

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO**

Lucas Rodrigues Borges

**MÉTODO BASEADO NA TRANSFORMADA
DE ANSCOMBE PARA INSERÇÃO DE
RUÍDO QUÂNTICO EM IMAGENS
MAMOGRÁFICAS DIGITAIS**

São Carlos
2014

Lucas Rodrigues Borges

**MÉTODO BASEADO NA TRANSFORMADA
DE ANSCOMBE PARA INSERÇÃO DE
RUÍDO QUÂNTICO EM IMAGENS
MAMOGRÁFICAS DIGITAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado à Escola de Engenharia de São
Carlos, da Universidade de São Paulo.

Curso de Engenharia Elétrica com ênfase em
Sistemas de Energia e Automação.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Marcelo Andrade da Costa Vieira

São Carlos
2014

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

B732m

Borges, Lucas Rodrigues

Método baseado na transformada de Anscombe para
inserção de ruído quântico em imagens mamográficas
digitais / Lucas Rodrigues Borges; orientador Marcelo
Andrade da Costa Vieira. São Carlos, 2014.

Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica com
ênfase em Sistemas de Energia e Automação) -- Escola de
Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo,
2014.

1. Redução de dose. 2. Mamografia digital. 3.
Simulação. 4. Anscombe. 5. Inserção de Ruído. 6. Ruído
Quântico. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Lucas Rodrigues Borges

Título: "Metodologia baseada na Transformada de Anscombe para inserção de ruído quântico em imagens mamográficas digitais"

Trabalho de Conclusão de Curso defendido e aprovado
em 27/06/2014,
com NOTA 10,0 (Dez, ZERO), pela Comissão Julgadora:

Prof. Dr. Marcelo Andrade da Costa Vieira - (Orientador - SEL/EESC/USP)

Prof. Associado Evandro Luís Linhari Rodrigues - (SEL/EESC/USP)

Mestre André de Andrade Bindilatti - (UFSCar)

Coordenador da CoC-Engenharia Elétrica - EESC/USP:
Prof. Associado Homero Schiabel

“Everything should be made as simple as possible, but not simpler.”

Albert Einstein

Agradecimentos

Este trabalho de conclusão de curso, assim como toda a minha graduação, só foi possível graças à colaboração de várias pessoas que contribuíram de maneira direta ou indireta ao meu sucesso.

Primeiramente gostaria de agradecer à minha família, a quem devo tudo que sou e tudo que tenho. Ao meu pai **Nivan F. Borges** por ter dedicado sua vida à nossa família, abrindo todas as portas para seguirmos nossos sonhos. À minha mãe **Dulcinéia Ap. R. Borges** pelo apoio nas horas de dificuldade e amor incondicional que só as mães sabem compartilhar. Ao meu irmão **Thiago R. Borges** por ser meu exemplo, sempre consciente e seguro das suas decisões. Ao meu irmão **Davi R. Borges** pelo carinho e companheirismo.

Ao meu orientador **Prof. Marcelo Andrade da Costa Vieira** por dividir comigo seus conhecimentos, pela dedicação com que me orientou, pela paciência e pelo apoio nas minhas escolhas.

Ao **Prof. Evandro Luis Linhari Rodrigues**, por ter inspirado e motivado meu intercâmbio, pelo apoio constante e pelos conselhos.

Ao meu primo **Renato César Luzenti** pela convivência, pelas noites que tocávamos violão, pelas conversas filosóficas e principalmente por me aturar durante estes anos.

Aos colegas de classe, por dividirem comigo alguns dos melhores anos da minha vida, pelas risadas, pelas tristezas, pelas noites de estudo na véspera da prova, pelas festas e por sempre estarem dispostos a ajudar.

Resumo

BORGES, L. R. (2014). “**Metodologia Baseada na Transformada de Anscombe para Inserção de Ruído Quântico em Imagens Mamográficas Digitais**”. Trabalho de Conclusão de Curso – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2014.

Um dos grandes desafios atuais na área de mamografia digital por raios X é a otimização da relação qualidade da imagem vs. doses de radiação. Sabe-se que uma redução nas doses de radiação dos exames mamográficos atuais implicaria na geração de imagens com maior quantidade de ruído quântico, o que comprometeria sua qualidade. Assim, para que os estudos sobre a redução nas doses de radiação possam ser conduzidos é necessária a aquisição de imagens clínicas, da mesma paciente, com diferentes níveis de exposição. No entanto, isto é inviável na prática, pois implicaria em sérios riscos à saúde da paciente, além da possibilidade de indução do câncer de mama pela exposição excessiva à radiação ionizante. Uma solução nesse caso é a geração de imagens clínicas com diferentes doses por meio de simulação. Nesse sentido, este trabalho propõe um novo método, baseado na transformada de Anscombe, para inserção de ruído quântico em imagens mamográficas digitais pré-adquiridas com dosagem padrão de radiação. Com isso, pode-se simular diferentes níveis de redução das doses de radiação do exame mamográfico sem a necessidade de exposição do paciente à novos níveis de radiação. Os resultados mostraram que o método proposto gera imagens a partir de diferentes dosagens de radiação, com a mesma qualidade que outros métodos propostos na literatura.

Palavras-chave: Transformada de Anscombe, Ruído Quântico, Mamografia Digital, Simulação, Redução de Dose, Inserção de Ruído.

Abstract

BORGES, L. R. (2014). “**Method Based on the Anscombe Transformation for Inserting Quantum Noise in Digital Mammography Images**”. Bachelor Thesis – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, 2014.

One of the challenges in the field of x-ray mammography is finding the optimal relation between image quality vs. radiation dose. It is known that a reduction in the radiation dose implies higher levels of quantum noise in the mammographic image, which could compromise the image quality. In order to conduct researches about the reduction in the radiation dose it is necessary the use of clinical images, from the same patient, with different levels of radiation. However, it is practically impossible to obtain such images in the real world, considering that it would imply serious risks to the patient's health, including the possibility of inducing breast cancer. One possible solution for this problem is generating clinical images by simulation. In this sense, this work proposes a new method, based on the Anscombe Transformation, which is capable of inserting quantum noise into clinical mammograms acquired with the standard radiation dose. Thus, it is possible to simulate different levels of radiation doses without exposing the patient to new levels of radiation. The results showed that the method proposed in this work generates images with the same quality as other methods found in the literature.

Keywords: Anscombe Transform, Quantum Noise, Digital Mammography, Simulation, Dose Reduction, Noise Insertion.

Lista de Figuras

Figura 1 - Esquemático do processo de aquisição de imagens.....	5
Figura 2 – (a) Imagem sintética com três níveis de cinza livre de ruídos. (b) Imagem contaminada com ruído quântico. (c) Máscara de ruído quântico dependente do sinal obtida pela subtração da imagem (a) de (b). (d) Imagem contaminada com ruído aditivo. (e) Máscara de ruído aditivo independente do sinal obtida pela subtração da imagem (a) de (d).	7
Figura 3 – NNPS para dois tipos de ruídos distintos: Branco e Violeta.....	10
Figura 4 – Esquemático para compreensão do método proposto por (Bath, et al., 2005).....	16
Figura 5 – Esquemático para compreensão do método proposto neste trabalho.	18
Figura 6 – Comparação da imagem “Boat” com diferentes tipos de degradação, todas com exatamente o mesmo valor de MSE=210. (a) Imagem Original. (b) Imagem com contraste equalizado, SSIM = 0,9168. (c) Imagem com a média alterada, SSIM = 0,9900. (d) Compressão JPEG, SSIM = 0,6949 Borramento, SSIM = 0,7052. (f) Contaminação por ruído “Salt and Pepper”, SSIM = 0,7748. (Wang, et al., 2004)	21
Figura 7 – Exemplo de histograma de uma imagem.	22
Figura 8 – (a) Phantom Antropomórfico “Rachel”2. (b) Bloco homogêneo.....	23
Figura 9 – (a) Imagem do phantom “Rachel” adquirido com 100% da dose. (b) Imagem do mesmo phantom adquirido com 12,5% da dose. (c) Imagem homogênea obtida com 100% da dose. (d) Imagem homogênea obtida com 12,5% da dose.	23
Figura 10 – (a) Amostra 1 e (b) Amostra 2 retirada das imagens de phantom adquiridas com 100% da dose.....	25
Figura 11 – Esquemático para compreensão da comparação indireta de imagens.....	26
Figura 12 – Gráfico média x Exposição para linearização do sistema.	27
Figura 13 – Valores de NNPS do sistema de imagem utilizado nos testes experimentais calculados para diferentes doses de radiação.	27
Figura 14 –(a) Imagem de referência. (b) Imagem original.	28
Figura 15 – Método 1: redução para 75% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.....	29
Figura 16 – Redução para 75% da dose com o Método 1: Histogramas.....	30
Figura 17 – Método 1: redução para 50% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.....	31
Figura 18 – Redução para 50% da dose: Histogramas.....	32
Figura 19 – Método 1: redução para 25% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.....	32
Figura 20 – Redução para 25% da dose com o Método 1: Histogramas.....	33

Figura 21 – Método 1: redução para 12,5% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.....	34
Figura 22 – Redução para 12,5% da dose com o Método 1: Histogramas.	35
Figura 23 – Método 2: redução para 75% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.	36
Figura 24 – Redução para 75% da dose com o Método 2: Histogramas.	37
Figura 25 – Método 2: redução para 50% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.	37
Figura 26 – Redução para 50% da dose: Histogramas.....	38
Figura 27 – Método 2: redução para 25% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.	39
Figura 28 – Redução para 25% da dose com o Método 2: Histogramas.	40
Figura 29 – Método 2: redução para 12,5% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.....	40
Figura 30 – Redução para 12,5% da dose com o Método 2: Histogramas.	41
Figura 31 – Gráfico dos erros relativos do PSNR.....	42
Figura 32 – Gráfico dos erros relativos do SSIM.	42
Figura 32 – Gráfico das distâncias correlacionais entre histogramas.	43

Lista de Tabelas

Tabela 1: Índices de similaridade entre a imagem de referência e a imagem original (100% da dose)	29
Tabela 2: Método 1- métricas para 75% da dose.....	30
Tabela 3: Método 1- métricas para 50% da dose.....	31
Tabela 4: Método 1- métricas para 25% da dose.....	33
Tabela 5: Método 1- métricas para 12,5% da dose.....	34
Tabela 6: Método 2: métricas para 75% da dose.....	36
Tabela 7: Método 2- métricas para 50% da dose.....	38
Tabela 8: Método 2- métricas para 25% da dose.....	39
Tabela 9: Método 2- métricas para 12,5% da dose.....	41
Tabela 10: Comparação entre os métodos – Erros de similaridade em relação à imagem real...42	
Tabela 11: Comparação entre os métodos – Distância correlacional entre histogramas.....43	

Lista de Siglas

AT *Anscombe Transformation*

DQE *Detective Quantum Efficiency*

IA *Inverse Anscombe Transformation*

MSE *Mean Squared Error*

MTF *Modulation Transfer Function*

NPS *Noise Power Spectrum*

NNPS *Normalized Noise Power Spectrum*

PSNR *Peak Signal-to-Noise Ratio*

SSIM *Structural Similarity Index*

Sumário

Introdução.....	1
1.1. Objetivos	3
1.2. Formato do Trabalho	3
Introdução Teórica	5
2.1. Ruído Quântico.....	5
2.2. NPS – <i>Noise Power Spectrum</i>	8
2.2.1. Definições.....	8
2.2.2. Medição experimental do NPS	8
2.2.3. NNPS – Normalized Noise Power Spectrum	9
2.3. Transformada de Anscombe.....	10
Materiais e Métodos	13
3.1. Redução de dose – Método tradicional.....	13
3.1.1. Imagem Homogênea – NPS conhecido em ambas as doses.....	13
3.1.2. Imagem Homogênea – NPS não conhecido em ambas as doses	14
3.1.3. Imagem Não-Homogênea – NPS não conhecido em ambas as doses	15
3.2. Novo método proposto nesse trabalho	17
3.3. Métricas de Qualidade e Similaridade	19
3.3.1. PSNR – <i>Peak Signal-to-Noise Ratio</i>	19
3.3.2. SSIM – <i>Structure Similarity Index</i>	20
3.3.3. Similaridade entre Histogramas.....	21
3.4. Banco de Imagens.....	23
Resultados	25
4.1. Imagens Homogêneas – cálculo do NPS.....	26
4.2. Redução de dose – Método original proposto por Bath et al.....	28
4.2.1. Redução para 75% da dose	29
4.2.2. Redução para 50% da dose	30
4.2.3. Redução para 25% da dose	32
4.2.4. Redução para 12,5% da dose	34
4.3. Redução de dose – Método proposto nesse trabalho	35
4.3.1. Redução para 75% da dose	36
4.3.2. Redução para 50% da dose	37
4.3.3. Redução para 25% da dose	39
4.3.4. Redução para 12,5% da dose	40
4.4. Método 1 vs. Método 2.....	42
Discussão e Conclusões.....	45

Referências Bibliográficas	47
----------------------------------	----

Capítulo 1

Introdução

O câncer de mama é a causa mais comum de morte por câncer entre as mulheres (INCA). Em 2012, 1,7 milhão de mulheres foram diagnosticadas com câncer de mama – número que cresceu 20% em relação às estimativas de 2008 – deste montante, 20% dos casos resultaram em óbito – mortalidade 14% maior se comparada aos dados de 2008 (WHO). Em 2014, estima-se o surgimento de 57.120 novos casos no Brasil, resultando em 13.345 óbitos (INCA).

As causas para o surgimento do câncer de mama ainda são desconhecidas, e a forma mais efetiva para aumento da taxa de sobrevivência entre os pacientes é a detecção precoce da doença, que aumenta as chances de cura em até 30% (Veronesi, et al., 2005). Por este motivo, vários países adotam a política de rastreamento da doença – onde mulheres consideradas pertencentes ao grupo de risco são orientadas a realizar a mamografia por raios X periodicamente.

Durante um exame de mamografia, a paciente é exposta a pequenas doses de radiação, o que por muitos anos foi considerado inofensivo para a saúde da paciente. Entretanto, estudos recentes mostram que a rotina de rastreamento pode induzir novos casos de câncer de mama (Berrington, 2008) (Mattson, et al., 2000). As estatísticas mostram que a cada 100.000 mulheres que atendem à programas de rastreamento, 86 novos casos de câncer serão induzidos devido ao exame, e 11 deles resultarão em óbito (Yaffe, et al., 2011).

Em vista das recentes descobertas, está se rediscutindo a dosagem de radiação utilizada nos exames de mamografia, principalmente devido ao grande número de mulheres que participam dos programas de rastreamento do câncer de mama em todo o mundo. Com isso, tem-se estudado também o efeito de uma possível redução nas doses de radiação na qualidade da imagem mamográfica e no diagnóstico médico. Sabe-se que a baixa contagem de fótons aumenta a quantidade de ruído quântico na imagem. Isso afeta a relação sinal-ruído da imagem, comprometendo a taxa de detecção de lesões mamárias pelos radiologistas (Saunders, et al., 2007), (Ruschin, et al., 2007). No entanto, ainda não se sabe ao certo qual a taxa de redução nas doses que poderia ser aplicada na mamografia sem comprometer o diagnóstico médico. Isso é muito importante atualmente, pois se uma pequena redução nas doses de radiação não comprometer a qualidade do exame mamográfico, ela deveria ser aplicada na prática clínica, uma vez que diminuiria os riscos de indução do câncer de mama nas pacientes radiografadas.

No entanto, estudos nesse sentido só podem ser concluídos a partir de análises, por médicos radiologistas, de um conjunto muito grande de imagens mamográficas adquiridas com diferentes

doses de radiação. Além disso, é necessário que esse conjunto de imagens seja adquirido da mesma paciente, para que se avalie com precisão a influência do ruído quântico (e da redução da dose) nas taxas de detecção do câncer de mama.

É exatamente neste contexto que esse trabalho de conclusão de curso se insere. A aquisição de imagens mamográficas de uma mesma paciente com diferentes doses de radiação é inviável na prática. Isso implicaria em submeter a paciente a uma quantidade muito elevada de radiação, o que traria sérios riscos à saúde da mesma.

Uma das soluções utilizadas por pesquisadores da área é a exposição do paciente ao exame com dose convencional (100%), seguido de uma série de exposições com doses menores, na proporção de $\frac{1}{2}$ da dose anterior, sucessivamente: 50%, 25%, 12,5%, etc (Kalra, et al., 2002). Assim, ao final das exposições a soma das doses se mantém inferior a 200% do valor padrão.

Vários problemas estão relacionados à abordagem descrita anteriormente. Um deles é a necessidade da criação de um comitê de ética para análise do caso e considerações a respeito do procedimento em si. Além disso, a paciente deve aprovar a aquisição de diversas imagens em um mesmo exame mamográfico, o que pode causar um grande desconforto à paciente devido à necessidade da compressão mamária durante a exposição radiográfica. Outra dificuldade encontrada é a discrepância entre os valores de dose disponíveis ao radiologista no final desse procedimento. Reduções para 50%, 25% e 12,5% da dose inicial podem não ser aplicadas em situações reais, pois resultam em doses muito reduzidas e provavelmente degradam a imagem final de modo acentuado, não sendo de grande utilidade para a validação desses estudos. Além disso, ao final do procedimento os pacientes serão expostos a doses de radiação que se aproximam de 200% do indicado, aumentando ainda mais as chances de surgimento de câncer induzido.

Portanto, esse trabalho propõe um método inédito para inserção de ruído quântico em imagens mamográficas digitais, com o objetivo de simular a redução nas doses de radiação em exames mamográficos. O método parte de uma imagem mamográfica adquirida com a dose padrão de radiação e calcula o quanto de ruído quântico deve ser inserido nessa imagem para simular a redução desejada. A inserção de ruído é feita após a aplicação da transformada de Anscombe (Anscombe, 1948), para garantir que o ruído da imagem simulada tenha as mesmas características do ruído encontrado na mamografia, ou seja, não-aditivo, com distribuição aproximadamente Poisson e dependente da intensidade da imagem. Além disso, este trabalho mostra um estudo detalhado de outro método proposto na literatura para inserção de ruído quântico em imagens radiográficas convencionais, (Bath, et al., 2005) e realiza uma adaptação para sua utilização em exames de mamografia digital. Os resultados obtidos com o método tradicional proposto na literatura são comparados com os resultados do novo método proposto neste trabalho.

1.1. Objetivos

Esse trabalho de conclusão de curso tem como objetivo o estudo detalhado da metodologia de simulação de redução de dose para sistemas radiográficos digitais proposta em (Bath, et al., 2005). A partir deste estudo, serão discutidos os resultados da aplicação deste método em exames de mamografias digital, cujos valores de radiação são reduzidos quando comparados a outros exames de raios X convencionais.

Além disso, é apresentado um novo método de inserção de ruído quântico, capaz de simular a redução de dose em equipamentos de mamografia digital. Este novo método baseia-se na propriedade de estabilização da variância da transformada de Anscombe e tem como objetivo principal manter a qualidade e fidelidade da imagem simulada com as imagens reais adquiridas nas mesmas condições. O método proposto oferece maior simplicidade de implementação que o método original.

Para ambos os métodos é importante que a simulação da redução de dose produza imagens com ruído cujo comportamento simule aquele encontrado em uma imagem real adquirida naquela dose de radiação.

1.2. Formato do Trabalho

Este trabalho está organizado em 5 capítulos, incluindo esta introdução. A lista a seguir apresenta os principais objetivos de cada um deles:

- Capítulo 1 – Introdução: apresenta noções sobre o conteúdo deste trabalho, sua importância no cenário atual e a justificativa para seu desenvolvimento.
- Capítulo 2 – Introdução teórica: introduz os conceitos básicos da formação e processamento de imagens digitais, além de apresentar conceitos fundamentais para o entendimento das metodologias estudadas, como o ruído quântico, a densidade espectral de ruído (NPS – *Noise Power Spectrum*) e a transformada de Anscombe.
- Capítulo 3 – Materiais e Métodos: descreve a base teórica da metodologia tradicional e da proposta neste trabalho, explica as métricas utilizadas para a análise dos resultados e mostra as imagens utilizadas para a validação do método.
- Capítulo 4 – Resultados: apresenta todos os resultados dos testes para ambos os métodos.

- Capítulo 5 – Discussão e Conclusões: analisa o significado dos valores obtidos na seção anterior, compara o desempenho dos métodos estudado e proposto e apresenta a conclusão do trabalho, juntamente com sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Introdução Teórica

Nesta seção serão apresentados conceitos importantes para a compreensão deste trabalho. Conhecimentos específicos como o ruído quântico, NPS (*Noise Power Spectrum*) e Transformada de Anscombe serão rapidamente apresentados e explicados nos subitens a seguir.

2.1. Ruído Quântico

Uma imagem pode ser definida como uma função bidimensional $f(x, y)$, onde x e y são coordenadas espaciais em um plano e $f(x, y)$ a amplitude ou nível de intensidade luminosa da imagem neste ponto. Em imagens digitais as coordenadas (x, y) e a função de intensidade $f(x, y)$ assumem somente valores discretos (Gonzalez, et al., 2009).

Durante o processo de aquisição de imagens são utilizados sensores capazes de realizar a contagem do número de fótons refletidos ou absorvidos por um objeto ou cena, gerando um mapa de bits que pode ser reproduzido ou transmitido (Gonzalez, et al., 2009).

Assim como todo sistema real, sistemas de aquisição de imagens não são ideais, portanto o processo de aquisição causa degradação na imagem resultante, além de inserir ruídos. A Figura 1 apresenta um esquemático do processo de formação de imagens, onde $f(x, y)$ é a imagem real, $h(x, y)$ é a função de degradação característica do sistema de aquisição, $\eta(x, y)$ é o ruído aditivo e $g(x, y)$ é a imagem resultante.

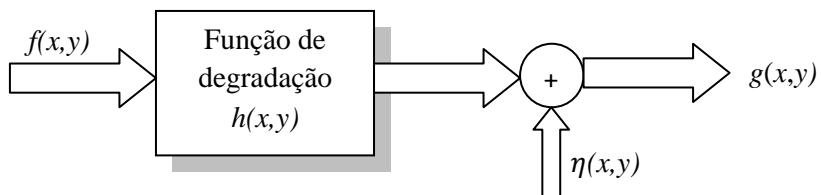


Figura 1 - Esquemático do processo de aquisição de imagens.

Matematicamente, a imagem $g(x, y)$ é descrita pela equação (Gonzalez, et al., 2009):

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + \eta(x, y), \quad (2.1)$$

onde o operador $*$ indica convolução. A teoria de restauração de imagens tem como objetivo desenvolver algoritmos capazes de recuperar o sinal $f(x, y)$ a partir da observação $g(x, y)$.

Na grande parte das aplicações, $\eta(x, y)$ é um ruído aditivo, independente do sinal. Este ruído pode ser descrito através de diferentes distribuições estatísticas conhecidas, como a gaussiana, Rayleigh, Erlang, entre outras (Gonzalez, et al., 2009). No entanto, o presente trabalho tem como

objetivo simular o processo de aquisição de imagens com um modelo diferente de ruído, que é o ruído dominante encontrado nas imagens obtidas por raios X, principalmente na mamografia, o Ruído de Poisson.

O ruído quântico, também conhecido como ruído Poisson ou ruído *Shot*, é um tipo de incerteza relacionada aos processos de contagem de valores discretos e independentes, que segue a distribuição de probabilidades de Poisson, descrita pela equação (2.2), onde λ é o número esperado de fótons incidentes em um dado intervalo de tempo (Frank, 1967).

$$\Pr(N = k) = \frac{e^{-\lambda t} (\lambda t)^k}{k!} \quad (2.2)$$

Este tipo de ruído é frequentemente encontrado em aplicações onde é necessária a medição de quantidades de fótons de luz (ou raios X, nesse caso), graças à independência do processo de detecção de fótons a qual segue a distribuição de Poisson. Em um processo de aquisição de imagens, o sistema em questão cria mapas de pixels através da contagem de fótons incidentes nos sensores durante um determinado intervalo de tempo. No caso de imagens analógicas, esta contagem é feita através de um componente fotossensível que gera reações químicas capazes de quantificar os fótons incidentes advindos da imagem a ser fotografada. Já em imagens digitais, uma matriz de sensores fotoelétricos realiza a contagem, convertendo fótons incidentes em cargas elétricas, que são posteriormente contadas e mapeadas em níveis de intensidade.

Considerando a definição da variância para uma variável aleatória discreta, temos:

$$\text{var}(X) = E(X^2) - (E(X))^2, \quad (2.3)$$

onde X é uma variável aleatória discreta, $\text{var}(X)$ é a sua variância e $E(X)$ seu valor esperado. Para uma distribuição de Poisson, sabe-se que o valor esperado $E(X)$ é igual ao valor de contagem λ . Além disso, sabe-se que:

$$E(X^2) = \sum_{x \in \Omega_X} x^2 \Pr(X = x). \quad (2.4)$$

A combinação das equações (2.2) e (2.4) resulta em:

$$E(X^2) = \lambda^2 + \lambda \quad (2.5)$$

Substituindo a equação (2.5) em (2.3):

$$\text{var}(X) = \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda \quad (2.6)$$

Logo, diferentemente dos ruídos convencionais aditivos, o ruído quântico é dependente do sinal. Em regiões com baixa contagem de fótons o ruído terá menor variância, enquanto regiões

com alta contagem apresentarão maior variância. O impacto causado na qualidade da imagem devido à dependência entre ruído e sinal é mais bem compreendido quando o SNR (*Signal-to-Noise Ratio*) da imagem é analisado. Valores elevados de SNR significam uma imagem com menos ruído relativo, enquanto valores reduzidos indicam ruído relativo elevado. A equação (2.7) apresenta o SNR para uma imagem com contagem de fótons igual a λ .

$$SNR = \frac{\lambda}{\sqrt{\lambda}} = \sqrt{\lambda} \quad (2.7)$$

Assim, apesar de regiões com baixa contagem de fótons apresentarem ruído com menor variância, o SNR nestas regiões será menor, indicando que a quantidade de ruído em relação ao sinal é mais elevada.

A Figura 2 ilustra o comportamento do ruído quântico em diferentes níveis de exposição e apresenta a mesma imagem contaminada com ruído aditivo. Note que na Figura 2, a imagem (c) possui maior quantidade de ruído na região com maior contagem de fótons.

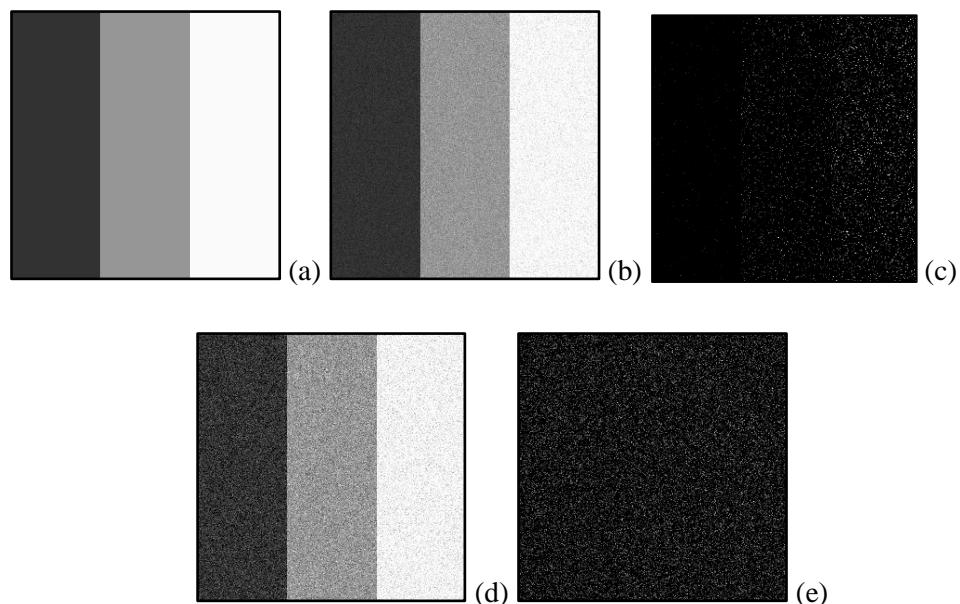


Figura 2 – (a) Imagem sintética com três níveis de cinza livre de ruídos. (b) Imagem contaminada com ruído quântico. (c) Máscara de ruído quântico dependente do sinal obtida pela subtração da imagem (a) de (b). (d) Imagem contaminada com ruído aditivo. (e) Máscara de ruído aditivo independente do sinal obtida pela subtração da imagem (a) de (d).

2.2. NPS – *Noise Power Spectrum*

2.2.1. Definições

O NPS, do inglês *Noise Power Spectrum*, é definido como a variância de um sinal no domínio de Fourier, portanto descrita em função das componentes de frequência do sinal. Como esta definição é válida para sinais contínuos ou discretos, o NPS pode ser interpretado de diferentes maneiras, de acordo com a área do conhecimento em que é aplicado. Neste trabalho ele será entendido como a quantização da variância local de uma imagem digital no domínio de Fourier, ou seja, será considerado como o espectro de potência do ruído de uma imagem (Dobbins III, 2000).

Matematicamente, o NPS para um sinal de duas dimensões é descrito pela seguinte equação:

$$NPS(u, v) = \lim_{N_x, N_y, M \rightarrow \infty} \left(\frac{N_x N_y \Delta x \Delta y}{M} \right) \sum_{m=1}^M |\mathcal{F}\{I_m(x, y) - S_m(x, y)\}|^2, \quad (2.8)$$

onde N_x e N_y são as dimensões da janela utilizada para a análise, Δx e Δy são as dimensões do pixel da imagem nas direções x e y , respectivamente, $S(x, y)$ é uma estrutura padrão do sinal sem componentes estocásticos e M é o número total de janelas utilizadas para o cálculo. No campo de processamento de imagens $S(x, y)$ é aproximadamente o valor médio dos pixels da janela analisada.

2.2.2. Medição experimental do NPS

Analizando a equação (2.8), pode-se notar que a componente M deve tender ao infinito para que seja possível realizar o cálculo do NPS, impossibilitando que este seja obtido analiticamente. Segundo (Dobbins III, 2000), uma das maneiras de se obter o NPS de uma imagem é através de procedimentos experimentais. Nesta secção serão descritos todos os passos necessários para a obtenção do NPS de uma imagem radiográfica adquirida em um equipamento digital de raios X.

O primeiro passo para a medição experimental do NPS é a aquisição de uma série de exposições de imagens homogêneas utilizando o equipamento de raios X a ser estudado. Uma vez obtidas estas imagens, é necessário realizar a linearização dos valores de pixel da imagem “crua” (*RAW*). Essa imagem *RAW* mostra, pixel a pixel, o número de fótons que cada detector recebeu. Ela é chamada de “crua” pois ainda não passou por nenhum tipo de processamento. O processo de

linearização se resume a aplicar uma transformação capaz de tornar o valor médio dos níveis de cinza da imagem linearmente proporcional à dose na qual a imagem foi adquirida.

O próximo passo para a obtenção do NPS é a escolha da região de interesse da imagem. A região de interesse é aquela que contém o objeto a ser analisado pelo médico ou especialista. Em exames de mamografia por raios X, por exemplo, a região de interesse normalmente está localizada onde se encontra a mama com todas as estruturas a serem estudadas.

Finalmente, divide-se a região de interesse em janelas de tamanho conveniente e aplica-se a equação descrita em (2.8).

2.2.3. NNPS – *Normalized Noise Power Spectrum*

O procedimento descrito na seção 2.2.2 gera como resultado uma matriz de duas dimensões contendo o valor do espectro de potência do ruído da imagem. Em muitos trabalhos esta matriz é denominada NPS-2D (Williams, et al., 1999) (Siewersen, et al., 2002). Uma dificuldade inerente a esse tipo de NPS é a sua interpretação. Apesar ser facilmente representável em um plano tridimensional, sua interpretação neste plano não é trivial. Além disso, para que seja possível a comparação do NPS de diferentes sistemas radiográficos e diferentes doses é necessário que haja algum tipo de normalização, uma vez que o valor médio do espectro calculado será proporcional ao valor médio dos pixels da imagem, que por sua vez varia linearmente com a dose de radiação.

Para evitar as dificuldades apresentadas acima faz-se uso do NNPS (*Normalized Noise-Power Spectrum*) representado no plano bidimensional. A equação (2.9) apresenta a normalização aplicada (Dobbins III, 2000).

$$NNPS(u, v) = \frac{NPS(u, v)}{L^2}, \quad (2.9)$$

onde L é o *Large Area Signal* (em termos práticos, considera-se o valor médio da imagem para um valor particular de exposição). A representação do NNPS no plano bidimensional é possível de ser realizado de diferentes maneiras. Neste trabalho foi utilizado o NNPS-1D horizontal.

A Figura 3 apresenta o NNPS para dois ruídos conhecidos. O ruído gaussiano branco possui como característica particular valores aproximadamente constantes de NNPS para as diferentes bandas de frequência, consequentemente o NNPS deste tipo de ruído será uma reta aproximadamente paralela ao eixo das abscissas. Já o ruído violeta, assim como a onda eletromagnética da cor violeta, possui componentes mais significativas nas bandas de alta

frequência. O NNPS deste tipo de sinal é atenuado para valores de baixa frequência e mais significativo em altas frequências.

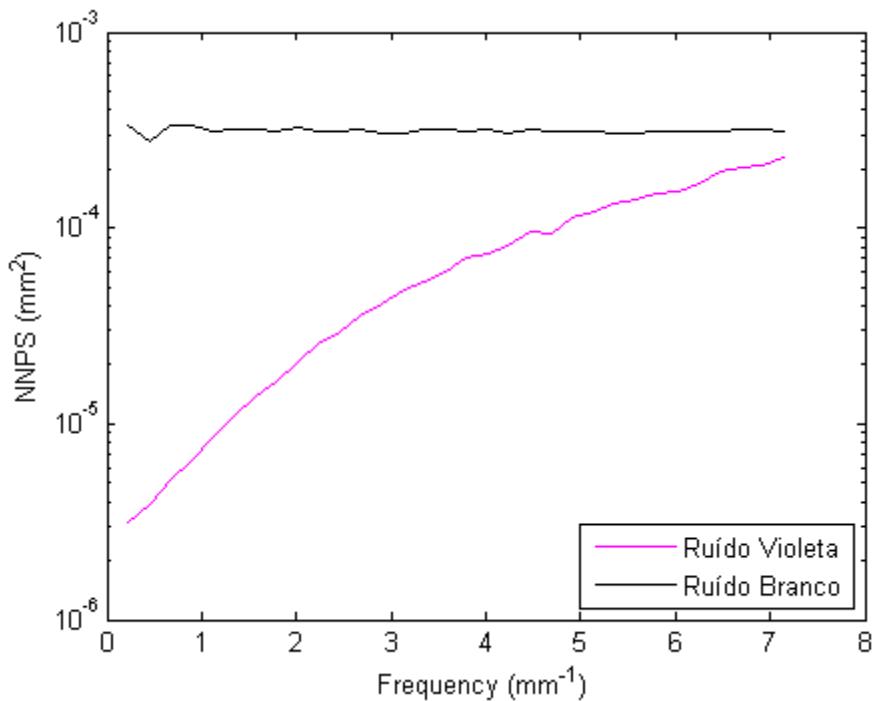


Figura 3 – NNPS para dois tipos de ruídos distintos: Branco e Violeta.

2.3. Transformada de Anscombe

A Transformada de Anscombe, nomeada assim pelo seu criador Francis Anscombe, é uma transformação estabilizadora de variância, que transforma a variância de um processo de contagem com distribuição de Poisson em uma distribuição aproximadamente gaussiana com variância unitária. A definição matemática da transformada direta de Anscombe é (Anscombe, 1948):

$$f(z) = 2 \sqrt{z + \frac{3}{8}} \quad (2.10)$$

Esta transformação é aplicada no campo de processamento digital de imagens, em situações onde limitações no processo de aquisição tornam reduzida a quantidade de fótons recebida pelos foto-sensores do equipamento radiográfico, gerando ruído quântico com valores de contagem (λ) baixos. A aplicação da transformada de Anscombe na etapa de pré-processamento possibilita o uso de filtros destinados ao tratamento do ruído aditivo. Após o processamento da imagem no domínio de Anscombe, aplica-se a transformada inversa (Anscombe, 1948) para retornar ao domínio espacial:

$$I(D) = \left(\frac{D}{2}\right)^2 - \frac{1}{8} \quad (2.11)$$

Analizando a equação (2.11) nota-se que a transformada inversa proposta por Anscombe não coincide com a transformada algébrica inversa, que seria dada por:

$$f^{-1}(D) = \left(\frac{D}{2}\right)^2 - \frac{3}{8} \quad (2.12)$$

Este fato é consequência da não linearidade da transformada direta, que faz com que a sua inversa algébrica adicione um viés ao resultado, tornando-o incorreto (Makitalo, et al., 2011). Mesmo a transformada inversa apresentada em (2.11) possui viés para valores de contagem (λ) reduzidos, apresentando melhor comportamento para valores elevados. Assim, diz-se que a transformada proposta por Anscombe é assintoticamente não enviesada (Anscombe, 1948). Como imagens mamográficas possuem doses de radiação reduzidas, os valores de λ são normalmente baixos, fazendo com que um viés seja adicionado durante a aplicação da transformada inversa de Anscombe. Em 2013 foi proposta uma nova versão da transformada inversa de Anscombe (Makitalo, et al., 2013), onde o autor estuda a família de transformadas inversas de Anscombe parametrizadas e encontra aquela com resultados mais próximos do esperado mesmo para valores de λ reduzidos.

Capítulo 3

Materiais e Métodos

3.1. Redução de dose – Método tradicional

Nesta seção do trabalho será apresentado o método tradicional de simulação de redução de dose de radiação para sistemas de radiografia digital, proposto por (Bath, et al., 2005). Este método se baseia na capacidade de descrição do ruído pelo NPS da imagem, e leva em consideração algumas suposições que devem ser respeitadas.

A primeira delas é de que duas imagens contendo o mesmo NPS apresentarão as mesmas propriedades de ruído, portanto é assumido que o NPS é suficiente para descrever o conteúdo de ruído de uma imagem. Tal afirmação só pode ser tomada como verdadeira caso seja considerada a ergodicidade do sistema, ou seja, que as médias espaciais do sinal são equivalentes às suas médias temporais (Bath, et al., 2005) (Walters, 2000).

A segunda suposição é de que a função de transferência de modulação (MTF – *Modulation Transfer Function*), assim como a eficiência de detecção quântica (DQE – *Detective Quantum Efficiency*), são invariantes às mudanças de dose de radiação do exame radiográfico, que pode ser controlado pelo tempo de exposição e pela corrente no tubo de raios X (Bath, et al., 2005).

Finalmente, considera-se o sistema como linear, isto é, o valor médio da contagem dos fótons é linearmente proporcional à quantidade de radiação utilizada. Apesar de muitas vezes os sistemas radiográficos não possuírem comportamento linear, é possível realizar a sua linearização.

Para melhor organização desta seção, ela será dividida em 3 tópicos. No primeiro deles, o método é desenvolvido presumindo-se que a imagem a ser simulada é homogênea, com NPS conhecido em ambas as doses: na simulada e na original. O segundo tópico desconsidera a hipótese de que o NPS é conhecido em ambas as doses. Já o terceiro tópico desconsidera a última suposição: a homogeneidade da imagem simulada.

3.1.1. Imagem Homogênea – NPS conhecido em ambas as doses

Nesta seção considera-se que o NPS (*Noise Power Spectrum*) é conhecido na dose em que a imagem original foi obtida e na dose que se pretende simular.

Considere $Im(x, y)_{orig}$ como sendo a imagem coletada na dose original D_{orig} e $p_{média, orig}$ como o valor médio dos pixels nesta imagem. Como temos um sistema linear, o valor médio dos pixels na imagem simulada será:

$$p_{média, sim} = p_{média, orig} \left(\frac{D_{sim}}{D_{orig}} \right), \quad (3.1)$$

onde D_{sim} é a dose de radiação teóricamente aplicada na imagem que se deseja simular.

Ainda baseado na linearidade do sistema, define-se a imagem normalizada $Im(x, y)_{orig, norm}$ como:

$$Im(x, y)_{orig, norm} = Im(x, y)_{orig} \left(\frac{D_{sim}}{D_{orig}} \right). \quad (3.2)$$

O NPS, assim como a variância, varia com o quadrado do valor do sinal. Assim, pode-se encontrar o valor do NPS da imagem original normalizada ($NPS(u, v)_{Im_{orig, norm}}$) pela equação:

$$NPS(u, v)_{Im_{orig, norm}} = NPS(u, v)_{Im_{orig}} \left(\frac{D_{sim}}{D_{orig}} \right)^2, \quad (3.3)$$

onde $NPS(u, v)_{Im_{orig}}$ corresponde ao NPS da imagem original.

A imagem simulada, $Im(x, y)_{sim}$, é dada por:

$$Im(x, y)_{sim} = Im(x, y)_{orig, norm} + Im(x, y)_{ruído} \quad (3.4)$$

onde $Im(x, y)_{ruído}$ é a máscara de ruído que deverá ser adicionada à imagem original (adquirida com a dose padrão de radiação), resultando na imagem desejada (simulando uma aquisição com dose reduzida).

Como esta seção trata de imagens homogêneas, a imagem original normalizada ($Im_{orig, norm}$) não está correlacionada com a máscara de ruído $Im_{ruído}$. Logo, o NPS do ruído pode ser facilmente encontrado através da seguinte equação:

$$NPS(u, v)_{Im_{ruído}} = NPS(u, v)_{D_{sim}} - NPS(u, v)_{D_{orig}} \left(\frac{D_{sim}}{D_{orig}} \right)^2 \quad (3.5)$$

3.1.2. Imagem Homogênea – NPS não conhecido em ambas as doses

Nesta seção a suposição de que o NPS é conhecido nas doses original e simulada é descartada. Considerando um sistema linear onde a dose não modifica a MTF do sistema, é

possível calcular o NPS em uma dose D_a qualquer, $NPS(u, v)_{D_a}$, a partir do NPS em uma dose D_b . A expressão a seguir apresenta esta relação:

$$NPS(u, v)_{D_a} = NPS(u, v)_b \left(\frac{D_a}{D_b} \right) \left(\frac{DQE(u, v)_{D_b}}{DQE(u, v)_{D_a}} \right) \quad (3.6)$$

onde $DQE(u, v)_{D_a}$ e $DQE(u, v)_{D_b}$ são os DQEs do sistema de imagem medidos nas doses D_a e D_b , respectivamente.

Combinando as equações (3.5) e (3.6), temos:

$$NPS(u, v)_{\text{Im}_\text{ruído}} = \left(\frac{D_{\text{sim}}}{D_a} \right) \left(\frac{DQE(u, v)_{D_a}}{DQE(u, v)_{D_{\text{sim}}}} \right) NPS(u, v)_{D_a} - \left(\frac{D_{\text{sim}}^2}{D_{\text{orig}} D_b} \right) \left(\frac{DQE(u, v)_{D_b}}{DQE(u, v)_{D_{\text{orig}}}} \right) NPS(u, v)_{D_b}, \quad (3.7)$$

onde D_{sim} é a dose de radiação para a imagem que se deseja simular, D_{orig} é a dose da imagem original, D_a e D_b são duas doses quaisquer, $DQE(u, v)_{D_a}$, $DQE(u, v)_{D_b}$, $DQE(u, v)_{D_{\text{sim}}}$ e $DQE(u, v)_{D_{\text{orig}}}$ são os valores de eficiência de detecção quântica nas doses D_a , D_b , D_{sim} e D_{orig} , respectivamente, $NPS(u, v)_{D_a}$ e $NPS(u, v)_{D_b}$ são os valores da densidade espectral de ruído nas doses D_a e D_b , respectivamente.

Para fins práticos, pode-se considerar que o DQE de um sistema de imagem não dependente da dose. Assim, a equação (3.7) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$NPS(u, v)_{\text{Im}_\text{ruído}} = \left(\frac{D_{\text{sim}}}{D_1} \right) NPS(u, v)_{D_1} - \left(\frac{D_{\text{sim}}^2}{D_{\text{orig}} D_2} \right) NPS(u, v)_{D_2} \quad (3.8)$$

onde D_1 é uma dose próxima de D_{sim} cujo NPS é conhecido e D_2 uma dose próxima de D_{orig} cujo NPS também é conhecido.

3.1.3. Imagem Não-Homogênea – NPS não conhecido em ambas as doses

Para que seja possível a utilização deste algoritmo para casos clínicos reais, uma última suposição deve ser desconsiderada: a homogeneidade da imagem. Uma das principais características que diferencia o ruído quântico dos demais ruídos é que ele é correlacionado com o sinal, isto é, a variância do ruído depende da intensidade da imagem. Assim, o valor da variância do ruído em regiões de baixa dose é inferior ao de regiões com altas doses.

Considerando que o DQE é invariante às mudanças de dose, a variância do ruído em cada pixel da imagem será proporcional ao seu valor de intensidade (veja eq. 2.3), que por sua vez é

proporcional à dose. Sabe-se que essa variância é proporcional ao quadrado do valor de intensidade do pixel. Assim, a imagem com o ruído correlacionado pode ser obtida a partir da seguinte expressão:

$$Im(x, y)_{ruido,corr} = Im(x, y)_{ruido} \sqrt{\left(\frac{Im(x, y)_{orig, norm}}{p_{medio, sim}} \right)} \quad (3.9)$$

Para criar a imagem de ruído, é necessário criar uma matriz de ruído branco, gaussiano, com média nula e variância igual a 1. Em seguida, aplica-se a transformada de Fourier nesta imagem e realiza-se a modulação de fase através da sua multiplicação pela raiz quadrada do NPS do ruído (obtido pela eq. 3.8). Após a modulação do ruído, aplica-se a transformada inversa de Fourier e, pela operação descrita na equação (3.9), o ruído obtido é correlacionado à imagem. Ao final destes procedimentos temos a imagem de ruído que será adicionada à imagem original normalizada para gerar a imagem simulada.

Para auxiliar na compreensão da versão final do método de simulação apresentado por (Bath, et al., 2005) a Figura 4 apresenta um esquemático com todos os passos necessários para a simulação da redução de dose para uma imagem radiográfica.

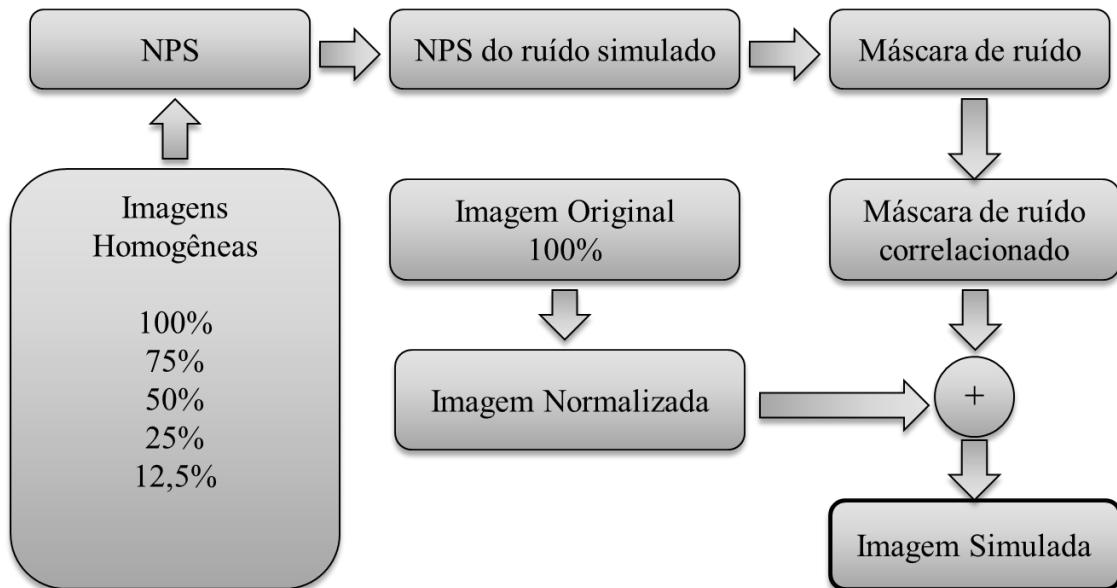


Figura 4 – Esquemático para compreensão do método proposto por (Bath, et al., 2005).

No esquemático da Figura 4 estão todos os passos necessários para a simulação da imagem. O primeiro passo é a obtenção das imagens homogêneas em diferentes doses. Em seguida calcula-se o NPS de cada uma das imagens homogêneas. Pela equação (3.8) calcula-se o NPS do ruído a ser simulado, em seguida a equação (3.9) faz sua correlação com a imagem

original, resultando em uma imagem de ruído pronta para ser utilizada. O último passo para a simulação é a normalização do valor médio da imagem original, pela equação (3.2). A soma da imagem de ruído correlacionado com a imagem original normalizada resulta na imagem simulada.

3.2. Novo método proposto nesse trabalho

Neste trabalho um novo método de simulação de redução de dose em mamografias digitais é proposto. Essa nova metodologia baseia-se na transformada de Anscombe, conhecida pela sua capacidade de transformar o ruído Poisson dependente do sinal em uma aproximação do ruído gaussiano aditivo (independente do sinal) com variância unitária.

Para o desenvolvimento deste método, duas suposições foram adotadas, da mesma forma que no trabalho de (Bath, et al., 2005). Primeiramente considera-se o sistema como linear, ou seja, o valor médio dos pixels de uma imagem adquirida por este sistema é linearmente proporcional à dose de radiação utilizada na sua formação. Embora muitas vezes os sistemas de raios X não possuam comportamento linear, é possível realizar a sua linearização.

A segunda suposição é de que o sistema insere na imagem adquirida, durante o processo de formação, ruído aproximadamente branco, isto é, o ruído resultante do processo de formação da imagem possui o mesmo comportamento em todas as bandas de frequência quando analisado no domínio de Fourier.

Adotando as suposições apresentadas acima, considere uma imagem $Im(x, y)_{orig}$ adquirida com a dose D_{orig} de radiação. Graças à linearidade do sistema, pode-se afirmar que uma imagem $Im(x, y)_{sim}$ adquirida com dose D_{sim} ($D_{sim} < D_{orig}$) possuirá valor médio de pixels dado por:

$$p_{\text{médio},\text{sim}} = p_{\text{médio},\text{orig}} \left(\frac{D_{\text{sim}}}{D_{\text{orig}}} \right), \quad (3.10)$$

onde $p_{\text{médio},\text{sim}}$ será o valor médio dos pixels na imagem simulada, $p_{\text{médio},\text{orig}}$ é o valor médio dos pixels na imagem original, D_{sim} e D_{orig} são as doses simulada e original, respectivamente.

Tomando a imagem $Im_{orig}(x, y)$ como ponto de partida, a seguinte expressão normaliza esta imagem para possuir valor médio $p_{\text{médio},\text{sim}}$:

$$Im(x, y)_{\text{orig,norm}} = Im(x, y)_{\text{orig}} \left(\frac{D_{\text{sim}}}{D_{\text{orig}}} \right) \quad (3.11)$$

Até este ponto, o método proposto é extremamente similar ao método apresentado na seção 3.1. Entretanto, a partir deste passo a metodologia proposta faz uma abordagem alternativa para a inserção de ruído, fazendo uso da transformada de Anscombe (AT – *Anscombe Transformation*).

Uma vez calculada a imagem normalizada $Im(x, y)_{orig, norm}$, a transformada de Anscombe é aplicada à imagem, transportando-a para um domínio onde o ruído é aditivo, gaussiano e independente do sinal.

$$Im(x, y)_{orig, norm, ans} = \mathcal{A}[Im(x, y)_{orig, norm}], \quad (3.12)$$

Após a aplicação da transformada de Anscombe, é criada uma máscara de ruído branco gaussiano com variância unitária ($Im_{ruído}$). Diferentemente do método original, o método proposto neste trabalho cria a máscara de ruído no domínio espacial, e não há necessidade da sua modulação ou correlação com a imagem original, pois sua adição será realizada no domínio de Anscombe. A imagem simulada ($Im(x, y)_{sim}$) no domínio de Anscombe será dada por:

$$Im(x, y)_{sim, ans} = Im(x, y)_{orig, norm, ans} + Im(x, y)_{ruído} \quad (3.13)$$

O último passo do método é a aplicação da transformada inversa de Anscombe. Neste trabalho, foi considerada a transformada inversa exata proposta por (Makitalo, et al., 2013).

$$Im(x, y)_{sim} = \mathcal{A}^{-1}[Im(x, y)_{sim, ans}] \quad (3.14)$$

A Figura 5 apresentada a seguir contém um esquemático que sintetiza o método proposto para inserção de ruído quântico e simulação da redução de dose na mamografia digital.

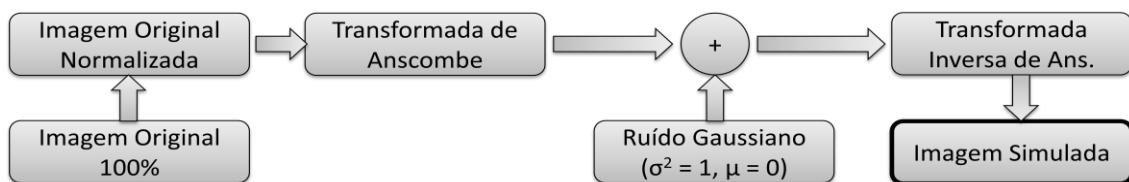


Figura 5 – Esquemático para compreensão do método proposto neste trabalho.

Note que nesse método não é necessária a aquisição de imagens homogêneas, uma vez que os únicos parâmetros de entrada são a imagem original e a porcentagem de redução desejada. Assim, o método proposto parte apenas da imagem original, normalizando seu valor médio de pixel. A inserção de ruído é realizada no domínio de Anscombe, sem a necessidade da modulação da máscara de ruído nem mesmo o cálculo de correlação com a imagem original.

3.3. Métricas de Qualidade e Similaridade

A proposta apresentada neste trabalho é validada a partir do cálculo de diferentes métricas de similaridade de imagens. O objetivo, nesse caso, é mostrar que imagens simuladas por ambos os métodos (o original e o proposto) são muito similares. Uma das métricas de similaridade utilizada é o pico da relação sinal-ruído (PSNR – *Peak Signal-to-Noise Ratio*) (Wang, et al., 2004). O PSNR é derivado da medida do Erro Quadrático Médio (MSE – *Mean Squared Error*), e representa uma medida objetiva de similaridade entre duas imagens. Apesar de possuir algumas desvantagens, apontadas por (Wang, et al., 2009), é o índice padrão de qualidade para pesquisadores da área de processamento de imagens, mostrando o erro numérico pixel a pixel. Assim, outra métrica que foi utilizada neste trabalho é o Índice de Similaridade Estrutural (SSIM – *Structural Similarity Index*) (Wang, et al., 2004). O SSIM fornece um índice de similaridade entre duas imagens levando em conta aspectos biológicos da visão humana. A última métrica de similaridade utilizada nesse trabalho foi o cálculo dos histogramas das imagens. Assim, o histograma das imagens originais e simuladas foram comparados e a distância entre eles foi calculada. Os métodos utilizados para validação da proposta são apresentados em detalhes a seguir.

3.3.1. PSNR – *Peak Signal-to-Noise Ratio*

Para a melhor compreensão do PSNR faz-se necessária a explicação de outro índice de qualidade muito importante, o MSE. Por mais de 50 anos o erro quadrático médio, do inglês *Mean Squared Error* (MSE), foi a métrica de desempenho dominante no campo de processamento de sinais (Wang, et al., 2009).

Ainda hoje o MSE é considerado um índice padrão de qualidade e é amplamente utilizado para medição da similaridade (ou fidelidade) entre dois sinais (Dabov, et al., 2006), (Deledalle, et al., 2010), (Romualdo, et al., 2012). Supondo dois sinais finitos e discretos a e b , ambos com N realizações, o MSE entre os sinais é dado por:

$$MSE(a, b) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^2. \quad (3.15)$$

Os motivos que levam tantos trabalhos a utilizarem esta métrica de qualidade são sua simplicidade, baixo custo computacional e as propriedades de não negatividade ($MSE(a, b) > 0$), identidade ($MSE(a, b) = 0 \leftrightarrow a = b$), simetria ($MSE(a, b) = MSE(b, a)$) e desigualdade triangular ($MSE(a, c) \leq MSE(a, b) + MSE(b, c)$). Na literatura de processamento de imagens, o MSE é comumente expresso na forma PSNR. O PSNR nada mais é que uma normalização do

MSE para que seja possível sua utilização na comparação de imagens contendo diferentes faixas de níveis de cinza.

$$PSNR(a, b) = 10 \log_{10} \frac{L^2}{MSE(a, b)}, \quad (3.16)$$

onde L é o valor máximo de intensidade da imagem. Como o PSNR pode assumir valores extremamente elevados, normalmente sua representação é feita na escala logarítmica de decibel.

Na grande parte dos trabalhos a interpretação dos valores de PSNR se dá de maneira direta, uma vez que as imagens comparadas geralmente são: uma imagem de referência, também conhecida como ‘*Ground Truth*’ e uma imagem degradada que foi processada por algum algoritmo que se deseja avaliar. A imagem de referência é a melhor aproximação possível para a imagem ideal sem ruídos, com as mesmas estruturas e detalhes presentes na imagem a ser analisada. Assim, valores de PSNR elevados indicam alta fidelidade entre as imagens processada e de referência, indicando que o processamento foi eficaz.

3.3.2. SSIM – Structural Similarity Index

Apesar de muito utilizados, os índices MSE e PSNR possuem a limitação de não levar em consideração a relação entre pixels próximos e estrutura da imagem, além de não considerarem os aspectos biológicos da visão humana. Estes pontos serão considerados em outra métrica de fidelidade muito utilizada na área de processamento de imagens, o índice de similaridade estrutural (SSIM – *Structural Similarity Index*).

O SSIM baseia-se na suposição de que os pixels de uma dada imagem possuem grande dependência entre si, especialmente quando estes estão espacialmente próximos e, portanto, carregam informações importantes sobre as estruturas que compõem a imagem como um todo (Wang, et al., 2004).

Medidas de similaridade como o erro quadrático médio, ou MSE, são baseadas no cálculo de erros pontuais, com comparações ponto a ponto, não levando em consideração a dependência entre pixels próximos e a presença de estruturas na imagem. Como resultado deste tipo de comparação, índices de similaridade convencionais para imagens extremamente distintas retornam o mesmo valor que comparações onde, por exemplo, os pixels da imagem foram deslocados de uma unidade de espaço. A Figura 6 apresenta comparações nas quais 6 imagens possuem o mesmo valor de MSE apesar de em alguns casos as imagens serem muito similares e em outros muito distintas.

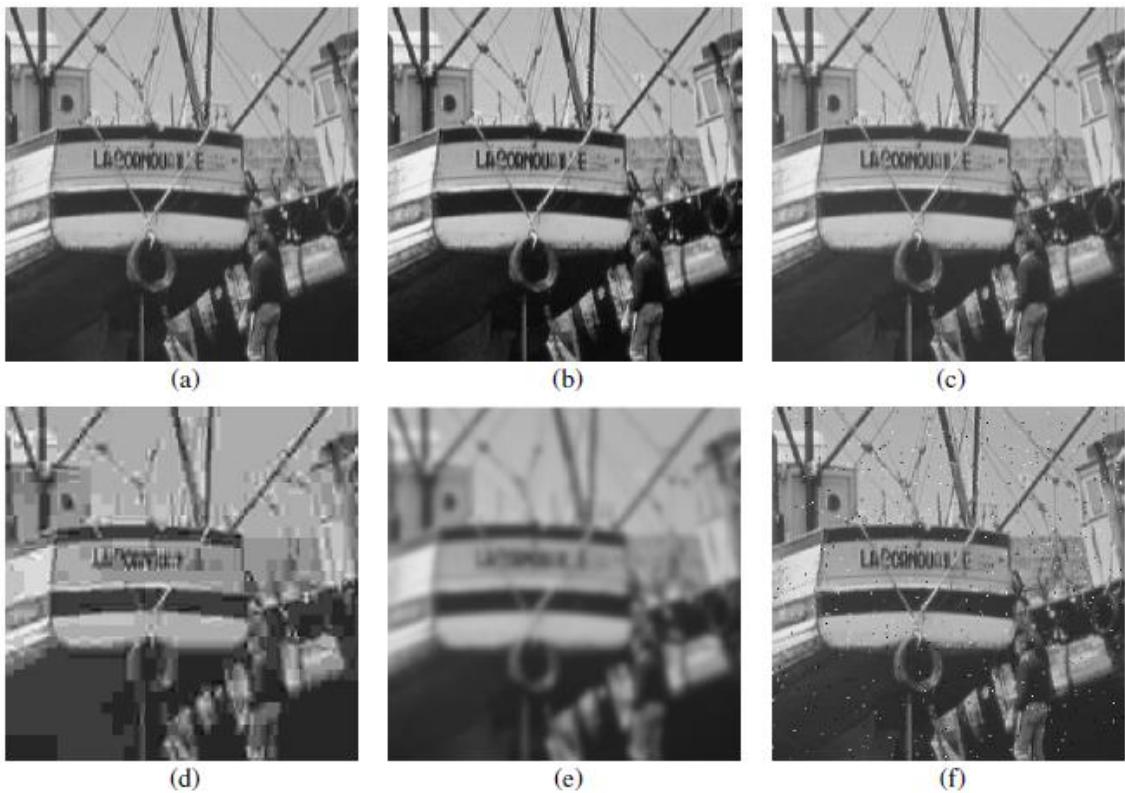


Figura 6 – Comparação da imagem “Boat” com diferentes tipos de degradação, todas com exatamente o mesmo valor de $MSE=210$. (a) Imagem Original. (b) Imagem com contraste equalizado, $SSIM = 0,9168$. (c) Imagem com a média alterada, $SSIM = 0,9900$. (d) Compressão JPEG, $SSIM = 0,6949$ Borramento, $SSIM = 0,7052$. (f) Contaminação por ruído “Salt and Pepper”, $SSIM = 0,7748$. (Wang, et al., 2004)

Matematicamente, o SSIM entre duas imagens a e b é dada pela equação (3.17), onde μ_a é a média de a , μ_b é a média de b , σ_a^2 é a variância de a , σ_b^2 é a variância de b , σ_{ab} é a covariância entre a e b e c_1 e c_2 são variáveis estabilizadoras do denominador, com $C_1 = (k_1 L)^2$ e $C_2 = (k_2 L)^2$. L é o maior valor de intensidade da imagem (255 para imagens com 8 bits), k_1 e k_2 são constantes pequenas, fixadas em 0,01 e 0,03, respectivamente, como sugerido pelo autor em (Wang, et al., 2004).

$$SSIM(a, b) = \frac{(2\mu_a\mu_b + C_1)(2\sigma_{ab} + C_2)}{(\mu_a^2 + \mu_b^2 + C_1)(\sigma_a^2 + \sigma_b^2 + C_2)} \quad (3.17)$$

Como em uma imagem os valores de média e variância se alteram em diferentes regiões, o cálculo do SSIM é realizado sobre uma janela 8×8 que percorre toda a imagem. Assim, ao final do procedimento o algoritmo irá retornar um valor de índice para cada janela percorrida. O valor apresentado é a média dos índices calculados naquela imagem.

3.3.3. Similaridade entre Histogramas

Um histograma é uma ferramenta gráfica utilizada para representação e análise de distribuições de dados. Em um histograma, o eixo das abscissas é composto por classes, ou *bins*, que são as grandezas discretas ou discretizadas a serem analisadas. Já no eixo das ordenadas é representada a frequência de observações daquela grandeza.

Na área de processamento de imagens o histograma é amplamente utilizado, sendo definido como a contagem do número de pixels para cada nível discreto de intensidade. Em caso de imagens em tons de cinza, cada intensidade irá representar um valor de cinza na escala. A Figura 7 apresenta um exemplo de histograma.

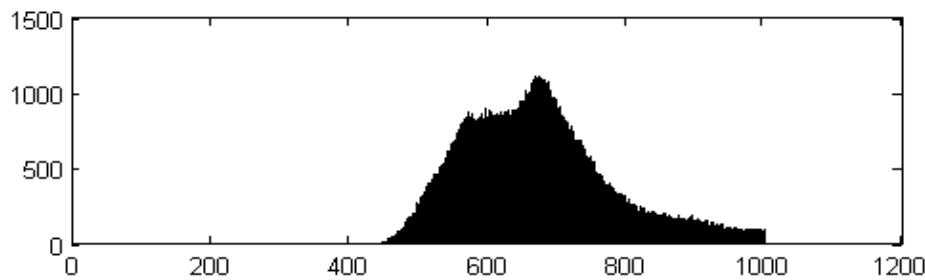


Figura 7 – Exemplo de histograma de uma imagem.

Em muitas aplicações o histograma é utilizado para a melhoria do contraste (Stark, 2000), (Kim, et al., 2001) ou até mesmo para a escolha de constantes de limiarização (Tobias, et al., 2002). Entretanto neste trabalho os histogramas das imagens serão utilizados para fins de comparação. Para isso, foi utilizada a distância correlacional entre dois vetores contendo os histogramas de duas imagens.

A distância correlacional, apresentada na equação (3.18), é amplamente utilizada no campo da estatística e da teoria de probabilidade e mede a dependência estatística entre duas variáveis. Seu valor irá se aproximar de zero para histogramas semelhantes, enquanto histogramas distintos irão resultar em distâncias próximas de um. Neste trabalho a distância foi calculada através do *toolbox* de análise estatística do MATLAB®¹.

$$d_{st} = 1 - \left(\frac{(x_s - \bar{x}_s)(y_t - \bar{y}_t)'}{\sqrt{(x_s - \bar{x}_s)(x_s - \bar{x}_s)'} \sqrt{(y_t - \bar{y}_t)(y_t - \bar{y}_t)'}} \right), \quad (3.18)$$

onde d_{st} é a distância correlacional entre as matrizes X e Y , x_s e y_t são pontos de X e Y e \bar{x}_s e \bar{y}_t são os valores médios de x_s e y_t .

¹ www.mathworks.com/help/stats/pdist2.html - Acessado em 11/06/2014

3.4. Banco de Imagens

Para a fase de testes dos métodos apresentados foram utilizadas imagens homogêneas e de *phantom* adquiridas com o mamógrafo digital *Selenia Dimensions* (*Hologic, Inc.*). Para a simulação do tecido mamário foi utilizado um *phantom* antropomórfico modelo “*Rachel*” *Anthropomorphic Breast Phantom*² (*Gammex, Inc.*), que possui componentes internos que simulam os tecidos e estruturais de interesse de uma mama real. Já as imagens homogêneas foram adquiridas com o uso do bloco de acrílico homogêneo. O *phantom* antropomórfico “*Rachel*” e o bloco de acrílico utilizado nos testes são apresentados na Figura 8.

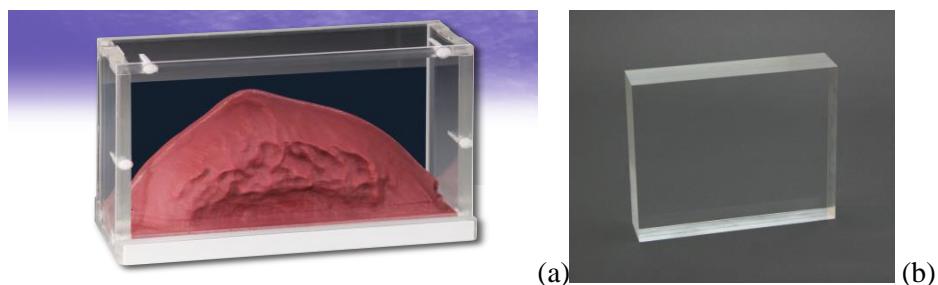


Figura 8 – (a) Phantom Antropomórfico “*Rachel*”². (b) Bloco homogêneo.

Ambas as séries de imagens, homogêneas e de *phantoms*, foram adquiridas no mesmo equipamento com os seguintes parâmetros de exposição: o valor da tensão no tubo foi fixada para todas as imagens em 31 kVp e o produto *corrente no tubo x tempo de exposição* (mAs) foi variado entre o valor padrão para esse tipo de exame (160 mAs – 100% da dose normal) até 20 mAs (12.5% da dose). A Figura 9 mostra algumas imagens mamográficas utilizadas nesse estudo. Note a diferença entre o ruído presente nas imagens adquiridas com menor dose em relação às imagens obtidas com a dose padrão de radiação.

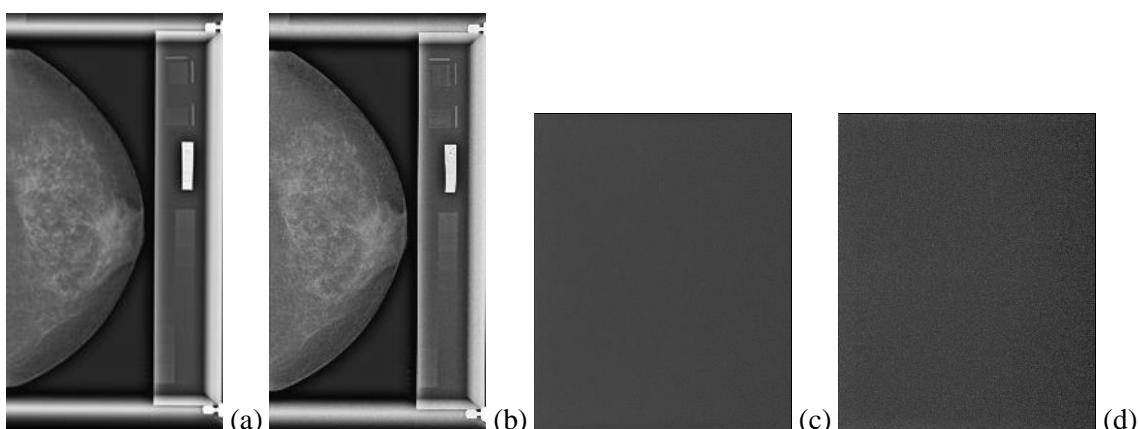


Figura 9 – (a) Imagem do phantom “*Rachel*” adquirido com 100% da dose. (b) Imagem do mesmo phantom adquirido com 12,5% da dose. (c) Imagem homogênea obtida com 100% da dose. (d) Imagem homogênea obtida com 12,5% da dose.

² <http://www.gammex.com/> - Acessado em 11/06/2014

Capítulo 4

Resultados

Os resultados para a validação dos métodos de inserção de ruído foram obtidos pelo processamento de 2 amostras menores (512x512) extraídas de cada uma das imagens de *phantom*. As amostras foram escolhidas de forma a facilitar a percepção visual do ruído e evitar que os índices de qualidade sejam mascarados, por exemplo, pelo excesso de fundo preto presente em algumas regiões da imagem. A Figura 10 mostra um exemplo das amostras utilizadas.

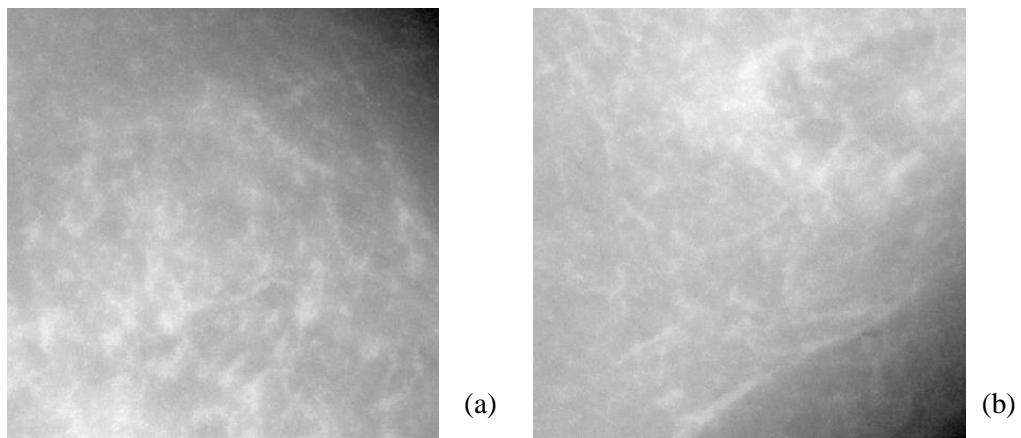


Figura 10 – (a) Amostra 1 e (b) Amostra 2 retirada das imagens de *phantom* adquiridas com 100% da dose.

A validação dos resultados obtidos nesse estudo foi conduzida a partir da comparação entre duas imagens degradadas com ruído quântico, uma delas obtida por simulação (por ambos os métodos descritos) e outra obtida experimentalmente no equipamento mamográfico (real), em diferentes doses de radiação. Desse modo as medidas dos parâmetros de similaridade (PSNR, SSIM e histograma) foram obtidos por meio de uma comparação indireta das duas imagens, como esquematizado na Figura 11.

O método de comparação indireta consiste em gerar uma imagem de referência, ou '*Ground Truth*', a partir da filtragem do ruído de uma imagem adquirida com 100% da dose de radiação. Isso foi feito a partir do uso do filtro da média 5 x 5 (Gonzalez, et al., 2009). Em seguida, as imagens simulada e real são comparadas com essa referência, resultando em dois valores de PSNR e SSIM. Estes valores serão comparados entre si para avaliar se a simulação foi capaz de gerar imagens similares às imagens reais.

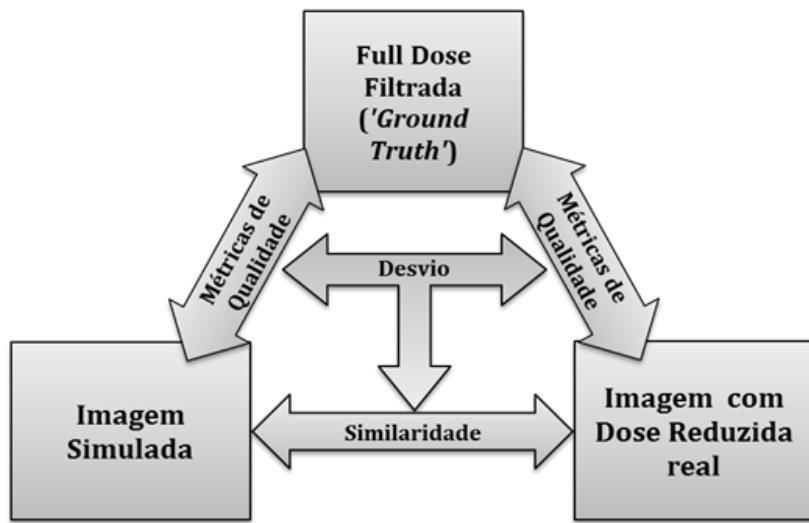


Figura 11 – Esquemático para compreensão da comparação indireta de imagens.

4.1. Imagens Homogêneas – cálculo do NPS

O primeiro passo para a obtenção de resultados foi a análise da linearidade do sistema de imagem, que é um dos requisitos para a aplicação do método de inserção de ruído proposto. Para isso foram utilizadas 5 imagens homogêneas, adquiridas com valor fixo de 31 kVp e exposições de 160 mAs, 120 mAs, 80 mAs, 40mAs e 20mAs, que representam, respectivamente, uma dose relativa de 100%, 75%, 50%, 25% e 12,5%. Uma vez fixado o valor de 31 kVp, para a tensão no tubo de raios X, a dose de radiação fica dependente apenas da corrente do tubo e do tempo de exposição (mAs). Se o sistema for linear, o número de fótons de raios X que incide no detector de imagem é diretamente proporcional ao valor de exposição. Logo, se uma imagem foi adquirida com 80 mAs, ela terá metade do número de fótons (e metade da radiação) que uma imagem adquirida com 160 mAs.

Para o estudo da linearidade do sistema de imagem, o gráfico apresentado na Figura 12 foi criado, com os valores de exposição no eixo das abscissas e os valores médios dos pixels da imagem homogênea representados nas ordenadas. Para o equipamento estudado, os sensores fotoelétricos possuem comportamento muito próximo de linear, com *offset* de 46 níveis de cinza, ou seja, no caso de uma exposição hipotética com 0 mAs de exposição os sensores contariam 46 fótons. Assim, a linearização foi feita através da subtração deste valor de todos os pixels das imagens.

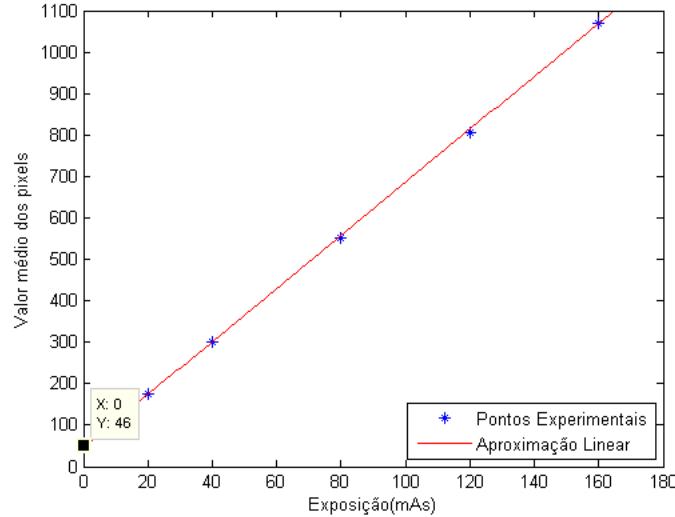


Figura 12 – Gráfico média x Exposição para linearização do sistema.

A próxima etapa da simulação foi o cálculo do NNPS do sistema de imagens para cada uma das doses de radiação na qual as imagens homogêneas foram adquiridas. Como já foi apresentado na seção teórica deste trabalho, o NNPS é uma forma de representação do ruído presente em uma imagem. Imagens com doses reduzidas possuem pixels com menores valores de contagem, portanto são contaminadas por mais ruído quântico. Logo, espera-se que o valor do NPS seja maior quanto menor for a dose de radiação utilizada na imagem. Na Figura 13 pode-se observar que o comportamento esperado foi atingido.

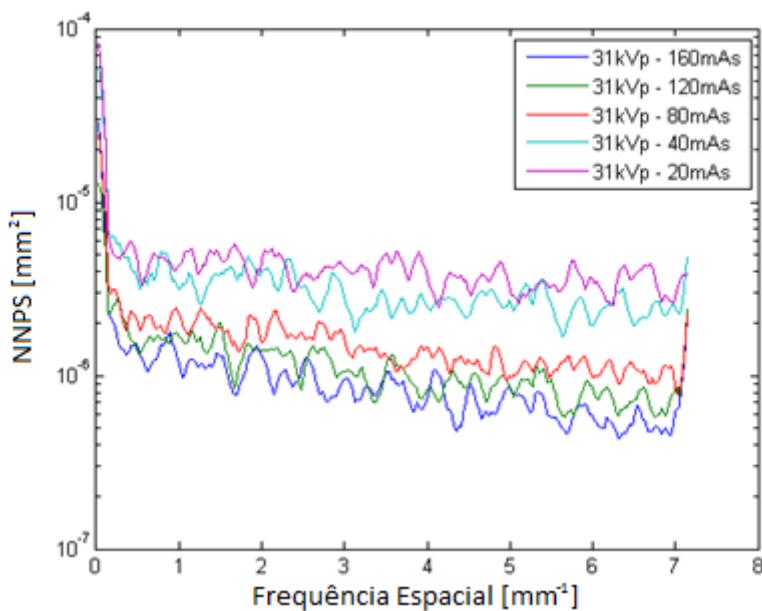


Figura 13 – Valores de NNPS do sistema de imagem utilizado nos testes experimentais calculados para diferentes doses de radiação.

4.2. Redução de dose – Método original proposto por Bath et al.

Nessa seção serão apresentados os resultados da simulação obtidos com o uso do método proposto por (Bath, et al., 2005) para inserção de ruído quântico e simulação da redução da dose de radiação, chamado aqui de Método 1. A primeira etapa para a simulação da redução de dose foi linearização das imagens utilizadas. Sendo assim, o valor de *offset* de 46 pixels, calculado a partir do gráfico da Figura 12 foi subtraído de todas as imagens de *phantom* utilizadas para a simulação.

Da mesma forma que as imagens homogêneas, as imagens do *phantom* antropomórfico foram adquiridas com valor fixo de 31 kVp e exposição variando de 160 mAs à 20 mAs. A finalidade desta gama de exposições é permitir a validação do método proposto gerando imagens simuladas com doses inferiores (120, 80, 40 e 20 mAs) a partir da imagem real obtida com maior dose (160 mAs). Uma vez geradas estas imagens, os recortes mostrados na Figura 10 (Amostras 1 e 2) foram extraídos de todas as imagens simuladas.

O próximo passo foi a criação da imagem de referência, apresentada na Figura 14. Esta imagem foi criada a partir da imagem do *phantom* adquirida com maior dose disponível (31 kVp e 160 mAs). A filtragem para diminuição do ruído foi feito com um filtro da média com máscara 5x5. A Figura 14 mostra a imagem filtrada utilizada como referência (à esquerda) e a imagem original obtida com 100% da dose (à direita).

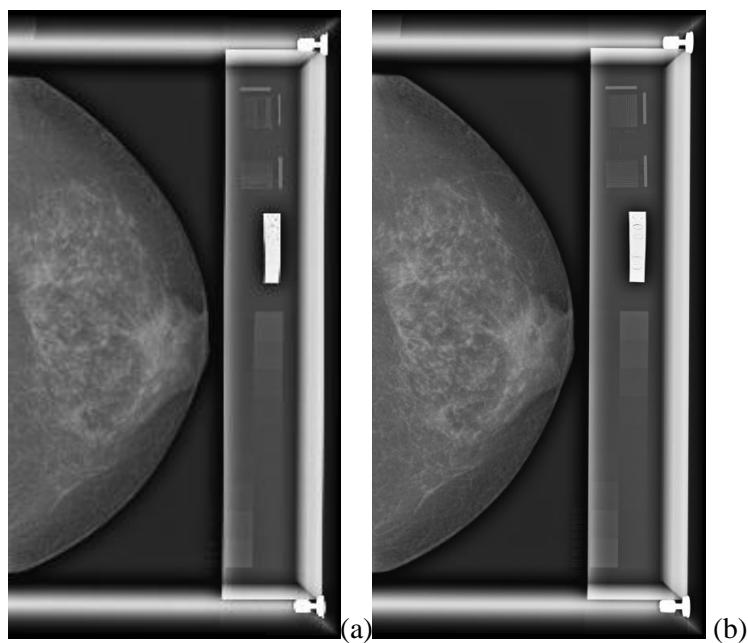


Figura 14 –(a) Imagem de referência. (b) Imagem original.

A imagem original é designada assim pois foi o ponto de partida para todas as simulações realizadas neste trabalho, uma vez que possibilita a validação em 4 reduções distintas:

- De 31 kVp, 160 mAs para 31 kVp, 120 mAs – redução para 75% da dose;
- De 31 kVp, 160 mAs para 31 kVp, 80 mAs – redução para 50% da dose;
- De 31 kVp, 160 mAs para 31 kVp, 40 mAs – redução para 25% da dose;
- De 31 kVp, 160 mAs para 31 kVp, 20 mAs – redução para 12,5% da dose.

Para que os dados possam ser apresentados de forma organizada esta seção foi dividida em subitens contendo todos os resultados das simulações para cada redução. Para padronizar a nomenclatura utilizada nas próximas seções, as imagens resultantes da aplicação dos métodos de simulação serão chamadas de imagens simuladas. Já a imagem obtida em um processo de aquisição real, contendo a mesma dose de radiação que a imagem simulada, será denominada imagem real. A Tabela 1 apresenta os índices de comparação entre a imagem de referência (‘*Ground Truth*’) e a imagem original, obtida com maior dose (100% - 160 mAs).

Tabela 1: Índices de similaridade entre a imagem de referência e a imagem original (100% da dose).

Antes da Simulação		
Referência vs. Original		
Amostra	PSNR (dB)	SSIM
1	33,86	0,937
2	34,90	0,952
Média	34,38	0,944

4.2.1. Redução para 75% da dose

A Figura 15 apresenta os resultados visuais da simulação para redução de 100% para 75% da dose de radiação em ambas as amostras escolhidas. Como a redução de dose não é grande, não é fácil perceber visualmente a diferença entre a imagem original, real e simulada. Por essa razão a análise dos índices de é importante.

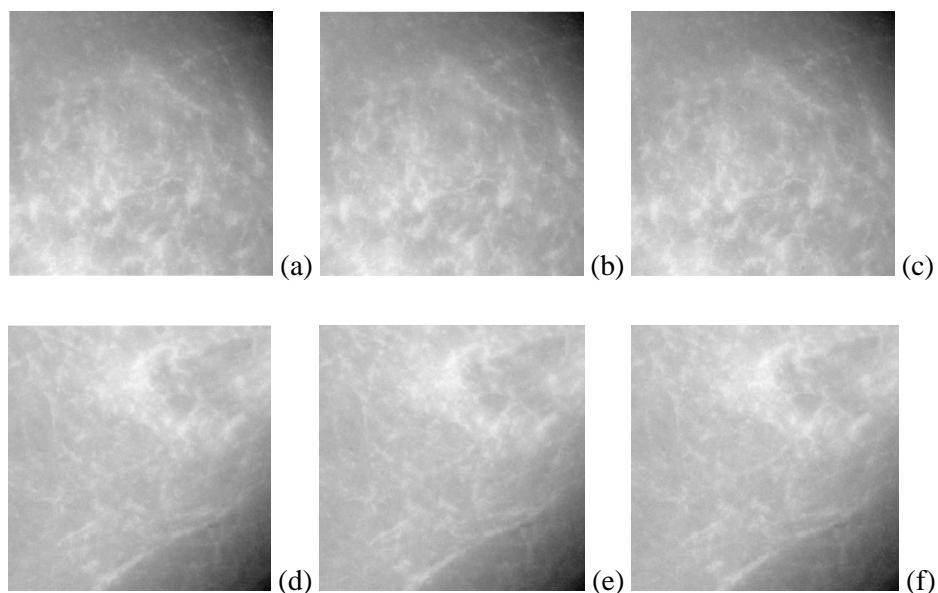


Figura 15 – Método 1: redução para 75% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.

Os índices obtidos após a simulação de redução para 75% da dose são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2: Método 1- métricas para 75% da dose.

	Simulação		Real		Erro	
	Referência vs. Simulada	Referência vs. Real	Simulada vs. Real	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)
Amostra	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM
1	19,55	0,92	21,28	0,915	7,50%	0,53%
2	20,83	0,93	22,52	0,935	7,81%	0,00%
Média	20,19	0,925	21,90	0,925	8,13%	0,55%

Os histogramas da imagem original, simulada e real são apresentados na Figura 16. A média da distância correlacional entre os histogramas passou de 0,79 na imagem original para 0,09 na imagem simulada, mostrando que após a simulação os histogramas ficaram muito mais similares.

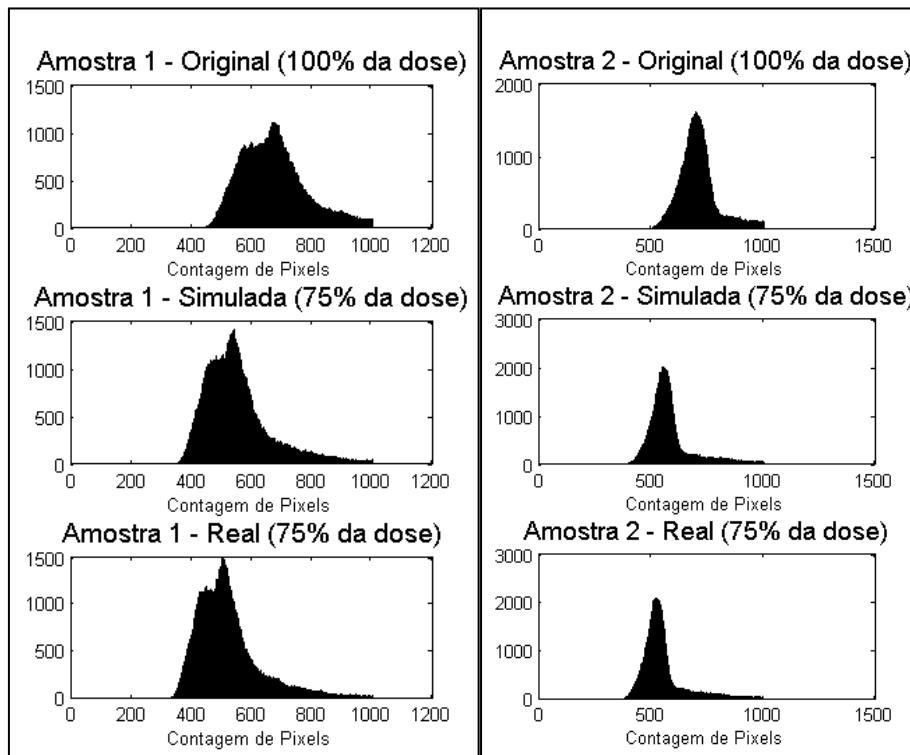


Figura 16 – Redução para 75% da dose com o Método 1: Histogramas.

4.2.2. Redução para 50% da dose

O resultado visual da redução para 50% da dose é apresentado na Figura 17. Neste nível de redução já é possível perceber a diferença entre as imagens original e simulada, assim é possível avaliar a semelhança entre a imagem real e a simulada.

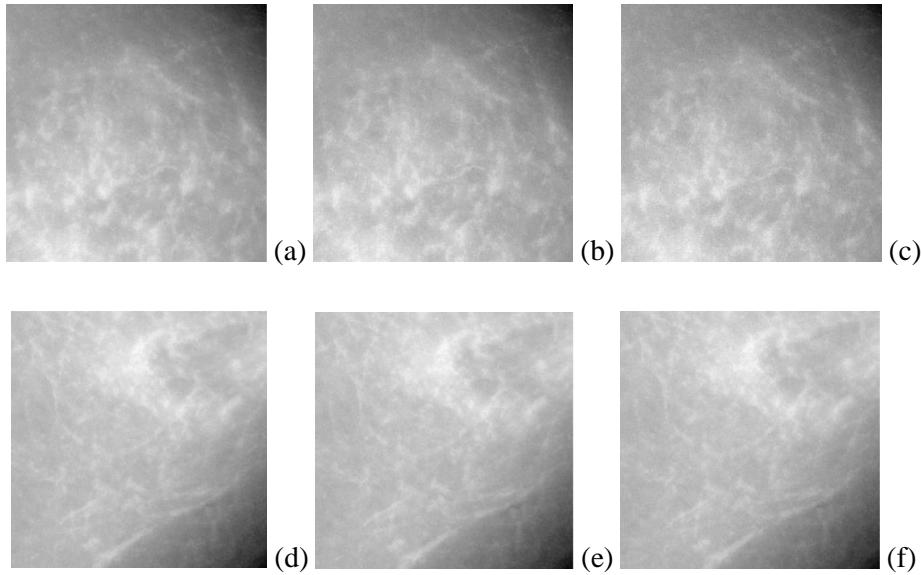


Figura 17 – Método 1: redução para 50% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.

Os dados da simulação para 50% da dose são apresentados na Tabela 3. Nesta situação a simulação fez com que o PSNR da imagem original fosse reduzido em 58% do seu valor inicial, partindo de 34,38 dB na imagem original e chegando a 14,18 dB na imagem simulada, após a inserção do ruído quântico.

Tabela 3: Método 1- métricas para 50% da dose.

	Simulação		Real		Erro	
	Referência vs. Simulada	Referência vs. Real	Simulada vs. Real			
Amostra	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM	PSNR	SSIM
1	13,54	0,782	13,96	0,795	3,01%	1,64%
2	14,83	0,786	15,24	0,802	2,69%	2,00%
Média	14,18	0,784	14,60	0,798	2,88%	1,75%

Os histogramas antes e após a simulação são apresentados na Figura 18. A média da distância entre os histogramas foi alterado de 0,96 antes da simulação para 0,07 após o processamento.

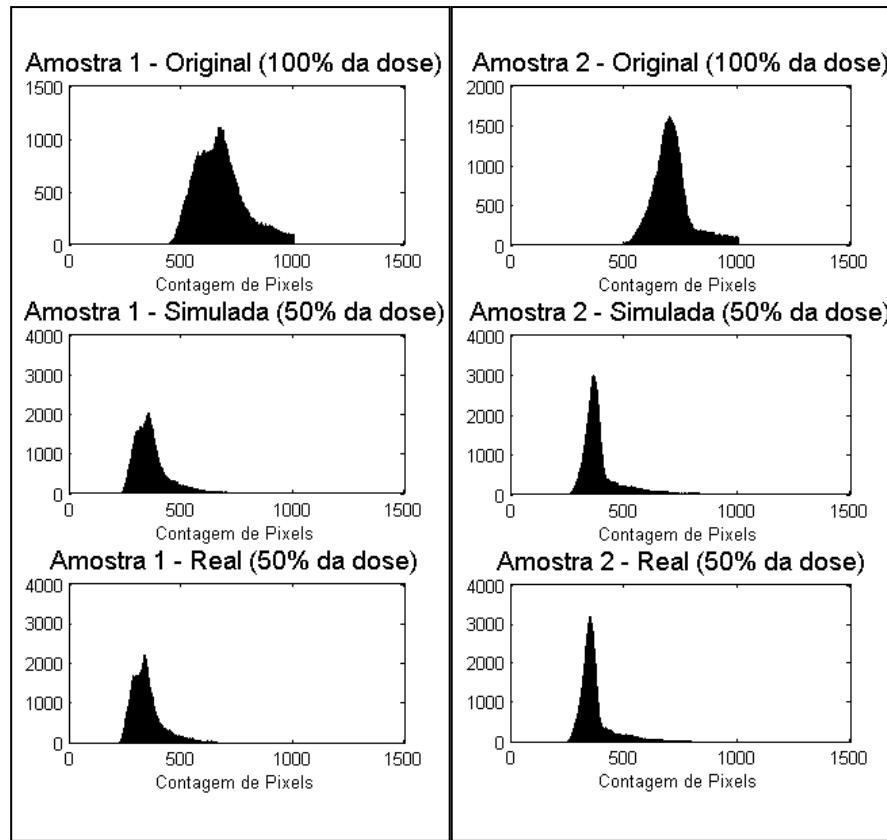


Figura 18 – Redução para 50% da dose: Histogramas.

4.2.3. Redução para 25% da dose

As imagens utilizadas e resultantes da redução para 25% da dose são apresentadas na Figura 19.

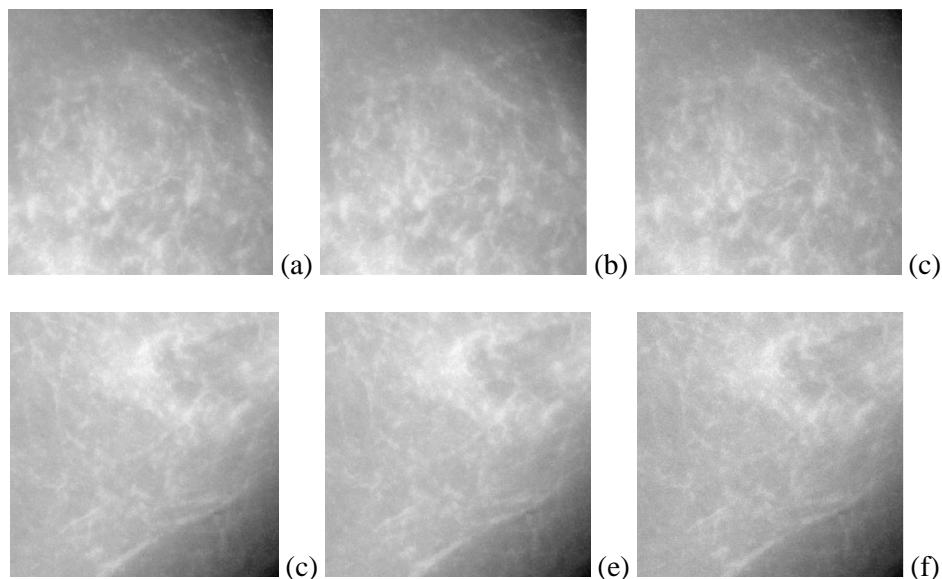


Figura 19 – Método 1: redução para 25% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.

Os valores dos índices de similaridade calculados para essas imagens são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4: Método 1- métricas para 25% da dose.

	Simulação		Real		Erro	
	Referência vs. Simulada	Referência vs. Real	Simulada vs. Real	PSNR	SSIM	
Amostra	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM	PSNR	SSIM
1	10,00	0,464	10,07	0,47	0,70%	1,28%
2	11,29	0,465	11,35	0,473	0,53%	1,69%
Média	10,65	0,465	10,71	0,471	0,56%	1,27%

Para este nível de redução a diferença entre os histogramas da imagem original e da imagem real com 25% da dose é tão grande que a média da distância correlacional entre eles é 1. No entanto após a simulação este valor é reduzido para apenas 0,05. A Figura 20 contém os histogramas antes e após a aplicação do método.

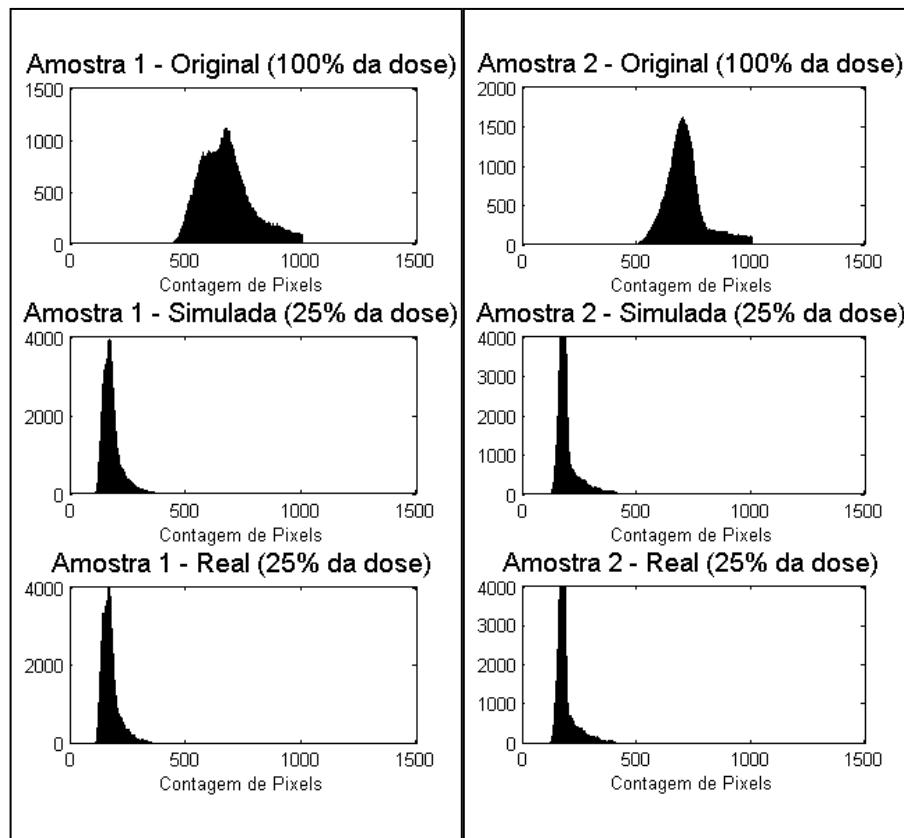


Figura 20 – Redução para 25% da dose com o Método 1: Histogramas.

4.2.4. Redução para 12,5% da dose

Finalmente, a Figura 21 mostra os resultados visuais da redução para 12,5% da dose.

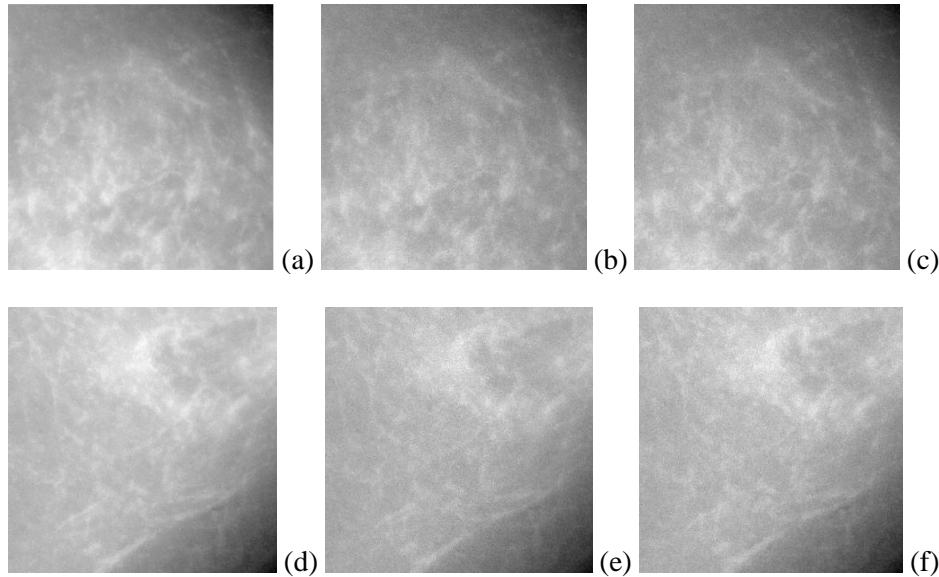


Figura 21 – Método 1: redução para 12,5% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.

Esta simulação, cujos resultados são apresentados na Tabela 5, foi criada apenas para fins ilustrativos, pois uma redução para 12,5% da dose convencional provavelmente não seria aplicada na prática clínica, pois o ruído da imagem é muito grande. Mesmo com esta redução o algoritmo se comporta de maneira correta e apresenta uma imagem com índices que são muito próximo dos esperados.

Tabela 5: Método 1- métricas para 12,5% da dose.

	Simulação		Real		Erro	
	Referência vs. Simulada	Referência vs. Real	Simulada vs. Real			
Amostra	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM	PSNR	SSIM
1	8,66	0,243	8,66	0,242	0,00%	0,41%
2	9,94	0,244	9,94	0,243	0,00%	0,41%
Média	9,30	0,243	9,30	0,243	0,00%	0,00%

Na Figura 22 são apresentados os histogramas. A média da distância entre os histogramas foi alterada de 1 para 0,06.

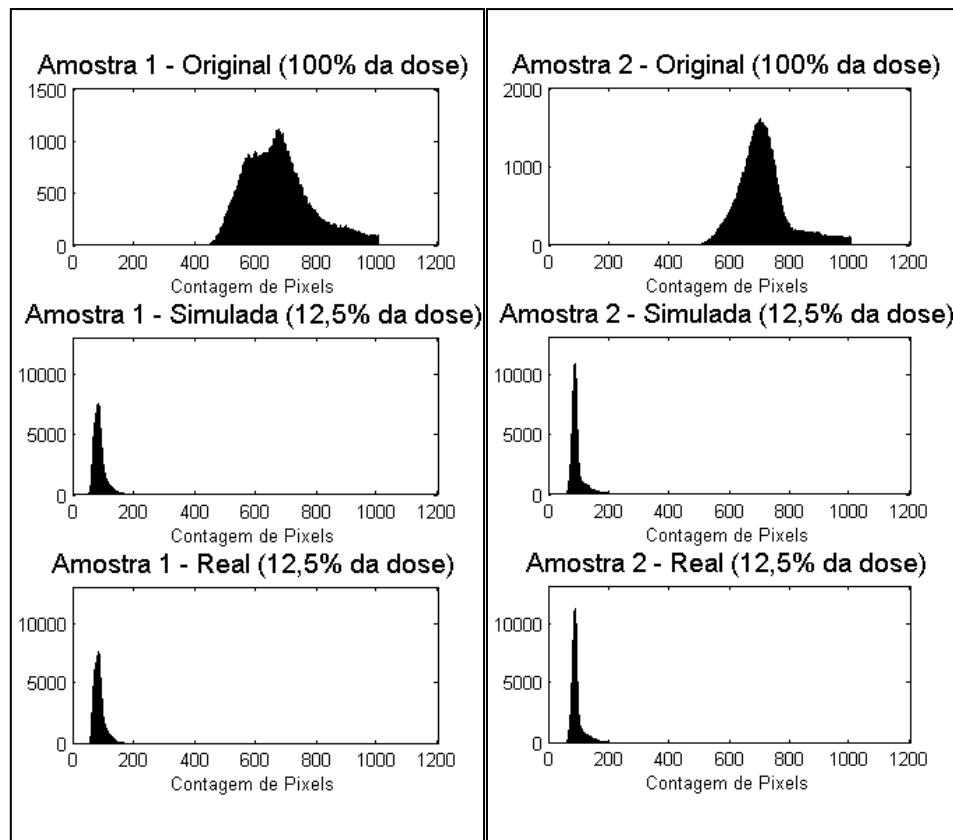


Figura 22 – Redução para 12,5% da dose com o Método 1: Histogramas.

4.3. Redução de dose – Método proposto nesse trabalho

Nessa seção são apresentados os resultados de simulação da redução da dose utilizando o método proposto nesse trabalho, chamado aqui de Método 2. Os procedimentos para testes utilizados nesta seção são os mesmos que os utilizados para o método original. Como explicado nas seções 3.1 e 3.2 os métodos original e proposto, partem da premissa da linearidade do sistema. Além disso, as imagens utilizadas nesta seção são as mesmas que as da seção anterior.

A Tabela 1 poderá ser comparada às tabelas desta seção para fins de referência, uma vez que a comparação entre a imagem original e a imagem de referência retornará os mesmos índices.

4.3.1. Redução para 75% da dose

Na Figura 23 são apresentadas as imagens da simulação para 75% da dose.

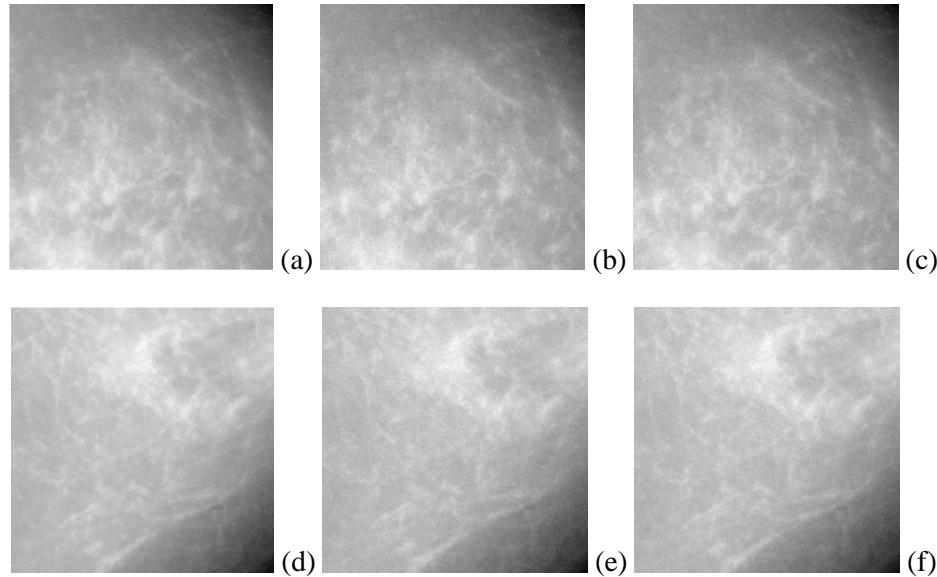


Figura 23 – Método 2: redução para 75% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.

Os índices da primeira simulação, apresentados na Tabela 6, mostram que o método proposto nesse trabalho para inserção de ruído quântico conseguiu gerar imagens mamográficas simuladas muito similares às imagens reais.

Tabela 6: Método 2: métricas para 75% da dose.

Amostra	Simulação		Real		Erro	
	Referência vs. Simulada		Referência vs. Real		Simulada vs. Real	
	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM	PSNR	SSIM
1	20,11	0,911	21,28	0,915	5,50%	0,44%
2	21,37	0,925	22,52	0,935	5,11%	1,07%
Média	20,74	0,918	21,9	0,925	5,30%	0,76%

A Figura 24 apresenta os histogramas das imagens obtidas com o novo método. A média das distâncias correlacionais entre os histogramas decresceu de 0,79 para 0,02 após a simulação, indicando que a imagem simulada possui os níveis de cinza adequados.

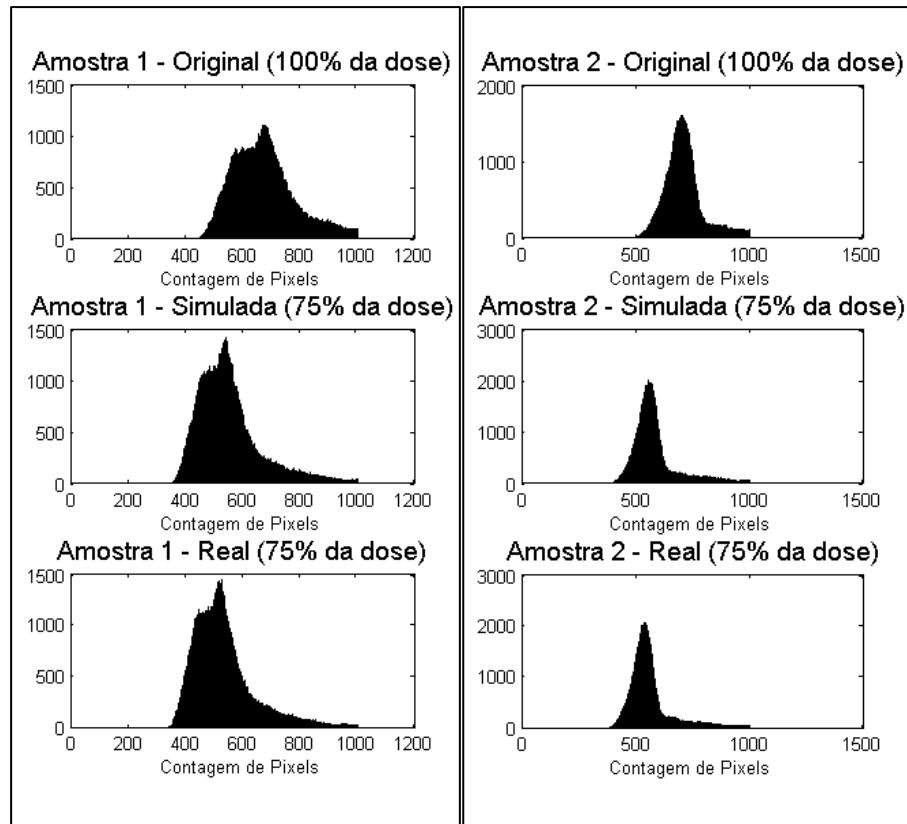


Figura 24 – Redução para 75% da dose com o Método 2: Histogramas.

4.3.2. Redução para 50% da dose

As imagens da simulação para 50% da dose são apresentadas na Figura 25.

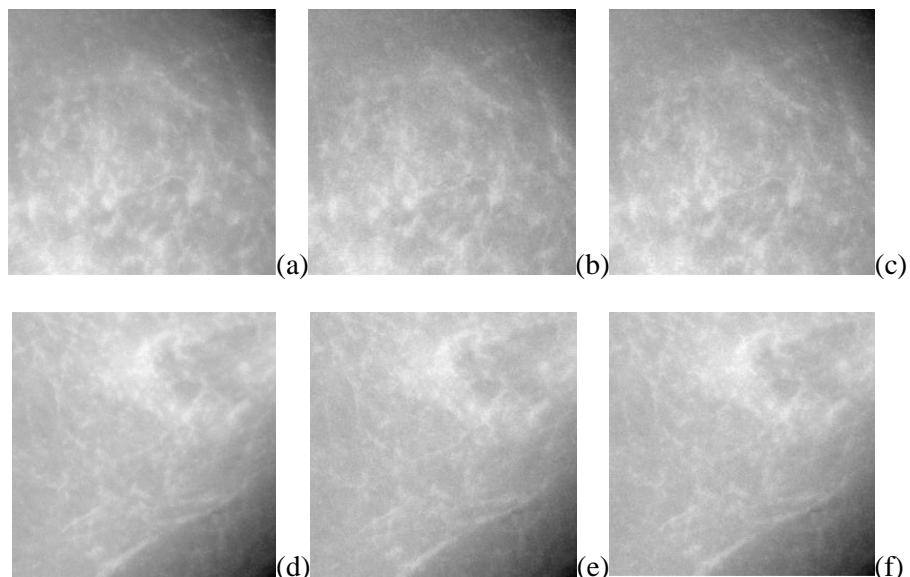


Figura 25 – Método 2: redução para 50% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.

Os dados das métricas de similaridade para a simulação de 50% da dose são apresentados na Tabela 7.

Tabela 7: Método 2- métricas para 50% da dose.

	Simulação		Real		Erro	
	Referência vs. Simulada	Referência vs. Real	Simulada vs. Real	PSNR	SSIM	
Amostra	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM	PSNR	SSIM
1	13,77	0,786	13,96	0,795	1,36%	1,13%
2	15,05	0,792	15,24	0,802	1,25%	1,25%
Média	14,41	0,789	14,6	0,798	1,30%	1,13%

Na Figura 26 encontram-se os histogramas das imagens. Para esta redução a média das distâncias correlacionais caiu de 0,96 antes da simulação para 0,01 após.

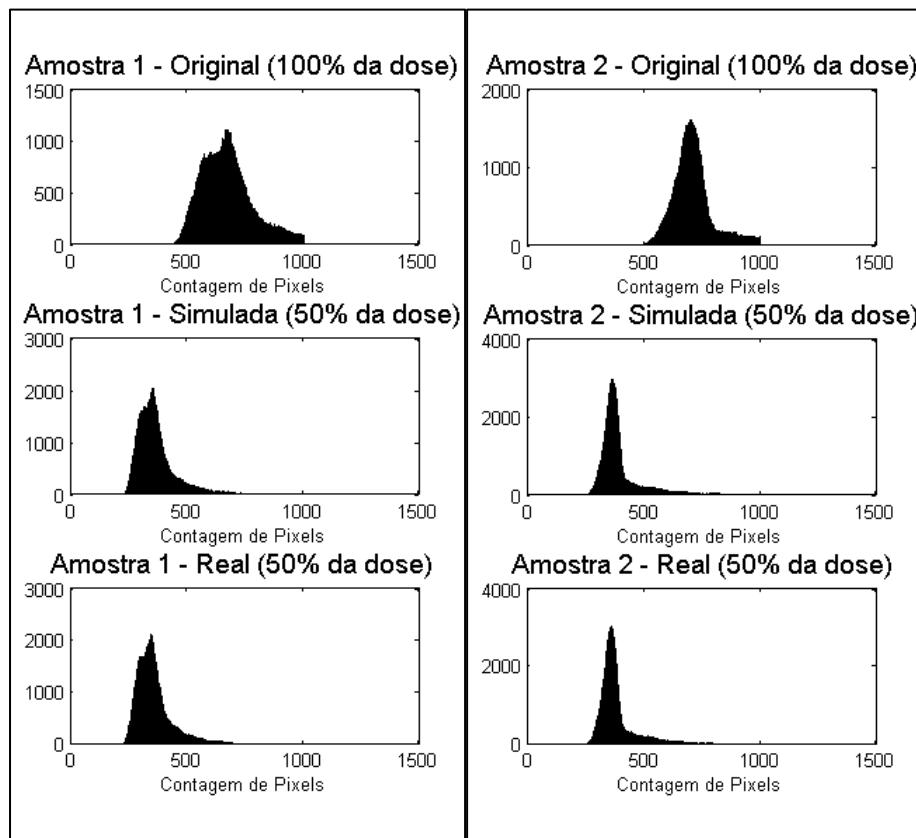


Figura 26 – Redução para 50% da dose: Histogramas.

4.3.3. Redução para 25% da dose

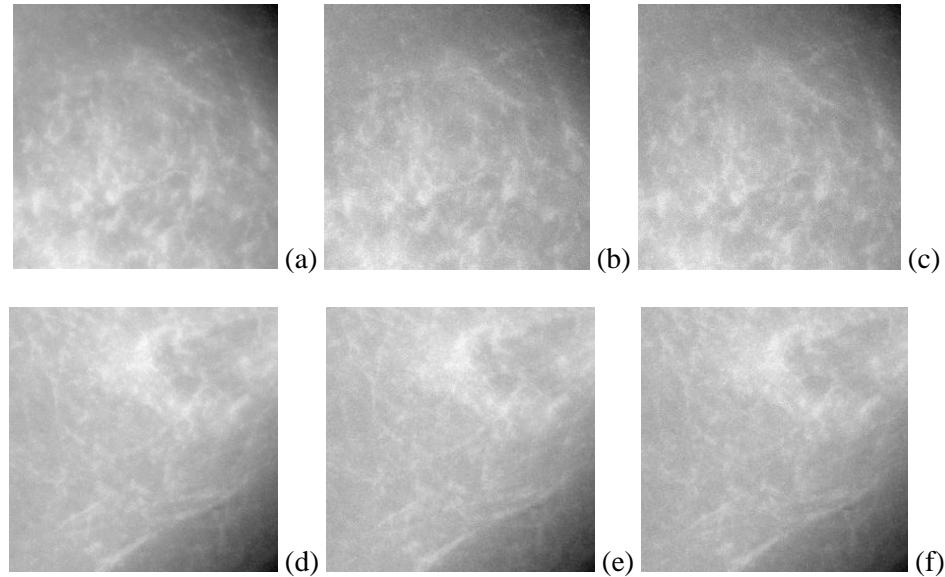


Figura 27 – Método 2: redução para 25% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.

Os índices de similaridade calculados para as imagens com 25% de redução de dose são mostrados na Tabela 8.

Tabela 8: Método 2- métricas para 25% da dose.

	Simulação		Real		Erro	
	Referência vs. Simulada	Referência vs. Real	Simulada vs. Real			
Amostra	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM	PSNR	SSIM
1	10,11	0,477	10,07	0,47	0,40%	1,49%
2	11,39	0,479	11,35	0,473	0,35%	1,27%
Média	10,75	0,478	10,71	0,471	0,37%	1,49%

A Figura 28 a seguir apresenta os histogramas. Novamente a média das distâncias correlacionais após a simulação foi de 0,01. Antes da simulação a distância era de 1, indicando que os histogramas eram muito distintos.

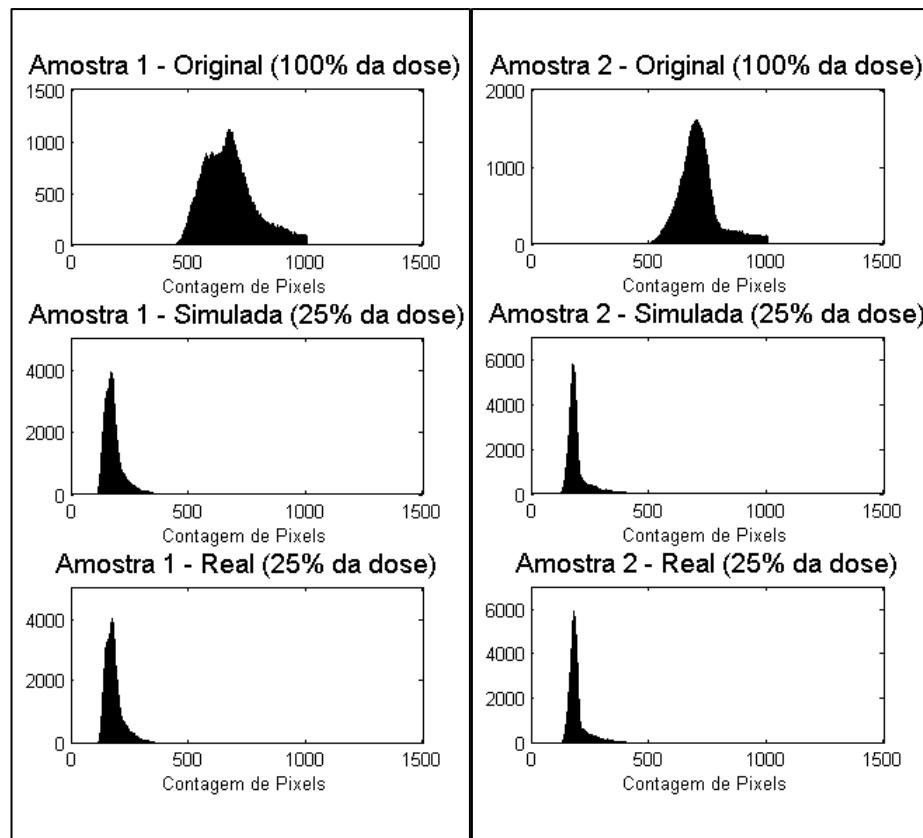


Figura 28 – Redução para 25% da dose com o Método 2: Histogramas.

4.3.4. Redução para 12,5% da dose

As imagens da simulação para 12,5% da dose são apresentadas na Figura 29.

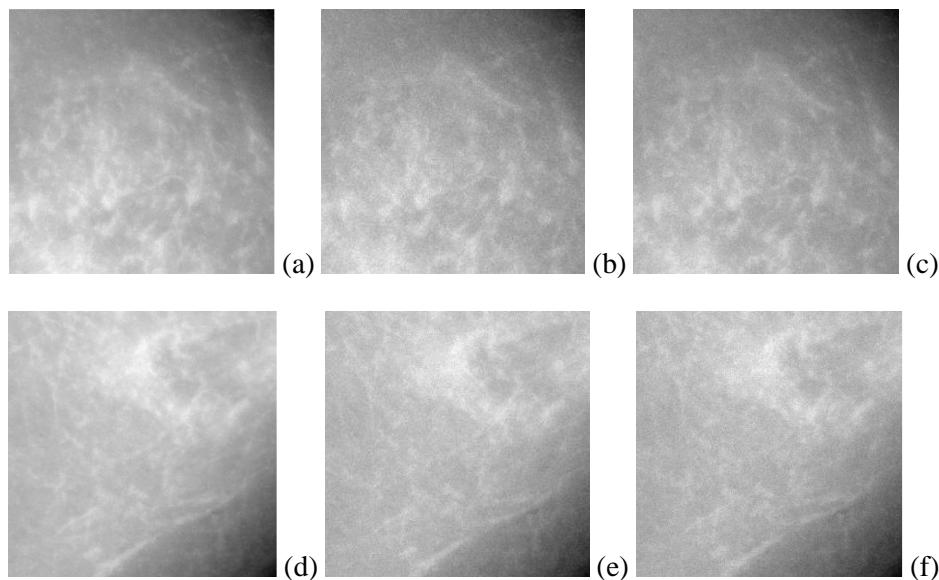


Figura 29 – Método 2: redução para 12,5% da dose. (a) Amostra 1 – Imagem original. (b) Amostra 1 – Imagem simulada. (c) Amostra 1 – Imagem Real. (d) Amostra 2 – Imagem original. (e) Amostra 2 – Imagem simulada. (f) Amostra 2 – Imagem Real.

Como já mencionado na seção anterior, a redução para 12,5% da dose é realizada apenas para fins ilustrativos, uma vez que em aplicações médicas convencionais é inviável tamanha redução para as doses de radiação.

Tabela 9: Método 2- métricas para 12,5% da dose.

	Simulação		Real		Erro	
	Referência vs. Simulada	Referência vs. Real	Simulada vs. Real	PSNR	SSIM	
Amostra	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM	PSNR	SSIM
1	8,73	0,255	8,66	0,242	0,81%	5,37%
2	10,01	0,256	9,94	0,243	0,70%	5,35%
Média	9,37	0,255	9,30	0,243	0,75%	4,94%

A Figura 30 a seguir apresenta os histogramas da redução para 12,5% da dose. A média das distâncias correlacionais apóas a simulação foi reduzida de 1 para 0,02.

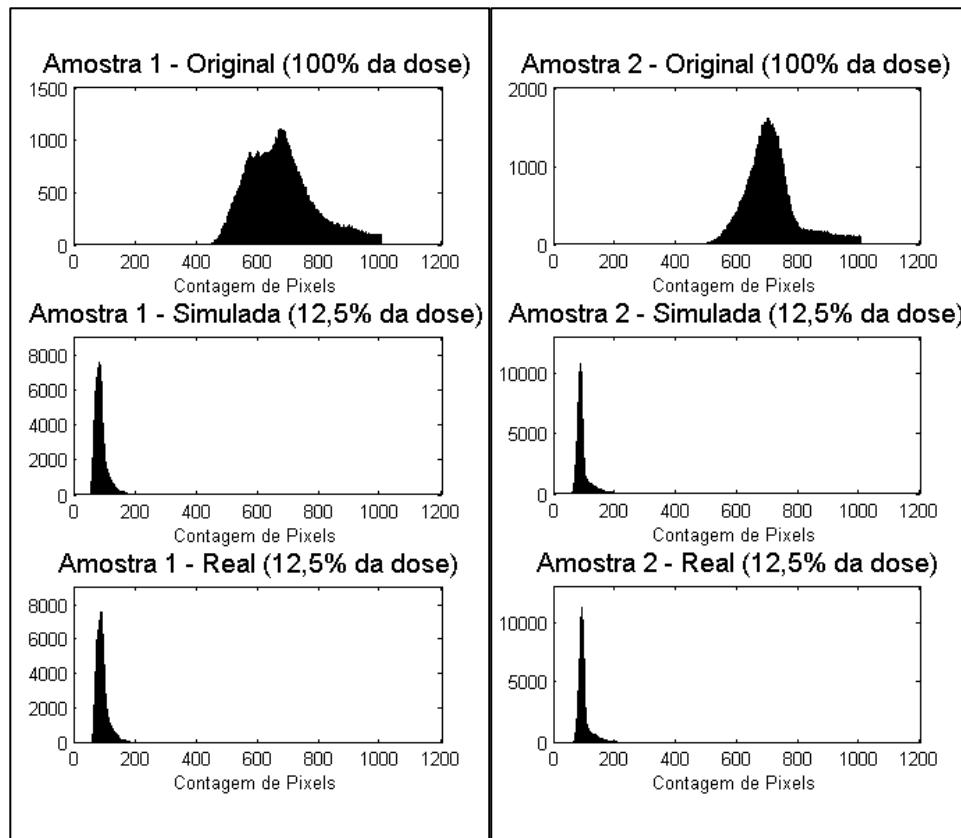


Figura 30 – Redução para 12,5% da dose com o Método 2: Histogramas.

4.4. Método 1 vs. Método 2

Esta seção apresenta a comparação de desempenho entre o método de (Bath, et al., 2005) e o método proposto neste trabalho. A Tabela 10 apresenta as médias dos índices de similaridade para cada valor de redução, juntamente com o seu erro. As Figuras 30 e 31 apresentam os erros relativos do PNSR e do SSIM, respectivamente, em forma de gráfico de barras, para melhor interpretação.

Tabela 10: Comparação entre os métodos – Erros de similaridade em relação à imagem real.

	Método de Bath		Método Proposto	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
75%	7,80%	0,00%	5,30%	0,75%
50%	2,88%	1,75%	1,30%	1,13%
25%	0,56%	1,27%	0,40%	1,49%
12,50%	0,00%	0,00%	0,75%	4,94%
Média	2,80%	0,76%	1,93%	2,08%

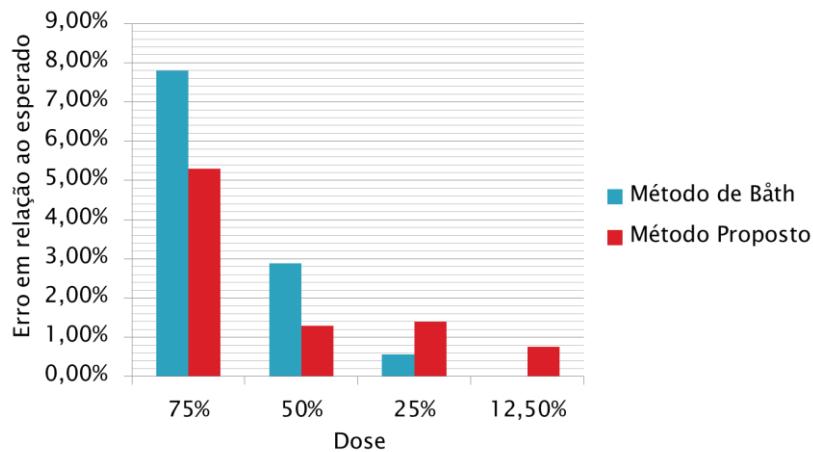


Figura 31 – Gráfico dos erros relativos do PNSR.

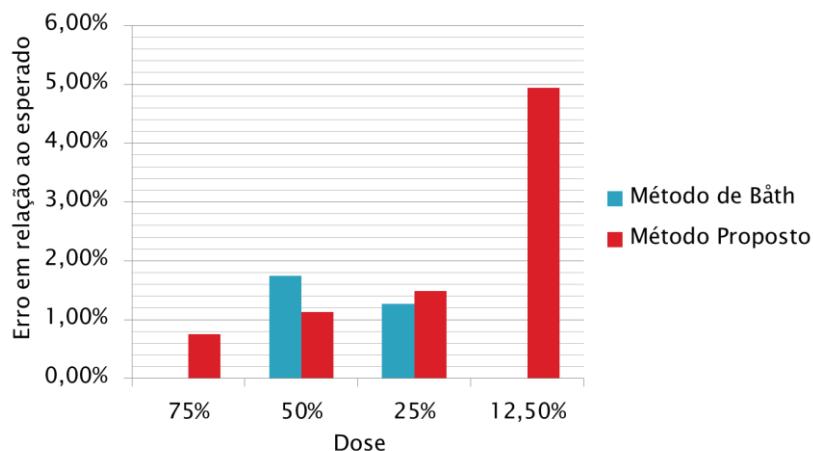


Figura 32 – Gráfico dos erros relativos do SSIM.

Já a Tabela 11 mostra os valores da distância correlacional entre os histogramas para cada um dos métodos aplicados nos diferentes valores de redução.

Tabela 11: Comparação entre os métodos – Distância correlacional entre histogramas.

Redução	Similaridade de Histograma	
	Método de Bath	Método Proposto
75%	0,09	0,02
50%	0,07	0,01
25%	0,05	0,01
12,5%	0,06	0,02
Média	0,07	0,02

Note que valores de distância correlacional próximos de zero indicam maior similaridade entre os histogramas, enquanto valores próximos de 1 indicam menor similaridade. A Figura 33 apresentada a seguir mostra o gráfico de barras das distâncias correlacionais entre histogramas.

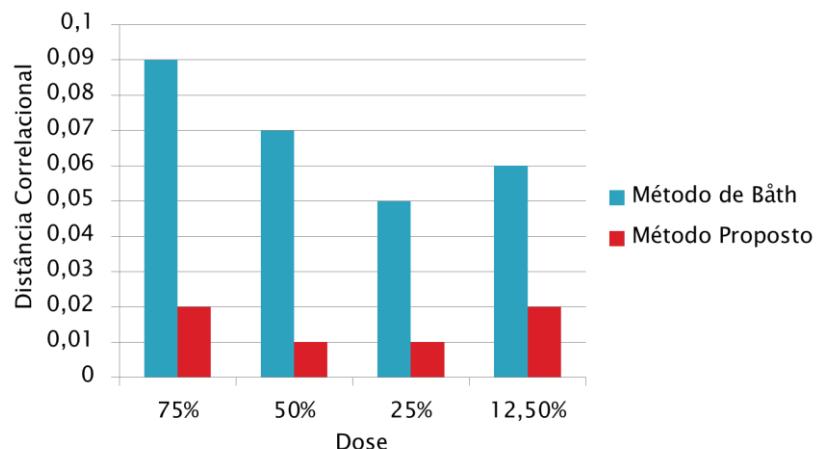


Figura 33 – Gráfico das distâncias correlacionais entre histogramas.

Capítulo 5

Discussão e Conclusões

O presente trabalho teve como objetivo a análise do comportamento de método para simulação de redução de dose de radiação quando aplicada em mamografias digitais por raios X, além de propor uma abordagem alternativa por meio da Transformada de Anscombe.

Analizando as tabelas de índices de qualidade PSNR e de similaridade SSIM, é possível concluir que ambas as metodologias alcançaram alto nível de confiabilidade, inserindo ruídos que seguem fielmente o comportamento que seria obtido caso as imagens fossem adquiridas em um processo real.

A partir da análise dos histogramas, pode-se perceber qual a extensão das alterações na distribuição dos tons de cinza da imagem causadas pelo uso dos métodos apresentados. Mais uma vez os resultados obtidos foram muito próximos do ideal, o que pode ser verificado através do uso da distância correlacional, que parametrizou a semelhança entre os histogramas em uma medida numérica, sendo mais facilmente interpretável.

Uma vez analisados os métodos isoladamente, a Tabela 10 apresenta a comparação de desempenho de cada um dos métodos para as reduções estudadas em relação aos índices de similaridade PSNR e SSIM.

Pela observação da Tabela 10, podemos concluir que ambos os métodos possuem resultados muito similares. No caso do método proposto nesse trabalho, o desvio médio para os valores de PSNR ficou em 1,93%, melhor que o desvio observado para o método original (Bath, et al., 2005). Em relação ao SSIM, o método proposto nesse trabalho possui um erro médio de 2,08%, maior que o erro observado para o método original, que foi de 0,76%.

Já os valores de similaridade de histogramas, apresentados na Tabela 11, apresentaram resultados similares para os dois métodos, com o método proposto resultando em histogramas com distâncias ligeiramente menores se comparadas às distâncias dos histogramas do método original. Apesar da pequena diferença, ambos os métodos apresentaram resultados excelentes, com a distância correlacional sempre resultando em valores inferiores a 0,09 em uma escala de 0 a 1.

Em termos práticos, a similaridade entre os resultados de desempenho representa vantagem para o método proposto neste trabalho, uma vez que a sua implementação e interpretação são muito mais simples do que o método convencional. Muitas vezes a obtenção do NPS se torna um procedimento problemático, pois o equipamento deve estar disponível por longo um período de tempo para a aquisição das imagens homogêneas. Além disso, o gasto computacional com a transformada de Fourier, tanto no cálculo do NPS como no processo de criação do ruído, é muito superior ao gasto para a transformada inversa de Anscombe que é utilizada somente uma vez.

Uma das limitações deste trabalho é a não generalização do método proposto, uma vez que é indicado para sistemas cuja inserção de ruído possua o mesmo ganho em todas as bandas de frequência, isto é, sistemas que insiram ruído branco na imagem original.

Em trabalhos futuros deve-se propor a verificação do desempenho dos métodos para outras classes de imagens radiográficas, além da generalização da metodologia proposta para outros tipos de sistemas com doses e ruídos distintos.

Referências Bibliográficas

- Anscombe, F. J. 1948.** The transformation of Poisson, binomial and negative-binomial data. *Biometrika*. December de 1948, pp. 246-254.
- Bath, M., et al. 2005.** Method of simulating dose reduction for digital radiographic systems. *Radiatin Protection Dosimetry*. 2005, pp. 253-259.
- Berrington, A. 2008.** Estimated risk of radiation-induced breast cancer from mammographic screening for young BRCA mutation carriers. *Journal of the National Cancer Institute*. 2008, Vol. 101.
- Dabov, Kostadin, et al. 2006.** Image denoising with block-matchin and 3D filtering. *Image Processing: Algorithms and Systems, Neural Networks and Machine Learning*. 17 de Fevereiro de 2006.
- Deledalle, Charles-Alban e Tupin, Florence. 2010.** Poisson NL Means: Unsupervised Non-Local means for poisson noise. *IEEE International Conference on Image Processing*. 2010, pp. 801-804.
- Dobbins III, J. T. 2000.** Image Quality Metrics for Digital Systems. [A. do livro] Kundel, Van Metter Beutel. *Handbook of Medical Imaging, Volume 1*. Bellingham, WA : SPIE Press, 2000.
- Frank, H. A. 1967.** *Handbook of the Poisson Distribution*. New York : s.n., 1967.
- Gonzalez, R. C. e Woods, R. E. 2009.** *Processamento Digital de Imagens*. São Paulo : Pearson Prentice Hall, 2009.
- INCA.** Instituto Nacional de Câncer. INCA. [Online] [Citado em: 28 de 03 de 2014.] <http://www2.inca.gov.br/>.
- Kalra, M. K., et al. 2002.** Clinical Comparison of Standard-Dose and 50% Reduced-Dose Abdominal CT: Effect on Image Quality. *American Journal of Roentgenology*. 2002, Vol. 179, 5.
- Kim, Joung-Youn, Kim, Lee-Sup e Hwang, Seung-Ho. 2001.** An advanced contrast enhancement using partially overlapped sub-block histogram equalization. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. April de 2001, pp. 475-484.
- Makitalo, M. e Foi, A. 2011.** Optimal inversion of the Anscombe Transformation in Low-Count Poisson Image Denoising. *IEEE transactions on Image Processing*. Jan de 2011, pp. 99-109.
- Makitalo, M. e Foi, A. 2011.2013.** Optimal inversion of the generalized Anscombe transformation for Poisson Gaussian Noise. *IEEE Transactions on Image Processing*. Janeiro de 2013, pp. 91-103.
- Mattson, A., Leitz, W. e Rutqvist, L. E. 2000.** Radiation risk and mammographic screening of women from 40 to 49 yeas of age: effect on breast cancer rates and years of life. *British Journal of Cancer*. 2000, Vol. 82.

- Romualdo, L. C. S., et al. 2012.** Mamomographic Image Denoising and Enhancement Using the Anscombe Transformation, Adaptative Wiever Filtering and the Modulation Transfer Function. *Journal of Digital Imaging*. 18 de Julho de 2012.
- Ruschin, M, et al. 2007.** Dose dependence of mass and microcalcification detection in digital mammography: Free response human observer studies. *Medical Physics*. 34, 2007.
- Saunders, R. S., et al. 2007.** Does image quality matter? Impact of resolution and noise on mammographic task performance. *Medical Physics*. 2007, Vol. 34.
- Siewedsen, J. H., Cunningham, I. A. e Jaffray, D. A. 2002.** A framework for noise-power spectrum analysis of multidimensional images. *Medical Physics*. 2002, Vol. 29.
- Stark, J. A. 2000.** Adaptative contrast enhancement using generalizations of histogram equalization. *IEEE Transactions on Image Processing*. May de 2000, pp. 889-896.
- Tobias, Orlando J. e Seara, Rui. 2002.** Image segmentation by histogram thresholding using fuzzy sets. *IEEE transactions on image processing*. December de 2002, pp. 1457-1465.
- Veronesi, U, et al. 2005.** Breast Cancer. *The Lancet*. 2005, Vol. 365.
- Walters, P. 2000.** *An introduction to Ergodic theory*. s.l. : Springer, 2000.
- Wang, Zhou e Bovik, Alan C. 2009.** Mean Squared Error: Love it or Leave it? *IEEE Signal Processing Magazine*. 2009, pp. 98-117.
- Wang, Zhou, et al. 2004.** Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*. 4 de April de 2004, pp. 600-612.
- WHO.** World Health Organization. *WHO*. [Online] [Citado em: 28 de 02 de 2014.] <http://www.who.int/en/>.
- Williams, Mark B., Mangiafico, Peter A. e Simoni, Piero U. 1999.** Noise power spectra of images from digital mammography detectors. *Medical Physics*. 1999, Vol. 26.
- Yaffe, M. J. e Mainprize, J. G. 2011.** Risk of radiation-induced breast cancer from mammographic screening. *Radiology*. 2011, Vol. 258.