

Descritores de textura na análise de imagens de microtomografia computadorizada

Sandro R. Fernandes

Departamento de Educação e Tecnologia, Núcleo de Informática
IF Sudeste de Minas Gerais – Campus Juiz de Fora
36080-001, Juiz de Fora, MG
E-mail: sandro.fernandes@ifsudestemg.edu.br

Joaquim Teixeira de Assis

Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Instituto Politécnico
28601-970, Nova Friburgo, RJ, Brasil
E-mail: joaquim@iprj.uerj.br

Resumo: A microtomografia computadorizada (computed microtomography - μ CT) permite uma análise não destrutiva de amostras, o que possibilita sua reutilização. Equipamentos de μ CT oferecem ao usuário diversas opções de configurações que alteram a qualidade das imagens obtidas afetando, dessa forma, o resultado esperado. Neste estudo foi desenvolvida uma metodologia de análise de imagens de μ CT geradas pelo microtomógrafo SkyScan1174 Compact Micro-CT. A base desta metodologia de análise são descritores de textura. Foram utilizados três conjuntos de imagens, em seguida, aplicadas degradações, ruídos, nas imagens originais gerando novas imagens. Posteriormente foram analisados os conjuntos, utilizando os seguintes descritores de textura: probabilidade máxima, momento de diferença, momento inverso de diferença, entropia e uniformidade. Os resultados mostram que é possível utilizar esta técnica para classificar imagens obtidas por μ CT.

1. INTRODUÇÃO

No processo de aquisição e reconstrução de uma imagem por meio da μ CT é possível a ocorrência de perda de qualidade. Equipamentos de μ CT oferecem para o usuário opções de configurações, tais como voltagem (expressos em quilovoltagem: kV) e corrente (expressos em miliamperagem: μ A).

As duas imagens que podem ser vistas na Figura 1 abaixo foram obtidas variando as configurações do microtomógrafo. Estas imagens são de um mesmo objeto de acrílico.

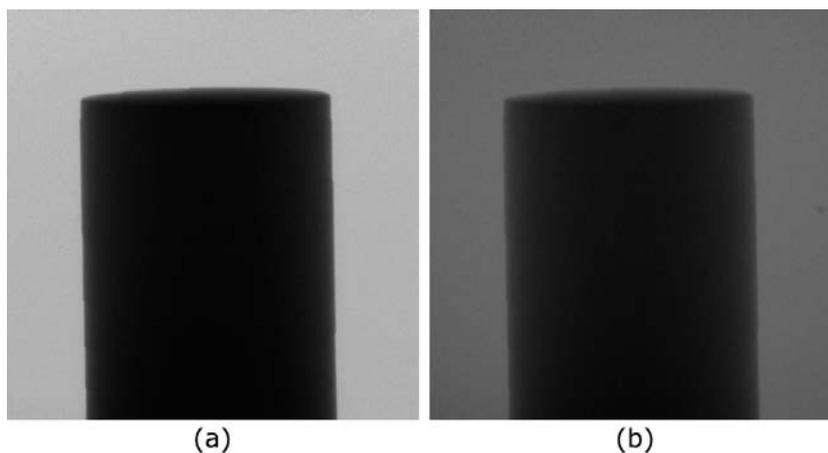


Figura 1 – Imagens obtidas com variações de (a) 40 kV e 800 μ A (b) 50 kV e 800 μ A.

Ao analisar imagens de μ CT verifica-se que a sua qualidade relaciona-se com a precisão da reprodução destas imagens e com a configuração do equipamento. Os chamados fatores de exposição, a quilovoltagem (kV), miliamperagem (mA) e o tempo de exposição (este expresso

em segundos) são os fatores que, respectivamente, controlam na imagem: o contraste, a densidade e a nitidez. Estas variações afetam a qualidade da imagem e podem produzir resultados diferentes do esperado.

Neste estudo, foi desenvolvida uma metodologia para análise de imagens de μCT . Esta metodologia permite uma avaliação das imagens de forma que sugere qual configuração dos fatores de exposição utilizados no equipamento de μCT produziu melhores resultados. O microtomógrafo utilizado é o *SkyScan1174 Compact Micro-CT*.

2. METODOLOGIA

Mesmo não existindo uma definição formal de textura [5] 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. São utilizadas, principalmente, três abordagens de classificação de imagens para a descrição de texturas: abordagens estatísticas, abordagens estruturais e abordagens espectrais [9]. 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.

Um dos métodos estatísticos mais utilizados para a análise de texturas utiliza a matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza de uma imagem [6]. 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 esta contida na relação de distribuição espacial média ou global dos níveis de cinza na imagem [10]. 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 entre os pixels. Neste estudo utilizamos o ângulo de 135° e a distancia de 1 pixel. A seguir, é feita a normalização dessa matriz, onde constantes de normalização são definidas para cada ângulo percorrido. Desse modo, essa matriz (chamada de matriz de co-ocorrência) pode ser utilizada para diversos cálculos estatísticos de segunda ordem, como no caso da extração de características [8]. Essas características, além de serem eficientes para a análise e classificação de imagens também são utilizadas como diferenciação de uma região para outra, mostrando ser uma assinatura de um padrão definido pela região em estudo.

Foram propostas catorze medidas estatísticas [6], das quais cinco foram escolhidas para este estudo:

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 as diferenças (i-j) serem menores nesta região.

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

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 expressa a desordem contida na textura da imagem.

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

Uniformidade (Energia): Expressa a uniformidade da textura de uma imagem.

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

Foram tomografados os seguintes grupos de materiais: estrutura óssea (um anfíbio da família *Leptodactylidae*) [1], concreto [2] e polímeros (acrílico e polipropileno) [4]¹.

As análises feitas com materiais diversos serviram para abordar as diferentes configurações necessárias no tomógrafo e seus respectivos efeitos nos resultados nas imagens.

O fluxograma da metodologia utilizada é ilustrado na Figura 2 a seguir:

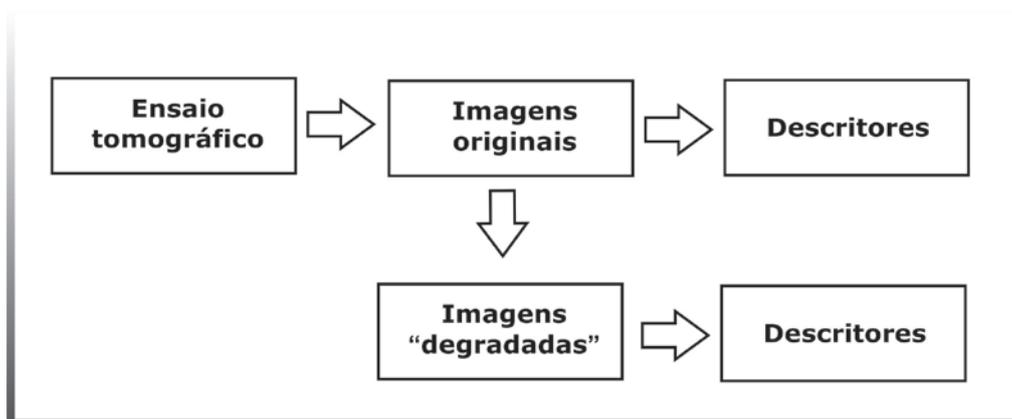


Figura 2 – Fluxograma da metodologia utilizada.

No primeiro momento as imagens são obtidas nos ensaios microtomográficos das amostras. De cada uma das imagens originais são extraídos os descritores de textura: probabilidade máxima, momento de diferença, momento inverso de diferença, entropia e uniformidade. Em seguida, foi aplicado degradações nas imagens originais. Para este ensaio a degradação aplicada foi um ruído de *Poisson*. Após aplicar a degradação são extraídos novamente os descritores de textura para comparação quantitativa com os descritores de textura originais.

Para a validação da metodologia foi feito experimento com 186 imagens obtidas pelo microtomógrafo dos diferentes materiais citados e variadas configurações. A Figura 3 a seguir mostra uma exemplificação de cada grupo de amostras com e sem ruídos.

¹ Os ensaios microtomográficos foram cedidos pelos seus respectivos autores.

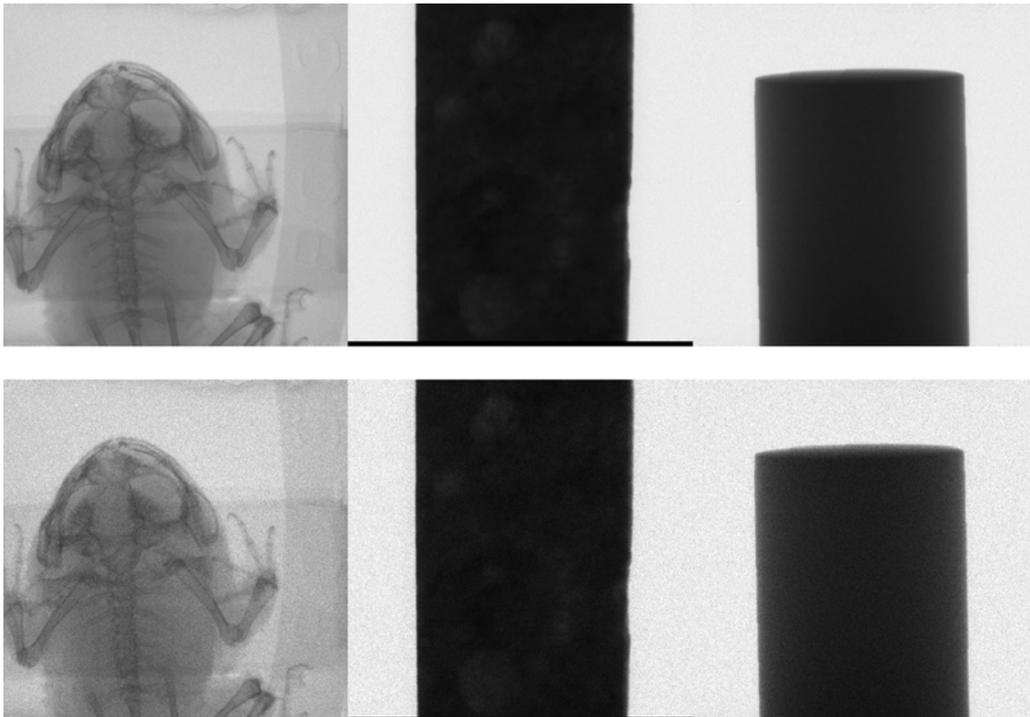


Figura 3 – Amostra das imagens originais e abaixo as imagens degradadas com ruído (*Poisson*).

3. RESULTADOS

Os gráficos mostrados abaixo apresentam os resultados dos descritores de textura encontrados para as imagens originais e as imagens degradadas. Em todos os gráficos as imagens seguem a seguinte sequência: as imagens de 1 a 65 são amostras de concreto; as imagens de 66 a 146 são amostras de polímeros; as imagens de 147 a 166 são amostras de estrutura óssea; as imagens de 167 a 186 são amostras de polímeros.

O gráfico que mostra os valores encontrados para o descritor de probabilidade máxima pode ser visto na Figura 4 a seguir.

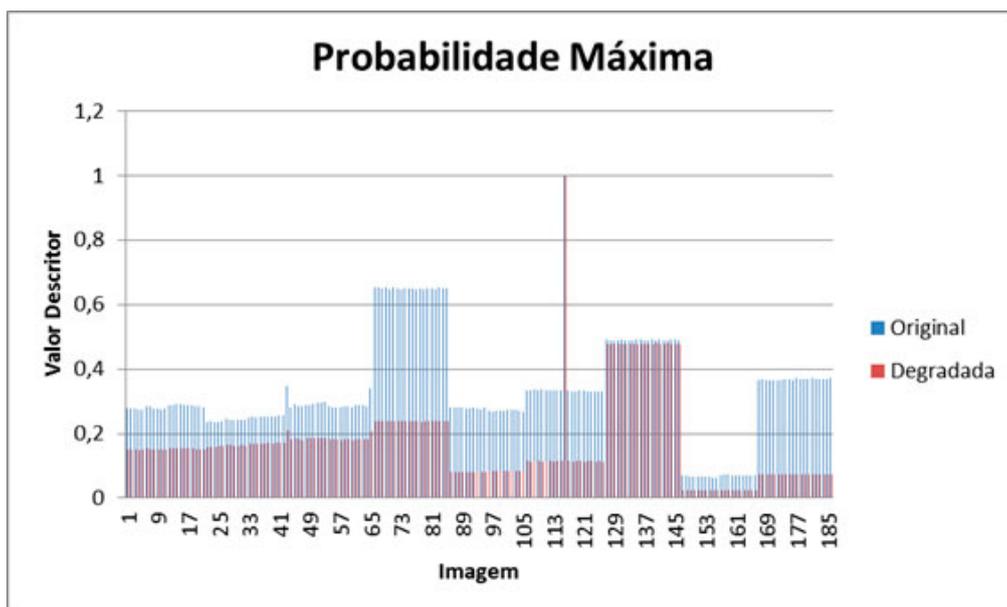


Figura 4 – Descritor de textura Probabilidade Máxima, antes e depois da degradação.

O gráfico, que mostra os valores encontrados para o descritor do momento de diferença, pode ser visto na Figura 5 a seguir.

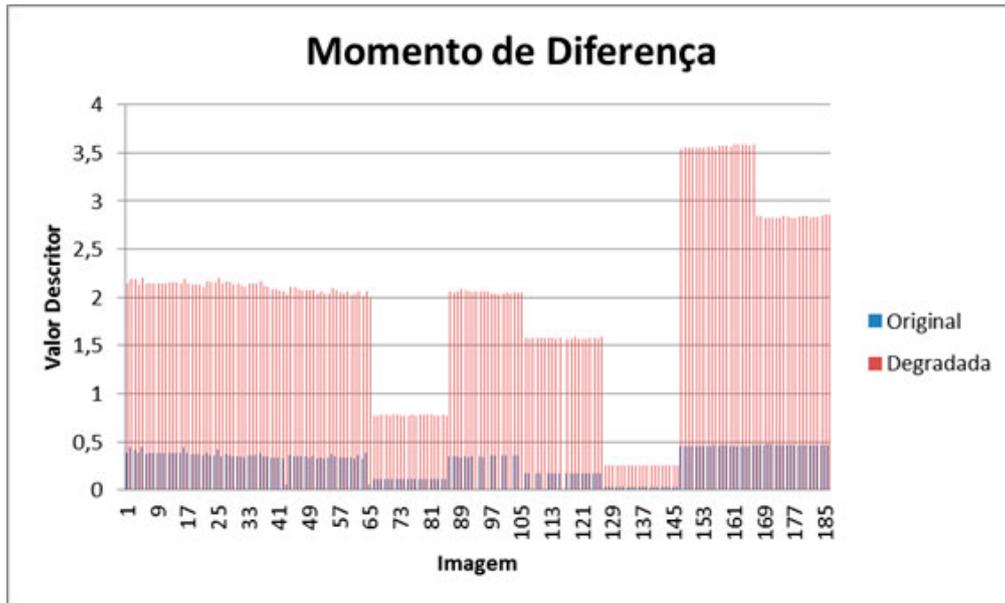


Figura 5 – Descritor de textura Momento de Diferença, antes e depois da degradação.

O gráfico, que mostra os valores encontrados para o descritor do momento inverso de diferença, pode ser visto na Figura 6 a seguir.

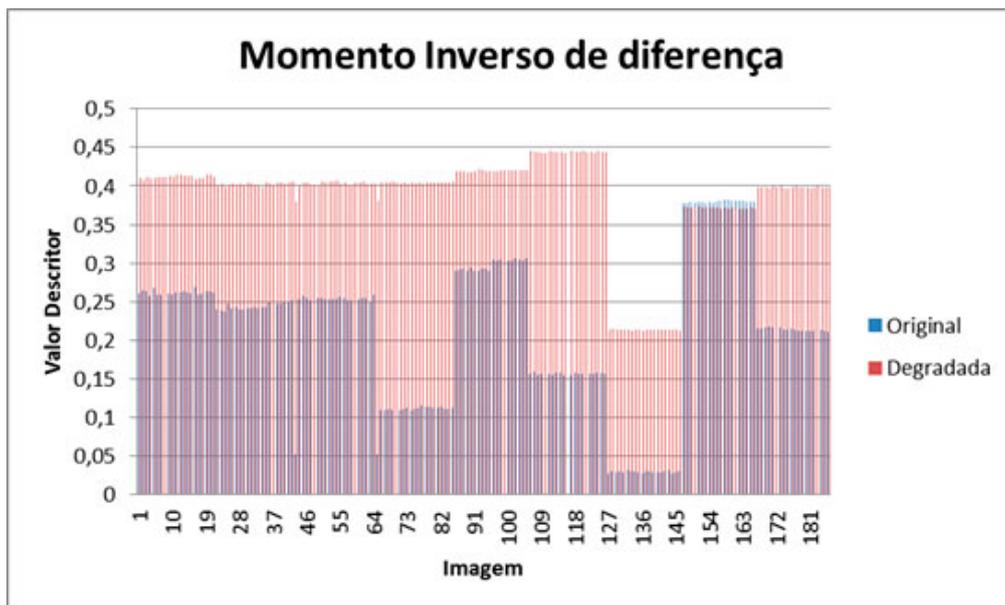


Figura 6 – Descritor de textura Momento Inverso de Diferença, antes e depois da degradação.

O gráfico, que mostra os valores encontrados para o descritor de entropia, pode ser visto na Figura 7 a seguir.

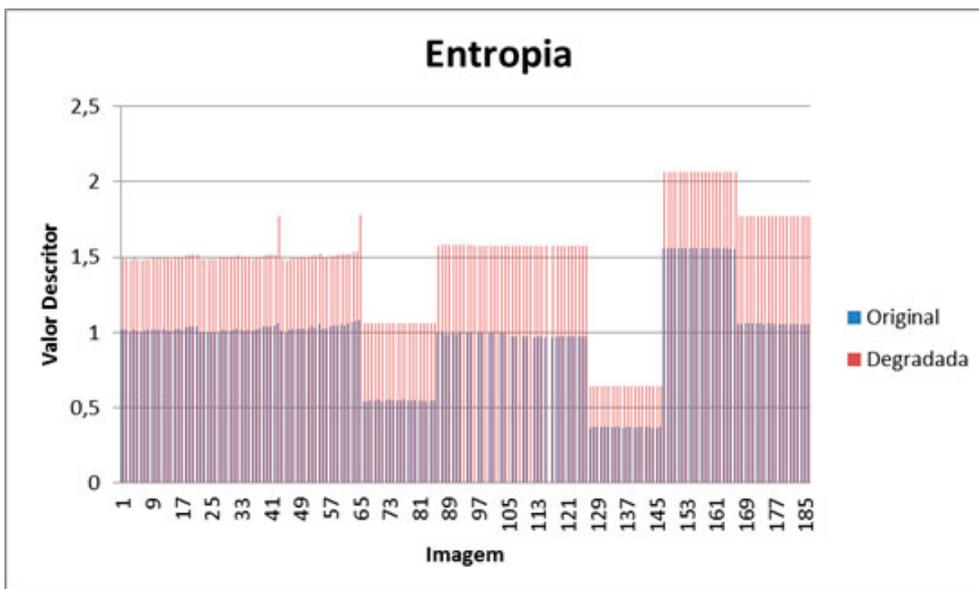


Figura 7 – Descritor de textura Entropia, antes e depois da degradação.

O gráfico, que mostra os valores encontrados para o descritor de uniformidade, pode ser visto na Figura 8 a seguir.

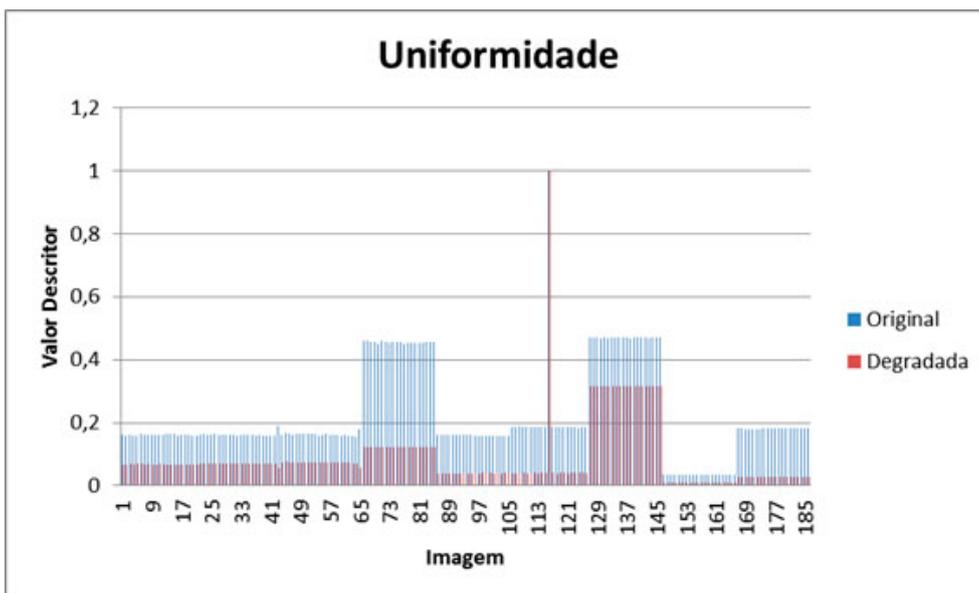


Figura 8 – Descritor de textura Uniformidade, antes e depois da degradação.

Os descritores de textura utilizados, mostrados nos gráficos acima tiveram um comportamento semelhante para as imagens dos ensaios, mesmo sendo materiais diferentes. Os valores encontrados para os descritores, mostrados nos gráficos acima mostram o seguinte comportamento: o descritor de **Probabilidade Máxima** teve valores **maiores** para as imagens não degradadas; o descritor do **Momento de Diferença** teve valores **menores** para as imagens não degradadas; o descritor do **Momento Inverso de Diferença** possui valores **menores** para as imagens não degradadas; o descritor da **Entropia** possui valores **menores** para as imagens não degradadas; o descritor de **Uniformidade** teve valores **maiores** para as imagens não degradadas.

O objetivo ao se usar materiais diferentes nas mesmas análises dos descritores de textura foi de poder mostrar que os descritores de textura apresentam um mesmo comportamento,

independente do material estudado, e por isso os resultados referentes aos diferentes materiais são apresentados juntos.

4. CONCLUSÕES

O principal objetivo deste estudo foi apresentar uma metodologia de análise de imagens de microtomografia, utilizando descritores de textura. Descritores de textura possuem propriedades que servem para reconhecer padrões em diversos tipos de imagens. Extrapolando esta propriedade, padrões podem ser considerados características de qualidade em imagens. Então o uso dos descritores de textura para analisar imagens, neste caso as imagens de μCT , é factível.

Não é apresentado neste estudo, mas esta metodologia foi utilizada para analisar técnicas de realce em imagens [4] apresentando resultados positivos na reconstrução tridimensional das imagens de μCT . Imagens em que foram aplicadas as técnicas de realce (brilho, saturação, equalização do histograma e o filtro de mediana) tiveram um aumento do valor dos descritores de probabilidade máxima e da uniformidade e diminuição do valor dos descritores de momento de diferença, momento inverso de diferença e entropia.

Os descritores de textura permitem a caracterização das imagens microtomográficas visando sua qualidade. Os descritores de textura já foram usados [3] para a caracterização em mamografias que apresentam calcificações. A aplicação da metodologia utilizada neste estudo pode chegar a resultados mais precisos, visto que as técnicas de realce aplicadas nas imagens resultaram em melhores visualizações.

Referências

- [1] F. S. Ahmann *et al.*, Microtomografia Computadorizada Para Diferenciação Morfológica do Crânio de Três Espécies de Proceratophrys do Grupo Bigibbosa em “XVI SICITE – UTFPR”. Ponta Grossa, 2011.
- [2] J. T. Assis *et al.*, Estudo da Porosidade em Concretos de Alto Desempenho por Técnicas de Processamento de Imagens em “XXXI CNMAC – Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional”. Belém, 2008.
- [3] S. Fernandes *et al.*, Diagnóstico Auxiliado por Computador para Detecção, Identificação e Classificação de Microcalcificações em Mamogramas Digitais em “XI Latin American Seminar of Analysis by X-Ray Techniques”. Cabo Frio, 2008.
- [4] S. R. Fernandes, " Caracterização de imagens de microtomografia de raios X baseada em descritores de textura", Tese de Doutorado, UERJ-IPRJ, 2012.
- [5] R. C. Gonzalez e R. E. Woods, “Processamento digital de imagens”, 3ª Edição, Longman do Brasil, São Paulo, 2010.
- [6] R. M. Haralick , K. Shanmugam e I. Dinstein, Textural Features for Image Classification em “IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics”, v. 3, n.6, p. 610-621, 1973.
- [8] H. Pedrini e W. R. Schwartz, “Análise de Imagens Digitais: princípios, algoritmos e aplicações”, Cengage Learning, São Paulo, 2008.
- [9] W. R. Schwartz, F.R. de Siqueira, H. Pedrini, Evaluation of feature descriptors for texture classification em “Journal of Electronic Imaging, Vol. 21, N° 2, pp. 023016.1-023016.17”, 2012
- [10] F. R. Siqueira, W. R. Schwartz, H. Pedrini, Multi-Scale Gray Level Co-Occurrence Matrices for Texture Description em “Neurocomputing, Vol. 120, pp. 336-345”, 2013.