

DETERMINAÇÃO DO TEOR APARENTE DE MINÉRIOS USANDO ANÁLISE DE IMAGENS DIGITAIS

André C. Silva¹ & José A. M. da Luz²

¹ Departamento de Engenharia de Minas/ Universidade Presidente Antônio Carlos
km 3, rodovia MG-483. Bairro Gigante, Conselheiro Lafaiete/MG. CEP 36400-000. Tel. 31-3769-4018 -
E-mail: andreCarlos@unipaclafaiete.edu.br

² Departamento de Engenharia de Minas/Universidade Federal de Ouro Preto Morro do Cruzeiro, Bauxita, Ouro Preto/MG.
CEP 35400-000. Tel. 31-3559-1590. E-mail: jaurelio@demin.ufop.br

RESUMO

O presente trabalho apresenta uma metodologia para a determinação do teor aparente de minérios usando análise de imagens digitais. Para tal, três algoritmos computacionais diferentes foram implementados para detectar e quantificar características em amostras. Amostras de esmeralda, manganês e itabirito foram usadas como exemplos. A técnica permite uma melhora na imagem de acordo com suas cores, a remoção de ruídos aleatórios oriundos do equipamento de aquisição da imagem ou gerados como resultado da aplicação de filtros digitais prévios e finalmente a quantificação da inclusão ou grão (ou cluster). Uma análise estatística ao fim do processo mostra a análise dos tamanhos de grãos analisados, o tamanho do maior, menor e da média dos grãos, bem como o teor da substância desejada. Os resultados encontrados se mostraram de acordo com o esperado por análises de teor via métodos químicos, corroborando o esperado. Os tempos de análise se mostraram suficientemente pequenos para que seja possível a implementação dos algoritmos desenvolvidos em sistemas de análise *on line* em sistemas produtivos industriais, com baixo custo, alta performance e alta confiabilidade.

PALAVRAS-CHAVE: teor aparente; análise de imagens digitais, algoritmo computacional.

ABSTRACT

The present work presents a methodology for apparent ore grade determination using digital images analysis. For such a goal, three different computational algorithms had been implemented in order detect and quantify features in metallographic samples. Emerald, manganese e itabirite samples were used as examples. The technique allows the image enhancement according to its colors, the removal of random noises from the image acquiring equipment or generated as a result of application of previous digital filter and finally the inclusion or grain (or clusters) quantifying/rating. A statistical analysis at the end of the process shows the grain sized analysis of the grains, the size of the supreme greater, the minor and the average size. The results found were in agreement with chemical analysis, corroborating the waited. The analysis times were sufficient small to assemble the proposed algorithms in an industrial system for on line analysis, with small cost, high performance and reliability.

KEY WORDS: apparent ore grade; digital image analysis; computational algorithm.

1. INTRODUÇÃO

A grande utilização de imagens digitais tem criado novas áreas de pesquisa na computação. O desenvolvimento de técnicas de processamento de imagens se associa com as diversas áreas das ciências, incluindo aí as engenharias, saúde, etc. Essa integração resulta em trabalhos como o presente, que tenta solucionar com métodos computacionais, em tempo aceitável, problemas que seriam difíceis de solucionar sem auxílio da computação.

As imagens digitais estão substituindo as fotos convencionais, que eram analisadas por processos manuais. Uma vantagem da utilização de imagens digitais é que estas não perdem suas características (tais como cor e brilho) com o passar do tempo e, além disso, podem ser melhoradas com a aplicação de algoritmos específicos.

O presente trabalho visa determinar o teor aparente de minérios através da análise de imagens digitais. O software desenvolvido aplicada sucessivamente três algoritmos de processamento de imagem, sendo possível a purificação da imagem quanto às suas cores, remoção de ruídos provenientes do processo de obtenção da imagem ou mesmo do processo de análise anterior e, por último, a detecção e contagem de clusters, quantificando-os quanto ao seu tamanho.

Automatizar o processo de contagem de agregados garante qualidade nos resultados e ganho de tempo, que para muitas aplicações pode ser um diferencial desejado. Além disso, processos automatizados podem se acoplar a outras ferramentas. Assim sendo, o trabalho apresentado pode ser considerado como um módulo de acoplamento a outras ferramentas de processamento de imagens digitais a serem usadas em diversas áreas.

Os resultados obtidos se mostraram de acordo com o esperado em imagens de minério de ferro e de amianto. O pequeno tempo gasto na análise e processamento das imagens representa um diferencial desejável do software desenvolvido e da metodologia proposta.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Uma imagem digital é uma projeção em duas dimensões de uma imagem real em três dimensões. Existem, basicamente, dois tipos de imagens digitais: as imagens raster e as vetoriais. O presente trabalho foca seu estudo em imagens raster, sendo que esta se apresenta em forma de uma matriz, onde cada elemento da matriz é chamado de pixel. O pixel é a menor unidade de uma imagem digital. Este tipo de imagem é ideal para a reprodução de fotografias, pinturas ou desenhos digitalizados, por conseguirem representar com grande rigor as mais tênues variações cromáticas e texturas.

Um cluster em uma imagem digital pode ser definido como sendo um conjunto de pixels adjacentes que se encontram “ilhados”, ou seja, um conjunto de pixels que se distingue dos demais pixels da imagem pela existência de características semelhantes entre tais pixels, no caso a sua cor. A figura 1 apresenta uma imagem raster quadriculada, onde a matriz formada tem como elemento primário uma cor, representada computacionalmente por um número inteiro. A correta delimitação dos clusters em uma imagem permite a sua análise e caracterização.

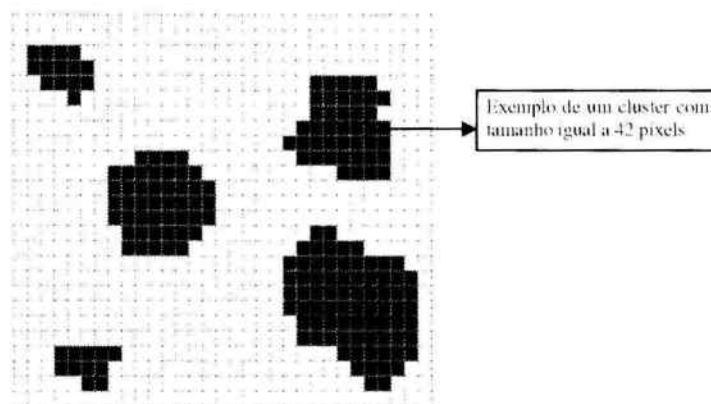


Figura 1 – Exemplo de clusters em imagens digitais.

Vários autores têm proposto algoritmos para a contagem e rotulação de clusters. Dmitry e Patzek (2003) propuseram um algoritmo baseado em orientação a objetos para tal tarefa, que consiste na criação de um grafo para representar os pixels que compõem o cluster.

O algoritmo mais utilizado para a contagem e rotulação de cluster é o algoritmo de Hoshen-Kopelman (1976). Isto se deve à complexidade do algoritmo, que é linear. Contudo, a implementação deste é mais trabalhosa que a implementação de algoritmos baseados em percolação, como o proposto por Michel e Zara (2004).

A teoria da percolação foi introduzida por Broadbent e Hammersley, nos anos 50, como um modelo matemático de propagação em meios aleatórios. Nestes meios a propagação é contínua ou não existente, sendo a transição entre os dois regimes muito rápida. Silva e Bonfioli (2007) propuseram um algoritmo simples de percolação que consiste em:

1. Percorrer a imagem digital até encontrar um pixel que possua cor igual à cor que se deseja analisar ou até chegar ao fim da imagem;
2. Adicionar o pixel encontrado a uma fila de pixels a serem processados;
3. Analisar os pixels adjacentes ao pixel do início da fila de pixels a serem processados. Se este que for igual à cor desejada é também adicionado na fila de pixels a processar;
4. Remover o primeiro pixel da fila de pixels a serem processados e inseri-lo na fila de pixels processados;
5. Voltar ao passo 3 até que a fila de pixels a processar esteja vazia;
6. Rotular o cluster descoberto para este não volte a ser processado;
7. Voltar ao passo 1.

Silva e Bonfioli (2007) demonstram que apesar da complexidade do algoritmo de percolação por eles proposto ser quadrática (proporcional a n^2) enquanto que o algoritmo de Hoshen-Kopelman tem complexidade linear (proporcional a n) a velocidade de processamento do algoritmo de percolação se mostra similar ao de Hoshen-Kopelman.

3. PROCEDIMENTOS EXPERIMENTAIS

O software desenvolvido no presente trabalho implementa três algoritmos distintos: um para a purificação da imagem digital; o algoritmo de percolação proposto por Silva e Bonfioli (2007) para rotular e contar os clusters da imagem e um algoritmo para a remoção de clusters dado o tamanho desejado.

3.1 Algoritmo de Purificação de uma Imagem Digital

Uma imagem digital, seja ela adquirida através de um microscópio ótico ou mesma de uma câmara digital, traz consigo várias informações no que tange a cores. Assim sendo, nesta etapa é realizada uma varredura da imagem levantando quais de seus pixels atendem a um determinado critério cromático preestabelecido pelo usuário, sendo possível definir qual a tolerância desejada na varredura. Desta forma, ao final do processo é gerada uma nova imagem contendo apenas informações referentes à cor que se deseja estudar.

A imagem obtida é uma formada apenas pelas cores preta e branca, onde os pixels em cor preta representam os pixels que atendem ao critério de corte de cor predefinido na imagem original, já os pixels em cor branca representam os pixels originais que não atendem ao critério.

A figura 2a apresenta uma imagem feita em uma amostra de esmeraldas em uma matriz de quartzo. Nota-se que existem alguns cristais de esmeralda (em cinza) que se destacam em uma matriz mais clara. A figura 2a era, originalmente, uma imagem colorida e, desta forma, o contraste entre as esmeraldas e a matriz de quartzo era mais acentuado. Na figura 2b é apresentada uma imagem resultante da aplicação do algoritmo de purificação à figura 2a. Nota-se agora que os cristais de esmeralda estão demarcados em preto, se destacando do fundo. Contudo, alguns pontos da matriz de quartzo foram incorretamente demarcados como sendo pequenos cristais de esmeralda. Os próximos algoritmos se encarregaram de remover tais pontos indevidos, tidos aqui como ruídos e/ou imperfeições do processo de purificação da imagem.

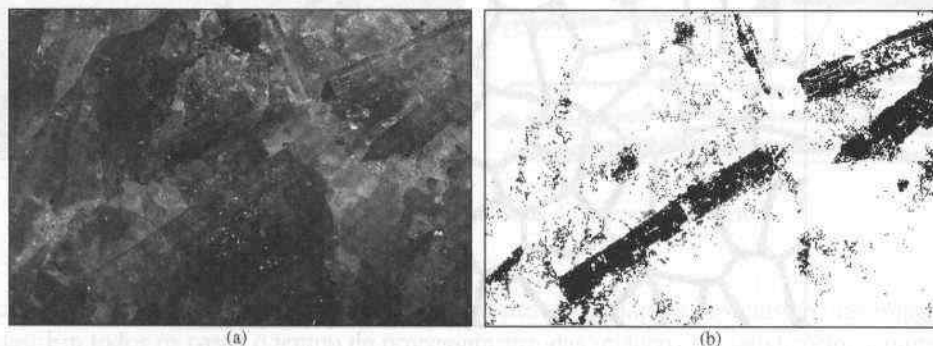


Figura 2 – Exemplo de purificação de uma imagem contendo esmeraldas em uma matriz de quartzo.

3.2 Algoritmo para a Remoção de Clusters

Após o processo de purificação da imagem, existem clusters (ou até mesmo pontos isolados na imagem) que não são de interesse para estudo (vide figura 2b, onde na matriz ao redor dos cristais surgiram pontos isolados identificados erroneamente como sendo pequenos cristais pelo filtro anterior). Estes clusters, normalmente de tamanho muito pequeno (inferior a 10% da área da imagem), são formados a partir de ruídos provenientes do hardware de aquisição da imagem ou mesmo de ruídos causados pelo processo de purificação.

Assim sendo foi desenvolvido um algoritmo para remover clusters com tamanho especificado pelo usuário. Este algoritmo é uma adaptação do algoritmo de percolação, sendo que este realiza o processo de detecção do cluster e, em seguida, a sua remoção. A figura 3 apresenta o resultado da remoção de todos os clusters da figura 2b cujo tamanho é inferior a 100 pixels. Percebe-se que a imagem agora consegue realçar os contornos e as bordas dos grãos com maior nitidez.

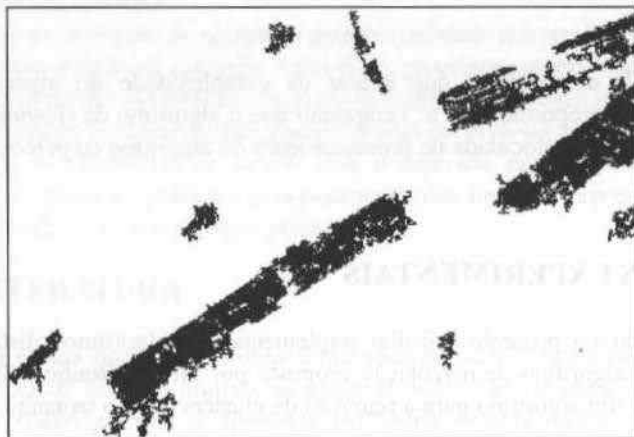


Figura 3 – Resultado da remoção dos clusters com tamanho inferior a 100 pixels da figura 2b.

3.3 Algoritmo de Detecção e Contagem de Clusters

Com a imagem devidamente tratada resta apenas rotular e contar os clusters desta. Para isso é utilizado o algoritmo de percolação proposto por Silva e Bonfioli (2007). Para a figura 3 foram encontrados 10 clusters (no caso os cristais de esmeralda), sendo que o maior deles tem tamanho igual a 5092 pixels e o menor deles 114 pixels. O tamanho médio dos clusters encontrados foi de 1.126,3 pixels e o tempo da operação foi de 0,516 segundos.

A figura 4 apresenta uma imagem usada nos testes do algoritmo de percolação. Tal imagem simula uma textura granular onde existem 93 grãos. A contagem e rotulação destes grãos levou 0,375 segundos para ser realizada.

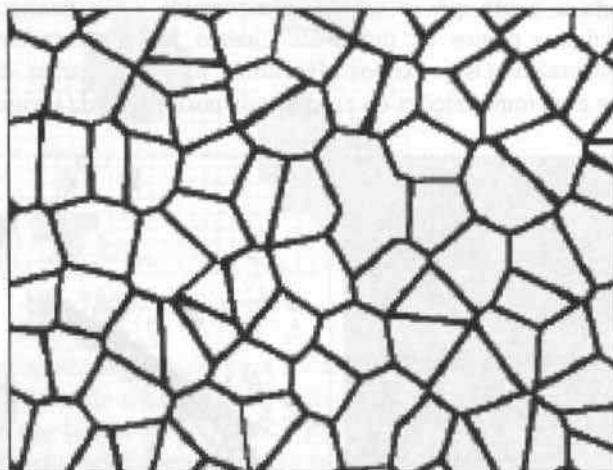


Figura 4 – Imagem de teste para o algoritmo de percolação para a contagem e rotulação de clusters.

4. RESULTADOS

Foram feitos testes com imagens de amostras de minerais, sendo uma amostra exibindo crescimento dendrítico de manganês e duas amostras de itabirito. A figura 5a apresenta a amostra com crescimento dendrítico de manganês. Foi escolhido analisar o manganês desta. O resultado da análise da imagem 5a é exibido na figura 5b. Percebe-se que a imagem tratada não é perfeita, como pode ser visto no canto inferior direito da imagem que, por conta de uma aresta da amostra, o processo de análise da imagem não reconheceu, de maneira correta, o veio de manganês. O resultado da análise anterior indicou a presença de 36.560 pixels considerados como manganês, de um total de 100.724 pixels da imagem. Desta forma o teor aparente de manganês da imagem é de aproximadamente 36%.

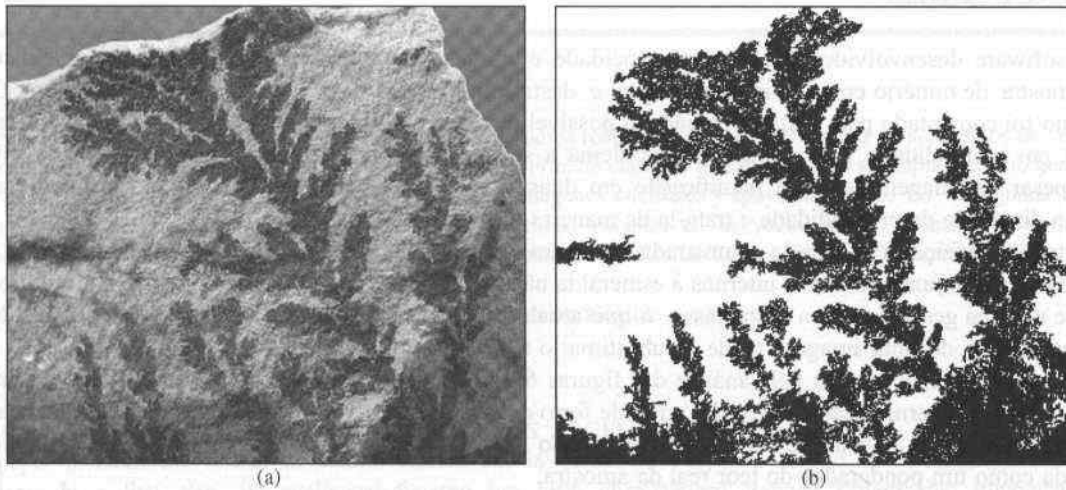


Figura 5 – Análise de uma imagem de crescimento dendrítico de manganês.

As figuras 6a e 6c apresentam dois ensaios com amostras diferentes de itabirito. Na figura 6a o teor aparente de óxido de ferro da amostra foi de 73,5%, o que indica um itabirito rico, mas não de ocorrência impossível. Foram encontrados 54.928 pixels classificados com óxido de ferro de um total de 74.646 pixels da imagem. Para a figura 6c o teor aparente de óxido de ferro da amostra foi de 36%, indicando se tratar de um itabirito pobre.

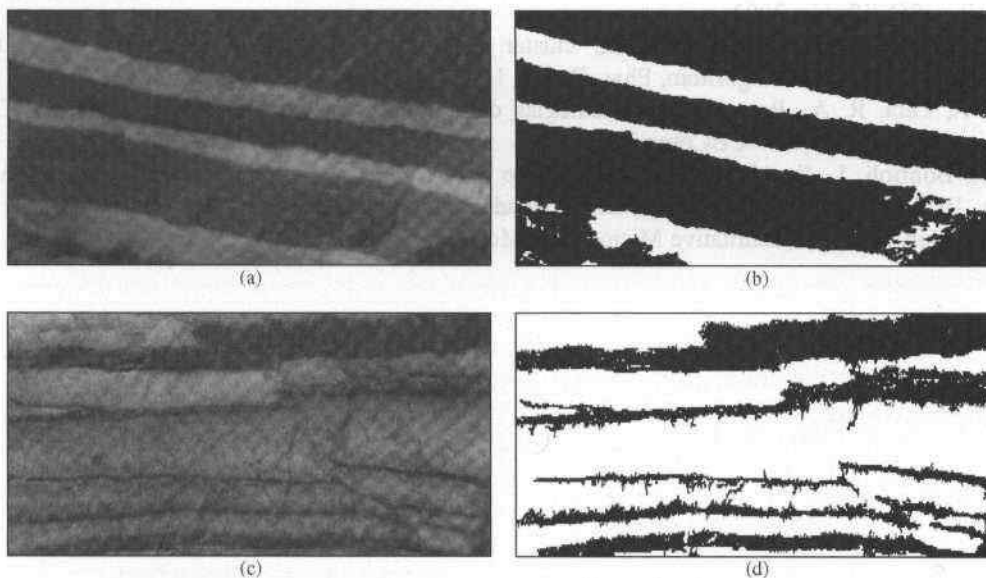


Figura 6 – Análise de duas amostras diferentes de itabirito.

A tabela I apresenta os resultados encontrados nos testes de contagem dos clusters nas imagens já devidamente tratadas. Em todos os casos o tempo de processamento das imagens foi satisfatório, sempre se mantendo abaixo de 5 segundos.

Tabela I – Resultados das análises das imagens 5 e 6.

Imagem tratada	Tempo gasto [s]	Clusters encontrados [unidades]	Maior cluster [pixels]	Menor cluster [pixels]	Média dos clusters [pixels]	Corte aplicado [pixels]
5a	2,062	7	19.180	256	5.222,857	200
6a	3,250	3	24.263	10.973	18.309,333	100
6c	1,203	3	16.078	2.200	8.609,333	100

5. CONCLUSÕES

O software desenvolvido atende com velocidade e acuracidade a proposta de quantificar os clusters de uma amostra de minério em uma imagem digital e, desta forma, quantificar o teor aparente da amostra. Contudo, como foi comentado para a figura 5a não foi possível resolver o problema de imagens em planos diferentes, ou seja, em profundidade. Este ainda é um problema a ser resolvido no algoritmo de tratamento de imagens pois, apesar da imagem ser uma planificação em duas dimensões, é imprescindível que o filtro passe a reconhecer a dimensão da profundidade e tratá-la de maneira correta.

Outra imperfeição encontrada é mostrada na figura 3, onde uma amostra de esmeralda foi tratada como possuindo um conjunto de pixels internos à esmeralda não pertencentes a esta. O correto seria que o filtro identificasse a forma geométrica e a respeitasse, o que atualmente não acontece. Desta forma, o resultado encontrado na análise de uma imagem tende a subestimar o teor aparente do mineral.

Os resultados encontrados pela análise das figuras 6a e 6c foram condizentes com o resultado de análises químicas para a determinação do teor de óxido de ferro destas, apesar do software só ser capaz de realizar uma análise superficial da amostra de minério. Assim sendo a variabilidade na terceira dimensão do material deve ser usada como um ponderador do teor real da amostra.

Trabalhos futuros ainda são necessários a fim de se desenvolverem melhores filtros para controle de contraste e de brilho na imagem, bem como o desenvolvimento de filtros que permitam remover ruídos na imagem antes de seus grãos serem contatos e rotulados.

7. REFERÊNCIAS

- Dmitry, S., Patzek, T., An object-oriented cluster search algorithm, Lawrence Berkeley National Laboratory, University of California, 2003.
- Hoshen, J., Kopelman, R., Percolation and cluster distribution I. Cluster multiple labeling technique and critical concentration algorithm, *Phys. Rev. B* 14 (8) (1976) 3438–3445.
- Michel, N. F., Zara, R. A., Percolação e Estratégias de Ataque em Redes de Escala Livre, IV Congresso Brasileiro de Computação – CBComp 2004.
- Silva, A. C., Bonfioli, L. F., Algoritmo de percolação para a detecção e contagem de clusters em imagens digitais, III Workshop em Computação, Universidade Federal de Ouro Preto, 2007.
- Dehoff, R.T., Rhines, F. N., Quantitative Microscopy, McGraw-Hill, New York, 1968.