

Segmentação Textural de Imagens de Rocha por Microtomografia

Segmentation of Microtomography images of rocks using texture filter

Luciana Olivia Dias*

Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas - Rua Dr. Xavier Sigaud 150, Rio de Janeiro, RJ 22290-180, Brasil

Clécio R. De Bom†

Centro Federal de Educação, Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, Rodovia Mário Covas,

lote J2, quadra J - 23810-000 Distrito Industrial de Itaguaí, Itaguaí, RJ e

Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas - Rua Dr. Xavier Sigaud 150, Rio de Janeiro, RJ 22290-180, Brasil

Heitor Guimarães,‡ Elisângela L. Faria,§ Márcio P. de Albuquerque,¶ e Marcelo P. de Albuquerque**

Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas - Rua Dr. Xavier Sigaud 150, Rio de Janeiro, RJ 22290-180, Brasil

Maury D. Correia†† e Rodrigo Surmas‡‡

Centro de Pesquisas e Desenvolvimento Leopoldo Américo Miguez de Mello - CENPES PETROBRAS,

Av. Horácio Macedo, 950, Cidade Universitária,

Rio de Janeiro, RJ - 21941-915, Brasil

Submetido: 29/09/2015 Aceito: 10/05/2106

Resumo: A segmentação, realizada de maneira robusta, automatizada e eficiente, de diferentes fases em imagens de microtomografia é um fator crítico e limitador na área de Petrofísica de Rocha Digital. Abordamos a questão partindo de um algoritmo com técnicas baseadas em filtros, obtendo a maximização da Entropia Local para definir um limiar entre fundo e objeto. Validamos a qualidade da segmentação a partir de imagens de amostras de microesferas de vidro, recuperamos o raio das esferas e comparamos a técnica proposta com outros dois algoritmos de segmentação.

Palavras chave: Imagens, Segmentação, Entropia Local.

Abstract: An efficient and reliable segmentation is a critical task for precision Digital Rock Physics. We address this problem from an automated perspective by using texture entropy filter to set a threshold between background and object. We evaluated the quality of segmentation by recovering the diameter distribution from a sample of glass microsphere and compared the proposed technique with two other segmentation algorithms.

Keywords: Images, segmentation, entropy filter.

*Electronic address: luciana@cbpf.br

†Electronic address: debom@cbpf.br

‡Electronic address: hguimaraes@poli.ufrj.br

§Electronic address: elisangela@cbpf.br

¶Electronic address: mpa@cbpf.br

**Electronic address: mpalbuquerque@cbpf.br

††Electronic address: maury.duarte@petrobras.com.br

‡‡Electronic address: surmas@petrobras.com.br

1. INTRODUÇÃO

Alguns recursos naturais de interesse estratégico como água, gás e petróleo ocupam ou escoam por espaços vazios decorrentes da porosidade ou fraturas do solo. O que torna o estudo da distribuição, caracterização do sistema de poros uma análise complementar e de grande interesse para investigação de reservatórios (e.g. [1–3]). Permitindo estimar a capacidade de armazenamento de fluido em tais sistemas. Para a determinação de parâmetros relevantes deste problema, tal como a porosidade, são utilizados métodos diretos que analisam lâminas de rochas, i.e. petrografia, ou por métodos indiretos que fazem uso de injeção de gás ou mercúrio em picnômetros [3–5]. Entretanto, a quantificação por petrografia necessita um trabalho minucioso e normalmente os resultados são limitados à análise bidimensional das lâminas [4, 5] limitada à resolução da imagem. No caso dos métodos indiretos, apesar de fornecerem informações sobre o volume de poros, apresentam desvantagens como erros sistemáticos relacionados à penetração ineficiente e porosidade induzida pela injeção do fluido [3, 4].

A microtomografia de raios X (μCT) associada a análises estatísticas é aplicada ao estudo da determinação do tamanho dos grãos e porosidade. O imageamento de rochas através destas ferramentas permitem uma análise robusta e a geração de um modelo tridimensional das fases da amostra. Entretanto este tipo de estudo é limitado pela resolução da imagem e a qualidade das técnicas de processamento de imagens para definir o que são as diferentes fases da rocha, em especial a distinção entre grãos e poros. Neste contexto, o desafio é desenvolver técnicas computacionais para processamento e análise a partir de imagens de alta resolução, que permitam uma análise de maneira eficiente dessas imagens [3, 6, 7] e devido aos grandes volumes de dados, que seja o mais automatizada o quanto possível.

O Processamento de imagens é uma ferramenta interdisciplinar importante para diferentes áreas, dentre elas podemos citar: Ciência dos Materiais (Metalurgia, Microscopia, Nanoscopia, Magnetismo) [4, 5, 7, 8], Ciências biológicas (Biologia, Genética, Botânica) [7, 8], Geologia [2, 4, 7, 9], Geografia e Meteorologia [7, 8], Astronomia entre outras. No contexto das imagens de Micro-CT o processamento de imagem digital é comumente utilizado como uma ferramenta para determinação e caracterização do sistema grãos e poros [7, 8]. Em geral a separação entre estas fases é feita através de um limiar de brilho na imagem definido por um especialista.

Neste trabalho, investigamos a possibilidade, de separar as fases sólidas e poros em imagens de microtomografia de maneira semi-automatizada. Para isto, utilizamos um filtro de Entropia Local [10–13] para realçar as fronteiras entre as diferentes texturas da imagem sem a necessidade de limiares de cortes globais. Para avaliar a qualidade da determinação entre grãos e poros utilizamos imagens de microtomografia de microesferas de vidro de diâmetros conhecidos.

Este trabalho é organizado da seguinte maneira. Na seção 2 são descritos de maneira qualitativa os processos de aquisição das imagens de microtomografia. Na seção 3, apresentamos os detalhes da técnica de segmentação proposta destacando cada etapa do tratamento da imagem. Na seção 4,

apresentamos a aplicação do algoritmo em algumas imagens exemplo e na seção 5 discutimos o processo de validação do método com a obtenção de medidas quantitativas das imagens segmentadas em comparação com os valores nominais do fabricante. Fazemos nossas considerações finais na seção 6.

2. IMAGENS DE MICRO-CT

As imagens microtomográficas são produzidas por meio da aceleração linear de elétrons, depois colimados por um sistema de lentes magnéticas. Então direcionados contra uma placa de tungstênio, material metálico de alto número atômico. O resultado é uma radiação eletromagnética, feixe de raios X, caracterizado por alta frequência e alto poder de penetração [7]. A microtomografia computadorizada de raios X (MicroCT) tem como base a atenuação de feixes de raios X que atravessam a amostra de interesse, proporcionando a construção de imagens da estrutura em 2 e 3D [2] [7]. No entanto, as diversas projeções da amostra imageada, geram uma sobreposição de estruturas que oblitera informações. É feita, então, uma reconstrução matemática com os dados adquiridos das projeções de raios X na amostra, para produção de cortes transversais, perpendiculares à dimensão axial do material analisado. A microtomografia produz uma imagem que apresenta a atenuação média de cada pequeno elemento de volume (ou área), ordenando a informação de atenuação do feixe de raios X traduzindo a informação de forma quantitativa [7]. A figura 1 mostra um exemplo de imagem de uma fatia de microtomografia de afloramento rochoso. A amostra foi imageada em cerca 2000 fatias em escala de cinza de uma região ao norte do Estado do Rio de Janeiro, conhecida como Lagoa Salgada [14]. Essas imagens foram cedidas pelo CENPES (Centro de Pesquisas e Desenvolvimento Leopoldo Américo Miguez de Mello).

3. METODOLOGIA

A determinação adequada entre diversas regiões, i.e. segmentar uma imagem, é uma etapa fundamental no processamento de imagens digitais. Qualquer atributo que dependa da morfologia ou tamanho de regiões é sensível a este processo. Tipicamente para a imagens de microtomografia de rocha a definição entre regiões porosas e sólidas é dada através de um limiar de brilho na imagem [2], determinado manualmente por um intérprete petrofísico a partir de um histograma de tons de cinza. Este método apresenta como desvantagem o fato de que um nível global de brilho em uma imagem pode não ser representativo para um conjunto de fatias com ordens de grandeza maior. Adicionalmente, algumas imagens com problema de iluminação, que não foram adequadamente corrigidas na aquisição, podem ter resultados comprometidos. Além disso é necessário um tempo razoável para determinar a interpretação do melhor nível com precisão.

Diversas técnicas de segmentação automatizada ou semi-automatizada de imagens foram propostas para a tarefa de determinação entre fundo e objeto, entre elas se destacam

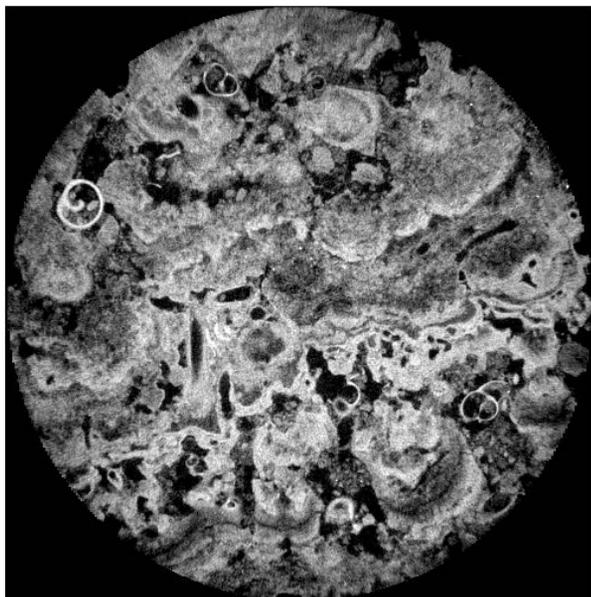


Figura 1: Imagem Micro-CT, fornecida pelo CENPES, de amostra retirada do reservatório de Lagoa Salgada localizado no litoral norte do Estado do Rio de Janeiro.

as que analisam histograma de luminância da imagem (e.g. [1, 11]), detecção de bordas (e.g. [1, 15, 16]), algoritmos de agrupamento (e.g. [4, 12, 17]) e através do uso de filtros (e.g. [11, 16]). Neste trabalho nos concentraremos neste último caso. Para segmentar uma imagem de microtomografia em diferentes regiões iremos utilizar uma abordagem baseada em filtro de Entropia Local [11], este método tende a realçar regiões que tenham maior heterogeneidade, tais como fronteiras de regiões de poros e grãos.

3.1. Algoritmo

Para segmentar as imagens de micro-CT propomos o algoritmo apresentado no diagrama da figura 2, implementado em Matlab [18]. O algoritmo fundamenta-se na ideia de que os limites entre diferentes fases da imagem apresentam uma textura, i.e. uma fase de transição [11], que pode ser destacada através de filtros que computem algum parâmetro local característico, como por exemplo a entropia. A primeira etapa do algoritmo consiste no pré-processamento. Nesta etapa é determinada a região onde há sinal relevante, a região de interesse da imagem, e em seguida é realizada uma filtragem mediana para suavização. A partir disso é aplicado o filtro de Entropia Local seguido pela binarização da imagem que determina a região de transição de fase de grãos e poros da imagem. Por fim, a região de transição será eliminada da imagem original e a esta será binarizada para extrair a região de grãos, que são claramente delineados. Cada etapa é discutida em detalhes nas subseções a seguir.

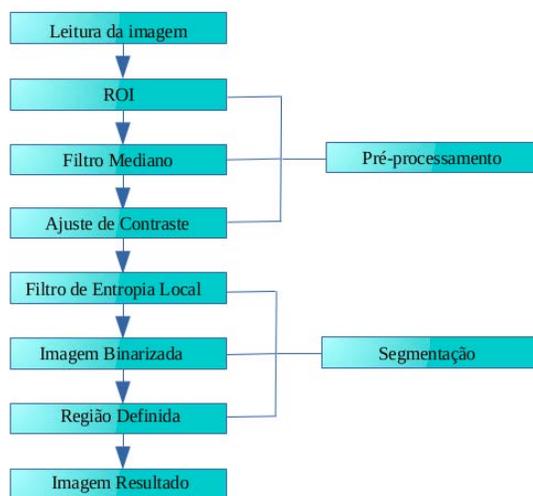


Figura 2: Diagrama das etapas de processamento do algoritmo. A primeira etapa prepara a imagem. Esse pré-processamento delimita a ROI. Utiliza o filtro mediano e o ajuste de contraste para definir melhor os contornos auxiliando o processo de segmentação, que tem como principal o filtro de Entropia Local. A região binarizada resultante é definida por máscara na imagem original, separando a fase de interesse e descartando o restante da imagem.

3.1.1. Determinação da Região de Interesse

A imagem de micro-CT, como apresentada na figura 1 possui, além da região que corresponde a seção circular da rocha, um fundo com alguns tons de cinza. O objetivo desta etapa é eliminar esta região de fundo para analisar somente a região da seção circular, chamada de região de interesse do problema (ROI, da sigla em inglês *Region Of Interest*). A não determinação da ROI pode acarretar em um resultado menos acurado do processo de segmentação, além de levar dados desnecessários para processamento nas etapas subsequentes, uma vez que o algoritmo iria considerar como dados toda a imagem e não apenas a região da rocha. Além disso, para efeito do cálculo de área dos poros, esta região fora da amostra poderia ser erroneamente considerada como poro. A determinação da ROI é realizada através de uma máscara, produzida por uma binarização que elimina a região fora da seção circular. A máscara ainda apresenta algumas imperfeições que serão corrigidas quando, a seguir, para a região dentro da máscara, é realizado um ajuste de um círculo pelo método de Newton-Pratt [19] da região da seção. Durante o processo de imageamento da amostra, irregularidades na amostra e problemas de alinhamento fazem que o raio ajustado seja diferente para cada imagem. O gráfico da figura 3 mostram o raio em função do número da fatia. Neste trabalho, utilizamos o raio médio das amostras.

3.1.2. Filtro Mediano e Ajuste de Contraste

A filtragem da mediana, técnica de suavização, contribui para a remoção do aspecto ruidoso da imagem que pode con-

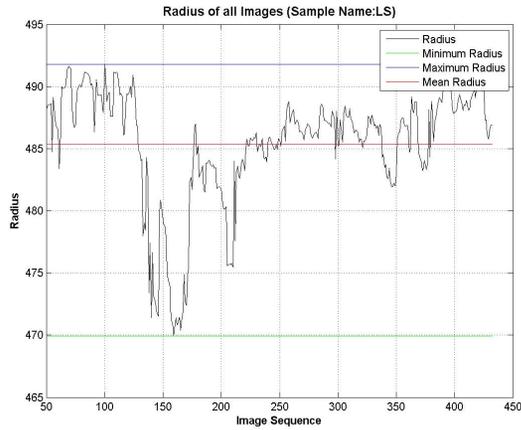


Figura 3: Gráfico que relaciona um conjunto de imagens do reservatório LS (i.e. Lagoa Salgada) com o raio original de cada uma delas. Demonstra o impacto na determinação de cada tipo de raio, destacados nas cores azul, vermelha e verde, definidos para a ROI.

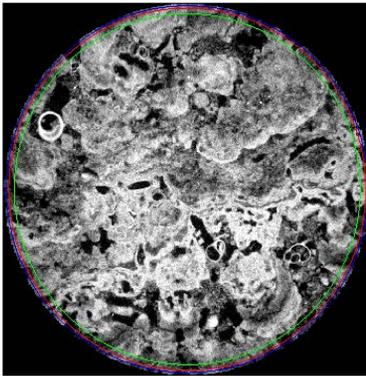
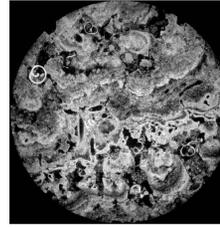


Figura 4: O raio definido pela cor verde é um tipo de raio menos conservador, o de cor vermelha é um raio médio definido e o azul é mais conservador.

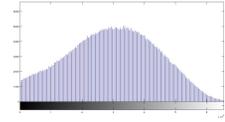
fundir o algoritmo nas regiões de fronteira, veja por exemplo em [16] [20] [21]. Este filtro é essencial para qualidade dos resultados e consiste em uma janela deslizante, onde o valor de um pixel (x,y) é substituído pela valor da mediana dos pixels vizinhos. Neste trabalho utilizamos uma estrutura de 3×3 pixels, padrão do software utilizado. Nas figuras 3.1.2 e 3.1.2 apresentamos a imagem antes e depois da aplicação do filtro. Com isso, alguns pixels recebem novos valores de intensidade na escala referente aos tons de cinza que já se encontrava. Associado a filtragem, o ajuste de contraste destaca os contornos, através da redistribuição dos tons de cinza da imagem filtrada como mostra em 3.1.2 e 3.1.2, importante para a execução do processo seguinte.

3.1.3. Filtro de Entropia Local

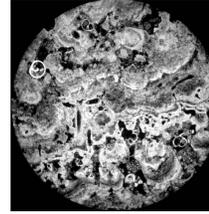
A noção de entropia para teoria da informação está ligada ao grau de desorganização existente [10]. Sendo assim



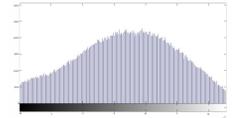
(a) Imagem Original



(b) Histograma da imagem original.



(c) Imagem após filtro mediano e ajuste de imagem.



(d) Histograma da imagem após filtro mediano e ajuste em contraste

Figura 5: Filtro mediano e ajuste de imagem. Uma leve acentuação nos contornos é observada. É notado que o histograma em comparação com o anterior apresenta um espalhamento maior na escala de tons de cinza.

quanto maior a desordem, maior o potencial de informação, e.g. uma fonte que apresenta uma única e mesma mensagem ou dado não caracteriza informação já que não há redução de incerteza. Uma imagem fornece informação, e.g. para o caso das imagens de micro-CT gerada, pelo espalhamento de raio-X. Como um mapa 3D de absorção de fótons, salvo os problemas de reconstrução. Pode ser representada como uma função escalar discreta de x , y e z , onde para cada elemento é atribuído um valor definido dentro de uma escala de tons de cinza. A entropia de uma imagem está relacionada ao grau de informações obtidas por meio de histograma da imagem ou de varredura de partes dela, como uma janela. A quantidade de entropia da fonte é sensível ao número de símbolos, i.e. níveis de cinza, que a fonte é capaz de emitir [11, 15]. Para uma fonte discreta de informação com n símbolos e probabilidade do símbolo i representada por p_i , a entropia é definida como sendo

$$S = \sum_{i=1}^n p_i \ln p_i. \quad (1)$$

A utilização do conceito de entropia e a maximização da entropia tem sido amplamente utilizado para separar fundo e objeto, ou diferentes fases de uma imagem (veja, por exemplo [8, 12]). O filtro de Entropia Local é utilizado para detecção de bordas e segmentação [11, 15]. Este método computa a entropia de Shannon em uma janela deslizante 9×9 , padrão do software utilizado, definindo o valor do pixel central. Este filtro realça regiões da imagem com maior entropia, i.e. com maior variação de tons de cinza na região da janela, tipicamente são as regiões de transição entre duas fases. Nas figuras 6 e seu correspondente histograma 7 podemos obser-

var a imagem 1 após o filtro de entropia. Como se trata de um processo localizado, este filtro se destaca por ser pouco sensível a certas fontes de erros sistemáticos na aquisição da imagem tal como de iluminação da cena em que a imagem é gerada e ainda é possível compensar não uniformidades nas condições de iluminação como sombras ou reflexos locais [13].

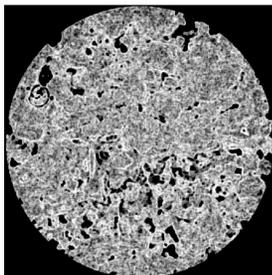


Figura 6: A imagem filtrada foi varrida por janela 9x9 pixels, utilizando filtro de Entropia Local.

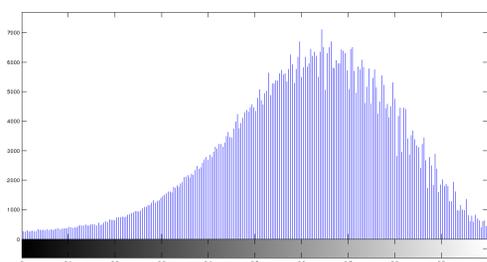


Figura 7: O histograma da imagem filtrada da figura 6 apresenta as variações das bordas.

3.1.4. Extração de Regiões

Após a filtragem da imagem pelo filtro de Entropia Local, com a região de transição entre as fases mais evidente, realizamos uma binarização. Esta região binarizada será definida como a região de transição. Esta região é então extraída da imagem original e a mesma passa a possuir apenas duas fases bem definidas e o processo de binarização se torna trivial. Depois, é possível atribuir o valor 0 na região da imagem binarizada dentro da imagem original e obter uma máscara usada para definir a fase de interesse (veja figura 8). Na figura 8 apresentamos o resultado após este processo, destacando apenas a região de maior brilho na imagem. Na figura 9 apresentamos as três regiões em cores: a região de maior brilho (amarelo), a região de transição (azul claro), e a região de menor brilho o fundo (azul escuro).

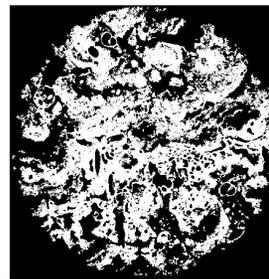


Figura 8: Imagem binarizada após filtro de textura, separando a fase mais clara de interesse.

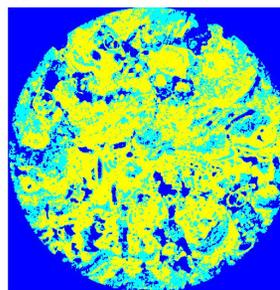


Figura 9: Três fases da imagem separadas e destacadas por cores. Fase de maior brilho (amarelo), a fase de transição (azul claro) e a fase de menor brilho o fundo (azul escuro)



(a) Fotografia das esferas



(b) Fotografia da Amostra.

Figura 10: Fotos das esferas (à esquerda) e da amostra completa sintética (à direita) para validação do estudo.

4. APLICAÇÃO DO MÉTODO

Aplicamos o método proposto em imagens de microtomografia de microesferas que representam um sistema poroso. Dois conjuntos diferentes foram utilizados, microesferas da amostra 1, com diâmetro de $106 \mu\text{m}$ a $212 \mu\text{m}$ e um segundo conjunto, amostra 2, com raios variando de $710 \mu\text{m}$ a $850 \mu\text{m}$. Na figura 4 apresentamos uma foto da amostra 2, com a embalagem do fabricante. Entretanto as esferas microtomografadas estavam em um tubo totalmente transparente, sem etiquetas, como mostrado na figura 4. O método foi aplicado em cada uma das 2032 imagens 2D e os resultados podem ser visualizados nas figuras 4 e 4, para as amostras 1 e 2, respectivamente. Nas figuras 4 e 4 apresentamos uma imagem do conjunto da reconstrução tridimensional utilizando o resultados da segmentação, destacando apenas as esferas.

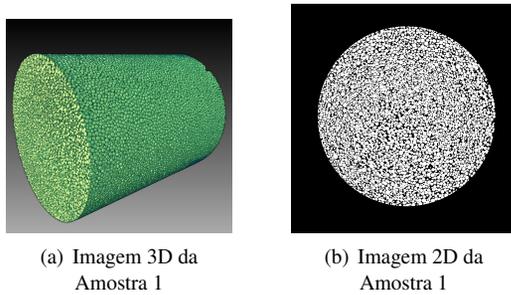


Figura 11: Imagens 3D (à esquerda) e imagem do conjunto de imagens 2D (à direita) da Amostra 1

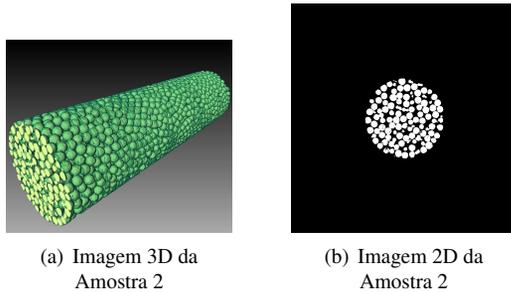


Figura 12: Imagens 3D (à esquerda) e imagem do conjunto de imagens 2D (à direita) da Amostra 2

5. VALIDAÇÃO

Para validar a qualidade da segmentação utilizando filtro de Entropia Local para comparar seu desempenho, extraímos os diâmetros das microesferas utilizando dois outros métodos na fase de segmentação bem estabelecidos na literatura e de abordagem distinta: Otsu[22] e K-means[23]. O primeiro trata-se de um algoritmo que determina um limiar global na imagem utilizando o histograma, enquanto que o segundo é um algoritmo de agrupamento em K classes, no caso das imagens de microesferas serão duas, o fundo e as microesferas. Para isso, utilizamos a cadeia de processamento descrita na figura 13. Nesta etapa utilizamos o software Avizo 8.1 [24], para gerar os modelos 3D a partir das imagens segmentadas (em fundo e microesferas) para cada um dos três métodos de segmentação. A seguir, aplicamos o algoritmo watershed 3D [22] para reconhecer as esferas binarizadas. A seguir as esferas são classificadas e os diâmetros são medidos, método de labelização (labelling) do Avizo 8.1. Sendo assim possível comparar uma medida conhecida, diâmetro das esferas, com uma medida obtida pelo processamento de imagens que é sensível a qualidade da segmentação. O que permite uma avaliação mais quantitativa da eficiência dos algoritmos.

5.1. Distribuição de Diâmetros das Amostra 1 e 2

Apresentamos a distribuição de diâmetros obtidos para a amostra 1 nos gráficos 14, 15 e 16, para as três técnicas de segmentação, Otsu, K-means e Entropia Local, respectivamente. E os gráficos 17 e 18 obtidos com a amostra 2, através

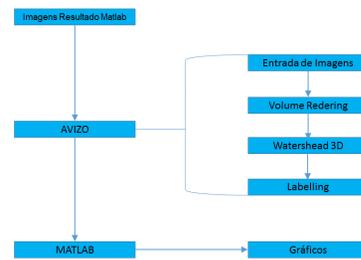


Figura 13: Esquema com as etapas de processamento no software Avizo. Usado para empilhar as imagens 2D, gerando a amostra digital 3D. Depois separa as esferas nas imagens (Watershead) e calcula os diâmetros de cada esfera (Labeling).

das duas técnicas de segmentação K-means e Entropia Local, respectivamente. Para cada uma delas realizamos um fit gaussiano, cujas médias e desvios padrões são apresentado na tabela I. O coeficiente de correlação R^2 foi superior a 0.95 em todos os casos exceto na amostra 2 segmentada pelo método Otsu. Para este último caso foi possível verificar, após inspeção visual, que as imagens não foram segmentadas adequadamente, possivelmente por problemas de iluminação que comprometeram os resultados desta segmentação. Este resultado é ilustrado na figura 19. É possível notar que a segmentação Otsu da amostra 2 não conseguiu definir claramente as esferas e, por este motivo, foram descartados no resultado final. Na figura 20 apresentamos exemplos de imagens segmentadas pelo método K-means e Entropia Local.

5.1.1. Amostra 1

No caso da distribuição da amostra 1, de menor diâmetro, realizamos um teste Z de hipótese paramétrico, utilizando as médias e os desvios como estatística. Comparamos a diferença entre a média da distribuição dos diâmetros obtidos das esferas após a segmentação usando filtro de Entropia Local e a de referência. Com a hipótese nula de ficar bem resolvido dentro do intervalo de 1σ . Estabelecendo um nível de significância de 5%, usando teste unilateral à direita, verificamos a não rejeição da hipótese nula. Também obtivemos um valor de p , i.e. poder do teste, de 0.56.

Além disso, ao aplicar o mesmo teste utilizando a média e desvio do método K-means, também não houve rejeição da hipótese nula já citada. Assim como, ao utilizar o mesmo procedimento de análise com os resultados Otsu. Nos três casos os valores de p ficaram próximos a 0.6, demonstrando que a segmentação com o filtro de Entropia Local tem a mesma robustez dos demais métodos.

5.1.2. Amostra 2

Na distribuição da amostra 2, de maior diâmetro, também realizamos teste Z de hipótese paramétrico, utilizando as médias e os desvios como estatística. Adotamos os mesmos pro-

cedimentos, a mesma hipótese nula e nível de significância. Realizamos o teste de hipótese unilateral à direita e verificamos a não rejeição da hipótese nula, obtendo um valor de p de 0.80.

Ao utilizar o mesmo procedimento para o método K-means, não houve rejeição da mesma hipótese.

A técnica Otsu falhou em algumas imagens, conforme visto em 19, impedindo a sua avaliação com essa amostra. Como esse método é baseado em corte global, a desvantagem desse procedimento em imagens com problemas de iluminação, já citado na seção 3, foi constatada.

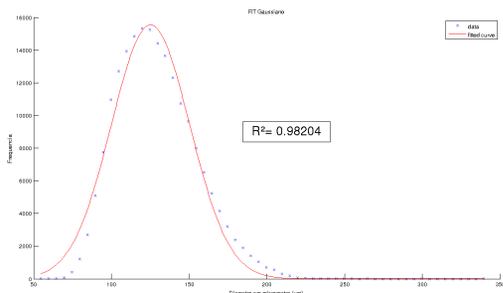


Figura 14: Fit Gaussiano - Método Otsu da Amostra (1). É possível observar o coeficiente de correlação entre as curvas muito próximo de 1, indicando qualidade no ajuste entre os dados.

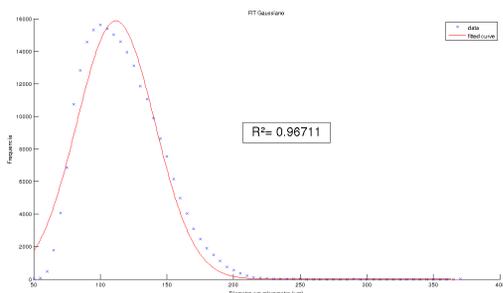


Figura 15: Fit Gaussiano - Método K-means da Amostra (1). É possível observar o coeficiente de correlação entre as curvas muito próximo de 1, indicando qualidade no ajuste entre os dados.

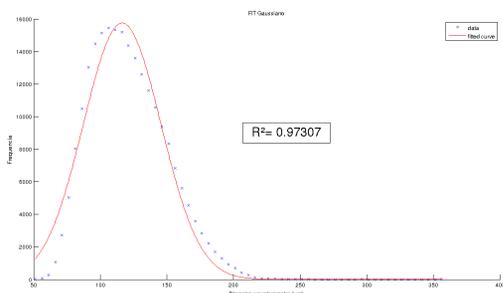


Figura 16: Fit Gaussiano - Método Entropia Local da Amostra (1). É possível observar o coeficiente de correlação entre as curvas muito próximo de 1, indicando qualidade no ajuste entre os dados.

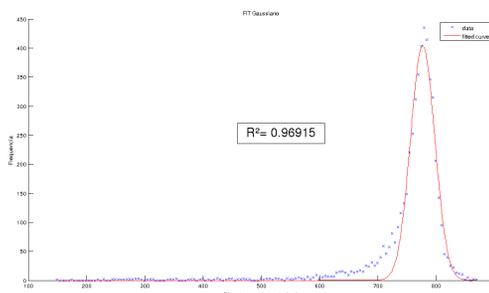


Figura 17: Fit Gaussiano - Método K-means da Amostra (2). É possível observar o coeficiente de correlação entre as curvas muito próximo de 1, indicando qualidade no ajuste entre os dados.

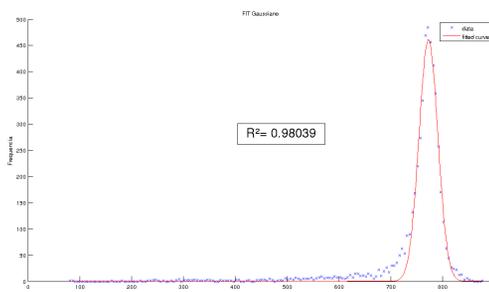


Figura 18: Fit Gaussiano - Método Entropia Local da Amostra (2). É possível observar o coeficiente de correlação entre as curvas muito próximo de 1, indicando qualidade no ajuste entre os dados.

Tabela I: Média e desvios dos diâmetros obtidos através do método de validação.

Métodos	Amostra 1	Amostra 2
Diâmetro de referência	159 ± 53	780 ± 70
Entropia Local	116 ± 34	772 ± 22
Otsu	125 ± 36	—
K-means	112 ± 34	776 ± 24

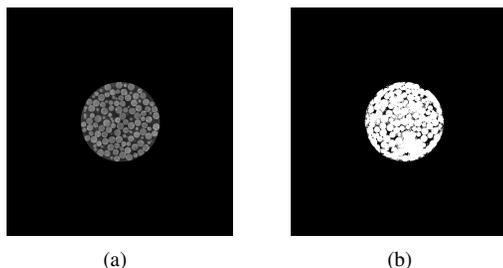


Figura 19: Exemplo de imagem original corrigida por contraste a após filtro mediano (esquerda) e segmentação de imagem da amostra de 780 micrômetros pelo método Otsu (direita). É possível notar que a segmentação não permitiu visualizar contornos de muitas microesferas.

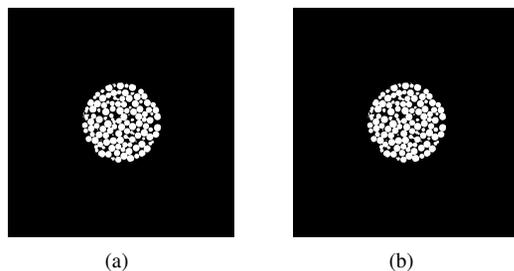


Figura 20: Imagens de microesferas de 780 micrômetros segmentadas pela técnica Entropia Local (esquerda) e K-means (direita).

6. CONCLUSÃO E DESENVOLVIMENTOS FUTUROS

Neste trabalho, apresentamos uma abordagem baseada em um filtro de Entropia Local. Utilizamos este método para realçar a transição de fases de grãos e poros em um conjunto de imagens de microtomografia geradas com conjuntos de microesferas. Validamos este algoritmo através da determinação da distribuição de medidas dos diâmetros nas imagens segmentadas. Comparamos esta metodologia com os métodos de segmentação automatizada Otsu e K-means. Onde o primeiro não segmentou adequadamente algumas imagens da amostra 2 de diâmetro maior, impedindo a análise para tal amostragem. O segundo não obteve resultados superiores com relação ao método de Entropia Local. A determinação satisfatória da distribuição de diâmetros com o método de Entropia Local é um indicativo que este seja capaz de realizar segmentação automatizada (ou ao menos semi automatizada) de imagens mais complexas

de rochas. É interessante notar que os desvios padrão dos resultados obtidos com todas as segmentações das amostras são menores que o intervalo de confiança de referência, isto pode ter ocorrido por algum tipo de sistemático associado a cadeia de processamento realizada. Ainda para este mesmo efeito é importante considerar que o intervalo de confiança dado pelo fabricante é dado pelo processo de peneirar as microesferas. Este procedimento ocorre através de peneiras de diferentes larguras o que não significa, necessariamente, que o intervalo de confiança seja um desvio padrão dos diâmetros das esferas. Entretanto, isto não representa prejuízo as hipóteses testadas, válidas dentro dos intervalos aqui discutidos e como estimativas dos diâmetros, na tentativa de avaliar a qualidade da segmentação, não necessariamente como medidas de alta precisão. Para confirmar a extensão da aplicação da técnica proposta em dados de rochas reais, são necessários novos testes em amostra de rocha com conjunto granular de diâmetros diferentes. Essa possibilidade está sendo investigada no momento. Também, cogitamos introduzir um novo método de Entropia Local, porém baseado na estatística não aditiva Tsallis [23] [24].

Agradecimentos

Este trabalho foi possível através da cooperação entre o CBPF e o CENPES e recebeu apoio da rede CARMOD, uma rede temática para fomento de pesquisa na área de carbonatos.

-
- [1] Steffen Schlüter, Ulrich Weller, and Hans-Jörg Vogel. Segmentation of x-ray microtomography images of soil using gradient masks. *Computers & Geosciences*, 36(10):1246–1251, 2010.
- [2] Don R Baker, L Mancini, M Polacci, MD Higgins, GAR Gualda, RJ Hill, and ML Rivers. An introduction to the application of x-ray microtomography to the three-dimensional study of igneous rocks. *Lithos*, 148:262–276, 2012.
- [3] José Manoel dos Reis Neto, Alberto Pio Fiori, Angela Pacheco Lopes, Clarice Marchese, Cristina Valle Pinto-Coelho, Eleonora Maria Gouvea Vasconcellos, Gabriel Fischer da Silva, and Rodrigo Secchi. A microtomografia computadorizada de raios x integrada à petrografia no estudo tridimensional de porosidade em rochas. *Revista Brasileira de Geociências*, 41(3):498–508, 2011.
- [4] Henrique C de Gaspari, Celso P Fernandes, Paulo C Philippi, and Carlos RO Rodrigues. Determinação computacional da permeabilidade de rochas reservatório. *UFSC*, 2004.
- [5] AR Cunha, AC Moreira, DP Kronbauer, IF Mantovani, and CP Fernandes. Determinação de propriedades petrofísicas de rochas via simulação. um caminho interdisciplinar. *Revista Brasileira de Ensino de Física*, 34(4):4315, 2012.
- [6] Jochen Hiller, Michael Maisl, and Leonard M Reindl. Physical characterization and performance evaluation of an x-ray micro-computed tomography system for dimensional metrology applications. *Measurement Science and Technology*, 23(8):085404, 2012.
- [7] Ugo Leandro Belini, Mario Tomazello Filho, VR CASTRO, GIB MUNIZ, Paulo Renato Orlandi Lasso, and Carlos Manoel Pedro Vaz. Microtomografia de raios x (microct) aplicada na caracterização anatômica da madeira de folhosa e de conífera. *Floresta e Ambiente*, 18(1):1–7, 2011.
- [8] David Correa Martins Junior. *Redução de dimensionalidade utilizando entropia condicional média aplicada a problemas de bioinformática e de processamento de imagens*. PhD thesis, UNIVERSIDADE DE SAO PAULO, 2004.

- [9] Narendra K Srivastava. Lagoa salgada (rio de janeiro): Estromatolitos recentes. *Sítios geológicos e paleontológicos do Brasil: Brasília, DNPM/CPRM Comissão Brasileira de Sítios Geológicos e Paleobiológicos (SIGEP)*, 1:203–209, 1999.
- [10] Claude Elwood Shannon. A mathematical theory of communication. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, 5(1):3–55, 2001.
- [11] Chengxin Yan, Nong Sang, and Tianxu Zhang. Local entropy-based transition region extraction and thresholding. *Pattern Recognition Letters*, 24(16):2935–2941, 2003.
- [12] Jan Jacob Gerbrands. Segmentation of noisy images. *Harvard*, 1988.
- [13] A.M. Groenewald, E. Barnard, and E.C. Botha. Related approaches to gradient-based thresholding. *Pattern Recognition Letters*, 14(7):567 – 572, 1993.
- [14] Anderson Andrade Cavalcanti IESPA, Cynthia Moreira Damazio IESPA, and Leonardo BORGHI. Evolução Paleambiental da Lagoa Salgada Utilizando Microbialitos, Com Ênfase em Microfácies Carbonáticas. *Geociências (São Paulo)*, 31:371 – 380, 00 2012.
- [15] Carsten Croonenbroeck. Local entropy based image reconstruction. Technical report, Discussion paper//European University Viadrina, Department of Business Administration and Economics, 2012.
- [16] R.C. Gonzalez and R.E. Woods. *Digital Image Processing*. Pearson/Prentice Hall, 2008.
- [17] Xue-Jun Liang and N Le. Transition region algorithm based on weighted gradient operator. *Image Recognition Automat*, 1:4–7, 2001.
- [18] MATLAB User’s Guide. The mathworks. *Inc., Natick, MA*, 5:333, 1998.
- [19] Gabriel W Pratt and M Arnaud. Entropy scaling in galaxy clusters: Insights from an xmm-newton observation of the poor cluster a1983. *Astronomy & Astrophysics*, 408(1):1–16, 2003.
- [20] Taciana SOUZA and Suzete CORREIA. Estudo de técnicas de realce de imagens digitais e suas aplicações. In *II Congresso de Pesquisa e Inovação da Rede Norte Nordeste de Educação Tecnológica*, volume 2, pages 3–10, 2007.
- [21] John C Russ and Roger P Woods. The image processing handbook. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 19(6):979–981, 1995.
- [22] Laurent Najman and Michel Schmitt. Watershed of a continuous function. *Signal Processing*, 38(1):99–112, 1994.
- [23] Constantino Tsallis. Possible generalization of boltzmann-gibbs statistics. *Journal of statistical physics*, 52(1-2):479–487, 1988.
- [24] M Portes de Albuquerque, IA Esquef, and AR Gesualdi Mello. Image thresholding using tsallis entropy. *Pattern Recognition Letters*, 25(9):1059–1065, 2004.