

Eric Vitor Correa Marracini

# **Estudo de Técnicas Computacionais para Suavização de Imagens Radiográficas**

Corumbá, MS

2017

Eric Vitor Correa Marracini

# **Estudo de Técnicas Computacionais para Suavização de Imagens Radiográficas**

Banca da disciplina de Trabalho de conclusão de curso II, apresentado ao curso de Sistemas de Informação da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, Câmpus do Pantanal, como parte dos requisitos para obtenção do título de Bacharel em Sistemas de Informação.

Universidade Federal de Mato Grosso do Sul – UFMS

Sistemas de Informação

Orientador: Me. Luciano Édipo Pereira da Silva

Corumbá, MS

2017

Eric Vitor Correa Marracini

## **Estudo de Técnicas Computacionais para Suavização de Imagens Radiográficas**

Banca da disciplina de Trabalho de conclusão de curso II, apresentado ao curso de Sistemas de Informação da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, Câmpus do Pantanal, como parte dos requisitos para obtenção do título de Bacharel em Sistemas de Informação.

Trabalho aprovado. Corumbá, MS, 31 de março de 2017.

---

**Me. Luciano Édipo Pereira da Silva**  
Orientador

---

**Me. Murilo Oliveira Machado**  
Convidado 1

---

**Me. Phelipe Araújo Fabres**  
Convidado 2

Corumbá, MS  
2017

Dedicatória    *Dedico este trabalho a todos os pesquisadores e colaboradores da área  
de processamento de imagens.*

# Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus e ao Senhor e Salvador Jesus Cristo por todas as coisas.

Agradeço à minha avó Lourdes, à minha mãe Cláudia, ao meu avô Miro, ao meu pai Cláudio e aos demais familiares e amigos por sempre me ajudarem.

Agradeço ao professor Alex por me orientar no começo do trabalho. Ao meu orientador Luciano e à Lucineide, como também ao Murilo, Phelipe e Padovani pelas correções e sugestões.

Agradeço à Ana, à Bárbara, ao Éder e aos demais professores e colegas de curso pelo aprendizado.

Agradeço a todos os pesquisadores e colaboradores da área de processamento de imagens. E agradeço ao Jorge, especialista em radiografia, por disponibilizar seu tempo para verificar a qualidade de algumas imagens.

*Disse-lhe Jesus: Eu sou a ressurreição e a vida;  
quem crê em mim, ainda que esteja morto, viverá;  
E todo aquele que vive, e crê em mim, nunca morrerá.  
Crês tu isto?  
(João 11:25,26)*

# Resumo

Este trabalho faz um estudo e análise sobre alguns tipos de filtros existentes, comparando-os com o objetivo de encontrar os filtros de suavização de imagens no domínio da frequência e no domínio espacial mais indicados para imagens radiográficas com ruído dentre os estudados. A escolha de trabalhar com os dois domínios se deve ao fato de que é possível aplicar filtros diferentes, e / ou com intensidades de ação diferentes no domínio da frequência e filtros com máscaras diferentes no domínio espacial.

**Palavras-chave:** filtragem. processamento digital de imagens. suavização. estudo. radiografia.

# Abstract

This research makes a study and analysis on some types of existing filters, comparing them with the objective of finding the smoothing filters in the frequency domain and spatial domain more suitable for radiographic images with noise among those studied. The choice of working with both domains is due to the fact that it is possible to apply different filters, and / or with different action intensities in the frequency domain, and filters with different masks in the spatial domain.

**Keywords:** filtering. digital image processing. smoothing. study. radiograph.



# Lista de ilustrações

Figura 1 – Imagem afetada por Ruído Sal-e-Pimenta e a Imagem após a utilização de um filtro . . . . .	15
Figura 2 – Imagem Radiográfica fortemente afetada por Ruído e a Imagem sem ruído	20
Figura 3 – Processamento de imagens no domínio da frequência. . . . .	24
Figura 4 – Imagem Radiográfica com Ruído Multiplicativo e o seu espectro no domínio da frequência . . . . .	26
Figura 5 – Barbara.png com Ruído Multiplicativo. . . . .	28
Figura 6 – Peppers.jpg com Ruído Gaussiano. . . . .	29
Figura 7 – Lenna.png com Ruído Sal e Pimenta. . . . .	30
Figura 8 – Primeira parábola: Difusividade $g(s^2) = \frac{1}{1+s^2/\lambda^2}$ - Segunda parábola: Função de fluxo $\Phi(s) = \frac{s}{1+s^2/\lambda^2}$ . . . . .	34
Figura 9 – Área de aplicação do filtro ILPF . . . . .	36
Figura 10 – Área de aplicação do filtro BLPF . . . . .	38
Figura 11 – Imagem corrompida com 5% de ruído multiplicativo . . . . .	46
Figura 12 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); but-terworth fft; gaussiano fft e ideal fft . . . . .	47
Figura 13 – Imagem corrompida com 10% de ruído multiplicativo . . . . .	48
Figura 14 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); but-terworth fft; gaussiano fft e ideal fft . . . . .	49
Figura 15 – Imagem corrompida com 30% de ruído multiplicativo . . . . .	50
Figura 16 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); but-terworth fft; gaussiano fft e ideal fft . . . . .	51
Figura 17 – Imagem corrompida com 5% de ruído gaussiano . . . . .	52
Figura 18 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); but-terworth fft; gaussiano fft e ideal fft . . . . .	53
Figura 19 – Imagem corrompida com 10% de ruído gaussiano . . . . .	54
Figura 20 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); but-terworth fft; gaussiano fft e ideal fft . . . . .	55
Figura 21 – Imagem corrompida com 30% de ruído gaussiano . . . . .	56

Figura 22 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); but-terworth fft; gaussiano fft e ideal fft . . . . .	57
Figura 23 – Imagem corrompida com 5% de ruído sal-e-pimenta . . . . .	58
Figura 24 – difusao; media; media55; mediana; mediana55 . . . . .	59
Figura 25 – Imagem corrompida com 10% de ruído sal-e-pimenta . . . . .	60
Figura 26 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); but-terworth fft; gaussiano fft e ideal fft . . . . .	61
Figura 27 – Imagem corrompida com 30% de ruído sal-e-pimenta . . . . .	62
Figura 28 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); but-terworth fft; gaussiano fft e ideal fft . . . . .	63
Figura 29 – Imagem 1 corrompida com 30% de ruído multiplicativo - Imagem su-avizada 1 - Imagem 2 corrompida com 30% de ruído multiplicativo- Imagem suavizada 2 . . . . .	64
Figura 30 – Imagem 3 corrompida com 30% de ruído multiplicativo - Imagem su-avizada 3 - Imagem 4 corrompida com 30% de ruído multiplicativo- Imagem suavizada 4 . . . . .	64
Figura 31 – Imagem 5 corrompida com 30% de ruído multiplicativo - Imagem suavi-zada 5 . . . . .	65

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Métricas - 5% Multiplicativo . . . . .	47
Tabela 2 – Métricas - 10% Multiplicativo . . . . .	49
Tabela 3 – Métricas - 30% Multiplicativo . . . . .	51
Tabela 4 – Métricas - 5% Gaussiano . . . . .	53
Tabela 5 – Métricas - 10% Gaussiano . . . . .	55
Tabela 6 – Métricas - 30% Gaussiano . . . . .	57
Tabela 7 – Métricas - 5% Sal-e-pimenta . . . . .	59
Tabela 8 – Métricas - 10% Sal-e-pimenta . . . . .	61
Tabela 9 – Métricas - 30% Sal-e-pimenta . . . . .	63
Tabela 10 – Métricas - Imagens Suavizadas . . . . .	65

# Lista de abreviaturas e siglas

DPI/PDI	Digital image processing - Processamento digital de imagens
DFT	Discrete Fourier transform - Transformada de Fourier discreta
FFT	Fast Fourier transform - Transformada rápida de Fourier
PSNR	Peak signal-to-noise ratio - Relação sinal-ruído de pico
MSE	Mean squared error - Erro de média quadrático
SSIM	Structural similarity - Similaridade estrutural
BLPF	Butterworth lowpass filter - Filtro passa-baixa de Butterworth
ILPF	Ideal lowpass filter - Filtro passa-baixa ideal
GLPF	Gaussian lowpass filter - Filtro passa-baixa gaussiano
EM	Electromagnetic spectrum - Espectro eletromagnético

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>14</b>
<b>1.1</b>	<b>Objetivos do trabalho</b>	<b>14</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b>	<b>17</b>
<b>2.1</b>	<b>Processamento digital de imagens - PDI</b>	<b>17</b>
2.1.1	Amostragem e Quantização	18
<b>2.2</b>	<b>Radiografia</b>	<b>18</b>
<b>2.3</b>	<b>Filtros</b>	<b>20</b>
2.3.1	Filtros de suavização	21
<b>2.4</b>	<b>Domínio espacial</b>	<b>23</b>
<b>2.5</b>	<b>Domínio da frequência</b>	<b>23</b>
2.5.1	Filtragens passa-baixa, passa-alta e passa-faixa.	24
2.5.2	Filtragem passa-baixa no domínio da frequência	25
<b>2.6</b>	<b>Transformada de Fourier</b>	<b>25</b>
2.6.1	Transformada de Fourier discreta e Transformada rápida de Fourier - DFT e FFT.	26
<b>2.7</b>	<b>Três tipos de ruídos em imagens radiográficas</b>	<b>27</b>
2.7.1	Speckle noise - Ruído multiplicativo	28
2.7.2	Gaussian noise - Ruído gaussiano	29
2.7.3	Salt and pepper noise - Ruído sal-e-pimenta	30
<b>2.8</b>	<b>Filtros escolhidos</b>	<b>31</b>
2.8.1	Filtro de média	31
2.8.2	Filtro da mediana	32
2.8.3	Filtro adaptativo de Wiener	32
2.8.4	Filtro de difusão anisotrópica de Perona-Malik	33
2.8.5	Filtro passa-baixa gaussiano - GLPF	35
2.8.6	Filtro passa-baixa ideal - ILPF	36
2.8.7	Filtro passa-baixa de Butterworth - BLPF	37
<b>2.9</b>	<b>Trabalhos relacionados</b>	<b>38</b>
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>41</b>
<b>3.1</b>	<b>Passos para preparar uma imagem para filtragem.</b>	<b>41</b>
<b>3.2</b>	<b>Parâmetros de análise de desempenho</b>	<b>42</b>
3.2.1	Similaridade estrutural - Structural similarity (SSIM)	42
3.2.2	Relação sinal-ruído de pico - Peak signal-to-noise ratio (PSNR)	43
3.2.3	Erro de média quadrático - Mean squared error (MSE)	43

4	<b>ANÁLISE E RESULTADOS</b>	45
4.1	Imagem com ruído multiplicativo	46
4.2	Imagem com ruído gaussiano	52
4.3	Imagem com ruído sal-e-pimenta	58
4.4	Testando resultados em outras imagens	64
5	<b>CONCLUSÃO E CONSIDERAÇÕES FINAIS</b>	66
	<b>REFERÊNCIAS</b>	67

# 1 Introdução

Imagens médicas são muito usadas em tratamentos, sendo ferramentas essenciais para o diagnóstico e estudo de várias doenças. Imagens médicas como as de raios X, ressonância magnética, e ultrassom, contudo, são afetadas por ruídos. Para um bom diagnóstico, é necessário que essas imagens sejam bem visíveis, nítidas. Caso contrário, podem não ser interpretadas corretamente (MATEO; FERNÁNDEZ-CABALLERO, 2009).

Em processamento digital de imagens, os ruídos são variações que podem aparecer em qualquer parte de uma imagem. Geralmente, os ruídos causam interferências que dificultam a visualização de características importantes na imagem analisada. Esses ruídos podem produzir informações indesejadas em uma imagem (GONZALEZ; WOODS, 2008).

As imagens radiográficas são fortemente afetadas por ruídos e foram adotadas como objeto de estudo por serem utilizadas amplamente no diagnóstico médico. A baixa qualidade ou defeito dos aparelhos que obtêm essas imagens logo fazem com que surjam também imagens de baixa qualidade, algo que pode afetar esse diagnóstico. Existem outros fatores que também provocam ruído, como má calibragem nos aparelhos que produzem essas imagens, má iluminação ou movimentação do paciente, entre outros (EDEH et al., 2012). Para tentar amenizar os problemas causados pelos ruídos, propõe-se utilizar filtros para a suavização de imagens.

Muitos filtros para suavização de imagens têm sido propostos na literatura, e por isso esse trabalho visa contribuir com um levantamento bibliográfico detalhado e com a comparação dos filtros de suavização mais usados para reduzir ruídos em imagens digitais. Buscou-se encontrar as principais categorias de filtros que podem ser usados para suavizar satisfatoriamente imagens radiográficas.

No Referencial Teórico são apresentados alguns dos conceitos mais importantes sobre processamento digital de imagens que foram obtidos durante o levantamento bibliográfico. Na Metodologia, são explicadas as métricas de qualidade de imagens e feitas as comparações e análise das técnicas. Na conclusão são descritos os resultados obtidos no trabalho.

## 1.1 Objetivos do trabalho

Existem muitos grupos de filtros para suavização de imagens, sendo cada um deles mais indicados para um determinado tipo de ruído (FILHO; NETO, 1999), como também para determinados tipos de imagem. Por exemplo, um filtro que reduz ruído de uma imagem de sensoriamento remoto pode não produzir o resultado esperado em uma imagem de ultrassonografia. Da mesma forma que um filtro bom para o ruído multiplicativo

pode não produzir um bom resultado para o ruído gaussiano. Assim, existirão filtros de suavização que produzirão melhores resultados do que outros, quando aplicados em imagens radiográficas com seus diferentes tipos de ruídos ([CHEPAUK, 2015](#)).

Diante disso, o objetivo geral deste trabalho foi realizar uma revisão bibliográfica em artigos científicos e livros, estudando os ruídos gaussiano, sal-e-pimenta e multiplicativo, como também algumas técnicas de suavização, no domínio da frequência e no domínio espacial.

Como objetivos específicos, o trabalho compara as técnicas e identifica quais filtros produzem melhores resultados em imagens radiográficas para cada tipo de ruído. E também testa diferentes imagens encontradas, para validar os resultados obtidos.

Neste trabalho, os filtros de suavização de imagens foram estudados e aplicados em um conjunto de imagens sintéticas e radiológicas, ou seja, imagens radiográficas obtidas através de raios X que são alteradas por computador para fins de modelagem, visualização, análises. Logo, as imagens de raios X são reais, apenas os ruídos aplicados nelas é que são sintéticos. Podendo assim também trabalhar com diferentes níveis de ruído em uma imagem, para verificar até que ponto uma técnica pode ser eficiente. Para ser mais específico, o conjunto de imagens de raios X utilizadas foram imagens de radiografia de tórax.

Figura 1 – Imagem afetada por Ruído Sal-e-Pimenta e a Imagem após a utilização de um filtro



Fonte: ([FILHO; NETO, 1999](#))

Os resultados foram comparados estatisticamente usando métricas de qualidade de imagens, tais como os índices PSNR (Peak signal-to-noise ratio - Relação sinal-ruído de pico), MSE (Mean squared error - Erro de média quadrático), SSIM (Structural similarity - Similaridade estrutural) e também levando em consideração a qualidade visual da imagem.



Além disso, optou-se por adotar o processamento das imagens em dois domínios. No domínio da frequência, pois neste domínio é possível aplicar filtros diferentes, com intensidades de ação diferentes, conseguindo uma suavização mais flexível e seletiva trabalhando no espectro dessa imagem, como também no domínio espacial, onde é possível aplicar máscaras (janelas) de tamanhos diferentes, trabalhando diretamente na matriz de pixels da imagem (FILHO; NETO, 1999). PSNR, MSE e SSIM explicados de forma simples são índices de comparação entre a imagem original e a imagem ruidosa após ser aplicado um filtro de suavização, verificando a sua qualidade por meio da similaridade estrutural ou baseado em erro.

Os filtros utilizados foram os filtros da média, mediana, Wiener, filtro de difusão anisotrópica (Perona-Malik) no domínio espacial e os filtros passa-baixa ideal, gaussiano e de Butterworth no domínio da frequência.

## 2 Referencial teórico

Neste capítulo serão apresentados os conceitos mais importantes sobre o trabalho, como imagens, ruídos, suavização, domínios de uma imagem, filtros e tudo mais que se refere ao processamento digital de imagens.

### 2.1 Processamento digital de imagens - PDI

As imagens digitais desempenham um papel importante na aplicação da vida diária, tais como televisão, imagens de radiografia em geral, bem como em áreas de pesquisa e tecnologia, possuindo uma usabilidade cada vez maior em diversas áreas (KAUR; SINGH; KAUR, 2012).

As imagens podem ser definidas através da representação dos seus valores de coordenadas espaciais, e de seus valores de amplitude em um par de coordenadas em uma função de duas dimensões - apesar da existência de imagens tridimensionais. Enquanto que seus valores  $x$  e  $y$ , representam sua matriz de pixels em uma função  $f(x, y)$ , os valores de  $f$  representam os seus níveis de cinza, no caso, a sua amplitude. Elas são chamadas de imagens digitais quando os valores de  $x$ ,  $y$  e sua amplitude  $f$  são finitos e discretos. Cada ponto em uma matriz na representação de uma imagem digitalizada, é chamado de pixel (GONZALEZ; WOODS, 2008).

O processamento de imagens digitais através de um computador está situado no campo do PDI. Os aparelhos de processamento de imagens cobrem praticamente todo o espectro eletromagnético, entre os mais variados tipos de ondas, como as gama e de rádio, algo que difere dos seres humanos, que são limitados apenas à banda visual desse mesmo espectro. O ultrassom, a microscopia eletrônica e as imagens produzidas por computador, estão entre algumas das fontes nas quais os seres humanos não estão acostumados a relacionar com imagens, mas que fazem parte do espectro eletromagnético. Sendo assim, uma ampla gama de aplicações está inclusa e pode ser trabalhada através do PDI (GONZALEZ; WOODS, 2008).

Outros tipos de imagens muito usadas são as de sensoriamento remoto. As áreas de aplicação do PDI, como é possível observar, são muito variadas. Dessa maneira, pode-se dizer que não existe então nenhuma área que não tenha alguma relação com ele (GONZALEZ; WOODS, 2008). Com isso, pode-se ver pois um interesse cada vez maior no campo do PDI, dada as melhorias da qualidade de imagem para interpretação humana, bem como para o processamento de dados (SHIH, 2009).

Segundo Filho e Neto (1999) as principais etapas no processamento digital de

imagens são:

- Aquisição de imagem - cujo objetivo é a captura de alguma imagem.
- Pré-processamento - que tem como objetivo a melhoria da qualidade visual da imagem para o processamento posterior.
- Realce de imagem - possui como objetivo a extração de alguma característica de interesse.
- Segmentação de imagem - responsável por encontrar ou extrair objetos de uma imagem.
- Classificação - responsável pela segmentação específica usando técnicas de reconhecimento de padrões.

Espectro eletromagnético (EM) é o intervalo completo de todas as possíveis frequências da radiação eletromagnética.

Quando você sintonizar o seu rádio, assistir televisão, enviar uma mensagem de texto ou fazer pipoca em um forno de micro-ondas, você está usando energia eletromagnética. Você depende dessa energia cada hora de cada dia. Sem ela, o mundo que você conhece não poderia existir. A energia eletromagnética viaja em ondas e se estende por um amplo espectro das ondas de rádio muito longas a raios gama muito curtos. O olho humano só pode detectar apenas uma pequena parte deste espectro chamada luz visível. Um rádio detecta uma parte diferente do espectro, e uma máquina de raio X usa ainda outra porção. Instrumentos científicos da NASA utilizam toda a gama do espectro eletromagnético para estudar a Terra, o sistema solar e o universo além (BUTCHER, 2016).

### 2.1.1 Amostragem e Quantização

Para que uma imagem digital seja formada é necessário transformar os dados contínuos obtidos em dados discretos no formato digital. É possível entender a amostragem e a quantização da seguinte forma: uma imagem é contínua levando em consideração as suas coordenadas  $x$  e  $y$  e a sua amplitude  $f$ . Quando ela é transformada para o formato digital, significa que foi feita uma amostragem de seus valores  $x$ ,  $y$  e  $f$ . Chamamos de amostragem a digitalização dos valores de coordenada  $x$ ,  $y$ , e de quantização a digitalização dos valores de amplitude  $f$  (GONZALEZ; WOODS, 2008).

## 2.2 Radiografia

Uma das mais antigas fontes utilizadas para formação de imagens através da radiação do espectro eletromagnético são os raios X. Eles foram descobertos por Roentgen

em 1895 e são capazes de atravessar facilmente o corpo humano. Apesar de serem utilizados amplamente em várias áreas, os raios X são mais conhecidos por serem utilizados no diagnóstico médico e tratamento de pacientes (GONZALEZ; WOODS, 2008) (JASSAMM, 1993).

Segundo Gonzalez e Woods (2008), as imagens digitais, na radiografia digital, podem ser obtidas de duas maneiras:

- Através da digitalização de filmes radiográficos.
- Ou então convertendo raios X em luz, quando eles atravessam um paciente atingindo diretamente dispositivos que são capazes de fazer essa conversão. Posteriormente o sinal luminoso é captado por um sistema de digitalização sensível à luz.

As imagens radiográficas são fortemente afetadas pelo ruído multiplicativo<sup>1</sup>, assim como as imagens de ultrassonografia (GUPTA; SAIN, 2013) e as imagens de sensoriamento remoto (MACEDO; OGASHAWARA, 2013). Imagens médicas em geral, são afetadas por ruído eletrônico na hora de sua aquisição (SEMMLOW, 2004).

As imagens radiográficas foram adotadas como objeto de estudo por serem utilizadas amplamente no diagnóstico médico, e algumas vezes podem possuir baixa qualidade, dessa forma vindo a afetar esse diagnóstico (EDEH et al., 2012).

Uma imagem radiográfica pode estar afetada por algum ruído, atrapalhando a análise do médico, algo que certamente pode trazer problemas ao paciente. Para uma análise de imagens médicas, a clareza dos detalhes visuais é muito importante (GERIG et al., 1992). Então, para tentar amenizar os problemas causados por esses ruídos, propõe-se utilizar ferramentas para suavização de imagens.

Jassamm (1993) retrata três das principais fontes de ruído em imagens de raios X:

- A primeira fonte de ruído é a radiação secundária. Essa radiação são os raios-X refletidos que atingem o filme através de todas as direções, isso é algo que vem a reduzir a qualidade de contraste das imagens de raios X. Esse problema foi superado usando placas de chumbo.
- A segunda, é a manipulação do filme radiográfico, que mesmo sendo um processo automático causa problemas. As imagens ficam com contraste ruim e são descartadas. Cerca de 20% das imagens de raios X são descartadas, algo que além de dar prejuízos aos hospitais, expõem pacientes a uma radiação desnecessária.

---

<sup>1</sup> E outros tipos de ruído

- A terceira é o próprio avanço da tecnologia. O maior uso dos raios X, agora digitais, introduz novas fontes de ruído como a radiação secundária não bloqueada, a fraca produção e manipulação do filme e o processo de digitalização das imagens.

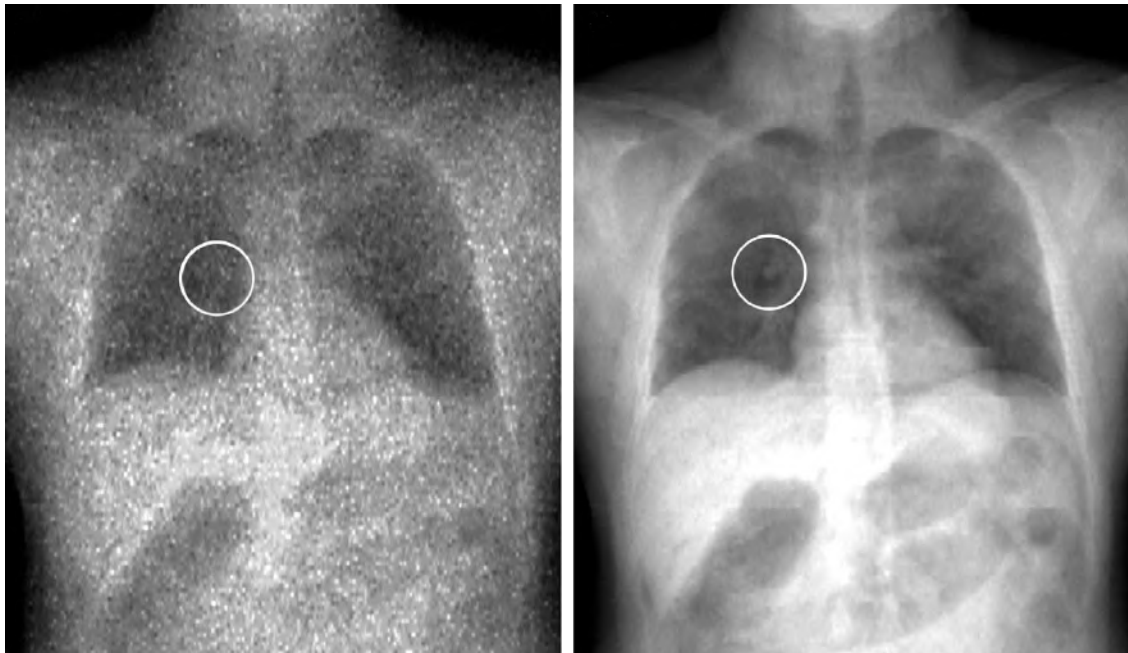
Além desses motivos existem também a má calibragem e aparelhos defeituosos, má qualidade dos aparelhos, movimentação do paciente, má iluminação, etc. como já mencionado (EDEH et al., 2012).

Para que as imagens de baixa qualidade de raios X não sejam descartadas, torna-se necessário o uso de filtros de suavização, para amenizar esses ruídos.

Um estudo feito em 2000 relata casos de morte por falha no diagnóstico de imagens médicas. Foram feitas autópsias e comprovado que houve erro ou negligência nas interpretações dessas imagens (ROOSEN et al., 2000). Mesmo com imagens boas existe uma má interpretação de imagens médicas, se houver ruídos nessas imagens a situação se torna ainda mais difícil.

Como se pode observar nas imagens da Figura 2, os filtros podem ser essenciais em algumas situações. O ruído atrapalha na identificação de um problema na radiografia de tórax que só pode ser percebido sem o ruído na próxima imagem.

Figura 2 – Imagem Radiográfica fortemente afetada por Ruído e a Imagem sem ruído



Fonte: Winslow, Xu e Yazici (2005)

## 2.3 Filtros

Os filtros são ferramentas computacionais que produzem transformações a cada pixel de uma imagem, levando em conta alguma informação destas imagens, tais como os

seus níveis de cinza, e suas frequências. Os filtros são normalmente usados para corrigir imperfeições em uma imagem de entrada, como os ruídos, por exemplo, ou também para realçar imagens (FILHO; NETO, 1999).

As técnicas de filtragem podem ser divididas em dois grandes grupos principais: filtragem no domínio espacial e filtragem no domínio da frequência. É importante ressaltar que existem técnicas que combinam as duas abordagens e podem ser encaixadas nos dois grupos (FILHO; NETO, 1999).

Correlação e convolução são dois conceitos importantes na filtragem espacial linear e descritos por Gonzalez e Woods (2008) assim: "A correlação é o processo de mover uma máscara pela imagem e calcular a soma dos produtos em cada posição [...]. O funcionamento da convolução é o mesmo, exceto pelo fato do primeiro filtro ser rotacionado a 180 graus<sup>2</sup>." O teorema da convolução relaciona a convolução espacial à transformada de Fourier.

### 2.3.1 Filtros de suavização

São chamadas de ruído as mudanças que podem vir a aparecer em uma imagem, causando alterações nos seus valores de pixels. Quando se adquire uma imagem a partir de uma fonte do mundo real, chamamos esse processo de aquisição. Em todas as etapas desse processo de aquisição de imagens, os ruídos estão suscetíveis a aparição (KAUR; SINGH; KAUR, 2012).

Para que esses ruídos possam ser atenuados ao menos, existem técnicas computacionais para redução de ruídos. Essas técnicas são chamadas de técnicas de suavização, denoising ou smoothing.

A suavização é uma técnica que consiste em eliminar ruídos em uma imagem através do borramento da mesma. Sua finalidade é diminuir o ruído, mantendo as bordas da imagem (CHEN et al., 2007). Dependendo do tamanho da máscara do filtro aplicado, a imagem pode acabar ficando muito desfocada. Dentro do processamento digital de imagem, a suavização se encaixa na etapa de pré-processamento de uma imagem.

Dentro da filtragem, os filtros de suavização podem ser divididos em lineares e não-lineares. Os primeiros suavizam a imagem de entrada sem modificar o seu nível médio de cinza. Por outro lado, os filtros não-lineares não levam isso em consideração (GONZALEZ; WOODS, 2008).

Segundo Sanches et al. (2015) os filtros lineares são aplicados a uma operação linear e podem ser utilizados no domínio da frequência através da transformada de Fourier. São muito utilizados em diversas áreas além do processamento digital de imagens. Seu objetivo é o de eliminar características indesejáveis em uma imagem, como os ruídos, que

<sup>2</sup> Em imagens bidimensionais, a rotação a 180° equivale a inverter a máscara em relação a um eixo e, depois, em relação ao outro.

podem causar sua má interpretação. Os filtros de suavização lineares são filtros passa-baixa, cuja finalidade é borrar uma imagem criando um efeito desfocado para tentar reduzir a diferença entre um determinado pixel e os seus vizinhos.

Gonzalez, Woods e Eddins (2003) descrevem o teorema da convolução para filtros lineares nos dois domínios dessa maneira:<sup>3</sup>

$$f(x, y) * h(h, y) \Leftrightarrow H(u, v)F(u, v) \quad (2.1)$$

E o seu inverso:

$$f(x, y)h(h, y) \Leftrightarrow H(u, v) * G(u, v) \quad (2.2)$$

O símbolo " " \* " " indica a convolução de duas funções.

Filtragem no domínio espacial significa convoluir uma imagem  $f(x, y)$  com uma máscara  $h(x, y)$ . Ao multiplicar  $F(u, v)$  por  $H(u, v)$ , é possível obter o mesmo resultado para o domínio da frequência de acordo com o teorema da convolução (GONZALEZ; WOODS; EDDINS, 2003).

Os filtros não-lineares não utilizam uma operação linear como também não são utilizados no domínio da frequência através da transformada de Fourier<sup>4</sup>, o que os torna diferente dos filtros lineares. Dessa forma, esses filtros operam apenas diretamente na matriz de pixels de uma imagem, enquanto que os filtros lineares além de operar da mesma maneira, operam também no espectro de Fourier. Os filtros não-lineares suavizam ruídos por meio da variância. Essa variância dependerá de como cada filtro foi implementado, qual é sua finalidade e também levando em consideração suas máscaras utilizadas e vizinhança (SANCHES et al., 2015).

Exemplos de filtros lineares são os filtros gaussianos, da média e de Butterworth, enquanto que para os filtros não-lineares temos como exemplos os filtro da moda e da mediana. É importante ressaltar que uma técnica de suavização, por melhor que seja o resultado que ela produz, não elimina totalmente o ruído presente em uma imagem. Além

<sup>3</sup> As expressões são estritamente válidas apenas quando  $f(x, y)$  e  $h(x, y)$  forem devidamente preenchidas por zeros.

<sup>4</sup> Vale dizer que os filtros de suavização não-lineares não são necessariamente inexistentes no DF, mas que não há filtros equivalentes a eles no DF, como os filtros de suavização lineares que possuem os seus equivalentes.

disso, como já dito anteriormente, se uma técnica é boa para reduzir ruídos de um grupo de imagens, como imagens de sensoriamento remoto, por exemplo, não significa que ela seja eficiente para outros grupos de imagens (FILHO; NETO, 1999).

## 2.4 Domínio espacial

O domínio espacial representa a matriz de pixels de uma imagem, onde ocorre a manipulação direta de seus pixels através das técnicas de processamento de imagens, ou seja, as operações são feitas diretamente nos pixels da imagem original, diferindo do processamento digital de imagens no domínio da frequência (GONZALEZ; WOODS, 2008).

Segundo Gonzalez e Woods (2008) as transformações de intensidade e a filtragem espacial são as duas principais categorias de processamento no domínio espacial. As transformações de intensidade operam em cada um dos pixels de uma imagem, sendo os seus principais objetivos a manipulação de contraste e a limiarização de imagem. Já a filtragem espacial faz operações na vizinhança de cada pixel de uma imagem com o objetivo de realçar a imagem.

A filtragem no domínio espacial baseia-se na utilização de máscaras (ou janelas de convolução), que são pequenas matrizes bidimensionais também chamadas de filtros espaciais, e os seus coeficientes determinam o tipo e intensidade de filtragem adotada. Geralmente, por facilidade de implementação e simetria usa-se janelas quadradas com dimensão  $N$ , com  $N$  ímpar para as filtrações nessa matriz (FILHO; NETO, 1999). Por exemplo, janelas de 3x3 ou 5x5 em uma imagem de 512x512.

É importante dizer que dimensões pares e diferentes também podem ser usadas, mas são menos frequentes. Por outro lado, por eficiência computacional, evita-se usar valores muito altos para  $N$ , pois quanto maior for a dimensão, maior é a variação do resultado e menos eficaz a técnica, já que se usa uma janela maior, levando então mais pixels a serem filtrados, logo a imagem fica mais borrada (FILHO; NETO, 1999).

## 2.5 Domínio da frequência

Em algumas situações, certos problemas são resolvidos de forma mais eficiente se for aplicada a transformada de Fourier, se trabalhar no domínio da frequência e em seguida aplicar a transformada inversa. A utilização da transformada de Fourier revela-se eficiente na resolução de problemas das mais diversas áreas (GONZALEZ; WOODS, 2008).

No domínio da frequência, certas operações tornam-se mais simples pelo fato de ser possível manipular separadamente as altas e as baixas frequências. Os ruídos geralmente estão associados às altas frequências e, por isso, a suavização no domínio da frequência



torna-se uma ferramenta promissora para tratar o problema de ruídos em imagens digitais (FILHO; NETO, 1999).

Para aplicar a suavização no domínio da frequência existem três passos básicos: converter a imagem do domínio espacial para o domínio da frequência; aplicar o filtro (ou os filtros) pretendidos na faixa de frequências desejada; e por fim converter a imagem de volta para o domínio espacial. A transformada de Fourier permite fazer as conversões entre os diferentes domínios, sem perda de informação (GONZALEZ; WOODS, 2008).

Figura 3 – Processamento de imagens no domínio da frequência.



A transformada de Fourier pode ser aplicada no processamento de sinais (unidimensional) ou em imagens (bidimensional) (FILHO; NETO, 1999). A Figura 4 permite visualizar o diagrama de fluxo da filtragem no domínio espacial usando a Transformada de Fourier.

Uma imagem corrompida com interferência senoidal, ruído<sup>5</sup>, no domínio espacial, pode ser vista como uma imagem espectral no domínio da frequência após a transformada de Fourier com pontos brilhantes que representam as altas frequências dessa imagem (GONZALEZ; WOODS, 2008). Esse ruído é muito bem tratado no domínio da frequência.

### 2.5.1 Filtragens passa-baixa, passa-alta e passa-faixa.

A partir da transformada de Fourier é possível aplicar filtragens passa-baixa, passa-alta e passa-faixa (FILHO; NETO, 1999). É válido ressaltar que essas filtragens existem também no domínio espacial, mas sem a utilização do espectro de Fourier.

- Na filtragem passa-baixa eliminam-se as altas frequências de uma imagem, retirando suas informações de borda e deixando-a com aspecto embaçado. E esse é o tipo de filtragem que nos interessa neste trabalho, pois alguns ruídos estão associados as altas frequências.
- Por outro lado, a filtragem passa-alta elimina as baixas frequências, preservando melhor os detalhes de transições entre objetos (realçando as bordas).
- Por fim, a filtragem passa-faixa é intermediária aos dois casos anteriores, permitindo selecionar uma faixa de frequências a serem preservadas (FILHO; NETO, 1999).

<sup>5</sup> Ruído periódico, para ser exato

### 2.5.2 Filtragem passa-baixa no domínio da frequência

Como a filtragem passa-baixa é essencial para esse trabalho sobre suavização de imagens, será dada uma explicação um pouco maior sobre ela:

No espectro de uma imagem após a transformada de Fourier, as bordas e outras transições abruptas de intensidade, como o ruído em uma imagem, contribuem significativamente para os conteúdos de alta frequência desse espectro. Sendo assim, através da atenuação das altas frequências do seu espectro de imagem no domínio da frequência é feita a suavização; ou seja, pela filtragem passa-baixa (GONZALEZ; WOODS, 2008). Todas as altas frequências são eliminadas através da filtragem passa-baixa, o resultado é uma imagem limpa, mas borrada (PETROU; BOSDOGIANNI, 1999).

Os três filtros passa-baixa que foram utilizados no domínio da frequência, serão descritos na Seção 2.7, fazem parte das três categorias que cobrem toda a variedade de filtragem nesse domínio, que vão de muito abrupta - filtragem ideal - a muito atenuada - filtragem gaussiana (GONZALEZ; WOODS, 2008).

Gonzalez e Woods (2008) afirmam que entre a filtragem ideal e a filtragem gaussiana existe um terceiro filtro intermediário:

"Existe entre essas duas categorias o filtro de Butterworth que possui um parâmetro chamado de ordem do filtro. Para valores altos de ordem, o filtro de Butterworth se torna mais próximo do filtro ideal. Para valores mais baixos de ordem, ele se assemelha mais a um filtro gaussiano. Sendo assim, o filtro de Butterworth pode ser considerado como um filtro que proporciona uma transição entre essas duas categorias de filtragem."

## 2.6 Transformada de Fourier

Série de Fourier é o nome que se dá a uma soma de senos e/ou cossenos de diferentes frequências, onde cada uma delas é multiplicada por um coeficiente diferente. Qualquer que seja o nível de complexidade das funções periódicas, se elas satisfizerem algumas condições matemáticas, poderão ser expressas através dessa soma de senos e/ou cossenos (GONZALEZ; WOODS, 2008).

A transformada de Fourier é a multiplicação de uma função de ponderação por uma integral de senos e/ou cossenos de funções não-periódicas, cuja área sob a curva é finita. Sua utilidade vai além da série de Fourier, muito útil em várias disciplinas teóricas e aplicadas (GONZALEZ; WOODS, 2008).

Para imagens bidimensionais,  $f(x,y)$ , a transformada é:

$$F[f(x, y)] \equiv F(\omega_x, \omega_y) = \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x, y) e^{-2i\pi(\omega_x x/N + \omega_y y/M)}, \quad (2.3)$$

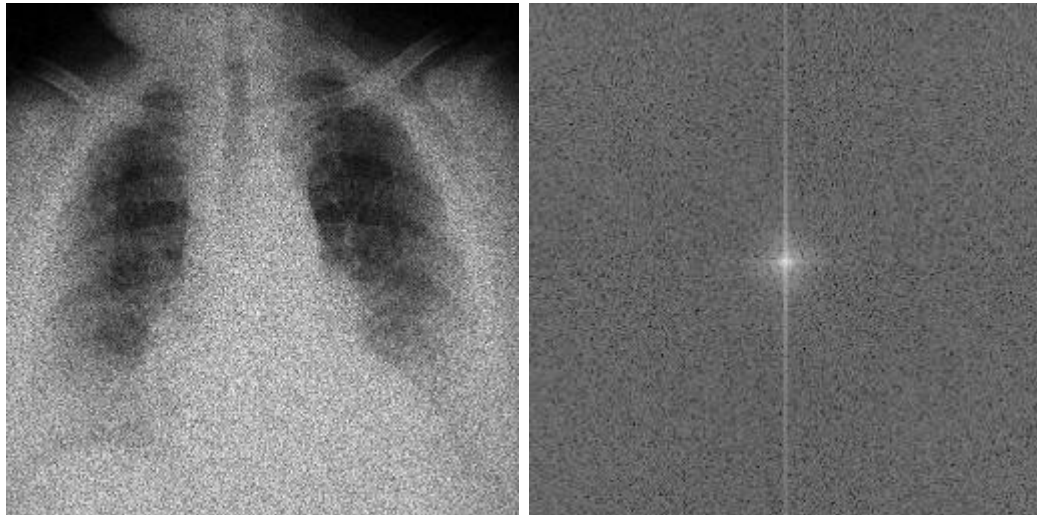
Para:  $\omega_x = 0, 1, \dots, N - 1$  e  $\omega_y = 0, 1, \dots, M - 1$ .

Transformada inversa:

$$F^{-1}[F(\omega_x, \omega_y)] \equiv f(x, y) = \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{\omega_x=0}^{N-1} \sum_{\omega_y=0}^{M-1} f(\omega_x, \omega_y) e^{-2i\pi(\omega_x x/N + \omega_y y/M)}, \quad (2.4)$$

Para:  $x = 0, 1, \dots, N - 1$  e  $y = 0, 1, \dots, M - 1$ .

Figura 4 – Imagem Radiográfica com Ruído Multiplicativo e o seu espectro no domínio da frequência



Fonte: Repositório Digital da Unice, disponível em: [unice.fr](http://unice.fr)

### 2.6.1 Transformada de Fourier discreta e Transformada rápida de Fourier - DFT e FFT.

Uma ferramenta muito útil ao processamento de imagens digitais é a transformada de Fourier discreta. A transformada de Fourier discreta é muito mais utilizada que outros

tipos de transformadas por que ela obedece o teorema da convolução. Isso faz com que a transformada de Fourier seja a mais propícia de se trabalhar no processamento de imagens (PETROU; BOSDOGIANNI, 1999).

Para que se possa obtê-la, acontece uma transformada em uma função, mas são necessários dois requisitos fundamentais nessa função: ela precisa ser discreta como também deve possuir valores finitos quando eles não são zero. A transformada discreta de Fourier possui como função inicial uma sequência de números reais ou complexos e somente avalia dados suficientes para reconstrução do segmento finito que é analisado (OLIVEIRA, 2009). Segundo Filho e Neto (1999), a transformada discreta de Fourier e sua inversa são periódicas, com período  $N$ :

$$F(u, v) = F(u + N, v) = F(u, v + N) = F(u + N, v + N) \quad (2.5)$$

Oliveira (2009) diz que

"o algoritmo FFT é um algoritmo eficiente no cálculo da transformada de Fourier discreta e da sua inversa. A transformada de Fourier discreta decompõem uma sequência de dados em componentes de diferentes frequências, o que pode ser útil em muitas aplicações, mas calculando-a pela sua definição requer um elevado nível de computação o que nem sempre poderá estar disponível, levando a que deixe de ser prático a sua utilização. O algoritmo FFT é um método de a calcular com menos capacidade computacional e de forma mais rápida."

Estima-se que a FFT seja cerca de 60 vezes mais rápida que a DFT. Enquanto que o cálculo da transformada de Fourier (DFT) para uma sequência de dados com  $N$  pontos, possui complexidade  $N^2$ , a FFT possui  $N \log_2 N$ , o que a torna ligeiramente mais rápida (FILHO; NETO, 1999).

## 2.7 Três tipos de ruídos em imagens radiográficas

Os ruídos em imagens digitais são informações indesejadas que aparecem pela influência de algum procedimento ao qual esta imagem é exposta, como durante sua aquisição (CHEPAUK, 2015). O ruído é algo que surge de forma inevitável e não há como prevê-lo (SANCHES et al., 2015).

Os ruídos em imagem podem ser originados devido ao ruído eletrônico nos aparelhos que produzem imagens digitais, e também devido ao calor gerado por esses mesmos aparelhos que podem vir a liberar elétrons contaminando assim os verdadeiros fotoelétrons que formam as imagens (SUBHASHINI; BHARATHI, 2011).

Os principais tipos de ruído existentes em imagens são: ruído multiplicativo, ruído gaussiano, ruído sal e pimenta, ruído Poisson, ruído quântico, ruído periódico, ruído estrutural (BOYAT; JOSHI, 2015), os quatro primeiros aparecem em imagens radiográficas, sendo que os três primeiros foram adotados como objeto de estudo.

A primeira fase no processamento de imagem para suavizar uma imagem ruidosa é identificar o tipo de ruído presente nela. Uma vez que o tipo de ruído é identificado, os filtros respectivos para o tipo de imagem e ruídos podem ser aplicados. Isso além de melhorar a qualidade de uma imagem, também ajuda em etapas futuras do processamento de imagem (SUBHASHINI; BHARATHI, 2011).

### 2.7.1 Speckle noise - Ruído multiplicativo

Figura 5 – Barbara.png com Ruído Multiplicativo.



<https://homepages.cae.wisc.edu/~ece533/images/>

O speckle<sup>6</sup> noise, também chamado de ruído multiplicativo ou de ruído granular, é geralmente encontrado em imagens de laser, de scanners, de ultrassom, de radiografias, de radares de abertura sintética e televisão (JAYBHAY; SHASTRI, 2015).

Causado a partir de variações aleatórias nos sinais refletidos durante a aquisição das imagens, o ruído multiplicativo em imagens é um dos ruídos mais complexos de serem tratados (JAYBHAY; SHASTRI, 2015).

O ruído multiplicativo provoca variações, que comprometem a interpretação de uma imagem, bem como a efetividade na classificação de características da imagem. A

<sup>6</sup> O ruído speckle é chamado neste trabalho de ruído multiplicativo.



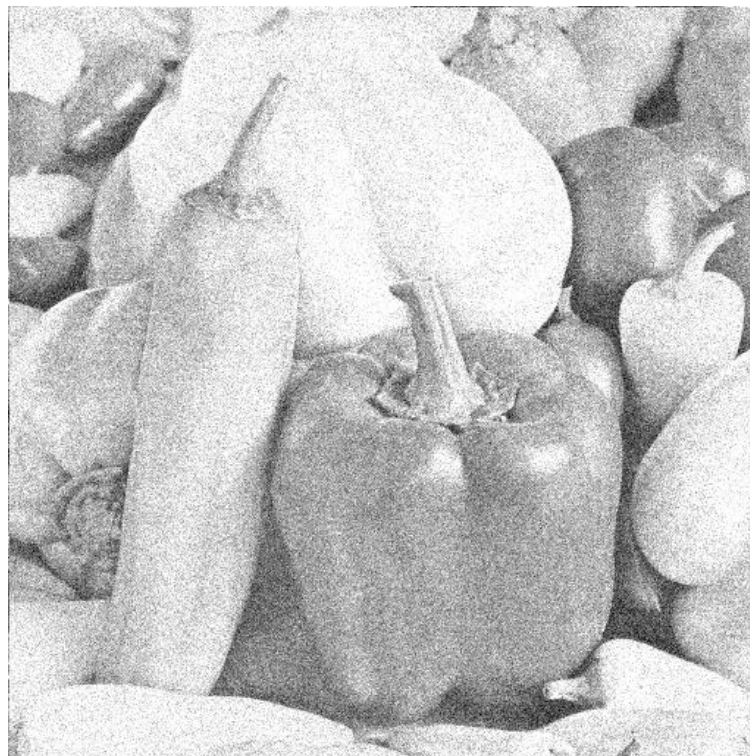
minimização deste tipo de ruído é fundamental para uma melhor extração de informações em relação às imagens de raios X (JAYBHAY; SHASTRI, 2015).

Existem diferentes técnicas que tentam amenizar a presença de ruído multiplicativo em imagens. Geralmente, o ruído multiplicativo tem como principal característica o fato de ser aleatório e multiplicativo, onde os seus efeitos são mais elevados em áreas de alta intensidade, e está fortemente presente nas imagens radiográficas (JAYBHAY; SHASTRI, 2015).

Desta forma, algumas das técnicas bastante usadas para suavizar imagens com esse tipo de ruído e apresentadas na literatura são: os filtros Wiener (QUIÑONES; PRIETO, 2012), o filtro Gamma Map, os filtros Lee e Frost aprimorados (JAYBHAY; SHASTRI, 2015). A filtragem passa-faixa no domínio da frequência possui bons resultados em imagens de ultrassom (KAUR; SINGH; KAUR, 2012).

### 2.7.2 Gaussian noise - Ruído gaussiano

Figura 6 – Peppers.jpg com Ruído Gaussiano.



<https://homepages.cae.wisc.edu/~ece533/images/>

O ruído gaussiano surge em amplificadores ou detectores, sendo causado por fontes naturais, tais como vibração térmica dos átomos, natureza discreta de radiação de objetos quentes, conversão do sinal óptico em um sinal elétrico. Normalmente, o ruído gaussiano também está presente em imagens de radiografias e causa distúrbio nos valores de cinza da imagem capturada (BOYAT; JOSHI, 2015).

O ruído gaussiano pode ser reduzido usando diferentes filtros espaciais e também pela filtragem no domínio da frequência através da transformada de Fourier, usando o filtro de Butterworth. Naveen e Aiswarya (2015) propõe uma suavização com processamento de blocos de Fourier e filtragem de Wiener, para ruído gaussiano branco e obtêm bons resultados para imagens naturais.

### 2.7.3 Salt and pepper noise - Ruído sal-e-pimenta

O ruído sal e pimenta (ou ruído de impulso valorizado) também é chamado de ruído de dados soltos, pois estatisticamente ocorre queda ou aumento nos valores de dados originais. Contudo, as imagens afetadas por ele não estão totalmente corrompidas pelo ruído e podem ser mais facilmente restauradas. Em outras palavras, embora a imagem seja ruidosa, há uma possibilidade de alguns valores vizinhos aos pixels danificados não terem sofrido alteração (BOYAT; JOSHI, 2015).

Figura 7 – Lenna.png com Ruído Sal e Pimenta.



Fonte: <http://www.cs.cmu.edu/~chuck/lennapg/>

Esse ruído possui valores máximo e mínimo na escala de cinza, que são branco e preto, por isso o nome sal-e-pimenta.

O ruído sal-e-pimenta é geralmente causado por erros na transmissão de dados, funcionamento incorreto do sensor de captura das imagens, erros na conversão de analógico para digital, ou defeito no armazenamento da memória, entre outros (BOYAT; JOSHI, 2015).

Uma técnica eficiente para este tipo de ruído é o filtro da mediana, assim como suas variações, pois além de eliminar os ruídos que aparecem de forma dispersa na imagem, também consegue preservar as bordas, sem perder alguns detalhes importantes, contanto que não se use janelas muito grandes.

## 2.8 Filtros escolhidos

Existe uma grande quantidade de filtros. Alguns filtros são bons na interpretação visual, assim como outros são bons em suavização e redução de ruído (JAYBHAY; SHASTRI, 2015). Um filtro é utilizado mediante a necessidade que se tem, ou seja, pela sua eficácia para resolver algum problema em uma imagem.

Mas para isso, é preciso descobrir primeiramente se esses filtros são eficazes para o que é proposto. Como já dito, a eficácia de uma técnica para a resolução de um problema não faz necessariamente com que a mesma resolva outro de maneira igual.

Os filtros escolhidos para fazer a suavização (filtragem) das imagens radiográficas são apresentados nesta seção. São filtros do domínio espacial e três no domínio da frequência. Enquanto que os filtros no domínio espacial usam as máscaras (tamanhos de janela) diferentes, os filtros no domínio da frequência usam intensidades de suavização diferentes.

### 2.8.1 Filtro de média

Usando esse tipo de filtragem, será feita uma média aritmética<sup>7</sup> dos valores de um pixel e seus vizinhos para cada pixel dessa imagem (em uma janela  $N$ ). Esses valores de média irão substituir os valores de pixel anteriores. Cada valor de média substitui unicamente um valor de pixel. Esse filtro borra a imagem através da suavização. A máscara ( $N$ ) utilizada por ele é uma matriz  $n \times m$ , a vizinhança do pixel central é  $n \times m - 1$  (FILHO; NETO, 1999).

Por exemplo, uma máscara  $3 \times 3$  tem uma vizinhança 8. Já uma máscara  $5 \times 5$  tem uma vizinhança 24. Tamanhos maiores de máscaras também podem ser usados, mas a imagem ficará mais desfocada.

O funcionamento deste filtro pode ser descrito da seguinte forma:

- Para todos os pixels da imagem, cada pixel é selecionado e guardado em um conjunto de valores;
- Os valores de pixels da vizinhança do pixel selecionado também são guardados nesse conjunto;

---

<sup>7</sup> Normalmente se refere como filtro da média o filtro que faz uma média aritmética, mas existem filtros como o de média geométrica, harmônica, etc.



- O novo valor do pixel é o valor que está na média desse conjunto;

Abaixo segue a equação do filtro de média:

$$R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i \quad (2.6)$$

### 2.8.2 Filtro da mediana

Apesar de funcionar de forma parecida ao anterior, esse filtro possui resultados bem diferentes. O filtro da mediana é um filtro não-linear escalar e tem como objetivo substituir o pixel central de uma matriz  $n \times m$ , geralmente  $3 \times 3$  para obter melhores resultados, pelo valor que estiver na mediana dessa matriz, que é ordenada pelos seus níveis de cinza em ordem crescente. Sua vizinhança é  $n \times m - 1$  (FILHO; NETO, 1999).

De acordo com Jaybhay e Shastri (2015) este filtro pode ser descrito da seguinte forma:

- Para todos os pixels da imagem, cada pixel é selecionado e guardado em um conjunto de valores;
- Os valores de pixels da vizinhança do pixel selecionado também são guardados nesse conjunto, mas todos os valores são ordenados;
- O novo valor do pixel é o valor que está na mediana desse conjunto;

Esta técnica pode ser considerada com alto grau de custo operacional se for utilizada em uma janela muito grande, pois terá que ordenar muitos valores.

### 2.8.3 Filtro adaptativo de Wiener

As técnicas de suavização adaptativas baseiam-se em uma abordagem que depende das propriedades locais dos pixels de uma imagem (WEICKERT, 1998). O filtro de Wiener é um filtro adaptativo, também é chamado de filtro de mínimos quadrados (Least mean square filter).

O filtro de Wiener usa uma abordagem estatística fazendo a filtragem levando em consideração a variância local da imagem. Quando a variância local dos pixels de uma imagem é grande, a suavização é feita em menor escala. Mas se a variância local é pequena, ou seja, se a região local de pixels da imagem for mais homogênea, é feita uma maior suavização. É um filtro que exige mais tempo computacional. Esse filtro adaptativo é mais

seletivo se comparado a outros filtros lineares, preservando bordas e outras partes de alta frequência de uma imagem (LIM, 1990) (JAYBHAY; SHASTRI, 2015).

Essas equações foram obtidas à partir de uma equação de Lee (1980) e podem ser descritas assim:

São estimadas a média local e a variância em torno de cada pixel.

$$\mu = \frac{1}{NM} \sum_{n_1, n_2 \in \eta} a(n_1, n_2) \quad (2.7)$$

e

$$\sigma^2 = \frac{1}{NM} \sum_{n_1, n_2 \in \eta} a^2(n_1, n_2) - \mu^2, \quad (2.8)$$

Onde  $\in$  é a vizinhança local  $N \times M$  de cada pixel da imagem. Então é criado o filtro de Wiener usando estas estimativas,

$$b(n_1, n_2) = \mu + \frac{\sigma^2 - \nu^2}{\sigma^2} (a(n_1, n_2) - \mu) \quad (2.9)$$

Onde  $\nu^2$  é a variância do ruído. Se a variância do ruído não for dada, é usada uma média de todas as variâncias locais estimadas (MATLAB, 2017).

#### 2.8.4 Filtro de difusão anisotrópica de Perona-Malik

Perona e Malik (1990) propõem um método de difusão não-linear usando interpretação de espaço-escala com o objetivo de evitar a desfocagem e problemas locais de difusão de filtragem linear aplicando um processo não homogêneo que reduz a difusividade nesses locais que possuem maior probabilidade de serem partes significativas de seu conteúdo, como bordas, linhas ou outros detalhes importantes para a interpretação da imagem. Com base em um processo de difusão, a cada iteração os pixels da imagem vão sendo filtrados evitando borrar com maior intensidade esses detalhes. Os resultados do filtro dependem do conteúdo local da imagem a ser processada. A medida de probabilidade dessas partes significativas é dada por  $|\nabla u|^2$  (PERONA; MALIK, 1990) (WEICKERT, 1998). O filtro de Perona-Malik é baseado na equação:

$$\partial_t u = \text{div}(g(|\nabla u|^2) \nabla u) \quad (2.10)$$

e utiliza difusividades como

$$g(s^2) = \frac{1}{1 + s^2/\lambda^2} \quad \text{com} \quad (\lambda > 0) \quad (2.11)$$

Segundo [Weickert \(1998\)](#) apesar de Perona-Malik chamarem o seu filtro de anisotrópico, ele pode ser considerado como um modelo isotrópico, já que utiliza uma difusividade escalonada e não um tensor de difusão.

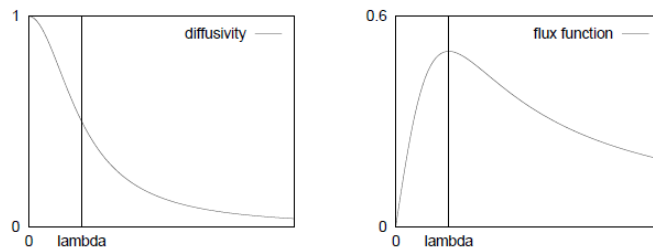
A difusão e a detecção de bordas interagem em um único processo, ao invés de serem tratadas como dois processos independentes. Isso faz com que as bordas permaneçam estáveis por várias escalas, produzindo um bom resultado visual. Além disso, o melhoramento de borda é uma outra razão para o bom resultado nas bordas da imagem ([WEICKERT, 1998](#)).

As explicações abaixo levam em consideração o estudo de [Weickert \(1998\)](#) para explicar o melhoramento de borda de [Perona e Malik \(1990\)](#).

Abordando a situação do filtro de maneira unidimensional é possível entender o comportamento do filtro de Perona-Malik nas bordas simplificando a notação e ilustrando a forma principal como se comporta, porque próximo de uma borda reta, uma imagem bidimensional se aproxima de uma função de uma variável.

Para a difusividade (2.11) segue-se a função de fluxo  $\Phi(s) := sg(s^2)$  satisfazendo  $\Phi'(s) \geq 0$  para  $|s| \leq \lambda$ , e  $\Phi'(s) < 0$  para  $|s| > \lambda$ , na Figura 8 abaixo. Pode ser reescrita a partir de (2.10) assim

Figura 8 – Primeira parábola: Difusividade  $g(s^2) = \frac{1}{1+s^2/\lambda^2}$  - Segunda parábola: Função de fluxo  $\Phi(s) = \frac{s}{1+s^2/\lambda^2}$



Fonte: ([WEICKERT, 1998](#))

$$\partial_t u = \Phi'(u_x)u_{xx}, \quad (2.12)$$

Pode-se notar que - apesar da sua difusividade não-negativa - o modelo de Perona-Malik é em forma de parábola progressiva para  $|u_x| \leq \lambda$ , e em forma de parábola regressiva para  $|u_x| \geq \lambda$ .

Sendo assim,  $\lambda$  desempenha o papel de um parâmetro de contraste que separa as áreas de difusão progressivas (baixo contraste) de áreas de difusão regressivas (alto contraste).

O filtro de Perona-Malik aumenta a inclinação nos pontos de inflexão das bordas dentro de uma área regressiva: Para isso, existe uma solução suave  $u$  satisfeita por

$$\partial_t(u_x^2) = 2u_x\partial_x(u_t) = 2\Phi''(u_x)u_xu_{xx}^2 + 2\Phi'(u_x)u_xu_{xxx} \quad (2.13)$$

Uma área(local)  $x_0$  onde  $u_x^2$  é máximo em algum tempo  $t$  é caracterizado por  $u_xu_{xx} = 0$  e  $u_xu_{xxx} \leq 0$ . Assim,

$$(\partial_t(u_x^2))(x_0, t) \geq 0 \quad \text{para} \quad |u_x(x_0, t)| > \lambda \quad (2.14)$$

Com desigualdade estrita para  $u_xu_{xxx} < 0$ .

No caso bidimensional, (2.12) é substituído por

$$\partial_t u = \Phi'(|\nabla \mu|)\mu_{\eta\eta} + g(|\nabla \mu|^2)\mu_{\xi\xi} \quad (2.15)$$

Onde as coordenadas de medidor  $\xi$  e  $\eta$  indicam as direções perpendiculares e paralelas para  $\nabla u$ , respectivamente. Dessa maneira, tem-se uma difusão progressiva ao longo dos isofotos<sup>8</sup> combinado com a difusão progressiva-regressiva ao longo das linhas de fluxo<sup>9</sup>.

### 2.8.5 Filtro passa-baixa gaussiano - GLPF

Segundo [Gonzalez e Woods \(2008\)](#) o filtro passa-baixa gaussiano pode ser expresso da seguinte forma:

---

<sup>8</sup> Linhas de valor de cinza constante

<sup>9</sup> Linhas de variação de valor máximo de cinza

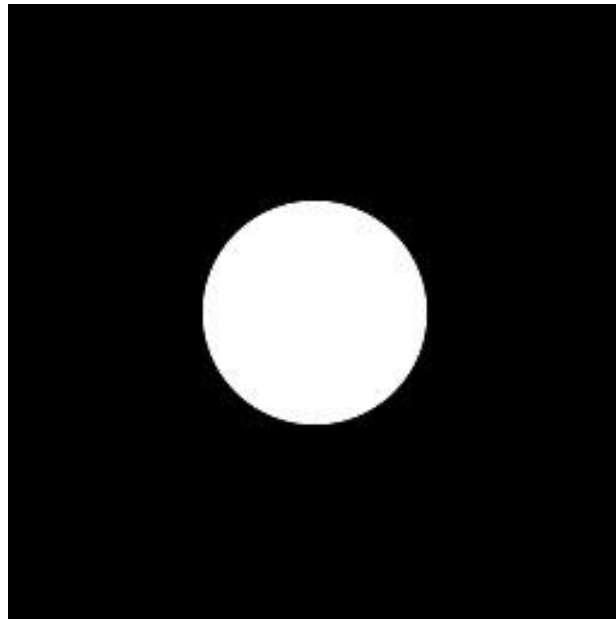
$$H(u, v) = e^{-D^2(u,v)/2D_0^2} \quad (2.16)$$

$D_0$  é a frequência de corte. Quando  $D(u, v) = D_0$ , o GLPF é reduzido para 0,607 de seu valor máximo.

O filtro gaussiano, tem ausência de ringing<sup>10</sup>. É uma importante característica na prática, principalmente em situações nas quais ruídos de qualquer natureza são inaceitáveis, como no caso das imagens de raios X e imagens médicas em geral (GONZALEZ; WOODS, 2008).

### 2.8.6 Filtro passa-baixa ideal - ILPF

Figura 9 – Área de aplicação do filtro ILPF



Fonte: (GONZALEZ; WOODS, 2008)

Gonzalez e Woods (2008) descreve como funciona o ILPF da seguinte maneira: O filtro passa-baixa ideal bidimensional faz com que todas as frequências em um círculo de raio  $D_0$  a partir da origem passem sem suavização, e elimina as frequências fora desse círculo. Ele é determinado pela função:

<sup>10</sup> Ringing são ondulações em forma de anel.

$$H(u, v) \begin{cases} 1 & \text{se } D(u, v) \leq D_0 \\ 0 & \text{se } D(u, v) > D_0 \end{cases} \quad (2.17)$$

onde  $D_0$  representa uma constante positiva; a distância entre um ponto  $(u, v)$  no domínio da frequência e o centro do retângulo de frequência, é representado por  $D(u, v)$ :

$$D(u, v) = [(u - P/2)^2 + (v - Q/2)^2]^{1/2} \quad (2.18)$$

onde,  $P$  e  $Q$  são  $P \geq M - 1$  e  $Q \geq N - 1$ ;

O termo ideal indica que todas as frequências no círculo ou dentro do círculo de raio  $D_0$  passam sem suavização, enquanto que todas as frequências fora do círculo são excluídas pela filtragem (GONZALEZ; WOODS, 2008).

### 2.8.7 Filtro passa-baixa de Butterworth - BLPF

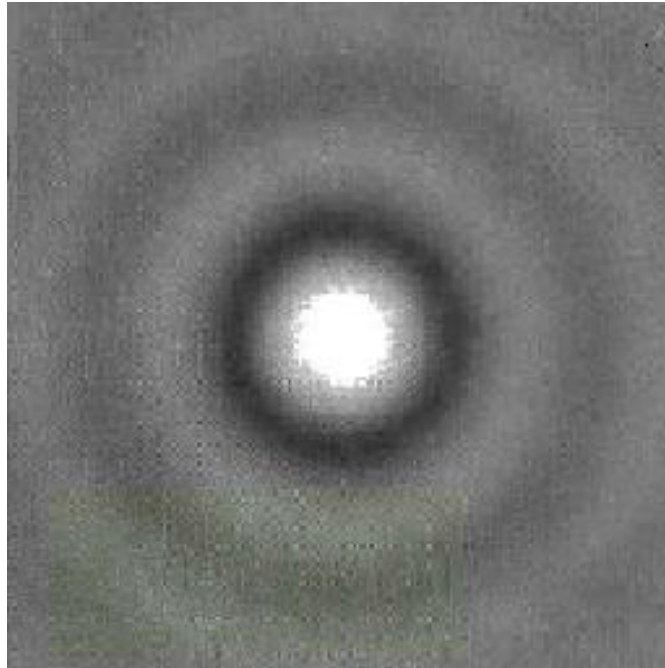
Gonzalez e Woods (2008) apresenta como funciona o BLPF assim: O filtro passa-baixa de Butterworth funciona de forma semelhante ao filtro passa-baixa Ideal, mas diferentemente dele, não possui uma função de transferência com descontinuidade abrupta (ou seja, difere um pouco do círculo de suavização do ILPF, onde tudo fora do círculo é eliminado - suavizado). Isso resulta em um corte bem definido entre frequências passadas e filtradas.

Quanto maior a ordem do filtro, mais próximo ao filtro ILPF ele se torna. Por exemplo, um filtro de BLPF de ordem 20 se torna similar ao ILPF, e em seu limite, é idêntico a ele.

Abaixo, a expressão do filtro.  $D_0$  é a distância do centro e  $n$  é a ordem do filtro. Segue:

$$H(u, v) = \sqrt{\frac{1}{1 + [D(u, v)/D_0]^{2n}}} \quad (2.19)$$

Figura 10 – Área de aplicação do filtro BLPF



Fonte: (GONZALEZ; WOODS, 2008)

Todos os filtros de passa-baixa do domínio da frequência podem ser descritos da seguinte forma:

- A imagem é convertida para o domínio da frequência.
- Surge o espectro da imagem.
- É definido o tamanho da área onde será aplicado o filtro.
- Tudo que estiver fora do círculo e/ou ao redor (pois a função de transferência deve ser levada em consideração) será suavizado, e o que estiver dentro, ignorado (preservado).

## 2.9 Trabalhos relacionados

Além dos trabalhos citados até aqui, serão brevemente apresentados outros com abordagem semelhante ou com alguma relação.

Um trabalho que compara técnicas para eliminação de ruídos é o de [Al-Zuky e Kzar \(2009\)](#), no qual os autores utilizam taxas de 1% e 2 % de ruído e filtros para eliminar o hit noise<sup>11</sup>. Nesse trabalho, as técnicas comparadas utilizam uma janela de tamanho cinco e filtros como o da média, moda, mínimo e mediana. Os filtros mínimo e da mediana obtiveram melhores resultados. O autor afirma que todos os métodos de suavização fazem com que uma imagem produzida por raios X perca resolução, mesmo que mínima, como

<sup>11</sup> salt noise (ou ruído sal), é como se fosse o ruído impulsivo sem os valores de cinza 0 (pretos).

também que os aparelhos que captam raios X para produção de imagens podem provocar manchas aleatórias que as degradam - ruído.

[Banal e Singh \(2014\)](#) usa a transformada Wavelet de Haar decomposta em dois níveis para reduzir ruídos em imagens de raios X de mão. Os ruídos tratados são o multiplicativo (speckle) e o gaussiano, com taxa de 30% de ruído. Os autores também usam métricas de qualidade PSNR e MSE, sendo os valores delas obtidos entre as comparações estatísticas da imagem original e a imagem após a aplicação da técnica para remover os ruídos. A técnica utilizada se mostrou mais eficiente para o ruído multiplicativo, entretanto, o resultado se mostrou muito bom para ambos os ruídos, tanto estatisticamente, quanto visualmente.

[Gerig et al. \(1992\)](#) propõe um filtro baseado em difusão anisotrópica não-linear para imagens de ressonância magnética bidimensionais e tridimensionais. A técnica preservou as bordas (que são detalhes importantes para este tipo de imagem), que é uma característica desse tipo de filtro, como também reduziu de forma eficiente os ruídos nas imagens analisadas.

No trabalho de [Wang e Bovik \(2009\)](#), os autores mostram que uma métrica pode não ser tão confiável, já que possui valores iguais (ou próximos) de parâmetro para imagens com uma grande diferença, por isso se torna interessante a utilização de mais de uma métrica de qualidade, com uma característica diferente (por exemplo, MSE e PSNR são métricas baseadas em erro, já o SSIM é uma métrica baseada em semelhança estrutural entre as imagens), além de observar a própria qualidade visual da imagem.

No trabalho de [Sadri et al. \(2012\)](#), uma imagem de raios X é corrompida por ruído sal-pimenta com taxa de 20% de ruído e suavizada buscando encontrar os melhores resultados. É usada uma rede Wavelet<sup>12</sup> para detectar o ruído sal-e-pimenta e posteriormente um filtro da mediana para suavização. [Sadri et al. \(2012\)](#) também trabalham com outras imagens médicas e métricas de qualidade SNR e PSNR em seu estudo. Essa é uma técnica eficiente que além de primeiramente detectar o ruído, o suaviza e mantém os detalhes de borda da imagem.

Os ruídos podem ser identificados através da observação visual, já que cada tipo possui peculiaridades, como também por algumas estratégias. Uma delas, que apesar de não ser utilizada no trabalho - pois não existe a necessidade de identificar o ruído, já que se sabe qual é o tipo em cada imagem - é bastante interessante. São utilizadas técnicas estatísticas para identificação automática de ruído em imagens usando padrões de classificação para essa identificação. São obtidas amostras de ruído e depois extraídas as características estatísticas para a identificação do tipo de ruído, apresentando ótimos resultados ([SUBHASHINI; BHARATHI, 2011](#)).

[Jassamm \(1993\)](#) faz um excelente estudo sobre imagens de raios x, os problemas

---

<sup>12</sup> Uma rede wavelet é uma estrutura de regressão não-linear que implementa mapeamentos de entrada e saída.



causados nelas através dos ruídos, filtros de suavização espaciais e no domínio da frequência, comparação de filtragens clássicas e análise, e chega a conclusão que dependendo das taxas de ruído em uma imagem, os resultados podem não ser bons, algo que faz com que a imagem ruidosa continue inutilizável.

No trabalho de [Hamad, Muhamad e Yaba \(2014\)](#) foi feita uma comparação de técnicas para remoção de ruídos em imagens de célula e mamografia. Os ruídos estudados foram o multiplicativo (speckle), gaussiano e Poisson. As métricas utilizadas foram PSNR, MSE e SNR. E os filtros comparados foram filtros espaciais: o da média, gaussiano, da mediana, Wiener e laplaciano do gaussiano. Para os três tipos de ruído nas duas imagens, o filtro gaussiano espacial se mostrou superior. Esse filtro foi adequado para remoção dos ruídos, contudo, os resultados das métricas mostrou que nenhum dos outros filtros foi bom para a suavização dos ruídos.

## 3 Metodologia

A pesquisa pôde ser dividida em duas etapas principais, levantamento bibliográfico, e comparação, testes e análise dos resultados. No levantamento bibliográfico foram pesquisadas algumas das principais técnicas de suavização de imagem, também foram obtidas informações sobre processamento de imagens, radiografias, métricas de qualidade. Na segunda parte do trabalho, as técnicas foram analisadas e obtidos os resultados.

Neste trabalho foi feita uma busca para encontrar quais são os filtros de suavização de imagens mais apropriados para a diminuição de ruídos em imagens radiográficas. Assim, o levantamento bibliográfico permitiu o estudo e comparação entre diferentes filtros de suavização quando aplicados em imagens radiográficas com ruído.

Para definir cientificamente e estatisticamente os melhores filtros, os resultados foram analisados usando as métricas de qualidade PSNR, MSE, SSIM e a qualidade visual.

Foi feito o levantamento das técnicas do domínio da frequência utilizadas no trabalho. Também foram usadas técnicas do domínio espacial para a comparação e análise.

As técnicas foram analisadas para encontrar as que possuem características que as tornam indicadas para o tratamento das imagens radiográficas com ruído.

As imagens foram retiradas de um banco de imagens da Unice <sup>1</sup>, também foi usada uma imagem de excelente qualidade de The Harlem Hospital School of Radiologic Technology <sup>2</sup>.

As imagens<sup>3</sup> utilizadas neste trabalho são imagens sintéticas, ou seja, sofreram alterações por computador. Foi usado o programa Matlab <sup>4</sup> para fazer essas modificações nas imagens radiográficas e também o seu toolbox MIP (Matlab Image Processing).

O programa Matlab também permite através de suas funções os cálculos dos resultados das métricas de qualidade de imagem. Várias operações do Matlab podem ser vistas em [<www.mathworks.com>](http://www.mathworks.com), ou em seus fóruns de discussões.

### 3.1 Passos para preparar uma imagem para filtragem.

Os seguintes passos foram seguidos antes de realizar as filtrações das imagens nesse trabalho:

---

<sup>1</sup> [<unice.fr>](http://unice.fr)

<sup>2</sup> [<theharlemhospitalxrayschool.org>](http://theharlemhospitalxrayschool.org)

<sup>3</sup> Tamanho 512x512.

<sup>4</sup> [<https://www.mathworks.com/products/matlab/?s\\_tid=hp\\_fp\\_ml>](https://www.mathworks.com/products/matlab/?s_tid=hp_fp_ml)

- Uma imagem é selecionada primeiramente. Imagens radiográficas são tidas como de três dimensões, é necessário que ela passe a ter duas dimensões<sup>5</sup>
- Converte-se a matriz de três dimensões da imagem radiográfica para uma matriz de duas dimensões. A imagem se torna bidimensional estando apta para seguir com as operações.
- É necessário realizar mais um procedimento antes de começar a filtragem. Aplica-se um ruído sintético nessa imagem através do Matlab.

Depois desses passos, já se pode começar a trabalhar com a filtragem. Lembrando que as imagens (os espectros dessas imagens obtidas através da transformada de Fourier com o algoritmo FFT) são filtradas no domínio da frequência. Também são feitas filtrações no domínio espacial, mas não é necessário aplicar a transformada de Fourier para trabalhar no plano espacial.

É necessário ressaltar que não é possível remover totalmente o ruído de uma imagem, mas apenas minimizá-lo - mesmo que em grande escala (FILHO; NETO, 1999).

## 3.2 Parâmetros de análise de desempenho

Nesta seção serão apresentados os parâmetros de análise de desempenho. São três as métricas escolhidas além da qualidade visual da imagem suavizada. Esses índices são: SSIM, PSNR e MSE.

### 3.2.1 Similaridade estrutural - Structural similarity (SSIM)

Segundo Macedo e Ogashawara (2013) essa métrica foi desenvolvida por Wang et al. (2004) com a finalidade de comparar duas imagens mostrando o valor de fidelidade entre elas.

Essa métrica é usada para medir a similaridade entre duas imagens, possuindo muito melhor consistência com a aparência qualitativa da imagem, fazendo uma comparação mais fiel e aproximada entre duas imagens (JAYBHAY; SHASTRI, 2015).

$$SSIM = \frac{1}{M} \sum \frac{(2\mu_1\mu_2 + C1)(2\sigma_{1,2} + C2)}{(\mu_1^2 + \mu_2^2 + C1)(\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + C2)} \quad (3.1)$$

<sup>5</sup> Nesse trabalho foram feitas filtrações em imagens bidimensionais, mas nada impede o uso de imagens tridimensionais

Onde,  $\mu_1$  e  $\mu_2$  são os meios e  $\sigma_1$  e  $\sigma_2$  são os desvios-padrão das imagens sendo comparados.  $\sigma_{1,2}$  é a covariância entre eles. SSIM tem valor entre 0 e 1, quando é igual a 1 imagens são estruturalmente iguais (JAYBHAY; SHASTRI, 2015).

Então quanto mais próximo de 1 for o valor de SSIM, mais "fidedigna" é a imagem.

### 3.2.2 Relação sinal-ruído de pico - Peak signal-to-noise ratio (PSNR)

De acordo com Jaybhay e Shastri (2015) o PSNR é definido pelo RMSE. Ele é um termo para a relação entre a potência máxima possível de um sinal e a potência do ruído corrompido que afeta a fidelidade de sua representação. Para 256 níveis de cinza, o PSNR é definido como:

$$PSNR = 20 \log_{10} \left( \frac{255}{RMSE} \right) \quad (3.2)$$

Utilizando o PSNR pode-se ter um valor numérico que representa a qualidade geral de uma imagem. Esse método de avaliação de qualidade de imagens é um dos mais aceitos na comunidade científica atualmente, pois é usado amplamente em diversos trabalhos.

Valores de PSNR mais altos representam imagens de melhor qualidade. Um valor próximo a 30 db é considerado bom.

Uma simples média do PSNR por frame é chamado APSNR (JAYBHAY; SHASTRI, 2015).

### 3.2.3 Erro de média quadrático - Mean squared error (MSE)

O erro de média quadrático mede a diferença média de quadrados entre as imagens de entrada e as imagens de saída<sup>6</sup> após a aplicação de um filtro, sendo que ambas as imagens devem possuir tamanho  $(x, y)$  (JAYBHAY; SHASTRI, 2015).

$$MSE(I_{filt}, I_{ref}) = \frac{1}{XY} \sum_{i=1}^Y \sum_{j=1}^X (I_{filt}(i, j) - I_{ref}(i, j))^2 \quad (3.3)$$

<sup>6</sup> Imagem de referência e a imagem que estava com ruído, suavizada após a aplicação de um filtro

Existe também o RSME, que é simplesmente a raiz do MSE ([JAYBHAY; SHASTRI, 2015](#)).

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (3.4)$$

Quanto mais próximos de 0 forem os valores de MSE, melhores eles são.

Existem vários outros tipos de parâmetros de análise de desempenho. Algumas dessas outras métricas são a CNR, VQM, MAE, FoM, NQI ([JAYBHAY; SHASTRI, 2015](#)).

## 4 Análise e Resultados

A análise dos resultados é mostrada neste capítulo.

Nas seções seguintes, serão apresentados os resultados das técnicas de filtragem para cada tipo de ruído em imagens radiográficas. Todas as técnicas apresentadas no trabalho foram utilizadas para cada imagem com um tipo de ruído. Foram utilizadas diferentes máscaras para filtros no domínio espacial (e diferentes iterações para o filtro de difusão), e diferentes intensidades<sup>1</sup> para filtros no domínio da frequência.

São mostrados apenas o melhor resultado obtido para cada tipo de filtro. É possível observar através das métricas e pela qualidade visual da imagem, que um filtro bom para um ruído, pode ser ineficaz para outro tipo de ruído, mas o contrário também acontece.

As imagens foram corrompidas com diferentes taxas de ruído, para cada um dos três tipos. Neste trabalho, serão apresentadas imagens com taxas de ruído à 5%, 10% e 30%. Uma imagem que tenha uma taxa mais alta de ruído, se torna quase inutilizável, dependendo do ruído ou do filtro utilizado. Portanto, a apresentação de taxas maiores de ruído foram descartadas neste trabalho.

Quando são utilizadas as métricas de qualidade de imagem, é necessário que exista uma imagem de referência e a suavização de uma imagem corrompida por ruído, para que os parâmetros de análise mostrem o quanto uma imagem corrompida foi restaurada em relação a imagem original.

---

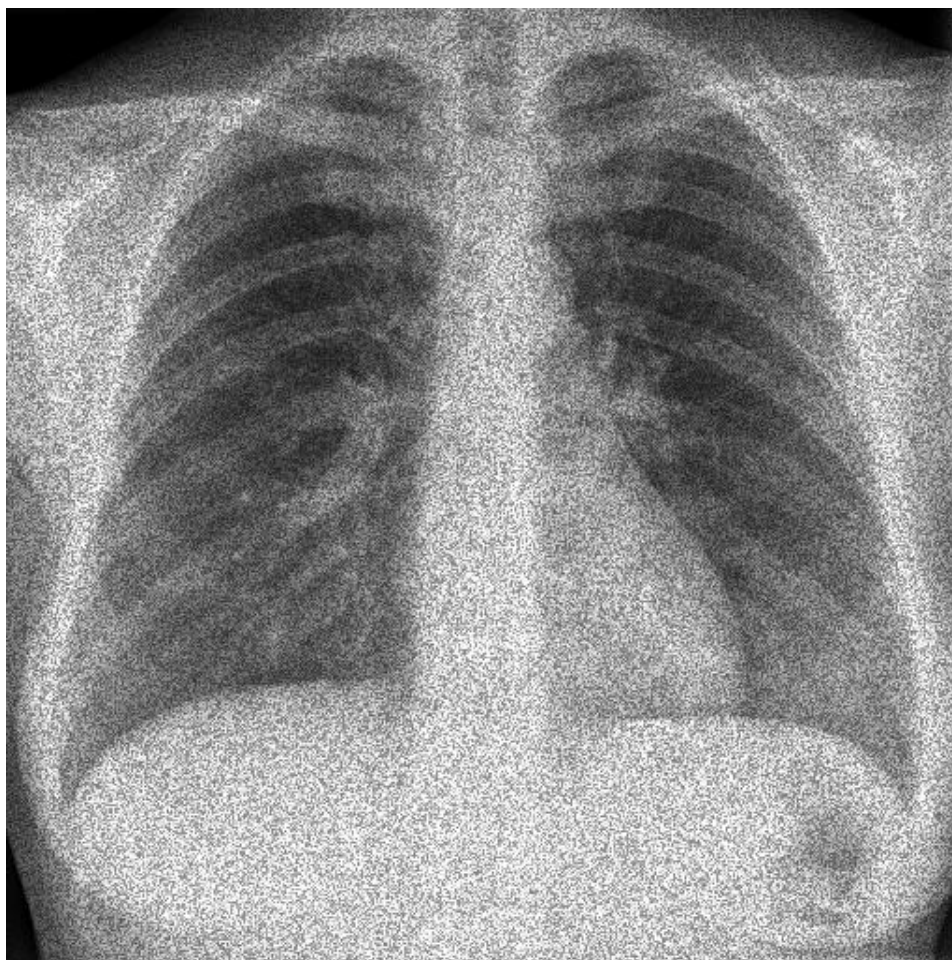
<sup>1</sup> Quando é dito intensidade, se refere a intensidade de suavização das altas frequências levando em consideração a área de círculo do filtro no espectro de frequências

## 4.1 Imagem com ruído multiplicativo

Nesta seção, serão mostradas imagens corrompidas com ruído multiplicativo, as imagens filtradas com as técnicas, as métricas das imagens, e o melhor filtro encontrado para esse tipo de ruído com a respectiva taxa de ruído.

A imagem a seguir foi corrompida com 5% de ruído multiplicativo.

Figura 11 – Imagem corrompida com 5% de ruído multiplicativo

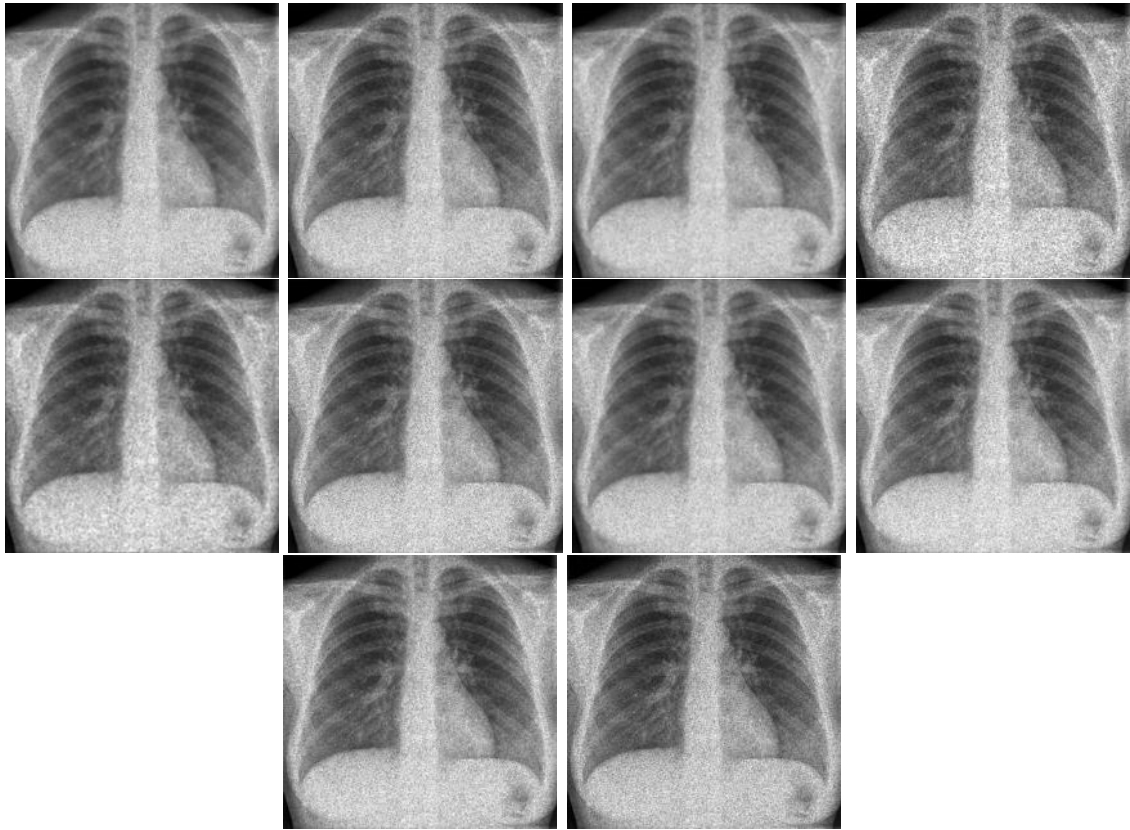


Para imagens com taxa de ruído de 5% os filtros de difusão anisotrópica e de média com janela 5x5 possuem resultados aceitáveis de PSNR, assim como com os índices de MSE. Já para SSIM, não. A qualidade visual também não se mostrou muito boa. Os demais filtros não apresentaram resultados aceitáveis.

Apesar desses dois filtros se mostrarem melhores, não podem ser considerados bons para essa taxa de ruído. Contudo, esses filtros podem ser usados para amenizar ruídos com taxas menores, como 2%.

Resultado das filtragens:

Figura 12 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); butterworth fft; gaussiano fft e ideal fft



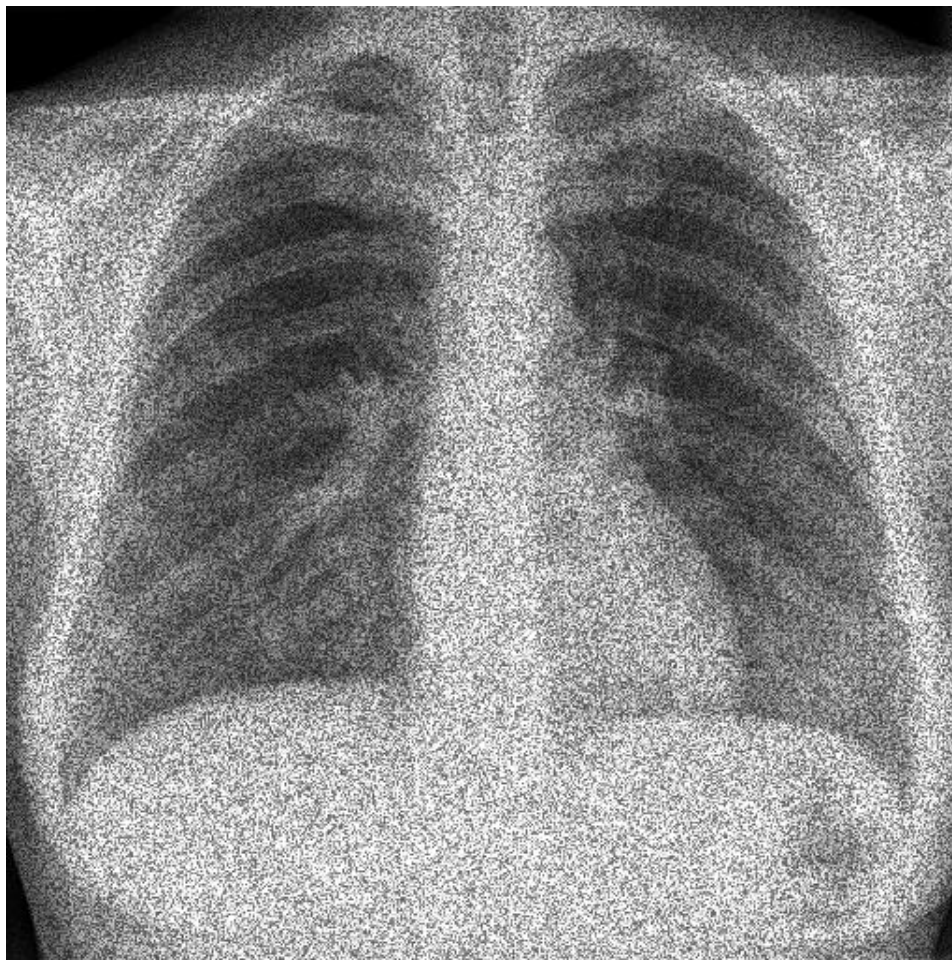
Resultados das métricas:

Tabela 1 – Métricas - 5% Multiplicativo

Filtros/Métricas	PSNR	MSE	SSIM
Difusao Anisotrópica	28.1450	99.6735	0.6500
Média [3x3]	26.6263	141.3987	0.5446
Média [5x5]	28.7577	86.5589	0.7173
Mediana [3x3]	23.1881	312.0862	0.3792
Mediana [5x5]	26.4713	146.5383	0.5608
Wiener [3x3]	24.3260	240.1474	0.4661
Wiener [5x5]	26.3821	149.5797	0.5737
BLPF	25.2053	196.1331	0.4714
GLPF	25.3650	189.0521	0.4602
ILPF	24.8249	214.0854	0.4752



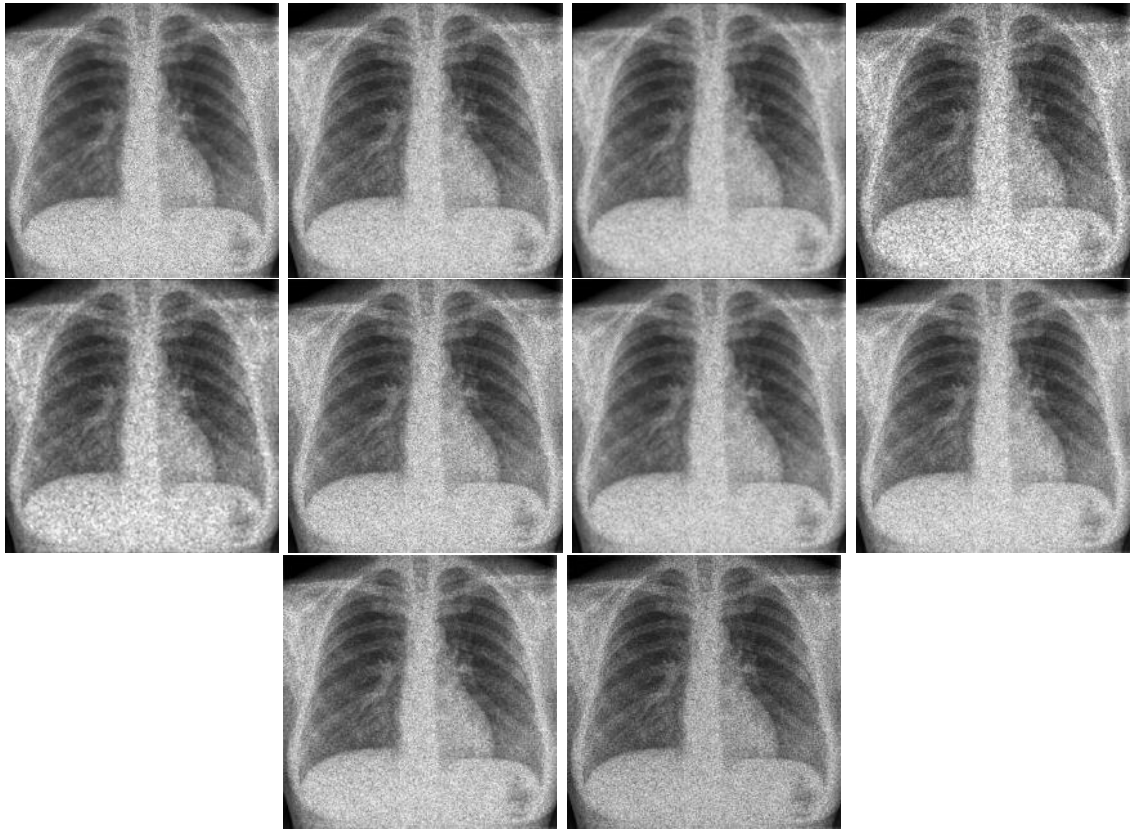
Figura 13 – Imagem corrompida com 10% de ruído multiplicativo



Já para imagens com taxa de ruído de 10% o filtro de média com janela 5x5 possui resultados pouco aceitáveis de PSNR, o mesmo acontece com os índices de MSE. A qualidade visual não se mostrou boa assim como o SSIM. Esse filtro possui os melhores resultados para esse tipo de ruído com essa taxa de ruído, contudo, não pode ser considerado adequado.

Resultado das filtragens:

Figura 14 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); butterworth fft; gaussiano fft e ideal fft

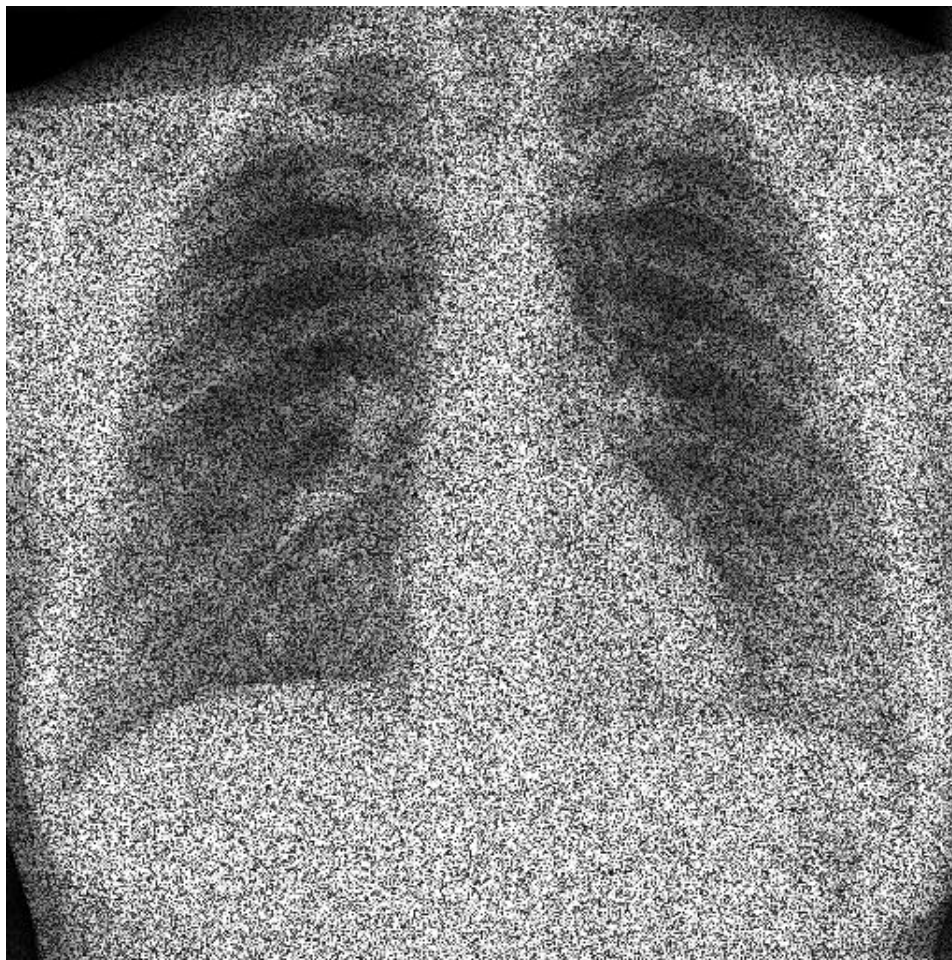


Resultados das métricas:

Tabela 2 – Métricas - 10% Multiplicativo

Filtros/Métricas	PSNR	MSE	SSIM
Difusao Anisotrópica	21.3782	473.4296	0.4109
Média [3x3]	24.0664	254.9424	0.4236
Média [5x5]	26.7318	138.0068	0.6296
Mediana [3x3]	20.3523	599.5859	0.2665
Mediana [5x5]	23.6781	278.7847	0.4392
Wiener [3x3]	21.7510	434.4882	0.3571
Wiener [5x5]	23.9023	264.7580	0.4802
BLPF	23.1090	317.8199	0.3513
GLPF	22.6779	350.9850	0.3406
ILPF	20.2861	608.7879	0.3736

Figura 15 – Imagem corrompida com 30% de ruído multiplicativo



Nenhuma das técnicas possui resultados aceitáveis de PSNR, MSE e SSIM, nem boa qualidade visual para imagens com taxa de ruído de 30%.

Portanto, se as taxas de ruído multiplicativo forem bem baixas, os filtros de média e difusão anisotrópica podem ser utilizados. São limitadas apenas a essas taxas de ruído, taxas maiores não possuem bons resultados nem para qualidade visual, quanto para as métricas de qualidade.

Se torna necessário o estudo e comparações de outras técnicas para ruído multiplicativo em imagens radiográficas.

Resultado das filtragens:

Figura 16 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); butterworth fft; gaussiano fft e ideal fft



Resultados das métricas:

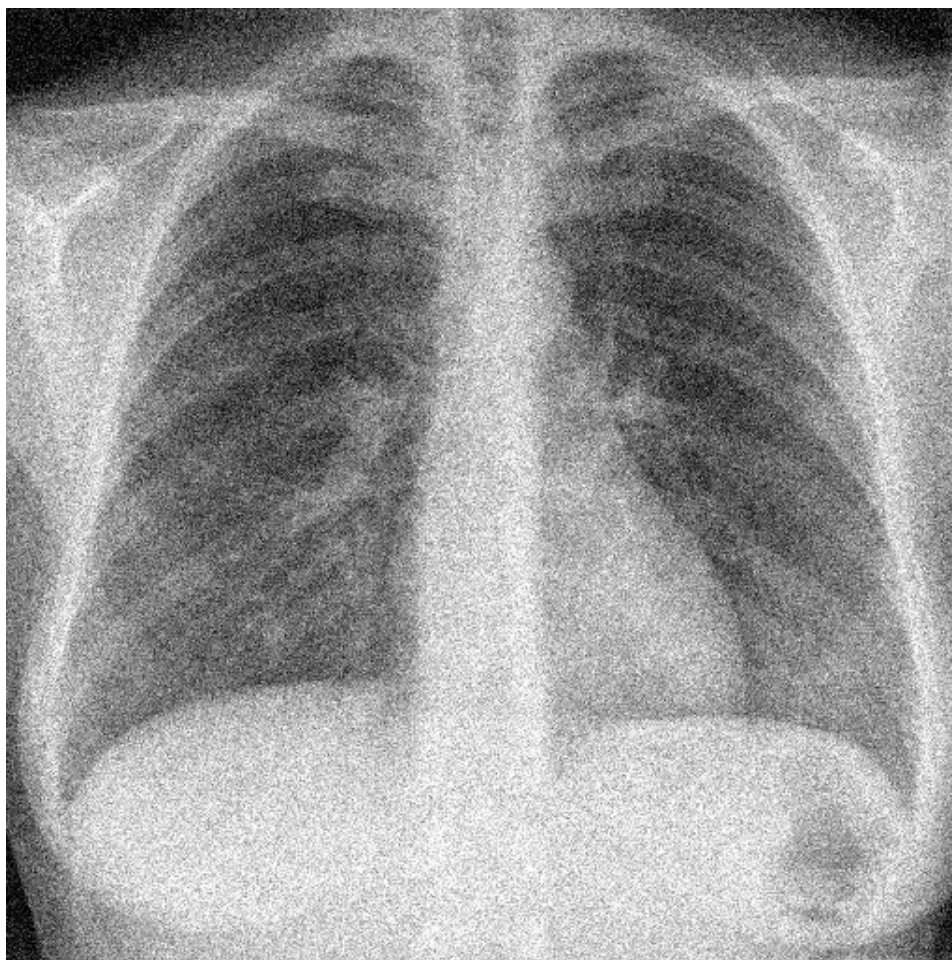
Tabela 3 – Métricas - 30% Multiplicativo

Filtros/Métricas	PSNR	MSE	SSIM
Difusao Anisotrópica	13.6415	2811.4646	0.1503
Média [3x3]	19.3654	752.5580	0.2469
Média [5x5]	21.7602	433.5727	0.4493
Mediana [3x3]	16.0576	1611.8223	0.1360
Mediana [5x5]	19.2037	781.1138	0.2601
Wiener [3x3]	17.5326	1147.6752	0.2067
Wiener [5x5]	19.6147	710.5703	0.3331
BLPF	18.7006	877.0345	0.1891
GLPF	18.0803	1011.6873	0.1834
ILPF	16.1144	1590.9023	0.2132

## 4.2 Imagem com ruído gaussiano

Nesta seção, serão mostradas imagens corrompidas com ruído gaussiano, as imagens filtradas com as técnicas, as métricas das imagens, e o melhor filtro encontrado para esse tipo de ruído com a respectiva taxa de ruído.

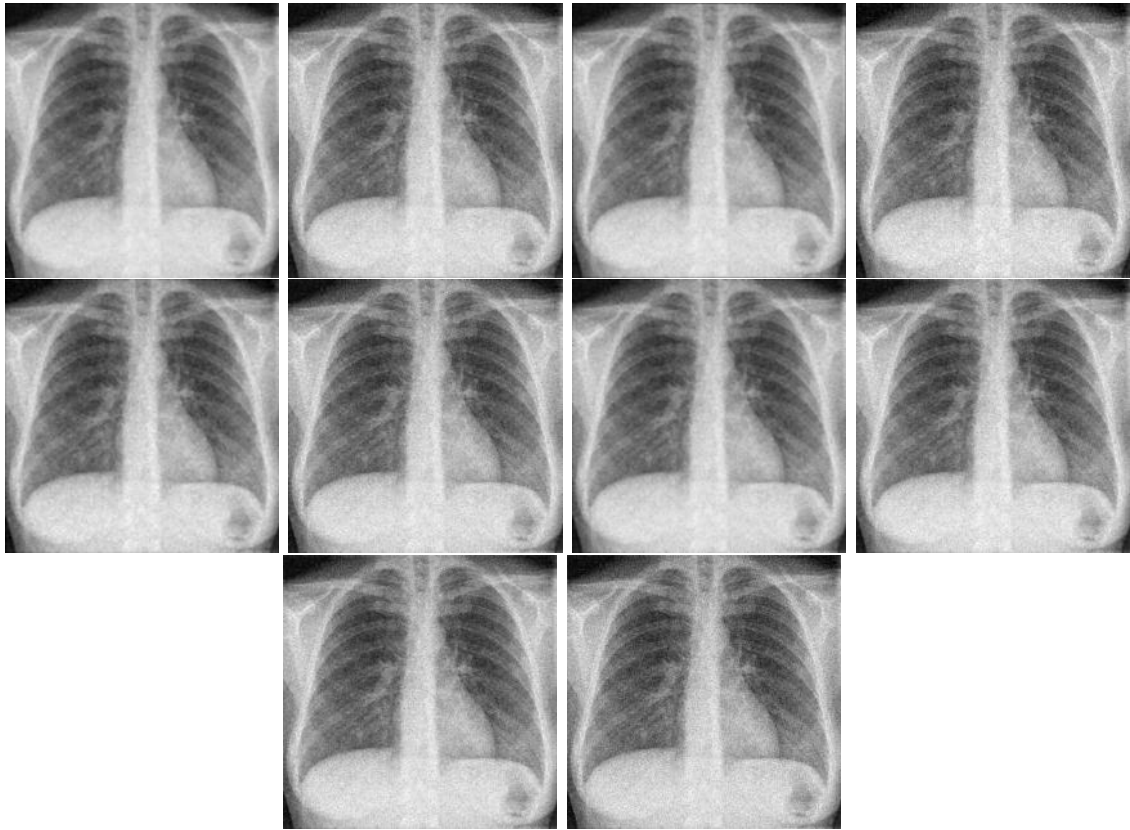
Figura 17 – Imagem corrompida com 5% de ruído gaussiano



Para imagens com taxa de ruído de 5%, o melhor filtro foi o de difusão anisotrópica, tanto para os índices (PSNR, MSE e SSIM), quanto visualmente. No entanto, nenhum dos filtros apresentados são adequados.

Resultado das filtragens:

Figura 18 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); butterworth fft; gaussiano fft e ideal fft



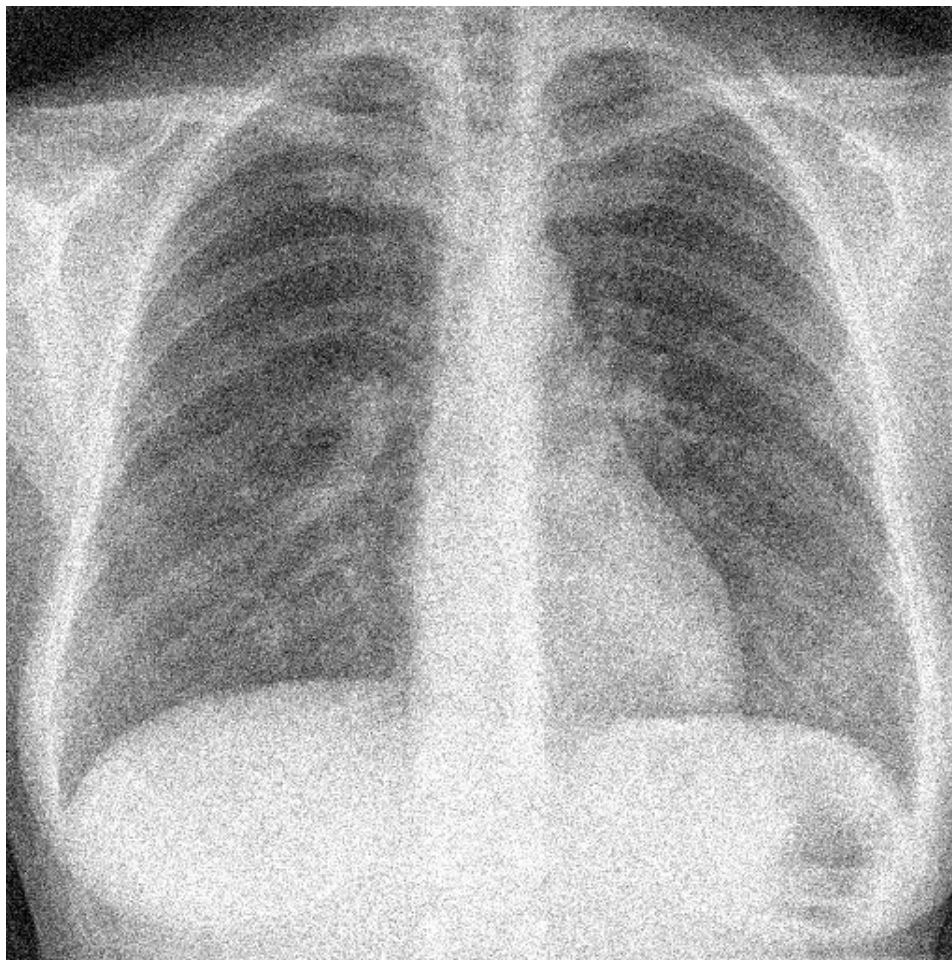
Resultados das métricas:

Tabela 4 – Métricas - 5% Gaussiano

Filtros/Métricas	PSNR	MSE	SSIM
Difusao Anisotrópica	25.3561	189.4413	0.8184
Média [3x3]	24.2392	244.9976	0.6062
Média [5x5]	24.7927	215.6797	0.7591
Mediana [3x3]	23.7151	276.4231	0.5163
Mediana [5x5]	24.8187	214.3925	0.7051
Wiener [3x3]	23.7980	271.1965	0.5332
Wiener [5x5]	24.9047	210.1890	0.7276
BLPF	22.9713	328.0598	0.5394
GLPF	23.6836	278.4316	0.5211
ILPF	24.8636	212.1854	0.5334



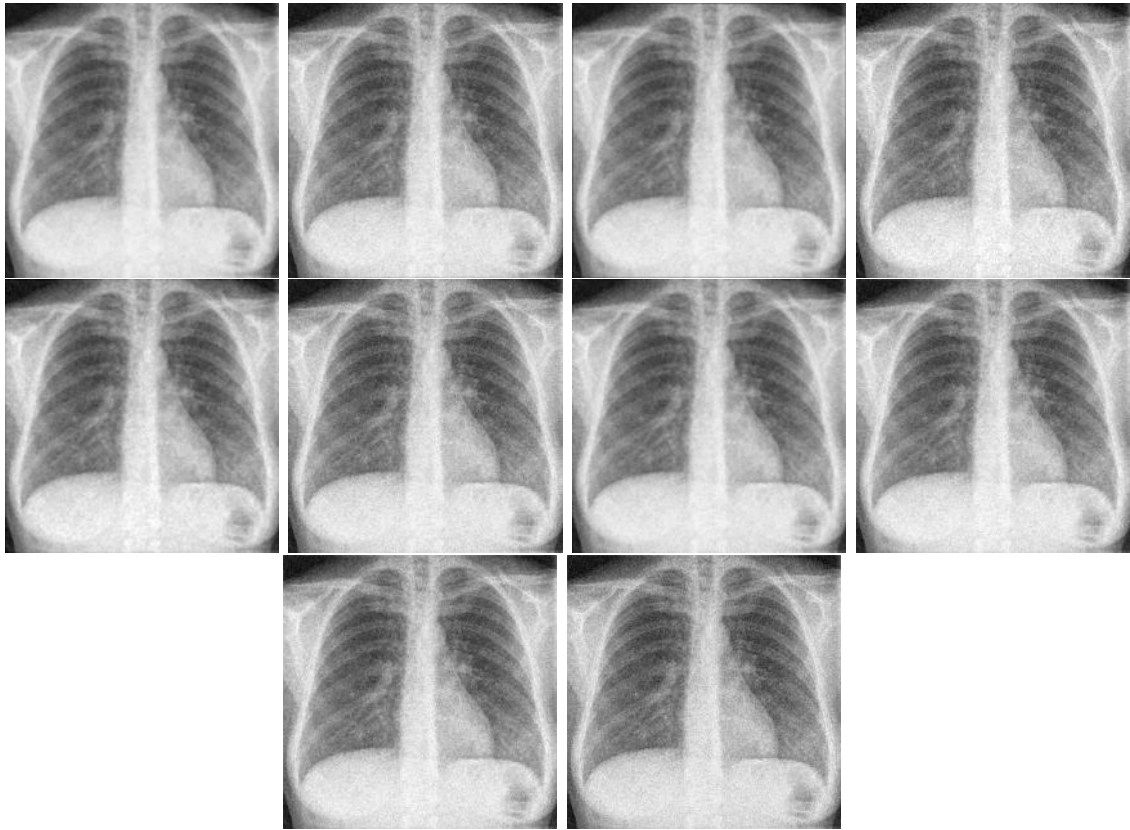
Figura 19 – Imagem corrompida com 10% de ruído gaussiano



Para imagens com taxa de ruído de 10%, o melhor filtro foi o de difusão anisotrópica, para o índice de SSIM, já para MSE e PSNR, o filtro ideal (ILPF) obteve resultados melhores. No entanto, nenhum dos filtros apresentados são adequados.

Resultado das filtragens:

Figura 20 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); butterworth fft; gaussiano fft e ideal fft



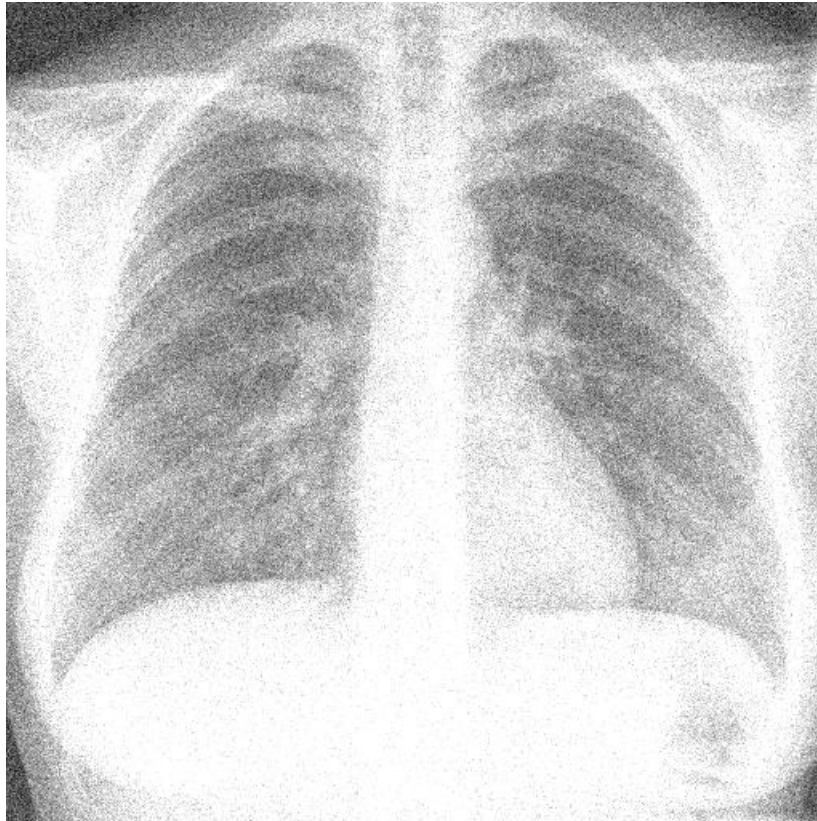
Resultados das métricas:

Tabela 5 – Métricas - 10% Gaussiano

Filtros/Métricas	PSNR	MSE	SSIM
Difusao Anisotrópica	20.0154	647.9523	0.8125
Média [3x3]	19.7095	695.2402	0.6078
Média [5x5]	19.9220	662.0318	0.7529
Mediana [3x3]	19.3561	754.1734	0.5149
Mediana [5x5]	19.7318	691.6755	0.6976
Wiener [3x3]	19.5146	727.1402	0.5410
Wiener [5x5]	19.8830	668.0002	0.7232
BLPF	19.0745	804.6886	0.5446
GLPF	19.4161	743.8209	0.5250
ILPF	20.8772	531.3277	0.5422



Figura 21 – Imagem corrompida com 30% de ruído gaussiano



Igualmente ao resultado anterior, para imagens com taxa de ruído de 30%, o melhor filtro foi o de difusão anisotrópica, para o índice de SSIM, já para MSE e PSNR, o filtro ideal (ILPF) obteve resultados melhores. No entanto, nenhum dos filtros apresentados são adequados. Fora o fato de terem apresentado resultados muito ruins.

Para todas as taxas de ruído gaussiano, nenhuma das técnicas apresentadas se tornam eficazes quando se trata de imagens radiográficas.

Um ponto a observar é a limitação dos filtros de passa-baixa do domínio da frequência, que é o tamanho do seu círculo de suavização. Foi utilizado um círculo de suavização<sup>2</sup> de tamanho 120 para imagens com 512x512 pixels, tamanhos menores podem reduzir mais o ruído, mas borram muito a imagem, não obtendo resultados melhores da mesma maneira.

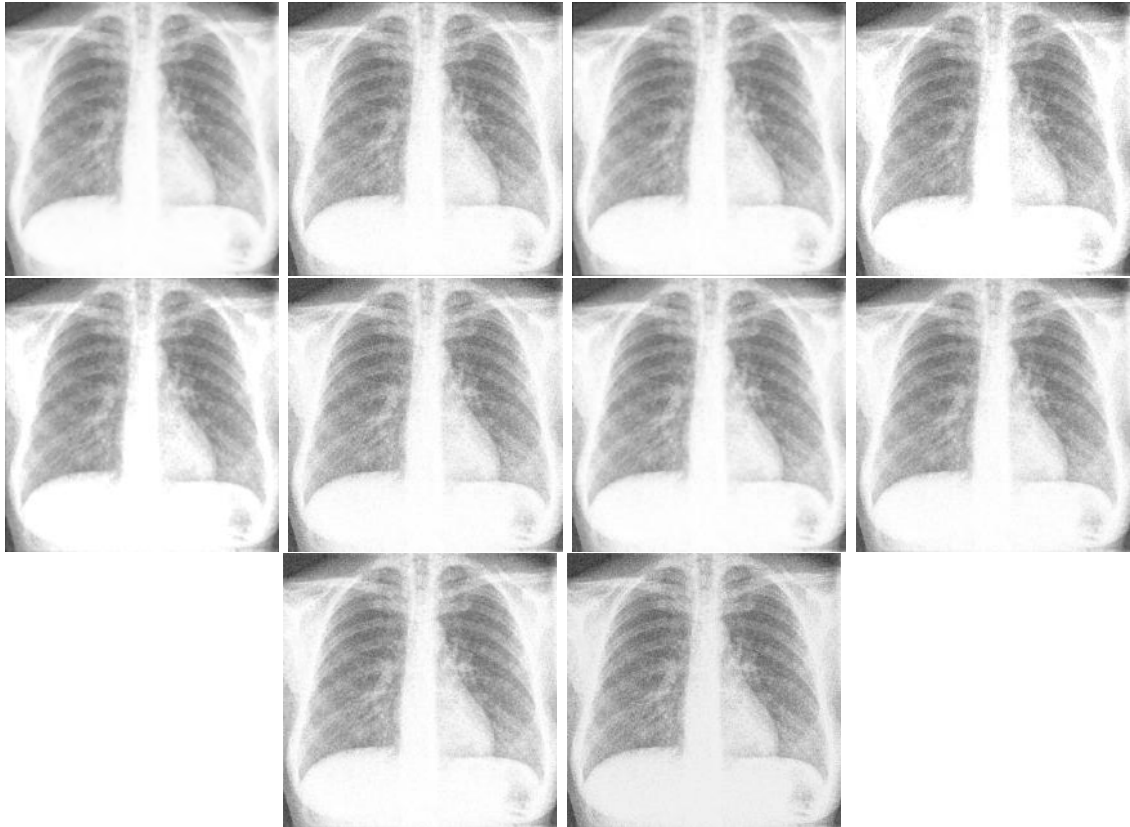
Apesar do filtro de difusão anisotrópica não ter apresentado bons resultados para as imagens filtradas com ruído multiplicativo e gaussiano, não pode ser considerado ruim, já que possui alguns parâmetros e iterações durante sua filtragem que podem ser definidos

<sup>2</sup> Chamado aqui de círculo de suavização, se refere a área do espectro que delimita o que é ou não suavizado. Dentro do círculo não será feita a eliminação de frequências (no caso, para manter as baixas, que ficam bem no centro e também uma parte das altas para não perder muitos detalhes de borda). Tudo fora do círculo é suavizado (levando em consideração a função de transferência).

com variados valores, e só foram testados alguns.

Resultado das filtragens:

Figura 22 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); butterworth fft; gaussiano fft e ideal fft



Resultados das métricas:

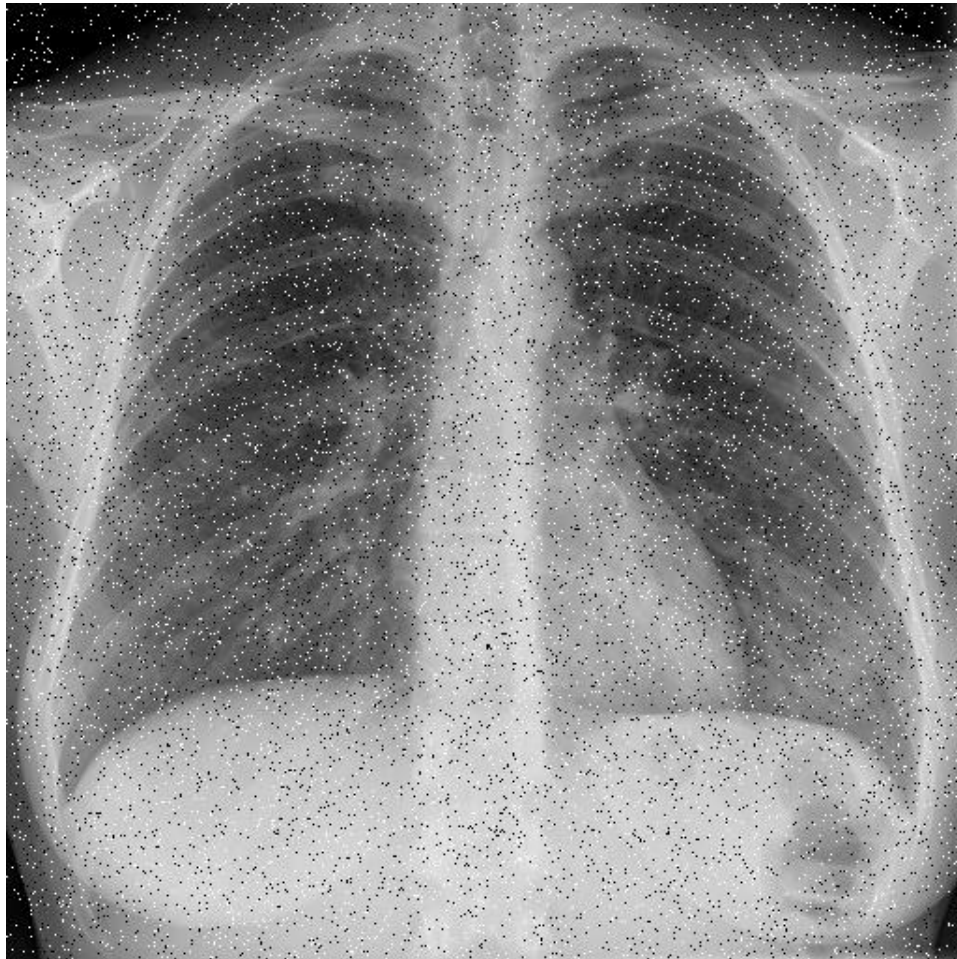
Tabela 6 – Métricas - 30% Gaussiano

Filtros/Métricas	PSNR	MSE	SSIM
Difusao Anisotrópica	11.3376	4778.7819	0.7472
Média [3x3]	11.3401	4776.0766	0.6248
Média [5x5]	11.3851	4726.8002	0.7042
Mediana [3x3]	11.0854	5064.5503	0.5795
Mediana [5x5]	11.0962	5052.0188	0.6790
Wiener [3x3]	11.2725	4851.0332	0.5629
Wiener [5x5]	11.3159	4802.7025	0.6651
BLPF	11.2969	4823.8194	0.5922
GLPF	11.3209	4797.2220	0.5773
ILPF	12.7248	3472.1445	0.6006

### 4.3 Imagem com ruído sal-e-pimenta

Nesta seção, serão mostradas imagens corrompidas com ruído sal-e-pimenta, as imagens filtradas com as técnicas, as métricas das imagens, e o melhor filtro encontrado para esse tipo de ruído com a respectiva taxa de ruído.

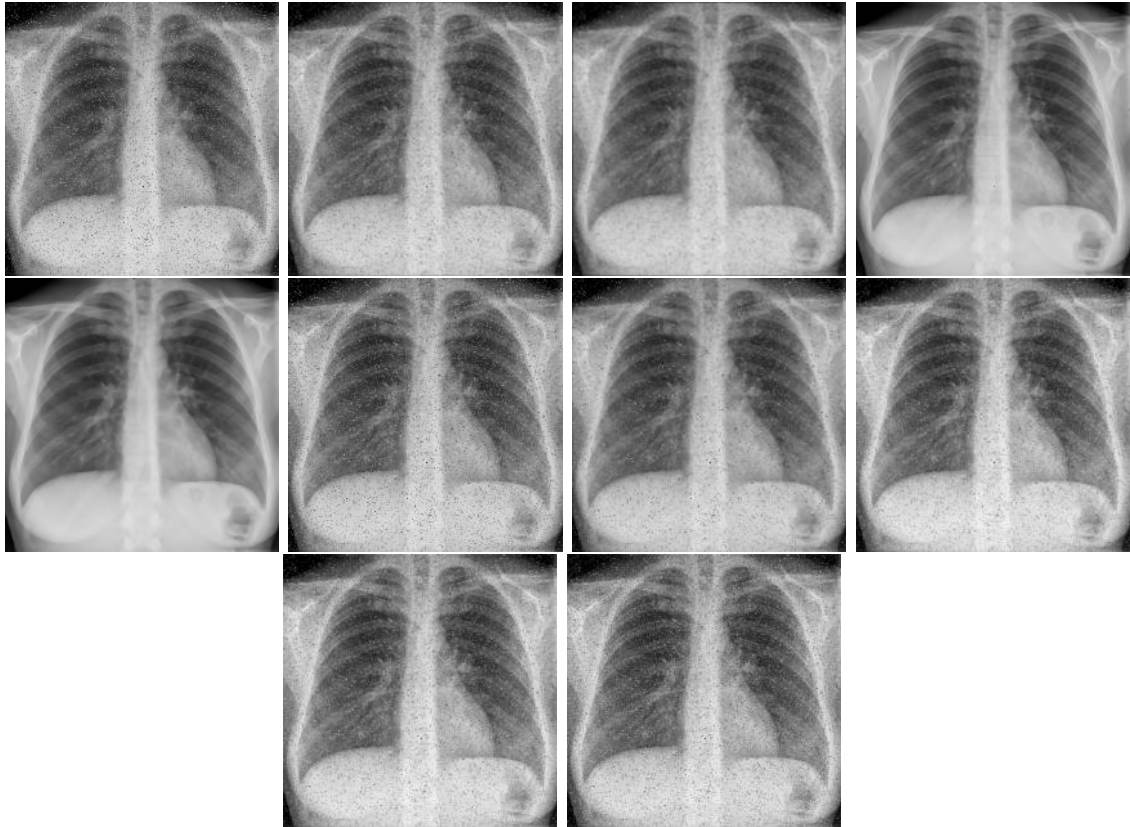
Figura 23 – Imagem corrompida com 5% de ruído sal-e-pimenta



Pelas métricas de qualidade, é possível observar que os filtros da mediana com janelas 3x3 e 5x5 possuem bons resultados. São superiores aos demais tanto pelas métricas SSIM, PSNR e MSE, quanto pela qualidade visual da imagem (apesar do valor de SSIM não ser bom, PSNR, MSE e a qualidade visual são bons). Para as taxas com 5% de ruído sal-e-pimenta, o filtro da mediana com janela 3x3 é o mais indicado.

Resultado das filtragens:

Figura 24 – difusao; media; media55; mediana; mediana55

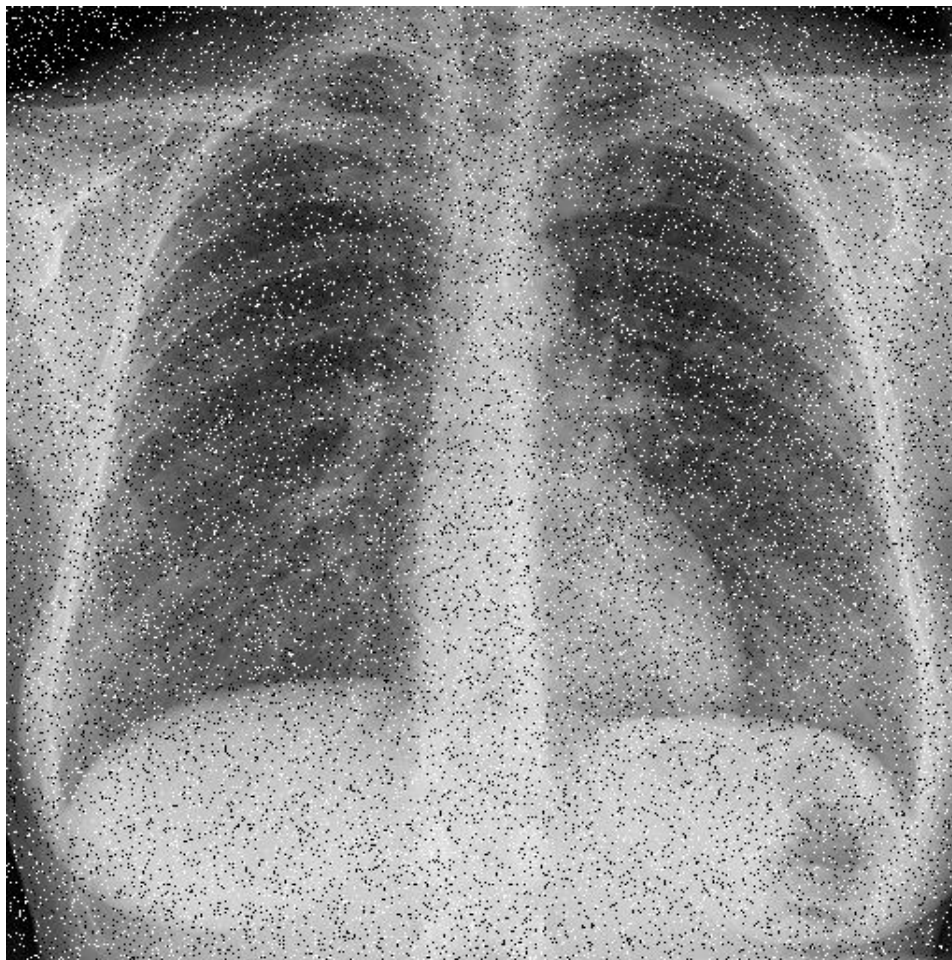


Resultados das métricas:

Tabela 7 – Métricas - 5% Sal-e-pimenta

Filtros/Métricas	PSNR	MSE	SSIM
Difusao Anisotrópica	19.9404	659.2325	0.3087
Média $[3 \times 3]$	26.7840	136.3592	0.5730
Média $[5 \times 5]$	28.6458	88.8170	0.7251
Mediana $[3 \times 3]$	40.7258	5.5017	0.9607
Mediana $[5 \times 5]$	38.3416	9.5263	0.9297
Wiener $[3 \times 3]$	20.7962	541.3324	0.3706
Wiener $[5 \times 5]$	23.8461	268.2055	0.5218
BLPF	23.9711	257.7776	0.5207
GLPF	23.9711	260.5984	0.4988
ILPF	24.7820	216.2125	0.4636

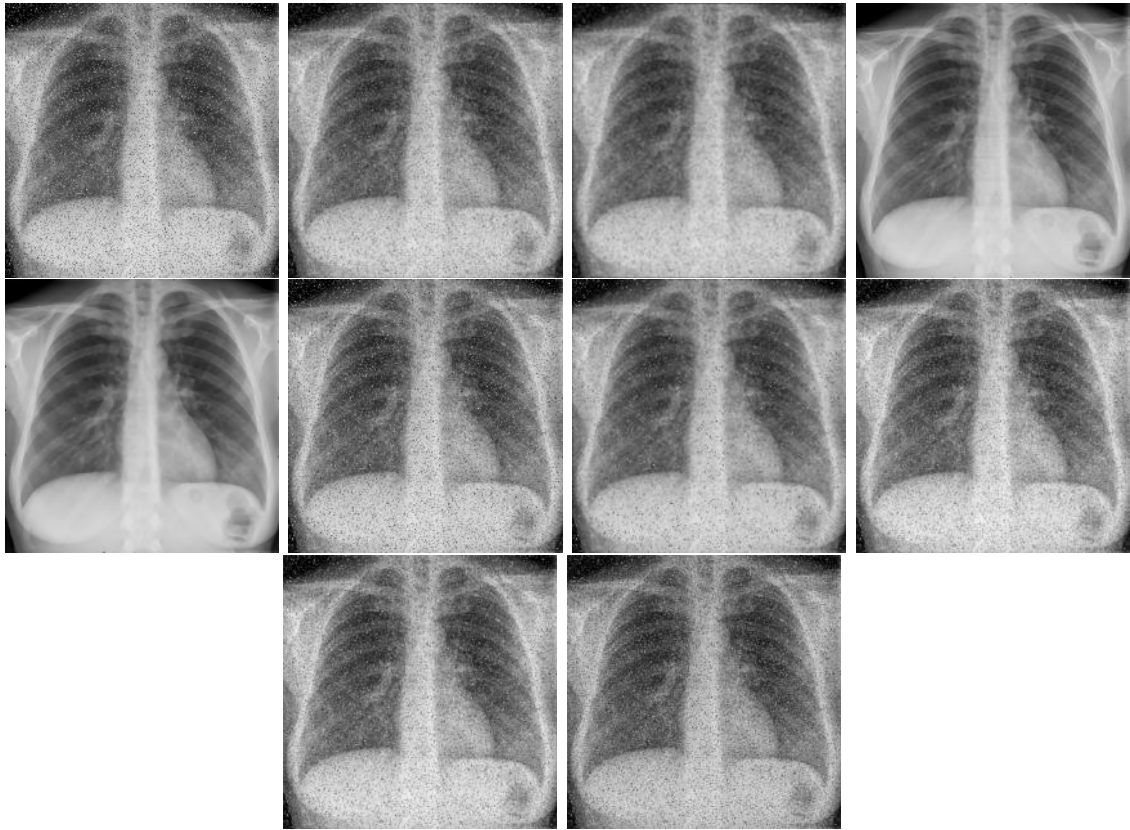
Figura 25 – Imagem corrompida com 10% de ruído sal-e-pimenta



Com uma taxa de 10% de ruído, os resultados continuam iguais, sendo o filtro da mediana com janela 3x3 o mais indicado. Pelas métricas de qualidade, é possível observar que os filtros da mediana com janelas 3x3 e 5x5 possuem bons resultados. São superiores aos demais tanto pelas métricas SSIM, PSNR e MSE, quanto pela qualidade visual da imagem (apesar do valor de SSIM não ser bom, PSNR, MSE e a qualidade visual são bons). Para a taxas com 5% de ruído sal-e-pimenta, o filtro da mediana com janela 3x3 é o mais indicado.

Resultado das filtragens:

Figura 26 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); butterworth fft; gaussiano fft e ideal fft



Resultados das métricas:

Tabela 8 – Métricas - 10% Sal-e-pimenta

<b>Filtros/Métricas</b>	<b>PSNR</b>	<b>MSE</b>	<b>SSIM</b>
Difusao Anisotrópica	16.9183	1322.0486	0.1411
Média [3x3]	23.9318	262.9671	0.4059
Média [5x5]	26.3339	151.2487	0.6161
Mediana [3x3]	38.3989	9.4013	0.9536
Mediana [5x5]	36.8001	13.5854	0.9251
Wiener [3x3]	19.2338	775.7042	0.2430
Wiener [5x5]	22.5208	363.9178	0.4486
BLPF	22.4010	374.0951	0.3397
GLPF	22.2291	389.1971	0.3211
ILPF	21.8237	427.2770	0.3342



Figura 27 – Imagem corrompida com 30% de ruído sal-e-pimenta



Já com uma taxa de 30% de ruído, apenas o filtro de mediana com janela 5x5 é bom, com resultados de PSNR, MSE e qualidade visual melhores que os demais e bons, apesar da métrica SSIM ser ruim.

Diferentemente dos outros filtros para esse e outros tipos de ruído, com taxas maiores de ruído, como 50%, apenas os filtros da mediana com janelas 3x3 e 5x5 possuem bons resultados. A aplicação sucessiva<sup>3</sup> do filtro da mediana, independentemente das duas janelas, quase reduz o ruído com taxas maiores que as apresentadas no trabalho.

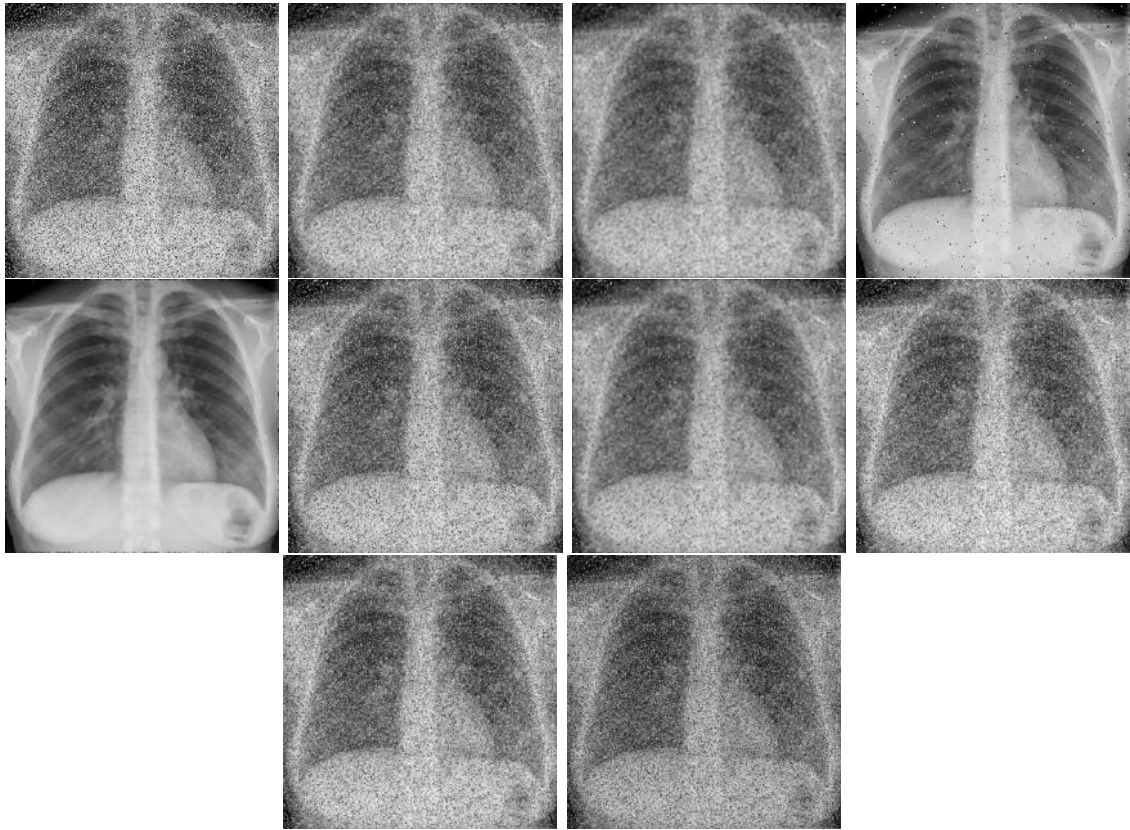
Portanto, para imagens radiográficas com ruído sal-e-pimenta dentre as técnicas estudadas, a mais eficaz é o filtro da mediana, independente da taxa de ruído, podendo usar mais de uma iteração para reduzir ainda mais o ruído.

O filtro da mediana, é um ótimo filtro para esse tipo de ruído, que possui variações podendo até serem melhores que a forma original, como o filtro mediano seletivo (ALMEIDA; BOAVENTURA, 2009).

<sup>3</sup> mais de um iteração na filtragem da mediana

Resultado das filtragens:

Figura 28 – difusao; media janela (3x3); media janela (5x5); mediana janela (3x3); mediana janela (5x5); wiener janela (3x3); wiener janela (5x5); butterworth fft; gaussiano fft e ideal fft



Resultados das métricas:

Tabela 9 – Métricas - 30% Sal-e-pimenta

Filtros/Métricas	PSNR	MSE	SSIM
Difusao Anisotrópica	11.9295	4169.9671	0.0296
Média [3x3]	18.6074	896.0748	0.1767
Média [5x5]	20.8615	533.2453	0.3845
Mediana [3x3]	23.9929	259.2927	0.7207
Mediana [5x5]	29.1928	78.3067	0.8926
Wiener [3x3]	16.6956	1391.6259	0.1265
Wiener [5x5]	19.3743	751.0212	0.2856
BLPF	17.7522	1091.0996	0.1270
GLPF	17.3663	1192.4758	0.1209
ILPF	16.4431	1474.9281	0.1503



## 4.4 Testando resultados em outras imagens

Nesta subseção, serão mostradas cinco imagens corrompidas com ruído sal-e-pimenta, as imagens filtradas com o filtro da mediana e as métricas das imagens, com a finalidade de mostrar que os resultados são próximos para imagens de raios X com esse tipo de ruído e comprovar a eficácia desta técnica para este tipo de ruído em imagens de raios X.

Como as técnicas analisadas para os ruídos gaussiano e multiplicativo não obtiveram resultados tão expressivos, não serão mostradas nesta seção.

Cinco imagens foram suavizadas com o filtro da mediana com janela 5x5 e 3x3 na mesma filtragem. A taxa de ruído foi de 30% para todas as imagens.

Figura 29 – Imagem 1 corrompida com 30% de ruído multiplicativo - Imagem suavizada 1  
- Imagem 2 corrompida com 30% de ruído multiplicativo- Imagem suavizada 2

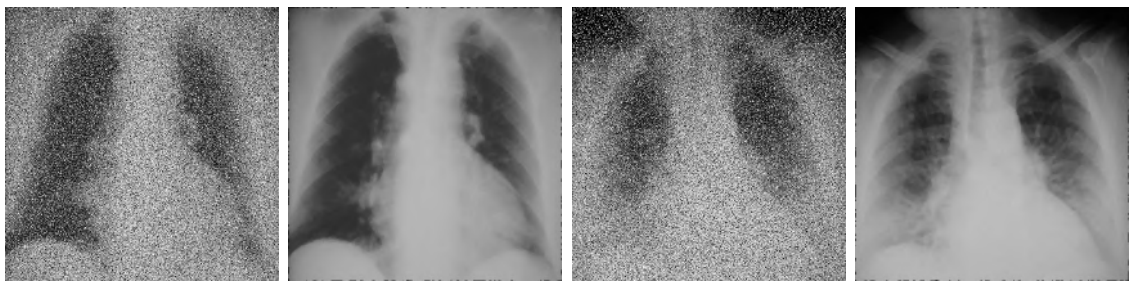


Figura 30 – Imagem 3 corrompida com 30% de ruído multiplicativo - Imagem suavizada 3  
- Imagem 4 corrompida com 30% de ruído multiplicativo- Imagem suavizada 4

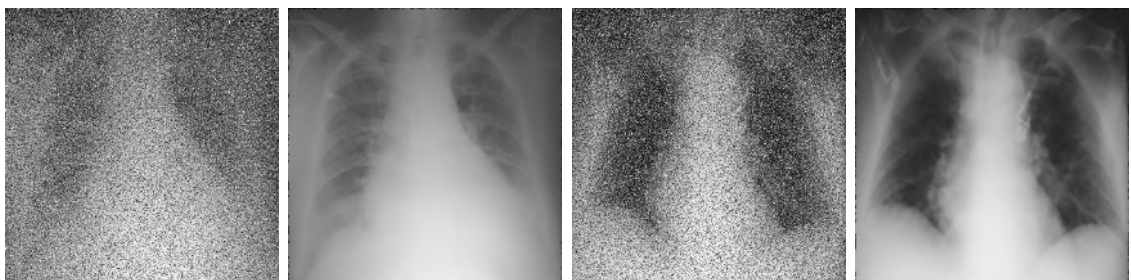
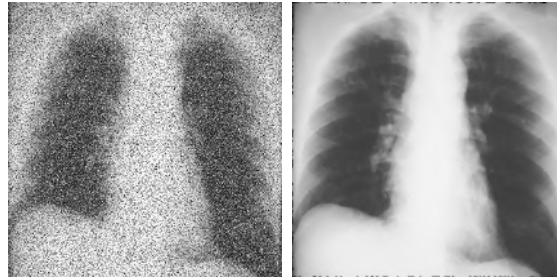


Figura 31 – Imagem 5 corrompida com 30% de ruído multiplicativo - Imagem suavizada 5



Resultados das métricas:

Tabela 10 – Métricas - Imagens Suavizadas

<b>Filtros/Métricas</b>	<b>PSNR</b>	<b>MSE</b>	<b>SSIM</b>
Imagem 1	30.3329	2.1314	0.9362
Imagem 2	30.8085	3.6449	0.9116
Imagem 3	31.2258	1.6561	0.9412
Imagem 4	31.1585	3.1246	0.9224
Imagem 5	28.3064	3.4921	0.9271

É possível observar na tabela de métricas, que o filtro teve resultados bons e próximos para as cinco imagens, tanto para PSNR quanto para MSE. Os resultados de SSIM foram aproximados, mas não muito bons, contudo a qualidade visual da imagem também se mostrou boa.

A utilização sucessiva do filtro da mediana com janela 3x3 também reduz eficientemente esse ruído.

## 5 Conclusão e considerações finais

Pelas análises, foi possível observar que as imagens com ruído multiplicativo são as mais difíceis de se tratar, como já era esperado. Nenhum dos filtros obtiveram resultados satisfatórios. Mas para taxas bem baixas de ruído multiplicativo, o filtro da média e o de difusão anisotrópica podem ser usados obtendo um bom resultado. Inclusive, foram os dois que se saíram melhores, apesar do resultado negativo. Conclui-se que analisar outras técnicas para esse tipo de ruído seja necessário. Alguma técnica que utilize outra abordagem pode obter bons resultados, ou outras técnicas adaptativas para imagens com ruído multiplicativo. Uma outra opção de técnicas de filtragem seriam os filtros passa-faixa no domínio da frequência.

As filtrações para as imagens radiográficas com ruído gaussiano, não obtiveram resultados satisfatórios para nenhuma das taxas de ruído apresentadas. As técnicas que obtiveram os melhores resultados, apesar de não serem bons, foram o filtro de difusão anisotrópica e o filtro de passa-baixa ideal. É necessário o estudo de outras técnicas, para que se possa suavizar o ruído gaussiano com resultados melhores, técnicas mais robustas e eficazes. Ou então, analisar os vários parâmetros do filtro de difusão, e também as variações desse filtro.

As imagens com ruído sal-e-pimenta podem ser tratadas facilmente. Apesar de todos os outros filtros não obterem bons resultados, é possível constatar que o filtro da mediana é excelente para esse tipo de imagem, tanto com janelas de tamanho 3x3 quanto 5x5, e com filtrações sucessivas, mesmo com taxas altas de ruído.

Para trabalhos futuros, analisar outras técnicas e compará-las com as que tiveram melhor resultado é uma possibilidade. Principalmente encontrar técnicas mais eficientes para ruído multiplicativo e ruído gaussiano.

# Referências

- AL-ZUKY, A. A. D.; KZAR, A. A. Hit noise reduction in some x-ray images. *Journal of Al-Nahrain University*, v. 12, p. 78–86, 2009. [38](#)
- ALMEIDA, M. P. de; BOAVENTURA, M. Eliminação de ruído impulsivo usando um filtro mediano seletivo e difusão isotrópica. *Revista de Informática Teórica e Aplicada*, v. 16, n. 2, p. 129–140, 2009. [62](#)
- BANAL, S. K.; SINGH, R. Denoising of gaussian and speckle noise from x ray scans using haar wavelet transform. *International Journal Of Engineering And Computer Science*, v. 3, n. 1, p. 3603–3606, 2014. [39](#)
- BOYAT, A. K.; JOSHI, B. K. A review paper: noise models in digital image processing. *arXiv preprint arXiv:1505.03489*, 2015. [28](#), [29](#), [30](#)
- BUTCHER, G. *Tour of the electromagnetic spectrum*. [S.l.]: Government Printing Office, 2016. [18](#)
- CHEN, T.-J. et al. A novel image smoothing filter using membership function. *Journal of digital imaging*, Springer, v. 20, n. 4, p. 381–392, 2007. [21](#)
- CHEPAUK, C. Enhancement of images with speckle noise reduction using different filters. 2015. [15](#), [27](#)
- EDEH, V. I. et al. Common factors affecting radiographic diagnostic quality in x-ray facilities in lagos. *Journal of Medical Imaging and Radiation Sciences*, Elsevier, v. 43, n. 2, p. 108–111, 2012. [14](#), [19](#), [20](#)
- FILHO, O. M.; NETO, H. V. *Processamento digital de imagens*. 1º. ed. [S.l.]: Brasport, 1999. [14](#), [15](#), [16](#), [17](#), [21](#), [23](#), [24](#), [27](#), [31](#), [32](#), [42](#)
- GERIG, G. et al. Nonlinear anisotropic filtering of mri data. *IEEE Transactions on medical imaging*, IEEE, v. 11, n. 2, p. 221–232, 1992. [19](#), [39](#)
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing*. 3º. ed. New Jersey: Pearson, 2008. [14](#), [17](#), [18](#), [19](#), [21](#), [23](#), [24](#), [25](#), [35](#), [36](#), [37](#), [38](#)
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E.; EDDINS, S. L. *Digital Image Processing Using Matlab*. 1º. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2003. [22](#)
- GUPTA, A. K.; SAIN, D. Speckle noise reduction using logarithmic threshold contourlet. In: IEEE. *Green Computing, Communication and Conservation of Energy (ICGCE)*, 2013 International Conference on. [S.l.], 2013. p. 291–295. [19](#)
- HAMAD, A. H.; MUHAMAD, H. O.; YABA, S. P. De-noising of medical images by using some filters. *International Journal of Biotechnology Research*, Academe Research Journals, v. 2, 2014. [40](#)
- JASSAMM, K. Removal of random noise from conventional digital x-ray images. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, International Society for Photogrammetry & Remote Sensing, v. 29, p. 113–118, 1993. [19](#), [39](#)

- JAYBHAY, J.; SHASTRI, R. A study of speckle noise reduction filters. *Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ) Vol*, v. 6, 2015. [28](#), [29](#), [31](#), [32](#), [33](#), [42](#), [43](#), [44](#)
- KAUR, K.; SINGH, B.; KAUR, M. Speckle noise reduction using 2-d fft in ultrasound images. *International Journal of Advancements in Technology*, v. 4, n. 2, p. 79–83, 2012. [17](#), [21](#), [29](#)
- LEE, Y. J. Applications of the fourier-wiener transform to differential equations on infinite-dimensional spaces. i. *Transactions of the American Mathematical Society*, v. 262, n. 1, p. 259–283, 1980. [33](#)
- LIM, J. S. Two-dimensional signal and image processing. *Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall*, 1990, 710 p., 1990. [33](#)
- MACEDO, C. R. de; OGASHAWARA, I. Comparação de filtros adaptativos para redução do ruído speckle em imagens sar. *Foz do Iguaçu, PR, Brasil: Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, 2013. [19](#), [42](#)
- MATEO, J. L.; FERNÁNDEZ-CABALLERO, A. Finding out general tendencies in speckle noise reduction in ultrasound images. *Expert systems with applications*, Elsevier, v. 36, n. 4, p. 7786–7797, 2009. [14](#)
- MATLAB. version. *R2017a. Natick, Massachusetts: The MathWorks Inc.*, 2017. [33](#)
- NAVEEN, S.; AISWARYA, V. Image denoising by fourier block processing and wiener filtering. *Procedia Computer Science*, Elsevier, v. 58, p. 683–690, 2015. [30](#)
- OLIVEIRA, S. N. F. de. Técnicas de processamento de imagem aplicadas a problemas de automação industrial. Maio 2009. [27](#)
- PERONA, P.; MALIK, J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, IEEE, v. 12, n. 7, p. 629–639, 1990. [33](#), [34](#)
- PETROU, M.; BOSDOGIANNI, P. Image processing: The fundamentals. John Wiley & Sons, Inc., 1999. [25](#), [27](#)
- QUIÑONES, J.; PRIETO, F. Reduction of speckle noise by using an adaptive window. *Revista Ingeniería Universidad de Medellín*, Universidad de Medellín, v. 11, n. 20, p. 179–190, 2012. [29](#)
- ROOSEN, J. et al. Comparison of premortem clinical diagnoses in critically ill patients and subsequent autopsy findings. In: ELSEVIER. *Mayo Clinic Proceedings*. [S.l.], 2000. v. 75, n. 6, p. 562–567. [20](#)
- SADRI, A. R. et al. Impulse noise cancellation of medical images using wavelet networks and median filters. *Journal of medical signals and sensors*, Medknow Publications, v. 2, n. 1, p. 25, 2012. [39](#)
- SANCHES, C. H. et al. Tecnicas de suavizacao de imagens e eliminacao de ruidos. *Anais do EATI - Encontro Anual de Tecnologia da Informação e Semana Acadêmica de Tecnologia da Informação*, 2015. [21](#), [22](#), [27](#)

SEMMLOW, J. L. *Biosignal and Biomedical Image Processing: MATLAB-based Applications*. [S.l.]: M. Dekker, 2004. [19](#)

SHIH, F. *Image processing and mathematical morphology*. [S.l.]: CRC press Boca Raton, 2009. [17](#)

SUBHASHINI, P.; BHARATHI, P. Automatic noise identification in images using statistical features. *International Journal of Computer Science and Technology*, v. 2, n. 3, p. 467–471, 2011. [27](#), [28](#), [39](#)

WANG, Z.; BOVIK, A. C. Mean squared error: Love it or leave it? a new look at signal fidelity measures. *IEEE signal processing magazine*, IEEE, v. 26, p. 98–117, 2009. [39](#)

WANG, Z. et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE transactions on image processing*, IEEE, v. 13, n. 4, p. 600–612, 2004. [42](#)

WEICKERT, J. *Anisotropic diffusion in image processing*. [S.l.]: Teubner Stuttgart, 1998. v. 1. [32](#), [33](#), [34](#)

WINSLOW, M.; XU, X. G.; YAZICI, B. Development of a simulator for radiographic image optimization. *Computer methods and programs in biomedicine*, Elsevier, v. 78, n. 3, p. 179–190, 2005. [20](#)