

# CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE TIPOS DE HEMATITA EM MINÉRIO DE FERRO POR ANÁLISE DE TEXTURA

**Ariella Vianna Fontes**

Aluna de Graduação, Engenharia de Materiais 9º período, UFRJ

Período PIBIC/CETEM: julho de 2011 a julho de 2012

ariella@poli.ufrj.br

**Otávio da Fonseca Martins Gomes**

Orientador, Eng. Químico, D.Sc.

ogomes@gmail.com

## 1. INTRODUÇÃO

A mineração revela-se ativa contribuinte na economia nacional e mundial. A busca pelo melhor desempenho de seus processos é constante, visando aumentar a produção e agregar valor aos produtos.

Os minérios de ferro brasileiros são predominantemente hematíticos e geralmente têm uma mineralogia simples, composta por hematita, magnetita, goethita e alguns minerais de ganga, principalmente quartzo. No entanto, eles podem apresentar diversas texturas.

Os diferentes tipos texturais de hematita afetam diretamente os processos de cominuição, concentração e pelotização, além da qualidade das pelotas produzidas (LIBANEO *et al.*, 2001). Neste contexto, a caracterização microestrutural constitui-se em uma ferramenta chave e sistemas de análise digital de imagens podem conferir maior reprodutibilidade, confiabilidade e velocidade aos procedimentos de caracterização.

A hematita apresenta bi-refletância, sua refletância sob luz polarizada varia segundo a orientação dos cristais. Essa variação é sutil, mas o uso combinado de polarizador e analisador semi-cruzados proporciona notáveis variações de brilho e cor devido à anisotropia. Assim, essa configuração pode ser explorada para gerar imagens com contraste suficiente para discriminar os cristais de hematita (IGLESIAS *et al.*, 2011).

## 2. OBJETIVOS

O objetivo do presente trabalho é testar o emprego de parâmetros de textura em imagem como atributos em um sistema de classificação automática de tipos texturais de hematita. O sistema deve ser capaz de reconhecer cinco tipos de hematita (granular, lamelar, lobular, martita e microcristalina) em amostras de minério de ferro, através da análise de textura em imagens obtidas por microscopia ótica.

## 3. METODOLOGIA

Foram selecionadas seções polidas de diferentes minérios de ferro de modo a fornecer diversas imagens para representar as cinco classes de hematita.

### 3.1 Aquisição de Imagens

A aquisição de imagens foi realizada no microscópio ótico Zeiss AxioImager M2m controlado por computador, dotado de câmera digital e platina motorizada. As imagens foram adquiridas com a lente objetiva de 20X, empregando-se focalização automática.

Foram adquiridas duas imagens por campo: uma imagem de campo claro (sem polarização) e uma imagem com polarizadores semi-cruzados em um ângulo de  $+10^\circ$  do ponto de extinção (Figura 1).

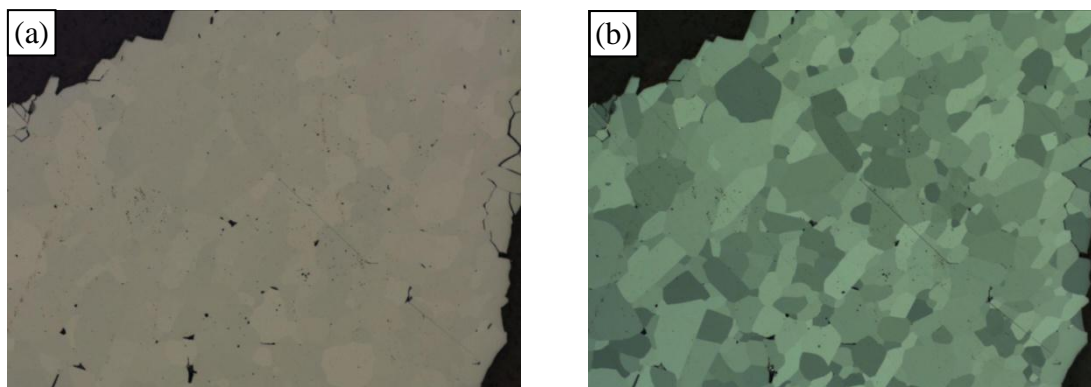


Figura 1. Região de hematita observada em: (a) campo claro; e (b) luz polarizada, com polarizadores semi-cruzados em um ângulo de  $+10^\circ$  do ponto de extinção.

Antes da aquisição das imagens das amostras, um padrão de refletância de carboneto de silício (SiC) foi utilizado para gerar imagens de fundo. Essas imagens foram usadas subsequentemente em um procedimento automático de correção de fundo, a fim de corrigir irregularidades na iluminação e outros defeitos de aquisição.

### 3.2 Análise de Imagens

A rotina de análise de imagens e classificação foi desenvolvida e implementada no ambiente Matlab.

Os principais minerais presentes nas amostras de minério de ferro têm diferentes refletâncias e conseqüentemente apresentam níveis de cinza característicos nas imagens de campo claro. Desta forma, foi empregada a técnica de limiarização do histograma de intensidades para a segmentação das regiões de hematita nas imagens de campo claro.

As imagens binárias da hematita segmentada foram utilizadas como máscara para delimitar as regiões de hematita nas imagens de luz polarizada. Então, destas últimas, foram extraídos *textels* (elementos de textura) quadrados de  $200 \times 200$  pixels para medição dos parâmetros de textura que foram empregados como atributos no sistema de classificação.

Embora não exista nenhuma definição formal para textura, pode-se dizer que a textura em uma imagem denota características intuitivas como suavidade, homogeneidade e regularidade (GONZALEZ ; WOODS, 2002). A visão humana é capaz de distinguir texturas facilmente, mas computacionalmente caracteriza-se textura através de parâmetros definidos a partir da variação dos níveis de intensidade no interior de regiões ou *textels*.

Existem diversos métodos para caracterização de textura em imagem que refletem diferentes áreas de aplicação. No presente trabalho, foram utilizados os 11 primeiros parâmetros de Haralick (HARALICK *et al.*, 1973), que são medidas estatísticas da

coocorrência de níveis de intensidade em pixels vizinhos, originalmente desenvolvidas para análise de imagens de sensoriamento remoto.

Vale ressaltar que textura em imagem não se trata de textura metalográfica, que possui um significado completamente diferente, pois está ligada a distribuição de orientações cristalográficas dos cristalitos em materiais policristalinos (GOMES *et al.*, 2011). No presente trabalho, uma ferramenta de análise de textura em imagem, parâmetros de Haralick, é utilizada para identificar diferentes classes de textura metalográfica na hematita.

### 3.3 Classificação dos tipos de hematita

Como as classes de hematita são conhecidas (granular, lamelar, lobular, martita e microcristalina), um conjunto de treinamento pode ser facilmente construído a partir de imagens de amostras reais. Deste modo, foi implementado um sistema de classificação supervisionada com o classificador de Bayes (DUDA *et al.*, 2001). A Figura 2 mostra imagens de luz polarizada típicas das cinco classes de hematita.

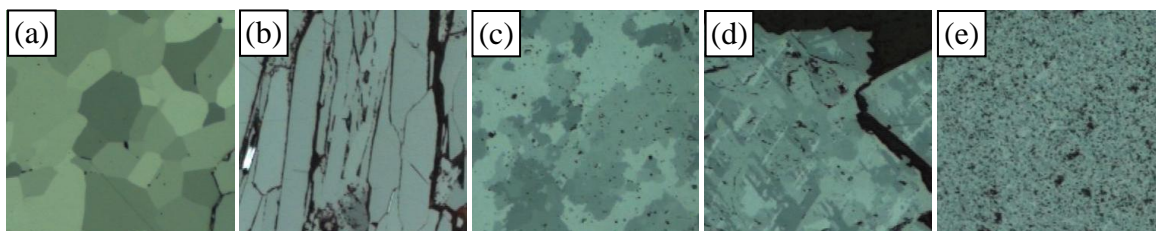


Figura 2. Imagens de luz polarizada típicas das classes de hematita: (a) granular; (b) lamelar; (c) lobular; (d) martita; e (e) microcristalina.

A técnica clássica da Análise Linear Discriminante (DUDA *et al.*, 2001) foi empregada para composição de atributos, de modo a reduzir a dimensionalidade do sistema de 11 para 4, com o intuito de aumentar sua generalidade.

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Tabela 1 apresenta as taxas de acerto para a auto-validação obtidas pelo sistema de classificação para cada classe e a taxa de acerto global. A taxa de acerto para a classe granular foi de 100%, mostrando-se consideravelmente superior as taxas de acerto das demais classes, que variou de 68 a 75%. Este comportamento é devido provavelmente à menor variabilidade da textura granular.

Tabela 1. Taxas de acerto.

Classe	Taxa de Acerto (%)
Granular	100
Lamelar	74
Lobular	68
Martita	75
Microcristalina	70
Global	77

## 5. CONCLUSÕES

Um sistema de classificação automática de tipos texturais de hematita, que utiliza parâmetros de textura em imagem como atributos, foi implementado no ambiente Matlab.

A taxa de acerto global foi 77%, chegando a 100% para a classe granular. Esse pode ser considerado um desempenho razoável dada a complexidade do problema. Todavia, o aspecto mais relevante é que o presente trabalho apresenta uma abordagem original e mais simples. Trabalhos anteriores que visam a classificação automática de tipos de hematita, como, por exemplo, Iglesias *et al.* (2011), utilizam a segmentação e reconhecimento individual de cada cristal de hematita, para em seguida determinar a que classe pertence a respectiva região da imagem.

## 6. AGRADECIMENTOS

Ao PIBIC/CNPq pela bolsa; ao CETEM pela oportunidade; ao professor Sidnei Paciornik (PUC-Rio) pelo curso de Processamento Digital de Imagens e ao orientador Otávio Gomes pela dedicação e atenção em todas as etapas do trabalho.

## 4 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

DUDA, R.O.; HART, P.E.; STORK, D.G. **Pattern classification**. 2. ed. New York: Wiley-Interscience, 2001.

GOMES, O.D.M.; LIMA, P.R.L.; FONTES, A.V. **Morphological characterization of natural and artificial sands through image analysis**. In: 10th INTERNATIONAL CONGRESS ON APPLIED MINERALOGY, 2011, Trondheim, Norway. **Proceedings of...** p. 255-261.

GONZALEZ, R.C.; WOODS, R.E. **Digital Image Processing**. 2 ed. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 2002.

HARALICK, R.M.; SHANMUGAM, K.; DINSTEN, I. Textural features for image classification. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v. 3, n. 6, p. 610-21, 1973.

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, p. 1264-1270, 2011.

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.