Universidade de São Paulo–USP
Escola de Engenharia de São Carlos
Departamento de Engenharia Elétrica e de Computação
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Renann de Faria Brandão

Método para estimativa do ganho quântico do ruído Poisson não-estacionário a partir da imagem digital degradada

São Carlos
2020

Renann de Faria Brandão

Método para estimativa do ganho quântico do ruído Poisson não-estacionário a partir da imagem digital degradada

Dissertação de Mestrado apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Ciências, Programa de Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Processamento de Sinais e Instrumentação

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Andrade da Costa Vieira

São Carlos

2020

Trata-se da versão corrigida da dissertação. A versão original se encontra disponível na EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica.

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.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

B393m

Brandão, Renann de Faria
Método para estimativa do ganho quântico do ruído Poisson não-estacionário a partir da imagem digital degradada / Renann de Faria Brandão; orientador Marcelo Andrade da Costa Vieira. São Carlos, 2020.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Área de Concentração em Processamento de Sinais e Instrumentação -- Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2020.

1. Estimativa de ruído. 2. Restauração de imagens. 3. Filtragem de ruído. 4. Ruído Poisson. 5. Ruído não-estacionário. 6. Transformada de estabilização de variância. 7. Transformada generalizada de Anscombe. I. Título.

Eduardo Graziosi Silva - CRB - 8/8907

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Bacharel **RENANN DE FARIA BRANDÃO.**

Título da dissertação: " Método para estimativa do ganho quântico do ruído Poisson não-estacionário a partir da imagem digital degradada".

Data da defesa: 22/07/2020

Comissão Julgadora:	**Resultado**
Prof. Associado **Marcelo Andrade da Costa Vieira (Orientador)** (Escola de Engenharia de São Carlos – EESC/USP)	APROVADO
Prof. Associado **Moacir Antonelli Ponti** (Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação/ICMC-USP)	APROVADO
Dr. **André de Andrade Bindilatti** (Pesquisador Autônomo)	APROVADO

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica:
Prof. Titular **Ivan Nunes da Silva**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Titular **Murilo Araujo Romero**

Este trabalho é dedicado a Deus,
e aos meus pais, Evaldo e Myrla.

Agradecimentos

Neste pequeno trecho do meu trabalho, e não menos importante, gostaria de agradecer a todos que, de alguma maneira, me ajudaram durante esse trajetória, não só para a elaboração da pesquisa, mas também o apoio pessoal no geral.

Aos meus pais, Evaldo e Myrla, por sempre confiarem em mim e me incentivando a ser sempre a minha melhor versão.

Ao meu irmão, Thiago, por ser sempre um companheiro nas horas que mais precisei.

A todos os meus familiares, sem exceção, que essa singela citação possa demonstrar minha enorme gratidão a cada um.

A Bruna, por me ajudar a superar diversas etapas dessa caminhada, deixando minha vida mais leve e colorida.

A todos da república, onde vivi o período da pesquisa, pelo companheirismo na convivência do dia a dia.

Ao meu orientador, Marcelo, por sempre estar presente e disposto a ajudar e agregar ao meu conhecimento.

A todos os membros do laboratório, que ao compartilhar os conhecimentos, enriquecem o trabalho de todos. O meu agradecimento a cada um pela enorme contribuição tanto pessoal quanto profissional.

Por fim, a todos meus amigos que agregaram de alguma forma nessa caminhada e durante toda minha vida.

"Faça o que você sente em seu coração que é o certo,
pois você será criticado de qualquer maneira.
(Eleanor Roosevelt)

Resumo

Brandão, Renann **Método para estimativa do ganho quântico do ruído Poisson não-estacionário a partir da imagem digital degradada**. 119 p. Dissertação de Mestrado – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2020.

Esse trabalho apresenta um método para a estimativa do ganho quântico do ruído Poisson não-estacionário a partir da imagem digital degradada. Métodos de restauração são normalmente utilizados para a filtragem de imagens digitais visado melhorar sua qualidade. Porém, a restauração depende da estimativa de parâmetros intrínsecos ao equipamento de aquisição e o desempenho desses métodos está diretamente da acurácia dessa estimativa. No caso de imagens corrompidas por ruído misto Gaussiano/Poisson não-estacionário, é necessária a estimativa do ganho quântico em cada posição espacial. Como o ruído Poisson é dependente do sinal, a estimativa do ganho quântico em função da posição espacial é um desafio. Na prática, as estimativas são feitas por imagens de calibração, obtidas com a exposição de objetos uniformes, de forma a garantir a homogeneidade do sinal. Porém, imagens de calibração nem sempre estão disponíveis. Dessa forma, este trabalho propõem um método de estimativa do ganho quântico de uma maneira mais prática, a partir da própria imagem degradada. O método utiliza a transformada de estabilização de variância para remover a dependência do sinal, deixando apenas a variação espacial do ruído para ser analisada. Resultados obtidos com imagens de tomossíntese digital mamária mostraram que o erro relativo entre o ganho quântico estimado pelo método proposto e por imagens de calibração foi de menos que 6%. Além disso, imagens mamográficas degradas foram restauradas utilizando ambos métodos, não sendo observada nenhuma diferença significativa entre os resultados. Assim, o método proposto é uma alternativa viável para a estimativa de parâmetros de restauração.

Palavras-chave: Estimativa de ruído,restauração de imagens,filtragem de ruído, ruído Poisson,ruído não-estacionário,transformada de estabilização de variância,transformada generalizada de Anscombe.

Abstract

Brandão, Renann **Method for estimating the quantum gain of non-stationary Poisson noise from the degraded image**. 119 p. Master Thesis – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, 2020.

This work presents a method for estimating the quantum gain of a non-stationary Poisson noise from the degraded image. Restoration methods are usually used for improving image quality. However, restoration requires the estimation of degradation parameters and the performance of these methods depends directly on the accuracy of these estimation. In the case of images corrupted by mixed Gaussian/non-stationary Poisson noise, it is necessary to estimate the quantum gain of Poisson noise in each spatial position. As Poisson noise is signal-dependent, estimating the quantum gain as a function of the spatial position is challenging. In practice, the estimations are made with calibration images which are obtained by exposing uniform objects, to guarantee the homogeneity of the signal. However, calibration images are not always avaliable. Thus, the propose of this work is to present a practical method to estimate the quantum gain of the non-stationary Poisson noise directly from the degraded image. The proposed method is based on the use of a variance stabilization transform to remove the signal dependency, making the spatial variation of noise exclusively due to the spatially variant quantum gain. Results obtained with digital breast tomosynthesis images showed that the relative error between the quantum gain estimated by the proposed method and by calibration images was less than 6 %. Besides, degraded images were restored using both methods, with no significant difference being observed. Thus, the proposed method can be a viable alternative for the estimation of restoration parameters.

Keywords: Noise estimation, image restoration, noise filtering, Poisson noise, non-stationary noise, variance stabilization transformation, generalized Anscombe transformation.

Lista de ilustrações

Figura 1 Duas imagens corrompidas por diferentes níveis de ruído. Em (a) é representado uma imagem com baixo nível de ruído. Em (b), uma imagem com alto nível de ruído. 36

Figura 2 Representação da influência do ruído em diferentes níveis de cinza em imagens. Em (a) é representado uma imagem sintética livre de ruído. Em (b) e (c) representam imagens com degradação menor e maior, respectivamente. 37

Figura 3 Imagem de degraus, com mudança de níveis de cinza, degradada por um ruído homocedástico. (a) e (b) representa a imagem ruidosa juntamente com o perfil radiométrico, respectivamente. O gráfico em (c) mostra a relação de média e variância do ruído sendo possível observar o valor constante em relação a variância, independente da mudança do nível de cinza. Em (d) é representado o histograma da imagem degradada sobre cada degrau de nível de cinza em que cada região apresentou valor constante para a variância (σ^2). 39

Figura 4 Ilustração do ruído Gaussiano corrompendo uma imagem sintética dividida em quatro regiões com valores distintos de intensidade de pixel. (a) imagem sintética sem ruído e seu histograma abaixo. (b) imagem ruidosa juntamente com seu histograma. Foi utilizado um ruído AWGN de desvio padrão igual a 9. 40

Figura 5 Representação das características do ruído presente na Figura 4. O gráfico (a) representa o espectro de potência do ruído praticamente constante, variando em torno de 6 x 10^{-4}. Em (b) mostra o mapa de variância do ruído, podendo observar que não há a dependência do sinal e nem da posição espacial. 41

Figura 6 Imagem de degrau, com mudança de níveis de cinza, degradada por um ruído heterocedástico. (a) e (b) representam a imagem ruidosa juntamente com o perfil radiométrico, respectivamente. O gráfico em (c) mostra a relação de média e variância do ruído sendo possível observar. Em (d) é representado o histograma da imagem degradada sobre cada degrau de nível de cinza. 42

Figura 7 (a) mostra a imagem corrompida com ruído Poisson junto com seu histograma. (b) representa o mapa de variância do ruído presente na imagem. (c) representa o SNR presente na imagem devido à degradação. 44

Figura 8 Em (a) é demostrada uma imagem degradada pelo ruído heterocedástico Poisson com fator de escala. Em (b), pode-se observar o mapa de variâncias do ruído presente na imagem assim como o gráfico de variância por intensidade do sinal. É possível constatar que o ruído é dependente do sinal e o coeficiente angular é numericamente igual ao fator de escala do ruído Poisson. 45

Figura 9 Representação do Teorema Central do Limite em que uma distribuição Poisson converge para uma distribuição Gaussiana para altos valores do valor esperado. 47

Figura 10 Exemplificação da correção de *flat-fielding* muito utilizado em equipamentos de raio X. Este processo tem como objetivo a redução do impacto da não uniformidade na produção de fótons. 49

Figura 11 Representação da relação de intensidade do sinal e variância do ruído para três diferentes variações do ruído Poisson. Os pontos azuis em cada gráfico são o valor de intensidade do sinal ($Y(x)$) e a variância (σ^2) de cada pixel medidos em profundidade sobre 50 aquisições de imagens degradadas. (a) ruído Poisson. (b) ruído Poisson com fator de escala. (c) ruído misto Gaussiano/Poisson com fator de escala. . . . 53

Figura 12 Imagem corrompida com ruído misto Gaussiano/Poisson separada por regiões. $\alpha = 2$ e $\sigma_G = 5$. 54

Figura 13 Exemplo do gráfico de intensidade do sinal e variância do ruído utilizado com imagens de calibração para o cálculo da parte Gaussiana do ruído. O coeficiente linear é numericamente igual ao σ_G^2. 56

Figura 14 Análise do comportamento do ganho quântico ($\alpha(x)$) para diferentes parâmetros de exposição em equipamentos de mamografia digital. Em (a) o ganho quântico para 29kVp/33mAs. Em (b) o ganho quântico para 33kVp/60mAs. Em (c) o ganho quântico para 40kVp/69mA. Em (d) é o comportamento do ganho quântico da parede torácica do paciente até o mamilo (ao longo do eixo X). Em (e) é mostrado o comportamento do ganho quântico parâmetro paralelo a parede torácica (ao longo do eixo Y). 57

Figura 15 Em (a) é representado uma imagem corrompida pelo ruído Poisson não-estacionário (com dependência do sinal e espacial). Em (b) e (c) são apresentados, na parte superior, os ganhos quânticos utilizados para cada estabilização e, na parte inferior, o mapa de variância do ruído quando utilizado diferentes valores de mapa de ganho quântico para estabilização da variância. 59

Figura 16 Etapas para restauração da imagem degradada utilizando informações do ruído. 61

Figura 17 Representação da anatomia da mama feminina. 66

Figura 18 Dois exames de mamografia bidimensional. As setas em vermelho indicam regiões de microcalcificações e nódulos. 67

Figura 19 Primeiro mamógrafo do Brasil, trazido no ano de 1970, pelo Instituto Brasileiro de Controle do Câncer (IBCC). 68

Figura 20 Representação da tudo de raio x. Os elétrons bombardeados pelo catodo interagem com o material do anodo produzindo raio x. 69

Figura 21 Representação da sobreposição de estruturas em uma imagem bidimensional. 71

Figura 22 Representação do funcionamento do equipamento DBT e as respectivas projeções derivadas da movimentação do tubo de raio x e do detector. . 72

Figura 23 *Phantom* virtual mamário utilizado no trabalho. 78

Figura 24 As seis fatias do *phantom* antropomórfico disponibilizado no Hospital da Universidade da Pensilvânia, simulando a mama da mulher. 80

Figura 25 Equipamento *Selenia Dimensions*. 80

Figura 26 Exemplificação da aproximação superficial polinomial de segunda ordem para estimativa do ganho quântico. 83

Figura 27 Fluxograma para validação do método proposto em imagens sintéticas. 84

Figura 28 Fluxograma para validação do método proposto em imagens reais de *phantom*. 84

Figura 29 Em (a) é mostrado a imagem sintética de tomossíntese degradada. Em (b) é representado o mapa de variância do ruído utilizado para a degradação da imagem, sendo excluído as regiões de externas à mama. . . 88

Figura 31 Em (a), (b) e (c) representam os mapas de ganho quântico reais para a primeira, oitava e décima quinta projeção. Em (d), (e) e (f) representam os mapas de ganho quântico estimados para a primeira, oitava e décima quinta projeção. 90

Figura 32 Em (a), (b) e (c) representam o erro entre mapas de ganho quântico real e o estimado para a primeira, oitava e décima quinta projeção. . . 91

Figura 33 Em (a), (b) e (c) representam o mapa de variância das projeções 1, 8 e 15 após aplicado o ganho quântico real. Em (d), (e) e (f) representam o mapa de variância após aplicado o ganho quântico estimado. 92

Figura 34 Análise do erro relativo por nível de cinza, sobre a projeção central, utilizando o a filtragem com mapa de ganho quântico real e estimado. . 93

Figura 35 Em (a), (b) e (c) representam o erro por BIAS das projeções 1, 8 e 15 após aplicado o ganho quântico real. Em (d), (e) e (f) representam o erro por BIAS após aplicado o ganho quântico estimado. 95

Figura 36 Em (a), (b) e (c) representam a variância residual das projeções 1, 8 e 15 após aplicado o ganho quântico real. Em (d), (e) e (f) representam a variância residual após aplicado o ganho quântico estimado. 96

Figura 37 Em (a) é mostrada a projeção central do *phantom* antropomórfico adquirida a 31 kVp e 60 mAs e em (b) mostra o mapa de variância desta mesma projeção. 98

Figura 38 Análise da variância pela intensidade do sinal para a estimativa do ruído Gaussiano (σ_G) por meio de imagens de calibração. 99

Figura 39 Em (a), (b) e (c) representam os mapas de ganho quântico estimados por imagens de caibração para a primeira, oitava e décima quinta projeção. Em (d), (e) e (f) representam os mapas de ganho quântico estimados para a primeira, oitava e décima quinta projeção. 100

Figura 40 Em (a), (b) e (c) representam o erro entre os mapas de ganho quântico estimado pelo método proposto e por imagens de calibração para a primeira, oitava e décima quinta projeções. 102

Figura 41 Em (a), (b) e (c) mostram os mapas de variância após a aplicação da GAT, utilizando o ganho quântico estimado por imagens de calibração, para as projeções 1, 8 e 15. Em (d), (e) e (f) mostram os mapas de variância após a aplicação da GAT, utilizando o ganho quântico estimado pelo método proposto. 103

Figura 42 Em (a), (b) e (c) representam o erro por BIAS das projeções 1, 8 e 15 após aplicado o ganho quântico estimado por imagens de calibração. Em (d), (e) e (f) representam o erro por BIAS após aplicado o ganho quântico estimado pelo método proposto. 104
Figura 43 Em (a), (b) e (c) representam a variância residual das projeções 1, 8 e 15 após aplicado o ganho quântico estimado por imagens de calibração. Em (d), (e) e (f) representam a variância residual após aplicado o ganho quântico estimado pelo método proposto. 105

Lista de tabelas

Tabela 1 Aplicação de diferentes ganhos quânticos (α) como entrada para transformada generalizada de Anscombe, seguido das variâncias estimadas para cada região. Os σ_G adotado para todas aplicações foi de 5. 55

Tabela 2 Especificações dos equipamentos de tomossíntese comercializados. . . . 74

Tabela 3 Relação das imagens de calibração, utilizando o *phantom* PMMA, utilizados no trabalho. 79

Tabela 4 Imagens reais de *phantom* antropomórfico adquiridas pelo equipamento da Holigic com diferentes fatores radiográficos utilizadas no trabalho. . 81

Tabela 5 Análise do erro relativo entre os mapas de ganho quântico real e estimado em todas as projeções. 89

Tabela 6 Análise da média da variância, sobre a região da mama, após aplicação da GAT com o ganho quântico estimado e real. 93

Tabela 7 Análise do erro por BIAS utilizando o a filtragem com mapa de ganho quântico real e estimado em todas projeções. 94

Tabela 8 Análise da variância residual, após a filtragem, utilizando o ganho quântico real e o estimado pelo método proposto. 97

Tabela 9 Análise do erro relativo, na região da mama, entre os mapas de ganho quântico estimado por imagens de calibração e pelo método proposto em todas as projeções. 98

Tabela 10 Analise da variância, em todas as projeções, após aplicação da GAT com os ganhos quânticos estimados pelo método proposto e por imagens de calibração. 101

Tabela 11 Erro por BIAS sobre todas as projeções para a filtragem com o ganho quântico estimado por imagens de calibração e pelo método proposto. . 101

Tabela 12 Variância residual após a filtragem utilizando os ganhos quânticos estimado por imagens de calibração e pelo método proposto. 106

Lista de algoritmos

1 Inserção de ruído em imagens sintéticas 78
2 Método interativo de estimativa do ganho quântico sobre o bloco 82

Lista de siglas

AWGN *Additive White Gaussian Noise*

BM3D *Block-Matching and 3D filtering*

CLT *Central Limit Theorem*

CT *Computed Tomography*

CTM *Continuous Tube Motion*

DBT *Digital Breast Tomosynthesis*

FFDM *Full Field Digital Mammography*

FDA *Food and Drug Administration*

GAT *Generalized Anscombe Transformation*

IBCC Instituto Brasileiro de Controle do CÃncer

IID *Independent and Identically Distributed*

MQSA *Mammography Quality Standards Act*

NNPS *Normalized Noise Power Spectrum*

NLM *Non-Local Means*

PMMA Polimetilmetacrilato

ROI *Region Of Interest*

SNR *Signal-to-Noise Ratio*

SAS *Step-and-Shoot*

WHO *World Health Center*

VCT *Virtual Clinical Trials*

VST *Variance Stabilizing Transform*

Sumário

1 Introdução **29**

1.1 Motivação 29

1.2 Justificativa 32

1.3 Objetivo 33

1.4 Organização do trabalho 33

2 Ruído em imagens digitais **35**

2.1 Ruído homocedástico 38

2.2 Ruído heterocedástico 40

2.2.1 Com dependência do sinal 41

2.2.2 Com dependência do sinal e do espaço 48

3 Estimativa do ruído em imagens digitais **51**

3.1 Estimativa do ruído Homocedástico 52

3.2 Estimativa do ruído Heterocedástico 52

3.2.1 Com dependência do sinal 52

3.2.2 Com dependência do sinal e do espaço 55

4 Restauração de imagens digitais por meio da filtragem de ruído **61**

4.1 Restauração para ruído Homocedástico 62

4.2 Restauração para ruído Heterocedástico 62

4.2.1 Com dependência do sinal 62

4.2.2 Com dependência do sinal e espacial 63

5 Mamografia digital e Tomossíntese mamária **65**

5.1 Câncer de mama 65

5.2 Mamografia 66

5.3 Tomossíntese digital mamária 70

6 Materiais e métodos **77**
6.1 Materiais 77
6.1.1 Banco imagens sintéticas 77
6.1.2 Imagens reais 78
6.2 Método de estimativa do ganho quântico 81
6.3 Validação do método de estimativa 82
6.3.1 Métricas Objetivas 84

7 Resultados **87**
7.1 Experimentos com imagens sintéticas 87
7.2 Teste em imagem reais 94

8 Discussão e conclusão **107**

9 Trabalhos Futuros **109**

10 Publicação **111**

Referências **113**

Capítulo 1

Introdução

1.1 Motivação

Armazenar imagens sempre foi uma das formas mais práticas de captar e transferir informações. Esse desejo foi primeiramente registrado graças ao francês Joseph Nicephore Niepce, em 1820, quando conseguiu adquirir uma imagem de um objeto sobre uma placa de estanho. Esta aquisição só foi possível devido a exposição à luz solar da peça através de uma câmera que Niepce desenvolveu, do qual a chamou de heliografia (gravura com a luz do Sol). Embora alguns registros atribuir à Niepce, a descoberta da fotografia sempre gerou um grande debate entre ingleses e franceses. Apesar dessa discussão, um fato que não deixa dúvida são os grandes impactos que a fotografia teve sobre a sociedade (ROSENBLUM, 1997; NICKEL, 2001).

De início, as aquisições eram captadas através de câmeras escuras, sendo necessário processos de revelação para que fosse possível a sua visualização. Com passar do tempo, estas ferramentas foram aperfeiçoadas e o acesso as imagens se tornou mais difundido. As aquisições não se limitavam apenas em reproduzir imagens na faixa de luz visível, como também nas outras faixas do espectro eletromagnético. Toda essa evolução ocorreu devido à invenção e popularização dos detectores digitais (ROSENBLUM, 1997; PARKS; WILLIAMSON, 2002).

As primeiras imagens digitais foram realizadas pelo sistema Bartlane. Nessa técnica, era possível identificar apenas cinco tons de cinza. Essa capacidade foi aumentada e, em 1929, foi possível identificar até 15 níveis de cinza. No entanto, este método ainda possuía grande limitação em relação a discriminação de cores, o que deixou em aberto para que novas tecnologias surgissem e preenchesse essa lacuna. Com o passar do tempo, os detectores digitais sofreram melhorias, facilitando sua implantação em diversas áreas (GONZALEZ; WOODS, 2010). Esta popularização ganhou ainda mais força quando surgiram os primeiros computadores capazes de armazenar, processar e transmitir imagens digitais. No entanto, com o avanço da tecnologia, juntamente com as imagens digitais, os detectores foram sofrendo algumas mudanças, o que implicaram em interferências na

qualidade da imagem.

Uma imagem digital é a informação de brilho em uma determinada coordenada no espaço. A aquisição de uma imagem digital pode ser feita de diversas formas dependendo do espectro eletromagnético que se deseja analisar. As imagens realizadas por câmeras de celular, por exemplo, possuem sensores sensíveis à faixa visível para o ser humano no espectro eletromagnético, enquanto aquelas originadas por raios X são produzidos em uma outra faixa. Pode se dizer que a imagem é formada graças à interação de uma fonte de radiação eletromagnética com as características de reflexão ou absorção de um objeto. Os valores resultantes da conversão dessa intensidade luminosa para uma imagem digital são armazenados numericamente em elementos denominado pixel. O conjunto de pixels formam uma matriz bidimensional, resultando em uma imagem final (GONZALEZ; WOODS, 2010).

No ambiente clínico, detectores sensíveis a raios X foram desenvolvidos para que fosse possível a visualização interna de estruturas do corpo humano, auxiliando no diagnóstico de câncer de mama e fraturas ósseas, por exemplo. Além disso, imagens produzidas em ressonância magnética auxiliam a medicina a entender mais profundamente a anatomia e fisiologia humana graças à sensores digitais sensíveis àquela faixa eletromagnética específica. Diversas são as contribuições das imagens digitais para melhora do cotidiano na sociedade. No entanto, é necessário entender todo o processo de aquisição digital para que essa técnica fique ainda mais apuradas (MOONEN et al., 1990; PASVEER, 1989).

Devido a algumas características internas dos sensores digitais, como também particularidades referentes a parte quântica, qualquer sistema real de aquisição de imagem está sujeito a interferências em seu valor real, prejudicando a sua qualidade. Essa variação ocorre de maneira aleatória (ou até mesmo sistemática) e é conhecida como ruído. As fontes e as formas dessa interferência dependem de cada sistema e saber identifica-las e calcula-las, torna-se muito importante em diversas áreas (BEUTEL; KUNDEL; METTER, 2000).

Diante desse problema, surge a necessidade de reduzir a interferência do ruído no conteúdo da imagem. Para isso, técnicas específicas de processamento digital de imagens, conhecidas como restauração de ruído, são aplicadas com a finalidade de se obter uma imagem mais próxima de uma imagem ideal, isso é, uma imagem sem ruído ou qualquer outra degradação. No entanto, o sucesso da restauração está diretamente ligado ao conhecimento *a priori* das degradações presentes na imagem (GONZALEZ; WOODS, 2010). Portanto, surge a necessidade de se modelar matematicamente o ruído de acordo com a natureza do processo de aquisição no qual foi gerada, além de se fazer as estimativas precisas dos parâmetros do modelo.

O ruído presente em uma imagem digital normalmente é classificado de acordo com sua distribuição estatística, por exemplo: ruído Gaussiano, Poisson, Riciano, etc. No entanto, conhecer apenas a distribuição estatística do ruído pode não ser suficiente para modelá-lo

de forma adequada. Muitas vezes é necessário saber também outras características como, por exemplo, se o ruído é aditivo ou multiplicativo, se é correlacionado espacialmente, se é independente e igualmente distribuído (i.i.d.), etc. Considerando todas essas características, o modelo mais utilizado para descrever o ruído presente em imagens digitais é o modelo aditivo branco Gaussiano (*Additive White Gaussian Noise* - AWGN) (AZZARI; BORGES; FOI, 2018). Esse modelo considera que o ruído é aditivo, pode ser aproximado por uma distribuição Gaussiana, não possui correlação espacial (ruído branco) e é independente e igualmente distribuído. O ruído i.i.d, também chamado de estacionário ou homocedástico, possui variância uniforme ao longo de toda imagem, independentemente do nível de cinza e da sua posição espacial.

No entanto, na vida real, são raros os casos nos quais o modelo AWGN pode ser utilizado com precisão. Apesar da maioria das imagens digitais apresentarem ruído que pode ser aproximado por uma distribuição Gaussiana, em geral elas possuem ruído correlacionado espacialmente, dependente do sinal e distribuído de modo não-uniforme ao longo de suas coordenadas espaciais, ou seja, o ruído de uma grande parcela das imagens digitais é na verdade não-estacionário, ou heterocedástico, sendo assim, o modelo AWGN pode não ser uma boa aproximação (AZZARI; BORGES; FOI, 2018).

Uma das fontes de ruído mais comuns encontradas em imagens digitais é o ruído eletrônico ou ruído térmico, causado pela agitação térmica dos detectores de imagem. Normalmente esse ruído é estacionário, apresenta baixa correlação espacial e pode ser aproximado pelo modelo AWGN (AZZARI; BORGES; FOI, 2018). Além do ruído eletrônico, o ruído quântico também está presente em praticamente todas as modalidades de imagens digitais, e é causado devido à natureza discreta da carga elétrica gerada nos sensores, normalmente proporcional ao número de fótons absorvidos. Nesse caso, a variância do ruído quântico depende da intensidade do sinal e normalmente é modelado por uma distribuição de Poisson. Essa relação entre a variância do ruído quântico e a intensidade do sinal detectado é chamada de ganho quântico e depende do tipo de sensor utilizado no processo de aquisição. Além disso, existem diversos sensores de imagem que possuem ganho quântico variável espacialmente, graças aos processos de calibração realizados no processo de fabricação. Nesse caso, o ruído produzido por esses sensores são de tipo misto Gaussiano/Poisson heterocedástico, no qual a degradação vinculado a parte eletrônico pode ser modelado por um ruído Gaussiano independente do sinal (estacionário) e o ruído quântico pode ser modelado por uma distribuição Poisson cuja variância depende da intensidade do sinal e da coordenada espacial do pixel (não-estacionário) (AZZARI; BORGES; FOI, 2018).

Em geral, o ruído quântico pode ser desprezado quando a exposição aos fótons de luz é suficientemente grande no processo de aquisição. No entanto, para o caso de imagens que são adquiridas com regime limitado de fótons de luz, o ruído quântico pode ser dominante em relação ao eletrônico e não pode ser negligenciado. As modalidades de imagem

mais comuns nas quais o ruído quântico é relevante são: radiografia por baixa exposição de raios X, mamografia, tomossíntese mamária, tomografia computadorizada, fluoroscopia, tomografia por emissão de pósitrons, microscopia de fluorescência, astronomia ótica, entre outras (STARCK; MURTAGH; FADILI, 2010; WERNICK; AARSVOLD, 2004; WERNICK; AARSVOLD, 2004; BERRY; BURNELL, 2000; VONESCH et al., 2006; BERTERO et al., 2010).

1.2 Justificativa

O fenômeno da não-estacionaridade do ruído quântico ocorre ou quando há a aquisição de um objeto não-homogêneo ou quando o ganho quântico dos sensores de imagem não é uniforme e varia com sua posição espacial. Além disso, esses dois fenômenos podem ocorrer ao mesmo tempo, ou seja, pode haver a aquisição de um objeto não-homogêneo em um detector com ganho quântico variável no espaço. Nesse caso, o ruído quântico é não-estacionário por ser dependente da intensidade do sinal e também da coordenada espacial do pixel. Além disso, em equipamentos digitais de imagens de raios X, o ganho quântico também varia com a energia dos fótons que atingem o detector, ou seja, o ganho quântico é dependente também dos parâmetros de exposição do equipamento (BRITO et al., 2018). Se consideramos ainda o ruído eletrônico, a degradação presente nessas imagens é do tipo misto Gaussiano/Poisson não-estacionário. Para todos esses casos, mas em especial para o último quando há uma degradação mista, realizar a estimativa dos parâmetros do ruído para a restauração é uma tarefa muito mais difícil do que para os casos em que a imagem é apenas corrompida por um ruído AWGN (PRINCE; LINKS, 2006; BUSHBERG; BOONE, 2011).

Para o caso de imagens corrompidas por ruído misto Gaussiano/Poisson não-estacionário, a estimativa dos parâmetros para os métodos de restauração normalmente é feita a partir da aquisição de imagens de calibração, no mesmo equipamento e com os mesmos parâmetros de exposição que se deseja restaurar. Essas imagens de calibração são, normalmente, obtidas com a exposição de objetos uniformes de forma a garantir a homogeneidade do sinal. Dessa forma, como a intensidade do sinal fica constante, a heterocedasticidade do ruído passa a ser atribuída exclusivamente ao ganho quântico variável no espaço.

Entretanto, a aquisição de imagens de calibração nem sempre é viável na prática ou por dificuldades de acesso ao equipamento de aquisição ou, até mesmo, por não se conhecer o equipamento (por exemplo, no caso de estudos retrospectivos com sistemas que não são operacionais) e os parâmetros de exposição que geraram as imagens. Dessa forma, fica clara a necessidade de se desenvolver métodos de estimativa de parâmetros do ruído a partir da própria imagem degradada, sem a necessidade de imagens de calibração.

Diversos estimadores de ruído que utilizam da própria imagem degradada para a extração dos parâmetros de degradação são propostos na literatura (AJA-FERNÁNDEZ et al., 2015; STARCK; MURTAGH; BIJAOUI, 1998; FOI et al., 2008; THAI; COGRANNE; RETRAINT,

2013; THAI; RETRAINT; COGRANNE, 2015; LIU; LIN, 2012; LIU; TANAKA; OKUTOMI, 2014). No entanto, para o caso de imagens que possuem ruído misto Gaussiano/Poisson, heterocedástico, gerado pela existência simultânea da dependência do sinal e do espaço, os estimadores, em geral, se limitam em calcular a variância total do ruído em função da posição espacial, sem conseguir estimar as variâncias de cada parcela do ruído de forma isolada (MEOLA et al., 2011; MENCATTINI et al., 2010; SALMERI et al., 2008).

1.3 Objetivo

O objetivo desse trabalho é apresentar um método prático para a estimativa do ganho quântico do ruído Poisson, em função da coordenada espacial, a partir de imagens corrompidas com ruído misto Gaussiano/Poisson não-estacionário, eliminando a necessidade de aquisição de imagens de calibração. O método proposto se baseia no uso de uma transformada de estabilização de variância para remover a dependência do ruído em relação à intensidade do pixel. Dessa forma, a variação espacial do ruído passa a ser exclusivamente causada pela não uniformidade do ganho quântico.

Como o acesso ao equipamento de aquisição e a obtenção de imagens de calibração nem sempre são alternativas viáveis na prática, o método proposto pode ser uma alternativa para a estimativa de parâmetros de restauração quando imagens de calibração não são acessíveis.

1.4 Organização do trabalho

O presente trabalho é dividido em dez capítulos, que tem como objetivo explicar a área de pesquisa abordada, assim como as etapas utilizadas para se chegar aos resultados esperados.

O primeiro capítulo visa detalhar e contextualizar ao leitor a visão geral do trabalho. Nesta seção, será informado um pouco da evolução das imagens até a era digital e juntamente com uma breve explicação das interferências na qualidade da imagem devido as formas de aquisição. No capítulo seguinte, é apresentado uma divisão clássica, através do comportamento da variância, sobre os tipos de ruídos que podem ser encontrados em imagens digitais. Nos capítulos três e quatro, são exemplificados os procedimentos mais utilizados para estimativas e filtragem do ruído em imagens digitais, respectivamente.

O capítulo 5 apresenta um breve resumo do uso da mamografia e suas contribuições na sociedade além de apontar as principais características do ruído nesse equipamento.

Os materiais e métodos utilizados para a elaboração da ferramenta de estimativa é apresentado no Capítulo 6.

No Capítulo 7 são apontados os resultados do método proposto. No capítulo seguinte, é apresentado as conclusões do trabalho.

No Capítulo 9 são abordadas as possíveis melhorias em cima do trabalho proposto.

Por fim, no Capítulo 10 são apontadas as publicações geradas a partir do desenvolvimento desse trabalho.

Capítulo 2

Ruído em imagens digitais

Em imagens digitais, o ruído surge como alterações, aleatórias ou sistemáticas, no valor da intensidade do pixel, deixando pequenas imprecisões na imagem final, podendo degradar significativamente sua qualidade. De maneira geral, toda forma de aquisição de sinal tem a interferência de uma porcentagem de ruído (BOYAT; JOSHI, 2015; MCHUGH, 2018).

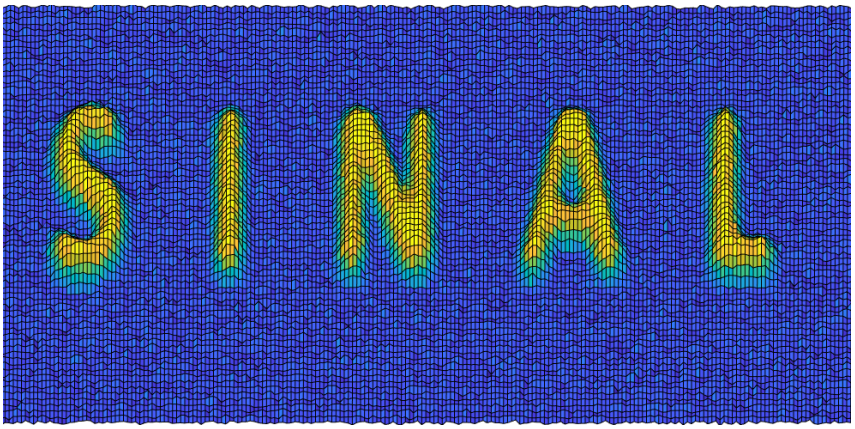
Em sistemas de aquisições digitais, o ruído possuiu um grande impacto na percepção de detalhes na imagem. Em alguns casos imperceptível, o ruído pode se tornar irrelevante ao sinal que pode ser desprezado (BLANKSBY et al., 1997). Nessas situações, o impacto visual do ruído não prejudica de maneira significativa a qualidade da imagem. No entanto, em circunstâncias do qual a fonte de luz é limitada, como aquisições em baixa dose de exposição em imagens de raios X, o impacto do ruído na imagem é intensificado.

Um exemplo da influência do ruído em imagem digital pode ser visto nas Figuras 1(a) e (b). Neste exemplo são mostradas imagens produzidas sinteticamente, sendo a primeira degradada por um ruído com desvio padrão igual a 2 enquanto a outra por um desvio padrão de 10. Na primeira imagem, é possível distinguir a mensagem escrita 'SINAL'. No entanto, na imagem seguinte, com uma degradação um pouco mais elevada, a palavra 'SINAL' e o ruído são comparáveis e, assim, muito mais difíceis de serem discernidos um do outro. Este é um exemplo prático da influência do ruído em imagens digitais, em que, à medida que se aumenta o ruído, a qualidade da imagem é reduzida, dificultando a sua interpretação (SINGH; SHREE, 2016; GONZALEZ; WOODS, 2010; MCHUGH, 2018).

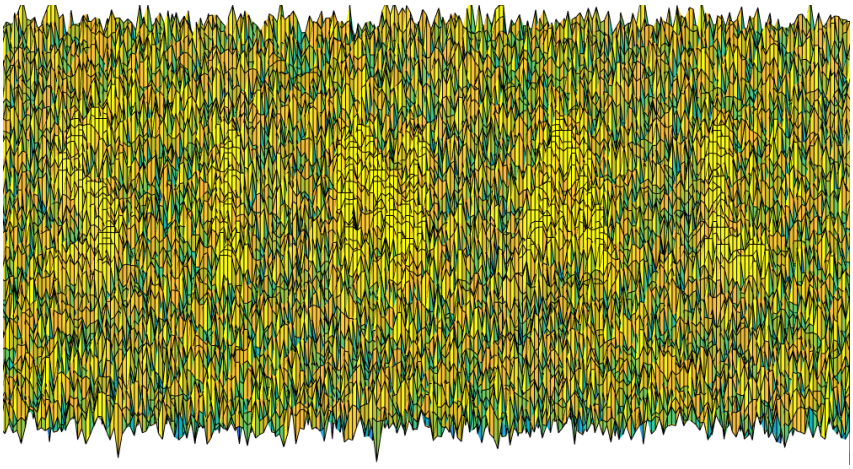
O ruído é um tipo de flutuação aleatória que afeta o valor real de cada pixel, resultando em uma perda de qualidade na imagem. Portanto, pode-se afirmar que a medida em que a degradação aumenta, a qualidade da aquisição é reduzida. Isso se deve ao fato de que as variações aleatórias do nível de cinza do pixel limitam a nossa habilidade de descriminar regiões de baixo contraste, ou seja, locais com níveis de cinza próximos acabam passando a ser despercebidos à olho nu, o que dificulta a percepção de estruturas importantes em alguns exames (RUSSO, 2017). A Figura 2 mostra um exemplo de imagens com diferentes

Figura 1: Duas imagens corrompidas por diferentes níveis de ruído. Em (a) é representado uma imagem com baixo nível de ruído. Em (b), uma imagem com alto nível de ruído.

(a)



(b)



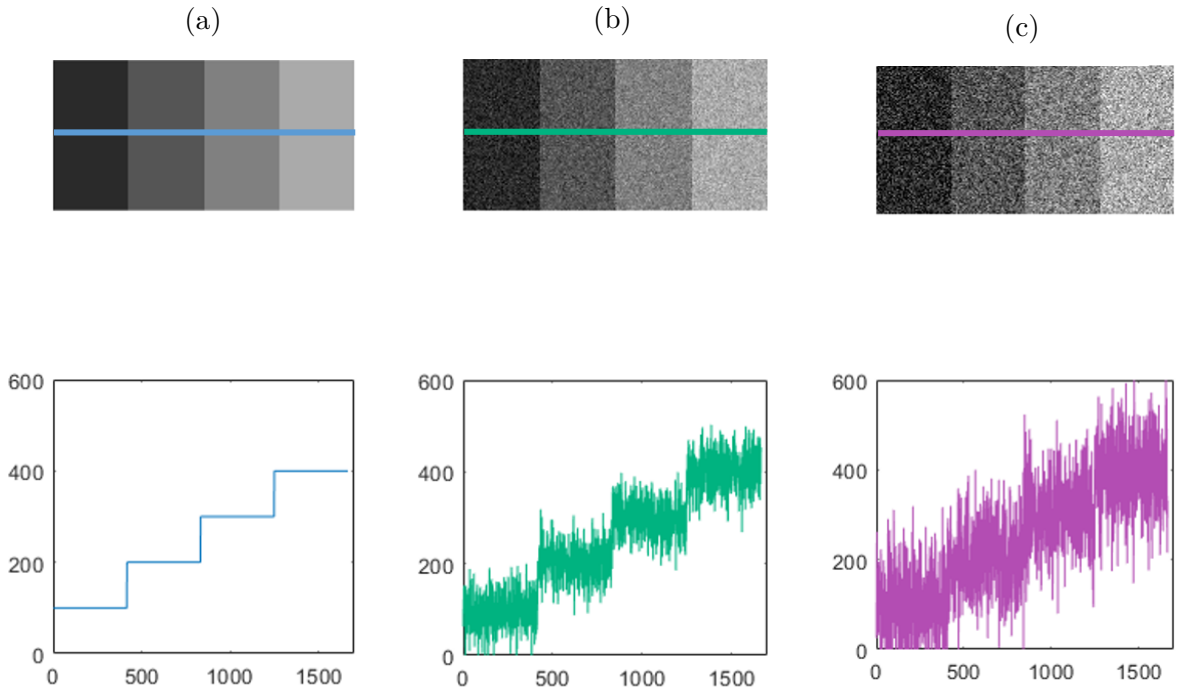
Fonte: do autor, 2020.

níveis de ruído.

As fontes de ruído estão diretamente relacionadas aos métodos de imageamento utilizados. Em particular, na área médica, utiliza-se muitas vezes dos raios X para aquisição de imagens. Para a sua formação, fótons de raio X são emitidos em direção aos detectores. Devido a forma aleatória e não uniforme de produção, as imagens derivadas dos raios X apresentam degradação. Esta interferência é um tipo de ruído muito presente em imagens médicas e é também conhecido como ruído quântico (BUSHBERG; BOONE, 2011).

Um outro exemplo de influência nos níveis de cinza dos pixels pode ser observado também em imagens derivadas de ressonância magnética. Nessa categoria, as aquisições são formadas a partir de pulsos de rádio frequência que alteram o momento de *spin* das estruturas analisadas. Todos estes sinais são capturados por detectores e amplificadores, que, por sua vez, possui variações aleatórias que são transmitidos na imagem final. Essa

Figura 2: Representação da influência do ruído em diferentes níveis de cinza em imagens. Em (a) é representado uma imagem sintética livre de ruído. Em (b) e (c) representam imagens com degradação menor e maior, respectivamente.



Fonte: do autor, 2020.

degradação é conhecido como ruído eletrônico ou térmico (BUSHBERG; BOONE, 2011; AZZARI; BORGES; FOI, 2018).

Como muitas das fontes de ruídos se dão de maneira aleatória, não é possível prever qual valor um determinado pixel irá assumir. No entanto, é possível modelar algumas caraterísticas do ruído através de métricas da estatística. Uma simples maneira de se descrever o ruído é por meio do seu valor esperado (média) e variância. O valor esperado de uma variável é o valor médio de uma grandeza em um determinado intervalo (PRINCE; LINKS, 2006).

Uma das formas de se obter o valor esperado do ruído é através da função de densidade de probabilidade. Em outras palavras, a função de densidade nos descreve a probabilidade relativa de uma variável aleatória tomar um dado valor. Sendo que $P_N(\eta)$ é a função densidade de probabilidade de uma variável aleatória N, em que η são valores contínuos, o valor esperado ou médio pode ser calculado de acordo com a Equação 1:

$$\mu_N = E(N) = \int_{-\infty}^{\infty} \eta P_N(\eta) d\eta. \tag{1}$$

Como pode ser observado na Figura 2, apesar dos sinais (b) e (c) serem degradados por diferentes ruídos, cada degrau, representado por um nível de cinza, oscila sobre sua respectiva média de intensidade de pixel. Esse fato dificulta a caracterização do ruído

apenas analisando a sua média (DOUGHERTY, 2009). Portanto, para especificação do ruído presente em sinais, utiliza-se a média quadrática, dado por:

$$\mu_{N^2} = E(N^2) = \int_{-\infty}^{\infty} \eta^2 P_N(\eta) d\eta, \tag{2}$$

tal que, a variância do sinal é dada pela relação entre a média e a média quadrática:

$$\sigma_N^2 = Var(N) = \int_{-\infty}^{\infty} (\eta - \mu_N)^2 P_N(\eta) d\eta, \tag{3}$$

$$\sigma_N^2 = \mu_{N^2} - (\mu_N)^2. \tag{4}$$

Cada tipo de degradação possui suas características em relação sua média e variância. Na literatura, diversos modelos de ruídos já foram apresentados. Uma das principais formas de se dividir os ruídos em famílias está relacionada com a forma em que a variância da degradação se comporta. Os dois grupos encontrados na literatura são o homocedástico e heterocedástico. As principais caraterísticas e diferenças entre cada um desses serão discutidos e apresentados nas próximas seções.

2.1 Ruído homocedástico

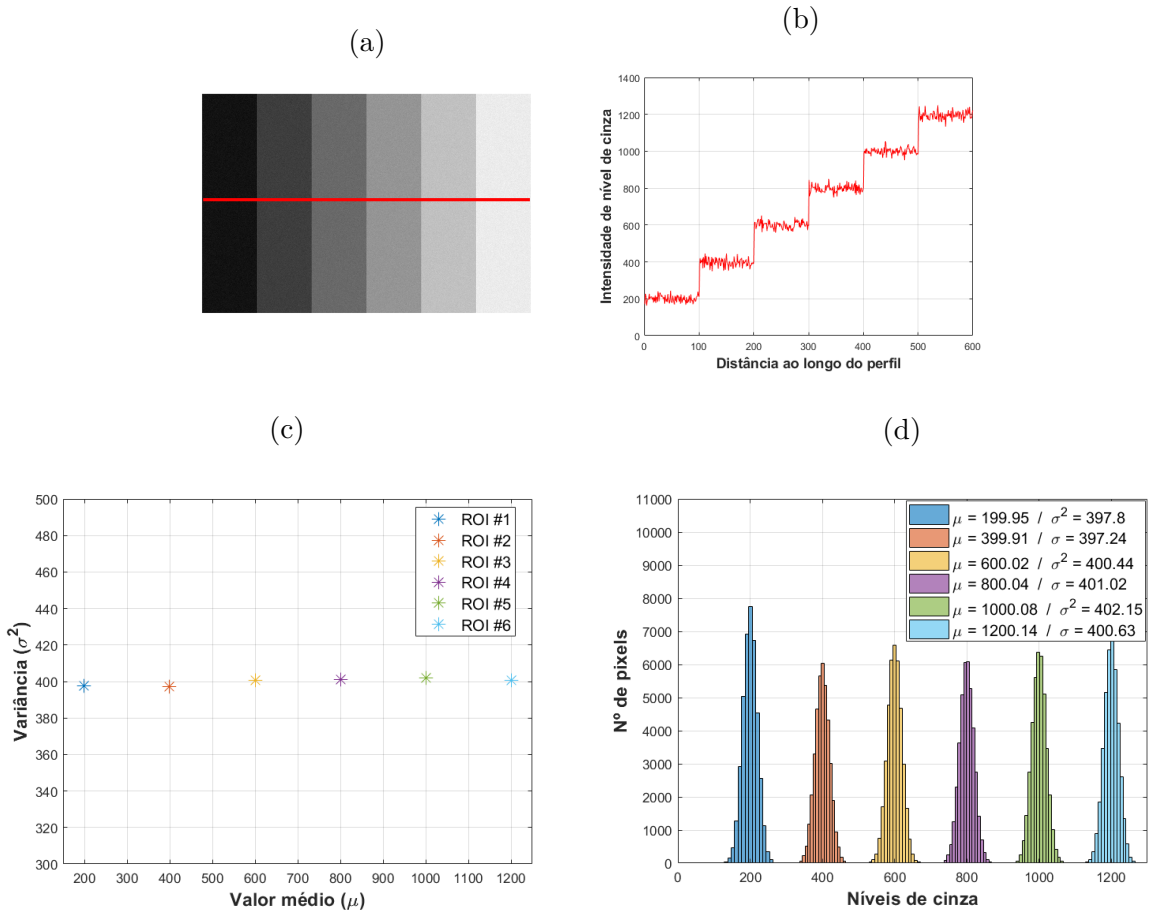
Segundo (WOOLDRIDGE, 2006), uma grandeza com variável aleatória é considerada homocedástica quando sua variância é a mesma em todas situações. Passando para outra perspectiva, pode-se dizer que o ruído presente na imagem só é homocedástico se a variância é constate para diferentes níveis de cinza em qualquer coordenada espacial da imagem. A Figura 3 mostra uma imagem com seis níveis de cinza, em que a mesma é corrompida por um ruído cuja a variância é de 400.

Analisando o gráfico de variância por valor médio, Figura 3(c), pode-se observar que, à medida que a intensidade do sinal aumenta, a variância do ruído permanece a mesma. Essa característica também pode ser analisada através do histograma da Figura 3(d).

O valor constante da variância é a principal caraterística dos ruídos que com compõem o grupo dos homocedásticos. O ruído gaussiano branco aditivo, muito vezes presente em imagens digitais, é um dos ruídos homocedásticos (BONCELET, 2009). Essa perturbação é observada devido às variações nas temperaturas dos sensores, do qual recebe o nome de ruído térmico ou eletrônico. Essa variação no valor real do pixel ocorre devido a possibilidade de um determinado sensor emitir tensão elétrica mesmo não existindo nenhum fóton para excitá-lo (AZZARI; BORGES; FOI, 2018).

O ruído térmico é, geralmente, modelado segundo uma distribuição normal e é matematicamente descrita como um ruído AWGN. O termo aditivo faz referência a operação de soma realizada na intensidade do pixel. O termo branco se refere ao fato de não haver correlação espacial do ruído. Nesse caso, ao ser analisado seu espectro de Fourier, nota-se

Figura 3: Imagem de degraus, com mudança de níveis de cinza, degradada por um ruído homocedástico. (a) e (b) representa a imagem ruidosa juntamente com o perfil radiométrico, respectivamente. O gráfico em (c) mostra a relação de média e variância do ruído sendo possível observar o valor constante em relação a variância, independente da mudança do nível de cinza. Em (d) é representado o histograma da imagem degradada sobre cada degrau de nível de cinza em que cada região apresentou valor constante para a variância (σ^2).



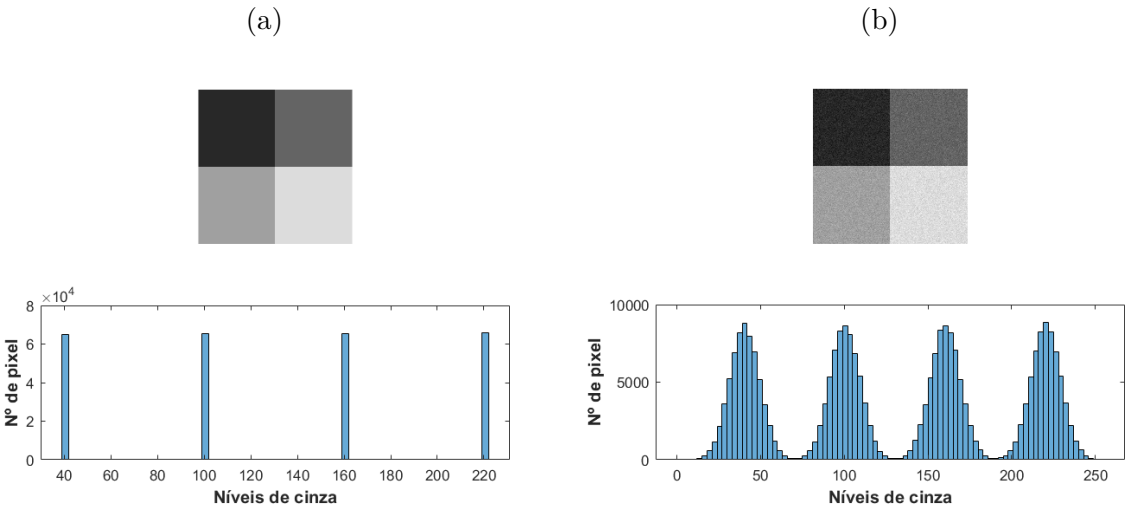
Fonte: do autor, 2020.

que o ruído é uniforme no domínio da frequência. A caraterística de cor faz referência à espectroscopia. Da mesma forma em que a luz branca dispersa através de um prisma, revelando componentes para todas as frequências do espectro visível (de 400THz, o vermelho, a 789THz, o violeta), a análise da transformada de Fourier do ruído AWGN revela componentes para todas as frequências do espectro de Fourier. Além disso, o ruído térmico pode ser classificado como independente e identicamente distribuído (*Independent and Identically Distributed* - IID) (AZZARI; BORGES; FOI, 2018). Dessa forma, considerando que $Z(x)$ seja a imagem corrompida por ruído Gaussiano e x representando a posição do pixel, pode-se exemplificar uma imagem com esta perturbação segundo a Equação 5:

$$Z(x) = Y(x) + \eta(x), \tag{5}$$

onde Y é o sinal livre de ruído e η representa a distribuição Gaussiana de média (μ) zero e variância σ_G^2. A Figura 4 representa uma imagem livre de ruído e a sua versão corrompida por ruído AWGN, juntamente com seus respectivos histogramas.

Figura 4: Ilustração do ruído Gaussiano corrompendo uma imagem sintética dividida em quatro regiões com valores distintos de intensidade de pixel. (a) imagem sintética sem ruído e seu histograma abaixo. (b) imagem ruidosa juntamente com seu histograma. Foi utilizado um ruído AWGN de desvio padrão igual a 9.



Fonte: do autor, 2020.

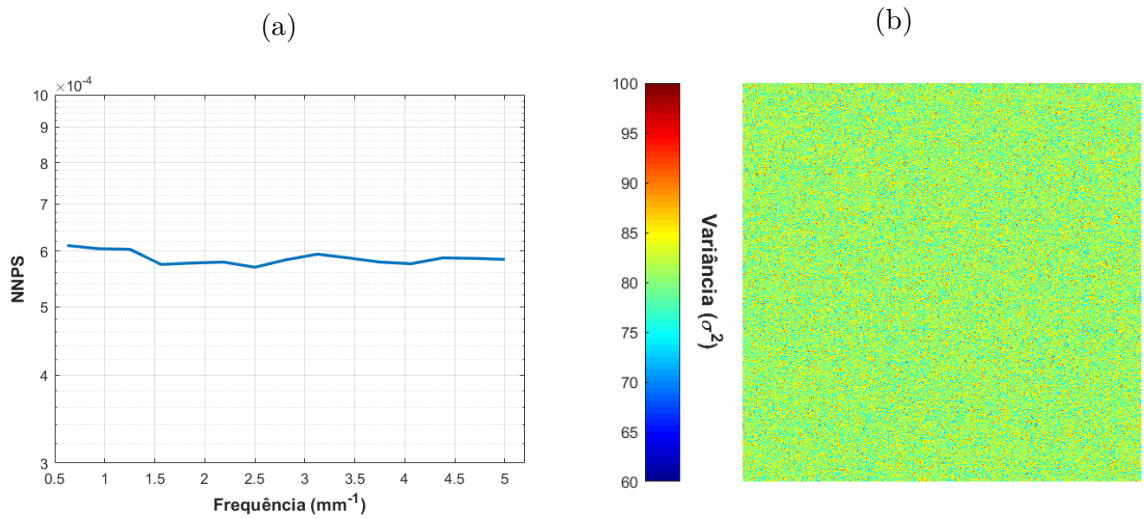
A partir da análise do espectro de potência do ruído e pela variância do sinal (Figura 5), observa-se que o ruído é branco e independente do sinal, visto que sua variância e seu espectro de potência do ruído normalizado (*Normalized Noise Power Spectrum* - NNPS) permanecem praticamente constante, mesmo com a mudanças dos níveis de cinza e frequência.

2.2 Ruído heterocedástico

Uma das interferências que mais frequentes nas imagens captadas em equipamentos digitais convencionais é o ruído heterocedástico. Na Figura 6 mostra uma imagem degradada por este tipo de degradação. O perfil radiométrico analisado na Figura 6(b) exemplifica uma das principais características deste grupo: a não homogeneidade no valor da variância (AZZARI; BORGES; FOI, 2018).

Visando analisar com mais precisão a relação mencionada a cima, a Figura 6(c) mostra um gráfico de dispersão em que, cada ponto, representa a média e variância sobre cada degrau na imagem. Este gráfico pode ser interpretado como uma reta que mostra a relação entre valor esperado (média) e variância do ruído. Pode-se observar uma relação entre estas duas grandezas estudadas, em que quanto maior a intensidade do pixel, maior será

Figura 5: Representação das características do ruído presente na Figura 4. O gráfico (a) representa o espectro de potência do ruído praticamente constante, variando em torno de 6 x 10^{-4}. Em (b) mostra o mapa de variância do ruído, podendo observar que não há a dependência do sinal e nem da posição espacial.



Fonte: do autor, 2020.

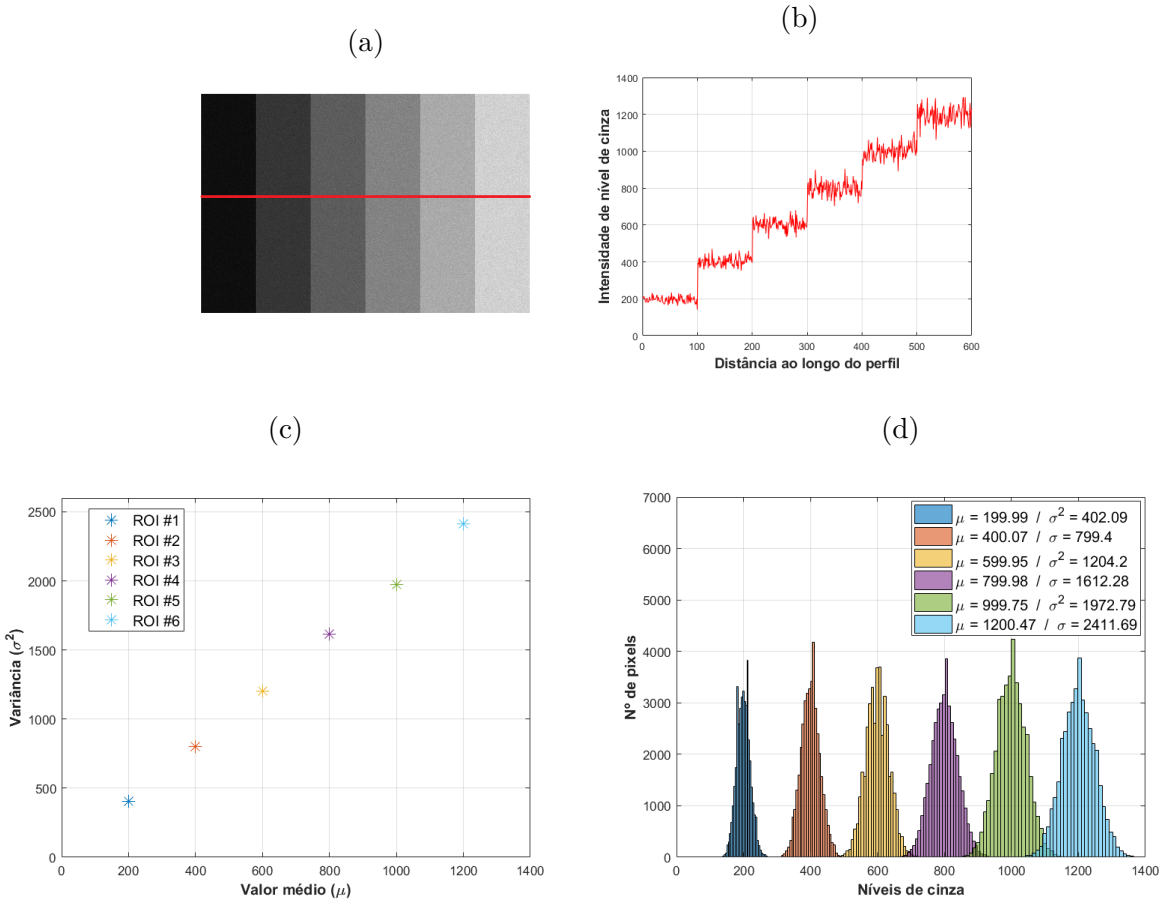
o impacto do ruído em seu valor real. Este fato mostra que o ruído heterocedástico não apresenta um valor constante de variância para diferentes níveis de cinza, mas sim, varia proporcionalmente ao sinal.

Estas caraterísticas estão relacionadas com a forma de aquisição ou até mesmo por processos de calibração aplicados na imagem. No entanto, os ruídos pertencentes ao grupo heterocedástico, apesar de apesentarem uma característica comum em relação a variância, possuem certas particularidades sobre a dependência do sinal e do espaço.

2.2.1 Com dependência do sinal

O ruído quântico, presente nas imagens digitais, está diretamente ligado ao processo de captura de fótons para gerar aquisições. Neste tipo de interferência, a variância do ruído não é constante, tendo sua magnitude alterada de acordo com o valor de nível de cinza presente na imagem (BONCELET, 2009). Um exemplo são os equipamentos de mamografia, em que os detectores captam sinais resultantes da interação da matéria com os fótones de raios X, para que, em seguida, seja determinada a intensidade do sinal proporcional a este processo. No entanto, o número de fótons que chega em cada detector não é constante e sofre uma variação aleatória ao redor de um valor esperado. Uma das importantes características dessa perturbação é a dependência do sinal, visto que o sinal captado pelos sensores está diretamente relacionado com o fluxo de elétrons detectados, portanto, locais onde os fótons são mais incidentes terão uma maior variância do ruído. No entanto,

Figura 6: Imagem de degrau, com mudança de níveis de cinza, degradada por um ruído heterocedástico. (a) e (b) representam a imagem ruidosa juntamente com o perfil radiométrico, respectivamente. O gráfico em (c) mostra a relação de média e variância do ruído sendo possível observar. Em (d) é representado o histograma da imagem degradada sobre cada degrau de nível de cinza.



Fonte: do autor, 2020.

apesar do ruído ser relativamente maior para estes casos, a sua interferência é amenizada devido à alta intensidade captada sobre os detectores. Este fato fica evidente quando é analisado a relação sinal ruído (*Signal-to-noise ratio* - SNR) sobre imagens que possui este tipo de degradação. Este ruído é geralmente vinculado a família do modelamento Poisson (TREPS et al., 2005; AZZARI; BORGES; FOI, 2018).

Uma forma simplificada de se representar uma imagem corrompida por ruído quântico segue a Equação 6:

$$Z(x) = \mathscr{P}(Y(x)), \qquad PDF(Z(x)|Y(x)) = \frac{Y(x)^{Z(x)}e^{-Y(x)}}{Z(x)!}, \tag{6}$$

onde $Z(x)$ é uma imagem corrompida com ruído Poisson na coordenada espacial x, Y o sinal médio esperado pela imagem, $\mathscr{P}$ representa uma distribuição Poisson e PDF

equivale a função de distribuição de probabilidade discreta. O valor esperado e a variância do ruído para este tipo de ruído se comportam de acordo com a Equação 7 abaixo:

$$E\left\{Z(x)|Y(x)\right\} = var\left\{Z(x)|Y(x)\right\} = Y(x). \tag{7}$$

Analisando da Equação 7, a dependência do sinal fica mais evidente a medida em que a variância com que a perturbação influenciará o valor real do pixel dependerá da magnitude do sinal naquela posição (AZZARI; BORGES; FOI, 2018). A Figura 7 mostra a imagem com interferência do ruído Poisson, juntamente com seu histograma, mapa de variância e SNR. No mapa é possível observar que a região com altos valores de intensidade do sinal possuem maior variância enquanto que nos locais com menor valor, essa grandeza foi inferior.

Uma conclusão que se pode tirar analisando a Equação 7 está diretamente relacionado ao sinal-ruído da imagem, no qual o valor cresce à medida que o valor do sinal aumenta, conforme a Equação 8 abaixo:

$$SNR = \frac{\mu}{\sqrt{\sigma^2}} = \frac{Y(x)}{\sqrt{Y(x)}} = \sqrt{Y(x)}, \tag{8}$$

onde σ^2 e μ é variância e a média do sinal, respectivamente. Isso significa que as imagens corrompidas com ruído Poisson em baixas intensidades, mesmo tendo baixos valores de variância, terão um ruído relativo maior, ou seja, menor SNR quando comparado com as imagens adquiridas em altos valores de sinal.

Em diversos casos dos quais a imagem captada é adquirida através de fótons, a aquisição final passa por um processo de calibração (BOONE, 2000; MACKENZIE et al., 2017; MARSHALL; MONNIN, 2017). Esse procedimento consiste em aplicar um ganho sobre o sinal detectado que acaba por afetar a relação entre a variância do ruído e a intensidade do sinal. Esse valor muitas vezes é chamado de eficiência quântica ou ganho quântico do sensor e indica qual é a razão entre o número de elétrons convertidos e o número de fótons incidentes. Essa calibração aplicada na imagem resulta em uma modificação na distribuição estatística do ruído, passando a ser um ruído Poisson com fator de escala.

Considerando uma imagem ruidosa Z, o ruído Poisson com fator de escala pode ser representado como:

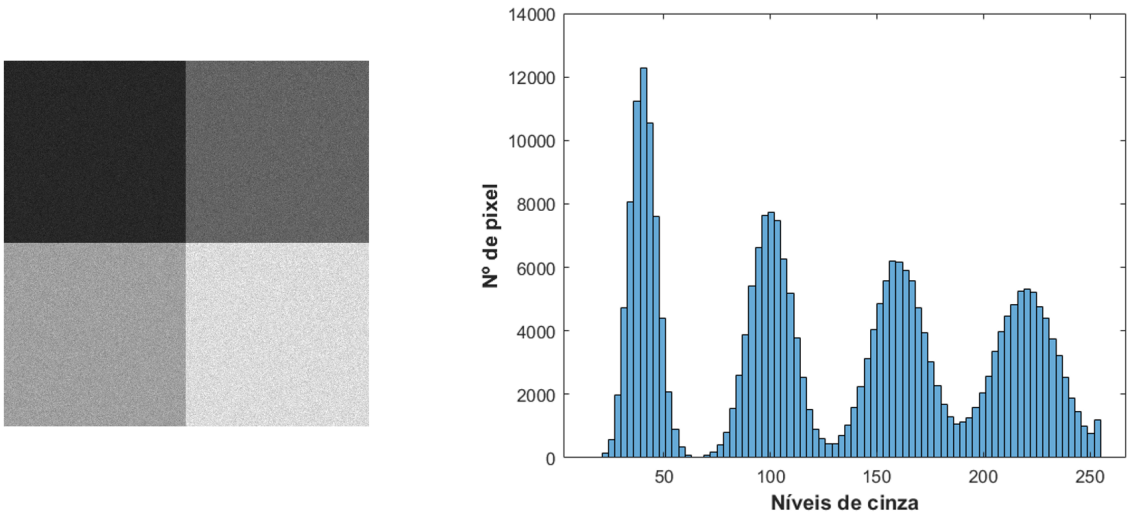
$$Z(x) = Y(x) + \alpha\mathscr{P}(Y(x)), \tag{9}$$

onde α representa o ganho quântico, maior que zero e $\mathscr{P}$ é uma distribuição Poisson. O valor esperado e a variância do ruído para esta interferência se comportam de acordo com as Equações 10 e 11 abaixo:

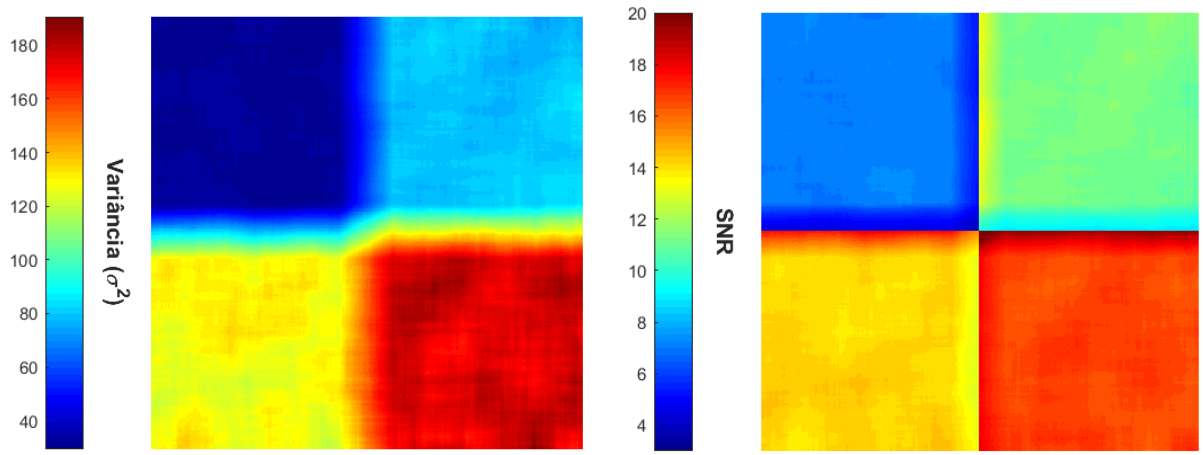
$$E\left\{Z(x)|Y(x)\right\} = Y(x), \tag{10}$$

Figura 7: (a) mostra a imagem corrompida com ruído Poisson junto com seu histograma. (b) representa o mapa de variância do ruído presente na imagem. (c) representa o SNR presente na imagem devido à degradação.

(a)



(b) (c)



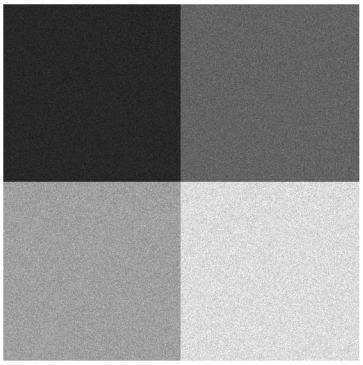
Fonte: do autor, 2020.

$$Var\left\{Z(x)|Y(x)\right\} = \alpha Y(x). \tag{11}$$

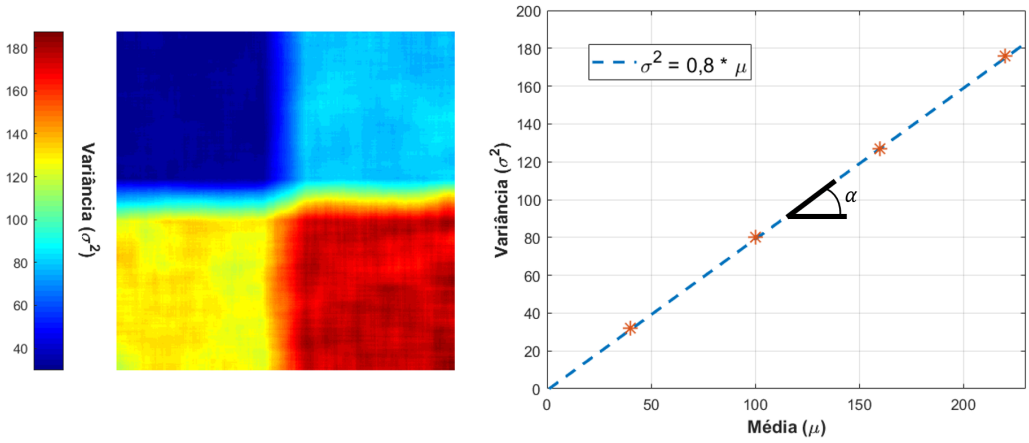
Observando melhor a Equação 11, pode-se perceber que a relação entre a variância do ruído e a média do sinal comportam-se como uma função do primeiro grau em que o valor do coeficiente linear e angular são iguais a zero e a α, respectivamente (AZZARI; BORGES; FOI, 2018). Importante notar que para $\alpha = 1$, este modelamento de ruído se torna um Poisson puro, conforme apresentado na Equação 7. Na Figura 8 está representado uma imagem corrompida pelo ruído Poisson escalado juntamente com a análise da relação da média e variância do ruído.

Figura 8: Em (a) é demostrada uma imagem degradada pelo ruído heterocedástico Poisson com fator de escala. Em (b), pode-se observar o mapa de variâncias do ruído presente na imagem assim como o gráfico de variância por intensidade do sinal. É possível constatar que o ruído é dependente do sinal e o coeficiente angular é numericamente igual ao fator de escala do ruído Poisson.

(a)



(b)



Fonte: do autor, 2020.

Pode-se perceber que para este tipo de perturbação, a média e a variância não são iguais e o ruído presente é dependente do sinal, visto que a variância se altera a medida em que a intensidade sinal muda. Observe que o parâmetro α dimensiona apenas a variância, mas não afeta a expectativa. Esse fato irá influenciar o impacto do ruído na imagem, podendo ser observado de maneira mais clara através do SNR, dado que:

$$SNR = \frac{E\left\{Z(x)|Y(x)\right\}}{\sqrt{var\left\{Z(x)|Y(x)\right\}}} = \sqrt{\frac{Y(x)}{\alpha}}. \tag{12}$$

Em algumas situações, a imagem digital possui degradações de duas fontes distintas de ruído. Um exemplo dessa interferência é observado quando se é possível distinguir facilmente as duas fontes de degradação. Geralmente, este ruído pode ser modelado com uma parte Poisson ou Poisson com fator de escala, do qual a variância é dependente do sinal, e outra parcela Gaussiana, independente do sinal. O modelamento deste ruído pode ser observado na Equação 13:

$$Z(x) = \alpha p(x) + \eta(x), \tag{13}$$

em que:

$$p(x) \sim \mathscr{P}(\alpha^{-1}Y(x)) \qquad \text{e} \qquad \eta(x) \sim \mathscr{N}(0, \sigma_G), \tag{14}$$

do qual as constantes $\alpha > 0$ e $\sigma_G > 0$ correspondem ao ganho quântico do ruído Poisson e à variância do ruído Gaussiano, respectivamente. Analisando o valor médio e a variância deste ruído, pode-se observar que:

$$E\left\{Z(x)|Y(x)\right\} = Y(x), \tag{15}$$

$$Var\left\{Z(x)|Y(x)\right\} = \alpha Y(x) + \sigma_G. \tag{16}$$

O SNR é calculado de acordo com a Equação 17:

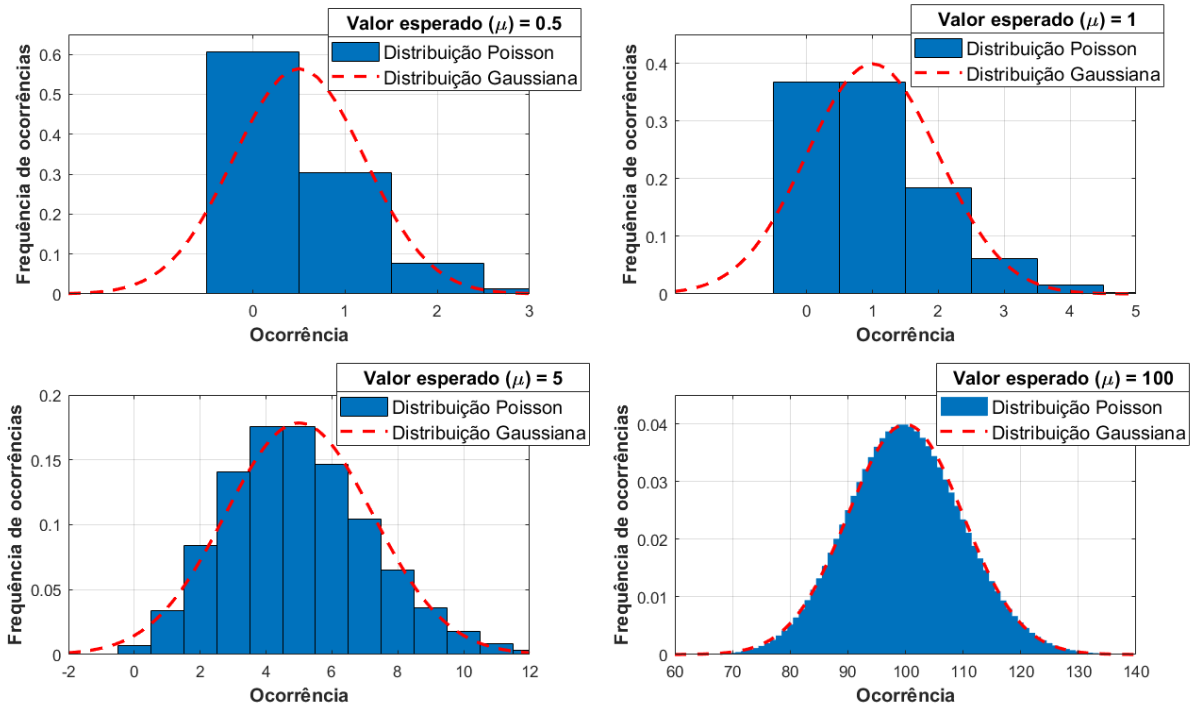
$$SNR = \frac{E\left\{Z(x)|Y(x)\right\}}{\sqrt{Var\left\{Z(x)|Y(x)\right\}}} = \frac{Y(x)}{\sqrt{\alpha Y(x) + \sigma_G}}. \tag{17}$$

Com o objetivo de simplificar o modelo descrito na Equação 13, pode-se considerar o teorema central do limite (*Central Limit Theorem* - CLT) (BONCELET, 2009), que determina que para altos valores de intensidade do sinal, a distribuição Poisson pode ser aproximada para uma distribuição Gaussiana, cuja a média e variância são numericamente iguais à média das variáveis aleatórias Poisson, conforme a representação abaixo:

$$\mathscr{P}(\mu) \approx \mathscr{N}(\mu, \mu), \tag{18}$$

onde $\mathscr{P}$ representa uma distribuição Poisson com média μ e $\mathscr{N}$ simboliza uma distribuição Normal (Gaussiana) de média e variância iguais à μ. Um exemplo prático do CLT é representado na Figura 9. Nela, observa-se quatro gráficos da frequência de ocorrência das variáveis para as distribuições Poisson (barra azul) e Gaussiana (linha tracejada) com diferentes valores esperado (valor médio da distribuição). É possível constatar que à medida que o valor esperado aumenta, a distribuição Poisson se aproxima de uma distribuição Gaussiana (AZZARI; BORGES; FOI, 2018).

Figura 9: Representação do Teorema Central do Limite em que uma distribuição Poisson converge para uma distribuição Gaussiana para altos valores do valor esperado.



Fonte: do autor, 2020.

Assim, no caso de modelamento de ruído em imagens digitais, pode-se considerar o CLT e modelar o ruído quântico de uma imagem por meio de uma distribuição Gaussiana heterocedástico, cuja variância não é constante e depende da intensidade do sinal.

Uma consequência deste aproximação pode ser vista no modelamento do ruído misto Gaussiano/Poisson, em que o ruído da imagem pode ser representado por duas fontes de degradação: uma referente ao ruído quântico, modelado por uma distribuição Gaussiana, heterocedástico, dependente do sinal, derivada da aproximação pelo CLT da família Poisson e a outra referente ao ruído eletrônico/térmico, modelado por uma distribuição Gaussiana homocedástico (AWGN) Gaussiana pura. Para simplificar ainda mais, é possível combinar as duas distribuições Gaussianas, originando a Equação 19 abaixo:

$$Z(x) \sim \mathscr{N}\left(Y(x), \sigma^2(Y(x))\right), \tag{19}$$

onde $Z(x)$ representa a imagem degradada nas coordenadas espaciais x, $\mathscr{N}$ representa uma distribuição Normal de média Y e variância $\sigma^2(Y(x))$. A variância do ruído pode ser descrita pela Equação 20:

$$\sigma^2(Y(x)) = \alpha Y(x) + \sigma_G, \tag{20}$$

em que a constantes $\alpha > 0$ corresponde ao ganho quântico do ruído, relativo à parte dependente do sinal, e $\sigma_G > 0$ corresponde à variância do ruído eletrônico, relativa à parte independente do sinal. O valor médio dessa distribuição é dado por:

$$E\left\{Z(x)|Y(x)\right\} = Y(x). \tag{21}$$

A Equação 19 pode ser reescrita também da seguinte forma:

$$Z(x) = Y(x) + \sigma(Y(x))\xi(x), \tag{22}$$

onde $\xi \sim \mathscr{N}(0,1)$, ou seja, uma distribuição normal de média zero e desvio padrão unitário.

Este tipo de ruído em imagens é chamado de gaussiano heterocedástico dependente do sinal, visto que a variância do ruído não é constante e está diretamente relacionada ao sinal sem ruído. Caso o valor fosse fixo, ou seja, $\alpha = 0$, este ruído seria classifica como independente e homocedástico. No entanto, este modelamento, apesar de simplificar na prática, não aborda a dependência espacial do ruído. Este tópico será apresentado na próxima secção.

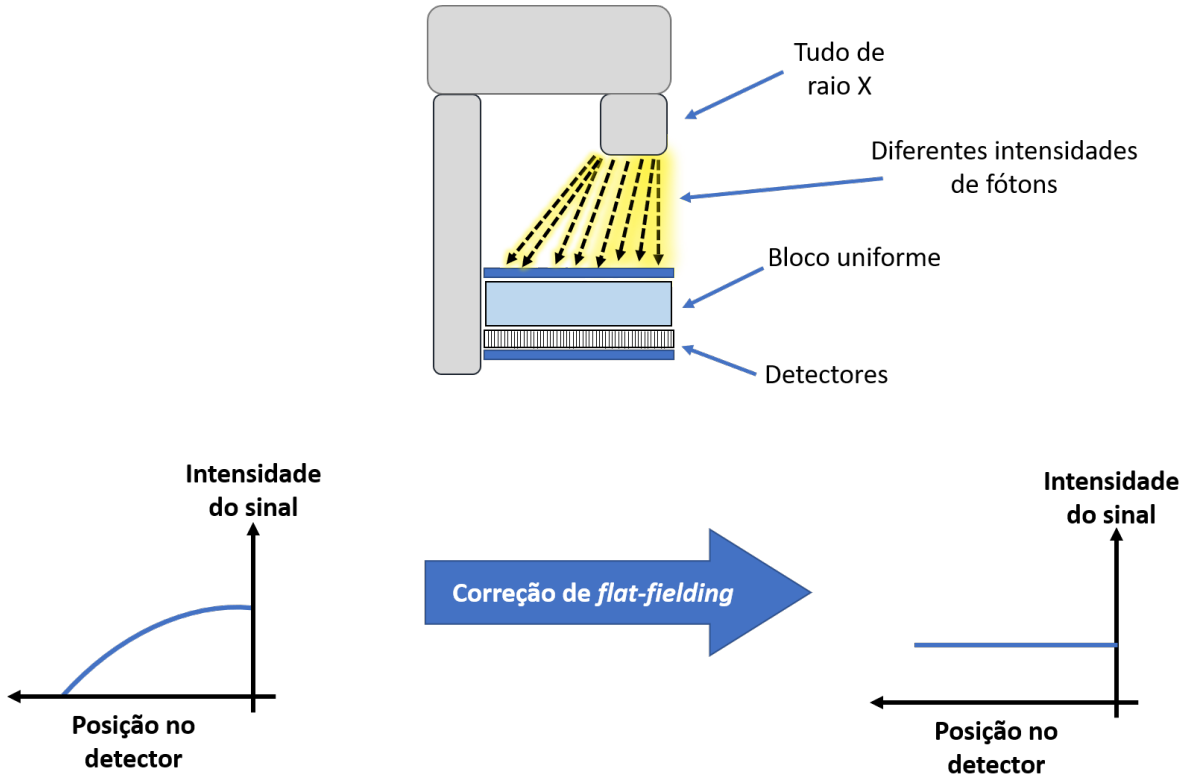
2.2.2 Com dependência do sinal e do espaço

Na maioria dos detectores digitais, os sensores captam a energia de fótons que os atingiram e a transforma em um sinal proporcional à quantidade de radiação eletromagnética captada. Portanto, a maioria dos detectores de imagens são integradores de energia e não contadores de fótons. O ruído quântico possui características distintas dependendo da intensidade do sinal e, para casos de imagens adquiridas com grande quantidade de fótons de radiação, o ruído quântico é dominante, podendo ser desprezado a parcela do ruído eletrônico. Entretanto, em situações de baixa exposição à radiação eletromagnética, como o caso de exames médicos de raios X, o ruído eletrônico não pode ser desprezado, e o modelo de ruído mais adequado é o misto Gausiano/Poisson (BORGES et al., 2017).

Outro ponto relevante no modelamento do ruído, em algumas imagens digitais, é a dependência espacial. No caso da mamografia digital existe o efeito *heel* do qual tem como consequência a não uniformidade na produção energética dos fótons de raio X (MARSHALL; MONNIN, 2017; ENGEN et al., 2013). Para que o exame seja mais uniforme possível, processo de calibrações, chamado de *flat-fielding*, são aplicados, fazendo que o ganho de

cada sensor varie de acordo com a sua posição. A simplificação do processo dessa correção é exemplificado na Figura 10 (BORGES et al., 2017; BORGES et al., 2017).

Figura 10: Exemplificação da correção de *flat-fielding* muito utilizado em equipamentos de raio X. Este processo tem como objetivo a redução do impacto da não uniformidade na produção de fótons.



Fonte: do autor, 2020.

Apesar de garantir a uniformidade, o ruído presente nas imagens também é amplificado ponto a ponto, gerando uma dependência espacial. Além disso, como não é interessante valores negativos nas imagens finais, a não negatividade é garantida aplicando um valor constante em cada pixel. Essa constante ganha o nome de *offset* (τ) (BORGES et al., 2018; GUERRERO, 2018). Estes processos são utilizados para alterar algumas características das imagens que, consequentemente, implicam em mudanças no modelamento ruído.

Considerando as principais fontes de ruído presente em imagens digitais adquiridas com baixa exposição à radiação, o modelo matemático adotado segue a distribuição mista Gaussiano/Poisson não-estacionário, com fator de escala (ganho quântico) dependente da posição espacial do pixel, conforme a expressão abaixo:

$$Z(X) = \alpha(x)\mathscr{P}(x) + \mathscr{N}(x), \tag{23}$$

onde $\mathscr{N}$ representa uma distribuição Gaussiana de média zero e variância σ_G^2 e $\mathscr{P}$ é uma variável aleatória com distribuição Poisson de média $Y(x)$ multiplicado pelo ganho quântico, α, também variante espacialmente.

As médias do ruído Gaussiano/Poisson são dados por:

$$E\left\{Z(x)|Y(x)\right\} = Y(x), \tag{24}$$

porém, essa degradação pode ser modelada de uma maneira mais simples, utilizando os conceitos do teorema central do limite (CLT), do qual diz que, para altos valores de contagem, o ruído quântico pode ser representado por uma distribuição gaussiana de média e variância iguais a média de uma distribuição Poisson. Com base nessa premissa, as imagens degradadas por este tipo de ruído seguem o modelo gaussiano heterocedástico dependente do sinal:

$$Z(x) = Y(x) + \sigma(x)\xi(x), \tag{25}$$

onde σ é o desvio padrão do ruído presente na imagem, Y equivale ao sinal sem ruído e ζ representa uma máscara de ruído branco, gaussiano, de média zero e variância unitária:

$$\xi(x) \sim \mathscr{N}(0,1). \tag{26}$$

A variância do ruído (σ^2) é modelado matematicamente de acordo com a seguinte equação:

$$\sigma(x)^2 = \alpha(x)Y(x) + \sigma_G^2. \tag{27}$$

onde σ_G representa o desvio padrão do ruído eletrônico e $\alpha(x)$ representa o ganho quântico em função da posição espacial. Em equipamentos digitais de imagens de raios X, o ganho quântico do ruído Poisson (α) também varia com a energia dos fótons que atingem o detector, ou seja, o ganho quântico é dependente dos parâmetros de exposição do equipamento (como tensão de pico no tubo (kVp), material do alvo, material do filtro) e também do objeto que foi radiografado (espessura, composição, etc). Isso torna ainda mais difícil a tarefa de estimar esses parâmetros a partir de imagens de calibração, que raramente conseguem reproduzir todos os parâmetros do processo de aquisição da imagem a ser restaurada.

Capítulo 3

Estimativa do ruído em imagens digitais

As capturas de imagens sempre estão sujeitas a alguma interferência externa, o que caracterizamos como ruído. Em algumas situações, a influência dessa degradação no imageamento é bastante relevante, sendo necessário a utilização de ferramentas para que a qualidade seja restaurada.

O processo em que é utilizado para recuperar a qualidade da imagem se chama filtragem do ruído. Para que esse método tenha a maior eficiência, a estimativa de parâmetros do ruído presente na imagem é fundamental, visto que muitos desses filtros são paramétricos. Dessa forma, diversas técnicas de estimativa das caraterísticas de degradação são apresentados na literatura. No entanto, é necessário fazer um estudo de qual modelo de ruído que melhor se encaixa na degradação analisada na imagem. Portanto, pode-se concluir que é necessário o uso de um determinado estimador para cada tipo de degradação (SINGH; SHREE, 2016).

Para casos específicos, como o ruído Poisson, cuja degradação está diretamente relacionada com o valor do sinal, a estimativa do ruído é ainda mais complexa. Isso se deve ao fato de que para a estimativa dos parâmetros desta família de degradação, é necessário o acesso ao sinal livre de ruído. No entanto, na prática, isso nunca está disponível, pois toda aquisição sempre será degradada por um certo nível de interferência. Uma das alternativas utilizas para resolver esse impasse é por meio de uma aproximação da intensidade do sinal livre de ruído a partir da média de múltiplas aquisições, o que será abordado ao longo desse capitulo.

Este capitulo está dividido em duas seções. A primeira apresenta técnicas para estimativa de ruído homocedástico. Em seguida, serão apresentados estimadores para o ruído heterocedástico.

3.1 Estimativa do ruído Homocedástico

Como visto no Capítulo 2, foram apresentados alguns modelos de degradação em imagens digitais. O mais simples discutido foi o ruído Homocedástico AWGN. Devido a sua não dependência do sinal, este tipo de ruído é relativamente fácil de ser estimado a partir da própria imagem ruidosa. Algumas técnicas de estimativas baseiam-se no conceito que o ruído é dominante nas altas frequências, portanto, a caracterização da interferência é feito utilizando filtros passa alta (IMMERKAER, 1996; RANK; LENDL; UNBEHAUEN, 1999). Outros métodos são baseados em análises estatísticas do ruído relativo com o intuito de se calcular a variância da degradação (HASHEMI; BEHESHTI, 2009). Um estimador bastante utilizado e com uma alta precisão é baseado nas transformadas *wavalet* da imagem. Como as informações do ruído são predominantes nas altas frequências, a ideia consiste em extrair informações dos coeficientes de detalhe no domínio *wavalet*, sendo possível fazer a estimativa precisa da variância do ruído AWGN (LIU; LIN, 2012).

3.2 Estimativa do ruído Heterocedástico

3.2.1 Com dependência do sinal

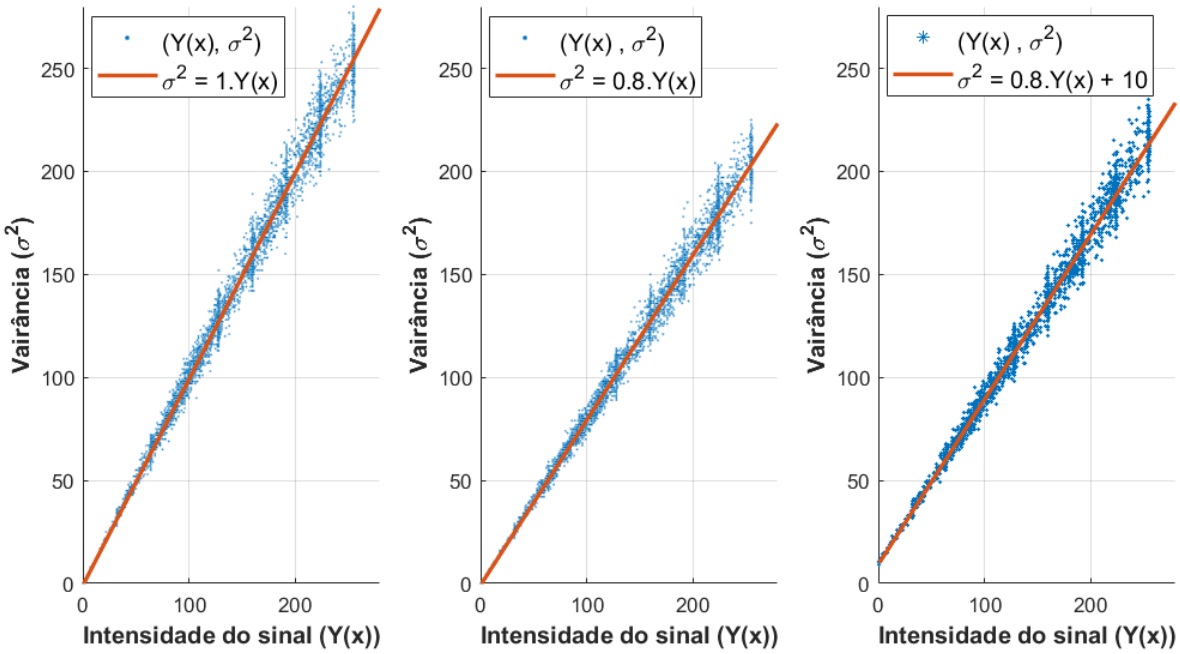
Para alguns dos ruído dependentes do sinal (Poisson, Poisson com fator de escala e misto Poisson Gaussiano) várias técnicas de estimativas já foram publicadas (JEZIERSKA et al., 2012; LIU; TANAKA; OKUTOMI, 2014; MÄKITALO; FOI, 2014; THAI; COGRANNE; RETRAINT, 2013; THAI; RETRAINT; COGRANNE, 2015). A técnica apresentada por (FOI et al., 2008; AZZARI; BORGES; FOI, 2018) consiste nos cálculos locais da média e do desvio padrão sobre a imagem degradada. Como as informações do ruído são dominantes nas altas frequências da imagem, busca extrair informações dos coeficientes de detalhe no domínio *wavelet* em regiões uniformes. Para isso, a imagem a ser analisada passa por um processo de segmentação do qual cada nível se refere a uma determinada região uniforme, ou seja, com características semelhantes de acordo com o critério adotado. Das regiões uniformes segmentadas, calcula-se a média e o desvio padrão para que em seguida seja estimado uma função entre essas duas grandezas, conforme apresentado na equação abaixo:

$$\hat{\sigma}(x) = \sqrt{\alpha Y(x) + \sigma_G}, \tag{28}$$

onde o coeficiente angular, α, representa o ganho quântico do ruído Poisson, o coeficiente linear, σ_G^2, é a variância do ruído Gaussiano e $Y(x)$ é sinal livre de ruído. Para os casos de imagens degradadas apenas por ruído quântico, o valor de σ_G será zero. Por outro lado, imagens degradadas por ruído Poisson puro, o valor de σ_G também será zero e α unitário, no qual o valor da variância do ruído será exatamente igual o valor da intensidade do sinal. A Figura 11 representa o gráfico da variância do ruído em função da intensidade

do sinal para os casos exemplificados. No entanto, os métodos apresentados nessa seção não consideram a variação espacial do ganho quântico, o que pode limitar sua utilização.

Figura 11: Representação da relação de intensidade do sinal e variância do ruído para três diferentes variações do ruído Poisson. Os pontos azuis em cada gráfico são o valor de intensidade do sinal ($Y(x)$) e a variância (σ^2) de cada pixel medidos em profundidade sobre 50 aquisições de imagens degradadas. (a) ruído Poisson. (b) ruído Poisson com fator de escala. (c) ruído misto Gaussiano/Poisson com fator de escala.



Fonte: do autor, 2020.

Na literatura, são observados outros métodos de estimativa de parâmetros de ruído a partir da própria imagem ruidosa. No método apresentado por (BORGES et al., 2016) estima-se os parâmetros que descrevem o ruído presente em imagens RAW de mamografia digital 2D em duas partes: o ruído eletrônico, por um termo aditivo, independente do sinal, com distribuição Gaussiana e o ruído quântico, por um termo multiplicativo, dependente do sinal, com distribuição Poisson. Nesta técnica, cria-se K máscaras binárias em que cada uma delas representa um nível de cinza da região de interesse. Cada máscara possuirá valor 1 nas coordenadas que contêm pixels com nível de cinza igual ao avaliado e 0 para o restante da imagem. Após este processo, uma operação morfológica de fechamento é aplicada com o objetivo de unir os pontos da máscara que ficaram isolados. Por fim, as máscaras são multiplicadas com a região original e as estimativas de média e variância dos pixels que resultaram dessa multiplicação são calculados, sendo possível estimar os parâmetros do ruído de uma imagem de mamografia específica. No entanto, o ganho quântico calculado por este método é constante, e não considera a dependência espacial deste parâmetro.

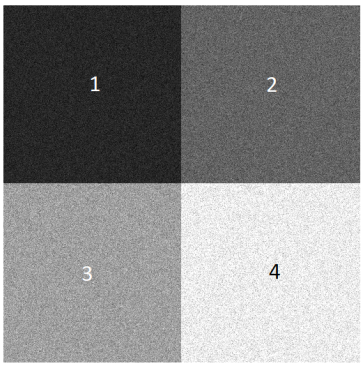
Em seu trabalho, (STARCK; MURTAGH; BIJAOUI, 1998), propôs a estimativa do ruído utilizando a estabilização da variância. Neste método, é necessário como entrada o valor do desvio padrão do ruído Gaussiano e, de forma interativa, busca-se encontrar o ganho quântico do ruído Poisson. Essa técnica se baseia no conceito de que para o ruído estar corretamente estabilizado com aplicação da transformada de Anscombe, a sua variância neste novo domínio deve ser aproximadamente unitária e isto apenas aconteceria caso os parâmetros de entrada, ganho quântico (α) e o desvio padrão da parte gaussiana (σ_G), estivessem corretos. A Equação 29 abaixo representa a transformada generalizada de Anscombe para o ruído misto Gaussiano/Poisson com fator de escala:

$$\mathscr{A}(Z(x)) = \frac{2}{\alpha}\sqrt{\alpha.Z(x) + \frac{3}{8}.\alpha^2 + \sigma_G^2}, \tag{29}$$

onde $\mathscr{A}$ é o sinal, agora, estabilizado corrompido por um ruído aproximadamente gaussiano de média zero e variância unitária, e σ_G representa o desvio padrão do ruído aditivo Gaussiano e α é o ganho quântico do ruído Poisson. Portanto, para a utilização dessa ferramenta, é necessário a calcular corretamente dois parâmetros, σ_G e α, pois, caso eles não estejam corretos, o ruído não será estabilizado (STARCK; MURTAGH; FADILI, 2010).

A Figura 12 mostra uma imagem corrompida por ruído misto Gaussiano/Poisson com $\alpha = 2$ e $\sigma_G = 5$. A imagem foi dividida em quatro regiões com intensidades de pixel distintos. Nesta mesma imagem foi aplicada a transformada generalizada de Anscombe com diferentes valores de α e observado as respectivas variâncias para cada estabilização, conforme a Tabela 1. É possível observar que o sinal apenas ficou estabilizado, ou seja, variância do ruído aproximadamente igual a um, quando os parâmetros de entrada utilizados na transformada são os corretos. Portanto, esse método mostrou-se uma técnica simples para levantamento parâmetro dependente do sinal em imagens digitais.

Figura 12: Imagem corrompida com ruído misto Gaussiano/Poisson separada por regiões. $\alpha = 2$ e $\sigma_G = 5$.



Fonte: do autor, 2020.

Tabela 1: Aplicação de diferentes ganhos quânticos (α) como entrada para transformada generalizada de Anscombe, seguido das variâncias estimadas para cada região. Os σ_G adotado para todas aplicações foi de 5.

α	Variância			
	Região 1	Região 2	Região 3	Região 4
1	0,615	0,548	0,537	0,524
1,5	0,801	0,787	0,769	0,761
2	**0,994**	**1,003**	**1,014**	**1,003**
2,5	1,221	1,218	1,240	1,233
3	1,422	1,472	1,486	1,475

Fonte: do autor, 2020.

Os métodos de estimativas apresentados nesta seção são eficientes no levantamento do ganho quântico da parte dependente do sinal. No entanto, em situações em que a imagem passa por processos de calibração, a dependência espacial passa a ser uma variável a ser analisada. A próxima seção irá apresentar algumas técnicas de estimativas para o ruído Heterocedástico com dependência do sinal e do espaço.

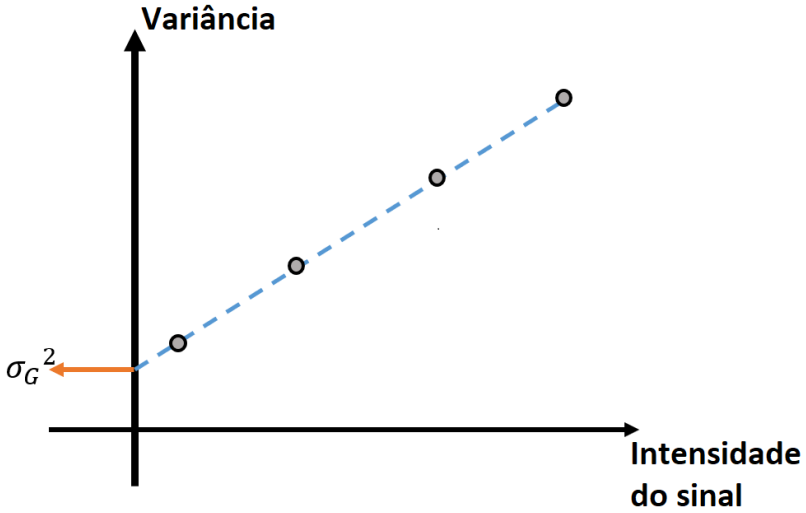
3.2.2 Com dependência do sinal e do espaço

Nesta seção, serão apresentadas duas técnicas distintas de estimativa do ruído da imagem. A primeira mostra o cálculo através de imagens de calibração, muito utilizados em equipamentos médicos. O segundo método apresenta o levantamento das caraterísticas da degradação retiradas da própria imagem degradada.

3.2.2.1 Método com imagem de calibração

A estimativa dos parâmetros do ruído misto Gaussiano/Poisson não-estacionário com dependência espacial e do sinal não é uma tarefa trivial. Analisando a Equação 27, pode-se perceber que, para este tipo de modelo, é necessário levantar o mapa de ganho quântico e a variância da parte Gaussiana do ruído. A estimativa da parte aditiva deste tipo de ruído é uma tarefa relativamente simples. Uma das técnicas aplicadas para este levantamento utiliza-se de blocos uniformes de acrílico polimetilmetacrilato (PMMA). Devido à homogeneidade do bloco, espera-se como resultado da exposição, um sinal constate e uniforme. Usufruindo dessa característica, são realizadas várias aquisições, alterando os parâmetros de exposição, gerando diversas imagens com valores distintos de níveis de cinza (intensidade do sinal). Em seguida, para cada aquisição com diferentes valores de exposição, analisa-se o comportamento da intensidade do sinal e a variância do ruído. A equação gerada dessas duas grandezas resultará em uma função do primeiro grau, em que o coeficiente linear corresponde a variância do ruído eletrônico. A Figura 13 representa a estimativa da parte Gaussiana do ruído.

Figura 13: Exemplo do gráfico de intensidade do sinal e variância do ruído utilizado com imagens de calibração para o cálculo da parte Gaussiana do ruído. O coeficiente linear é numericamente igual ao σ_G^2.



Fonte: do autor, 2020.

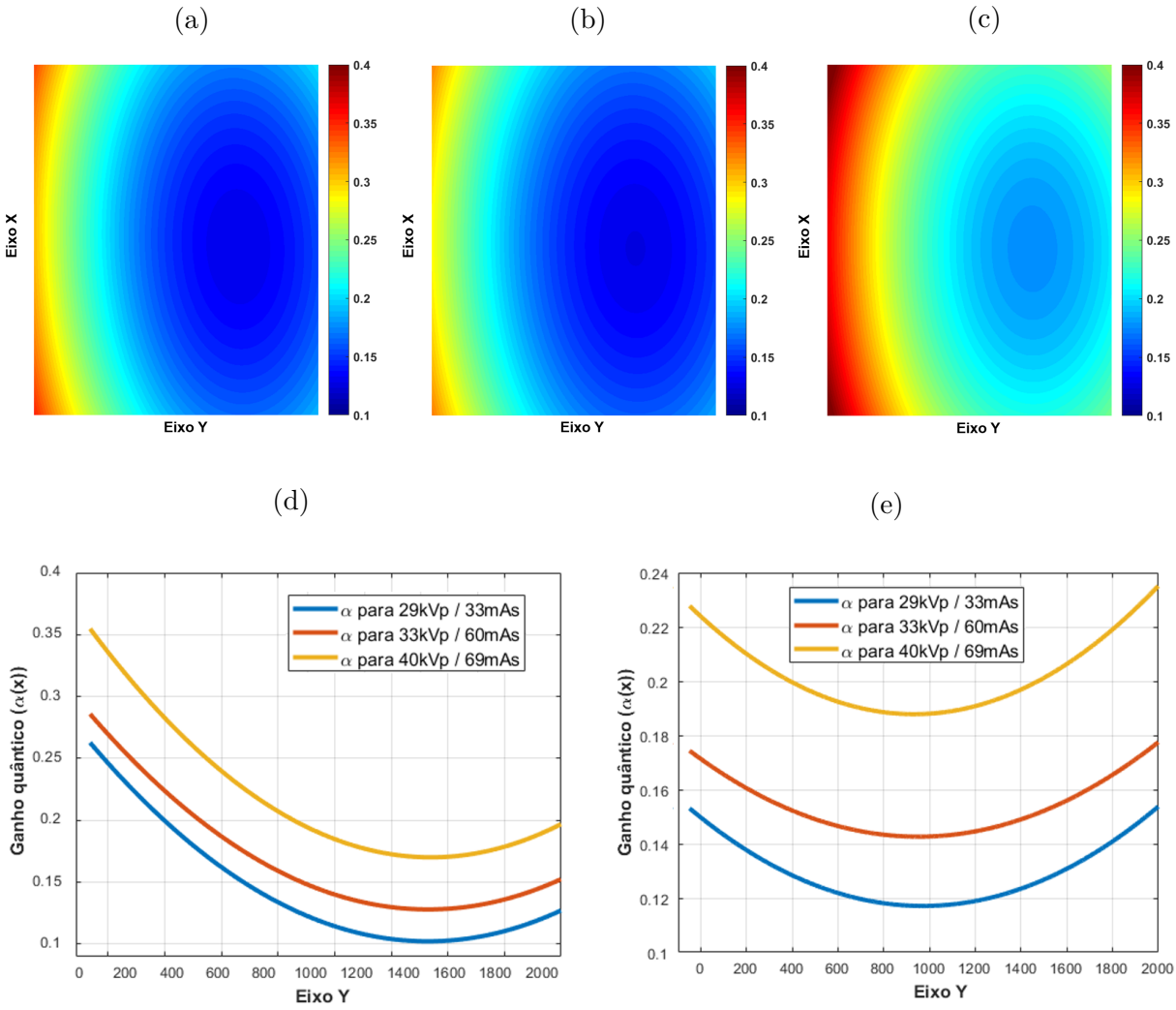
Nessa etapa, também é possível estimar o valor do ganho quântico através do coeficiente angular da reta, desde que este parâmetro não seja variante dependente do espaço. Em situações onde há dependência espacial, os valores de ganho quântico variam para cada posição espacial. Portanto, é necessário eliminar a influência do sinal para que seja possível a análise apenas da parte com dependência espacial. Novamente, o uso do imageamento de blocos PMMA é necessário. A utilização desse bloco elimina dependência do sinal, deixando apenas a variação espacial para ser analisado. O cálculo pode ser feito utilizando a equação abaixo:

$$\alpha(x) = \frac{\hat{\sigma}^2(x) - \sigma_G^2}{\hat{\mu}(x)}, \tag{30}$$

onde $\hat{\sigma}^2$ e $\hat{\mu}$ são, respectivamente, as estimativas da variância e da intensidade local a partir de imagens de calibração.

Apesar de existirem técnicas de cálculo do ruído eletrônico, essa tarefa torna-se mais complicada para a parte Poisson. Para estimar este último é necessário a aquisição de várias imagens de uniformes com os mesmos parâmetros de exposição da imagem a ser filtrada, já que para em alguns sensores, principalmente de imagens raios X, o ganho quântico do ruído Poisson varia também com a energia dos fótons (BEUTEL; KUNDEL; METTER, 2000). Portanto, como o ganho quântico do ruído Poisson está diretamente relacionado com os parâmetros de exposição, sua estimativa torna-se mais complexa (BRITO et al., 2018). A Figura 14 mostra mapas de ganho quântico para diferentes valores de exposição (tensão de pico (kVp) e produto corrente elétrica/tempo de exposição (mAs)) de um tubo de raio X em um equipamento de mamografia digital.

Figura 14: Análise do comportamento do ganho quântico ($\alpha(x)$) para diferentes parâmetros de exposição em equipamentos de mamografia digital. Em (a) o ganho quântico para 29kVp/33mAs. Em (b) o ganho quântico para 33kVp/60mAs. Em (c) o ganho quântico para 40kVp/69mA. Em (d) é o comportamento do ganho quântico da parede torácica do paciente até o mamilo (ao longo do eixo X). Em (e) é mostrado o comportamento do ganho quântico parâmetro paralelo a parede torácica (ao longo do eixo Y).



Fonte: do autor, 2020.

Conforme visto na Figura 14, o ganho quântico do ruído Poisson varia de acordo com os parâmetros de exposição utilizados. O que muitas vezes se faz na prática é adotar um mapa de ganho quântico médio, aplicando esta estimativa para todas as imagens que se deseja restaurar, independente dos valores de exposições em que elas foram adquiridas. Este impacto é ainda mais intensificado quando, em algum processo sobre a imagem, é utilizado a estabilização de variância, como é o caso da transformada generalizada de Anscombe. A Figura 15 representa uma imagem com vários níveis de cinza corrompida por um ruído Gaussiano Heterocedástico com dependência do sinal e espacial, do qual o mapa de ganho inserido foi o apresentado na Figura 14 como "α *para 40kVp/69mAs*".

As Figuras (b) e (c) da parte inferior representam a variância ponto a ponto do ruído após aplicação do mapa de ganho quântico correto e incorretos, respectivamente. Nota-se que o ruído apenas foi estabilizado, ou seja, variância igual a um, quando se utilizou o mapa de ganho quântico correto. Portanto, a aplicação da transformada generalizada de Anscombe utilizando um ganho quântico médio, o que muitas vezes é feito na prática, acaba acrescentando um erro para a estabilização. Além disso, a aquisição de um grande número de imagens uniformes dificulta a aplicação dos métodos de processamento em ambiente clínico visto que as imagens de calibração devem ser adquiridas instantes depois do exame e com mesmos parâmetros de exposição. Uma alternativa para facilitar este processo seria a estimativa dos parâmetros do ruído a partir de imagens já adquiridas.

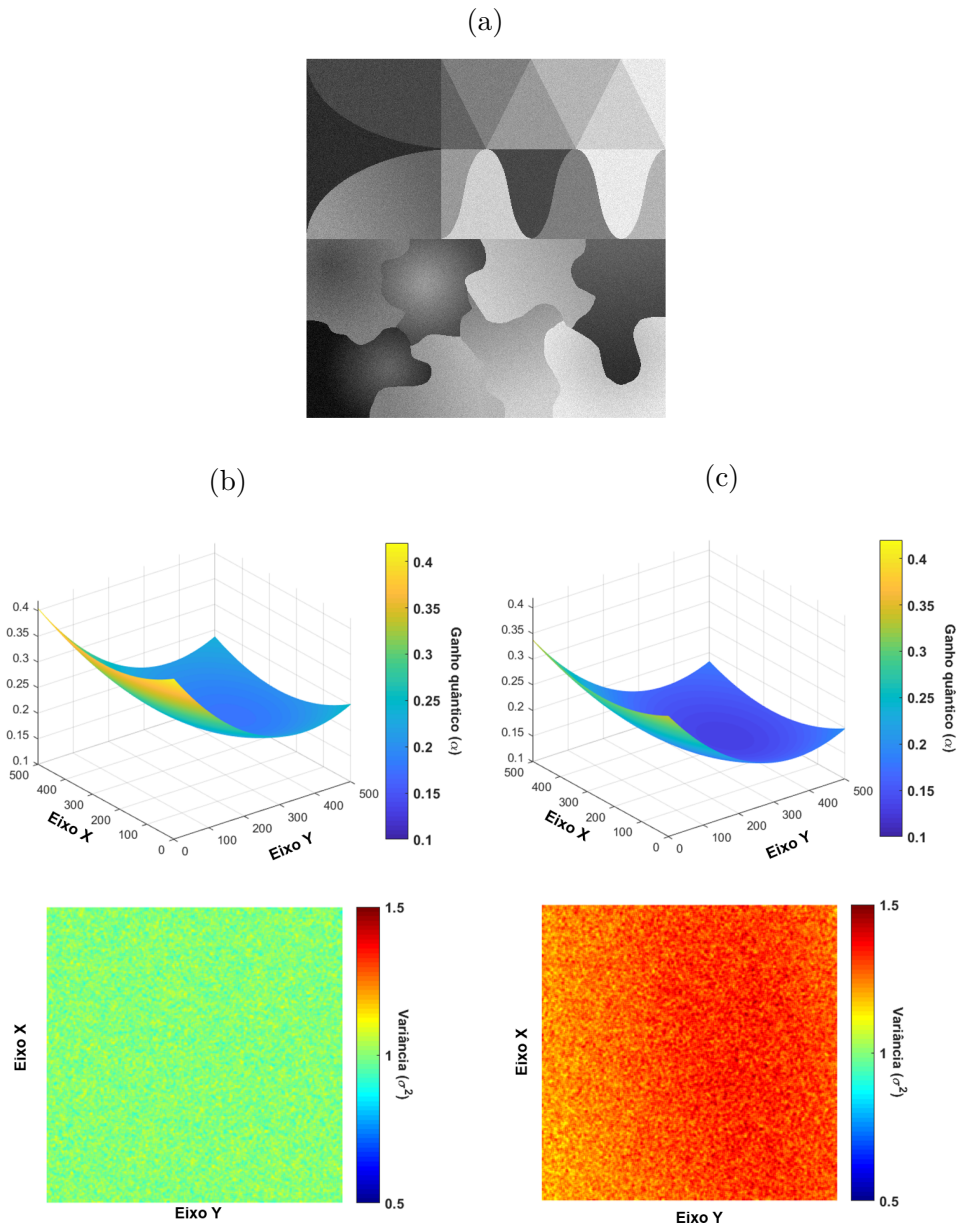
3.2.2.2 Método sobre a imagem degradada

A estimativa individual de cada parâmetro em imagens degradadas por ruído Poisson não estacionário com dependência do sinal e espacial não é uma tarefa trivial. Tendo como base essa dificuldade, muitos métodos de estimativa para este tipo de degradação procuram calcular o mapa de variância do ruído ao invés do cálculo dos parâmetros separadamente.

No trabalho apresentado por (SALMERI et al., 2008), os autores utilizaram de técnicas de processamento de imagem para a estimativa do mapa de variância do ruído. Inicialmente, um filtro passa baixa é aplicado à imagem degradada com o intuito de fazer uma pré-filtragem, extraindo as componentes de alta frequência. Em seguida, é estimado o mapa de variância do ruído através da subtração da imagem inicial degrada com a pré-filtrada. Em seguida, outras técnicas de eliminação de bordas e análises do histograma são utilizadas para que seja possível se obter o mapa de variância da degradação.

Em outro estudo, (AJA-FERNÁNDEZ et al., 2015), a técnica da estimativa do mapa de variâncias também é aplicada. Primeiramente é feito o levantamento da imagem pré-filtrada para que em seguida, através de uma filtragem homomórfica (uso da função logarítmica), há a transformação de componentes multiplicativos em aditivos. No caso de imagens com ruído heterocedástico, o ganho quântico é um fator multiplicativo em relação ao sinal. Na filtragem homomórfica, essa multiplicação é transformada em uma

Figura 15: Em (a) é representado uma imagem corrompida pelo ruído Poisson não-estacionário (com dependência do sinal e espacial). Em (b) e (c) são apresentados, na parte superior, os ganhos quânticos utilizados para cada estabilização e, na parte inferior, o mapa de variância do ruído quando utilizado diferentes valores de mapa de ganho quântico para estabilização da variância.



Fonte: do autor, 2020.

adição, que é mais fácil de ser estimada por meio de filtros. No caso dessa proposta, um filtro passa-baixa é utilizado para separar a o ruído (dominante na alta frequência) com a variação do ganho quântico (que é mais suave e, portanto, um componente de baixa frequência).

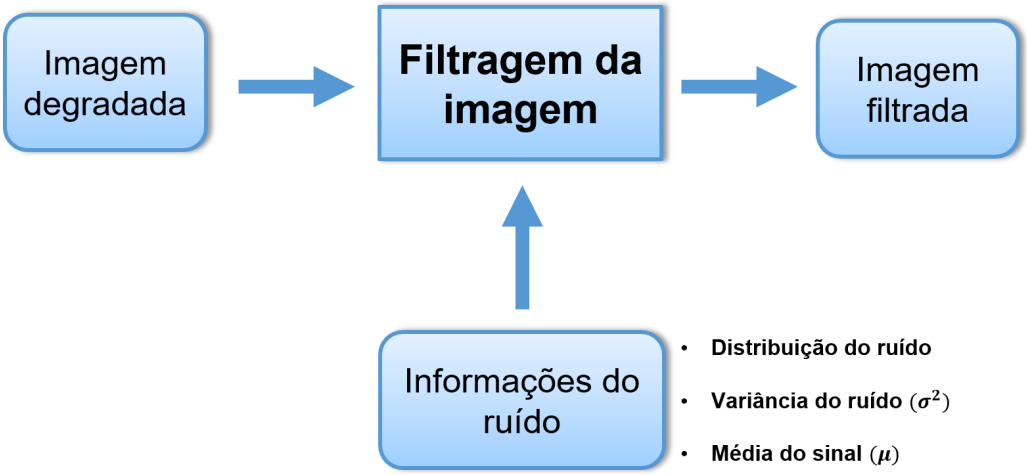
Como pode-se observar, em situações em que o ruído presente na imagem é Poisson não-estacionário com dependência do sinal e do espaço, utiliza-se a estimativa do mapa de variância por completo ao invés de estimar os parâmetros individuas do ruído. Apesar de conseguir atingir seus objetivos, estes métodos de estimativa acarretam certo erro visto que há a necessidade de uma imagem pré-filtrada de uma maneira mais robusta, acarretando uma imprecisão no cálculo. Portanto, fica evidente a necessidade do levantamento dos parâmetros indivíduas do ruído Poisson não-estacionário com dependência do sinal e espacial, especificamente a parte multiplicativa da degradação, por meios mais simplificados, sem a utilização de métodos de pré-filtragem ou imagens calibração.

Capítulo 4

Restauração de imagens digitais por meio da filtragem de ruído

Técnicas de restauração são utilizadas para atingir uma melhor qualidade da imagem. Dentre os métodos mais aplicados, destaca-se as de filtragem de ruído. No entanto, para que o processo de restauração consiga ter sucesso, é necessário o conhecimento *a priori* do fenômeno de degradação presenta na imagem analisada (GONZALEZ; WOODS, 2010). Após a estimativa do ruído, são aplicados métodos de filtragem específicos para cada degradação, resultando em uma imagem final filtrada, com qualidade superior a inicial degradada. A Figura 16 representa o diagrama básico para a restauração da imagem.

Figura 16: Etapas para restauração da imagem degradada utilizando informações do ruído.



Fonte: do Autor, (2020).

Este Capítulo irá abordar as principais técnicas de restauração para cada tipo de modelo de ruído apresentados nas seções anteriores.

4.1 Restauração para ruído Homocedástico

Visto que é a degradação mais comum e fácil de se estimar em aquisições digitais, diversas técnicas de restauração de imagens corrompidas por ruído AWGN são propostos na literatura.

Uma das técnicas de filtragem mais utilizada é o *non local means* (NLM). Nesse processo de restauração, o algoritmo busca, dentro da própria imagem degradada, regiões semelhantes, de acordo com um critério de similaridade, para que em seguida seja possível realizar uma média ponderada, em profundidade, dessas regiões selecionadas. Apesar de ser muito eficiente, este filtro possui alguns parâmetros que podem dificultar sua utilização, tais como, tamanho ideal da janela de busca ou critério de similaridade (BUADES; COLL; MOREL, 2005).

Outra eficiente técnica de filtragem para imagens corrompidas por ruído AWGN é o *Block-matching and 3D filtering* (BM3D). Este método é considerado o estado da arte para a filtragem de ruído e utiliza como parâmetro de entrada apenas o valor da variância da degradação presente na imagem, já que possui o mesmo valor em qualquer posição (Ruído homocedástico). Este filtro utiliza-se da técnica de dupla filtragem além de fazer o agrupamento de blocos por similaridade, semelhante ao apresentado no filtro NLM (DABOV et al., 2006).

4.2 Restauração para ruído Heterocedástico

4.2.1 Com dependência do sinal

Para este tipo de modelo de ruído, visto a dificuldade de distinguir as partes aditiva e multiplicativa da degradação, muitas técnicas utilizam da estimativa apresentada na Seção 3.2.2.2, em que se faz o levantamento do mapa de variâncias presente na imagem (SALMERI et al., 2008; AJA-FERNÁNDEZ et al., 2015). Nesta técnica, utiliza-se da ideia que para retirar a dependência do sinal do ruído, basta dividir esta imagem pelo mapa de variância encontrado. Partindo da Equação 25 e dividindo-a pelo mapa de variância estimado, temos que:

$$\frac{Z(x)}{\hat{\sigma}(x)} = \frac{Y(x)}{\hat{\sigma}(x)} + \frac{\sigma(x)\xi(x)}{\hat{\sigma}(x)}, \tag{31}$$

$$\frac{Z(x)}{\hat{\sigma}(x)} = \frac{Y(x)}{\hat{\sigma}(x)} + \xi(x), \tag{32}$$

onde Z e Y representam a imagem degradada e o sinal livre de ruído, respectivamente, $\hat{\sigma}(x)$ é o mapa de variância estimado e $\xi(x) \sim \mathscr{N}(0,1)$.

Após essa divisão, pode-se considerar que o ruído presente na imagem é independente e igualmente distribuído (homocedástico) e tem uma distribuição Normal de média zero

e variância unitária, sendo possível a utilização de filtro de restauração desenvolvido para o ruído AWGN. No entanto, este método de restauração fica muito dependente da estimativa precisa da variância do ruído. Conforme foi explicado na Seção 3.2.2.2, para a estimativa do mapa de variância é necessário uma imagem pré-filtrada, o que muitas vezes não acontece da maneira ideal, podendo gerar um erro no processo de restauração.

Uma outra alternativa que busca eliminar a necessidade da pré-filtragem da imagem é a utilização de técnicas de estabilização de variância (STARCK; MURTAGH; BIJAOUI, 1998). Esta técnica foi primeiramente apresentada por Anscombe, em que se buscava transformar o ruído Poisson presente no sinal para uma distribuição aproximadamente Gaussiana de média zero e variância unitária (ANSCOMBE, 1948).

Utilizando a mesma ideia de estabilização e tendo em vista as diferentes variações do ruído Poisson, Starck e sua equipe desenvolveram a transformada generalizada de Anscombe (*Generalized Anscombe Transformation* - GAT). Da mesma forma que a transformada clássica, esta nova ferramenta busca estabilizar o ruído presente no sinal para uma distribuição Normal de média zero e variância unitária.

Após aplicação da transformada na imagem, o ruído passa a ser aproximadamente Gaussiano, podendo iniciar a filtragem no domínio de Anscombe para remoção de ruído. Um filtro que apresentou excelentes resultados para essa abordagem de restauração foi o algoritmo BM3D (FOI, 2009).

Após a aplicação do filtro, é necessário devolver a imagem ao domínio inicial. Portanto, a transformada inversa da GAT é aplicada, agora, considerando as novas características da imagem, visto que o ruído foi atenuado devido a utilização do filtro. A transformada inversa generalizada de Anscombe é representada pela a seguinte fórmula:

$$\mathscr{A}^{-1}(Fz) = \frac{Fz^2}{2} + \frac{1}{4}\sqrt{\frac{3}{2}}Fz^{-1} - \frac{11}{8}Fz^{-2} + \frac{5}{8}\sqrt{\frac{3}{2}}Fz^{-3} - \frac{1}{8} - \sigma_G^2, \tag{33}$$

onde Fz representado o sinal estabilizado no domínio de Anscombe e σ_G é o desvio padrão do ruído Gaussiano (MAKITALO; FOI, 2012; MÄKITALO; FOI, 2012).

4.2.2 Com dependência do sinal e espacial

A eficiência de técnicas de restauração está diretamente relacionada com o modelamento de ruído adotado juntamente com a correta estimativa de seus parâmetros.

Como foi dito nas na Seção 2.2.2, o ruído presente em grande parte das imagens digitais possui uma distribuição mista Gaussiana/Poisson Heterocedástico com dependência do sinal e espacial. Com base nessa informação, é necessário, primeiramente, estimar $\alpha(x)$ e o σ_G. Em seguida, cada parâmetro encontrado será utilizado em uma determinada etapa para se conseguir completar a restauração. Como exemplo de aplicação, (BORGES et al., 2017) propuseram um método para filtragem de imagens de Tomossíntese Digital Mamária (*Tomosynthesis Digital Mammography* - DBT). Esta técnica é aplicada nas

projeções *RAW* (sem processamento) e pode ser dividido nas seguintes etapas: remoção dos parâmetros de calibração, estabilização de variância via GAT, filtragem do ruído, transformada inversa de GAT e reinserção dos parâmetros de calibração.

O primeiro estágio consiste em dividir toda imagem pelo mapa de ganho quântico (fator de escala do ruído Poisson) em função da posição espacial. A imagem resultante dessa etapa pode ser representada da seguinte forma:

$$S(x) = \frac{Z(x)}{\alpha(x)}, \tag{34}$$

onde Z e S representa a imagem ruidosa e a imagem após a remoção das etapas de calibração, respectivamente.

Na próxima etapa, uma transformada de estabilização da variância, GAT, é aplicada na imagem S. Como S é uma imagem dividida pelo mapa de ganho quântico, o valor de $\alpha(x)$ passado para a Equação 29 será de um. Além disso, deve-se estimar o valor de σ_G. Nesse estágio, o ruído passa a ser modelado como independente do sinal com uma distribuição aproximadamente Gaussiana de média zero e variância unitária. Devido essas mudanças sobre as características da degradação, pode-se iniciar a filtragem no domínio de Anscombe para remoção de ruído (BORGES et al., 2017).

Após a aplicação do filtro, é necessário devolver a imagem ao domínio inicial. Portanto, a transformada inversa da GAT (Equação 33) é aplicada considerando as novas características da imagem, visto que o ruído foi atenuado devido a utilização do filtro. Por fim, a imagem deve ser recalibrada, recolocando os parâmetros retirados na primeira etapa (BORGES et al., 2017).

Conforme mencionado anteriormente, as imagens de mamografia são frequentemente degradas pelo ruído heterocedástico com dependência do sinal e do espaço. O ruído nesse tipo de imagem possui essas características devido aos diversos processamentos de calibração e da tecnologia dos detectores utilizados nessa ferramenta. No próximo capítulo será abordado uma breve história sobre o surgimento dos equipamentos de mamografia, além de apontar suas principais contribuições e aplicação na área da saúde.

Capítulo 5

Mamografia digital e Tomossíntese mamária

5.1 Câncer de mama

O câncer de mama é o mais comum entre as mulheres e o segundo mais frequente no mundo. No ano de 2018, foram registrados dois milhões de novos casos. Analisando apenas o Brasil, depois do câncer de pele não melanoma, é o mais diagnosticado, sofrendo um aumento de 25% ao ano. Até 2019, foram previstos o surgimento de 60 mil novas ocorrências no país (INCA, 2018).

A causa do câncer de mama não possui apenas um motivo. O fator mais relevante, segundo as estatísticas, é a idade do paciente. Mulheres acima de 50 anos tem um maior risco de contrair a enfermidade do que as mais jovens. Além disso, fatores hereditários e genéticos também podem intensificar essa situação. Estima-se que dentre os casos de câncer de mama diagnosticados, de 5% a 10% estão relacionados com fatores passados de mãe para filha. Hábitos sedentários e inatividade física também ampliam a possibilidade do surgimento dessa doença (WHO, 2018).

Pesquisas mostram que a adaptação para uma vida mais saudável, praticando exercícios físicos e uma boa alimentação, pode reduzir os riscos em até 30%. Entretanto, é extremamente necessário a verificação constante da mama. Esta prática torna-se uma das alternativas mais eficazes pois a detecção precoce do câncer reduz as chances de mortalidade do paciente. A maioria dos casos encontrados iniciaram com desconfiança da própria mulher em que as mesmas percebiam áreas suspeitas na mama através do autoexame. Esta técnica consiste em palpar a região da mama procurando encontrar alterações na textura ou no tamanho do órgão. Portanto, o autoconhecimento do corpo deve ser estimulado para garantir a prevenção (INCA, 2018).

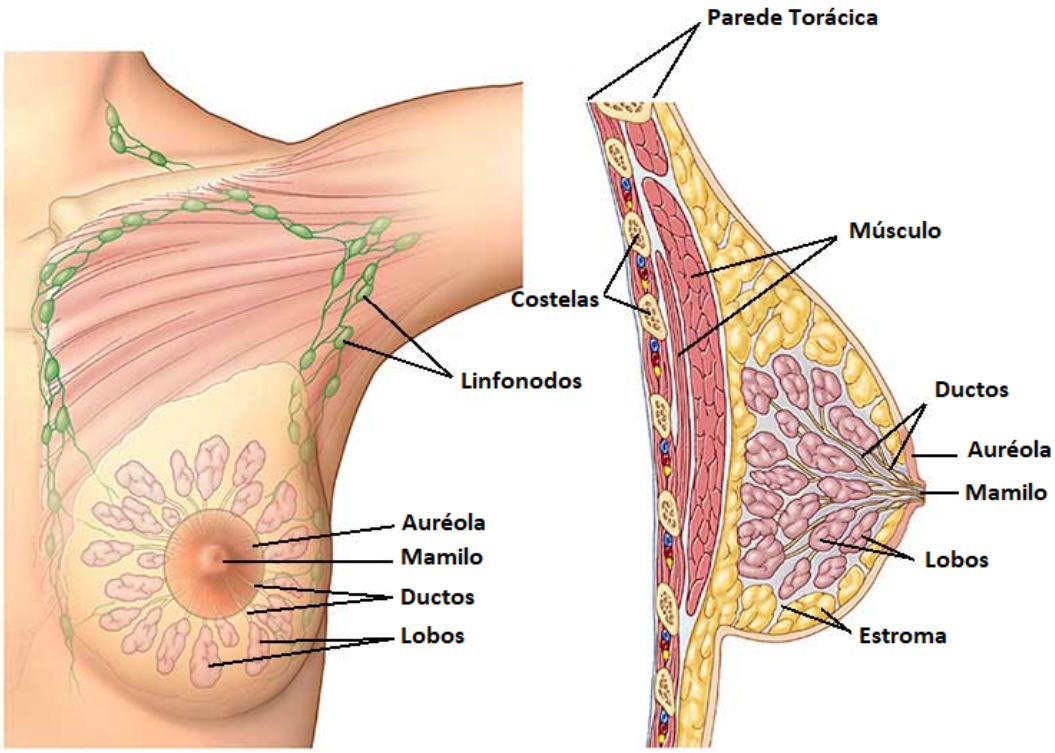
Além disso, o Ministério da Saúde junto com a Organização Mundial da Saúde (*World Health Center* - WHO), recomenda que o exame de mamografia seja realizado em um período de 2 anos em mulheres na faixa etária de 50 a 69 anos. Este procedimento tem

como finalidade a identificação precoce do câncer de mama, para que um tratamento mais rápido e eficiente seja iniciado. Acredita-se que o uso do equipamento de mamografia para o diagnóstico reduz em aproximadamente 20% o risco de mortalidade dos pacientes (WHO, 2018; INCA, 2018). Entretanto, visto que o equipamento em questão forma suas imagens a partir da interação da matéria com a radiação ionizante, algumas precauções devem ser tomadas pois o mal uso do aparelho pode induzir novos casos de câncer em pacientes que ainda não desenvolveram esta doença. Estudos apontam que a cada 100 mil mulheres que receberam a dose padrão em um exame de mamografia (3,7 mGy), 86 dessas terão câncer induzido em que 11 acarretarão em óbito (YAFFE; MAINPRIZE, 2011).

5.2 Mamografia

A estrutura mamária do ser humano é composta por tecidos adiposos e conectivos, responsáveis por todo revestimento da mama, os lóbulos, que são glândulas produtoras de leite e, por último, os ductos cuja a função é escoar o leite materno até o mamilo. A estrutura da mama descrita pode ser observada na Figura 17 (NBCF, 2019).

Figura 17: Representação da anatomia da mama feminina.



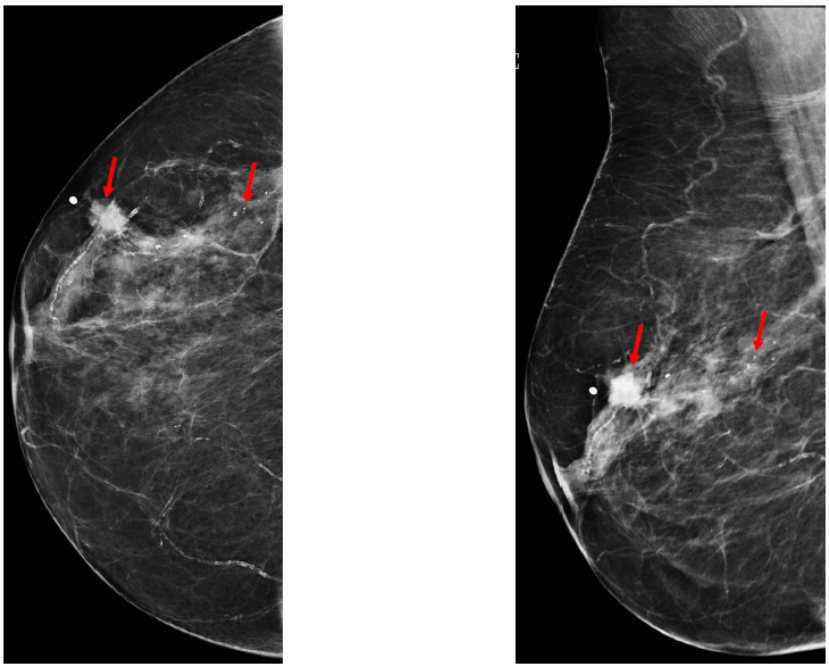
Fonte: Adaptado de (NBCF, 2019).

O câncer de mama caracteriza-se por um crescimento anormal de células na região mamária gerando tumores malignos. Essas células anormais espalham-se para outras partes do corpo prejudicando a saúde do paciente. Na maioria dos casos, os tumores

tem início nos ductos e nas glândulas visto que estes estão sempre irrigados por água e possuem fácil comunicação com outras partes do organismo (NBCF, 2019; ACS, 2019).

Através do exame de mamografia, é possível identificar as estruturas da mama como também texturas que podem indicar alguma célula cancerígena. Segundo (YAFFE, 2000), em um exame de mamografia busca-se encontrar quatro características: massa tumoral, presença de minerais (microcalcificações), distorção arquitetural dos padrões teciduais normais e assimetria entre as mamas esquerda e direita. A Figura 18 mostra um exame de mamografia destacando algumas regiões de microcalcificações e nódulos.

Figura 18: Dois exames de mamografia bidimensional. As setas em vermelho indicam regiões de microcalcificações e nódulos.

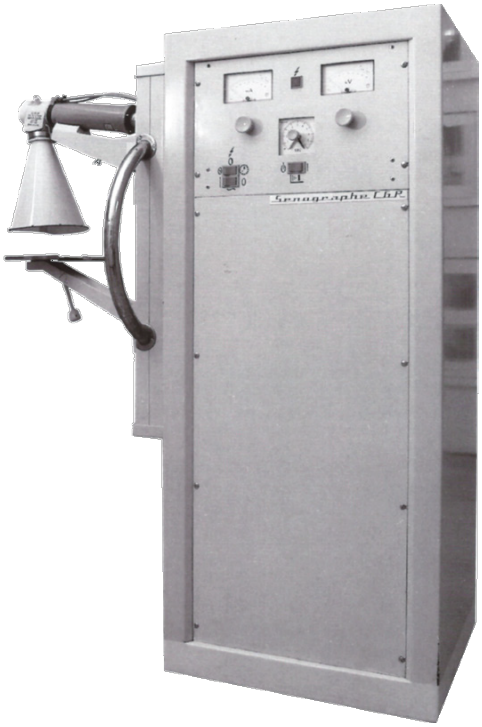


Fonte: (VIMIEIRO, 2019)

Diante da necessidade de se analisar as estruturas internas da mama a fim de identificar precocemente o câncer de mama, Albert Salomon iniciou sua pesquisa com radiação ionizante gerando as primeiras imagens mamárias. Entretanto, seus avanços foram interrompidos devido a segunda guerra mundial. Os trabalhos foram retomados por Stafford L. Warremn no qual ele apresentou um estudo comparando o desempenho médico para o diagnóstico de câncer quando utilizado o equipamento de mamografia em relação aos métodos convencionais aplicados na época (GOLD; BASSETT; WIDOFF, 1990). A pesquisa mostrou que o uso da mamografia para auxiliar no diagnóstico aumentou o acerto dos médicos. Estes resultados impulsionaram as inovações nessa área, surgindo diversas propostas de melhorias para essa técnica. Entretanto, apenas em 1965 foi criado o primeiro equipamento de mamografia especializado no rastreio desta doença. O aparelho foi fabricado por Charles Gros em parceria com a empresa francesa *Compagnie Géné-*

rale de Radiologie. A partir de então, outras máquinas foram lançadas, consolidando o equipamento como a principal forma de identificação de células cancerígenas mamárias (BASSETT; GOLD, 1988; GOLD; BASSETT; WIDOFF, 1990). A Figura 19 mostra o primeiro equipamento de mamografia do Brasil trazido na década de 70.

Figura 19: Primeiro mamógrafo do Brasil, trazido no ano de 1970, pelo Instituto Brasileiro de Controle do Câncer (IBCC).

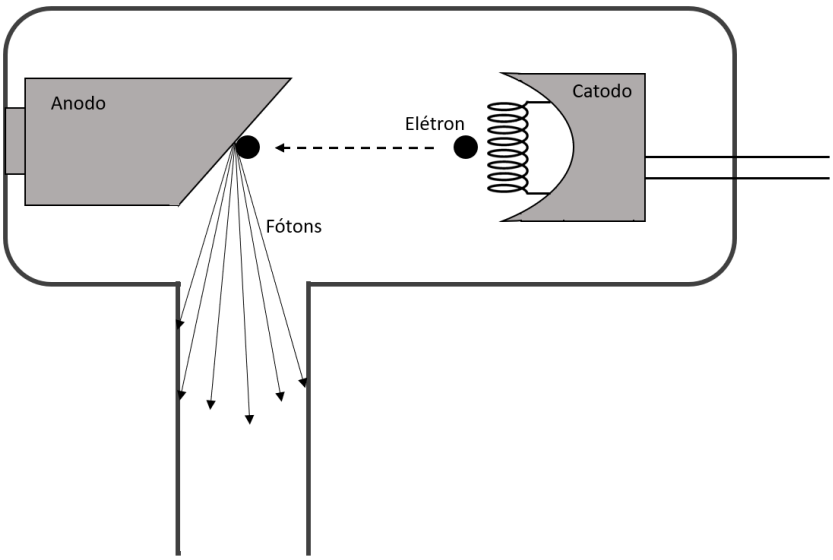


Fonte: (CAPUCCI, 2003)

Um exame utilizando raios X possui basicamente três etapas: emissão e produção de raio X, interação dos fótons com a matéria biológica e detecção dos fótons atenuados. Em um equipamento de mamografia, a produção de radiação ionizante é realizada na parte superior do equipamento, no tudo de raio X. Dentro dessa estrutura é possível observar o anodo e catodo. Na produção dos fótons, é necessário que os elétrons circulem pelo catodo para que, em seguida, sejam bombardeados em direção ao anodo. Esse bombardeamento só é possível graças a alta tensão aplicada entre estas duas estruturas. As interações entre os elétrons bombardeados e os átomos que constituem o anodo produzem radiação ionizante em diversas direções (BOONE, 2000; KIMME-SMITH, 1999). A Figura 20 mostra a estrutura simplificada do tubo de um equipamento baseado neste princípio de formação da imagem.

A interação da radiação com a matéria biológica é uma etapa importante em um exame de mamografia. Nesse momento é possível observar as diferenças de contrastes produzidas por tecidos diferentes, podendo assim, identificar regiões de possíveis tumores. Para que isso aconteça, todo processo de produção da radiação ionizante deve ser grande

Figura 20: Representação da tudo de raio x. Os elétrons bombardeados pelo catodo interagem com o material do anodo produzindo raio x.



Fonte: do autor, 2019.

o bastante para conseguir penetrar e interagir com a estrutura examinada. Portanto, ter o conhecimento da quantidade de fótons de raio X produzidos em relação a qualidade da imagem é um tópico importante que é sempre explorado em pesquisas científicas.

As radiações ionizantes percorrem um feixe cônico saindo da parte superior do equipamento até o local onde localiza-se a estrutura mamária. No momento da interação, alguns fótons podem sofrer espalhamento, sendo atenuado por outras estruturas. Estes fótons prejudicam o resultado final pois interagem com locais incorretos em relação ao que é mostrado na imagem, causando perda de resolução espacial ou borramento. Para amenizar esta deficiência, durante os exames, são colocadas grades de chumbo, geralmente estruturas lineares, para que esses fótons espalhados sejam atenuados e não entrem em contato com o detector de imagem (REZENTES; ALMEIDA; BARNES, 1999).

Apesar da mamografia por filme fotográfico ser amplamente utilizada, ela possui algumas limitações técnicas, tais como presença de granularidade no filme e impossibilidade do pós processamento. Estas lacunas abriram espaço para outros equipamentos no mercado (KARELLAS; VEDANTHAM, 2008; LEWIN et al., 2001). Neste cenário de limitações, a mamografia digital de campo total (FFDM) foi desenvolvida. Este equipamento utiliza-se de sensores sensíveis a fótons de raio X distribuídos em uma matriz. A saída da maioria dos sensores consiste de uma tensão contínua cuja amplitude e o comportamento no espaço estão relacionados ao fenômeno físico que está sendo captado (GONZALEZ; WOODS, 2009).

O processo de produção de raios X resulta em um feixe não-homogêneo. Esse fenômeno conhecido como efeito *heel* tem como consequência a não uniformidade no processo

de aquisição da imagem (BOONE, 2000). Uma alternativa utilizada para corrigir este problema em equipamentos de mamografia digital é a utilização de procedimentos de calibração para uniformidade de campo, conhecido como *flat-fielding* (MARSHALL; MONNIN, 2017). Essa técnica visa minimizar o efeito heterogêneo da imagem, aplicando ganhos individuais a cada pixel. Para que esse etapa seja feita de maneira correta, é necessário o imageamento de um bloco uniforme de acrílico polimetilmetacrilato (PMMA). Devido a homogeneidade do bloco, é esperado uma imagem com valores constantes em toda sua dimensão. Entretanto, o que se é visto são regiões não uniformes. Diante disso, um software do equipamento calcula os ganhos proporcionais para cada pixel, deixando a imagem final uniforme (BOONE, 2000).

Devido as características complexas e difícil imageamento, algumas técnicas devem ser utilizadas para melhorar a qualidade da imagem. Um dos artifícios nos exames de mamografia é a utilização do prato de compressão do qual visa deixar as mamas do paciente mais planificadas, fazendo a distribuição dos tecidos mais uniforme, diminuindo a dose de radiação utilizada. Além disso, esta ferramenta reduz os movimentos do paciente durante o exame (BONNIE, 2015).

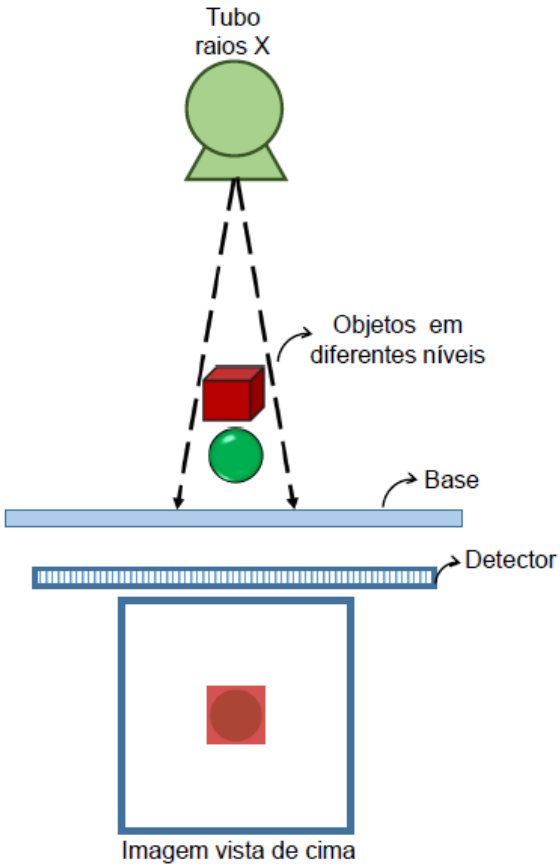
Tanto a mamografia convencional por filmes fotográficos quanto a FFDM se tornaram um grande aliado na detecção precoce do câncer de mama. No entanto, ambos os exames tentam representar uma estrutura volumétrica em uma imagem bidimensional. Por este motivo, algumas estruturas características do câncer podem ficar sobrepostas a outras da própria mama, dificultando o diagnóstico médico. A Figura 21 mostra a representação dessa limitação. Com base nessa dificuldade, equipamentos mais modernos criam alternativas para evitar essa sobreposição de tecidos.

5.3 Tomossíntese digital mamária

Analisar estruturas internas do corpo humano por meios não invasivos sempre foi uma grande obsessão da medicina. Em 1895, essa área começou a ser explorada graças a descoberta dos raios X por Wilhelm Conrad Röntgen. Entretanto, alguns equipamentos baseados nessa tecnologia apresentaram problemas como a sobreposição de tecidos (LEVAKHINA, 2014; DOBBINS; GODFREY, 2003).

Os primeiros avanços para conseguir observar estruturas internas do corpo humano veio com o pesquisador Bernard George Ziedses des Plantes. Em seu trabalho, ele consegue mostrar que é possível observar infinitos planos paralelos de um objeto com algumas percepções de diferentes ângulos. Com um equipamento de raio X, des Plantes obteve imagens de diferentes posições do objeto e por meio de um conjunto de espelhos conseguiu representar toda sua estrutura. Apesar do conceito de reconstrução de imagem já ter sido apresentado, o termo tomossíntese foi primeiramente utilizado em 1972 por David Grand (GOODSITT, 2014).

Figura 21: Representação da sobreposição de estruturas em uma imagem bidimensional.



Fonte: (VIMIEIRO, 2019)

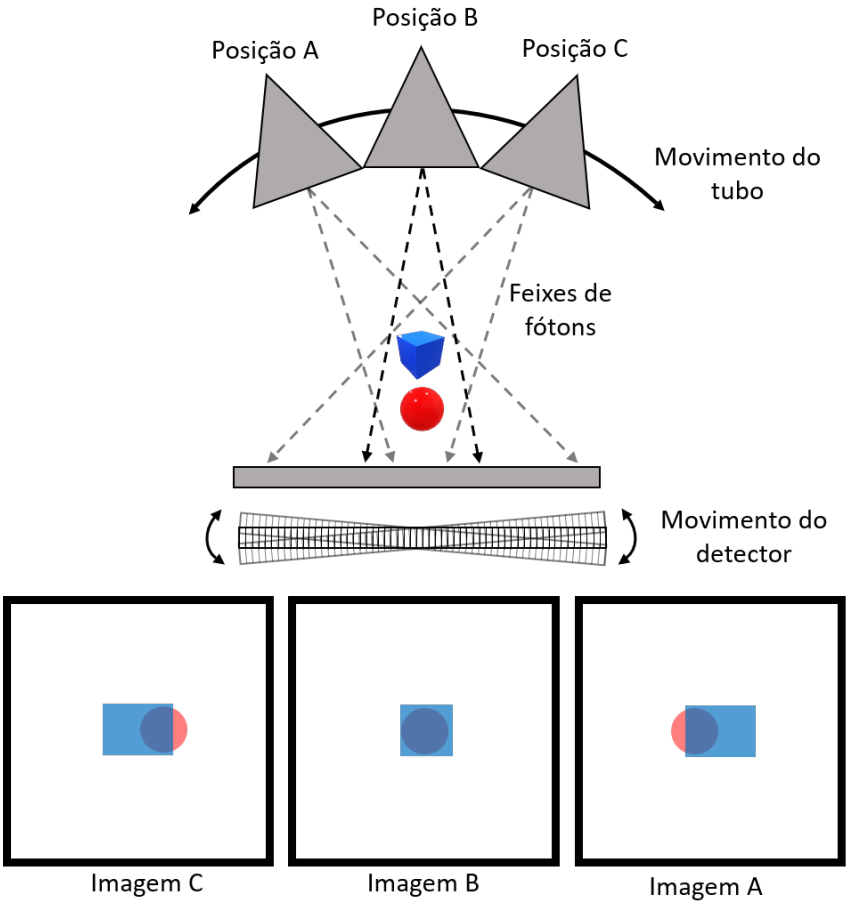
Durante os anos de 1970 a 1980, as principais alterações da tomossíntese concentraram-se nos filmes radiográficos. Albert Richards e, em seguida, Eastman Kodak, apresentaram filmes que denotava boa qualidade mesmo com uma baixa dose de radiação. Além disso, Richards descreveu os princípios dinâmicos da tomossíntese, em que, segundo a sua pesquisa, o movimento circular do tubo de raio X resultava em imagens de melhor qualidade quando se comparado com as adquiridas em movimento linear (GOODSITT, 2014).

No final da década de 80, as pesquisas relacionadas à tomossíntese diminuíram devido a crescente popularidade dos equipamentos de tomografia computadorizada (*Computed Tomography* - CT). Apenas em 1997, com o advento dos sensores digitais, o equipamento consolidou-se no mercado. O primeiro protótipo era especializado em exames da mama recebendo o nome de tomossíntese digital mamária (DBT). O equipamento desenvolvido por Niklason possuía alta eficiência quântica detectiva, sensores digitais que detectavam a radiação e tubo de raio x com uma órbita angular parcial, adquirindo nove imagens espaçadas em 5º entre si. De acordo com (NIKLASON et al., 1997), o equipamento de DBT apresentou melhor visibilidade de estruturas que poderiam indicar um câncer de mama em comparação as imagens produzidas por equipamentos de mamografia digital

bidimensional. Esta informação comprovaram a eficiência do equipamento na identificação precoce do câncer de mama (GOODSITT, 2014).

A Figura 22 representa a forma de aquisição de imagem de um equipamento de DBT. Foram desenhadas em linhas pontilhadas a trajetória dos feixes de radiação que, em seguida, interagem com o material finalizando seu percurso nos detectores do sistema. A alteração de posição do tubo de raio x também foi representada juntamente com as respectivas projeções geradas por este movimento.

Figura 22: Representação do funcionamento do equipamento DBT e as respectivas projeções derivadas da movimentação do tubo de raio x e do detector.



Fonte: do autor, 2019.

Apesar da DBT ser um exame relativamente novo, o equipamento vem recebendo incentivos para a sua comercialização. Em 2011, o órgão regulamentador dos Estados Unidos (*Food and Drug Administration* - FDA) aprovou a venda do primeiro equipamento de tomossíntese digital mamária para o rastreio do câncer de mama. Além disso, os avanços e pesquisas nessa área mostram que essa tecnologia está em constante crescimento (NIKLASON, 2018). Somada a essas informações, a aceitação no mercado também é positiva. Em uma pesquisa realizada em 2014, 27% dos médicos da *Society of Breast Ima-*

ging, nos Estados Unidos, já utilizavam o equipamento de DBT e, dentre os que ainda não possuíam, 62% pretendiam adquirir em breve (HARDESTY; KREIDLER; GLUECK, 2014).

Um das principais vantagens do equipamento de DBT em relação a mamografia digital é a minimização do efeito de sobreposição de tecidos. A tomossíntese consegue reduzir essa desvantagem devido ao deslocamento do tubo de raio X, adquirindo imagens em diferentes angulações. Entretanto, o objeto não é representado em todas suas perspectivas, adquirindo algumas imagens em ângulo limitado, chamadas de projeções. O número de projeções assim como o espaçamento angular para cada aquisição depende de cada fabricante.

Em um exame de mama, após o equipamento adquirir diferentes perspectivas, as projeções são processadas por um software com o intuito de reconstruir o volume tridimensional do objeto imageado. Em seguida, é apresentada ao médico uma série de fatias paralelas ao plano do detector de imagem, reduzindo o efeito de sobreposição de tecidos. A distância entre cada fatia cria a terceira dimensão do objeto, transformando pixels em voxels (VEDANTHAM et al., 2015; MICHELL; BATOHI, 2018). É importante destacar que, como as fatias são derivadas de reconstruções das projeções, é possível observar as influências de outras perspectivas, resultando em interferências de outros planos em cada fatia.

De maneira geral, o equipamento de mamografia digital e tomossíntese possuem estruturas bem semelhantes. Durante o exame, o paciente deve manter-se posicionado em pé, de frente ao equipamento. Em seguida, o prato de compressão é utilizando com o intuito de deixar a região imageada mais uniforme além de reduzir a movimentação do paciente, visto que qualquer mudança de posição pode gerar imperfeições na imagem. A principal diferença entre os dois está no movimento preestabelecido do tubo de raio X. Estudos mostram que deslocamentos senoidais, hipocicloidais, por exemplo, podem melhorar a qualidade do exame (STEVENS; PELC, 2014; BAKER; LO, 2011).

Os equipamentos de DBT apresentam duas formas distintas de aquisição de suas projeções. Na técnica de aquisição contínua (*Continuous Tube Motion* - CTM), o tubo de raio X desloca-se com velocidade constante, adquirindo imagens durante esse percurso. Essa técnica reduz consideravelmente o tempo do exame, entretanto causa um certo borramento entre as projeções devido ao deslocamento constante (GLICK, 2014; STEVENS; PELC, 2014).

O outro método de aquisição bastante utilizado é o de maneira pausada (*Step-and-Shoot* - SAS). Nessa técnica, o tubo de raio x movimenta-se e, no instante do disparo da radiação, ele fica parado, retornando sua trajetória logo em seguida até o próximo ciclo. Esse processo elimina o borramento entre as projeções, apesar de proporcionar um exame com maior duração. Além da movimentação dos tubos, há equipamentos que também usam do deslocamento dos detectores como foi representado na Figura 22 (GLICK, 2014).

No que se refere a angulação, os equipamentos comerciais variam de 15º a 50º obtendo de 9 a 25 projeções por exames. Estudos mostram que não existe um número ótimo

de projeções que melhorariam a qualidade da reconstrução dos exames. Em um estudo realizado por Sechopoulos e Ghetti (2009) mostrou que o número de projeções está ligado com a angulação de movimento do tubo, chegando a uma relação ideal de 13 projeções para um movimento angular total de 60º. A Tabela 2 apresenta algumas caraterísticas dos principais modelos de DBT.

Tabela 2: Especificações dos equipamentos de tomossíntese comercializados.

	Selenia Dimension	***Mammomat Inspiration***	***SenoClaire***
Fabricante	Hologic	Siemens	Ge HealthCare
Ângulo	15°	50°	25°
Número de projeções	15	25	9
Anodo	W	Mo / W	Mo / Rh
Filtro	Rh / Ag / Al / Cu	Mo / Rh	Mo / Rh
Detector	a-Se (Direto)	a-Se (Direto)	a-Si (Indireto)
Tamanho do detector	24,0 x 29,0 cm	24,0 x 30,0 cm	24,0 x 30,7 cm
Tamanho do pixel	70 μm	85 μm	100 μm
Binning	2x2 pixels	Não	Não
Grade	Retrátil	Retrátil	5:1 Anti-Scatter®
Movimento do tubo	Contínuo	Contínuo	*Step-and-Shoot*
Movimento do detector	Sim	Não	Não
Tempo de exame	3,7s	25s	<10s

Fonte: (MICHELL; BATOHI, 2018; VEDANTHAM et al., 2015; SECHOPOULOS, 2013; BAKER; LO, 2011).

Para que um exame de tomossíntese não proporcione risco a saúde do paciente, a dosagem total de radiação utilizada para cada exame não pode ultrapassar a dose aplicada em um exame de mamografia convencional ou digital. De acordo com os limites estabelecidos pela norma norte americana *Mammography Quality Standards Act* (MQSA), o valor máximo para um exame de mamografia é de 3 mGy (miligray). Os valores de doses para cada exame variam por cada equipamento. Para um exame de mamografia convencional, é utilizada uma dose de 1,2 mGy e para exames de DBT uma dose de 1,45 mGy, mostrando que, em média, ambos os equipamentos estão abaixo do limite estabelecido pela norma americana (HOOLEY; ALBARELLA; PHILPOTTS, 2018).

O número de projeções e quantidade de radiação está diretamente relacionada com a qualidade da imagem. Dado que X é o número de projeções adquirida por um equipamento de DBT e que a dosagem total aplicada em cada sessão é DT mGy. Então o valor de radiação para formação de cada projeção é dado por: $X_p = DT/X$. Portanto, é necessária a aplicação de uma menor quantidade de radiação ionizante para produção de uma projeção quando se comparado com uma mamografia convencional. Entretanto, devido a essa redução, o ruído relativo presente na imagem se intensifica, prejudicando a sua qualidade, visto que a relação sinal-ruído (*Signal-to-Noise Ratio* - SNR) também é minimizada. Em resumo, quanto maior for o número de projeções, menor será o SNR de cada projeção, resultando em uma maior degradação na sua qualidade (SECHOPOULOS;

GHETTI, 2009).

Alguns fabricantes buscam com estratégias internas reduzir o impacto do ruído nas imagens. Umas das técnicas baseia-se em aumentar a área de detecção dos pixels combinando um conjunto de detectores para formar um único pixel (*binning*). Portanto, caso um detector tenha dimensões de 100x100 μm e um *binning* 2x2, sua área de detecção efetiva seria de 200x200 μm, aumentando sua área útil e consequentemente, captando mais informações do sinal, melhorando a SNR da imagem. Essa técnica consegue reduzir a influência da degradação e diminuir o tempo de leitura do sinal, deixando o exame mais rápido (GLICK, 2014). Porém, a utilização do *binning* reduz a resolução espacial pois um pixel na imagem será equivalente a leitura de quatro sensores, ou seja, uma região 2x2 (SECHOPOULOS, 2013).

Uma outra alternativa prática que visa melhorar a SNR da imagem de DBT é a remoção da grade *anti-scatter*. Esta ferramenta tem como principal aplicação a redução da radiação de espalhamento, atenuando os fótons que não chegam perpendicular ao plano do detector. Com essa remoção, mais fótons estimularão os sensores do detector, aumentando o SNR da imagem. Entretanto, essa prática aumenta o borramento das projeções (SECHOPOULOS, 2013).

Alternativamente, técnicas de restauração por meio da filtragem do ruído também podem ser aplicadas para a redução da degradação das projeções de um exame de DBT (BORGES et al., 2017). Entretanto, para se obter resultados mais eficientes, é necessário estimar com precisão os parâmetros do ruído presente nestas imagens, o que não é uma tarefa trivial. Portanto, surge a necessidade de se facilitar estes procedimentos para que os métodos de restauração sejam mais práticos para implementação nos meios clínicos.

Capítulo 6

Materiais e métodos

Este capítulo é subdividido em três seções que visam apresentar as etapas do método proposto para estimativa do mapa de ganho quântico do ruído Poisson não-estacionário com dependência mútua do sinal e do espaço, a partir da própria imagem degradada. Na primeira parte são apresentadas as imagens sintéticas e reais utilizadas no trabalho. Na segunda seção é apresentada as etapas para estimativa do ruído. Por último são detalhadas as métricas utilizadas para a validação dos resultados obtidos.

6.1 Materiais

6.1.1 Banco imagens sintéticas

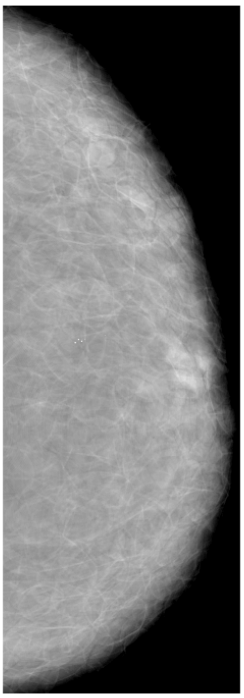
O ruído Gaussiano/Poisson não-estacionário com dependência espacial e do sinal é um modelo muito utilizado para representar o ruído de diversos equipamentos digitais de imagens médicas, principalmente de raios X. Um exemplo é a tomossíntese digital.

Portanto, buscando simular em imagens sintéticas as condições mais próximas da realidade, utilizou-se um *phantom* antropomórfico virtual da mama (BAKIC et al., 2002a; BAKIC et al., 2002b; BAKIC et al., 2003), gerado pelo *software* de ensaios clínicos virtuais (*Virtual Clinical Trials* - VCT), denominado OpenVCT (BAKIC et al., 2017), desenvolvido na Universidade da Pensilvânia nos Estados Unidos. Esse programa possibilita a geração de modelos de mama customizados, deformações como a compressão exercida pelo prato, inserção de lesões como microcalcificações e também proporciona a simulação das projeções de raios X geradas pelo mamógrafo (BARUFALDI et al., 2018). Neste trabalho, utilizou a simulação de um *phantom* virtual de tomossíntese digital mamária adquirido em um equipamento de DBT da Hologic, modelo *Selena Dimensions*.

A Figura 23 mostra o *phantom* mamário utilizado nesse trabalho.

Com objetivo de degradar a imagem da maneira mais realista possível, as imagens sintéticas foram corrompidas pelo ruído Gaussiano/Poisson não-estacionário com depen-

Figura 23: *Phantom* virtual mamário utilizado no trabalho.



Fonte: (GACH; TANASE; BOADA, 2008) e (BAKIC et al., 2017)

dência mútua do sinal e do espaço. O algoritmo de inserção do ruído nas imagens sintéticas foi descrito no pseudocódigo 1.

Algoritmo 1 Inserção de ruído em imagens sintéticas

Entrada: $\alpha(X)$, $Img_{SemRuído}$
Saída: $Img_{Ruído}$
início
  ruidoPoisson $\leftarrow \sqrt{\alpha(X).Img_{SemRuído}}\ .\ \eta(0,1)$
  ruidoGaussiano $\leftarrow \sqrt{\sigma_G^2}\ .\ \eta(0,1)$
  ruidoTotal $\leftarrow$ ruidoPoisson + ruidoGaussiano
  $Img_{Ruído} \leftarrow Img_{SemRuído}$ + ruidoTotal
fim
retorna $Img_{Ruído}$

6.1.2 Imagens reais

Com o auxílio de um bloco de PMMA, foram adquiridas imagens uniformes com diferentes combinações de fatores radiográficos. A Tabela 3 apresenta a quantidade total de imagens obtidas com este bloco.

Tabela 3: Relação das imagens de calibração, utilizando o *phantom* PMMA, utilizados no trabalho.

Nº de exposições	**Tensão no tubo de raio X (kVp)**	**Corrente no tubo de raio X (mAs)**
1	30	31 42 52 60
1	40	70

Fonte: produção do Autor (2020).

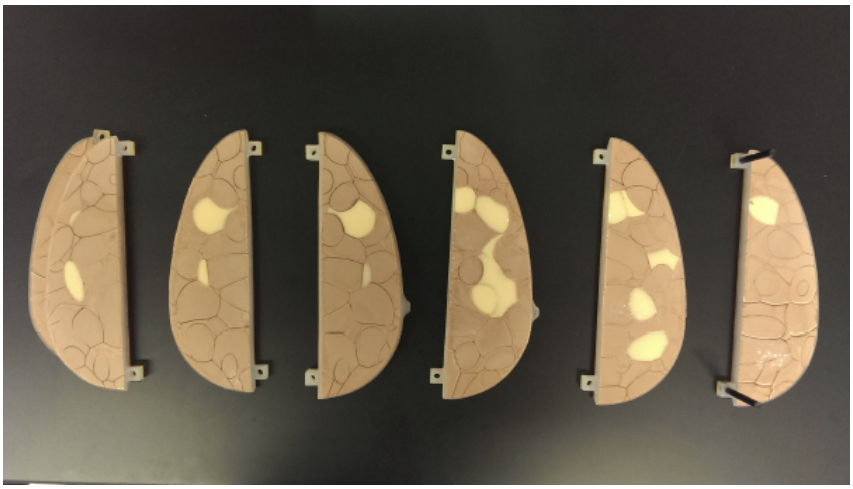
As imagens de 31 kVp com as combinações de corrente de 60, 52, 42 e 30 mAs foram utilizadas para estimativa dos ganhos quânticos médio para essa combinação de exposição além das estimativas da variância do ruído eletrônico (σ_G) e a constante *offset* (τ) com a finalidade de comparar os valores estimados pelo método proposto e por imagens de calibração. A imagem com 40 kVp e 70mAs foi utilizada para estimar o comportamento do mapa de ganho quântico para esses parâmetros de exposição no qual foi aplicado na inserção de ruído no teste com imagem sintética.

Com o objetivo de verificar a aplicação do método na prática, utilizou-se um *phantom* antropomórfico físico. Este objeto visa simular os tecidos e a anatomia mamária utilizando materiais com índices de absorção de radiação próximos aos tecidos de uma mama real, o que resulta em imagens semelhantes a de uma mamografia clínica. O *phantom* antropomórfico utilizado nesse trabalho também foi desenvolvido na Universidade da Pensilvânia em parceria com a CIRS e é constituído de 6 fatias, cada uma com 10 mm de espessura, com um material heterogêneo que representa uma mistura de tecido 100% adiposo e 100% glandular de uma mama com razão de 50/50. A Figura 24 mostra uma fotografia do *phantom* utilizado (POKRAJAC; MAIDMENT; BAKIC, 2012).

O equipamento de DBT utilizado para obtenção das imagens neste trabalho foi do modelo *Selenia Dimensions* fabricado pela Hologic, representado na Figura 25, localizado no Hospital da Universidade da Pensilvânia, nos Estados Unidos.

Com esse equipamento, foram realizadas várias imagens com diferentes combinações de fatores radiográficos disponíveis para alteração. A Tabela 4 mostra a quantidade de imagens adquiridas e os parâmetros radiográficos utilizados.

Figura 24: As seis fatias do *phantom* antropomórfico disponibilizado no Hospital da Universidade da Pensilvânia, simulando a mama da mulher.



Fonte: (POKRAJAC; MAIDMENT; BAKIC, 2012)

Figura 25: Equipamento *Selenia Dimensions*.

Fonte: (HOLOGIC,2020).

Tabela 4: Imagens reais de *phantom* antropomórfico adquiridas pelo equipamento da Holigic com diferentes fatores radiográficos utilizadas no trabalho.

Nº de exposições	**Tensão no tubo de raio X (kVp)**	**Corrente no tubo de raio X (mAs)**
10	31	60

Fonte: produção do autor, 2020.

6.2 Método de estimativa do ganho quântico

Diante da dificuldade da estimativa do mapa de ganho quântico do ruído Poisson, este trabalho tem com objetivo de fazer o levantamento deste parâmetro a partir da imagem degradada. Os grandes desafios para este estimador estão relacionados a duas características dessa degradação: a dependência espacial e do sinal. A primeira dificuldade pode ser reduzida analisando e dividindo a imagem em pequenos blocos. Sendo assim, esse método irá analisar janelas reduzidas, com sobreposição, sobre toda a imagem degradada. O tamanho ideal dos blocos também foi analisado, visando reduzir o erro da estimativa.

Para amenizar o impacto da dependência do sinal em cada bloco, utilizou-se a VST. A aplicação correta do VST depende da estimativa de dois parâmetros: α e σ_G. O coeficiente σ_G está relacionado ao ruído eletrônico, causado principalmente por agitação térmica, e é constante em todo o campo do detector. Devido à sua invariância espacial, o coeficiente σ_G pode ser estimado a partir de uma única aquisição, sem processamento, usando algoritmos de estimativa de parâmetros disponíveis na literatura (FOI et al., 2008), como feito em trabalhos anteriores de nosso grupo (BORGES et al., 2017).

No entanto, estimar o coeficiente $\alpha(x)$ variante no espaço é desafiador, visto que a maioria dos algoritmos de estimativa de parâmetros assume uma $\alpha(x)$ constante através da imagem. Assim, para atingir a estabilização da variância, o método proposto realiza um ajuste iterativo do coeficiente $\alpha(x)$, para cada bloco analisado, com o objetivo de atingir a variância unitária, no domínio de Anscombe, em cada posição do pixel.

O algoritmo proposto é iniciado dividindo cada projeção DBT, não processadas, em bloco, com sobreposição. A seguir, um valor mínimo (α_{min}) e um máximo (α_{max}) para α é definido para cada bloco, e a estimativa atual $\hat{\alpha}$ é definido como a média entre α_{min} e α_{max}. A estimativa $\hat{\alpha}$ é usada junto com o valor de σ_G, já estimado, para alcançar a estabilização da variância através do Equação 29. Uma vez que o GAT é aplicado, no domínio de Anscombe, a variância do ruído estabilizado é calculada usando um estimador gaussiano (LIU; LIN, 2012) sobre o bloco analisado. Se a variância estimada de um determinado bloco for maior que um (que é o objetivo da estabilização da variância), o valor de α_{min} daquele bloco torna-se $\hat{\alpha}$ e o estimador $\hat{\alpha}$ é atualizado usando a média entre α_{max} e α_{min}.

O equivalente é feito se a variância estimada for menor que um, com α_{max} daquele bloco sendo atualizado com $\hat{\alpha}$. Este procedimento de otimização segue o conceito de busca binária (BENTLEY, 1975) e, dado que existe um mínimo local da função de custo entre α_{min} e α_{max}, o estimador $\hat{\alpha}$ convergirá para produzir esse valor de custo mínimo. Após a estimava do ganho quântico em todos os blocos da imagem, espera-se obter um mapa de $\hat{\alpha}(x)$.

Em seguida, a partir da análise do comportamento do ganho quântico Poisson, uma aproximação superficial do $\hat{\alpha}(x)$ é realizado, a fim de obter a estimativa final do mapa de ganho quântico $\alpha_e(x)$. Esta aproximação foi feita de acordo com o comportamento encontrado nos mapas de ganho quânticos dos equipamentos de DBT, aproximadamente quadrático nas duas direções (BORGES et al., 2019). Dessa forma, foi realizada uma aproximação superficial polinomial de segunda ordem sobre todo o mapa estimado.

O pseudocódigo 2 resumo o método de estimativa e otimização do valor de ganho quântico estimado para cada bloco. A Figura 26 mostra as etapas da aproximação para estimativa final do $\alpha_e(x)$.

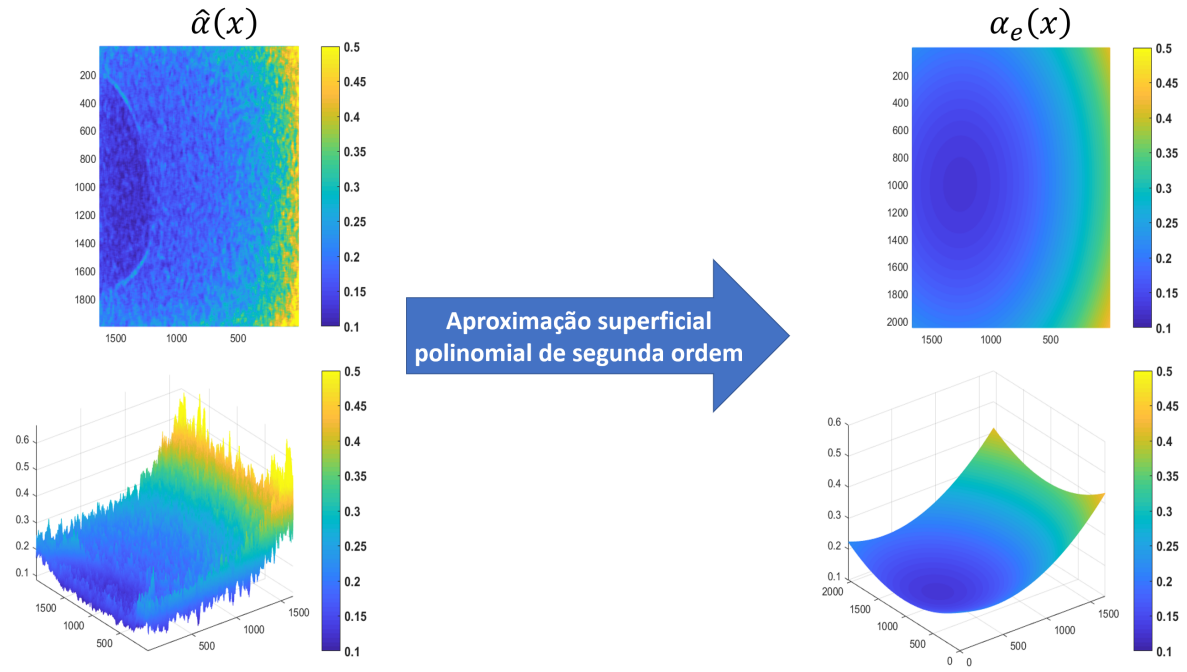
Algoritmo 2 Método interativo de estimativa do ganho quântico sobre o bloco

Entrada: $Bloco(X)$, σ_G
Saída: $\hat{\alpha}$
início
  $\alpha_{min} \leftarrow 0$
  $\alpha_{min} \leftarrow 1$
  $diferença \leftarrow 10$
  enquanto *diferença >= 0,0001* **faça**
    $\hat{\alpha} \leftarrow (\alpha_{min} + \alpha_{max})/2$
    $fz \leftarrow$ **GAT** $(Bloco(X), \hat{\alpha}, \sigma_G)$ (Equação 29)
    $\hat{\sigma}^2 \leftarrow$ **EstimadorAWGN**(fz)
    se $\hat{\sigma}^2 > 1$ **então**
      $\alpha_{min} \leftarrow \hat{\alpha}$
    fim
    senão
      $\alpha_{max} \leftarrow \hat{\alpha}$
    fim
    $diferença \leftarrow |\hat{\sigma}^2 - 1|$
  fim
fim
retorna $\hat{\alpha}$

6.3 Validação do método de estimativa

Para a validação do método proposto, utilizou-se inicialmente imagens virtuais. Como a imagem virtual não possui degradação, a inserção do ruído foi realizada por meio do procedimento descrito no pseudocódigo 1. Dessa forma, o mapa de ganho quântico uti-

Figura 26: Exemplificação da aproximação superficial polinomial de segunda ordem para estimativa do ganho quântico.



Fonte: do autor, 2020.

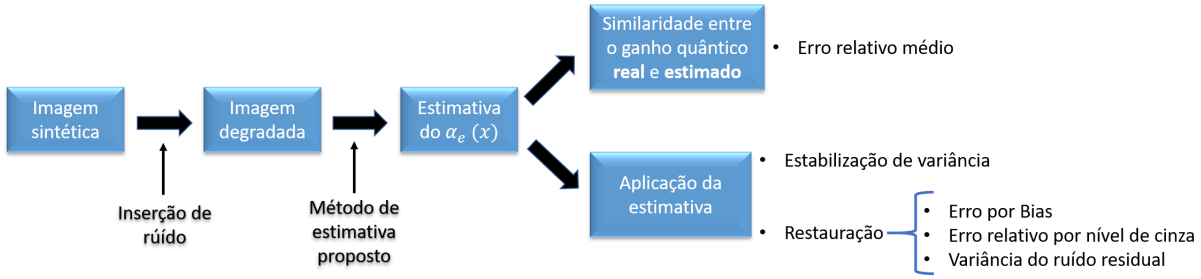
lizado na degradação é conhecido desde o início do processo, sendo considerado o ganho quântico real da degradação, no qual será denominado durante este trabalho como α_r para o caso da estimativa nas imagens sintéticas.

A similaridade entre os α_r e os α_e estimado sobre a imagem sintética degradada, foi feita por meio do erro relativo médio. Essa métrica possibilita a verificação, ponto a ponto, da diferença percentual entre o ganho quântico real e o estimado pelo método, mostrando as regiões que resultaram em maior ou menor diferença na estimativa.

Técnicas de estabilização de variância, assim como a de restauração, foram analisados com o objetivo de validar a aplicabilidade da estimativa do método proposto. Nesta etapa, foi analisado a variância do ruído após a aplicação da GAT, utilizando α_e e α_r. Na restauração, a imagem virtual degradada passou pelo processo de filtragem utilizando α_r e α_e. As métricas utilizadas para verificar a eficiência da restauração foram por meio do erro por *BIAS* (*Ground Truth*) (BORGES et al., 2018), pela análise da variância do ruído residual, além do cálculo do erro relativo médio por níveis de cinza. Esta última métrica foi utilizada visto que o ruído Poisson não-estacionário é dependente do sinal, sendo necessário uma análise da eficiência da filtragem sobre diferentes intensidades do sinal. A Figura 27 apresenta o fluxograma utilizado para etapa de validação do método proposto para as imagens sintéticas.

Para a validação do método proposto na prática, foi utilizado imagens reais de *phantom* antropomórfico. Como não há um mapa de ganho quântico real, ou seja, não é possível

Figura 27: Fluxograma para validação do método proposto em imagens sintéticas.

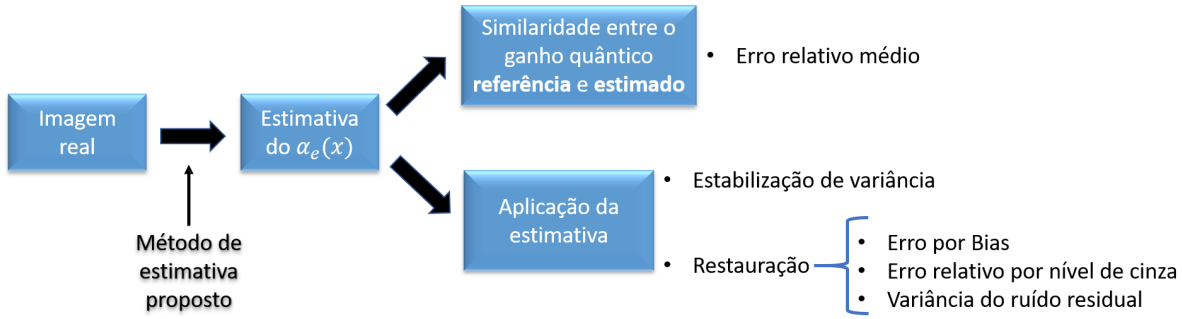


Fonte: do autor, 2020.

determinar o comportamento do ruído quântico inserido na imagem no momento de sua aquisição, o mapa de ganho quântico das imagens reais foi estimado por meio de imagens de calibração, sendo considerado como um parâmetro de referência, denominado durante esse trabalho de α_{ref}. Da mesma forma em relação as imagens virtuais, a similaridade entre os α_{ref} e α_e (estimado sobre a imagem real degradada) foi analisado pelo erro relativo médio entre os mapas.

A verificação da estabilização da variância quando aplicado o α_e também foi analisado. Da mesma forma, a restauração da imagem real degradada utilizando o α_e foi verificado, visando observar a eficiência e aplicabilidade do método de estimativa proposto. As métricas utilizadas nessa etapa foram por meio do erro por *BIAS*, pela análise da variância do ruído residual, além do cálculo do erro relativo médio por níveis de cinza. A Figura 28 mostra o fluxograma do procedimento e métricas de validação utilizados para as imagens reais.

Figura 28: Fluxograma para validação do método proposto em imagens reais de *phantom*.



Fonte: do autor, 2020.

6.3.1 Métricas Objetivas

Primeiramente, buscou-se identificar o tamanho ideal dos blocos na etapa de estimativa. Para cada mapa de ganho quântico, foi analisado o erro médio produzido pela

estimativa em cima das imagens sintéticas degradadas. A variação do tamanho das janelas foi feita em porcentagem sobre as dimensões da imagem. Por exemplo, caso a imagem tenha uma de resolução 1000x800, as dimensões da ROI, em uma análise de 10% dessa proporção, seria de 100x80.

Visando analisar a eficiência do método de estimativa proposto, foi calculado o erro relativo médio, pixel a pixel. Esta métrica analisará a diferença percentual entre os mapas de ganho quântico α_r e α_e, para o caso das imagens sintéticas, assim como também para os mapas de ganho quântico α_{ref} e α_e, para o caso das imagens de *phantons* reais. A formula utilizada é dada por:

$$ERM(x) = 100\% \left| \frac{W - \alpha_e(x)}{W} \right|, \tag{35}$$

onde W pode representar os ganhos quânticos α_r ou α_{ref}, e α_e é o ganho quântico estimado pelo método.

Visando observar a eficiência da estimativa para métodos de restauração, foram aplicados três métricas. Nessa etapa, foi analisado o impacto da filtragem utilizando o α_e em comparação com a restauração quando aplicados os α_r e α_{ref} . Além dessa métrica, analisou-se o erro relativo em função da intensidade do sinal ($Y(x)$), erro por intensidade do sinal restaurado *BIAS* e análise da variância do ruído residual. A primeira utiliza uma forma de medida pontual que calcula o erro por intensidade do sinal (ou nível de cinza) para a imagem restaurada. Sua equação matemática é dada por:

$$ERM(Y(x)) = 100\% \left| \frac{E(x) - Y(x)}{Y(x)} \right|, \tag{36}$$

onde E é a imagem a ser avaliado pelo nível de cinza na sua posição espacial x, e Y representa a intensidade do sinal analisado.

A aproximação da imagem real sem de ruído foi calculada pela média de dez aquisições no nível mais alto de dose através do *phantom* antropomórfico, da seguinte forma:

$$\tilde{Y}(x) = \frac{1}{K} \sum_{x=1}^{X} \sum_{k=1}^{K} Z^k(x), \tag{37}$$

onde $\tilde{Y}$ e Z representa a aproximação da imagem sem ruído e a degradada, respectivamente, K e X são os números de aquisições repetidas e número de pixel na imagem, nesta ordem.

A segunda métrica utilizada para análise da eficiência da restauração também foi mensurado pelo erro por *BIAS* (BORGES et al., 2018). Para esta etapa, é necessário, primeiramente, a filtragem de várias imagens degradadas. Em seguida, realiza-se a média em profundidade dessas imagens restauradas conforme exemplificado na Fórmula 37. O erro por *BIAS* pode ser calculado da seguinte forma:

$$BIAS(x) = 100\% \sum_{x=1}^{MN} \left| \frac{\tilde{I}_r(x) - Y(x)}{Y(x)} \right|, \tag{38}$$

onde Y representa a imagem livre de ruído e $\tilde{I}_r(x)$ simboliza a média em profundidade dessas imagens restauradas.

Para o cálculo da variância do ruído residual, foi verificado a variância, em profundidade, das imagens restauradas com o α_e. Esse cálculo foi feito tanto para imagens reais quanto para sintéticas. A variância do ruído residual pode ser calculado pela Equação 39:

$$VAR(x) = \frac{1}{K-1} \sum_{x=1}^{X} \sum_{k=1}^{K} |I_r^k(x) - \tilde{I}_r(x)|^2, \tag{39}$$

onde I_r^k representa uma imagem restaurada, $\tilde{I}_r(x)$ simboliza a média em profundidade de todas imagens restauradas nas coordenadas espaciais x, e X e K representam o total de pixels e quantidade de imagens analisadas, respectivamente.

Capítulo 7

Resultados e discussões

A partir dos métodos apresentados no capítulo anterior, são exibidos os resultados obtidos e suas respetivas discussões.

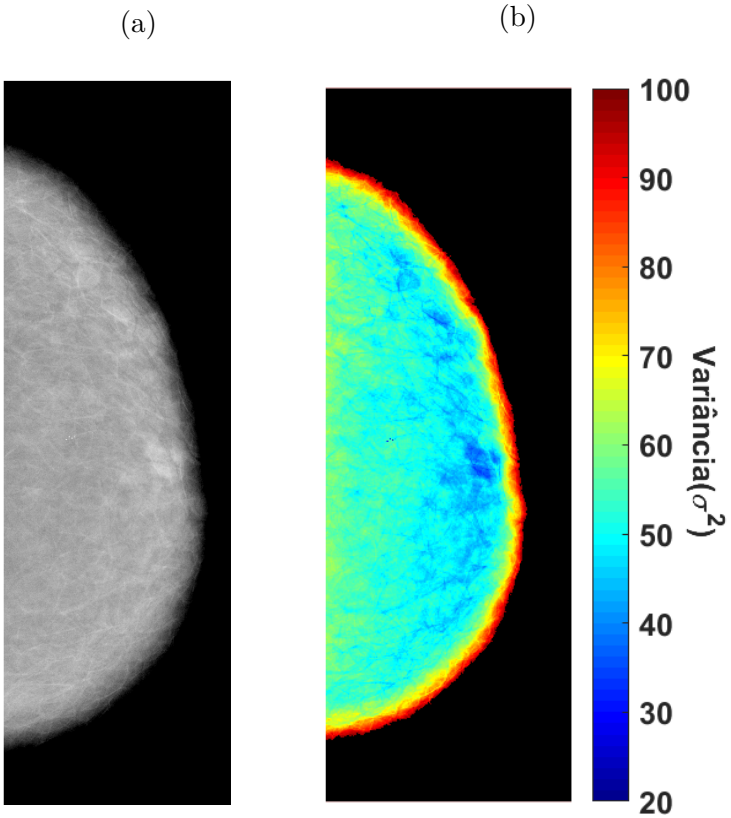
7.1 Experimentos com imagens sintéticas

Conforme mencionado nos Capítulos 2 e 5, um exemplo de imagem digital degradada por um modelo de ruído heterocedástico não estacionário é encontrada em imagem de DBT. Portanto, para validação da estimativa do ganho quântico do modelo trabalho, utilizou-se o *phantom* virtual mamário. A Figura 29 mostra a projeção central de tomossíntese mamária juntamente com o seu mapa de variância. Observando a Figura 29(b), é possível constatar a dependência do sinal e espacial, caraterística desse modelo de degradação.

Na primeira etapa, verificou-se a influência da estimativa em relação ao tamanho dos blocos utilizados na varredura. Foi analisado o erro na estimava na região da mama com cinco dimensões dos blocos, variando proporcionalmente entre eles. A Figura 30 mostra os erros encontros por variação do tamanho das janelas para a estimava sobre o *phantom* VCT.

Com base no gráfico da Figura 30, percebe-se que o erro é reduzido com o aumento das dimensões do bloco até chegar a um valo mínimo, para que em seguida, este erro comece a aumentar quando se é analisados blocos de dimensões maiores. Esse comportamento pode ser explicado devido as características de dependência do espaço da degradação. O método proposto busca reduzir a dependência espacial dividindo a imagem em blocos, com a premissa de que naquela região selecionada, o ruído presente é heterocedástico sem dependência do espaço. No entanto, a medida em que a dimensão do bloco aumenta, a região selecionada abrange uma área maior de tal forma que a dependência espacial não pode mais ser negligenciada, resultando em um acréscimo no erro da estimativa. Por outro lado, quando utilizado uma baixa dimensão para o tamanho do bloco, a quantidade de informações dentro da região selecionada é reduzida, ocasionando em um alto erro na

Figura 29: Em (a) é mostrado a imagem sintética de tomossíntese degradada. Em (b) é representado o mapa de variância do ruído utilizado para a degradação da imagem, sendo excluído as regiões de externas à mama.



Fonte: do autor, 2020.

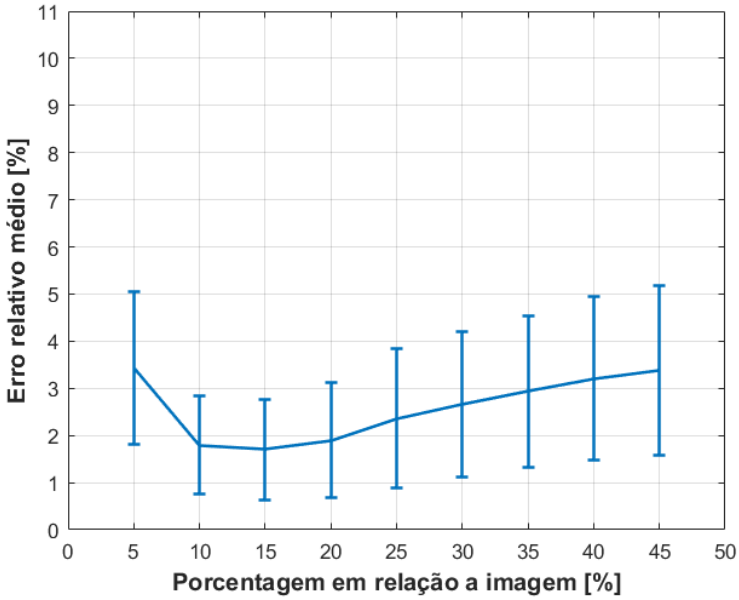
estimativa. Portanto, pode-se esperar que existe um valor ótimo para a dimensão das janelas para este tipo de comportamento de degradação. Analisando o gráfico da Figura 30 verifica-se que o tamanho ótimo do bloco é de 15% da imagem.

Após a definição das dimensões do bloco, foi feita a estimava pelo método proposto. A Figura 31 mostra os mapas de ganho quântico real e o estimado pelo método lado a lado. Visando analisar a eficiência da estimativa, o erro relativo médio entre o mapa de ganho quântico real (inserido na imagem sintética) e o ganho quântico estimado foi calculado. A Figura 32 mostra o erro relativo, sobre a região da mama, calculado para a primeira, oitava e última projeções da imagem de DBT, enquanto que a Tabela 5 apresenta o erro relativo geral para todas as projeções simuladas.

Com base nas informações da Tabela 5 e da Figura 32, é possível verificar que a estimativa pelo método proposto obteve um baixo erro para todas as projeções, com o pior resultado para 1ª projeção, com 2,91% de erro.

Após a verificação das diferenças entre os mapas, a análise da estabilização da variância também foi verificada tanto utilizando o ganho quântico real quanto o estimado, em todas

Figura 30: Análise da média do erro relativo variando a dimensão das janelas sobre a dimensão da imagem.



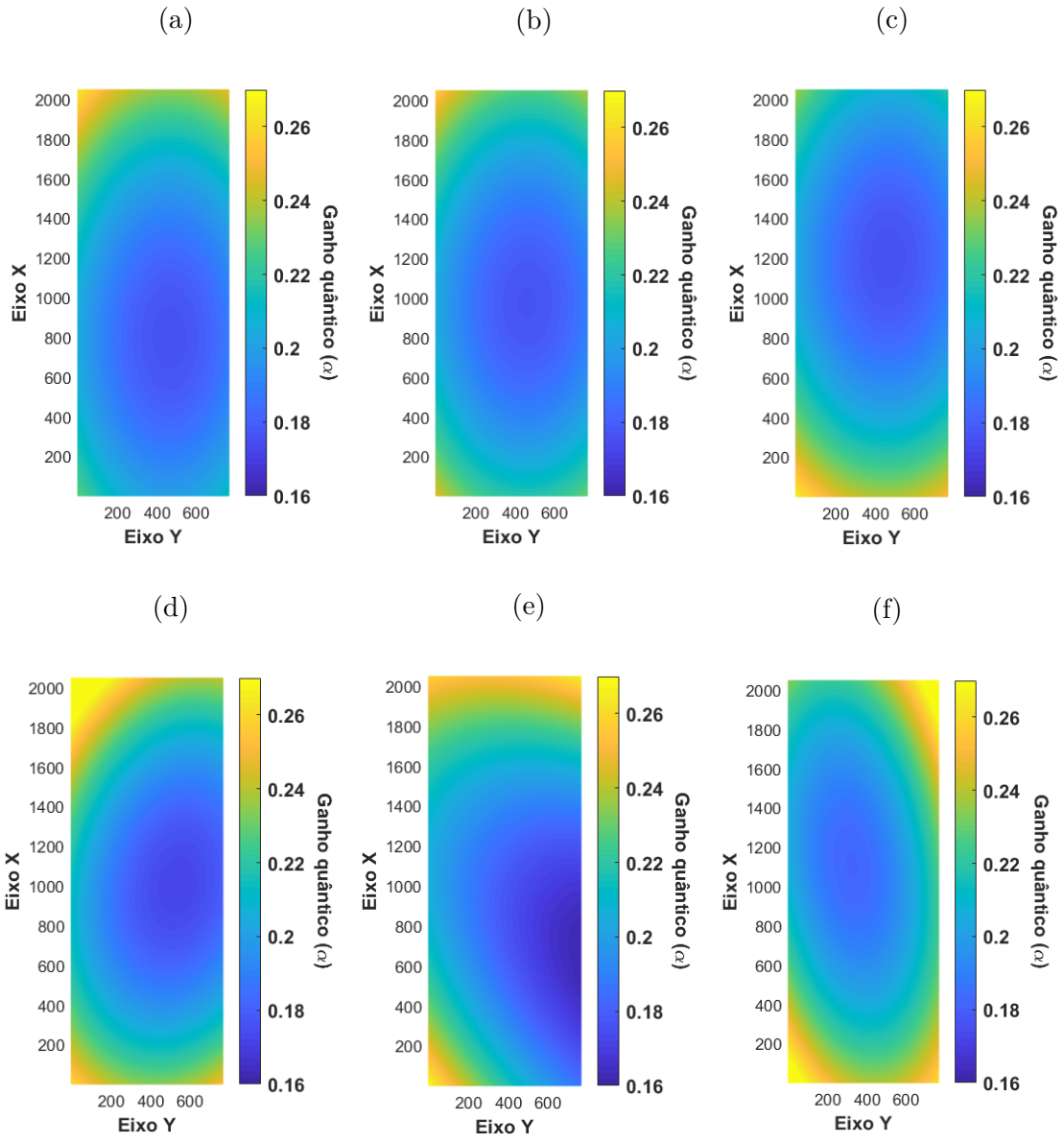
Fonte: do autor, 2020.

Tabela 5: Análise do erro relativo entre os mapas de ganho quântico real e estimado em todas as projeções.

Projeções	**Erro médio**	**Desvio padrão**
1	2,91	2,0
2	1,61	1,0
3	1,92	1,2
4	2,14	1,4
5	2,10	1,7
6	2,28	1,5
7	1,41	0,7
8	1,70	1,1
9	2,60	1,5
10	2,72	1,0
11	3,94	3,1
12	2,23	1,5
13	2,52	2,9
14	1,91	1,0
15	1,18	1,2

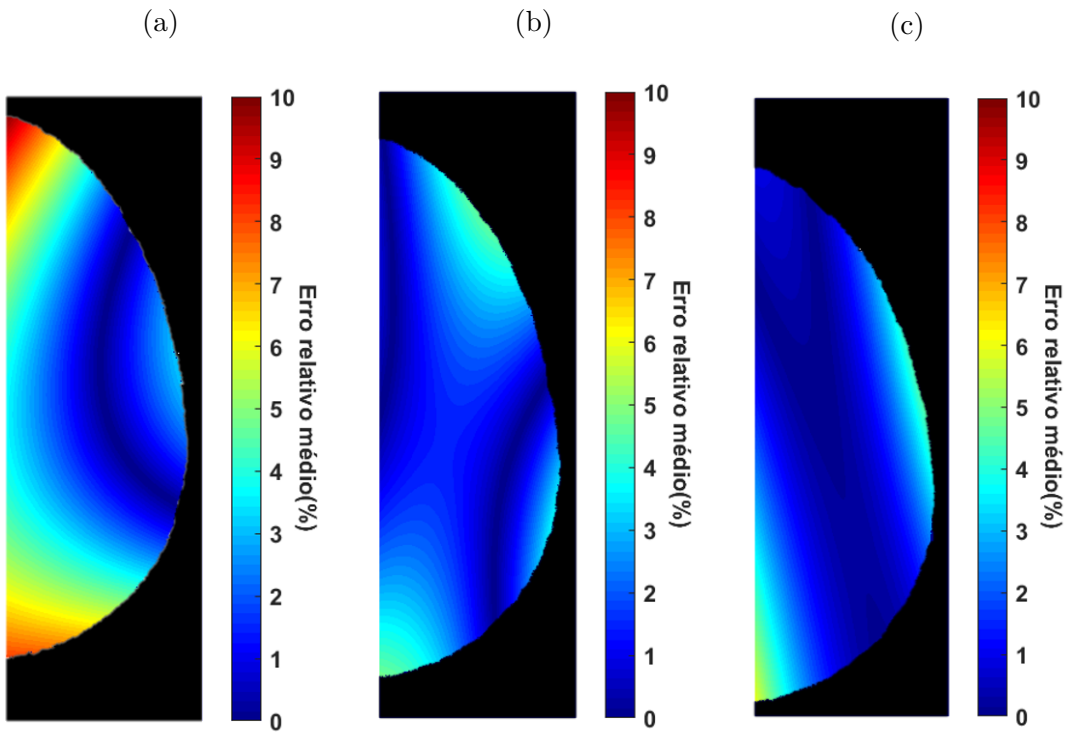
Fonte: do autor, 2020.

Figura 31: Em (a), (b) e (c) representam os mapas de ganho quântico reais para a primeira, oitava e décima quinta projeção. Em (d), (e) e (f) representam os mapas de ganho quântico estimados para a primeira, oitava e décima quinta projeção.



Fonte: do autor, 2020.

Figura 32: Em (a), (b) e (c) representam o erro entre mapas de ganho quântico real e o estimado para a primeira, oitava e décima quinta projeção.



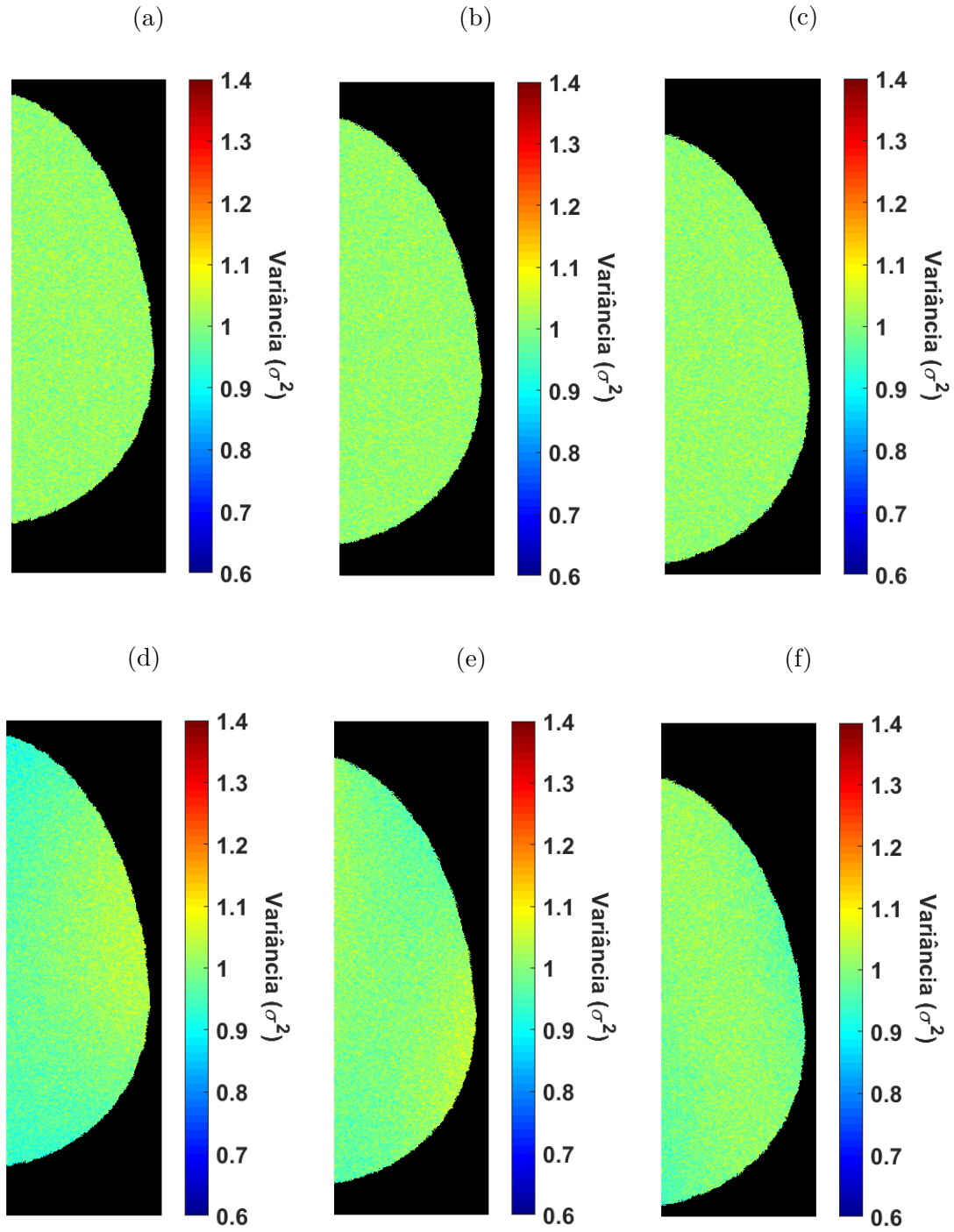
Fonte: do autor, 2020.

as projeções. A Figura 33 mostra o mapa de variância do ruído após a aplicação da GAT utilizando os ganhos quânticos reais e estimados para as projeções 1, 8 e 15. A Tabela 6 mostra a variância do ruído no domínio de Anscombe para todas as projeções. É possível notar que para ambos os casos de ganho quântico, o ruído ficou estabilizado com a variância em torno de um, tanto quando utilizado o ganho quântico real quanto para o estimado, mostrando que a estimava é capaz de estabilizar o ruído presente na imagem degradadas.

Outra forma de aplicação da estimativa do ruído é a restauração da imagem por meio de técnicas de filtragem. Para essa etapa, foi utilizado o procedimento descrito na Secção 4.2.2. A Figura 34 mostra o erro relativo por nível de cinza após a filtragem sobre a projeção central. Essa métrica de análise é interessante visto que o ruído presente na imagem possui dependência do sinal, sendo assim, a sua filtragem se comportaria de maneira distinta para diferentes níveis de cinza. A Figura 34 mostra o resultado dessa análise sendo possível notar que a filtragem utilizando ambos os mapas de ganho obtiveram resultados semelhantes, com erro inferior a 1%, evidenciando que estimativa pelo método proposto obteve eficiência na filtragem pra diferentes níveis de cinza.

A eficiência da filtragem foi também foi analisada por meio do erro por BIAS. A Figura 35 mostra o erro por BIAS das 1ª, 8ª e 15ª projeções, quando utilizado o ganho

Figura 33: Em (a), (b) e (c) representam o mapa de variância das projeções 1, 8 e 15 após aplicado o ganho quântico real. Em (d), (e) e (f) representam o mapa de variância após aplicado o ganho quântico estimado.



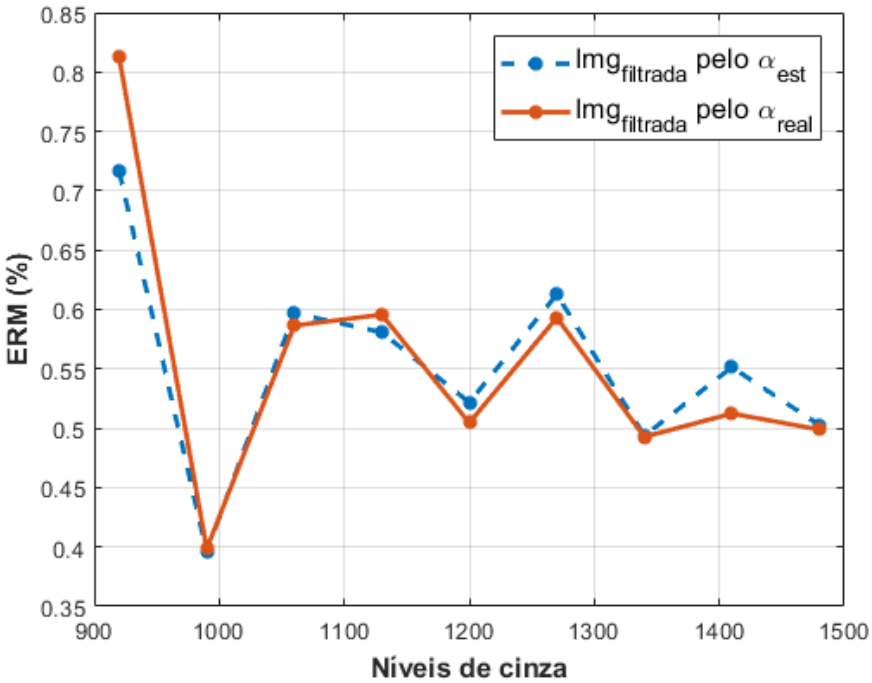
Fonte: do autor, 2020.

Tabela 6: Análise da média da variância, sobre a região da mama, após aplicação da GAT com o ganho quântico estimado e real.

Projeções	Ganho quântico real	Ganho quântico estimado
1	0,99	1,01
2	1,00	1,01
3	0,99	1,01
4	1,00	1,01
5	0,99	1,01
6	1,01	1,01
7	1,00	1,01
8	1,00	1,01
9	0,99	1,01
10	0,98	1,01
11	0,98	1,01
12	1,00	1,01
13	0,99	1,01
14	1,00	1,01
15	1,00	1,01

Fonte: do autor, 2020.

Figura 34: Análise do erro relativo por nível de cinza, sobre a projeção central, utilizando o a filtragem com mapa de ganho quântico real e estimado.



Fonte: do autor, 2020.

quântico real e o estimado. Na comparação entre as duas filtragens (ganho quântico real e estimado), o resultado em ambos os casos foi semelhante. É importante ressaltar que as regiões que obtiveram um maior erro de BIAS foram justamente nos locais onde predominam os detalhes finos da imagem. No entanto, este erro está vinculado ao desempenho do método de filtragem utilizado e não ao erro na estimativa pelo método proposto, visto que o resultado da restauração foi semelhante tanto para ganho quântico real como para o estimado. Essa afirmação pode ser melhor observado na Tabela 7 onde são apresentadas a médio de erro por BIAS em todas as projeções.

Tabela 7: Análise do erro por BIAS utilizando o a filtragem com mapa de ganho quântico real e estimado em todas projeções.

Projeções	**Erro por BIAS (Ganho quântico estimado)**	**Erro por BIAS (Ganho quântico real)**
1	0,487	0,486
2	0,488	0,486
3	0,489	0,486
4	0,486	0,487
5	0,486	0,487
6	0,487	0,487
7	0,487	0,487
8	0,486	0,488
9	0,482	0,488
10	0,486	0,488
11	0,486	0,488
12	0,489	0,488
13	0,484	0,487
14	0,487	0,487
15	0,488	0,487

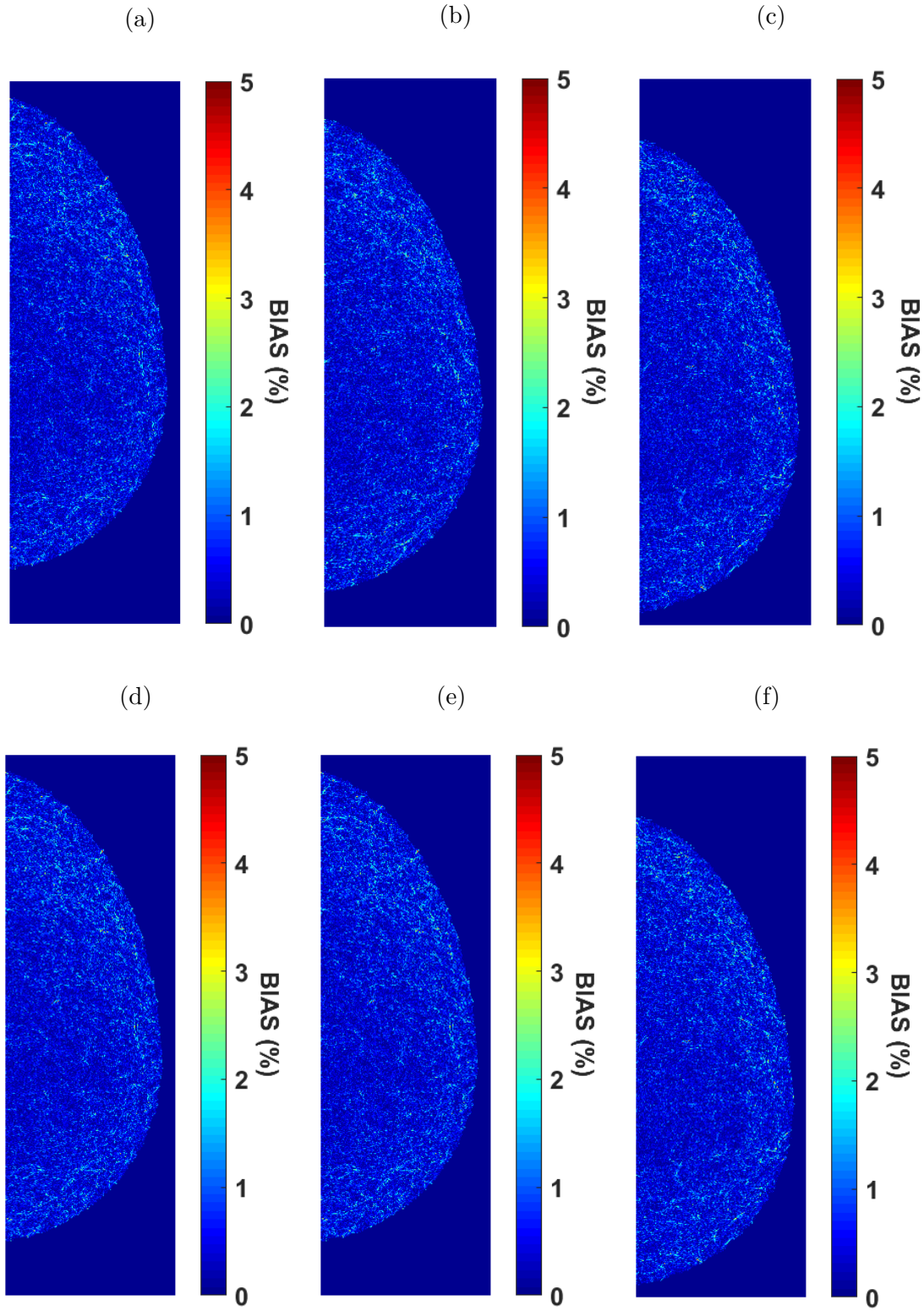
Fonte: do autor, 2020.

Após a filtragem, espera-se o que o ruído na imagem final seja atenuado, ou seja, variância da degradação seja reduzida. Esta análise pode ser observada na Figura 36 no qual mostra os resultados da variância do ruído residual para a 1ª, 8ª e 15ª projeções. É possível observar novamente que os resultados de filtragens foram semelhantes utilizando o mapa de ganho quântico real e estimado, mostrando que o erro vinculado a estimativa não teve grande impacto na filtragem do ruído na imagem final. A Tabela 8 mostra a variância média do ruído residual sobre todas projeções.

7.2 Teste em imagem reais

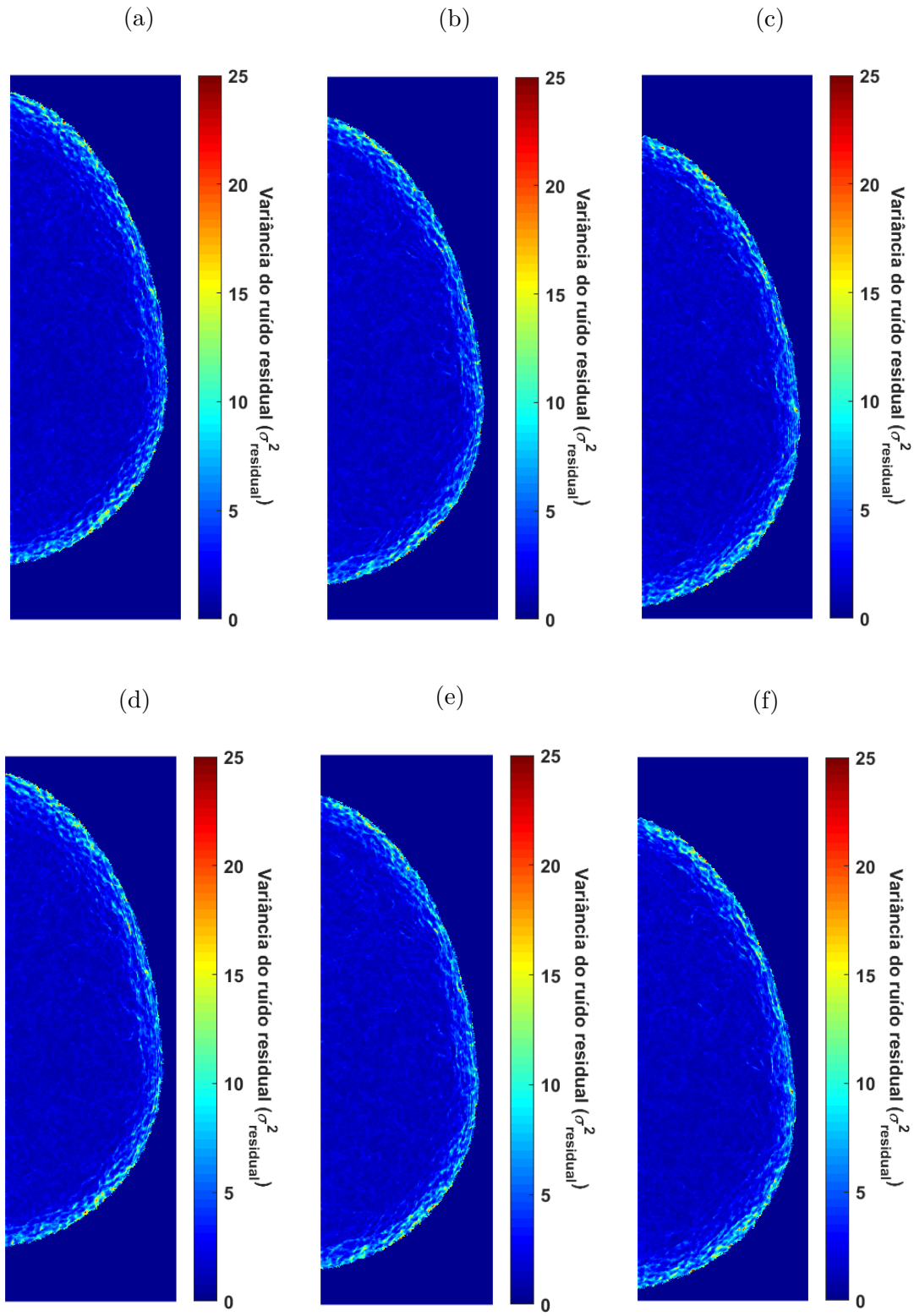
Visando analisar o método proposto na prática, a estimativa do mapa de ganho quântico foi feita sobre uma imagem real do *phantom* antropomórfico físico, adquirido pelo

Figura 35: Em (a), (b) e (c) representam o erro por BIAS das projeções 1, 8 e 15 após aplicado o ganho quântico real. Em (d), (e) e (f) representam o erro por BIAS após aplicado o ganho quântico estimado.



Fonte: do autor, 2020.

Figura 36: Em (a), (b) e (c) representam a variância residual das projeções 1, 8 e 15 após aplicado o ganho quântico real. Em (d), (e) e (f) representam a variância residual após aplicado o ganho quântico estimado.



Fonte: do autor, 2020.

Tabela 8: Análise da variância residual, após a filtragem, utilizando o ganho quântico real e o estimado pelo método proposto.

Projeções	**Variância residual (Ganho quântico estimado)**	**Variância residual (Ganho quântico real)**
1	2,896	2,865
2	2,756	2,771
3	2,709	2,720
4	2,712	2,661
5	2,606	2,623
6	2,639	2,564
7	2,524	2,538
8	2,517	2,527
9	2,512	2,526
10	2,554	2,553
11	2,573	2,577
12	2,634	2,629
13	2,694	2,716
14	2,784	2,773
15	2,824	2,853

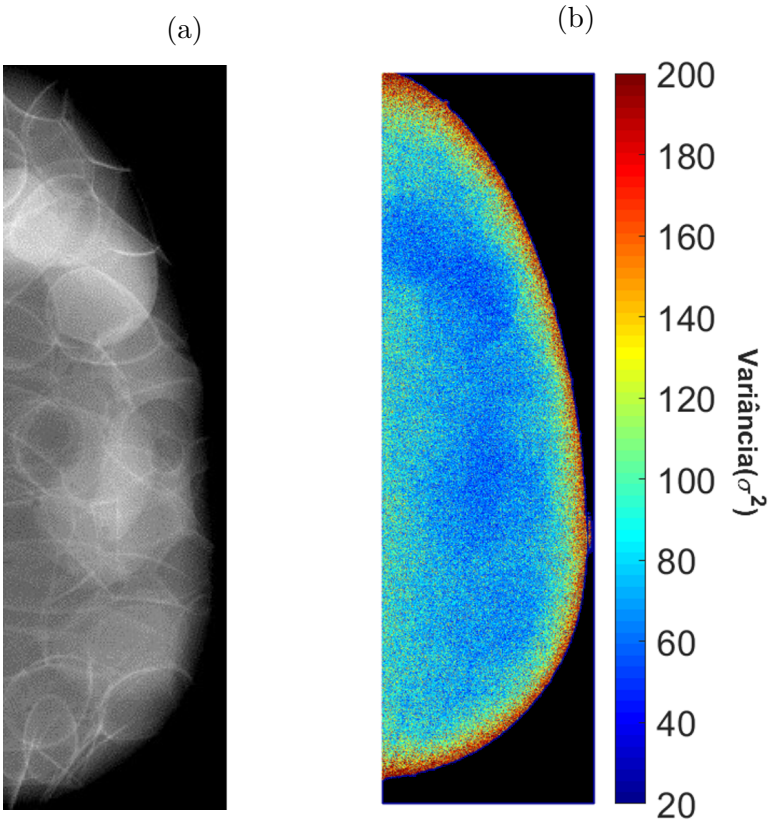
Fonte: do autor, 2020.

equipamento da Hologic. A Figura 37 mostra a projeção central da aquisição de DBT, a 31kVp e 60 mAs, juntamente com seu mapa de variância. Antes dos experimentos, todas as projeções não processadas foram linearizadas, subtraindo o deslocamento de pixel nominal definido pelo fornecedor de 50 (STRUDLEY; LOONEY; YOUNG, 2014). O desvio padrão do ruído eletrônico foi estimado por meio da projeção central do conjunto DBT, a 60 mAs, com valor de 1,52. Para fins de comparação, um σ_G de 1,37 foi estimado usando imagens de calibração. A Figura 38 mostra o gráfico utilizado para estimar este parâmetro por meio de imagens de calibração.

A Figura 39 mostra os mapas de ganho quântico, na região da mama, calculado por imagens de calibração e o estimado pelo método proposto. O erro relativo médio entre os mapas pode ser observado na Figura 40. O erro relativo entre o ganho quântico estimado por imagens de calibração e o calculado pelo método proposto obteve um erro máximo em torno de 12% (na projeção 15). Esse aumento do erro está ligado a diferença dos σ_G calculados para ambos os métodos. Para imagens de calibração, esse parâmetro foi de 1,37 enquanto que na estimava pela própria imagem foi de 1,52. Além disso, como o método proposto é interativo, ou seja, o valor do ganho quântico para cada região é atualizado até que o valor estimado consiga estabilizar o bloco, portanto, o valor do ganho quântico para aquele região é otimizado para que a variância do ruído no domínio de Anscombe seja próximo de 1. A Tabela 9 mostra o erro relativo médio entre todas as projeções.

A estabilização da variância da imagem por meio da aplicação da GAT, para os dois

Figura 37: Em (a) é mostrada a projeção central do *phantom* antropomórfico adquirida a 31 kVp e 60 mAs e em (b) mostra o mapa de variância desta mesma projeção.



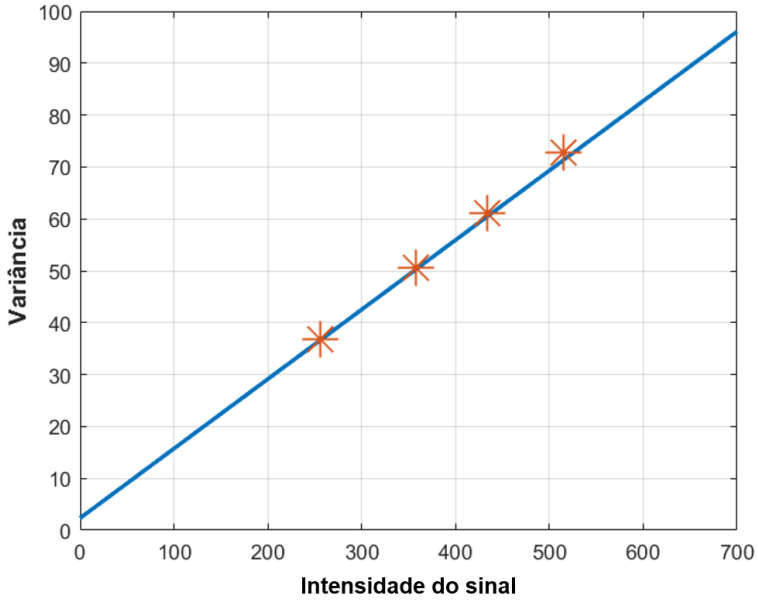
Fonte: do autor, 2020.

Tabela 9: Análise do erro relativo, na região da mama, entre os mapas de ganho quântico estimado por imagens de calibração e pelo método proposto em todas as projeções.

Projeções	**Erro médio**	**Desvio padrão**
1	2,31	1,63
2	2,51	1,65
3	3,17	2,06
4	3,08	2,03
5	3,26	2,11
6	3,82	2,36
7	3,76	2,41
8	3,04	2,02
9	3,62	2,31
10	4,08	2,34
11	3,66	2,33
12	3,99	2,36
13	4,57	2,64
14	3,58	2,31
15	4,24	2,50

Fonte: do autor, 2020.

Figura 38: Análise da variância pela intensidade do sinal para a estimativa do ruído Gaussiano (σ_G) por meio de imagens de calibração.



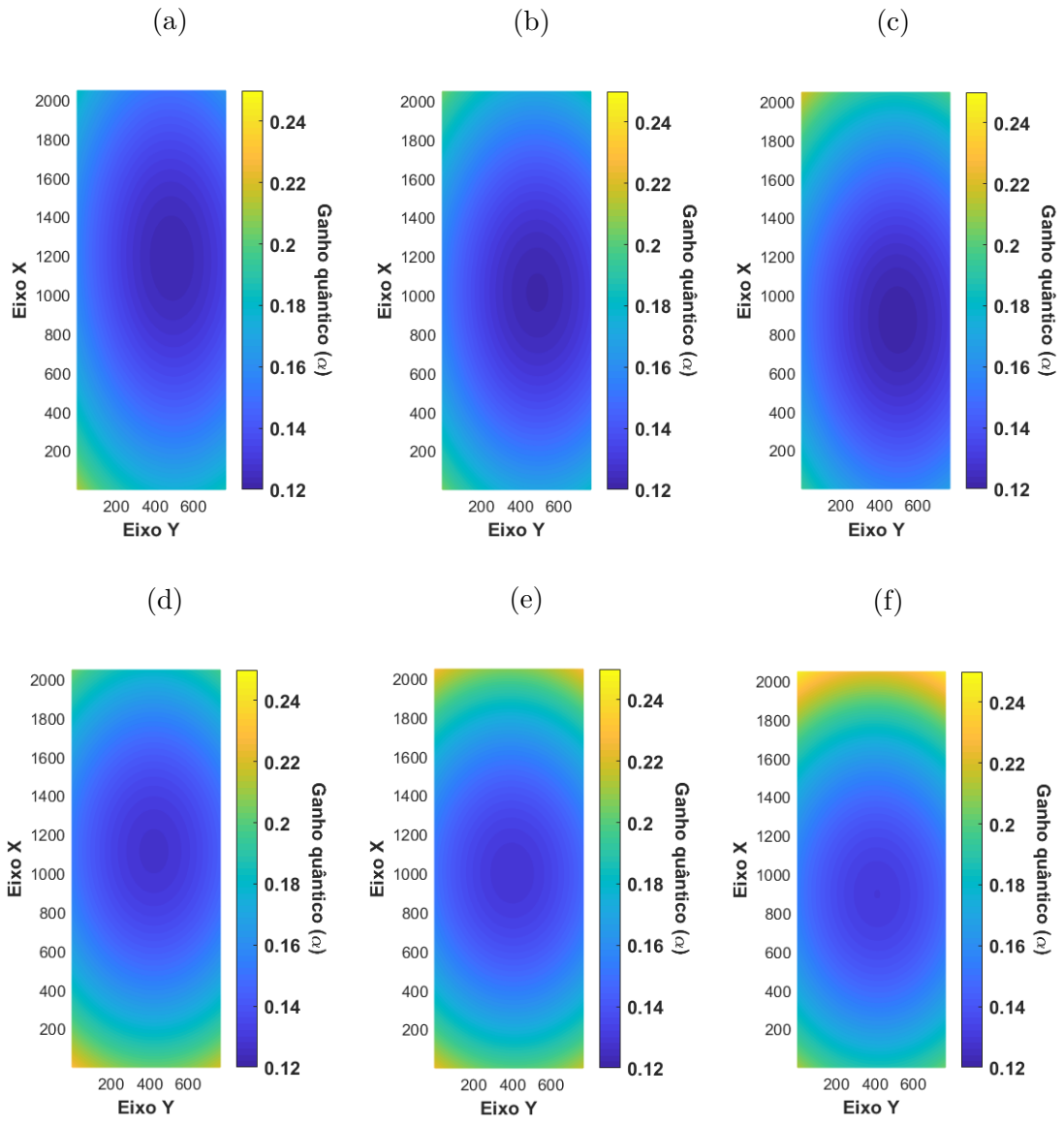
Fonte: do autor, 2020.

mapas de ganho quânticos, podem ser analisados na Figura 41. Como pode-se observar, o ruído foi estabilizado para ambos os casos de mapas de ganho quântico. Nas Figuras 41(c) e 41(f), a estabilização pelo método proposto obteve um resultado relativamente melhor em comparação ao ganho quântico por imagens de calibração, principalmente nas regiões periféricas da mama. Isto está relacionado ao fato de que o método proposto faz a estimativa sobre a imagem já degradada, ou seja, extrai as informações do ruído sobre a imagem adquirida, além de que o método proposto utiliza a GAT como forma de otimização da sua estimativa, levando em conta todas as caraterísticas da mama. A Tabela 10 mostra a média da variância, após a aplicação da GAT, para todas as projeções.

Os resultados do erro por BIAS para restauração do *phantom* antropomórfico pode ser analisada na Figura 42. Essa métrica avalia a eficiência ao comparar a imagem restaurada com uma outra considera ideal (livre de ruído). Como pode-se observar, a filtragem utilizando ambos os ganhos quânticos obtiveram resultados bem semelhantes, no qual a restauração utilizando o ganho quântico estimado pelo método proposto atingiu resultados sutilmente superiores, como é apresentado na Tabela 11.

A variância do ruído residual após o processo de filtragem é apresentado na Figura 43. Novamente, o processo de restauração aplicado obteve resultados semelhando quando utilizado os dois tipos de ganhos quânticos, com um desempenho um pouco melhor para o método proposto, como pode ser analisado na Tabela 12. Tanto o resultado do erro por BIAS como a variância do ruído residual mostram que a estimativa pelo método proposto obteve resultados semelhantes e, algumas vezes, até melhores, quando comparado com

Figura 39: Em (a), (b) e (c) representam os mapas de ganho quântico estimados por imagens de caibração para a primeira, oitava e décima quinta projeção. Em (d), (e) e (f) representam os mapas de ganho quântico estimados para a primeira, oitava e décima quinta projeção.



Fonte: do autor, 2020.

Tabela 10: Analise da variância, em todas as projeções, após aplicação da GAT com os ganhos quânticos estimados pelo método proposto e por imagens de calibração.

Projeções	**Média da variância em GAT (Método proposto)**	**Média da variância em GAT (Imagens de calibração)**
1	0,92	0,94
2	0,91	0,93
3	0,94	0,97
4	0,92	0,94
5	0,94	0,97
6	0,92	0,95
7	0,92	0,95
8	0,94	0,96
9	0,91	0,95
10	0,89	0,93
11	0,92	0,95
12	0,91	0,95
13	0,90	0,94
14	0,91	0,95
15	0,98	1,02

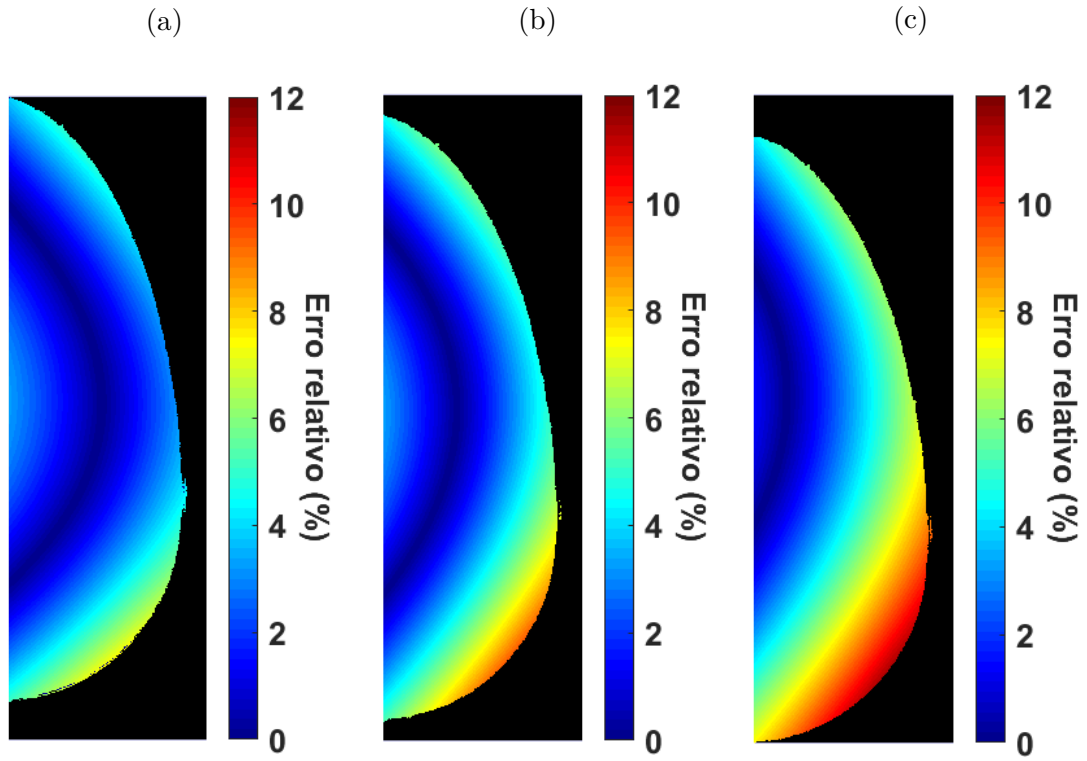
Fonte: do autor, 2020.

Tabela 11: Erro por BIAS sobre todas as projeções para a filtragem com o ganho quântico estimado por imagens de calibração e pelo método proposto.

Projeções	**Erro por BIAS (Método proposto)**	**Erro por BIAS (Imagens de calibração)**
1	0,45	0,56
2	0,45	0,55
3	0,45	0,55
4	0,45	0,55
5	0,44	0,54
6	0,44	0,54
7	0,45	0,54
8	0,44	0,54
9	0,45	0,54
10	0,45	0,54
11	0,45	0,54
12	0,45	0,54
13	0,45	0,55
14	0,45	0,55
15	0,45	0,55

Fonte: do autor, 2020.

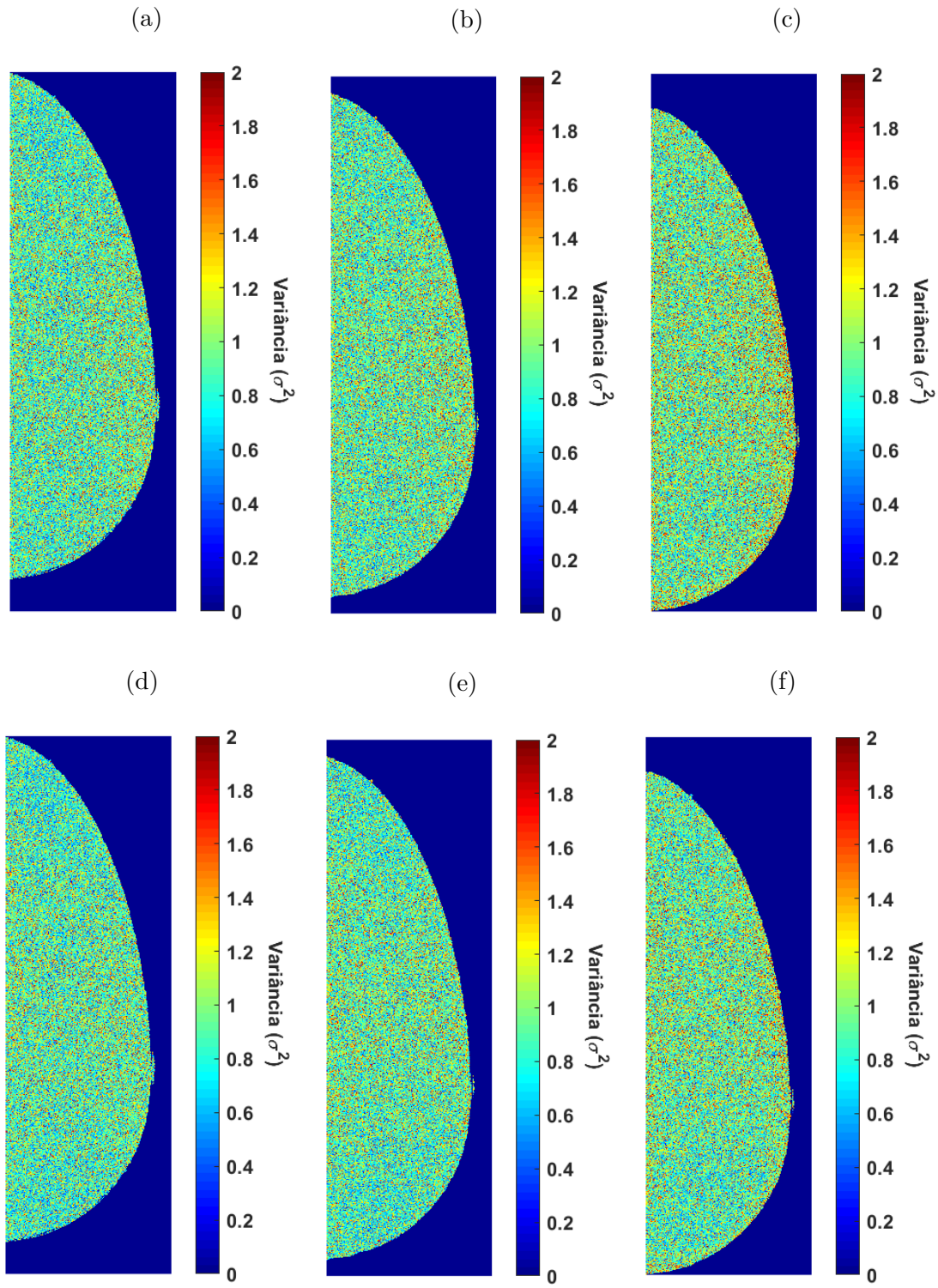
Figura 40: Em (a), (b) e (c) representam o erro entre os mapas de ganho quântico estimado pelo método proposto e por imagens de calibração para a primeira, oitava e décima quinta projeções.



Fonte: do autor, 2020.

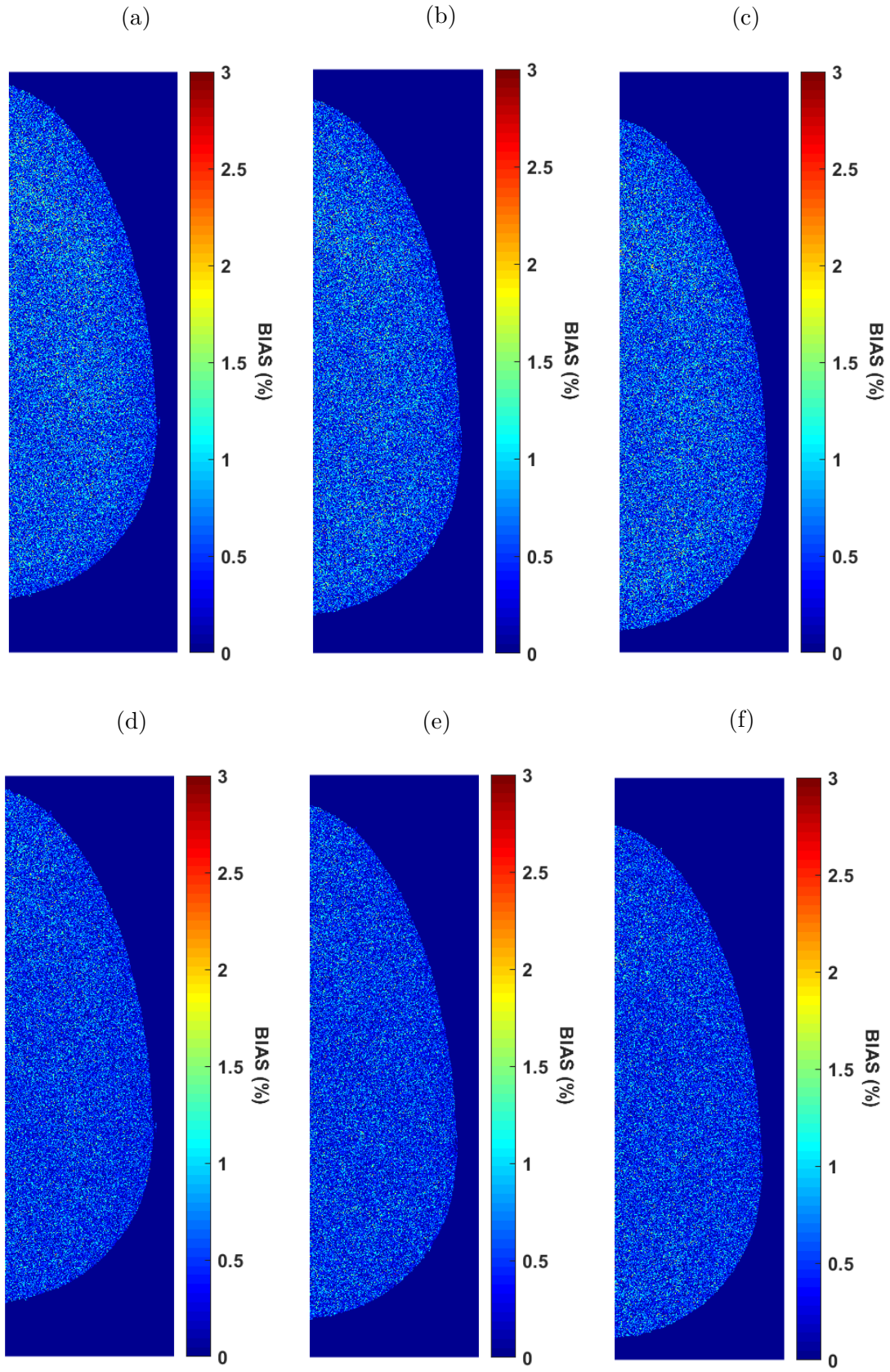
a estimativa por imagens de calibração, mostrando que essa ferramenta é uma técnica prática eficiente quando não há a disponibilidade de um grande número de imagens de calibração.

Figura 41: Em (a), (b) e (c) mostram os mapas de variância após a aplicação da GAT, utilizando o ganho quântico estimado por imagens de calibração, para as projeções 1, 8 e 15. Em (d), (e) e (f) mostram os mapas de variância após a aplicação da GAT, utilizando o ganho quântico estimado pelo método proposto.



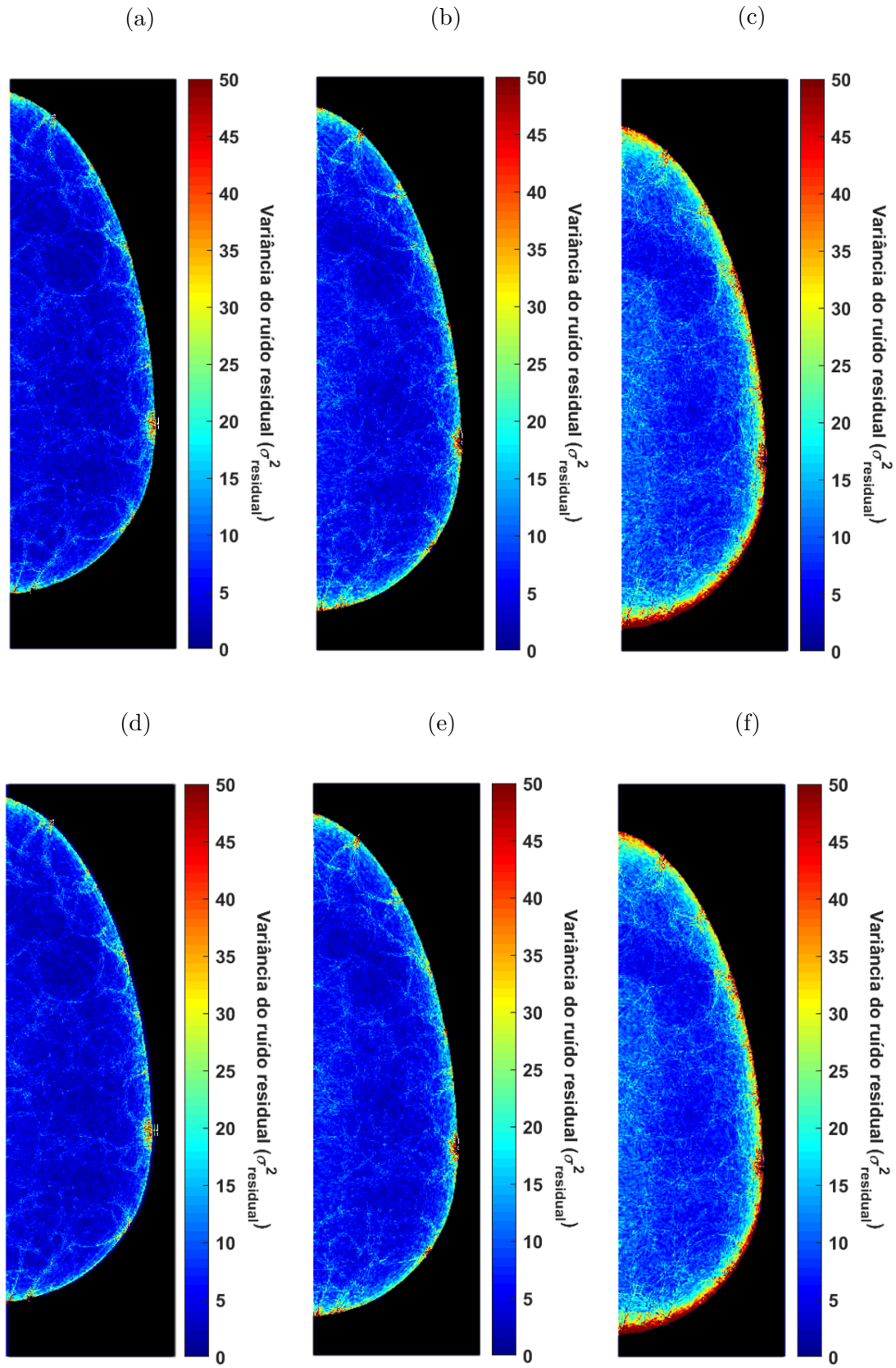
Fonte: do autor, 2020.

Figura 42: Em (a), (b) e (c) representam o erro por BIAS das projeções 1, 8 e 15 após aplicado o ganho quântico estimado por imagens de calibração. Em (d), (e) e (f) representam o erro por BIAS após aplicado o ganho quântico estimado pelo método proposto.



Fonte: do autor, 2020.

Figura 43: Em (a), (b) e (c) representam a variância residual das projeções 1, 8 e 15 após aplicado o ganho quântico estimado por imagens de calibração. Em (d), (e) e (f) representam a variância residual após aplicado o ganho quântico estimado pelo método proposto.



Fonte: do autor, 2020.

Tabela 12: Variância residual após a filtragem utilizando os ganhos quânticos estimado por imagens de calibração e pelo método proposto.

Projeções	**Variância residual (Método proposto)**	**Variância residual (Imagens de calibração)**
1	5,70	5,77
2	5,02	5,10
3	7,95	8,07
4	5,97	6,08
5	8,37	8,50
6	6,60	6,74
7	6,63	6,78
8	7,38	7,49
9	6,16	6,30
10	4,92	5,07
11	6,43	6,57
12	6,86	7,02
13	6,05	6,23
14	6,20	6,34
15	12,36	12,53

Fonte: do autor, 2020.

Capítulo 8

Conclusão

A estimativa dos parâmetros do ruído é fundamental para técnicas de restauração da imagem. No entanto, muitas vezes a degradação está diretamente relacionada com o sinal livre de ruído, o que na prática, não está disponível. Para solucionar este problema, autores aplicaram diferentes métodos a fim de suprir essa lacuna. No trabalho apresentado por (BORGES et al., 2017), o ganho quântico foi estimado por meio de imagens de calibração, no qual é feito uma média entre os ganhos quânticos para diferentes fatores de exposição. Apesar de ser eficiente, este método pode ocasionar erro quando há a necessidade de restaurar, por exemplo, uma imagem com fatores de exposição extremos, como pode ser observado na Figura 14. Além disso, esta técnica necessita de imagens de calibração, o que resultará em um desgaste extra ao equipamento.

Em outro trabalho, (AJA-FERNÁNDEZ et al., 2015) abordou a estimativa por meio da própria imagem degradada. Essa técnica apresenta vantagens visto que não há a necessidade de imagens de calibração e nem é necessário o conhecimento dos fatores de exposição em que o processo de aquisição ocorreu. No entanto, este método proposto por (AJA-FERNÁNDEZ et al., 2015) necessita do sinal livre de ruído, o que na prática é inviável. Além disso, este método não estima os parâmetros individuais da degradação, inviabilizando a aplicação de técnicas de estabilização de variância.

Nesse trabalho, foi desenvolvida uma ferramenta de estimativa do mapa de ganho quântico para do ruído misto Gaussiano/Poisson não-estacionário, com fator de escala, com dependência do sinal e espacial, a partir da própria imagem degradada, sem a necessidade de imagens de calibração. Da mesma forma, foi apresentado a eficiência da estimativa assim como a aplicação de métodos de restauração da imagem utilizando o método proposto.

Primeiramente, foi utilizado imagens sintéticas para a inserção do ruído de acordo com o modelo desejado. O ganho quântico inserido nas imagens foi retirado de um comportamento observado em equipamentos de tomossítese digital mamária, estimado previamente por imagens de calibração. O método foi capaz de estimar todos os mapas, para cada projeção, com erro relativo médio de 3,94% para o pior caso (Projeção 11).

Foram também analisados a eficiência do método na prática, utilizando um equipamento mamográfico e um *phantom* físico antropomórfico que simula as atenuações da mama. Com a finalidade de comparação entre os métodos, o mapa de ganho quântico foi estimado a partir das imagens de calibração desse mesmo equipamento, sendo considerado durante o trabalho com α_{ref}. O erro relativo médio, para o pior caso, entre ganho quântico estimado por imagens de calibração e pelo método proposto nesse trabalho, ficou em torno de 4,24%, na projeção 15.

Outra forma de se analisar a eficiência da estimava é por meio do uso da transformada de estabilização de variância e da restauração mediante a filtragem do ruído. Em ambos os casos, aplicou-se na imagem degrada o ganho quântico estimado pelo método proposto e real/referência como forma de comparação do desempenho. Em todas as estimativas de comportamento do ganho quântico, o método proposto conseguir estabilizar e filtrar a imagem com a mesma eficiência que o mapa considerado real ou referência. É importante ressaltar que para a imagem de mamografia real, a estabilização pelo método proposto, ou seja, sobre a imagem degradada, conseguiu resultados até melhores, visto que a estimava foi feita sobre a própria imagem degradada, considerando também características intrínsecas da mama.

Ao analisar a etapa de restauração, pode-se observar que o método proposto teve a mesma eficiência quando comparado com a filtragem utilizando valores estimados por imagens de calibração. Assim, o método proposto pode ser uma alternativa viável para a estimativa de parâmetros de restauração quando imagens de calibração não são acessíveis.

Capítulo 9

Trabalhos Futuros

Como trabalhos futuros, deve-se levar em consideração os aprimoramentos dos algoritmos desenvolvidos para que o processo seja mais rápido e eficiente, visto que o método analisa toda a imagem e, portanto, aquisições com grandes resoluções podem demandar um alto custo computacional.

A aplicação em outros equipamentos que possuem como características de ruído apresentados no trabalho devem ser analisados. Também se faz necessário a análise do impacto da correlação o ruído, tópico não abordado na estimativa, quando utilizado o método proposto.

A análise da estimativa para a mamografia digital 2D também podem ser analisadas utilizando o método proposto.

Capítulo 10

Publicação

Durante o desenvolvimento da pesquisa, foi publicado o seguinte artigo na revista brasileira de física médica:

BRANDÃO, Renann F. et al. Evaluating the simulation of radiation dose reduction in a digital breast tomosynthesis system featuring an amorphous silicon (a-Si) detector. **Revista Brasileira de Física Médica**, v. 13, n. 2, p. 30-34, 2019.

Referências

ACS. **American Cancer Society - About Breast Cancer**. 2019. Disponível em: <www.cancer.org/>. Acesso em: 01 de jul. de 2019.

AJA-FERNÁNDEZ, S. et al. Spatially variant noise estimation in mri: A homomorphic approach. **Medical image analysis**, Elsevier, v. 20, n. 1, p. 184–197, 2015.

ANSCOMBE, F. J. The transformation of poisson, binomial and negative-binomial data. **Biometrika**, JSTOR, v. 35, n. 3/4, p. 246–254, 1948.

AZZARI, L.; BORGES, L. R.; FOI, A. Modeling and estimation of signal-dependent and correlated noise. In: **Denoising of Photographic Images and Video**. [S.l.]: Springer, 2018. p. 1–36.

BAKER, J. A.; LO, J. Y. Breast tomosynthesis: state-of-the-art and review of the literature. **Academic radiology**, Elsevier, v. 18, n. 10, p. 1298–1310, 2011.

BAKIC, P. R. et al. Mammogram synthesis using a 3d simulation. i. breast tissue model and image acquisition simulation. **Medical physics**, Wiley Online Library, v. 29, n. 9, p. 2131–2139, 2002.

BAKIC, P. R. et al. Mammogram synthesis using a 3d simulation. ii. evaluation of synthetic mammogram texture. **Medical physics**, Wiley Online Library, v. 29, n. 9, p. 2140–2151, 2002.

BAKIC, P. R. et al. Mammogram synthesis using a three-dimensional simulation. iii. modeling and evaluation of the breast ductal network. **Medical Physics**, Wiley Online Library, v. 30, n. 7, p. 1914–1925, 2003.

BAKIC, P. R. et al. **The open-source virtual clinical trial project.** 2017. Disponível em: <www.sourceforge.net/projects/openvct>. Acesso em: 01 de jul. de 2019.

BARUFALDI, B. et al. Openvct: a gpu-accelerated virtual clinical trial pipeline for mammography and digital breast tomosynthesis. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. **Medical Imaging 2018: Physics of Medical Imaging**. [S.l.], 2018. v. 10573, p. 1057358.

BASSETT, L. W.; GOLD, R. H. The evolution of mammography. **American journal of roentgenology**, Am Roentgen Ray Soc, v. 150, n. 3, p. 493–498, 1988.

BENTLEY, J. L. Multidimensional binary search trees used for associative searching. **Communications of the ACM**, ACM New York, NY, USA, v. 18, n. 9, p. 509–517, 1975.

BERRY, R.; BURNELL, J. Astronomical image processing. **Willman-Bell, Inc**, 2000.

BERTERO, M. et al. A discrepancy principle for poisson data. **Inverse problems**, IOP Publishing, v. 26, n. 10, p. 105004, 2010.

BEUTEL, J.; KUNDEL, H. L.; METTER, R. L. V. **Handbook of medical imaging**. [S.l.]: Spie Press, 2000. v. 1.

BLANKSBY, A. J. et al. Noise performance of a color cmos photogate image sensor. In: IEEE. **International Electron Devices Meeting. IEDM Technical Digest**. [S.l.], 1997. p. 205–208.

BONCELET, C. Image noise models. In: **The Essential Guide to Image Processing**. [S.l.]: Elsevier, 2009. p. 143–167.

BONNIE, N. Advance in breast imaging: mammography and much more. **J. San Francisco Med. Soc**, v. 88, n. 2, p. 20–21, 2015.

BOONE, J. M. X-ray production, interaction, and detection in diagnostic imaging. **Handbook of medical imaging**, SPIE Bellingham, WA, v. 1, p. 1–78, 2000.

BORGES, L. R. et al. Restoration of low-dose digital breast tomosynthesis. **Measurement Science and Technology**, IOP Publishing, v. 29, n. 6, p. 064003, 2018.

BORGES, L. R. et al. Pipeline for effective denoising of digital mammography and digital breast tomosynthesis. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. **Medical Imaging 2017: Physics of Medical Imaging**. [S.l.], 2017. v. 10132, p. 1013206.

BORGES, L. R. et al. Noise models for virtual clinical trials of digital breast tomosynthesis. **Medical physics**, Wiley Online Library, v. 46, n. 6, p. 2683–2689, 2019.

BORGES, L. R. et al. Gaussian-poisson noise estimation from individual mammography images. In: **Proceedings**. [S.l.: s.n.], 2016.

BORGES, L. R. et al. Method for simulating dose reduction in digital breast tomosynthesis. **IEEE transactions on medical imaging**, IEEE, v. 36, n. 11, p. 2331–2342, 2017.

BOYAT, A. K.; JOSHI, B. K. A review paper: noise models in digital image processing. **arXiv preprint arXiv:1505.03489**, 2015.

BRITO, F. A. et al. Application of neural networks to model the signal-dependent noise of a digital breast tomosynthesis unit. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. **Medical Imaging 2018: Physics of Medical Imaging**. [S.l.], 2018. v. 10573, p. 105730J.

BUADES, A.; COLL, B.; MOREL, J.-M. A non-local algorithm for image denoising. In: IEEE. **2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)**. [S.l.], 2005. v. 2, p. 60–65.

BUSHBERG, J. T.; BOONE, J. M. **The essential physics of medical imaging**. [S.l.]: Lippincott Williams & Wilkins, 2011.

CAPUCCI, F. **Filosofia Sampaio Góes: IBCC 35 anos: Instituto Brasileiro de Controle do Câncer**. [S.l.]: Editora Activa Comunicação, 2003.

DABOV, K. et al. Image denoising with block-matching and 3d filtering. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. **Image Processing: Algorithms and Systems, Neural Networks, and Machine Learning**. [S.l.], 2006. v. 6064, p. 606414.

DOBBINS, J. T. J. T. I.; GODFREY, D. J. Digital x-ray tomosynthesis: current state of the art and clinical potential. **Physics in medicine & biology**, IOP Publishing, v. 48, n. 19, p. R65, 2003.

DOUGHERTY, G. **Digital image processing for medical applications**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2009.

ENGEN, R. V. et al. Digital mammography update. european protocol for the quality control of the physical and technical aspects of mammography screening. s1, part 1: Acceptance and constancy testing. **European guidelines for quality assurance in breast cancer screening and diagnosis**, Luxembourg, Europe. European Commission, p. 1–54, 2013.

FOI, A. Clipped noisy images: Heteroskedastic modeling and practical denoising. **Signal Processing**, Elsevier, v. 89, n. 12, p. 2609–2629, 2009.

FOI, A. et al. Practical poissonian-gaussian noise modeling and fitting for single-image raw-data. **IEEE Transactions on Image Processing**, IEEE, v. 17, n. 10, p. 1737–1754, 2008.

GACH, H. M.; TANASE, C.; BOADA, F. 2d & 3d shepp-logan phantom standards for mri. In: IEEE. **2008 19th International Conference on Systems Engineering**. [S.l.], 2008. p. 521–526.

GLICK, S. J. System design and acquisition parameters for breast tomosynthesis. **Tomosynthesis imaging. Boca Raton, FL: Taylor and Francis**, 2014.

GOLD, R. H.; BASSETT, L. W.; WIDOFF, B. E. Highlights from the history of mammography. **Radiographics**, v. 10, n. 6, p. 1111–1131, 1990.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. C. **Processamento digital de imagens .** [S.l.]: Pearson Educación, 2009.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento de imagens digitais**. [S.l.]: Editora Blucher, 2010.

GOODSITT, M. M. The history of tomosynthesis. **Tomosynthesis imaging. Boca Raton, FL: Taylor and Francis**, p. 4–17, 2014.

GUERRERO, I. **Correção do espectro de potência do ruído na simulação de redução da dose de radiação em imagens de tomossíntese digital mamária**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2018.

HARDESTY, L. A.; KREIDLER, S. M.; GLUECK, D. H. Digital breast tomosynthesis utilization in the united states: a survey of physician members of the society of breast imaging. **Journal of the American College of Radiology**, Elsevier, v. 11, n. 6, p. 594–599, 2014.

HASHEMI, M.; BEHESHTI, S. Adaptive noise variance estimation in bayesshrink. **IEEE Signal Processing Letters**, IEEE, v. 17, n. 1, p. 12–15, 2009.

HOOLEY, R.; ALBARELLA, A.; PHILPOTTS, L. The technologists perspective. **Breast tomosynthesis**, Philadelphia: Elsevier, v. 14, 2018.

IMMERKAER, J. Fast noise variance estimation. **Computer vision and image understanding**, Elsevier, v. 64, n. 2, p. 300–302, 1996.

INCA. **Instituto Nacional de Câncer**. 2018. Disponível em: <http://www.inca.gov-.br>. Acesso em: 01 de jul. de 2019.

JEZIERSKA, A. et al. Poisson-gaussian noise parameter estimation in fluorescence microscopy imaging. In: IEEE. **2012 9th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)**. [S.l.], 2012. p. 1663–1666.

KARELLAS, A.; VEDANTHAM, S. Breast cancer imaging: a perspective for the next decade. **Medical physics**, Wiley Online Library, v. 35, n. 11, p. 4878–4897, 2008.

KIMME-SMITH, C. New digital mammography systems may require different x-ray spectra and, therefore, more general normalized glandular dose values. **Radiology**, Radiological Society of North America, v. 213, n. 1, p. 7–10, 1999.

LEVAKHINA, Y. **Three-Dimensional Digital Tomosynthesis: Iterative reconstruction, artifact reduction and alternative acquisition geometry**. [S.l.]: Springer, 2014.

LEWIN, J. M. et al. Comparison of full-field digital mammography with screen-film mammography for cancer detection: results of 4,945 paired examinations. **Radiology**, Radiological Society of North America, v. 218, n. 3, p. 873–880, 2001.

LIU, W.; LIN, W. Additive white gaussian noise level estimation in svd domain for images. **IEEE Transactions on Image processing**, IEEE, v. 22, n. 3, p. 872–883, 2012.

LIU, X.; TANAKA, M.; OKUTOMI, M. Practical signal-dependent noise parameter estimation from a single noisy image. **IEEE Transactions on Image Processing**, IEEE, v. 23, n. 10, p. 4361–4371, 2014.

MACKENZIE, A. et al. Characterisation of noise and sharpness of images from four digital breast tomosynthesis systems for simulation of images for virtual clinical trials. **Physics in Medicine & Biology**, IOP Publishing, v. 62, n. 6, p. 2376, 2017.

MAKITALO, M.; FOI, A. Optimal inversion of the generalized anscombe transformation for poisson-gaussian noise. **IEEE transactions on image processing**, IEEE, v. 22, n. 1, p. 91–103, 2012.

MÄKITALO, M.; FOI, A. Poisson-gaussian denoising using the exact unbiased inverse of the generalized anscombe transformation. In: IEEE. **2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)**. [S.l.], 2012. p. 1081–1084.

MÄKITALO, M.; FOI, A. Noise parameter mismatch in variance stabilization, with an application to poisson–gaussian noise estimation. **IEEE Transactions on Image Processing**, IEEE, v. 23, n. 12, p. 5348–5359, 2014.

MARSHALL, N. W.; MONNIN, P. Physical image quality evaluation of x-ray detectors for digital radiography and mammography. **Handbook of X-ray imaging: physics and technology**, CRC Press, p. 470–503, 2017.

MCHUGH, S. **Understanding Photography: Master Your Digital Camera and Capture That Perfect Photo**. [S.l.: s.n.], 2018.

MENCATTINI, A. et al. Denoising and enhancement of mammographic images under the assumption of heteroscedastic additive noise by an optimal subband thresholding. **International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing**, World Scientific, v. 8, n. 05, p. 713–741, 2010.

MEOLA, J. et al. Modeling and estimation of signal-dependent noise in hyperspectral imagery. **Applied optics**, Optical Society of America, v. 50, n. 21, p. 3829–3846, 2011.

MICHELL, M.; BATOHI, B. Role of tomosynthesis in breast imaging going forward. **Clinical radiology**, Elsevier, v. 73, n. 4, p. 358–371, 2018.

MOONEN, C. et al. Functional magnetic resonance imaging in medicine and physiology. **Science**, American Association for the Advancement of Science, v. 250, n. 4977, p. 53–61, 1990.

NBCF. **National Breast Cancer Foundation**. 2019. Disponível em: <https://nbcf-.org.au/>. Acesso em: 01 de jul. de 2019.

NICKEL, D. R. History of photography: the state of research. **The Art Bulletin**, Taylor & Francis, v. 83, n. 3, p. 548–558, 2001.

NIKLASON, L. Physics and development of breast tomosynthesis. **Breast Tomosynthesis**, Philadelphia: Elsevier, 2018, v. 1, p. 5–8, 2018.

NIKLASON, L. T. et al. Digital tomosynthesis in breast imaging. **Radiology**, v. 205, n. 2, p. 399–406, 1997.

PARKS, E. T.; WILLIAMSON, G. F. Digital radiography: an overview. **J Contemp Dent Pract**, v. 3, n. 4, p. 23–39, 2002.

PASVEER, B. Knowledge of shadows: the introduction of x-ray images in medicine. **Sociology of Health & Illness**, Wiley Online Library, v. 11, n. 4, p. 360–381, 1989.

POKRAJAC, D. D.; MAIDMENT, A. D.; BAKIC, P. R. Optimized generation of high resolution breast anthropomorphic software phantoms. **Medical physics**, Wiley Online Library, v. 39, n. 4, p. 2290–2302, 2012.

PRINCE, J. L.; LINKS, J. M. **Medical imaging signals and systems**. [S.l.]: Pearson Prentice Hall Upper Saddle River, NJ, 2006.

RANK, K.; LENDL, M.; UNBEHAUEN, R. Estimation of image noise variance. **IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing**, IET, v. 146, n. 2, p. 80–84, 1999.

REZENTES, P. S.; ALMEIDA, A. de; BARNES, G. T. Mammography grid performance. **Radiology**, Radiological Society of North America, v. 210, n. 1, p. 227–232, 1999.

ROSENBLUM, N. **A world history of photography**. [S.l.]: Abbeville Press New York, 1997.

RUSSO, P. **Handbook of X-ray imaging: physics and technology**. [S.l.]: CRC press, 2017.

SALMERI, M. et al. Signaldependent noise characterization for mammographic images denoising. 2008.

SECHOPOULOS, I. A review of breast tomosynthesis. part i. the image acquisition process. **Medical physics**, Wiley Online Library, v. 40, n. 1, p. 014301, 2013.

SECHOPOULOS, I.; GHETTI, C. Optimization of the acquisition geometry in digital tomosynthesis of the breast. **Medical physics**, Wiley Online Library, v. 36, n. 4, p. 1199–1207, 2009.

SINGH, P.; SHREE, R. A comparative study to noise models and image restoration techniques. **International Journal of Computer Applications**, Foundation of Computer Science, v. 149, n. 1, p. 18–27, 2016.

STARCK, J.-L.; MURTAGH, F.; FADILI, J. M. **Sparse image and signal processing: wavelets, curvelets, morphological diversity**. [S.l.]: Cambridge university press, 2010.

STARCK, J.-L.; MURTAGH, F. D.; BIJAOUI, A. **Image processing and data analysis: the multiscale approach**. [S.l.]: Cambridge University Press, 1998.

STEVENS, G. M.; PELC, N. J. Tomosynthesis with circular orbits. **Tomosynthesis Imaging**, Taylor & Francis, p. 65, 2014.

STRUDLEY, C.; LOONEY, P.; YOUNG, K. Technical evaluation of hologic selenia dimensions digital breast tomosynthesis system (nhsbsp equipment report 1307 version 2). **Sheffield: NHS Cancer Screening Programmes**, 2014.

THAI, T. H.; COGRANNE, R.; RETRAINT, F. Camera model identification based on the heteroscedastic noise model. **IEEE Transactions on Image Processing**, IEEE, v. 23, n. 1, p. 250–263, 2013.

THAI, T. H.; RETRAINT, F.; COGRANNE, R. Generalized signal-dependent noise model and parameter estimation for natural images. **Signal Processing**, Elsevier, v. 114, p. 164–170, 2015.

TREPS, N. et al. Quantum noise in multipixel image processing. **Physical Review A**, APS, v. 71, n. 1, p. 013820, 2005.

VEDANTHAM, S. et al. Digital breast tomosynthesis: state of the art. **Radiology**, Radiological Society of North America, v. 277, n. 3, p. 663–684, 2015.

VIMIEIRO, R. d. B. **Ferramenta para reconstrução de imagens de tomossíntese mamária e sua aplicação na análise do ruído em imagens reconstruídas**. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2019.

VONESCH, C. et al. The colored revolution of bioimaging. **IEEE signal processing magazine**, IEEE, v. 23, n. 3, p. 20–31, 2006.

WERNICK, M. N.; AARSVOLD, J. N. **Emission tomography: the fundamentals of PET and SPECT**. [S.l.]: Elsevier, 2004.

WERNICK, M. N.; AARSVOLD, J. N. Introduction to emission tomography. In: **Emission Tomography**. [S.l.]: Elsevier, 2004. p. 11–23.

WHO. **World Health Organization - Breast Cancer**. 2018. Disponível em: <http://www.who.int/>. Acesso em: 01 de jul. de 2019.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introdução à econometria: uma abordagem moderna**. [S.l.]: Pioneira Thomson Learning, 2006.

YAFFE, M. J. Digital mammography. **Handbook of medical imaging**, SPIE Press Bellingham, Washington, USA, v. 1, p. 329–372, 2000.

YAFFE, M. J.; MAINPRIZE, J. G. Risk of radiation-induced breast cancer from mammographic screening. **Radiology**, Radiological Society of North America, Inc., v. 258, n. 1, p. 98–105, 2011.