

Universidade de Brasília – UnB
Campus Gama – FGA
Engenharia Eletrônica

**INVESTIGAÇÃO DA INFLUÊNCIA DE RUÍDO GAUSSIANO NA EFICÁCIA
DO MÉTODO DE COMPRESSED SENSING COM PRÉ-FILTRAGEM EM
IMAGEAMENTO POR RESSONÂNCIA MAGNÉTICA**

GUILHERME S. DIAS

Orientador: Dr. CRISTIANO J. MIOSSO, PHD



UNB – UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FGA – FACULDADE GAMA

ENGENHARIA ELETRÔNICA

**INVESTIGAÇÃO DA INFLUÊNCIA DE RUÍDO GAUSSIANO NA EFICÁCIA
DO MÉTODO DE *compressed sensing* COM PRÉ-FILTRAGEM EM
IMAGEAMENTO POR RESSONÂNCIA MAGNÉTICA**

GUILHERME S. DIAS

ORIENTADOR: CRISTIANO J. MIOSSO, PHD

**TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO
ENGENHARIA ELETRÔNICA**

BRASÍLIA/DF, FEVEREIRO DE 2023

UNB – UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FGA – FACULDADE GAMA
ENGENHARIA ELETRÔNICA

INVESTIGAÇÃO DA INFLUÊNCIA DE RUÍDO GAUSSIANO NA EFICÁCIA
DO MÉTODO DE *compressed sensing* COM PRÉ-FILTRAGEM EM
IMAGEAMENTO POR RESSONÂNCIA MAGNÉTICA

GUILHERME S. DIAS

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO SUBMETIDO À FACULDADE UNB GAMA DA
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A
OBTENÇÃO DO GRAU DE BACHAREL EM ENGENHARIA ELETRÔNICA

APROVADA POR:

Cristiano J. Miosso, PhD

(Orientador)

Vinícius Pinheiro, M.Sc.

Felipe Emídio, M.Sc.

FICHA CATALOGRÁFICA

DIAS, GUILHERME

Investigação da influência de ruído gaussiano na eficácia do método de *compressed sensing* com pré-filtragem em imageamento por ressonância magnética.

55p., 210 × 297 mm (FGA/UnB Gama, Bacharelado em Engenharia Eletrônica, 2022).

Trabalho de Conclusão de Curso, Faculdade UnB Gama, Engenharia Eletrônica

- | | |
|-------------------------------|----------------------------|
| 1. Imageamento | 2. Ressonância Magnética |
| 3. <i>Compressive Sensing</i> | 4. Processamento de Sinais |
| I. FGA UnB/UnB. | II. Título (série) |

REFERÊNCIA

DIAS, GUILHERME (2023). Investigação da influência de ruído gaussiano na eficácia do método de *compressed sensing* com pré-filtragem em imageamento por ressonância magnética. Trabalho de Conclusão de Curso, Engenharia Eletrônica, Faculdade UnB Gama, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 55p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Guilherme S. Dias

TÍTULO: Investigação da influência de ruído gaussiano na eficácia do método de *compressed sensing* com pré-filtragem em imageamento por ressonância magnética

GRAU: Bacharel em Engenharia Eletrônica

ANO: 2023

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta monografia de conclusão de curso e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta monografia pode ser reproduzida sem a autorização por escrito do autor.

AGRADECIMENTOS

Agradeço imensamente ao Professor Cristiano por toda sua orientação durante a elaboração deste trabalho, por toda a dedicação aos seus alunos e às disciplinas que ministra. Me recorro de suas aulas extremamente demonstrativas, sua paciência e didática ao repassar a mesma informação diversas vezes para garantir que todos entendessem e acompanhassem a sua aula, assim como seu cuidado em fazer com que todas as dúvidas dos alunos, que por mais simples que fossem, tivessem sua relevância exaltada. Essas pequenas ações tão humanas me fizeram criar um gosto ainda maior pela área de processamento de sinais biológicos, aumentando o desejo de expandir meus conhecimentos e me motivando a seguir em frente. Agradeço aos meus amigos de faculdade que sempre estiveram ao meu lado me incentivando a não desistir em todos os momentos de angústia ou ansiedade, assim como estiveram em todos os momentos de alegria e descontração. Em especial, devo um agradecimento ao Felipe Alcântara que é meu amigo desde o fundamental e que me apresentou o curso de eletrônica, que sempre esteve ao meu lado para me ajudar nos projetos, tirar dúvidas, estudar e dar todo o apoio que eu pudesse precisar. Agradeço também a minha família que sempre me proporcionou suporte emocional ao me incentivar, elogiar, consolar, escutar meus problemas, mesmo muitas vezes sem entender o assunto e por nunca duvidarem da minha capacidade.

RESUMO

A capacidade de identificar e diagnosticar problemas de saúde com exatidão e velocidade é de extrema importância para garantir um tratamento adequado aos pacientes. Para que isto seja possível, é necessário reproduzir imagens nítidas com o maior número de informações possível e em tempo hábil. O imageamento por ressonância magnética é uma das soluções existentes que permite a formação de imagens do interior do corpo humano de forma não invasiva utilizando os princípios dos campos magnéticos. Entretanto, a aquisição de imagens de alta qualidade está associada a aquisição de um número elevado de medições, o que resulta em um tempo longo de exame.

Dessa forma, existem métodos de reconstrução que enfatizam o imageamento com base em um número reduzido de medidas, o que leva a uma aquisição mais rápida para uma mesma qualidade objetiva de imagem. Um exemplo dessa abordagem é o método de *compressive sensing* (CS), que explora inclusive abordagens de pré-filtragem e outras formas de decomposição de sinais para aumentar a eficácia do procedimento. Entretanto, uma crítica por vezes apresentada é que métodos baseados na aquisição de poucas medidas são mais susceptíveis a ruídos em comparação a métodos tradicionais nos quais muitas medidas são adquiridas. Apesar dessa afirmação, não foram encontrados muitos estudos na literatura acerca do impacto do ruído diretamente nas medidas de CS utilizadas em técnicas de pré-filtragem no contexto da ressonância magnética.

Visando ampliar as informações disponíveis, o presente trabalho propõe a investigação de forma sistemática da eficácia do método de *compressive sensing* com pré-filtragem em cenários com a presença de ruído gaussiano em diferentes intensidades e utilizando de uma faixa de 20 a 400 linhas radiais.

Os resultados experimentais obtidos sugerem que o ruído gaussiano branco em diferentes intensidades degrada de forma similar as abordagens que usam muitas e poucas medições. Observou-se também que na reconstruções de sistemas com medições inferior a 30% a intensidade do ruído deixa de ser um fator relevante na qualidade da reconstrução. Para as reconstruções usando de 10 a 25 linhas radiais houve apenas um pequeno desvio de 3.2 dB na relação sinal erro da imagem reconstruída ao variar a intensidade do ruído. Em comparação, nos experimentos usando de 200 a 300 linhas radiais, esse aumento do sinal ruído provocou um desvio de 15.8 dB.

Os dados experimentais demonstram também a existência de um limite na qualidade de reconstrução relacionado com a intensidade do ruído, de modo que, aumentar a quantidade de medições deixa de resultar em um aumento na qualidade objetiva da imagem reconstruída. Este limite foi mapeado para diversas intensidades de ruído e pode servir de orientação na elaboração de protocolos nos casos em que é identificado previamente a presença de ruído,

evitando que sejam realizadas mais medições que o necessário.

ABSTRACT

The ability to identify and diagnose health problems is of utmost importance to ensure proper treatment for patients quickly and accurately. For this to be possible, it is necessary to reproduce clear images with as much information as possible in a timely manner. Magnetic resonance imaging is one of the existing solutions that allows the formation of images of the interior of the human body in a non-invasive way using the principles of magnetic fields. However, the acquisition of high quality images is associated with the acquisition of a high number of measurements, which results in a long exam time.

Thus, there are reconstruction methods that emphasize imaging based on a reduced number of measurements, which leads to faster acquisition for the same objective image quality. An example of this approach is the *compressive sensing* (CS) method, which even explores pré-filtering approaches and other forms of signal decomposition to increase the efficiency of the procedure. However, a criticism sometimes presented is that methods based on the acquisition of fewer measurements are more susceptible to noise compared to traditional methods in which many measurements are acquired. Despite this assertion, not many studies were found in the literature about the impact of noise directly on CS measurements used in pré-filtering techniques in the context of magnetic resonance imaging.

Aiming at this lack of available information, the present work proposes a systematic investigation of the effectiveness of the compressive sensing method with pre-filtering in scenarios with the presence of Gaussian noise at different intensities and using a range of 20 to 400 radial lines.

The experimental results obtained suggest that white Gaussian noise at different intensities degrades in a similar way for approaches that use many and few measurements. It was also observed that in the reconstructions of systems with measurements below 30%, the noise intensity is no longer a relevant factor in the quality of the reconstruction. For the reconstructions using 10 to 25 radial lines, there was only a small deviation of 3.2 dB in the signal-error ratio of the reconstructed image when varying the noise intensity. In comparison, in experiments using 200 to 300 radial lines, this increase in signal noise caused a deviation of 15.8 dB.

The experimental data also demonstrate the existence of a limit on the reconstruction quality related to the noise intensity, so that increasing the number of measurements no longer results in an increase in the objective quality of the reconstructed image. This limit was mapped for different noise intensities and can serve as a guide in the elaboration

of protocols in cases where the presence of noise is previously identified, preventing more measurements than necessary from being carried out.

SUMÁRIO

1	Introdução	1
1.1	Uma breve história do imageamento por ressonância magnética	2
1.2	Definição do Problema Científico e Proposta de Pesquisa	5
1.3	Objetivos	6
1.3.1	Objetivo Geral	6
1.3.2	Objetivos Específicos	7
2	Fundamentação teórica e Estado da Arte	8
2.1	Imageamento por Ressonância Magnética	8
2.1.1	Princípios e conceitos básicos em IRM	8
2.1.2	Espaço-K e trajetórias de codificação	11
2.2	<i>Compressive sensing</i>	14
2.3	Pré-filtragem	17
2.4	Ruído	18
2.5	Métricas de Qualidade de Imagem	21
2.5.1	Índice de similaridade estrutural	21
2.5.2	Relação Sinal Ruído	23
3	Metodologia Experimental	25
3.1	Bancos de dados	25

3.2	Implementação do algoritmo	27
3.2.1	Aquisição do sinal	27
3.2.2	Adição do ruído	28
3.2.3	Análise objetiva de qualidade	29
3.3	Definição dos parâmetros de simulação	29
3.3.1	Número de linhas radiais	29
3.3.2	Intensidade do ruído gaussiano	30
3.3.3	Número de pontos amostrados	31
4	Resultados e Discussões	33
4.1	Avaliação do efeito do ruído gaussiano em diferentes níveis nas recon- strução de imagens de IRM	33
4.2	Comparação da robustez dos métodos de reconstrução na presença de ruído gaussiano	36
5	Conclusão	38
	Apêndice	44
A	TABELAS E GRÁFICOS PRODUZIDOS	45
A.1	Simulação do método de CS com pré-filtragem	45
A.2	Simulação do método clássico de energia mínima	52

LISTA DE TABELAS

2.1	Efeito de diferentes parâmetros de sequências na relação sinal-ruído (Fonte: [1] Adaptado).	24
3.1	Tempo médio para a reconstrução de 30 imagens de crânio axial T1 pelo método de CS com pré-filtragem com diferentes quantidades de amostragem utilizando o plataforma de simulação em nuvem Google Colab Pro. .	31
4.1	Diferença entre as médias de SER e SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames axial de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar e pelo método de energia mínima.	34
4.2	Média de SER e SSIM das 300 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar, axial de crânio e sagital T1 de joelho pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	35
4.3	Resultados obtidos pelo cálculo da SNR de 30 reconstruções de exames axiais de crânio com SNR de 60 dB amostrados com 60 linhas radiais pelos métodos de CS com pré-filtragem e energia mínima.	37
A.1	Média de SER das 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar, axial de crânio e sagital T1 de joelho pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	45
A.2	Média de SER e SSIM das 100 imagens reconstruídas de exames axiais de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	46
A.3	Média de SER e SSIM das 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	47

A.4	Média de SER e SSIM das 100 imagens reconstruídas de exames axiais de crânio pelo método clássico de energia mínima.	52
A.5	Média de SER e SSIM das 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método clássico de energia mínima.	54

LISTA DE FIGURAS

1.1	Imagem de raio-x da mão da esposa de Wilhelm Conrad Röntgen, produzida em seu laboratório em Würzburg, 1885. Fonte: Museu German Röntgen. Remscheid, Alemanha.	2
1.2	As primeiras imagem de ressonância magnética, obtidas em 1971 pelo físico Paul C. Lauterbur. Fonte: Museu Fondazione Bracco. Milano, Itália. . .	3
2.1	Visão clássica do próton como uma partícula carregada que se comporta como uma barra magnética dipolo que realiza um movimento circular quando inserido em um campo magnético externo, similar ao movimento de um peão girando em torno de um eixo.	9
2.2	Diagrama esquemático de uma máquina de IRM ilustrando o arranjo de suas bobinas e do magneto. Fonte: H. Haynes <i>et al</i> [2] modificado. . . .	10
2.3	Demonstração da variação na orientação dos prótons conforme a aplicação do campo magnético e dos sinais de radio frequência: a) Prótons no corpo humano em estado natural com spins em direções aleatórias; b) Prótons se alinhando com o vetor do campo magnético; c) Perturbação no alinhamento pela ação do pulso de RF; d) Realinhamento dos prótons com o campo magnético ao liberar a energia.	11
2.4	Efeito do preenchimento do espaço-k no contraste e textura da imagem. a) Espaço-k completo; b) Remoção das altas frequências; c) Remoção das baixas e médias frequências. Fonte: Lothar R. Schad [3] modificado. . . .	13
2.5	Formação de imagem uma imagem de ressonância magnética pelo método de energia mínima, em que as medidas são apenas transformadas do domínio da frequência para o domínio do tempo partir do espaço-k.	14
2.6	Trajetórias para o preenchimento do espaço-k em IRM. As setas indicam a direção em que as amostras (pontos em azul) são coletadas. Fonte: Loecher <i>et al</i> [4].	14

2.7	Diagrama comparativo entre o procedimento tradicional de aquisição seguido por compressão e o procedimento usando <i>compressive sensing</i>	15
2.8	Versões filtradas por filtros passa-altas da imagem original. A primeira linha apresenta a imagem original, a segunda linha apresenta o espectro dos filtros e a terceira a versão filtrada obtida. Fonte: Johnathan S. Lima [5].	18
2.9	Diagrama do procedimento de reconstrução de imagem por CS com pré-filtragem proposto por Miosso <i>et al.</i> Fonte: Miosso <i>et al</i> (2009, p. 803). .	19
2.10	Curva padrão para a distribuição de probabilidade Gaussiana. Fonte: Cattin [6].	19
2.11	Exemplo de distorções estruturais e não estruturais. Fonte: Bovik <i>et al</i> [7].	22
3.1	Diagrama da metodologia experimental desenvolvida para avaliar a robustez e o desempenho do método de CS com pré-filtragem na reconstrução de imagens de diferentes partes do corpo com a presença de ruído gaussiano nas aquisições em comparação com o método clássico de reconstrução de energia mínima.	25
3.2	Dados fornecidos pelo IMEB do número de exames por descrição para três máquinas de ressonância magnética de 1,5T em um período de 6 meses. .	26
3.3	Exame (A) axial de crânio, (B) Sagital de coluna lombar, (C) sagital de joelho.	27
3.4	O fluxograma apresentado representa o procedimento de transformação da imagem de matriz para coluna para posteriormente realizar a adição do sinal aleatório e o cálculo da SNR que dita o ajuste do sinal aleatório adicionado as imagens e que somente ao satisfazer sua condição que a matriz da imagem é reconstruída.	28
3.5	As imagens da direita para a esquerda demonstram o resultado da intensificação do vetor ruído e nas imagens de IRM de crânio.	28
3.6	SER médio da reconstrução usando o método de CS com pré-filtragem para 30 imagens axiais de crânio T1 utilizando de 200 linhas radiais na amostragem.	30

3.7	SER médio da reconstrução usando o método de reconstrução de energia mínima para 30 imagens axiais de crânio T1 utilizando de 200 linhas radiais na amostragem.	30
3.8	As imagens da linha superior representam o espaço amostrado e a linha inferior a reconstrução de imagem de ressonância magnética, com amostragem de (A) 20, (B) 80, (C), 160 (D) 240, (E) 320, (F) 400 linhas radiais.	32
4.1	Gráfico da média de SER de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	34
A.1	Gráfico da média de SER de 100 imagens reconstruídas de exames axial de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	48
A.2	Gráfico da média de SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames axial de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	48
A.3	Gráfico da média de SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	49
A.4	Gráfico da média de SER de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	49
A.5	Gráfico da média de SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	50
A.6	Gráfico da média de SER de 300 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar, sagital T1 de joelho e axial de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	50
A.7	Gráfico da média de SSIM de 300 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar, sagital T1 de joelho e axial de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.	51

A.8	Gráfico da média de SER de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar pelo método clássico de energia mínima.	53
A.9	Gráfico da média de SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames axial de crânio pelo método clássico de energia mínima.	53
A.10	Gráfico da média de SER de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método clássico de energia mínima.	54
A.11	Gráfico da média de SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método clássico de energia mínima.	55

LISTA DE SÍMBOLOS, NOMENCLATURAS E ABREVIACÕES

CPU	–	<i>Central Processing Unit</i>
CS	–	<i>Compressive Sensing</i>
CQ	–	Controle de Qualidade
DP	–	Desvio Padrão
FOV	–	<i>Field of view</i>
GPU	–	<i>Graphical Processing Unit</i>
HVS	–	<i>Human Visual System</i>
IMEB	–	Imagens Médicas de Brasília
IRM	–	Imageamento por Ressonância Magnética
MSE	–	<i>Mean Squared Error</i>
NEX	–	<i>Number of Excitation</i>
NUFT	–	<i>Inverse Nonuniform Fourier Transform</i>
PSF	–	<i>Point Spread Function</i>
PSNR	–	<i>Peak signal-to-noise ratio</i>
RDC	–	Resolução da Diretoria Colegiada
RF	–	Rádio Frequência
RM	–	Ressonância Magnética
RMN	–	Ressonância Magnética Nuclear
ROI	–	Região de Interesse
SER	–	Relação Sinal Erro
SNR	–	<i>Signal to noise ratio</i>
SSIM	–	<i>Structural Similarity Index Measure</i>
TC	–	Tomografia Computadorizada
TE	–	Tempo de Eco
TR	–	Tempo de Repetição
TV	–	<i>Total Variation</i>

1 INTRODUÇÃO

Ao se definir um protocolo de exame de ressonância magnética (RM) é necessário encontrar o equilíbrio entre o tempo de exame e qualidade da imagem, isso ocorre pois a qualidade da imagem reconstruída está diretamente associada ao número de medições obtidas e o processo de aquisição é moroso devido características dos tecidos que passam por processos de excitação e relaxação que devem ter seus tempos respeitados. Desse modo, o foco de diversas pesquisas é desenvolver ou aprimorar os métodos de reconstrução buscando uma maior eficácia e capacidade de reconstruir imagens com qualidade superior com um número inferior ou igual de medidas. Dentre esses métodos está o *compressive sensing* (CS) que já possui aplicação ampla na reconstrução de sinais e que vem sendo incorporado nas tecnologias de RM, tendo como ponto forte sua capacidade de reconstrução de sinais a partir de um número reduzido de amostras.

A eficácia do método de CS já foi demonstrada em múltiplos estudos com os mais diversificados tipos de sinais. Contudo, um questionamento diversas vezes apresentado é referente a degradação da qualidade de reconstrução na presença de ruído. Tendo em vista que ao reduzir do número de medições, o ruído amostrado passa a representar uma maior parte do sinal obtido, reduzindo a relação sinal ruído e impactando na qualidade de reconstrução. Deste modo temos a suposição que ao aumentar ruído nas medições, os métodos tradicionais que utilizam de muitas amostras devem apresentar um resultado de qualidade superior na reconstrução que os métodos com poucas amostras como o CS.

Considerando esses questionamentos, o trabalho proposto busca analisar o efeito do ruído gaussiano no método de *compressive sensing* usando a abordagem de pré-filtragem em comparação com a reconstrução tradicional com muitas amostras, apresentando o desempenho de ambos os métodos em diversos cenários. Para isso foi realizado um trabalho extenso e sistemático de simulação, utilizando imagens reais de RM, o que possibilitou testar a robustez do método e quantificar o efeito do ruído com base no número de medições. Esses dados obtidos podem então ser usados para justificar o uso de determinados métodos, quando se tem conhecimento prévio da existência de ruído, e podem orientar o técnico radiologista na escolha do protocolo de exame.

Contudo, para um entendimento pleno da problemática envolvendo a reconstrução de imagens obtidas por imageamento por ressonância magnética (IRM) é necessário conhecer o seu desenvolvimento, princípios de funcionamento, vantagens em relação as demais modalidades de imageamento médico e os desafios enfrentados.

1.1 Uma breve história do imageamento por ressonância magnética

As tecnologias de imageamento médico percorreram um longo caminho desde novembro de 1895 quando Wilhelm Röntgen obteve uma das primeiras imagens médicas já registradas ao usar o tubo de raios catódicos de Crookes e uma chapa fotográfica para revelar o contorno dos ossos e do anel da mão de sua esposa, Figura 1.1. Essas primeiras imagens demonstraram a possibilidade de se obter representações visuais de estruturas internas do corpo humano de uma forma não invasiva, evitando a necessidade de procedimentos cirúrgicos [8]. Estas representações visuais possuem um alto valor para um especialista (como por exemplo um radiologista), pois tem a capacidade de transmitir informações relevantes para diversas aplicações, como na observação de anomalias em órgãos e tecidos, assim como no diagnóstico de doenças. Sendo que, o quanto mais próximo da realidade é a representação dessas estruturas de interesse, mais informações podem ser extraídas, possibilitando um diagnóstico e um tratamento mais precisos.



Figura 1.1. Imagem de raio-x da mão da esposa de Wilhelm Conrad Röntgen, produzida em seu laboratório em Würzburg, 1895. Fonte: Museu German Röntgen. Remscheid, Alemanha.

Foi a partir desse interesse que diversas tecnologias foram desenvolvidas. Entre as modalidades de imageamento não invasivas para visualização de estruturas internas do corpo humano temos a radiografia, a Tomografia Computadorizada (CT) e o imageamento por ressonância magnética (IRM). Contudo, as modalidades de radiografia e CT fazem

uso de radiação ionizante para obtenção da imagem e a exposição a altas doses de radiação por um período prolongado é um fator de risco associado ao surgimento de câncer, de modo que estes exames não podem ser realizados em sequência em um curto intervalo de tempo. Já a técnica de ressonância magnética não emite radiação ionizante, pois faz uso de fortes campos magnéticos e pulsos de rádio frequência para a obtenção das medições necessárias para a formação de imagens, sendo considerada uma opção mais segura e ideal para mulheres grávidas, crianças ou em casos em que é necessário realizar múltiplos exames.

A técnica de IRM teve início na década de 1940 por Felix Bloch e Edward M. Purcell, que estudavam as propriedades intrínsecas dos núcleos atômicos com o intuito de realizar análises químicas e biológicas. Sendo apenas em setembro de 1971 que Paul Lauterbur realizou a proeza de conceber as primeiras imagens *in vivo* a partir do fenômeno denominado por ele de Ressonância Magnética Nuclear (RMN), Figura 1.2, que fazia uso de gradientes magnéticos para a localização espacial dos núcleos atômicos.

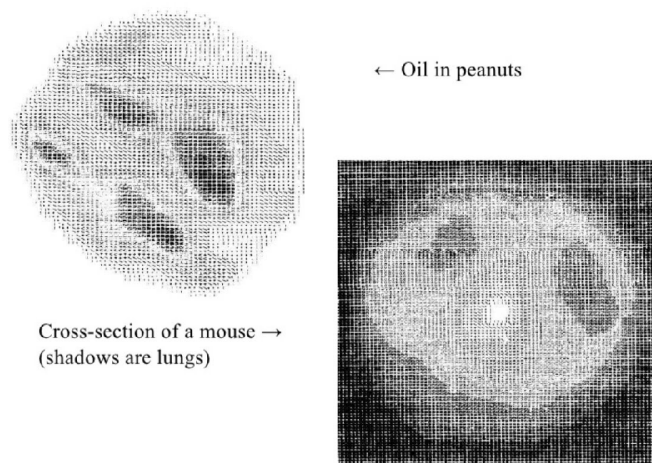


Figura 1.2. As primeiras imagem de ressonância magnética, obtidas em 1971 pelo físico Paul C. Lauterbur. Fonte: Museu Fondazione Bracco. Milano, Itália.

Já, na década de 1980, sua aplicação alcançou a dimensão de uso clínico e seu aprimoramento ao decorrer das décadas seguintes destacou a modalidade dos demais sistemas de imageamento médico. Reproduzindo imagens anatômicas do corpo humano e com elevada capacidade de distinção entre tecidos moles na formação da imagem, além de ser uma técnica não invasiva e inofensiva ao paciente. Sendo o exame mais adequado para visualizar estruturas como cérebro, nervos, tendões, ligamentos e músculos [9].

Sua qualidade na representação destas estruturas somente foi possível devido à interação existente entre os campos magnéticos e pulsos de radiofrequência com os núcleos de hidrogênio que se encontram em abundância em tecidos do corpo humano com grande

concentração de água, gordura e em grande parte das outras moléculas orgânicas presentes no corpo humano [10, 11].

Contudo, apesar de todos os avanços nas tecnologias de imageamento por ressonância magnética, os métodos convencionais usados nas clínicas e hospitais ainda possuem um obstáculo que é a necessidade de aquisição de centenas de medições para formação de uma imagem com boa qualidade [12]. Sendo que, para obter todas essas medidas é necessário um longo período de tempo de aquisição, tendo exames que podem durar horas, o que impacta no custo dos exames e no conforto do paciente.

Durante o processo de aquisição, é necessário que o paciente se movimente o mínimo possível e que prenda a sua respiração de tempos em tempos, pois a menor mudança de posição interfere na acurácia das medidas e, por consequência, na qualidade da imagem, como no aparecimento de artefatos de movimento [13]. No entanto, para pacientes claustrofóbicos, portadores de necessidades especiais, autistas e pediátricos, ter que permanecer imóvel em um local apertado por um longo período de tempo não é algo razoável e o uso de anestesia e sedação aumenta os riscos e os custos do procedimento [14, 15, 16].

Ademais, já por um olhar socioeconômico, o alto custo associado ao exame de RM torna a tecnologia pouco acessível para as populações de baixa renda e que não dispõem de plano de saúde [17], pois o preço do exame é associado ao tempo de ocupação do equipamento que, por sua vez, é relacionado aos custos do equipamento e de operação. Dados fornecidos pelo Prosus mostram que, entre 2015 e 2017, foram gastos R\$ 18 milhões com a terceirização do serviço de ressonância magnética e que, ainda assim, em 2017, existia uma fila de espera com 10.340 solicitações [18].

Desta forma, reduzir o número de medições necessárias resultaria em um menor tempo de exame e, por consequência, na redução do custo dos exames e em uma maior acessibilidade a tecnologia. Entretanto, a subamostragem de um sinal tende a resultar na amostragem insuficiente de algumas frequências, fazendo com que o sistema não seja capaz de reproduzi-las de forma acurada na formação da imagem e comprometendo a qualidade da imagem e seus detalhes [19].

Para garantir que o número de medidas seja suficientemente grande para evitar a perda de informações, os métodos convencionais de aquisição de sinais seguem o teorema de Nyquist-Shannon, que determina a frequência mínima que um sinal deve ser amostrado a fim de que possa ser totalmente reconstruído a partir de suas amostras [20]. De modo que, o sinal deve ser amostrado com pelo menos o dobro da sua maior componente em frequência. Uma das formas possíveis para contornar este problema é fazendo uso de técnicas de *compressed sensing* (CS), que tiram proveito das estruturas esparsas das

imagens para permitir que a subamostragem possa ser realizada sem perda perceptível de qualidade [21].

A teoria de CS tem como base o fato de que diversos sinais e imagens no mundo real possuem uma representação esparsa em um determinado domínio transformado, ou seja, neste domínio apenas uma parcela pequena de medições possuem valores significativos, diferentes de zero [20], como no caso dos tecidos do corpo humano que apresentam a mesma representação em escala de cinza em imagens de IRM. Deste modo, é possível capturar apenas as informações úteis a partir de um número imensamente reduzido de amostras, agrupa-las em um conjunto sem perda notável de informação, resultando em um tempo de aquisição diversas vezes inferior aos métodos tradicionais.

Contudo, após a minimização do número de amostras, existe o desafio sub-seguente de como reconstruir a imagem original [22]. Para isso, podem ser usados diversos algoritmos de otimização como o de minimização da variação total (TV, do inglês 'Total Variation'), NESTA, ℓ_p e pré-filtragem [23, 24, 25, 26]. Sendo que, cada um desses algoritmos se utiliza em determinadas situações e a qualidade dessa reconstrução pode ser avaliada por diversos critérios, como o número mínimo de medidas necessárias, a robustez a ruído nas medidas, a velocidade de reconstrução e consumo computacional.

1.2 Definição do Problema Científico e Proposta de Pesquisa

Todo o processo de aquisição e formação de uma imagem de IRM requer um longo período de tempo ,pois são necessárias múltiplas medições para formação de uma imagem e durante esse período os sinais adquiridos pela RM estão sujeitos ao efeito de diversas fontes de degradação de sinal devido suas limitações de hardware, a falhas na blindagem da gaiola, movimentos do paciente e até mesmo do movimento das moléculas do objeto de estudo [27]. Essas fontes resultam na inserção de ruído ao sinal adquirido pelo equipamento e sua presença pode afetar a performance dos métodos de reconstrução e a qualidade visual da imagem formada.

Com a finalidade de garantir a qualidade da imagem fornecida para o diagnóstico médico a resolução RDC 611 estabelece que os serviços de radiologia diagnóstica devem implementar um programa de Garantia de Qualidade que inspecione e compare os padrões de imagem a fim de garantir e assegurar que os equipamentos sejam operados dentro das condições de uso adequadas [28]. Nesse programa, um dos parâmetros de qualidade adotado para as imagens é a relação sinal-ruído que é uma medida sensível de desempenho do equipamento em que o sinal é tido como um sinal uniforme amostrado de um fantoma e o ruído como variações randômicas na intensidade de sinal [29].

Na literatura, existem diversos estudos que avaliaram os métodos tradicionais de CS utilizando os critérios de qualidade objetiva de imagens referenciados anteriormente [30, 31]. Entretanto, essas análises foram realizadas com sinais com pouca ou sem a presença de ruído. Sendo que em uma situação real, a presença e a intensidade do ruído pode variar dependendo da fonte de interferência, resultando na deterioração do processo de reconstrução [32]. Portanto, é importante conhecer e documentar o efeito destes ruídos na performance dos métodos de construção

Para lidar com o ruído infiltrado no sinal, uma abordagem comumente usada é a aplicação de filtros para remover as frequências indesejadas do sinal [19]. Em uma abordagem semelhante, Miosso *et al* [23] propôs realizar a reconstrução de imagens por CS fazendo uso de bancos de filtros digitais para remoção das amostras próximas a zero e remoção do ruído nas medições anterior a reconstrução, abordagem denominada de pré-filtragem. Mais especificamente, a imagem original é reconstruída a partir recombinação das medições originais juntamente com as versões filtradas, preenchendo todo o espectro da imagem. Seu estudo se estendeu ao teste e análise de desempenho de diversos tipos de bancos de filtros e demonstrou um desempenho superior aos demais métodos de CS na reconstrução de imagens a partir de um número pequeno de medições [12].

No entanto, os testes experimentais realizados por Miosso *et al* se limitaram a avaliar a qualidade da reconstrução para diferentes níveis de amostragem ao variar o número de linhas radiais usadas na obtenção de medidas. Sendo pertinente avaliar o desempenho do método de CS com pré-filtragem em situações em que há presença de ruído no sinal, tendo em vista que as abordagens de reconstrução baseados na aquisição de poucas medidas são mais susceptíveis a ruído que as abordagens que recorrem a aquisição de muitas medidas.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo avaliar o desempenho e a robustez do método de *compressive sensing* com pré-filtragem na presença de ruído gaussiano branco, que é o tipo de ruído mais comum em IRM. Avaliando, a partir de uma análise sistemática em larga escala, a influência do ruído gaussiano em diferentes níveis na reconstrução de imagens de IRM em comparação a abordagem clássica de reconstrução que utiliza de um grande número de medições. Possibilitando identificar o momento em que não é mais vantajoso utilizar o método de CS em comparação aos métodos tradicionais. Também é almejado realizar uma análise probabilística da robustez a ruído do método de CS

com pré-filtragem para situações com baixa amostragem, identificando se a qualidade de reconstrução é consistente durante em todos os testes.

1.3.2 Objetivos Específicos

Em função de alcançar o objetivo geral do trabalho, foram traçados objetivos específicos para guiar seu desenvolvimento, sendo eles:

- Reconstruir imagens de IRM utilizando o método de CS com pré-filtragem para diferentes níveis de amostragem, variando o número de linhas radiais, para simular a aquisição da imagem.
- Experimentar realizar a reconstrução de diferentes tipos de exames de IMR invés de apenas um tipo para obter resultados generalizados da qualidade da reconstrução.
- Inserir um ruído gaussiano artificial com diferentes intensidades nas imagens anterior a reconstrução para avaliar o seu efeito na qualidade da reconstrução.
- Utilizar de diferentes métricas de avaliação de qualidade de imagem para avaliar a eficácia dos métodos propostos em reconstruir uma imagem de IRM na presença de ruído.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E ESTADO DA ARTE

Neste capítulo são apresentados os conceitos principais do trabalho. Primeiramente é descrito o funcionamento de uma máquina de RM e suas interações com o corpo humano. Estes conceitos são fundamentais para o entendimento dos desafios enfrentados ao diminuir o número de medidas e as abordagens usadas para solucionar estes desafios, como o uso de trajetórias apropriadas na aquisição das medidas para o preenchimento do espaço-k, levando em consideração a região em que se encontram as informações para reconstrução da imagem.

Ter conhecimento desses conceitos e princípios é fundamental para o entendimento dos problemas de minimização do CS apresentados em seguida e das técnicas usadas para a reconstrução de sinais subamostrados. Este capítulo também detalha o método de *compressive sensing* com pré-filtragem desenvolvido por Miosso, explicando sua técnica e suas vantagens na reconstrução de imagens. Além disso, traz um pouco sobre uma opção de filtro utilizado em seu estudo original.

Outro tópico abordado é o ruído existente nas aquisições para IRM, explicando como é originado, sua distribuição nas amostras e o impacto na qualidade da imagem reconstruída. Por fim são apresentadas as métricas usadas para avaliação da qualidade das imagens, explicando como é feita a pontuação e quais são os fatores mais impactantes.

2.1 Imageamento por Ressonância Magnética

2.1.1 Princípios e conceitos básicos em IRM

O imageamento por ressonância magnética é baseado na interação entre um campo magnético externo e os núcleos de hidrogênio presentes na água que compõe aproximadamente 60% da massa de um corpo humano, fazendo uso da diferença de concentração de água nos tecidos para formação de imagens do interior do corpo. Sendo necessário entender o átomo de hidrogênio e suas interações para entender o funcionamento do processo

de imageamento.

O átomo de hidrogênio é dotado de núcleo contendo um único próton e único elétron em sua órbita. Esse conjunto apresenta um momento angular e um momento magnético, também chamado de *spin*, fazendo com que o átomo se comporte como um pequeno ímã. Em seu estado natural, os *spins* dos prótons dentro do corpo humano estão orientados de forma aleatória mas quando submetido a um campo magnético forte B_0 ocorre o processo de magnetização em que o momento magnético nuclear dos prótons μ se alinham com o vetor do campo magnético. Em adição a esse alinhamento, a aplicação do campo magnético externo produz um movimento secundário de rotação em torno do eixo de B_0 , em que os prótons se comportam como um pião, desenhando uma circunferência no extremo superior de seu eixo em um movimento denominado precessão, Figura 2.1.

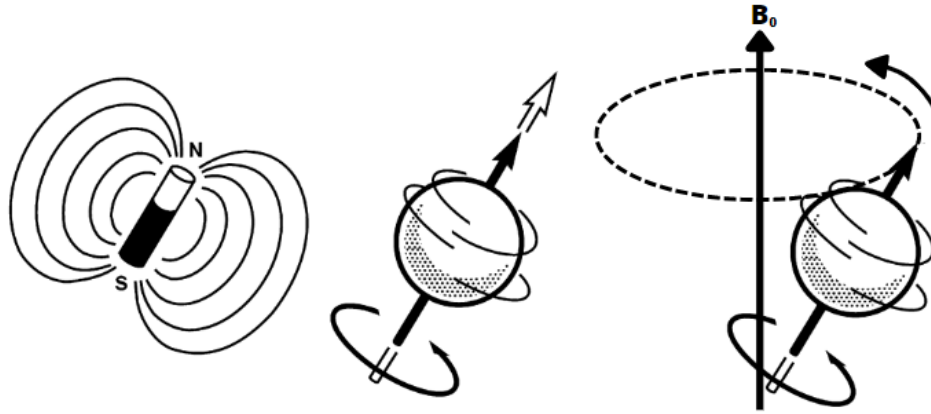


Figura 2.1. Visão clássica do próton como uma partícula carregada que se comporta como uma barra magnética dipolo que realiza um movimento circular quando inserido em um campo magnético externo, similar ao movimento de um peão girando em torno de um eixo.

O número de vezes que o próton realiza o movimento de precessão num segundo é chamado de frequência de precessão do próton ω_0 e varia de acordo com a intensidade do campo magnético, podendo ser calculada por meio da equação de Larmor ($\omega_0 = \gamma \times B_0$). Visto que ω_0 é proporcional a constante giromagnética pela intensidade de B_0 , temos que a precessão de um átomo de hidrogênio submetido a um campo de 1 tesla é de $42.58MHz$.

A estrutura responsável pela formação do campo magnético externo B_0 é magneto presente dentro *gantry* de uma RM. A intensidade, ou força, do campo produzido geralmente varia entre 1,5 e 7 T, sendo comum utilizar nas aplicações clínicas e hospitalares ressonâncias de 1,5 e 3 T. Para ser capaz produzir esses campos de alta intensidade, o magneto deve operar em estado de supercondução, removendo a resistência ao fluxo de corrente, de modo que um filamento supercondutor pequeno consegue transportar grandes quantidades de corrente com perda mínima de energia [33]. Contudo, este estado

é somente alcançado caso o magneto seja resfriado a uma temperatura próxima ao zero absoluto de $4,2k$ [34]. Para isso é usado o hélio líquido, que é extremamente eficiente em sistemas de resfriamento, apresentando uma condutividade térmica 1000 vezes superior a do cobre em temperatura ambiente [35]. Porém esse sistema de resfriamento demanda reposição periódica e apresenta um alto risco por sua volatilidade, necessitando um controle a todo tempo das condições ambientais[33, 36].

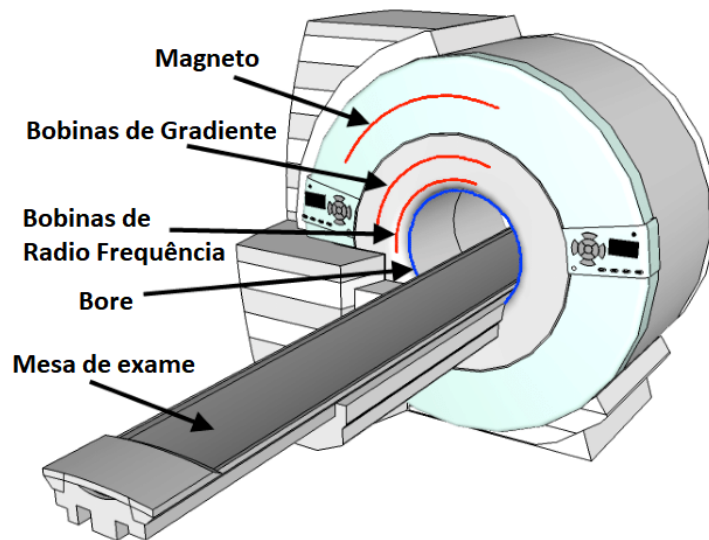


Figura 2.2. Diagrama esquemático de uma máquina de IRM ilustrando o arranjo de suas bobinas e do magneto. Fonte: H. Haynes *et al* [2] modificado.

Quando o paciente é inserido no interior do *gantry* da RM, o campo magnético B_0 fica paralelo a mesa de exames (direção do eixo z ou orientação longitudinal) de modo que os prótons presentes em seu corpo se orientam de forma paralela ou antiparalela ao campo magnético. Sendo que, os componentes destes vetores nos eixos x e y eliminam-se reciprocamente, sobrando unicamente os componentes no eixo z , os quais se adicionam mutuamente, resultando na magnetização longitudinal $\langle 0, 0, B_0 \rangle$.

Após alcançado o equilíbrio, é provocada uma perturbação por meio de um pulso de radiofrequência (RF), onda intensa de curta duração, emitidos pelas bobinas de rádio frequência. Esses pulsos possuem a mesma frequência que a precessão dos prótons de modo que ocorre o fenômeno chamado de ressonância em que é criado uma onda de interferência construtiva. A energia desse pulso é absorvida pelos prótons e provoca um estado de excitação, causando uma perturbação e desalinhado temporariamente seu momento magnético em relação ao eixo longitudinal e formando uma nova magnetização no plano (x,y) , chamada de magnetização transversal [33].

Durante a magnetização transversal, os prótons se movimentam em sincronismo com a mesma frequência de Larmor (ω_0) vista na precessão. Uma vez que o pulso de radio-

frequência é desligado, os prótons transferem a energia em excesso à rede cristalina nas imediações em um processo de relaxação, retornando ao seu estado original de equilíbrio de magnetização longitudinal. O tempo necessário para que a magnetização longitudinal recupere seu valor inicial pode ser descrito em uma curva crescente chamada de curva T_1 , que é associada à capacidade de transferência de energia térmica. Ao mesmo tempo, os prótons começam a preceder fora de sincronismo, resultando no decaimento da magnetização combinada de forma exponencial com o tempo. Esse tempo é denominado de tempo de relaxação transversal ou T_2 . As curvas de relaxação T_1 e T_2 variam com a composição e estrutura do tecido, de modo que a água e os tecidos com alta concentração de líquidos apresentam tempos de relaxação mais longos que tecidos gordurosos.

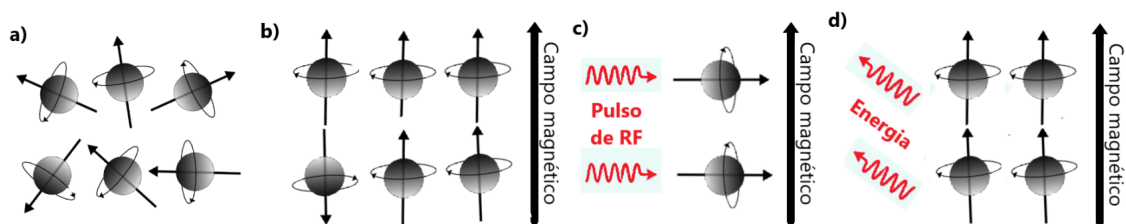


Figura 2.3. Demonstração da variação na orientação dos prótons conforme a aplicação do campo magnético e dos sinais de radio frequência: a) Prótons no corpo humano em estado natural com spins em direções aleatórias; b) Prótons se alinhando com o vetor do campo magnético; c) Perturbação no alinhamento pela ação do pulso de RF; d) Realinhamento dos prótons com o campo magnético ao liberar a energia.

A energia liberada durante o período de relaxação é recebida pelas bobinas de radio-frequência na forma de corrente elétrica induzida, resultado da aproximação e afastamento sucessivo do vetor da magnetização. A intensidade deste sinal é diferente em cada ponto do paciente, pois nestes pontos, os prótons precessam com frequências específicas. De modo que o sinal de Ressonância Magnética apresenta uma frequência própria, sendo possível relacionar a frequência registrada com uma determinada localização no paciente [37]. Como resultado desta amostragem é possível reconstruir uma imagem que representa tecidos com diferentes densidades com exatidão e rica em detalhes. Lembrando que, a água e os tecidos com alta concentração de líquidos possuem longos T_1 e T_2 , assim como os tecidos patológicos, permitindo uma fácil diferenciação dos tecidos normais vizinhos.

2.1.2 Espaço-K e trajetórias de codificação

Como mencionado anteriormente, no imageamento por ressonância magnética, a reconstrução de uma ou mais imagens é realizada a partir de um conjunto de medidas obtidas pelas bobinas receptoras da RM. Contudo, antes de obter uma imagem de al-

guma parte do corpo é necessário primeiramente ajustar os parâmetros do gradiente de campo. Os ajustes de gradiente permitem alterar a orientação e a localização do corte para a formação da imagem por meio da mudança de intensidade do campo magnético em cada posição $\langle 0, 0, B_0 \rangle$. Sendo o gradiente responsável pela seleção da região do corte e da trajetória de codificação a ser usada.

Após determinar os parâmetros de aquisição para determinada região, é necessário relacionar cada frequência a uma posição espacial, de forma a codificar o sinal recebido. Para isso, representamos estas medidas na forma espacial no domínio da frequência conhecido como espaço-k, em que cada ponto nesse espaço apresenta duas senoides 2D, uma para a parte real e outra para a parte imaginária, sendo sua forma de onda definida pela soma das fases nas direções k_x e k_y . Podemos então descrever a expressão para cada ponto como sendo:

$$f(x, y) = Ae^{i(k_x x + k_y y) + \theta} \quad (2.1)$$

em que A e θ são a amplitude e defasagem provocadas pelo fasor complexo. Sendo necessário adquirir múltiplos pontos, alterando os gradientes de campo G_x e G_y ao decorrer do tempo, para obter coeficientes suficientes para reconstruir uma imagem. A relação entre o gradiente e a variação de k_x e k_y ao longo do tempo pode ser expressa como:

$$\begin{aligned} k_x(t) &= \gamma/2\pi \int_0^t G_x(\tau) d\tau \\ k_y(t) &= \gamma/2\pi \int_0^t G_y(\tau) d\tau \end{aligned} \quad (2.2)$$

No espaço-k, os pontos amostrados estão igualmente espaçados na malha para condizer com as frequências da Transformada Discreta de Fourier (TDF). De forma que, se forem amostradas frequências o suficiente, é possível reconstruir a imagem usando a transformada inversa rápida de Fourier (iFFT, do inglês 'inverse fast Fourier transform'), esse método será referenciado no trabalho como reconstrução de energia mínima. Ademais, a concentração de energia para imagens naturais está nas posições mais centrais onde se encontram as componentes de baixa frequência e que contém informações acerca do formato da imagem e das intensidades dos seus elementos, enquanto nas posições periféricas estão as componentes de maior frequência responsáveis pelas bordas e detalhes finos dos objetos [11, 10] assim como mostrado na Figura 2.4.

Desse modo, ao selecionar uma trajetória para realizar o preenchimento do espaço-k, deve ser levado em consideração que a subamostragem de uma região pode gerar *aliasing* devido sua própria forma e sua função de espalhamento de ponto (PSF, do inglês 'Point Spread Function') [38].

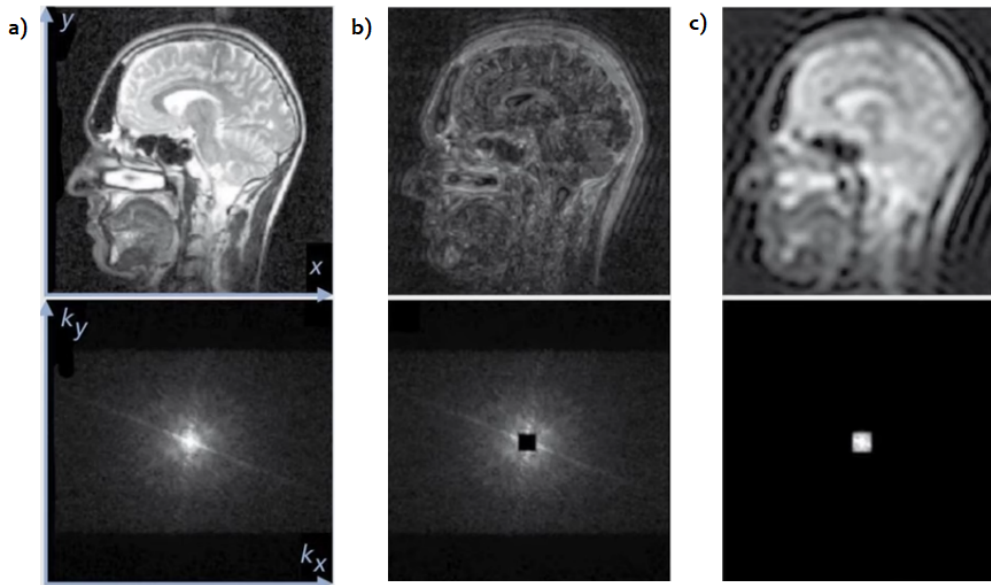


Figura 2.4. Efeito do preenchimento do espaço-k no contraste e textura da imagem. a) Espaço-k completo; b) Remoção das altas frequências; c) Remoção das baixas e médias frequências. Fonte: Lothar R. Schad [3] modificado.

Para a reconstrução de imagem de IRM, são adotados três tipos comuns de trajetória, apresentadas na Figura 2.6. A escolha dessas trajetórias é feita com a intenção de reduzir o tempo necessário de exame ao coletar um menor número de medidas com o máximo de informação possível no espaço-k. Desta forma, trajetórias retangulares como a 2.6 (a) que apresentam um padrão igualmente espaçado por todo o espaço-k se provam ineficientes devido a concentração da energia nas frequências centrais. Já trajetórias espirais, como mostrado na Figura 2.6 (c), partem de uma amostragem fora do *grid* cartesiano e cobrem grande parte do espectro do espaço-k, podendo ser obtido com um número menor de excitações e requisitando menos de *hardware* na amostragem. Por último, a trajetória radial, é uma abordagem similar à usada nas reconstruções de TC e que foi bastante usada no desenvolvimento do IRM. Nessa trajetória, temos diversas linhas que percorrem o centro do espaço-k, de forma que todas as frequências são amostradas para cada ângulo da reta e concentrando a amostragem na região interior do espectro onde se encontram as baixas frequências que retem a maior parte da energia. Ademais, a trajetória radial está constantemente atualizando o centro do espaço-k, reduzindo os efeitos de artefatos de movimento. No caso da reconstrução por técnicas de *compressive sensing*, a trajetória também deve corresponder a um grupo de coeficientes de frequências que são incoerentes em relação a transformação de esparsificação [23, 39].

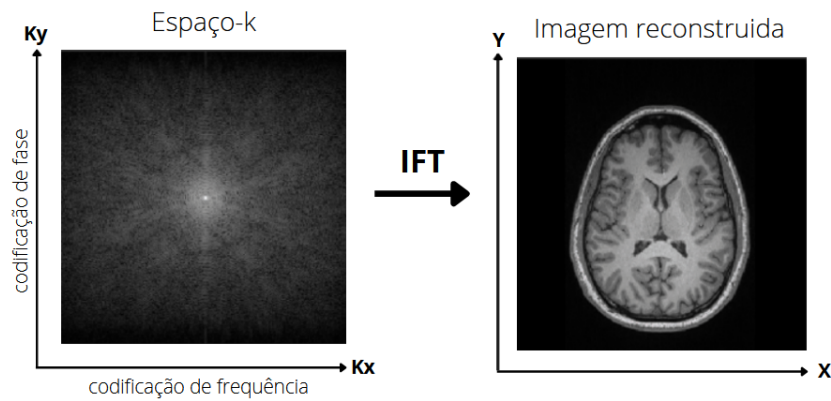


Figura 2.5. Formação de imagem uma imagem de ressonância magnética pelo método de energia mínima, em que as medidas são apenas transformadas do domínio da frequência para o domínio do tempo partir do espaço-k.

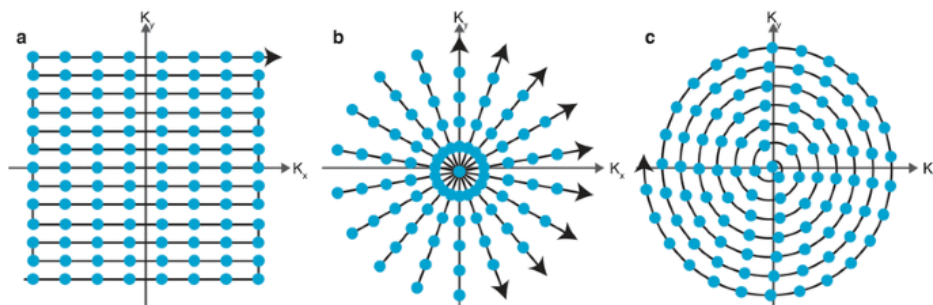


Figura 2.6. Trajetórias para o preenchimento do espaço-k em IRM. As setas indicam a direção em que as amostras (pontos em azul) são coletadas. Fonte: Loecher *et al*[4].

2.2 *Compressive sensing*

O volume do fluxo de dados em diversas aplicações vêm apresentado um crescimento expressivo como resultado do desenvolvimento de *hardwares* e *softwares* capazes de processar grandes volumes de dados como no uso de computação em nuvem e realização de processos em paralelo. As abordagens de aquisição e reconstrução de imagens não são uma exceção e vêm sendo sendo aprimoradas para adquirir mais informações em menor tempo para produzir imagens alta resolução.

A abordagem clássica para produção de imagens parte do princípio de que um número alto de medições resulta na formação de uma imagem de alta resolução. Contudo, o processo de aquisição de um número elevado de medições requer o uso de sensores sofisticados, elevando o custo do processo, ou então o aumento do tempo de aquisição. Essa relação do número de medidas e a qualidade da imagem acontece de fato, no entanto, nem todos as medições recebidas por um sensor na captação da imagem possuem a mesma importância no momento da reconstrução. Na verdade, apenas uma pequena parcela das

medidas contém informações suficientes para reproduzir a imagem sem perda significativa de qualidade, de forma que seria possível reduzir o sinal a apenas um conjunto de medições de interesse. Logo, podemos dizer que essas medidas são compressíveis e podem ser compactadas para facilitar o armazenamento e envio de dados.

Dessa forma, se apenas uma parcela das medições contém todas as informações necessárias para realizar a reconstrução, um processo mais eficiente seria realizar apenas a aquisição dessa parcela. Configurando uma abordagem contrária à prática comum de fazer a aquisição com uma taxa de amostragem no mínimo duas vezes maior que a frequência do sinal de interesse, seguindo o teorema de Nyquist-Shannon. Partindo deste mesmo princípio que surge o *Compressive Sensing*, trazendo uma mudança ousada ao reduzir o número de medições adquiridas, o que resulta em um menor tempo de aquisição, e sendo capaz de reconstruir o sinal original sem perda significativa de informações. Entretanto, a reconstrução do sinal sub-amostrado requer que seja realizado um procedimento mais sofisticado na reconstrução, demandando tempo maior de processamento. Uma comparação entre o método tradicional de aquisição e o CS é ilustrado na Figura 2.7.

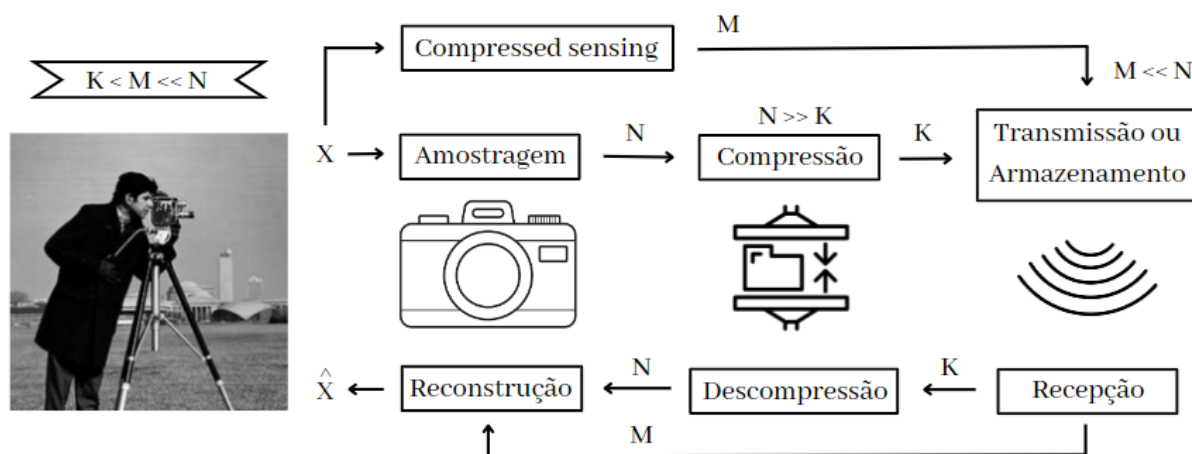


Figura 2.7. Diagrama comparativo entre o procedimento tradicional de aquisição seguido por compressão e o procedimento usando *compressive sensing*.

Para reconstruir um sinal de forma adequada a partir de poucas amostras e sem a perda de informações, CS define que o sinal deve apresentar uma representação esparsa quando transformado para o domínio apropriado, ou seja, o número de coeficientes diferentes de zero deve ser relativamente menor que a dimensão do ambiente. Possibilitando adquirir apenas as informações importantes sobre o objeto de interesse e representar o sinal ou imagem com acurácia.

Considere por exemplo uma imagem representada na forma vetorizada por um vetor x de comprimento n . Podemos representar este vetor na forma esparsa ao transformá-lo para outro domínio:

$$\hat{x} = \mathbf{T}x, \quad (2.3)$$

em que \mathbf{T} é a transformação que esparsifica x . Temos então que x pode ser reconstruído a partir de um número inferior de medições lineares $m < n$ extraídas do domínio esparso. Este novo vetor m -dimensional pode ser expresso como uma projeção linear de x em um conjunto de m vetores da matriz de medições \mathbf{M} , que define como o sinal deve ser amostrado.

$$b = \mathbf{M}x, \quad (2.4)$$

Sendo o número de medições m suficientemente grande em comparação com a esparsidade de \hat{x} , é possível determinar todos os n componentes de x que respondem a equação $b = \mathbf{M}x$. Entretanto, este é um problema subdeterminado e aceita infinitas soluções. Desta forma, é considerada correta a solução que melhor reconstrói x e resolve o problema não linear de otimização que determina o vetor mais esparso possível \hat{x} que corresponda as amostras b no espaço- k . Este problema pode ser expresso como:

$$\operatorname{argmin} \|\hat{x}\|_0, \text{ de modo que } \mathbf{M}\mathbf{T}^{-1}\hat{x} = b, \quad (2.5)$$

em que $\|\hat{x}\|_0$ corresponde aos componentes diferentes de zero presentes no vetor \hat{x} . Entretanto, a resolução da Equação 2.5 leva a uma complexidade combinacional, que pode ser inviável dependendo do tamanho do sinal. Logo, uma abordagem muito usada, principalmente em CS, é a minimização ℓ_p de \hat{x} com o intervalo $0 < p \leq 1$. Obtendo:

$$\operatorname{argmin} \|\hat{x}\|_p^p, \text{ de modo que } \mathbf{M}\mathbf{T}^{-1}\hat{x} = b \quad (2.6)$$

Desta forma, é possível balancear o número de medições necessárias e o tempo de reconstrução ao variar o intervalo de p . Para valores baixos de p , menos medições são necessárias e, por consequência, o tempo de reconstrução aumenta. De forma análoga, ao aumentar o valor de p , mais medições são necessárias e o tempo de reconstrução diminui.

Em casos particulares em que as imagens possuem gradientes esparsos, uma abordagem muito usada é a de minimização da norma de variação total (*total variation* - TV) da imagem que favorece a recuperação imagens naturais devido a preservação das bordas das imagens, gerando certa suavidade, sem penalizar características descontínuas. Nesta abordagem, a reconstrução da imagem é feita a partir da solução do problema de otimização convexa

$$\operatorname{argmin} \|\mathbf{T}x\|_{TV}, \text{ de modo que } \mathbf{M}x = b \quad (2.7)$$

2.3 Pré-filtragem

A técnica de pré-filtragem consiste em realizar um processamento das medições obtidas, usando um conjunto de filtros com diferentes especificações, anterior a realização da reconstrução da imagem. Neste trabalho vamos nos referir ao conjunto de filtros como banco de filtros. Os filtros usados nesta etapa podem ser lineares ou não-lineares. Contudo, os filtros lineares costumam apresentar um melhor resultado ao preservar tecidos de interesse como tumores [40]. Esse banco de filtros é usado para obter versões filtradas das medições que tem como objetivo reconstruir versões pré-filtradas da imagem original. Essas versões são então usadas juntamente com as medições originais para recompor a imagem original. A ideia por trás do método é que a combinação versões filtradas com o sinal original aumenta a espasidade e remove ruído, resultando em uma reconstrução com qualidade superior aos demais métodos de CS[12].

Um dos métodos de pré-filtragem proposto por Miosso *et al*, consiste na aplicação de um banco de filtros passa-alta h_k da família *wavelet* (Filtro Haar 2D) diretamente nas amostras b do espaço-k.

$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix}, h_2 = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}, h_3 = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Estes filtros tem como finalidade remover as baixas frequências, como ruídos e amostras com valor próximo zero, obtendo como saída a versão filtrada b_k mais esparsa que a original. Um exemplo deste processo pode ser observado na Figura 2.8. Podemos então escrever:

$$b_k = H_k \cdot b, \quad (2.9)$$

em que H_k é a transformada de Fourier de h_k .

Dessa forma cada filtro produz uma saída contendo informações complementares do espectro de b . Em seguida, cada componente filtrado é reconstruído ao minimizar o seguinte problema de otimização:

$$\operatorname{argmin} \|x_k\|_p^p, \text{ de modo que } b_k = \mathbf{M}x_k, \quad (2.10)$$

em que x_k é a imagem filtrada reconstruída a partir de uma das componentes esparsas b_k . No estágio final, é realizada a reconstrução da imagem original \hat{x} pela combinação de todos os coeficientes das imagens reconstruídas x_k juntamente com as amostras originais b . Dessa forma, é possível completar o espectro da imagem com altas frequências de x_k usando o valor máximo presente no mesmo ponto nas versões filtradas e completando as baixas frequências com os valores de b . De modo que, uma representação fiel da imagem

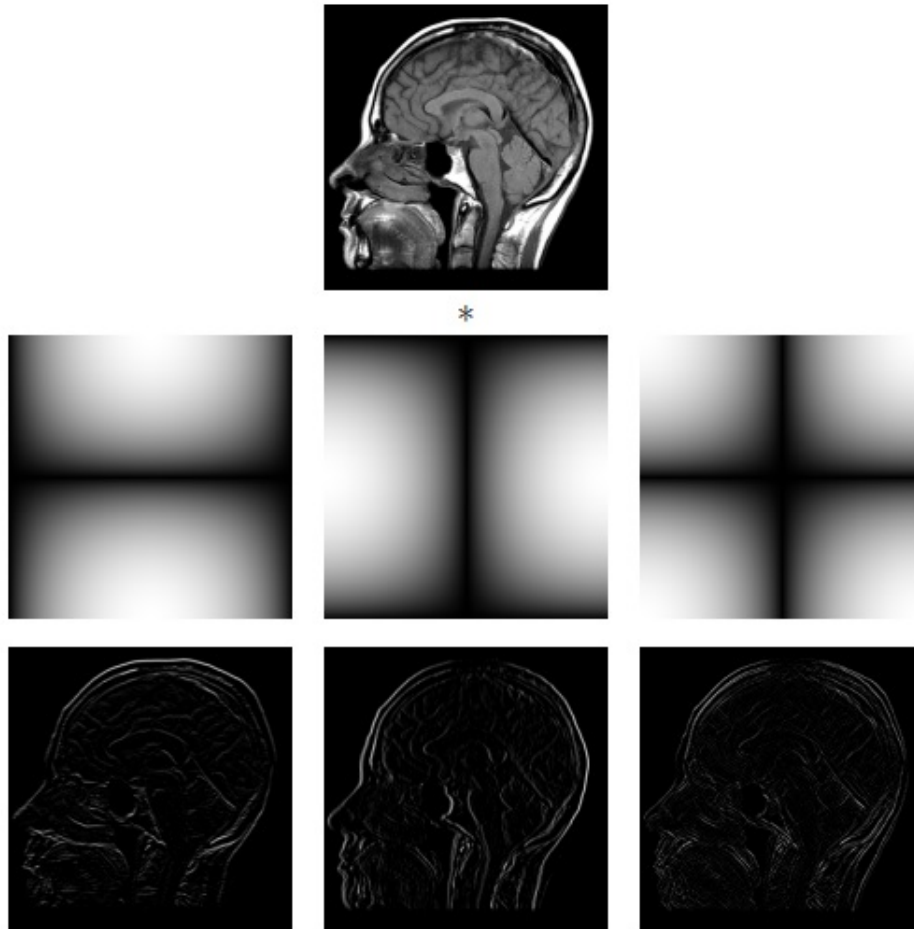


Figura 2.8. Versões filtradas por filtros passa-altas da imagem original. A primeira linha apresenta a imagem original, a segunda linha apresenta o espectro dos filtros e a terceira a versão filtrada obtida. Fonte: Johnathan S. Lima [5].

original pode ser reconstruída, supondo que a combinação das medidas filtradas com as originais são o suficiente para completar o espectro da imagem. Sendo que padrões de amostragem que se concentram nas baixas frequências, como as trajetórias radiais, são mais beneficiadas por este método. O diagrama da Figura 2.9 ilustra o procedimento de amostragem e reconstrução da imagem usando pré-filtragem com filtro de Haar.

2.4 Ruído

O ruído em uma imagem pode ser definido, de forma geral, como uma interferência no sinal que degrada a informação sendo transmitida. Sua manifestação em imagens digitais é inevitável devido aos processos de aquisição, transmissão e computação matemática [41]. Impactando diretamente na qualidade da representação da imagem e caso de imagens médicas as informações perdidas podem ocasionar em erros de diagnóstico de doenças e

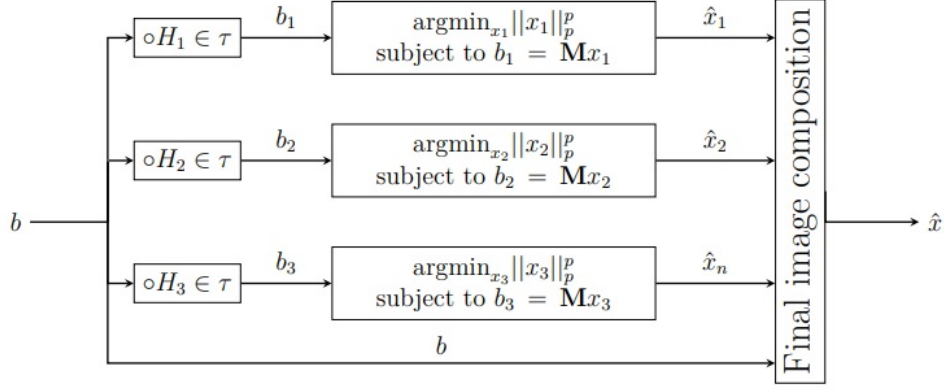


Figura 2.9. Diagrama do procedimento de reconstrução de imagem por CS com pré-filtragem proposto por Miosso *et al.* Fonte: Miosso *et al.* (2009, p. 803).

em um tratamento posterior ineficiente [42, 43].

No imageamento por RM, os dois tipos predominantes de ruído são o ruído térmico e ruído de RF. O ruído térmico é proveniente da agitação térmica dos portadores de carga no sistema eletrônico e no paciente [42], já o ruído de RF pode ser originado pelo contato intermitente entre componentes de metal dentro do sistema e por fontes externas como sinais de RF que penetram a blindagem magnética da sala [44].

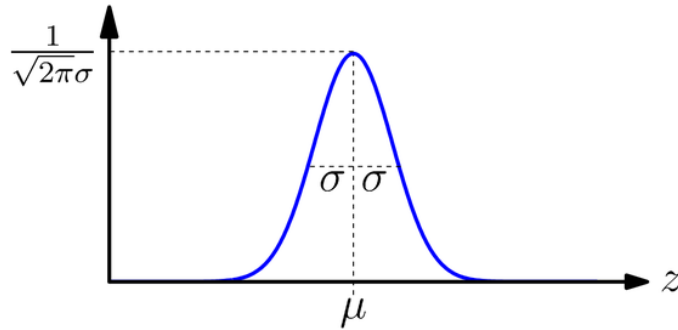


Figura 2.10. Curva padrão para a distribuição de probabilidade Gaussiana. Fonte: Cattin [6].

Ambos os tipos de ruído podem ser classificados como ruído gaussiano, ou seja, é um sinal aleatório agregado as medições com um comportamento descrito pela distribuição de probabilidade similar a distribuição normal (Gaussiana) [45]. Essa distribuição é caracterizada pela probabilidade da ocorrência do evento, neste caso a presença do ruído, ser ditada por uma curva simétrica em torno de seu ponto médio, Figura 2.10. De forma que podemos descrever a função de densidade de probabilidade P_f como

$$P_f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (2.11)$$

em que μ é a média, ou seja onde está centralizada a função, e σ é o desvio padrão (DP) [6]. É típico do ruído gaussiano que sua média seja igual ou próxima a zero e é de nosso interesse que o DP seja inferior ao do sinal medido, possibilitando a aplicação de filtros para obter o sinal original.

Uma vantagem do ruído gaussiano é que, contanto que a fonte do ruído seja a mesma, ou seja, que a distribuição aleatória apresente o mesmo DP, temos que, ao realizar a aquisição do mesmo sinal diversas vezes e calcular a média das saídas, os valores dos ruídos aleatórios distribuídos ao longo do sinal vão interagir de forma construtiva e destrutiva entre si enquanto o sinal contendo as informações desejadas é mantido. Logo, um maior número de aquisições resulta em uma imagem com uma relação maior de sinal ruído [46]. Esse processo pode ser observado ao analisar dois sinais ruído:

$$n = n_1, n_2, n_3, \dots, n_j$$

$$m = m_1, m_2, m_3, \dots, m_j$$

Adicionando ambos, obtemos

$$n + m = n_1 + m_1 + n_2 + m_2 + n_3 + m_3 + \dots + n_j + m_j$$

Em que por meio da equação 2.12 podemos calcular o DP para quaisquer ponto.

$$\sigma = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \left(n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n n \right)^2, \quad (2.12)$$

em que a função $\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n n$ é a média do sinal, podendo ser indicada por $\langle n \rangle$

$$\begin{aligned} [\sigma(m_1 + n_1)]^2 &= \langle (n_1 + m_1)^2 - \langle (n_1 + m_1) \rangle^2 \rangle \\ &= \langle n_1^2 - \langle n_1 \rangle^2 \rangle - \langle m_1^2 - \langle m_1 \rangle^2 \rangle + 2\langle n_1 m_1 \rangle^2 - 2\langle n_1 \rangle \langle m_1 \rangle \end{aligned} \quad (2.13)$$

Como a média para um ruído gaussiano é igual ou aproximadamente zero, $\langle m_1 \rangle = \langle n_1 \rangle = 0$. Podemos reescrever a equação como:

$$[\sigma(m_1 + n_1)]^2 = \sigma(n_1)^2 + \sigma(m_1)^2 \quad (2.14)$$

Sendo o DP igual para todos os sinais amostrados, $\sigma(n_1) = \sigma(m_1)$, temos então

$$\sigma(2n_1) = \sqrt{2}\sigma(n_1) \quad (2.15)$$

De forma que a parcela de ruído adicionado a cada medição é menor por um fator \sqrt{N} que o sinal adicionado. Portanto, quanto maior o número de medições, menor será a

parcela de ruído no sinal reconstruído.

2.5 Métricas de Qualidade de Imagem

A percepção da qualidade da imagem é subjetiva ao observador de acordo com o objeto de estudo. Levando isso em consideração, as métricas de qualidade de imagem tentam da melhor maneira possível quantificar de forma objetiva a integridade das imagens formadas e, em alguns casos, equiparando-se a interpretação humana. As duas métricas de qualidade utilizadas neste trabalho, Relação Sinal-Erro (SER) e índice de similaridade estrutural (*Structural Similarity Index* - SSIM), quantificam a qualidade da imagem com base na similaridade entre a imagem formada e a imagem original.

2.5.1 Índice de similaridade estrutural

Nas últimas décadas, foram desenvolvidas diversos métodos para avaliação da qualidade da imagem adaptados para detectar as mudanças normalmente observadas pelo sistema visual humano (*human visual system* - HVS). A SSIM é um desses métodos e tem ganhado espaço em um grande número de aplicações como em reconhecimento de objetos, imageamento por RM e imageamento por radar [7], superando métricas amplamente utilizadas como o erro quadrático médio (*Mean Squared Error* - MSE) e o PSNR na medição da qualidade de imagem naturais [47, 48].

O modelo SSIM avalia a fidelidade da imagem detectando distorções estruturais e não estruturais. As distorções não estruturais são causadas pelas condições do ambiente em que foi obtida a imagem (mudança de luminosidade, de contraste e desvio espacial) e não afetam a estrutura da imagem. Já as distorções estruturais - causadas por ruído, borrões e compressões - distorcem de forma perceptível a estrutura da imagem. A Figura 2.11 apresenta o impacto de cada um dos tipos de distorção na imagem. Sendo que o HVS tem a tendência de compensar as distorções não estruturais e estranhar as distorções estruturais. Como o modelo SSIM busca qualificar a imagem de forma similar ao HVS, as distorções estruturais tem um impacto negativo maior na pontuação da imagem.

O SSIM avalia três elementos principais das distorções. Estimando o impacto gerado pelas distorções no contraste (variância), descolamentos na luminância (média) e a distorção da estrutura da imagem.

Para uma imagem original e sua copia modificada, x e y respectivamente, a SSIM

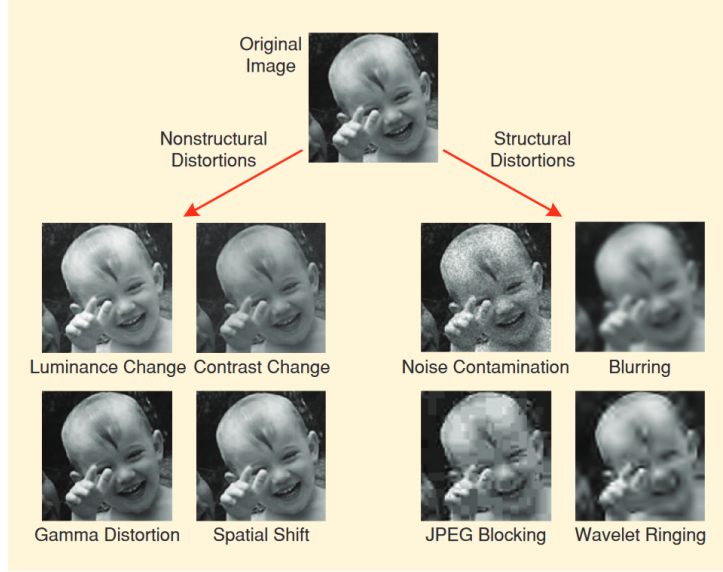


Figura 2.11. Exemplo de distorções estruturais e não estruturais. Fonte: Bovik *et al* [7].

pode ser definida como:

$$SSIM(x, \hat{x}) = [l(x, \hat{x})]^\alpha [c(x, \hat{x})]^\beta [s(x, \hat{x})]^\gamma, \quad (2.16)$$

em que os parâmetros α, β e γ determinam a relevância de cada um das características da imagem. Adotando todos os parâmetros igual a '1' assim como proposto por Wang *et al* [47], podemos reescrever a equação para os termos individuais:

$$l(x, \hat{x}) = \frac{2\mu_x\mu_{\hat{x}} + C1}{\mu_x^2 + \mu_{\hat{x}}^2 + C1} \quad (2.17)$$

$$c(x, \hat{x}) = \frac{2\sigma_x\sigma_{\hat{x}} + C2}{\sigma_x^2 + \sigma_{\hat{x}}^2 + C2} \quad (2.18)$$

$$s(x, \hat{x}) = \frac{\sigma_{x\hat{x}} + C3}{\sigma_x\sigma_{\hat{x}} + C3}, \quad (2.19)$$

sendo μ_x e $\mu_{\hat{x}}$ os termos que representam as médias da imagem original e modificada, σ_x e $\sigma_{\hat{x}}$ representam o desvio padrão, σ_x^2 e $\sigma_{\hat{x}}^2$ a variância e $\sigma_{x\hat{x}}$ a covariância entre as duas imagens. Já $C1$, $C2$ e $C3$ são constantes designadas para garantir a estabilidade numérica quando os denominadores são próximos ou iguais a zero, como em situações de baixa luminância e contraste.

Podemos então reescrever a equação 2.16 assim como proposto por Wang *et al* [47]:

$$SSIM(x, \hat{x}) = \frac{(2\mu_x\mu_{\hat{x}} + C1)(\sigma_{x\hat{x}} + C3)}{(\mu_x^2 + \mu_{\hat{x}}^2 + C1)(\sigma_x^2 + \sigma_{\hat{x}}^2 + C2)} \quad (2.20)$$

A pontuação do SSIM é dada no intervalo entre '0' e '1', sendo que, valores próximos a '0' indicam uma qualidade visual inferior e valores próximos a '1' indicam uma qualidade visual superior. No caso de $SSIM(x, \hat{x}) = 1$ temos que a imagem comparada é igual a imagem original. Sendo que mudanças de luminosidade e contraste geralmente não geram um impacto negativo na pontuação enquanto contaminação por ruído e compressão excessiva costumam resultar em pontuações baixas.

2.5.2 Relação Sinal Ruído

O cálculo da SNR é um dos métodos mais populares para avaliação da qualidade de um sinal e que é usado na avaliação de imageamento por RM. De forma direta, a SNR calcula a diferença entre a imagem real/original e a imagem obtida/reconstruída. Neste trabalho quando estivermos nos referenciando a diferença entre a imagem original e a modificada com adição de ruído será usado o termo SNR e quando for da diferença entre a imagem reconstruída e a modificada será usado o termo semelhante Relação Sinal Erro (SER).

Existem diversas metodologias desenvolvidas especificamente para a RM para a determinação da SNR [49]. Tradicionalmente, a SNR é calculada pela razão entre a intensidade do sinal medido em uma região de região de interesse (*Region of interest* - ROI), área mais homogênea e com maior intensidade, e o desvio padrão na região de ar, em que anatomia não está presente [50, 51]. Contudo, essa abordagem requer o posicionamento manual das ROIs na imagem para se obter um resultado confiável. De modo que, é inviável para testes com um grande número de imagens.

Uma abordagem mais adequada para o problema, seria fazer o cálculo da SNR pelo cálculo da diferença entre dois sinais, de modo que é tomada uma sinal de original, o qual consideramos estar isento de ruído, e o sinal reconstruído pelo sistema. Para isso, vamos trabalhar com o sinal no domínio da frequência, avaliando o ruído em toda região da imagem e não somente em uma ROI. Devemos então calcular a energia do sinal original E_{sinal} e a energia do ruído $E_{ruído}$. Sendo que, para este problema é considerado ruído a diferença entre as amostras do sinal original b e do sinal reconstruído b_k . Podemos então escrever a energia do sinal como a soma de todos os termos do espaço-k que compõem o sinal.

$$E_{sinal} = \sum |b(u, v)|^2 \quad (2.21)$$

E de forma para a energia do ruído.

$$E_{ruído} = \sum |b(u, v) - b_k(u, v)|^2 \quad (2.22)$$

Com os valores de energia calculados é possível obter a SNR em dB para a imagem de RM resolvendo a equação:

$$SNR_{dB} = 10 \times \log_{10} \frac{E_{sinal}}{E_{ruído}} \quad (2.23)$$

O resultado da SNR é diretamente relacionada com a parte do corpo em análise e com os parâmetros de aquisição utilizados. A Tabela 2.1, mostra como cada um dos parâmetros afeta positivamente ou negativamente a SNR da imagem.

Mudança no parâmetro	SNR
Aumento da largura de corte	Aumenta
Aumento do FOV	Aumenta
Aumento no TR	Aumenta
Aumento no TE	Diminui
Aumento da matriz na direção da codificação de fase	Diminui
Aumento da matriz na direção da codificação de frequência	Diminui
Aumento da NEX	Aumenta
Aumento do campo magnético	Aumenta
Aumento da largura de banda recebida	Diminui
Transformada parcial de Fourier	Diminui

Tabela 2.1. Efeito de diferentes parâmetros de sequências na relação sinal-ruído (Fonte: [1] Adaptado).

3 METODOLOGIA EXPERIMENTAL

A metodologia proposta neste trabalho é simular a reconstrução de imagens de IRM pelo método de CS com pré-filtragem utilizando o Filtro de Haar (descrito na seção 2.3) em comparação com a reconstrução usando o método energia mínima. Para isso é simulado o processo de aquisição das medições usando trajetórias radiais com número de linhas variado sobre o espectro da imagem e em seguida, utilizando de um algoritmo para criação de sinais aleatórios, é inserido um ruído gaussiano branco com diferentes intensidades a cada imagem. Por fim, são aplicadas as diferentes métricas de qualidade de imagem para avaliar a qualidade de reconstrução em cada caso. Todo este processo está exemplificado no diagrama da Figura 3.1.

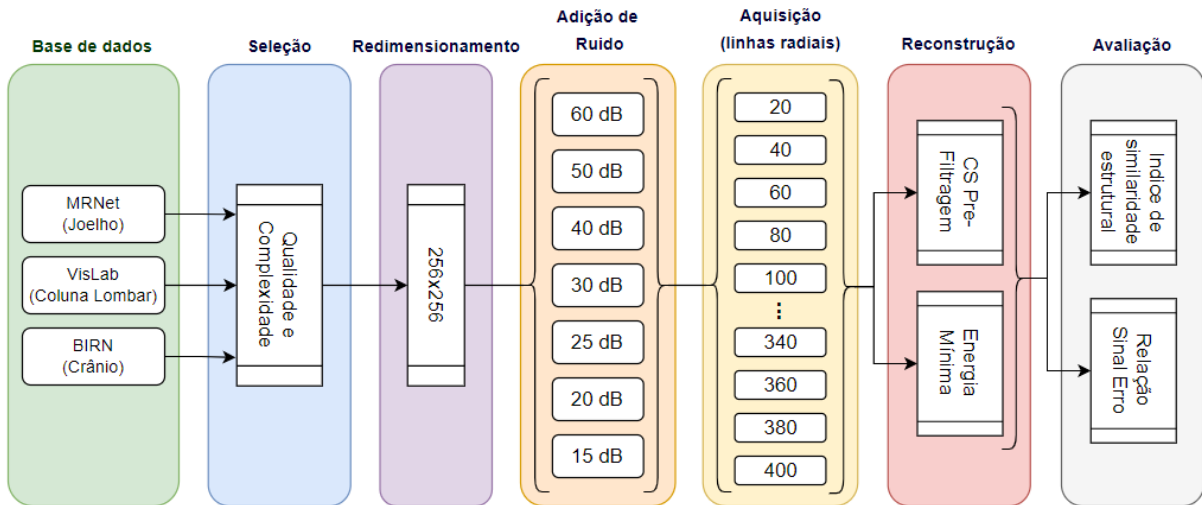


Figura 3.1. Diagrama da metodologia experimental desenvolvida para avaliar a robustez e o desempenho do método de CS com pré-filtragem na reconstrução de imagens de diferentes partes do corpo com a presença de ruído gaussiano nas aquisições em comparação com o método clássico de reconstrução de energia mínima.

3.1 Bancos de dados

Para dar início à simulação, foi necessário determinar as imagens a serem usadas na reconstrução. Logo, com o intuito de obter um resultado experimental mais generalizado

possível e com base nos dados fornecidos pela clínica de Imagens Médicas de Brasília (IMEB), foram selecionadas três partes do corpo humano dentre os exames mais realizados pela clínica durante o segundo semestre de 2022. Sendo elas: cabeça, coluna lombar e joelho. A Figura 3.2 apresenta o número de exames realizados por três máquinas de RM no período.

Após uma busca ativa por bancos de dados, foram selecionados três bancos de dados contendo imagens das partes determinadas anteriormente geradas por máquinas de RM de 1,5 e 3T. Sendo eles:

- MRNet, banco de dados fornecido pela Stanford University Medical Center que contem 1.370 exames de joelho de IRM obtidos com protocolos sem contraste com sequencias: coronal T1, coronal T2, sagital PD, sagital T2 e axial PD.
- VisLab, banco de dados do laboratório de Visão da Computação da Universidade Técnica Gebze que contém exames de coluna lombar de IRM com sequências sagital T2 e T1 de 80 pacientes.
- BIRN, banco de dados da *NeuroImaging Tools & Resources Collaboratory* (NITRIC) contendo dados compartilhados de diversas universidades como exames de axiais de crânio de pacientes com esquizofrenia.

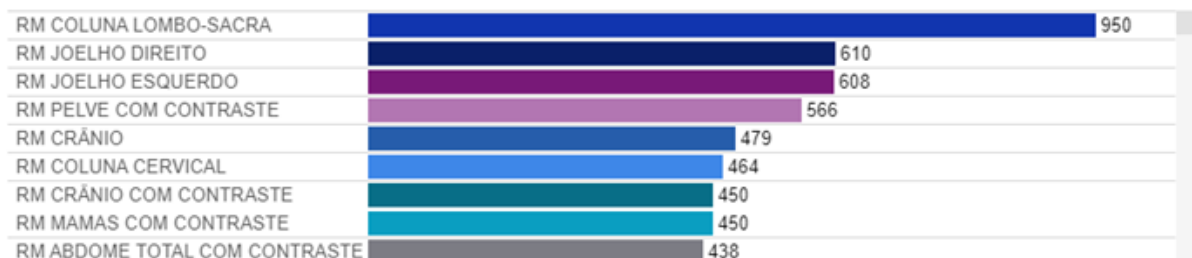


Figura 3.2. Dados fornecidos pelo IMEB do número de exames por descrição para três máquinas de ressonância magnética de 1,5T em um período de 6 meses.

Dentre o grupo de exames contidos nos bancos de dados, foram selecionados os exames axial de crânio, sagital T1 de joelho e sagital T1 de coluna lombar para montar o grupo de testes. Do total de exames, foram selecionados 25 cortes de 5 exames de cada parte do corpo para a composição final do grupo. Contudo, as imagens dos bancos de dados estão com resoluções diferentes de modo que é necessário padronizar as imagens para obter resultados equiparáveis. Para isso, todas as imagens foram dimensionadas para 256x256 pixels. Essa mudança, além de padronizar o grupo de testes, tem como finalidade diminuir o custo computacional, acelerando o processo de reconstrução das imagens. A Figura 3.3 apresenta uma amostra das imagens usadas no experimento.

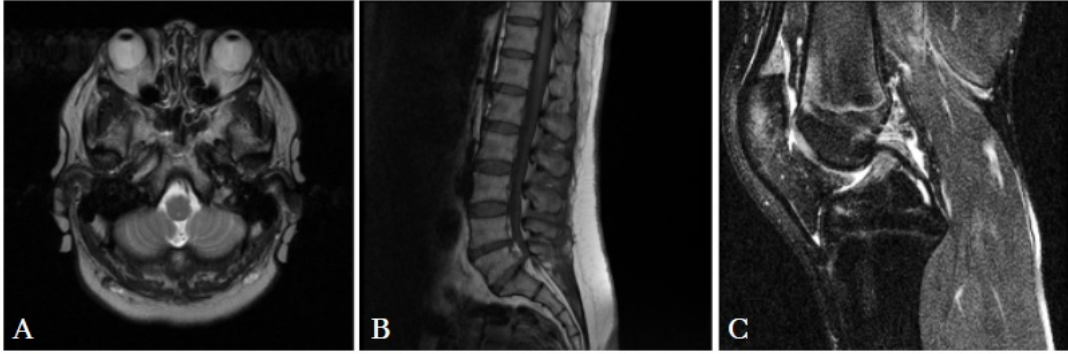


Figura 3.3. Exame (A) axial de crânio, (B) Sagital de coluna lombar, (C) sagital de joelho.

3.2 Implementação do algoritmo

Para implementação do algoritmo de aquisição e reconstrução de imagens de IRM foi optado pelo uso do ambiente de simulação IPython *Notebook* pois ele possibilita desenvolver e executar códigos em janelas individuais de simulação, avaliar separadamente diferentes processos e documentar o desenvolvimento do projeto juntamente com o código.

O algoritmo de *compressive sensing* com pré-filtragem utilizado na reconstrução das imagens de IRM assim como diversas funções de transformação de sinal foram desenvolvidos pelo grupo de pesquisa dirigido pelo professor da UnB Cristiano Miosso, levando em consideração que este estudo é complementar ao seu projeto de pesquisa.

3.2.1 Aquisição do sinal

Para realizar a simulação do processo aquisição de sinal feito pela bobina de RM as imagens do banco de dados foram transformadas para o domínio da frequência usando a transformada rápida de Fourier, sendo esse o sinal codificado no espaço-k. Como mencionado na seção 2.1.2, a concentração de energia para imagens de RM esta nas posições mais centrais do espaço-k referentes as baixas frequências. Desse modo, é necessário realizar a aquisição das medidas nessas posições e para isso foi usado um algoritmo que cria uma trajetória radial com base nas dimensões da matriz do espaço-k e o número de linhas radiais desejadas ao calcular o ângulo entre as linhas e determinar posições no espaço que cada medida deve ser amostrada formando um vetor de máscara. A aplicação dessa máscara ao espectro da imagem simula o processo de aquisição, formando uma nova matriz em que apenas os valores presentes nas posições das linhas radiais são armazenados e o restante é alocado o valor zero. Portanto, ao alterar o número de linhas radiais na entrada do algoritmo é possível alterar a quantidade de amostragem do sinal.

3.2.2 Adição do ruído

Para representar o ruído presente nas medições de um exame de IRM, foi desenvolvida uma abordagem que adiciona o ruído gaussiano na imagem original, presente no banco de dados, antes da realização da aquisição citada anteriormente. Para isso, foi somado vetor aleatório criado com distribuição normal n_0 ao vetor da imagem original no domínio da frequência b , simulando assim o ruído gaussiano. Contudo, é necessário dimensionar a intensidade do ruído na imagem para poder avaliar a reconstrução em diferentes situações. Para isso, foi adicionado a função o cálculo da SNR da imagem assim como descrito na seção 2.5.2. Dessa forma, é possível modelar a intensidade do ruído de acordo com o valor de SNR desejada ao criar um laço que atenua e intensifica o ruído pela razão da SNR desejada e obtida até satisfazer a condição estabelecida. Este processo é expresso na equação abaixo:

$$n_1 = n_0 \times (\text{SRN obtida}/\text{SRN desejada}) \quad (3.1)$$

sendo n_0 o vetor ruído atual e n_1 o novo vetor ruído. O fluxograma da Figura 3.4 demonstra o laço de adição de ruído proposto e a Figura 3.5 mostra o resultado desta adição para os diferentes níveis de ruído.

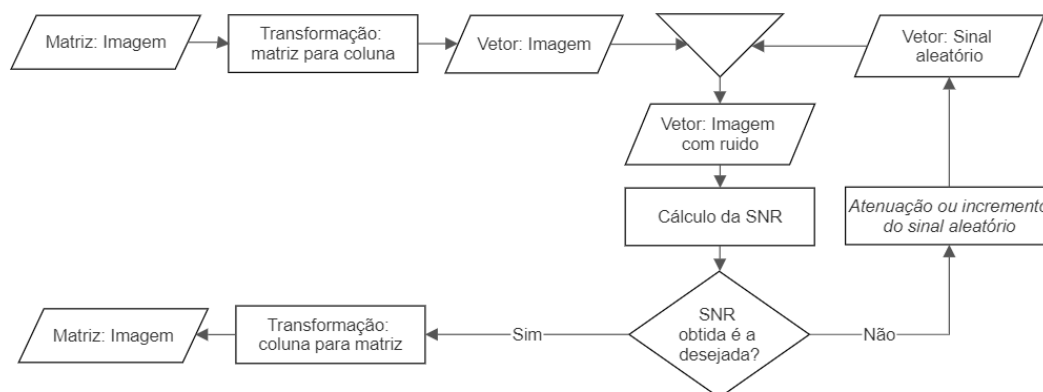


Figura 3.4. O fluxograma apresentado representa o procedimento de transformação da imagem de matriz para coluna para posteriormente realizar a adição do sinal aleatório e o cálculo da SNR que dita o ajuste do sinal aleatório adicionado as imagens e que somente ao satisfazer sua condição que a matriz da imagem é reconstruída.

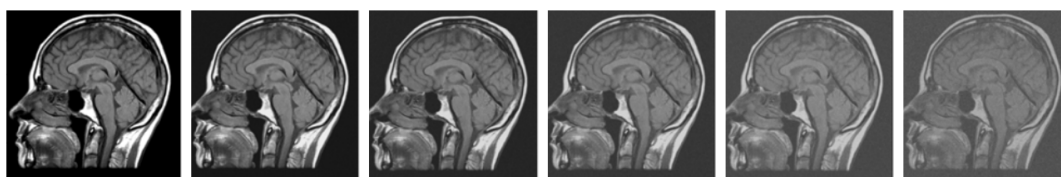


Figura 3.5. As imagens da direita para a esquerda demonstram o resultado da intensificação do vetor ruído e nas imagens de IRM de crânio.

3.2.3 Análise objetiva de qualidade

Para analisar a qualidade da reconstrução, foram usadas as métricas objetivas de qualidade SNR e SSIM apresentadas na seção 2.5. A SNR calcula as diferenças totais entre duas imagens, neste caso, a imagem original (antes da adição do ruído) e a imagem reconstruída e apresenta o resultado em dB. Sua implementação seguiu a Equação 2.23 em que o sinal é tido como a soma quadrática de todas as medições do vetor imagem no domínio da frequência e o sinal ruído é a soma do quadrado da diferença entre os vetores de imagem.

Já para o cálculo da SSIM foi utilizada a função *structural_similarity* disponível na biblioteca *scikit-image* para *SciPy*. Essa métrica realiza a correlação entre as medições em pontos adjacentes para avaliar a qualidade da imagem reconstruída.

3.3 Definição dos parâmetros de simulação

A definição dos parâmetros de simulação escolhidos levaram em consideração os objetivos do trabalho e as limitações de tempo e *hardware* disponíveis.

3.3.1 Número de linhas radiais

Como a proposta inicial do trabalho é de avaliar o desempenho e a robustez do método de CS com pré-filtragem proposto por Miosso *et al* [12] na reconstrução de imagens de IRM com ruído gaussiano em comparação com a abordagem clássica de reconstrução pelo método de energia mínima, é necessário que as condições em que os testes sejam executados beneficiem ambos os métodos.

As abordagens baseadas no método *compressive sensing* apresentam diversos recursos para a reconstrução de sinais subamostrados enquanto o método clássico de reconstrução por energia mínima apenas transformam o sinal amostrado para o domínio do tempo, ou seja, sua qualidade objetiva de reconstrução é diretamente proporcional ao número de medições. Dessa forma é interessante experimentar reconstruir as imagens usando poucas linhas radiais e ir aumentando gradativamente até o ponto em que a imagem é quase totalmente amostrada pois, dessa forma é possível observar o ponto em que a qualidade de reconstrução dos métodos se sobrepõem e estabelecer assim uma referência de quando é adequado usar cada método. Levando estes pontos em consideração foi determinado o uso de 20 a 400 linhas radiais no processo de amostragem que representam de 8 a 93%

da imagem.

3.3.2 Intensidade do ruído gaussiano

Para determinar os níveis de intensidade de ruído usados no experimento, foi necessário realizar uma simulação prévia para identificar a partir de que valor de SNR na imagem com adição de ruído não há mais interferência na qualidade da reconstrução. Para ambos os métodos de reconstrução, CS com pré-filtragem e energia mínima, foi observado que há um limite em que a remoção do ruído não resulta mais em um ganho de SNR. O resultado dessa simulação pode ser observado no gráfico das Figuras 3.6 e 3.7, que indicam que, para imagens com SNR acima de 50 dB, o ganho de qualidade objetiva na reconstrução é mínimo.

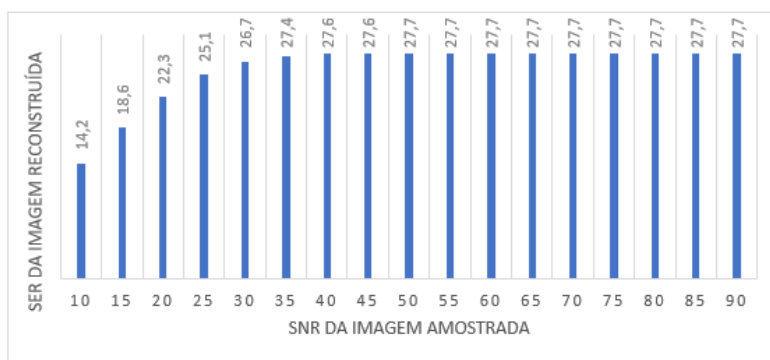


Figura 3.6. SER médio da reconstrução usando o método de CS com pré-filtragem para 30 imagens axiais de crânio T1 utilizando de 200 linhas radiais na amostragem.

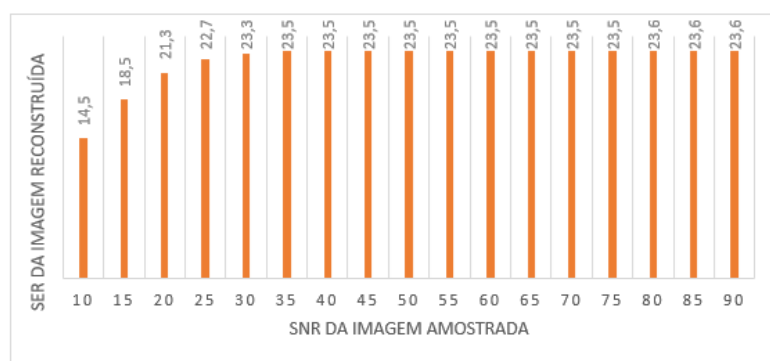


Figura 3.7. SER médio da reconstrução usando o método de reconstrução de energia mínima para 30 imagens axiais de crânio T1 utilizando de 200 linhas radiais na amostragem.

3.3.3 Número de pontos amostrados

O último passo para definição dos parâmetros foi determinar o número de pontos dentro das faixas de amostragem e de SNR. Sendo o fator determinante nesse quesito o tempo necessário para realizar cada reconstrução e o tempo disponível para o projeto. O tempo de reconstrução varia de acordo com a capacidade de processamento do *hardware* utilizado. Neste projeto foram testados inicialmente dois *notebooks* rodando a simulação pela CPU Intel core i7-10510U 2,3GHz e Intel Core i7 5500U 2,4GHz e pela placa de vídeo dedicada de um deles NVIDIA GeForce MX110 2GB GDDR5. As simulações pela CPU se demonstraram ineficientes levando um tempo médio aproximado de 28 segundos por reconstrução pelo método de CS e a simulação pela GPU teve um desempenho superior, reduzindo esse tempo para aproximadamente 17 segundos.

Buscando uma alternativa para a simulação, foi experimentado o sistema de nuvem da Google que pela assinatura do plano Colab Pro é fornecido de forma virtual uma GPU Tesla T4 16GB GDDR6 para realizar a simulações e que é compatível com o ambiente de simulação *IPython Notebook*. O sistema apresentou o melhor desempenho dentre as demais opções, realizando a reconstrução pelo método de CS em um tempo médio de 10 segundos por imagem. Devido ao seu desempenho quase duas vezes superior ao do *notebook* ele foi escolhido para realizar todas as reconstruções. Contudo, o sistema Colab Pro possui duas limitações, o tamanho do pacote de unidades de computação que fornece apenas 50 horas de simulação, tendo que ser renovado, e o sistema de ociosidade em que caso o algoritmo seja executado por um longo tempo e não haja movimento na plataforma, a sessão é encerrada, perdendo todos os dados e variáveis geradas.

Linhas Radiais	10	40	60	80	100	120	140	160	180	200
Tempo (s)	7,4	9,0	9,5	10,1	10,2	11,0	10,8	10,3	9,7	11,0
Linhas Radiais	220	240	260	280	300	320	340	360	380	400
Tempo (s)	10,1	10,4	10,5	11,1	10,3	10,7	10,0	10,1	12,6	11,5

Tabela 3.1. Tempo médio para a reconstrução de 30 imagens de crânio axial T1 pelo método de CS com pré-filtragem com diferentes quantidades de amostragem utilizando o plataforma de simulação em nuvem Google Colab Pro.

Levando em consideração o tempo de reconstrução, o tempo disponível para realizar as simulações e as 300 imagens dos bancos de dados selecionadas para o grupo de testes. Foi estabelecido o uso de 20 a 400 linhas radiais com incrementos de 20 a cada passo, totalizando 20 níveis de amostragem, a Figura 3.8 apresenta o espaço amostrado para cada nível de amostragem e sua reconstrução pelo método de energia mínima como referência.

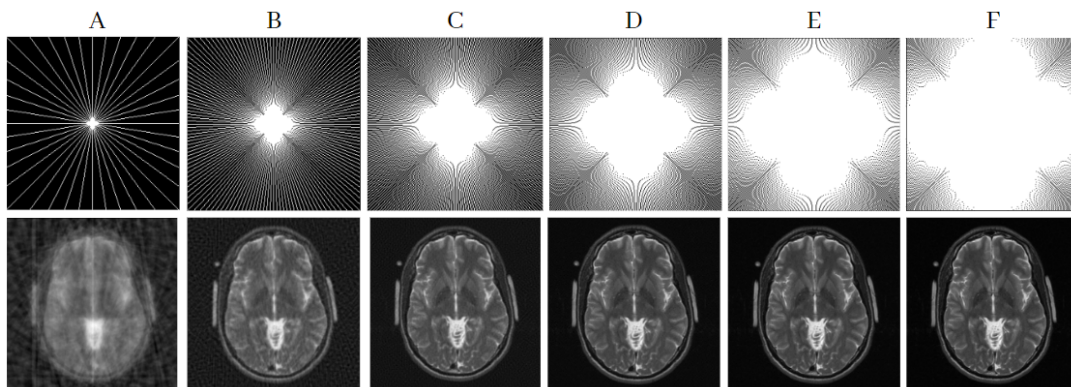


Figura 3.8. As imagens da linha superior representam o espaço amostrado e a linha inferior a reconstrução de imagem de ressonância magnética, com amostragem de (A) 20, (B) 80, (C), 160 (D) 240, (E) 320, (F) 400 linhas radiais.

Já, para o ruído gaussiano introduzido ao vetor de cada imagem no domínio da frequência, foi estabelecido a formação de imagens com SNR de 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50 e 60 dB.

A simulação foi então realizada para cada imagem formada pela combinação das 20 quantidades de amostragem e os 8 níveis diferentes de ruído, totalizando 48.000 reconstruções por algoritmo usado, levando um tempo estimado de 13 horas apenas para a simulação pelo método de CS com pré-filtragem.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação da metodologia descrita no capítulo 3 e as análises comparativas entre os métodos de reconstrução.

4.1 Avaliação do efeito do ruído gaussiano em diferentes níveis nas reconstrução de imagens de IRM

Todos resultados obtidos utilizando a metodologia proposta no capítulo 3 para a reconstrução de imagens de IRM de diferentes partes do corpo utilizando o algoritmos de CS com abordagem de pré-filtragem usando o banco de filtros Haar estão disponíveis no Apêndice A.

A Tabela 4.1 apresenta a diferença entre os resultados obtidos pelo método de CS com pré-filtragem e o método de energia mínima na reconstrução das imagens de axiais de crânio. Sendo que, os valores originais obtidos pelas métricas objetivas de qualidade estão apresentados nas Tabelas A.3 e A.4 contidas no Apêndice A.1.

Observando os resultados da SER podemos notar que o método de CS é predominantemente mais eficaz na reconstrução das imagens como esperado. Contudo, se focarmos na primeira coluna em que a SNR das medidas é de 10 dB fica evidente que o ruído tem um impacto maior na reconstrução por CS e conforme a intensidade do ruído diminui ou aumentam o número de medições, a eficácia do CS aumenta.

Outro aspecto importante pode ser observado no gráfico da Figura A.1, referente a SER da imagem reconstruída dos exames de coluna lombar, que nos casos em que a SNR fica entre 10 a 25 dB, existe um ponto de saturação em que a partir dele o aumento no número de linhas radiais deixa de representar um aumento na pontuação da reconstrução e nos casos em que o ruído é mais intenso como em 10 dB nas medidas, o aumento do número de linhas radiais chega a prejudicar a qualidade de reconstrução .

Linhas radiais	SNR nas medidas (dB)															
	10		15		20		25		30		40		50		60	
	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM
20	-0,51	-0,01	-0,01	0,00	0,55	0,02	0,24	0,01	0,67	0,02	0,64	0,02	0,63	0,01	0,62	0,01
40	-0,30	0,01	0,62	0,03	2,06	0,05	1,35	0,05	2,41	0,06	2,40	0,06	2,38	0,06	2,36	0,06
60	-0,34	0,01	0,81	0,04	2,59	0,07	2,09	0,07	3,30	0,09	3,33	0,09	3,31	0,08	3,30	0,08
80	-0,64	0,01	0,66	0,04	2,53	0,07	2,45	0,08	3,61	0,10	3,70	0,10	3,69	0,10	3,67	0,10
100	-0,78	0,01	0,42	0,04	2,32	0,06	2,60	0,09	3,78	0,11	3,96	0,11	3,96	0,11	3,94	0,11
120	-0,89	0,01	0,14	0,03	1,97	0,06	2,60	0,10	3,78	0,11	4,07	0,11	4,08	0,12	4,07	0,12
140	-0,89	0,01	-0,14	0,03	1,58	0,06	2,49	0,10	3,69	0,12	4,08	0,12	4,13	0,13	4,11	0,13
160	-0,78	0,01	-0,38	0,03	1,11	0,05	2,20	0,09	3,45	0,11	3,97	0,13	4,01	0,13	4,00	0,13
180	-0,72	0,01	-0,53	0,02	0,68	0,04	1,88	0,09	3,15	0,11	3,80	0,12	3,83	0,13	3,81	0,12
200	-0,63	0,01	-0,68	0,02	0,28	0,03	1,45	0,08	2,76	0,10	3,50	0,12	3,56	0,12	3,54	0,12
220	-0,47	0,01	-0,79	0,02	-0,01	0,00	1,05	0,07	2,68	0,07	3,69	0,10	3,79	0,10	3,76	0,10
240	-0,34	0,01	-0,86	0,02	-0,32	-0,01	0,58	0,05	2,13	0,06	3,27	0,08	3,38	0,08	3,37	0,08
260	-0,10	0,01	-0,89	0,02	-0,51	-0,01	0,23	0,04	1,70	0,04	2,98	0,07	3,09	0,07	3,07	0,07
280	0,04	0,01	-0,78	0,02	-0,68	-0,02	-0,10	0,03	1,24	0,03	2,61	0,05	2,78	0,05	2,75	0,05
300	0,13	0,01	-0,68	0,02	-0,80	-0,02	-0,38	0,03	0,80	0,02	2,27	0,03	2,48	0,03	2,46	0,03
320	0,31	0,01	-0,68	0,02	-0,87	-0,02	-0,61	0,02	0,40	0,01	1,91	0,02	2,15	0,02	2,15	0,02
340	0,45	0,01	-0,56	0,02	-0,92	-0,02	-0,78	0,01	0,02	0,00	1,52	0,01	1,80	0,01	1,79	0,01
360	0,45	0,01	-0,53	0,02	-0,95	-0,03	-0,90	0,01	-0,30	-0,01	1,14	-0,01	1,48	-0,01	1,48	-0,01
380	0,58	0,01	-0,43	0,01	-0,97	-0,03	-1,02	0,00	-0,60	-0,02	0,67	-0,02	1,06	-0,02	1,07	-0,02
400	0,70	0,01	-0,41	0,02	-0,98	-0,03	-1,10	0,00	-0,86	-0,03	0,17	-0,02	0,59	-0,02	0,59	-0,03

Tabela 4.1. Diferença entre as médias de SER e SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames axial de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar e pelo método de energia mínima.

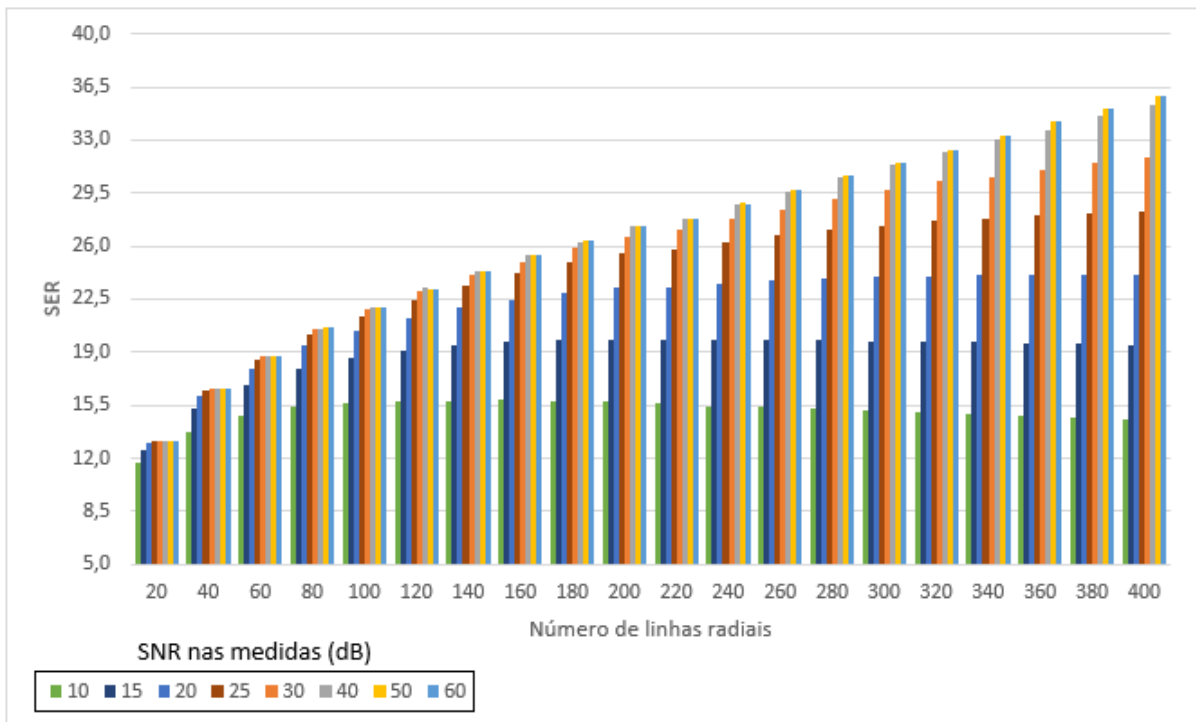


Figura 4.1. Gráfico da média de SER de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

Essa tendência de estabilizar a pontuação após uma certa quantidade de medições também pode ser observada nos resultados do SSIM das imagens dos exames de crânio, coluna lombar e joelho. Nos testes com SNR nas medidas de 10 dBs a atenuação do ganho ocorre com 80 linhas radiais e conforme a SNR na imagem amostrada aumenta

essa atenuação passa a ocorrer com um número de medições maior.

Linhas radiais	SNR nas medidas (dB)															
	10		15		20		25		30		40		50		60	
	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM
20	10,2	0,2	10,8	0,2	11,1	0,2	11,1	0,2	11,2	0,2	11,2	0,2	11,2	0,2	11,2	0,2
40	12,3	0,3	13,2	0,3	14,0	0,3	14,0	0,3	14,5	0,3	14,5	0,3	14,5	0,3	14,4	0,3
60	13,4	0,3	14,8	0,4	16,0	0,4	16,0	0,4	16,6	0,4	16,6	0,4	16,6	0,4	16,6	0,4
80	14,0	0,4	16,1	0,4	17,4	0,5	17,7	0,5	18,3	0,5	18,3	0,5	18,3	0,5	18,3	0,5
100	14,3	0,4	16,9	0,5	18,4	0,5	19,0	0,5	19,6	0,5	19,7	0,5	19,7	0,5	19,7	0,5
120	14,4	0,4	17,4	0,5	19,2	0,5	20,1	0,6	20,7	0,6	20,9	0,6	20,9	0,6	20,9	0,6
140	14,5	0,4	17,8	0,5	19,9	0,6	21,0	0,6	21,8	0,6	22,0	0,6	22,0	0,6	22,0	0,6
160	14,6	0,4	18,1	0,5	20,4	0,6	21,9	0,7	22,7	0,7	23,1	0,7	23,1	0,7	23,1	0,7
180	14,6	0,4	18,3	0,5	20,9	0,6	22,5	0,7	23,6	0,7	24,0	0,7	24,0	0,7	24,0	0,7
200	14,6	0,4	18,4	0,6	21,3	0,6	23,2	0,7	24,4	0,7	25,0	0,7	25,0	0,7	25,0	0,7
220	14,5	0,4	18,5	0,6	21,8	0,6	24,1	0,7	25,5	0,8	26,3	0,8	26,3	0,8	26,3	0,8
240	14,5	0,4	18,6	0,6	22,1	0,7	24,7	0,7	26,3	0,8	27,2	0,8	27,3	0,8	27,3	0,8
260	14,5	0,4	18,6	0,6	22,4	0,7	25,2	0,8	26,9	0,8	28,1	0,8	28,2	0,8	28,2	0,8
280	14,4	0,4	18,7	0,6	22,6	0,7	25,7	0,8	27,7	0,8	29,1	0,8	29,2	0,9	29,2	0,9
300	14,4	0,4	18,7	0,6	22,8	0,7	26,1	0,8	28,3	0,8	30,0	0,9	30,2	0,9	30,2	0,9
320	14,3	0,4	18,7	0,6	22,9	0,7	26,5	0,8	29,0	0,8	30,9	0,9	31,2	0,9	31,2	0,9
340	14,3	0,4	18,8	0,6	23,1	0,7	26,8	0,8	29,5	0,8	31,9	0,9	32,2	0,9	32,2	0,9
360	14,2	0,4	18,7	0,6	23,1	0,7	27,1	0,8	30,1	0,9	32,8	0,9	33,3	0,9	33,3	0,9
380	14,2	0,4	18,7	0,6	23,2	0,7	27,4	0,8	30,6	0,9	33,8	0,9	34,4	0,9	34,4	0,9
400	14,1	0,4	18,7	0,6	23,3	0,7	27,6	0,8	31,1	0,9	34,8	0,9	35,5	0,9	35,5	0,9

Tabela 4.2. Média de SER e SSIM das 300 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar, axial de crânio e sagital T1 de joelho pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

É importante ressaltar que os resultados da SSIM indicam que não há grandes distorções estruturais na reconstrução por ambos métodos e que para reconstruções com mais de 200 linhas radiais e SNR nas medidas de 30 dB a similaridade da imagem reconstruída é de 0.8, ou seja, as imagem originais e reconstruídas são praticamente idênticas. Este resultado positivo indicado pela métrica SSIM pode ser relacionado ao seu modelo de pontuação que enfatiza principalmente alterações estruturais, sendo que, devido ao espalhamento uniforme do ruído gaussiano pela imagem, ocorre um fenômeno similar a uma mudança de luminosidade ou de contraste na imagem reconstruída, que geralmente não gera um impacto negativo significativo no resultado.

4.2 Comparação da robustez dos métodos de reconstrução na presença de ruído gaussiano

Uma comparação que pode ser realizada para verificar a robustez do método de CS com pré-filtragem a ruído é calcular a diferença entre os resultados obtidos com os do método de energia mínima para uma condição específica de simulação e avaliar por meio de uma análise probabilística se os resultados são consistentes na reconstrução de diversas imagens.

A Tabela 4.3 apresenta os resultados obtidos pela métrica SER na reconstrução de 30 imagens axiais de crânio pelos dois métodos estudados e a diferença da pontuação entre os métodos. A partir destes dados foi calculada a média, mediana e o desvio padrão para identificar se existe alguma incoerência na reconstrução das imagens que possa indicar uma fragilidade do método de reconstrução. Foi obtida então uma média de 2.9 dB, mediana de 2.8 dB e um desvio padrão de 0.6 dB, em que o menor valor obtido foi de 2 dB. Ou seja, o método de CS com pré-filtragem conseguiu reconstruir de forma consistente as imagens subamostradas mesmo na presença de ruído, apresentando uma SNR entre 15.7 e 17.9 dB em 70% dos casos .

Número da imagem reconstruída	SER (dB) na reconstrução por CS com pré-filtragem	SER (db) na reconstrução por energia mínima	Diferença entre as reconstruções (dB)
1	15,1	13,0	2,1
2	15,6	13,4	2,2
3	15,6	13,3	2,3
4	16,2	14,2	2,0
5	16,2	13,6	2,7
6	16,3	13,9	2,4
7	15,9	13,4	2,6
8	15,9	13,1	2,8
9	16,0	13,7	2,4
10	16,2	13,5	2,8
11	16,5	13,5	3,0
12	16,6	13,4	3,1
13	16,3	14,1	2,2
14	16,5	13,9	2,6
15	17,6	14,2	3,4
16	17,4	14,4	3,1
17	17,8	14,3	3,5
18	17,9	14,7	3,2
19	18,1	14,7	3,4
20	18,8	15,2	3,5
21	19,1	15,0	4,2
22	19,7	14,8	4,9
23	15,6	14,0	1,6
24	16,2	13,9	2,3
25	16,2	13,8	2,4
26	17,0	13,9	3,0
27	16,9	13,4	3,5
28	16,9	13,3	3,7
29	16,5	13,8	2,6
30	16,5	13,8	3,1

Tabela 4.3. Resultados obtidos pelo cálculo da SNR de 30 reconstruções de exames axiais de crânio com SNR de 60 dB amostrados com 60 linhas radiais pelos métodos de CS com pré-filtragem e energia mínima.

5 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi realizada uma análise sistemática em larga escala do efeito do ruído gaussiano na reconstrução de imagens de IRM pelo método de CS com pré-filtragem. Avaliando sua performance em diversos cenários ao utilizar imagens de partes do corpo diferentes, variando o número de linhas radiais usadas para a amostragem de modo a obter sistemas subamostrados com menos de 10% das medidas até sistemas quase totalmente amostrados. Em cada um destes casos foi aplicado um ruído gaussiano branco com intensidade diferente, o que permitiu mapear o desempenho dos métodos de reconstrução. Infelizmente, o experimento foi limitado em testar apenas dois métodos de reconstrução devido ao grande volume de dados processados, sendo interessante realizar uma continuação testando os métodos tradicionais de CS que competem com a abordagem de pré-filtragem, como o NESTA e TV. Outra possibilidade para enriquecer o estudo seria realizar os testes com o método de CS usando a pré-filtragem mas com filtros diferentes.

Os resultados experimentais obtidos demonstram que, para as imagens testadas, o método proposto por Miosso *et al* aprimora a reconstrução da imagens em termos de qualidade objetiva (SER e SSIM) em comparação ao método clássico de reconstrução mesmo na presença de ruído. Observando que os resultados para 60 dB nas medições, é possível assumir com convicção que o método proposto de CS produz resultados consistentes mesmo em situações desfavoráveis. Logo, a crítica de que os métodos baseados na aquisição de poucas medidas são mais susceptíveis a ruídos em comparação a métodos tradicionais pode ser contestada. Contudo, ainda são necessários estudos aplicando outros tipos de ruído com funções de espalhamento diferentes ou até mesmo criando artefatos artificiais na imagem como de movimento, fase e gibbs, para enriquecer a discussão.

Ademais, ainda sobre o desempenho dos métodos trabalhados na reconstrução com poucas medições, de 20 a 60 linhas radiais, temos que o efeito do ruído na reconstrução é inferior a quando é realizada com muitas medições. Para a faixa citada, a diferença entre os resultados da reconstrução em todos os níveis de ruído não ultrapassou 3.2 dB, enquanto para as simulação com muitas medições, de 200 a 300 linhas radiais, essa diferença chegou a 15.8 dB.

Um achado deste projeto é o limite da capacidade de reconstrução dos métodos abordados de acordo com a intensidade do ruído. Dependendo da SNR da imagem amostrada há um limite no qual o aumento do número de linhas radiais na aquisição não produz um aumento objetivo na qualidade da imagem. Deste modo, tendo o conhecimento prévio da existência de uma fonte de ruído na aquisição de uma imagem de IRM é possível estabelecer o número de linhas radiais adequado para o exame. Evitando que sejam realizadas mais aquisições que o necessário, tendo em vista que o resultado será semelhante.

Por fim, apesar de todas as limitações do trabalho, as metodologias e resultados aqui apresentados possuem um valor científico sobre os impactos do ruído na reconstrução de imagens, servindo de referência para orientar e direcionar novos estudos.

Referências Bibliográficas

- [1] Dominik Weishaupt, Kochli Victor D., Borut Marincek, Klaas P. Pruessmann, Johannes M. Froehlich, e Hans G. Bauer. *How does MRI work?: An introduction to the physics and function of Magnetic Resonance Imaging*, volume 1, page 15–28. Springer, 2 edition, 2008.
- [2] Heather Haynes e William Holmes. *The Emergence of Magnetic Resonance Imaging (MRI) for 3D Analysis of Sediment Beds*. 12 2013.
- [3] Lothar R Schad. Problems in texture analysis with magnetic resonance imaging. *Dialogues Clin. Neurosci.*, 6(2):235–242, June 2004.
- [4] Michael Loecher e Oliver Wieben. *k-Space*, pages 13–23. Springer International Publishing, Cham, 2015.
- [5] Johnathan A. S. Lima. *Digital filtering methods in compressed sensing for magnetic resonance imaging reconstruction*. PhD thesis, Universidade de Brasília. Departamento de Ciência da Computação, 2019. Tese de Doutorado.
- [6] Philippe Cattin. *Image restoration: Introduction to signal and image processing*, 2016.
- [7] Zhou Wang e Alan C. Bovik. Mean squared error: Love it or leave it? a new look at signal fidelity measures. *IEEE Signal Processing Magazine*, 26(1):98–117, 2009.
- [8] James Scatliff e Peter Morris. From röntgen to magnetic resonance imaging: The history of medical imaging. *North Carolina medical journal*, 75:111–3, 03 2014.
- [9] Donald W. McRobbie, Elizabeth A. Moore, Martin J. Graves, e Martin R. Prince. *MRI from Picture to Proton*. Cambridge University Press, 2 edition, 2006.
- [10] Paul Suetens. *Fundamentals of Medical Imaging*. Cambridge University Press, 1 edition, 2002.
- [11] M.D. Hashemi, Ray H., Jr. Bradley, William G., M.D. Lisanti, e Christopher J. *Fundamentals of Medical Imaging*. Lippincott Williams Wilkins, 3 edition, 2003.

- [12] Jonathan Lima, Cristiano Miosso, Mylene Farias, e Ricardo von Borries. Evaluation of different types of filters in magnetic resonance imaging using compressive sensing with pre-filtering. In *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pages 5575–5578, 2018.
- [13] Mohebbian MohammadReza, Walia Ekta, Habibullah Mohammad, Stapleton Shawn, e Wahid Khan. Classifying mri motion severity using a stacked ensemble approach. *Magnetic resonance imaging*, 75:107–115, 2021.
- [14] HK. McIsaac, D. Thordarson, R. Shafran, S. Rachman, e G. Poole. Claustrophobia and the magnetic resonance imaging procedure. *Journal of behavioral medicine*, pages 255–268, 1998.
- [15] Hirsch Franz, Frahm Jens, Sorge Ina, Roth Christian, Voit Dirk, e Gräfe Daniel. Real-time magnetic resonance imaging in pediatric radiology - new approach to movement and moving children. *Pediatric radiology*, 51(5):840–846, 2021.
- [16] Jaimes Camilo e Gee Michael. Strategies to minimize sedation in pediatric body magnetic resonance imaging. *Pediatric radiology*, 46(6):916–927, 2016.
- [17] Sandor Demeter, Martin Reed, Lisa Lix, Leonard MacWilliam, e William D. Leslie. Socioeconomic status and the utilization of diagnostic imaging in an urban setting. *CMAJ*, 173(10):1173–1177, 2005.
- [18] Márcia Delgado. Mp ajuiza ação contra secretário por falta de aparelhos de ressonância, March 2017.
- [19] Catherine Westbrook, Carolyn Kaut Roth, e John Talbot. *MRI in Practice*. Wiley-Blackwell, 5 edition, 2011.
- [20] Emmanuel J. Candes e Michael B. Wakin. An introduction to compressive sampling. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(2):21–30, 2008.
- [21] Emmanuel Candès e Justin Romberg. Sparsity and incoherence in compressive sampling. *Inverse Problems*, 23(3):969–985, apr 2007.
- [22] Andjela Draganic, Irena Orovic, e Srdjan Stankovic. On some common compressive sensing recovery algorithms and applications - review paper, 2017.
- [23] C. J. Miosso, R. von Borries, e J. H. Pierluissi. Compressive sensing method for improved reconstruction of gradient-sparse magnetic resonance images. In *2009 Conference Record of the Forty-Third Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, pages 799–806, 2009.

- [24] H. Gu, B. Yaman, K. Ugurbil, S. Moeller, e M Akcakaya. Compressed sensing mri with 11-wavelet reconstruction revisited using modern data science tools. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 6(1):3596–3600, 2021.
- [25] JosÉ M. Bioucas-Dias e MÁrio A. T. Figueiredo. A new twist: Two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(12):2992–3004, 2007.
- [26] Yutong Chen, Carola-Bibiane Schönlieb, Pietro Liò, Tim Leiner, Pier Luigi Dragotti, Ge Wang, Daniel Rueckert, David Firmin, e Guang Yang. Ai-based reconstruction for fast mri—a systematic review and meta-analysis. *Proceedings of the IEEE*, 110(2):224–245, 2022.
- [27] Santiago Aja-Fern e Antonio Trist. A review on statistical noise models for magnetic resonance imaging 1. 2013.
- [28] Diário oficial da República Federativa do Brasil. Resolução rdc nº 611, de 9 de março de 2022, March 2022. Estabelece os requisitos sanitários para a organização e o funcionamento de serviços de radiologia diagnóstica ou intervencionista e regulamenta o controle das exposições médicas, ocupacionais e do público decorrentes do uso de tecnologias radiológicas diagnósticas ou intervencionistas.
- [29] Alessandro André et al. Mazzola. Protocolo de testes de aceitação em equipamentos de imagem por ressonância magnética. *Scielo Brasil*, 38(3):195–204, 2005.
- [30] Youness Arjoune, Naima Kaabouch, Hassan El Ghazi, e Ahmed Tamtaoui. Compressive sensing: Performance comparison of sparse recovery algorithms. In *2017 IEEE 7th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, pages 1–7, 2017.
- [31] Jie Tang, Brian E Nett, e Guang-Hong Chen. Performance comparison between total variation (TV)-based compressed sensing and statistical iterative reconstruction algorithms. *Physics in Medicine and Biology*, 54(19):5781–5804, sep 2009.
- [32] Junan Zhu e Dror Baron. Performance regions in compressed sensing from noisy measurements. In *CISS*, pages 1–6. IEEE, 2013.
- [33] Perry Sprawls. *Magnetic Resonance Imaging: Principles, Methods, and Techniques*. Medical Physics Pub Corp, 1 edition, 2000.
- [34] Q. Wang, Y. Dai, B. Zhao, S. Song, C. Wang, L. Li, J. Cheng, S. Chen, H. Wang, Z. Ni, Y. Li, C. Cui, X. Hu, H. Wang, Y. Lei, K. Chan, L. Yan, C. Wen, G. Hui, W. Yang, F. Liu, Y. Zhuo, X. Zhou, Z. Yan, J. Chen, e T. Xu. A superconducting

- magnet system for whole-body metabolism imaging. *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*, 22(3):4400905–4400905, 2012.
- [35] Michel Goossens, Frank Mittelbach, e Alexander Samarin. *An Introduction to Liquid Helium*. Oxford University Press, Oxford, 1987.
- [36] David Kramer. Helium is again in short supply. *physicstoday*, 2022.
- [37] Eduardo Diaz Rios. Técnica de diagnóstico por imagens: Ressonância magnética, 1998.
- [38] Davi Lyra Leite. Reconstrução de imagens de ressonância magnética com imageamento paralelo. *IEEE R9 Student Paper Contest*, 09 2011.
- [39] Michael Lustig, David L. Donoho, Juan M. Santos, e John M. Pauly. Compressed sensing mri. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(2):72–82, 2008.
- [40] P. Perona e J. Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12:629–639, 07 1990.
- [41] Bhawna Goyal, Ayush Dogra, Sunil Agrawal, e B S Sohi. Noise issues prevailing in various types of medical images. *Biomed. Pharmacol. J.*, 11(3):1227–1237, September 2018.
- [42] Jürgen Machann, Claus Thamer, Birgit Schnoedt, Norbert Stefan, Hans-Ulrich Haring, Claus D Claussen, Andreas Fritsche, e Fritz Schick. Hepatic lipid accumulation in healthy subjects: a comparative study using spectral fat-selective MRI and volume-localized ¹H-MR spectroscopy. *Magn. Reson. Med.*, 55(4):913–917, April 2006.
- [43] Chia-Ying Liu, Charles A McKenzie, Huanzhou Yu, Jean H Brittain, e Scott B Reeder. Fat quantification with IDEAL gradient echo imaging: correction of bias from $t(1)$ and noise. *Magn. Reson. Med.*, 58(2):354–364, August 2007.
- [44] Douglas N Greve, Bryon A Mueller, Thomas Liu, Jessica A Turner, James Voyvodic, Elizabeth Yetter, Michele Diaz, Gregory McCarthy, Stuart Wallace, Brian J Roach, Judy M Ford, Daniel H Mathalon, Vince D Calhoun, Cynthia G Wible, Gregory G Brown, Steven G Potkin, e Gary Glover. A novel method for quantifying scanner instability in fMRI. *Magn. Reson. Med.*, 65(4):1053–1061, April 2011.
- [45] Sachin Chavan e Nitin Choubey. Review on various noise models and image restoration techniques. *International Journal of Development Research*, 7(9):15048–15053, September 2017.

- [46] Assaf Tal. Mri: Physical principles and applications, lecture 9 signal to noise, February 2014.
- [47] Zhou Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, e E.P. Simoncelli. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4):600–612, 2004.
- [48] Channappayya Sumohana, Bovik Alan, Caramanis Constantine, , e Heath Robert. Ssim-optimal linear image restoration. *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pages 765–768, 2008.
- [49] Olaf Dietrich, José G. Raya, Scott B. Reeder, Maximilian F. Reiser, e Stefan O. Schoenberg. Measurement of signal-to-noise ratios in mr images: Influence of multichannel coils, parallel imaging, and reconstruction filters. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 26(2):375–385, 2007.
- [50] L Kaufman, D M Kramer, L E Crooks, e D A Ortendahl. Measuring signal-to-noise ratios in mr imaging. *Radiology*, 173(1):265–267, 1989.
- [51] Henkelman M. Measurement of signal intensities in the presence of noise in mr images. *Medical physics*, 12(2):232–233, 1985.

A TABELAS E GRÁFICOS PRODUZIDOS

A.1 Simulação do método de CS com pré-filtragem

Linhas radiais	SNR nas medidas (dB)															
	10		15		20		25		30		40		50		60	
	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM
20	11,7	0,10	12,6	0,12	13,0	0,13	13,1	0,13	13,2	0,12	13,1	0,12	13,1	0,12	13,1	0,12
40	13,8	0,16	15,3	0,20	16,1	0,22	16,5	0,23	16,6	0,23	16,6	0,23	16,6	0,23	16,6	0,23
60	14,8	0,20	16,8	0,26	17,9	0,29	18,5	0,31	18,7	0,31	18,8	0,31	18,7	0,31	18,7	0,31
80	15,4	0,23	17,9	0,30	19,4	0,34	20,2	0,37	20,5	0,38	20,6	0,38	20,6	0,38	20,6	0,38
100	15,7	0,26	18,6	0,33	20,4	0,39	21,4	0,42	21,8	0,43	21,9	0,44	21,9	0,44	22,0	0,44
120	15,8	0,27	19,1	0,35	21,3	0,42	22,5	0,46	23,0	0,48	23,2	0,48	23,2	0,48	23,2	0,48
140	15,8	0,28	19,4	0,37	22,0	0,45	23,4	0,50	24,1	0,52	24,4	0,53	24,3	0,53	24,3	0,53
160	15,8	0,29	19,7	0,39	22,5	0,47	24,3	0,53	25,0	0,55	25,4	0,57	25,4	0,57	25,5	0,57
180	15,8	0,29	19,8	0,40	22,9	0,49	24,9	0,56	25,9	0,59	26,3	0,60	26,4	0,60	26,4	0,60
200	15,8	0,30	19,9	0,41	23,3	0,51	25,5	0,58	26,7	0,61	27,3	0,63	27,3	0,63	27,3	0,63
220	15,6	0,31	19,8	0,43	23,3	0,53	25,8	0,60	27,1	0,64	27,8	0,66	27,8	0,66	27,8	0,66
240	15,5	0,31	19,8	0,43	23,5	0,54	26,3	0,62	27,9	0,66	28,8	0,69	28,8	0,69	28,8	0,69
260	15,4	0,32	19,8	0,44	23,7	0,55	26,7	0,63	28,4	0,68	29,6	0,71	29,7	0,71	29,7	0,71
280	15,2	0,32	19,8	0,44	23,8	0,56	27,1	0,64	29,1	0,69	30,5	0,73	30,6	0,74	30,6	0,74
300	15,2	0,32	19,8	0,44	23,9	0,56	27,4	0,65	29,7	0,71	31,3	0,75	31,5	0,76	31,5	0,76
320	15,0	0,31	19,7	0,44	24,0	0,56	27,7	0,66	30,3	0,72	32,2	0,77	32,3	0,78	32,4	0,78
340	15,0	0,31	19,7	0,44	24,1	0,57	27,8	0,66	30,6	0,73	33,0	0,79	33,3	0,80	33,3	0,80
360	14,8	0,31	19,6	0,44	24,1	0,57	28,0	0,67	31,0	0,74	33,7	0,80	34,2	0,82	34,2	0,82
380	14,7	0,31	19,5	0,44	24,1	0,57	28,2	0,67	31,5	0,75	34,6	0,82	35,0	0,84	35,1	0,84
400	14,6	0,31	19,4	0,44	24,1	0,57	28,3	0,68	31,8	0,75	35,3	0,83	35,9	0,85	35,9	0,85

Tabela A.1. Média de SER das 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar, axial de crânio e sagital T1 de joelho pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

Linhas radiais	SNR nas medidas (dB)															
	10		15		20		25		30		40		50		60	
	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM
20	9,6	0,19	10,2	0,21	10,8	0,22	10,5	0,21	11,0	0,22	10,9	0,22	10,9	0,22	10,9	0,22
40	12,0	0,30	13,2	0,34	14,8	0,36	14,1	0,36	15,2	0,37	15,2	0,37	15,2	0,37	15,2	0,37
60	13,4	0,36	15,3	0,41	17,4	0,45	17,0	0,46	18,2	0,47	18,2	0,47	18,2	0,47	18,2	0,47
80	14,1	0,40	16,7	0,46	19,1	0,50	19,2	0,52	20,5	0,54	20,6	0,54	20,6	0,54	20,6	0,54
100	14,4	0,41	17,6	0,49	20,4	0,54	20,9	0,57	22,2	0,59	22,5	0,60	22,5	0,60	22,4	0,60
120	14,5	0,42	18,1	0,50	21,2	0,56	22,3	0,62	23,7	0,64	24,0	0,65	24,0	0,65	24,0	0,65
140	14,6	0,42	18,4	0,51	21,8	0,58	23,4	0,65	24,9	0,68	25,4	0,69	25,4	0,69	25,4	0,69
160	14,6	0,43	18,6	0,52	22,2	0,60	24,3	0,67	25,9	0,71	26,6	0,73	26,6	0,73	26,6	0,73
180	14,6	0,43	18,7	0,53	22,5	0,61	25,0	0,70	26,8	0,74	27,7	0,76	27,8	0,77	27,7	0,77
200	14,5	0,43	18,7	0,53	22,8	0,62	25,6	0,72	27,7	0,76	28,7	0,79	28,8	0,80	28,8	0,80
220	14,5	0,43	18,7	0,53	23,0	0,60	26,1	0,73	28,7	0,77	30,2	0,81	30,4	0,82	30,3	0,82
240	14,5	0,43	18,7	0,53	23,1	0,60	26,5	0,75	29,3	0,79	31,1	0,84	31,3	0,84	31,3	0,84
260	14,6	0,43	18,6	0,53	23,1	0,61	26,8	0,76	29,9	0,81	32,1	0,86	32,3	0,87	32,3	0,87
280	14,6	0,42	18,7	0,53	23,2	0,61	27,1	0,77	30,4	0,83	33,0	0,89	33,3	0,89	33,3	0,89
300	14,5	0,42	18,7	0,53	23,2	0,61	27,3	0,77	30,8	0,84	33,9	0,90	34,3	0,91	34,3	0,91
320	14,6	0,42	18,6	0,53	23,2	0,62	27,5	0,78	31,2	0,85	34,7	0,92	35,2	0,93	35,2	0,93
340	14,6	0,42	18,7	0,53	23,2	0,62	27,6	0,79	31,6	0,86	35,6	0,93	36,2	0,94	36,2	0,94
360	14,5	0,42	18,6	0,53	23,2	0,62	27,7	0,79	31,9	0,87	36,4	0,95	37,2	0,95	37,3	0,95
380	14,5	0,42	18,7	0,53	23,2	0,62	27,8	0,79	32,1	0,88	37,3	0,95	38,3	0,96	38,4	0,96
400	14,6	0,42	18,6	0,53	23,2	0,62	27,9	0,80	32,3	0,88	38,1	0,96	39,4	0,97	39,5	0,97

Tabela A.2. Média de SER e SSIM das 100 imagens reconstruídas de exames axiais de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

Linhas radiais	SNR nas medidas (dB)															
	10		15		20		25		30		40		50		60	
	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM
20	9,4	0,18	9,5	0,19	9,5	0,19	9,6	0,19	9,6	0,19	9,6	0,19	9,6	0,19	9,5	0,19
40	11,0	0,29	11,1	0,32	11,2	0,33	11,3	0,34	11,6	0,33	11,6	0,33	11,6	0,33	11,6	0,33
60	11,9	0,37	12,3	0,42	12,6	0,43	12,6	0,44	12,8	0,44	12,8	0,43	12,8	0,43	12,8	0,43
80	12,5	0,43	13,7	0,50	13,7	0,51	13,7	0,52	13,8	0,52	13,8	0,52	13,8	0,52	13,8	0,52
100	12,8	0,48	14,5	0,55	14,5	0,58	14,6	0,59	14,7	0,59	14,7	0,59	14,7	0,59	14,7	0,59
120	13,0	0,51	15,1	0,60	15,2	0,64	15,5	0,65	15,5	0,65	15,6	0,65	15,5	0,65	15,5	0,65
140	13,2	0,53	15,6	0,64	15,9	0,68	16,3	0,70	16,4	0,70	16,4	0,70	16,3	0,70	16,3	0,70
160	13,3	0,55	16,0	0,67	16,6	0,72	17,1	0,75	17,2	0,75	17,2	0,75	17,2	0,75	17,1	0,75
180	13,4	0,57	16,4	0,69	17,2	0,76	17,7	0,79	18,0	0,79	18,0	0,79	18,0	0,79	18,0	0,79
200	13,4	0,58	16,7	0,72	17,9	0,79	18,6	0,82	18,8	0,82	18,9	0,82	18,9	0,82	18,9	0,82
220	13,5	0,59	17,0	0,73	19,2	0,81	20,4	0,85	20,7	0,86	20,8	0,86	20,8	0,86	20,7	0,86
240	13,5	0,60	17,3	0,75	19,8	0,83	21,2	0,87	21,6	0,88	21,7	0,88	21,7	0,88	21,7	0,88
260	13,5	0,60	17,5	0,76	20,3	0,85	22,0	0,89	22,5	0,90	22,7	0,90	22,7	0,90	22,7	0,90
280	13,4	0,60	17,6	0,77	20,8	0,87	22,8	0,90	23,5	0,92	23,8	0,92	23,8	0,92	23,8	0,92
300	13,4	0,61	17,8	0,78	21,2	0,88	23,6	0,92	24,4	0,93	24,9	0,94	24,9	0,94	24,9	0,94
320	13,4	0,61	17,9	0,78	21,6	0,89	24,3	0,93	25,4	0,95	26,0	0,95	26,0	0,95	26,0	0,95
340	13,3	0,61	17,9	0,78	21,9	0,89	25,0	0,94	26,4	0,96	27,2	0,96	27,2	0,96	27,2	0,96
360	13,3	0,61	18,0	0,79	22,2	0,9	25,5	0,95	27,3	0,96	28,3	0,97	28,4	0,97	28,4	0,97
380	13,2	0,61	18,0	0,79	22,4	0,9	26,1	0,95	28,2	0,97	29,6	0,98	29,8	0,98	29,7	0,98
400	13,2	0,61	18,1	0,79	22,6	0,91	26,5	0,96	29,1	0,97	30,9	0,98	31,1	0,98	31,1	0,98

Tabela A.3. Média de SER e SSIM das 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

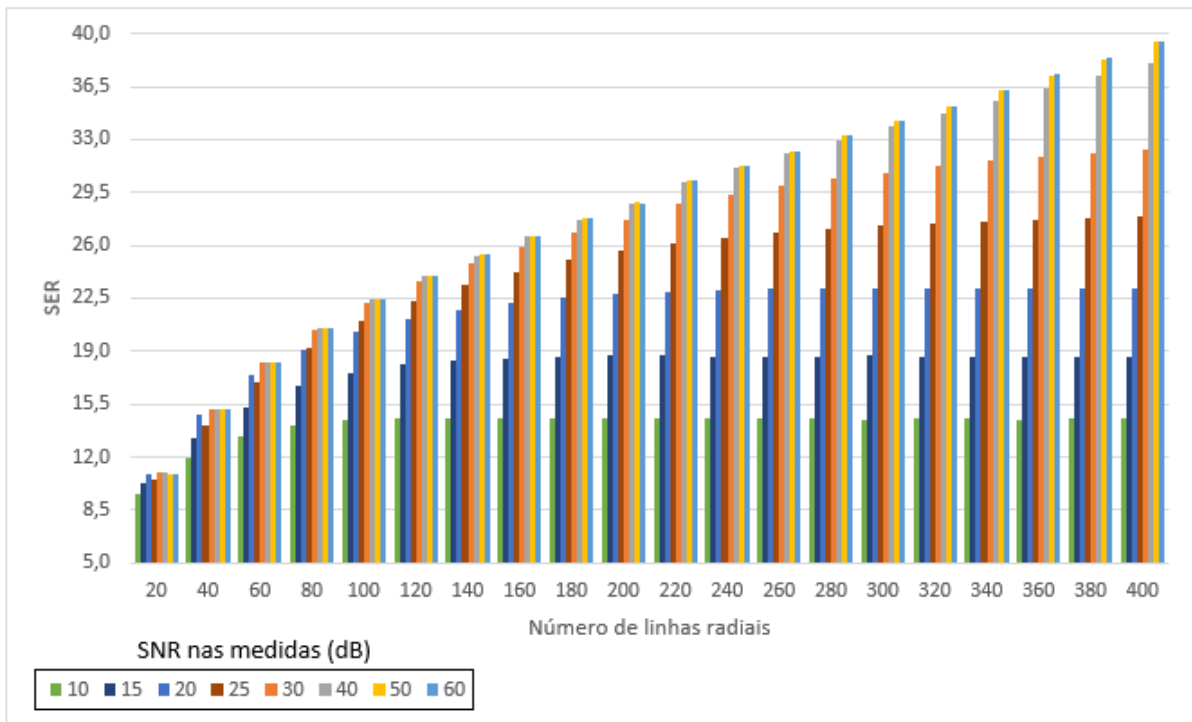


Figura A.1. Gráfico da média de SER de 100 imagens reconstruídas de exames axial de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

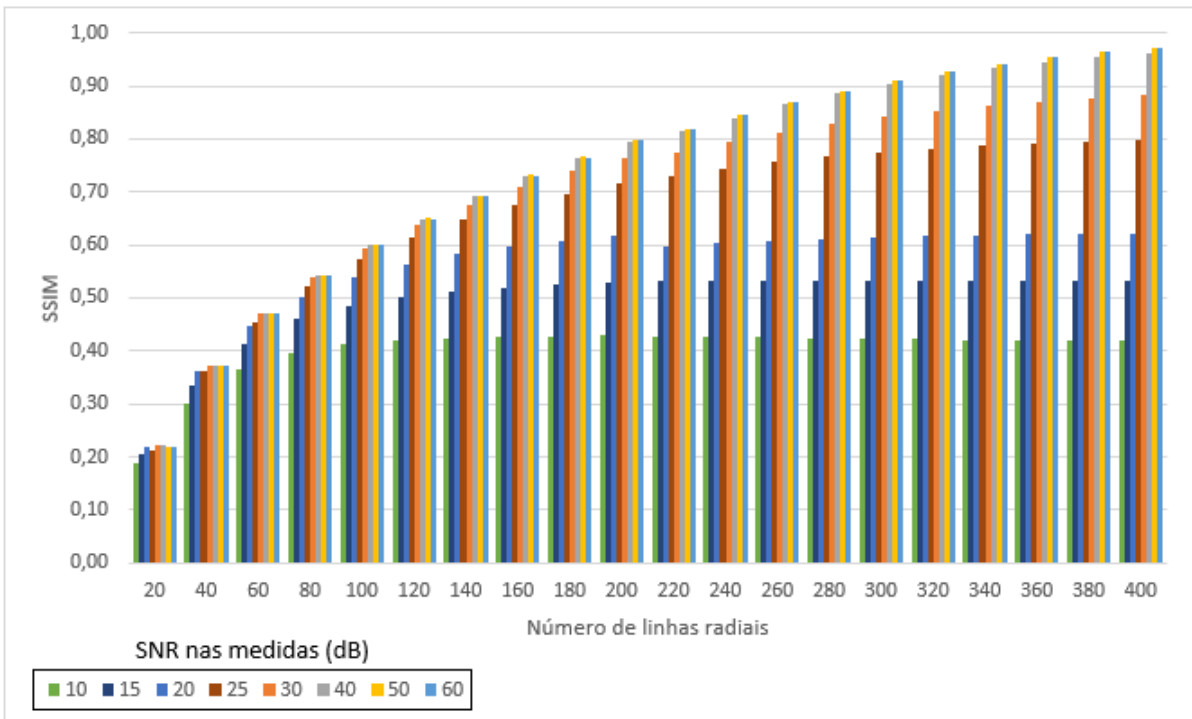


Figura A.2. Gráfico da média de SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames axial de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

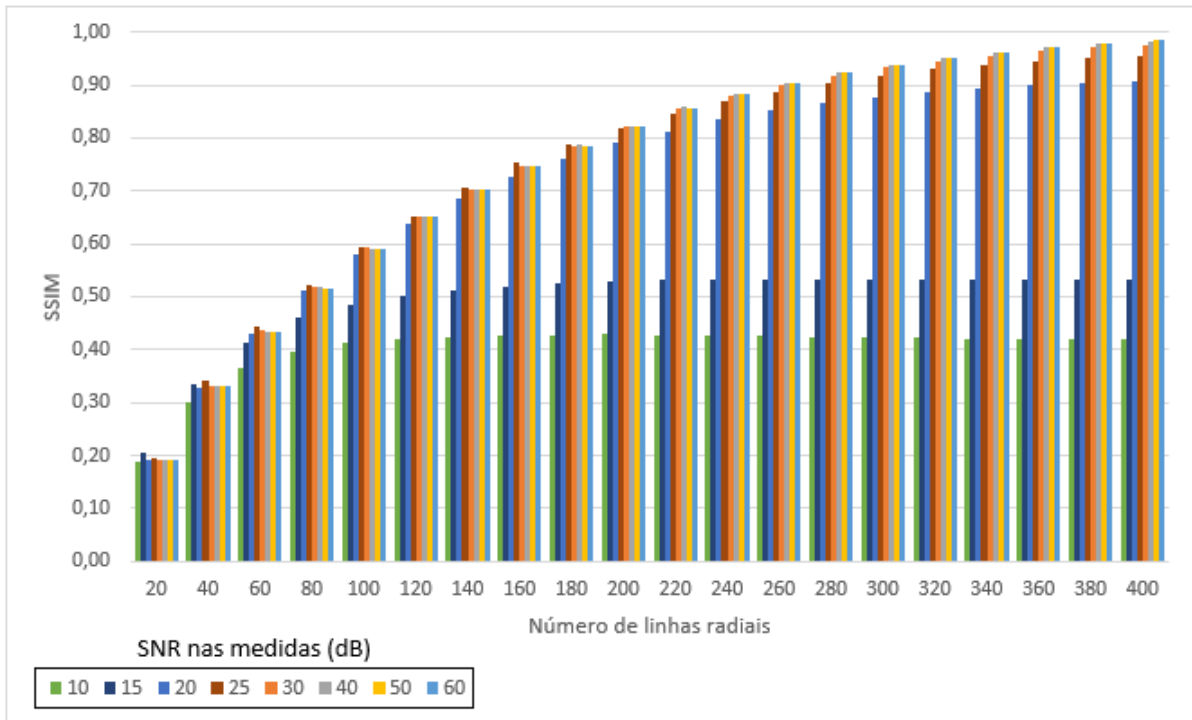


Figura A.3. Gráfico da média de SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

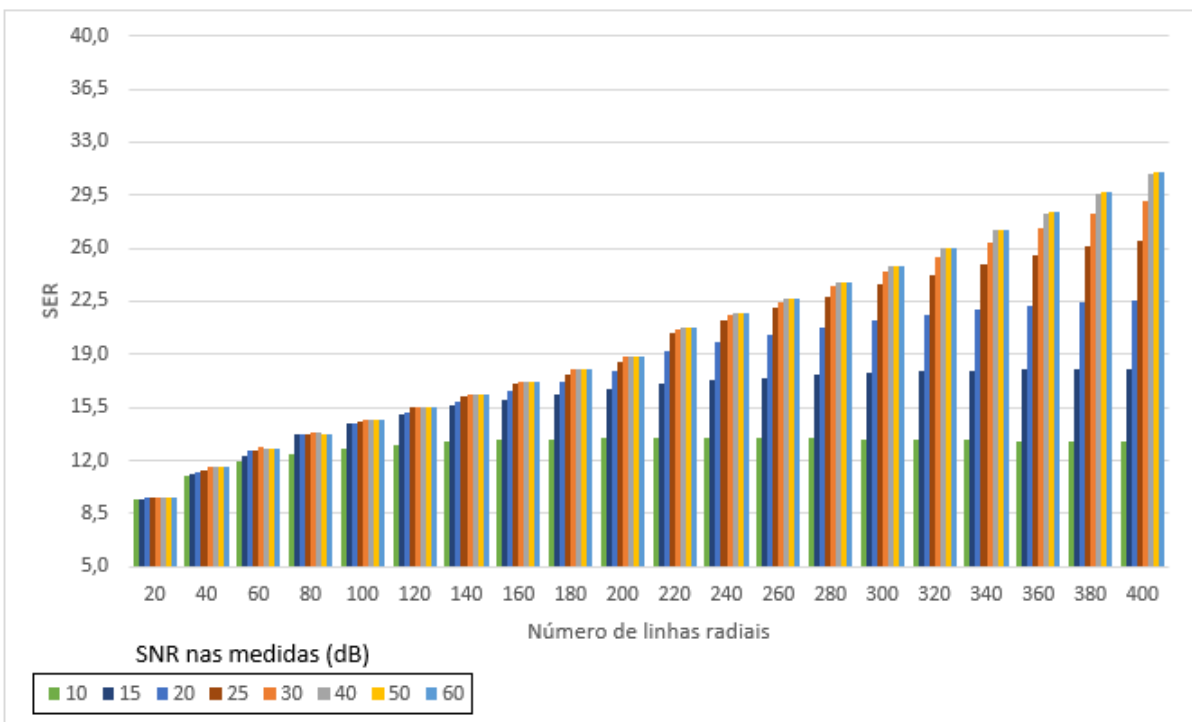


Figura A.4. Gráfico da média de SER de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

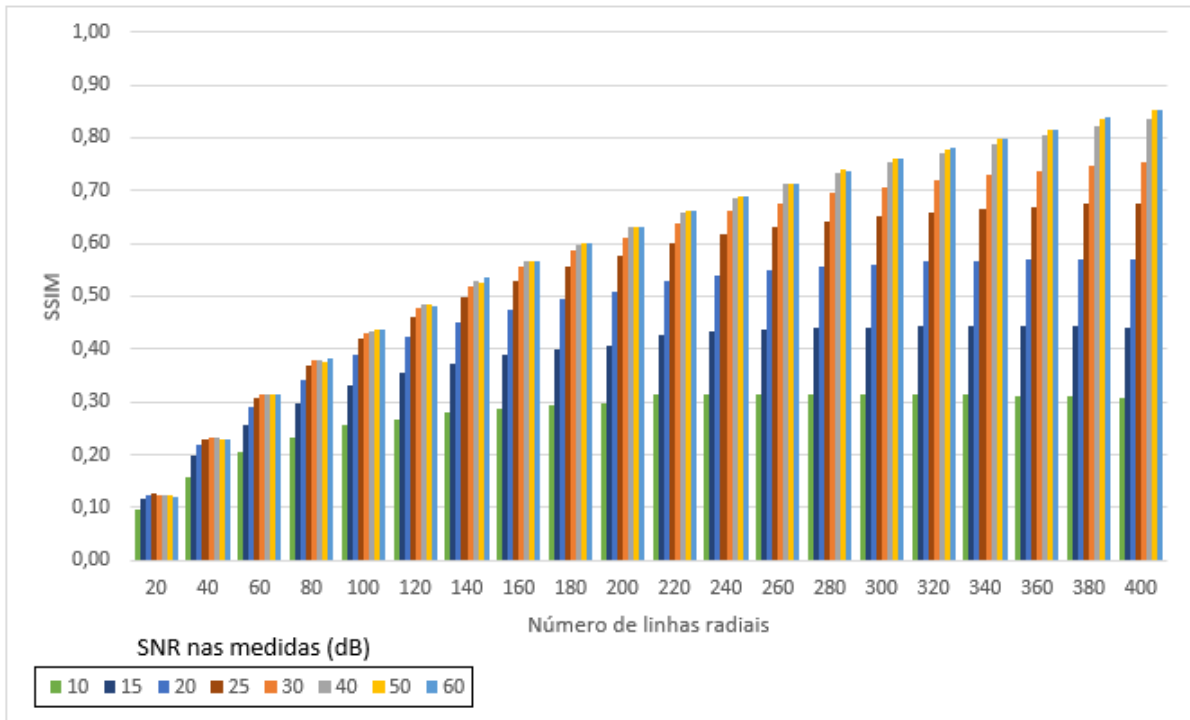


Figura A.5. Gráfico da média de SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

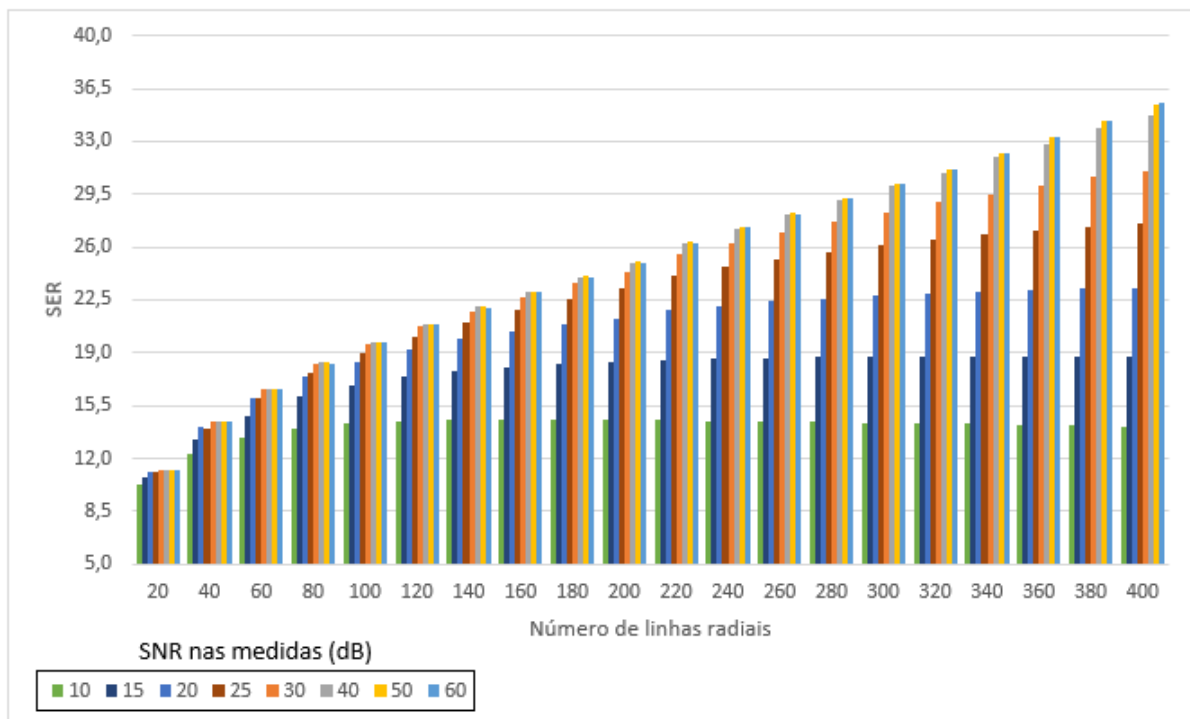


Figura A.6. Gráfico da média de SER de 300 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar, sagital T1 de joelho e axial de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

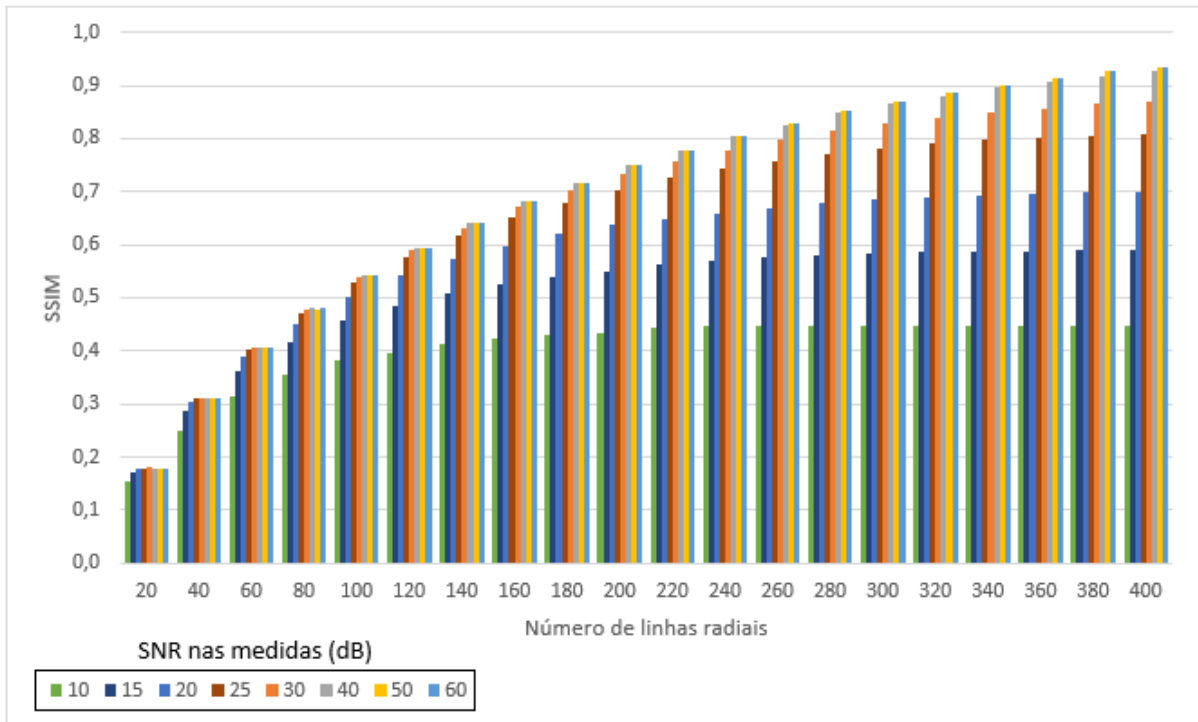


Figura A.7. Gráfico da média de SSIM de 300 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de coluna lombar, sagital T1 de joelho e axial de crânio pelo método de CS com pré-filtragem usando o banco de filtros de Haar.

A.2 Simulação do método clássico de energia mínima

Linhas radiais	SNR nas medidas (dB)															
	10		15		20		25		30		40		50		60	
	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM
20	10,1	0,20	10,2	0,20	10,3	0,20	10,3	0,21	10,3	0,21	10,3	0,21	10,3	0,21	10,3	0,21
40	12,3	0,29	12,6	0,31	12,7	0,31	12,8	0,31	12,8	0,31	12,8	0,31	12,8	0,31	12,8	0,31
60	13,7	0,35	14,5	0,37	14,8	0,38	14,9	0,38	14,9	0,39	14,9	0,39	14,9	0,39	14,9	0,39
80	14,7	0,38	16,1	0,42	16,6	0,44	16,8	0,44	16,9	0,44	16,9	0,44	16,9	0,44	16,9	0,44
100	15,2	0,40	17,2	0,45	18,0	0,47	18,3	0,48	18,5	0,49	18,5	0,49	18,5	0,49	18,5	0,49
120	15,4	0,41	18,0	0,47	19,2	0,50	19,7	0,52	19,9	0,53	19,9	0,53	20,0	0,53	20,0	0,53
140	15,5	0,42	18,5	0,48	20,2	0,53	20,9	0,55	21,2	0,56	21,3	0,56	21,3	0,56	21,3	0,56
160	15,4	0,42	18,9	0,49	21,1	0,55	22,1	0,58	22,4	0,59	22,6	0,60	22,6	0,60	22,6	0,60
180	15,3	0,42	19,2	0,50	21,8	0,57	23,1	0,61	23,7	0,63	23,9	0,64	23,9	0,64	23,9	0,64
200	15,2	0,42	19,4	0,51	22,5	0,59	24,2	0,64	24,9	0,66	25,2	0,68	25,3	0,68	25,3	0,68
220	15,0	0,42	19,5	0,51	23,0	0,60	25,1	0,67	26,0	0,70	26,5	0,72	26,6	0,72	26,6	0,72
240	14,9	0,42	19,5	0,52	23,4	0,61	25,9	0,69	27,2	0,74	27,9	0,76	27,9	0,76	27,9	0,76
260	14,7	0,42	19,5	0,52	23,7	0,62	26,6	0,71	28,2	0,77	29,1	0,80	29,2	0,80	29,2	0,80
280	14,5	0,41	19,4	0,52	23,9	0,63	27,2	0,73	29,2	0,80	30,4	0,84	30,5	0,84	30,5	0,84
300	14,4	0,41	19,4	0,52	24,0	0,64	27,7	0,75	30,0	0,82	31,6	0,87	31,8	0,88	31,8	0,88
320	14,3	0,41	19,3	0,52	24,1	0,64	28,1	0,76	30,8	0,85	32,8	0,90	33,0	0,91	33,1	0,91
340	14,1	0,41	19,2	0,52	24,1	0,64	28,4	0,77	31,5	0,87	34,1	0,93	34,4	0,94	34,5	0,94
360	14,0	0,41	19,1	0,52	24,1	0,65	28,6	0,78	32,2	0,88	35,3	0,95	35,7	0,96	35,8	0,96
380	14,0	0,41	19,1	0,52	24,1	0,65	28,8	0,79	32,7	0,90	36,6	0,97	37,3	0,98	37,3	0,98
400	13,9	0,40	19,1	0,52	24,1	0,65	29,0	0,80	33,2	0,91	37,9	0,99	38,8	1,00	38,9	1,00

Tabela A.4. Média de SER e SSIM das 100 imagens reconstruídas de exames axiais de crânio pelo método clássico de energia mínima.

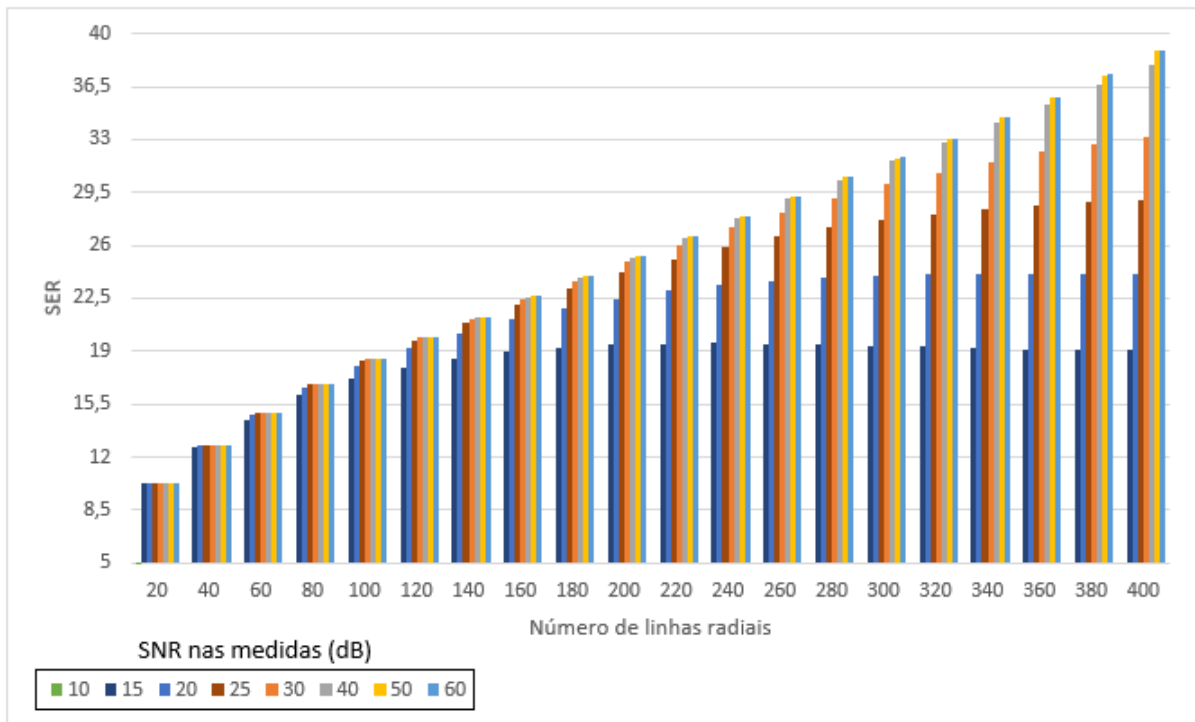


Figura A.8. Gráfico da média de SER de 100 imagens reconstruídas de exames sagittal T1 de coluna lombar pelo método clássico de energia mínima.

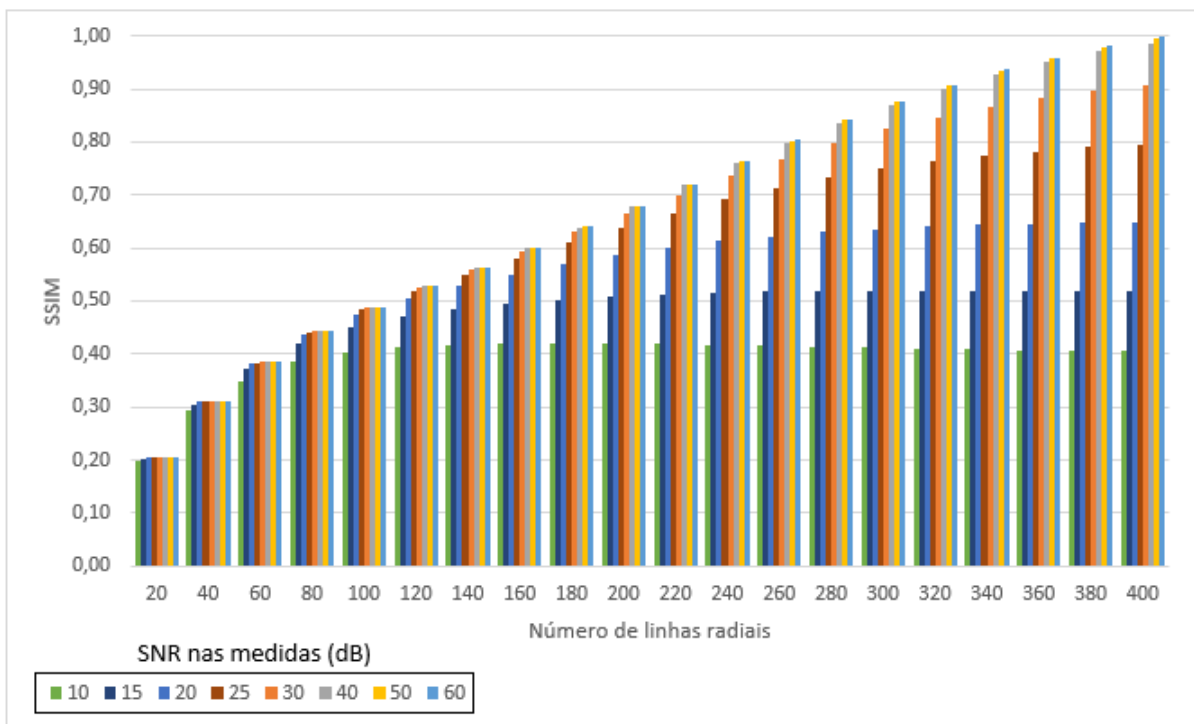


Figura A.9. Gráfico da média de SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames axial de crânio pelo método clássico de energia mínima.

Linhas radiais	SNR nas medidas (dB)															
	10		15		20		25		30		40		50		60	
	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM	SER	SSIM
20	11,6	0,20	11,7	0,21	11,8	0,21	11,8	0,21	11,8	0,21	11,8	0,21	11,8	0,21	11,8	0,21
40	12,9	0,29	13,3	0,31	13,5	0,32	13,5	0,32	13,6	0,33	13,6	0,33	13,6	0,33	13,6	0,33
60	13,5	0,35	14,3	0,40	14,6	0,42	14,7	0,43	14,8	0,43	14,8	0,43	14,8	0,43	14,8	0,43
80	13,9	0,40	15,1	0,46	15,6	0,49	15,7	0,50	15,7	0,50	15,8	0,50	15,8	0,50	15,8	0,50
100	14,1	0,43	15,7	0,52	16,4	0,56	16,6	0,57	16,7	0,57	16,7	0,58	16,7	0,58	16,7	0,58
120	14,3	0,47	16,3	0,56	17,2	0,62	17,5	0,63	17,6	0,64	17,6	0,64	17,7	0,64	17,7	0,64
140	14,2	0,48	16,7	0,60	17,8	0,66	18,3	0,68	18,4	0,69	18,4	0,69	18,5	0,69	18,5	0,69
160	14,2	0,50	17,0	0,63	18,5	0,70	19,1	0,73	19,3	0,73	19,3	0,74	19,4	0,74	19,4	0,74
180	14,2	0,51	17,4	0,66	19,2	0,73	19,9	0,77	20,1	0,77	20,2	0,78	20,3	0,78	20,3	0,78
200	14,1	0,51	17,6	0,67	19,7	0,76	20,6	0,80	20,9	0,80	21,0	0,81	21,0	0,81	21,1	0,81
220	14,0	0,52	17,8	0,69	20,2	0,78	21,4	0,82	21,7	0,83	21,9	0,84	21,9	0,84	22,0	0,84
240	13,9	0,52	17,9	0,70	20,7	0,80	22,2	0,85	22,6	0,86	22,8	0,86	22,9	0,87	22,9	0,87
260	13,9	0,53	18,1	0,71	21,2	0,82	23,0	0,87	23,5	0,88	23,8	0,89	23,9	0,89	24,0	0,89
280	13,8	0,52	18,1	0,72	21,6	0,83	23,7	0,89	24,4	0,90	24,7	0,91	24,9	0,91	25,0	0,91
300	13,7	0,52	18,1	0,72	21,9	0,84	24,3	0,90	25,1	0,91	25,6	0,92	25,8	0,92	25,9	0,93
320	13,6	0,53	18,2	0,73	22,2	0,85	25,0	0,91	26,0	0,93	26,5	0,93	26,8	0,94	27,0	0,94
340	13,5	0,53	18,2	0,73	22,5	0,86	25,7	0,92	26,8	0,94	27,6	0,95	27,9	0,95	28,2	0,95
360	13,4	0,52	18,2	0,73	22,6	0,87	26,1	0,93	27,5	0,95	28,4	0,96	28,9	0,96	29,2	0,96
380	13,4	0,53	18,2	0,73	22,8	0,87	26,6	0,94	28,2	0,95	29,2	0,96	29,8	0,97	30,2	0,97
400	13,3	0,52	18,2	0,73	22,9	0,88	27,0	0,94	28,8	0,96	30,0	0,97	30,7	0,97	31,2	0,97

Tabela A.5. Média de SER e SSIM das 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método clássico de energia mínima.

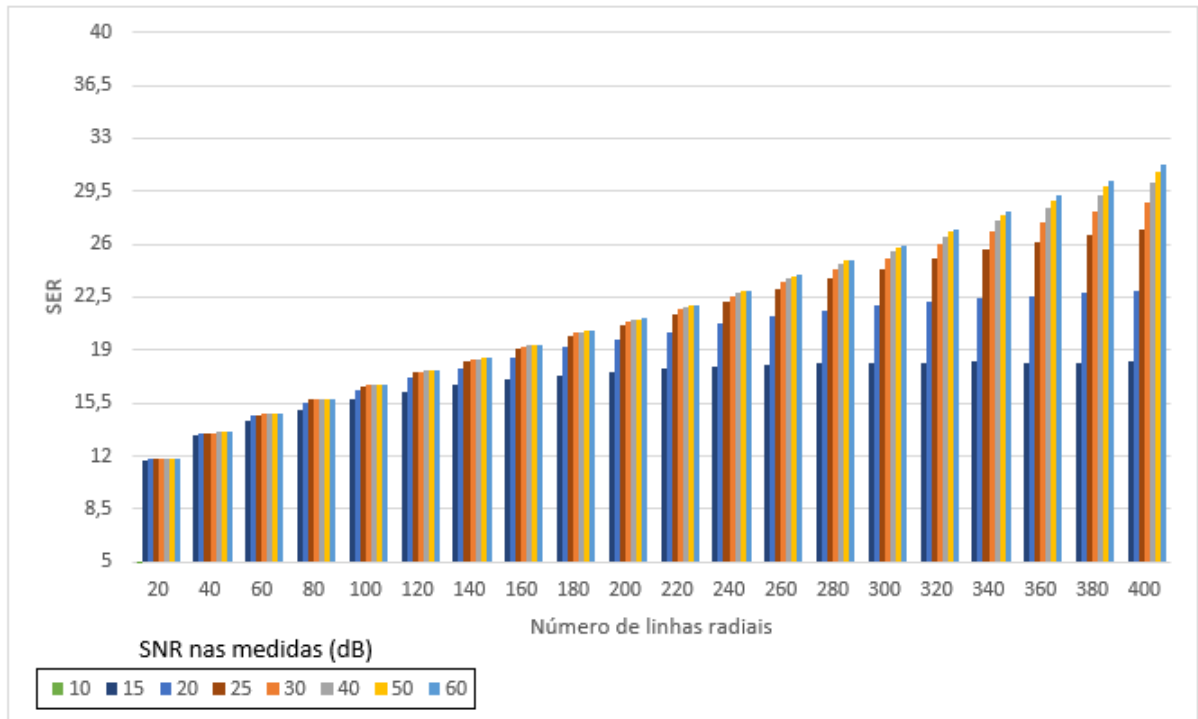


Figura A.10. Gráfico da média de SER de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método clássico de energia mínima.

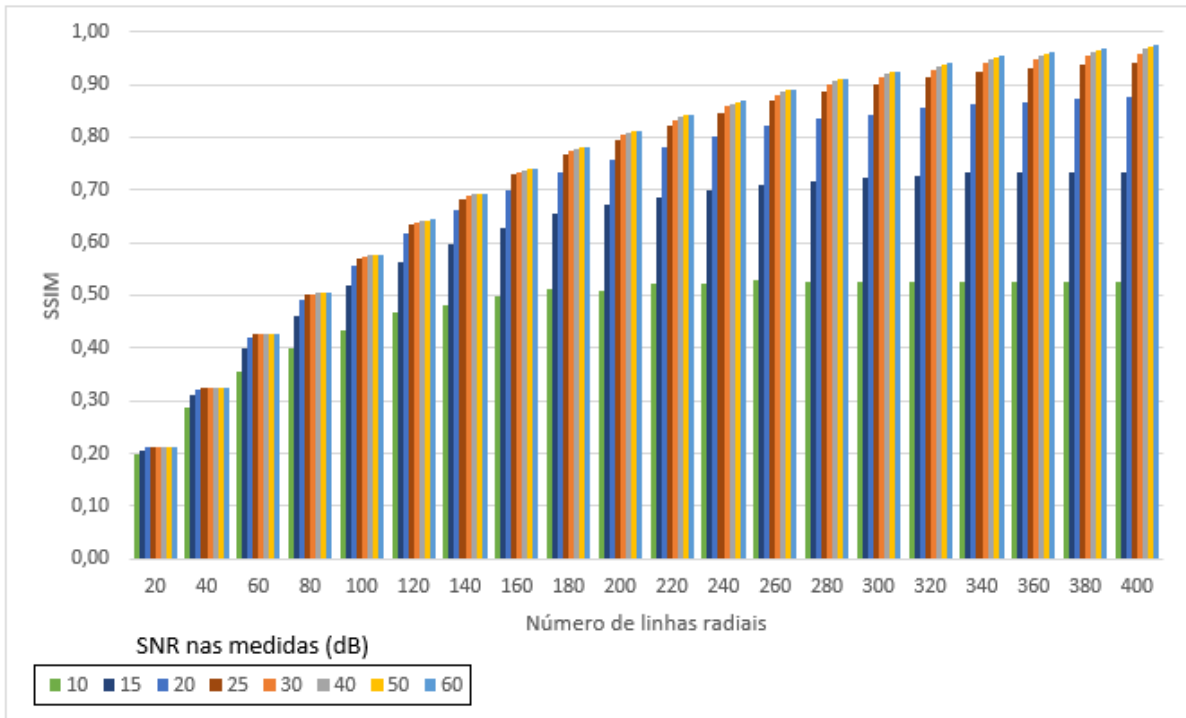


Figura A.11. Gráfico da média de SSIM de 100 imagens reconstruídas de exames sagital T1 de joelho pelo método clássico de energia mínima.