descrito na seção anterior. Estes resultados foram utilizados para o treinamento e a validação do sistema automático de classificação.

Tabela 1. Classificação visual das partículas de hematita.

Amostra	Classe	Partículas (#)	Partículas (%)
A	Especular	486	33,5
	Porosa	963	66,5
B	Especular	615	39,1
	Porosa	959	60,9
C	Especular	556	36,9
	Porosa	949	63,1

A Tabela 2 mostra as taxas de acerto obtidas pelo sistema automático de classificação quando comparado aos resultados da classificação visual realizada pelo mineralogista. As taxas de acerto resultantes da classificação da amostra A foram ligeiramente maiores do que as taxas obtidas para as amostras B e C. Este é um fato esperado já que a amostra A foi a utilizada para o treinamento do sistema e portanto seu resultado representa uma auto-validação e não uma validação verdadeira.⁽⁹⁾ Contudo, esta diferença é bem pequena e a taxa de acerto global manteve-se acima de 85% para todas as amostras, o que indica, além de um desempenho bastante razoável, uma boa capacidade de generalização do sistema.

Tabela 2. Taxas de acerto do sistema de classificação automática.

Amostra	Especular (%)	Porosa (%)	Global (%)
A	84,8	89,6	88,0
B	83,1	89,2	86,8
C	81,7	88,4	85,9

Um outro ponto crítico do método desenvolvido neste trabalho é a etapa de segmentação da fase hematita. De fato, geralmente a segmentação consiste no principal problema em um sistema de análise digital de imagens⁽⁶⁾.

A técnica de segmentação empregada neste trabalho foi desenvolvida como uma sub-rotina automática baseada no clássico método de limiarização automática de Otsu. O algoritmo de Otsu, devido à sua formulação, apresenta uma distorção no resultado quando há na imagem uma fase em quantidade muito maior em relação às outras⁽¹⁰⁾. Assim, a técnica aqui desenvolvida se aproveita da larga predominância da fase resina nas imagens das amostras estudadas e utiliza o resultado distorcido fornecido pelo método de Otsu como um limiar de referência. Este limiar de referência é usado como parâmetro no cálculo do limiar que segmenta a hematita, de acordo com a Eq. 1.

Esta técnica de segmentação é automática e apresenta uma boa robustez em relação a possíveis variações na iluminação. No entanto, é fundamental que no embutimento das amostras as proporções de minério e resina sejam controladas, pois a Eq. 1 é uma equação empírica definida particularmente para este problema. Caso as proporções de minério e resina sejam alteradas, esta técnica de segmentação ainda poderá funcionar, porém uma nova equação terá que ser definida.

CONCLUSÃO

Foi desenvolvido um método automático para a contagem e classificação de partículas de hematita em amostras de “pellet feed” observadas ao microscópio óptico de luz refletida. O método foi testado em três amostras da Samarco Mineração e apresentou um desempenho bastante razoável, acima de 85% de taxa de acerto global na validação *holdout*. Além disso, a pequena diferença ocorrida entre as taxas de acerto da validação e da auto-validação indicam que o sistema possui uma boa capacidade de generalização.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPq pelo apoio financeiro.

REFERÊNCIAS

- 1 CLOUT, J.M.F. The Effects of Ore Petrology on Downstream Process Performance: a Review. In: Mine to Mill 1998 Conf., 1998, Brisbane.
- 2 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 characterization. *Minerals Engineering*, v. 20, p. 461-471, 2007.
- 3 LIBANEO, C.A.F.; KANEKO, K.M.; COELHO, L.H.T.; PURIFICAÇÃO, 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, Ouro Preto, 2001.
- 4 PACIORNIK, S.; MAURICIO, M.H.P. Digital Imaging. In: VANDERVOORT, G.F. (Ed.). *ASM Handbook, Vol. 9: Metallography and Microstructures*. Materials Park: ASM International, 2004, p. 368-402.
- 5 OTSU, N. Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, v. 9, n. 1, p. 62-66, 1979.
- 6 GONZALEZ, R.C.; WOODS, R.E. *Digital Image Processing*. 2. ed. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 2002.
- 7 GOMES, O.F.M.; PACIORNIK, S. Automatic Classification of Graphite in Cast Iron. *Microscopy and Microanalysis*, v. 11, p. 363-371, 2005.
- 8 DUDA, R.O.; HART, P.E.; STORK, D.G. *Pattern classification*. 2. ed. Wiley-Interscience, 2001.
- 9 TOUSSAINT, G.T. Bibliography on Estimation of Misclassification. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 20, p. 472-479, 1974.
- 10 LEE, H.; PARK, R.-H. Comments on "An Optimal Multiple Threshold Scheme for Image Segmentation". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, v. 20, n. 3, p. 741-742, 1990.