

DESENVOLVIMENTO DE UMA METODOLOGIA PARA ANÁLISE DE IMAGENS DE MICROTOMOGRÁFIA DE RAIOS X BASEADA EM ABORDAGENS ESTATÍSTICAS

Sandro R. Fernandes^{a,b}, Joaquim T. de Assis^a and Inaya Correa Barbosa Lima^a

^a*Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Instituto Politécnico, 28630-050 - Nova Friburgo, Rio de Janeiro, Brasil, joaquim@iprj.uerj.br, <http://www.iprj.uerj.br>*

^b*Instituto Federal do Sudeste de Minas Gerais - Campus Juiz de Fora, 36080-001 - Juiz de Fora, Minas Gerais, Brasil, sandro.fernandes@ifsudestemg.edu.br, <http://www.jf.ifsudestemg.edu.br>*

Palavras-Chave: Microtomografia, Processamento de Imagens, C++.

Resumo. Apresentamos neste trabalho o desenvolvimento de uma metodologia para qual a configuração de um microtomógrafo permita a obtenção de imagens com melhores resultados. A base desta metodologia é o processamento de imagens digitais tendo como ação principal a extração de descritores das imagens obtidas pelo microtomógrafo. O objetivo é extrair imagens efetuando alterações nas configurações do microtomógrafo: voltagem (kV), corrente (μ A) e potência (W), para classificar quais os melhores critérios de variação destas configurações obtendo assim imagens com qualidade superior às obtidas anteriormente. Para extrairmos os descritores de cada imagem e assim efetuarmos a análise de cada variação de configuração foi desenvolvido um software em C++ que permite trabalhar com o processamento de imagens digitais. Resultados mostram a comparação dos descritores utilizando variações da configuração do microtomógrafo com ajuste de brilho, cada um deles com um grupo de sete imagens.

1 INTRODUÇÃO

A microtomografia computadorizada de Raios X é uma técnica bastante útil em áreas como medicina, geologia e outras. Permite uma análise não destrutiva, além de possibilitar a reutilização das amostras já medidas. Fornece também imagens 2-D e 3-D das amostras utilizadas. Equipamentos de microtomografia oferecem para o usuário opções de configurações, tais como voltagem (kV), corrente (μA) e potência (W). As variações permitidas por tais equipamentos alteram a qualidade das imagens obtidas e com isso afetam o resultado esperado.

Nosso objetivo é uma análise comparatória, utilizando descritores estatísticos e ajustes na imagem, aqui mostrado o ajuste de brilho, para determinar quais as melhores opções de configurações para o equipamento. O microtomografo utilizado é o SkyScan1174 Compact Micro-CT.

2 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

As três imagens que podem ser vistas na Figura 1 abaixo foram obtidas variando as configurações do microtomografo.

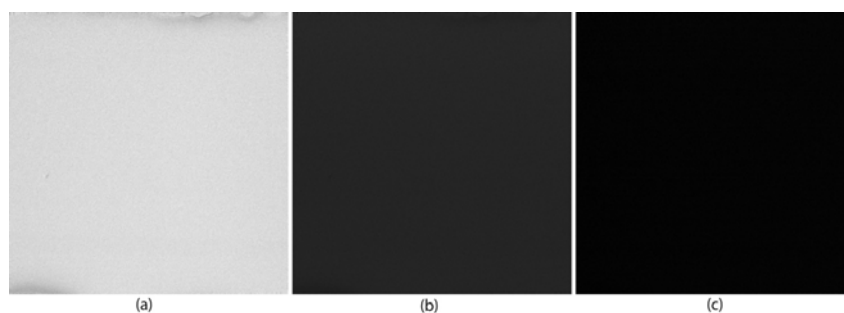


Figura 1: Imagens obtidas com variações de (a) 50kV, 800 μA e 40W (b) 30kV, 800 μA e 24W (c) 20kV, 208 μA e 4W; sem o uso de filtros.

Aplicando, no microtomografo, variações de voltagem, corrente e potência podemos observar os diferentes resultados obtidos. Estas variações afetam a qualidade da imagem e podem resultar em resultados diferentes do esperado.

A elaboração de uma metodologia para estabelecer qual a melhor configuração para o microtomografo é de grande importância. Para este trabalho utilizamos a classificação de imagens por meio de textura utilizando uma abordagem estatística de descritores.

De acordo com Gonzalez e Woods (2003), mesmo não existindo uma definição formal de textura este descritor fornece medidas de propriedades da imagem como suavidade, rugosidade e regularidade. Uma das abordagens mais simples para a descrição de texturas é através dos momentos do histograma de níveis de cinza de uma imagem ou de uma região. Estas medidas de textura sofrem a limitação de não carregarem informação sobre a posição relativa dos pixels em relação uns aos outros. Uma maneira de trazer essa informação ao processo de análise de texturas é considerar não apenas a distribuição de intensidades, mas também as posições dos pixels com valores de intensidade iguais ou similares.

Para suprir esta deficiência novas formas de abordagem para extração de características estão sendo propostas. Atualmente, segundo Nascimento, Madeira e Pedrini (2003) estão sendo utilizadas, principalmente, três abordagens de classificação de imagens para a descrição de texturas:

- Abordagens Estatísticas: a textura é definida por um conjunto de medidas locais extraídas do padrão. Medidas estatísticas comuns incluem entropia, correlação, contraste e variância;
- Abordagens Estruturais: utilizam a idéia de que texturas são compostas de primitivas dispostas de forma quase regular e repetitiva, de acordo com regras bem definidas. Podemos citar como exemplo a descrição da textura baseada em linhas paralelas regularmente espaçadas;
- Abordagens Espectrais: baseiam-se em propriedades do espectro de Fourier, sendo usadas basicamente na detecção de periodicidade global em uma imagem através da identificação de picos de alta energia no espectro.

Como a abordagem estatística leva a caracterização de texturas como suave, áspera, granular e assim por diante, esta foi nossa escolha inicial. Ela também é recomendada para texturas que não apresentam boa regularidade (Ballard & Brown, 1982).

3 ABORDAGENS ESTATÍSTICAS

Um dos métodos estatísticos mais utilizados para a análise de texturas é o proposto por Haralick, Shanmugam e Dinstein (1973). Este método utiliza a matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza de uma imagem. Cada elemento que constitui a matriz de co-ocorrência (matriz C) representa a frequência com que um pixel de nível de cinza X e outro de nível de cinza Y ocorrem na imagem, separados por uma distância dx de linhas e dy de colunas. Conseqüentemente, a distribuição dos níveis de cinza dos pixels pode ser descrita por estatísticas de segunda ordem como a probabilidade de dois pixels terem um determinado nível de cinza ocorrendo com um relacionamento espacial particular.

Essa abordagem estatística se baseia na suposição de que informação sobre a textura da imagem está contida na relação de distribuição espacial média ou global dos níveis de cinza na imagem.

Essa abordagem é baseada na suposição de que a informação textural está contida na relação de distribuição espacial média ou global dos níveis de cinza na imagem. A informação textural pode ser especificada usando matrizes de dependência espacial dos níveis de cinza computados em vários ângulos (0°, 45°, 90° e 135°) e distâncias. A seguir, é feita a normalização dessa matriz, onde constantes de normalização são definidas para cada ângulo percorrido. Desse modo, essa matriz pode ser utilizada para diversos cálculos estatísticos de segunda ordem, como no caso da extração de características de Haralick, Shanmugam e Dinstein (1973).

Essas características das imagens que são obtidas por meio do cálculo das medidas de estatísticas de segunda ordem sobre a matriz de co-ocorrência. Essas características tem se mostrado eficientes para a análise e classificação de imagens. Essas medidas são utilizadas como diferenciação de uma região para outra, mostrando ser uma assinatura de um padrão definido pela região em estudo.

Haralick, Shanmugam e Dinstein (1973) propuseram treze medidas estatísticas, destas cinco foram escolhidas para este trabalho:

- Probabilidade Máxima: O valor máximo encontrado na matriz de co-ocorrência (matriz C).

$$\max(c_{ij}) \quad (1)$$

- Momento de diferença: Possui um valor relativamente baixo quando os valores da matriz de co-ocorrência (C) estiverem próximos da diagonal principal, devido às

diferenças (i-j) serem menores lá.

$$\sum_i \sum_j (i-j)^2 c_{ij} \quad (2)$$

- Momento de diferença inverso: Possui o efeito oposto ao momento de diferença.

$$\sum_i \sum_j \frac{c_{ij}}{(i-j)^2}, i \neq j \quad (3)$$

- Entropia: A entropia ou grau de dispersão de níveis de cinza mede a quantidade de variação local da imagem.

$$-\sum_i \sum_j c_{ij} \log c_{ij} \quad (4)$$

- Uniformidade (Energia): Medida de não uniformidade de uma imagem.

$$\sum_i \sum_j c_{ij}^2 \quad (5)$$

4 SOFTWARE DESENVOLVIDO

Para a extração das características descritas acima foi desenvolvido um software, conforme pode ser visto na Figura 2 abaixo:

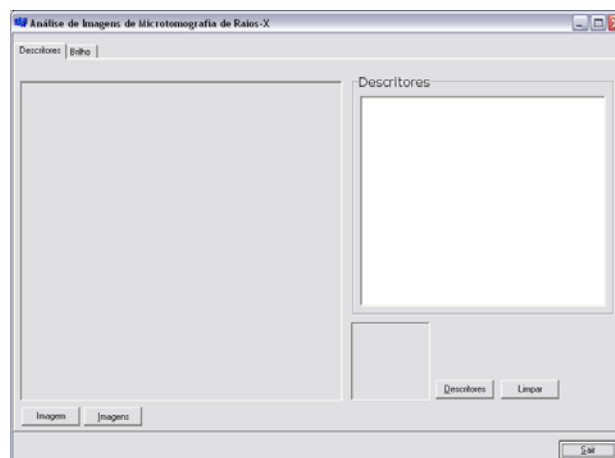


Figura 2: Tela do software desenvolvido.

Para o desenvolvimento do programa foi escolhida a linguagem de programação C++, por ser uma linguagem de programação de alto nível. Outros fatores decisivos para a sua escolha foram os fatos de ser uma das linguagens comerciais mais populares e também sendo bastante utilizada em centros de pesquisa por seu grande desempenho e base de utilizadores.

A IDE (Integrated Development Environment) escolhida foi o pacote Borland Builder C++ 6.0. Esta ferramenta fornece aos programadores um ambiente de desenvolvimento robusto, utilizando o padrão ANSI/ISO C++, além de possuir vários objetos proprietários.

5 RESULTADOS ENCONTRADOS

O conjunto de imagens analisada possui variações de voltagem, corrente e potência

fornecidas pelo microtomografo. O conjunto de imagens foi obtido sem o uso de filtros.

Utilizando o programa desenvolvido foram encontrados os descritores estatísticos de probabilidade máxima, momento de diferença, momento inverso, entropia e uniformidade para cada imagem. Na Figura 3 abaixo, estão o conjunto de imagens sem o uso de filtros e na Figura 4 os respectivos resultados para seus descritores.

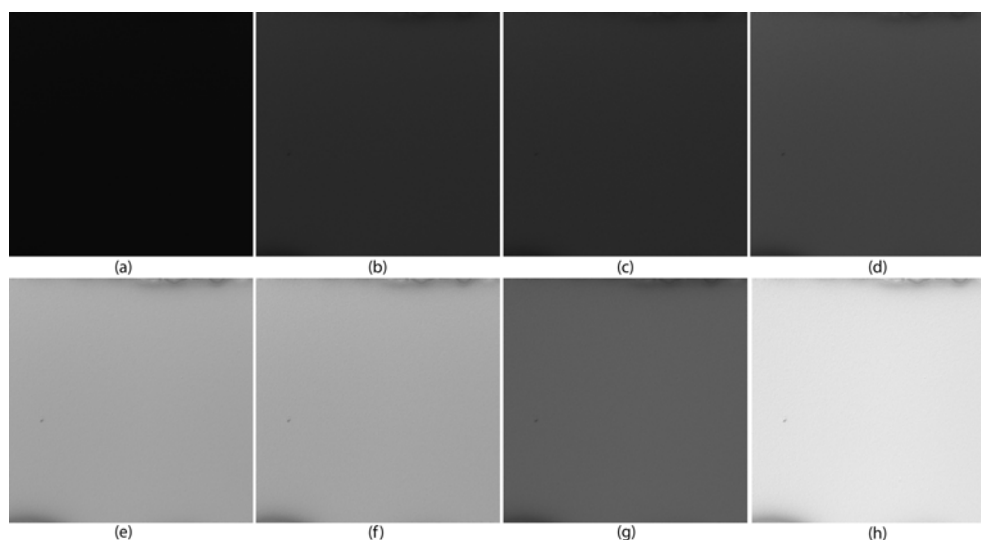


Figura 3: Imagens obtidas sem o uso de filtros com variações de (a) 20kV, 208 μ A e 40W (b) 20kV, 416 μ A e 20W (c) 30kV, 397 μ A e 32W (d) 30kV, 800 μ A e 16W (e) 40kV, 397 μ A e 24W (f) 40kV, 800 μ A e 12W (g) 50kV, 397 μ A e 9W (h) 50kV, 800 μ A e 4W.

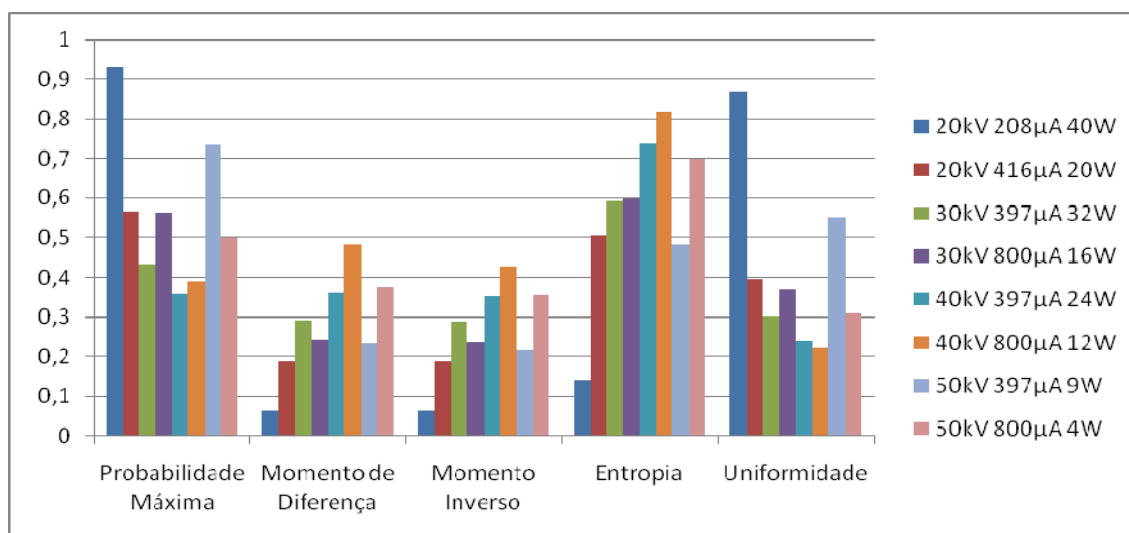


Figura 4: Resultados encontrados sem o uso de filtros.

A maior parte dos programas, como os fornecidos pelo microtomografo SkyScan1174 Compact Micro-CT fornece como resultados imagens no padrão de cores RGB.

O modelo de espaço de cores RGB é provavelmente o mais usado entre os modelos de cores, especialmente para dados de oito bits. A teoria do espaço de RGB (vermelho-verde-azul) é baseada no princípio de que diversos efeitos cromáticos são obtidos pela projeção da

luz branca através dos filtros vermelho, verde e azul e pela superposição destas cores.

Para trabalharmos com um ajuste eficiente de brilho é necessário uma troca para o padrão de cores HSV (Hue, Saturation e Value). Este modelo também é conhecido como HSB (Hue, Saturation e Brightness). É caracterizada por ser uma transformação não-linear do sistema de cores RGB. Esta transformação foi implementada no programa desenvolvido, permitindo assim aumentar, ou diminuir, diretamente o brilho da imagem analisada.

Os valores utilizados para o ajuste do brilho nas imagens foram escolhidos empiricamente possuindo um grande intervalo si. Estes valores escolhidos aleatoriamente (-75%, -50%, -25%, 25%, 50% e 75%) aumentam ou diminuem a porcentagem de brilho existente na imagem. Após o ajuste feito para os conjuntos de imagens extraídas anteriormente, novamente foi calculado seus descritores para análise. Na Figura 5 abaixo, estão o conjunto de imagens sem o uso de filtros e com variação de 20kV, 208 μ A e 40W. Na Figura 6 os respectivos resultados para seus descritores.

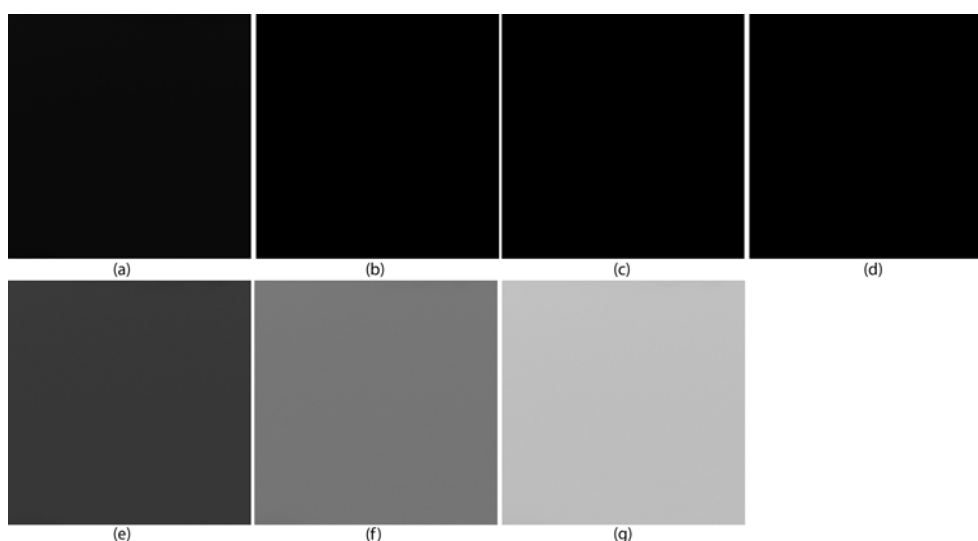


Figura 5: Imagens obtidas sem o uso de filtros com variação de 20kV, 208 μ A e 40W. (a) sem correção de brilho (b) com correção de brilho -75% (c) com correção de brilho -50% (d) com correção de brilho -25% (e) com correção de brilho +25% (f) com correção de brilho 50% (g) com correção de brilho +50%.

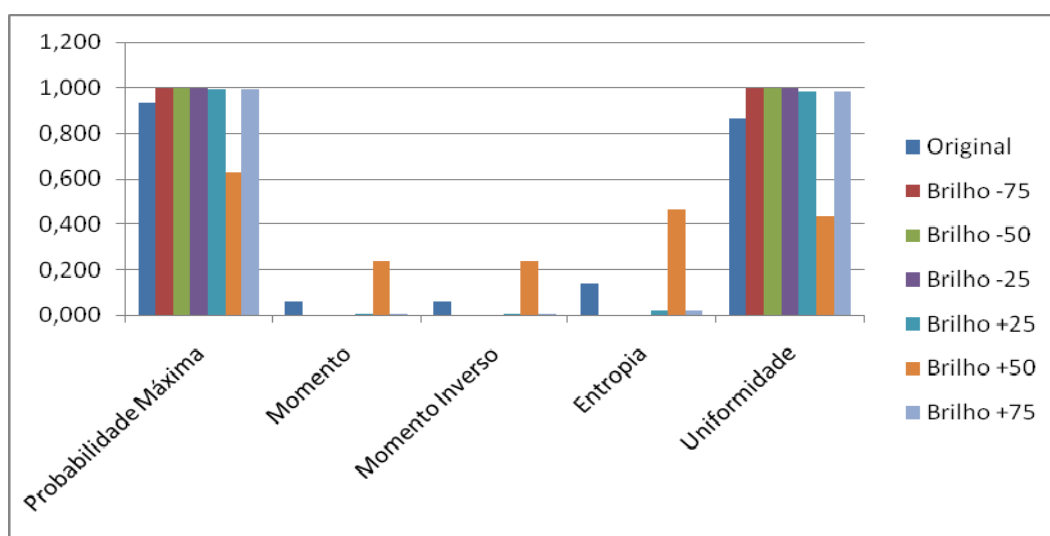


Figura 6: Resultados dos descritores.

Na Figura 7 abaixo, estão o conjunto de imagens sem o uso de filtros e com variação de 30kV, 397 μ A e 32W. Na Figura 8 os respectivos resultados para seus descritores.

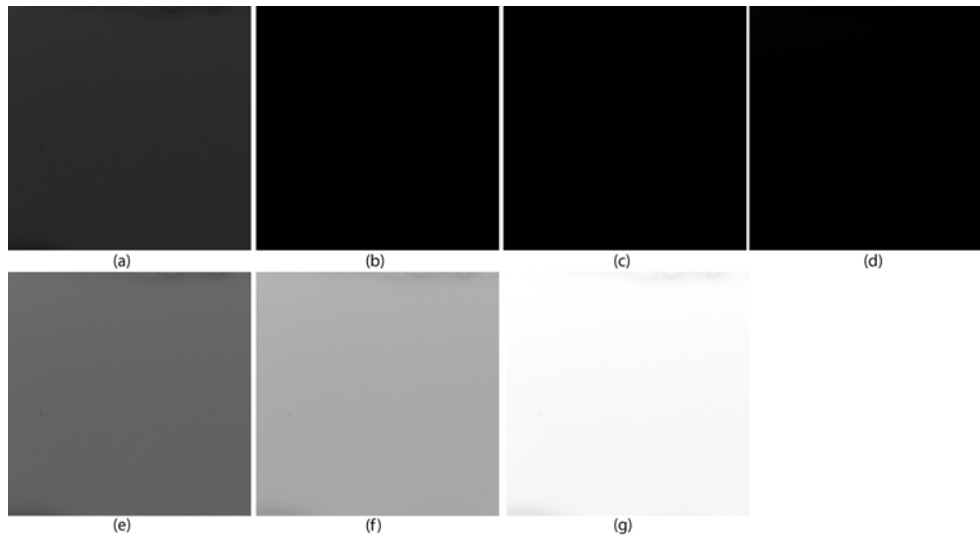


Figura 7: Imagens obtidas sem o uso de filtros com variação de 30kV 397 μ A 32W. (a) sem correção de brilho (b) com correção de brilho -75% (c) com correção de brilho -50% (d) com correção de brilho -25% (e) com correção de brilho +25% (f) com correção de brilho 50% (g) com correção de brilho +50%.

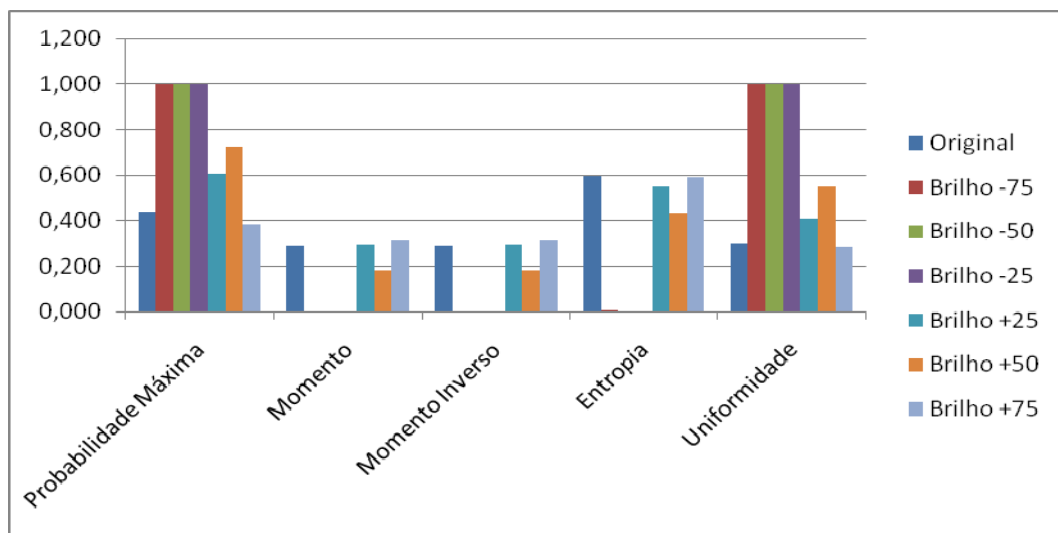


Figura 8: Resultados dos descritores.

Na Figura 9 abaixo, estão o conjunto de imagens sem o uso de filtros e com variação de 40kV, 397 μ A e 24W. Na Figura 10 os respectivos resultados para seus descritores.

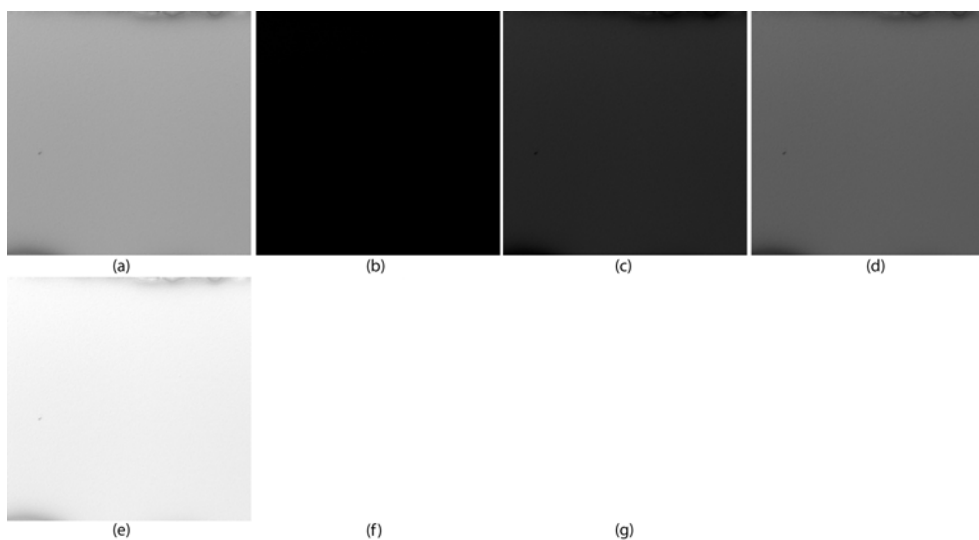


Figura 9: Imagens obtidas sem o uso de filtros com variação de 40kV 397 μ A 24W. (a) sem correção de brilho (b) com correção de brilho -75% (c) com correção de brilho -50% (d) com correção de brilho -25% (e) com correção de brilho +25% (f) com correção de brilho 50% (g) com correção de brilho +50%.

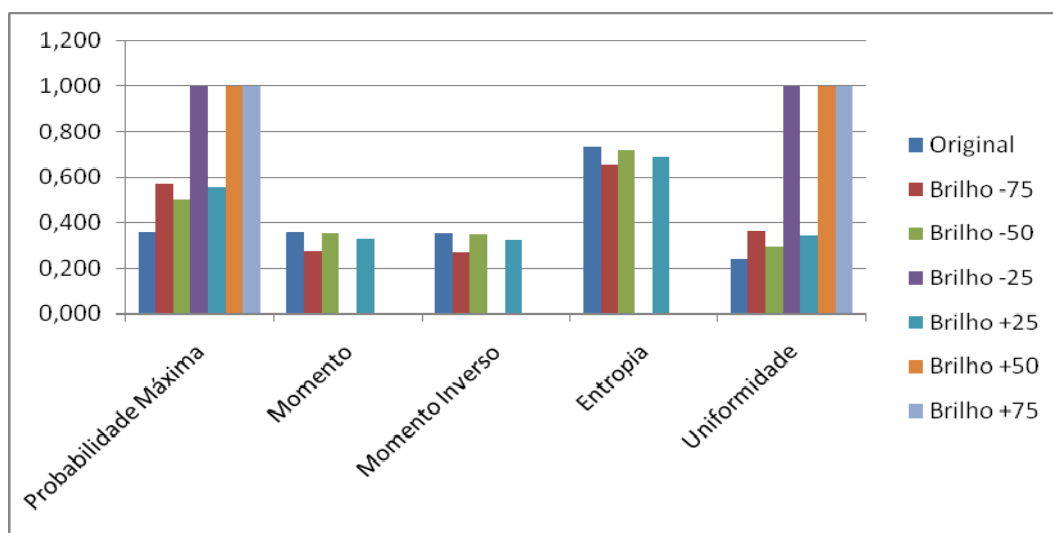


Figura 10: Resultados dos descritores.

Na Figura 11 abaixo, estão o conjunto de imagens sem o uso de filtros e com variação de 50kV, 397 μ A e 9W. Na Figura 12 os respectivos resultados para seus descritores.

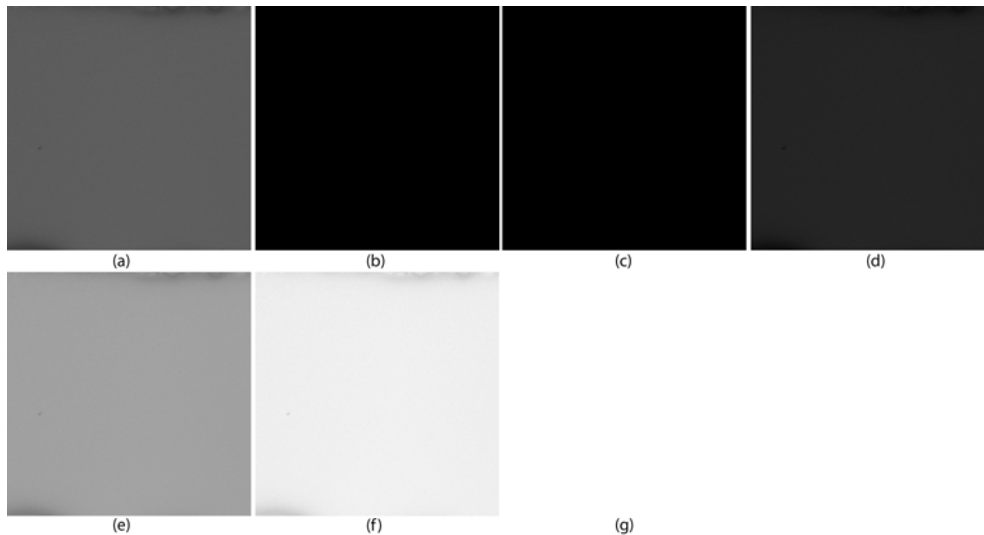


Figura 11: Imagens obtidas sem o uso de filtros com variação de 50kV 397 μ A 9W. (a) sem correção de brilho (b) com correção de brilho -75% (c) com correção de brilho -50% (d) com correção de brilho -25% (e) com correção de brilho +25% (f) com correção de brilho 50% (g) com correção de brilho +50%.

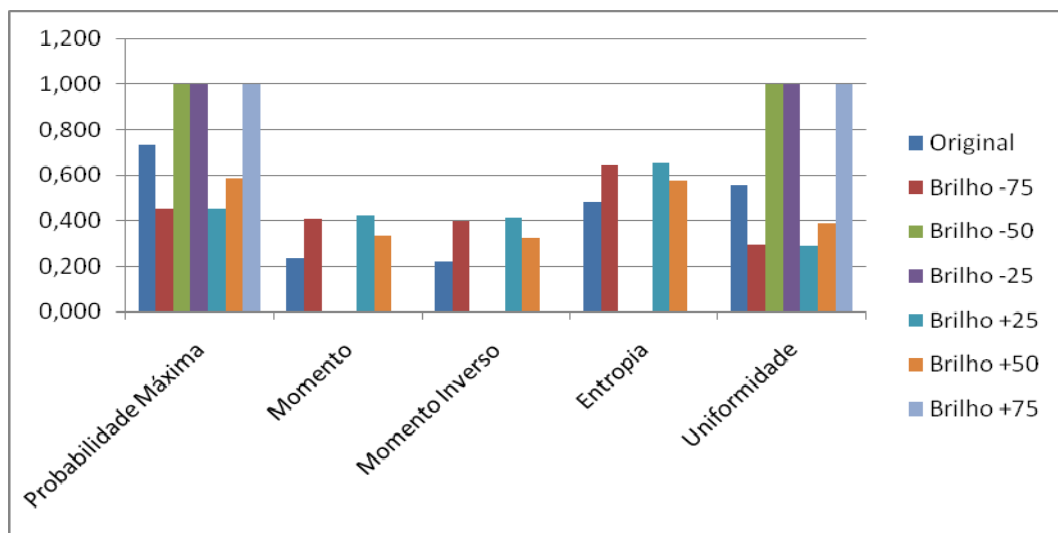


Figura 12: Resultados dos descritores.

6 CONCLUSÕES

O uso dos descritores permitiu uma comparação melhor com os resultados obtidos do que uma verificação visual. Seu uso foi principalmente importante para verificar o aumento ou diminuição da uniformidade das imagens.

Observando as Figuras 06, 08, 10 e 12, imagens obtidas sem o uso de filtros, o uso do ajuste do brilho permitiu, para a maioria dos casos, o aumento da uniformidade da imagem. Isso também ocorreu em alguns casos nas imagens obtidas com o uso de filtros de 0,25mm e

0,50mm de alumínio e quando extraímos os descritores de grupos de imagens com configurações de voltagem (kV), corrente (μ A) e potência (W) não apresentadas aqui. Como os valores escolhidos para o ajuste do brilho foram escolhidos aleatoriamente, é necessário, em uma próxima etapa, utilizar parâmetros próximos aos melhores resultados obtidos

7 TRABALHOS FUTUROS

Observando que os métodos convencionais de obtenção de imagens tomográficas quando submetidos a tratamentos digitais passam a ter uma melhor visibilidade o próximo grupo de imagens a ser analisado terá uma amostra para verificarmos sua identificação visual. O uso da metodologia em desenvolvimento irá obter uma melhoria na informação visual.

O programa que está sendo desenvolvido para auxiliar a pesquisa terá seu desenvolvimento voltado para a implementação de novos parâmetros de ajuste das imagens, tais como a correção do endurecimento do feixe, equalização de histograma, filtro por derivadas, etc.

REFERÊNCIAS

- Ballard, D.H.; Brown, C.M. Computer Vision. Nova Jersey: Prentice Hall, 1982.
- Cohen, Marcelo; Manssour, Isabel Harb. OpenGL: uma abordagem prática e objetiva. São Paulo: Novatec, 2006.
- Castleman, K. R., Digital Image Processing, Prentice Hall, New Jersey, 1996.
- Filho, O. M.; Vieira, H. N.. Processamento de Imagens Digitais. Rio de Janeiro: Brasport, 1999.
- Gonzalez, Rafael C.; Woods, Richard E. Processamento digital de imagens. São Paulo: Edgard Blücher, 2003.
- Haralick, R. M.; Shanmugam, K.; Dinstein, I. "Textural Features for Image Classification". IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, v. 3, n.6, p. 610-621, 1973.
- Jain, A. K.. Fundamentals of Digital Image Processing. Prentice Hall, 1989.
- Nascimento, João Paulo Ribeiro do Nascimento; Madeira, Heraldo Maciel França; Pedrini, Hélio. "Classificação de Imagens Utilizando Descritores Estatísticos de Textura". Universidade Federal do Paraná - Departamento de Informática - Curitiba-PR, 81531-990. Anais XI SBSR, Belo Horizonte, Brasil, 05 - 10 abril 2003, INPE, p. 2099 - 2106.
- Ribeiro, J. L. B. et al. New methodology for analysis of performance for diverting agents in unconsolidated sandstones in real time with physical simulator using computed tomography. Nucl. Instrum. Meth. A v. 579, n. 1, p. 481-485, 2007.
- Schalkoff, R.J. Digital image processing and computer vision. New York: John Wiley, 1989.
- Wellington, S. L.; Vinegar, H. J. X-ray computed tomography, J. Pet. Technol. v. 39, p. 885-898, 1987.