

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação

**Método de Compressão e Descompressão de Imagens
DICOM Utilizando Duplo Cone**

Aratã Andrade Saraiva Elvas Piauilino

Tese de Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Ciências de
Computação e Matemática Computacional (PPG-CCMC)

SERVIÇO DE PÓS-GRADUAÇÃO DO ICMC-USP

Data de Depósito:

Assinatura: _____

Aratã Andrade Saraiva Elvas Piauilino

Método de Compressão e Descompressão de Imagens DICOM Utilizando Duplo Cone

Tese apresentada ao Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação – ICMC-USP, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional. *VERSÃO FINAL*

Área de Concentração: Ciências de Computação e Matemática Computacional

Orientador: Prof. Dr. João do Espírito Santo Batista Neto

USP – São Carlos
Março de 2021

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Achille Bassi
e Seção Técnica de Informática, ICMC/USP,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

A634m Antonelli, Humberto Lidio
Modelo de teses e dissertações em LaTeX do ICMC /
Humberto Lidio Antonelli; orientadora Renata Pontin
de Mattos Fortes. -- São Carlos, 2017.
79 p.

Tese (Doutorado - Programa de Pós-Graduação em
Ciências de Computação e Matemática Computacional) --
Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação,
Universidade de São Paulo, 2017.

1. Modelo. 2. Monografia de qualificação. 3.
Dissertação. 4. Tese. 5. Latex. I. Fortes, Renata
Pontin de Mattos, orient. II. Título.

Aratã Andrade Saraiva Elvas Piauilino

**DICOM Compression and Decompression Method Using
Double Cone**

Doctoral thesis submitted to the Institute of Mathematics and Computer Sciences – ICMC-USP, in partial fulfillment of the requirements for the degree of the Doctorate Program in Computer Science and Computational Mathematics. *FINAL VERSION*

Concentration Area: Computer Science and Computational Mathematics

Advisor: Prof. Dr. João do Espírito Santo Batista Neto

**USP – São Carlos
March 2021**

*Este trabalho é dedicado às crianças adultas que,
quando pequenas, sonharam em se tornar cientistas.*

*Em especial, aos pesquisadores do Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação
(ICMC).*

AGRADECIMENTOS

A Deus primeiramente, por ter me iluminado a cada dia, com coragem, paciência e nunca ter me deixado abalar por nada, apesar das dificuldades;

À minha família, em especial minha mãe Maria Denise Nonata de Andrade, meu irmão Aracaty Andrade Saraiva, por serem meus espelhos para a vida e por tudo que sempre fizeram, nunca deixando me faltar nada para construção desse sonho, sempre fazendo tudo que esteve ao alcance, com apoio, amor, carinho, dedicação e compreensão, em especial, sem vocês nada disso seria possível;

À minha esposa Ivanêz Parente Elvas Piauilino, filha Ana Lis Piauilino Andrade Saraiva e enteado Marco Antonio Piauilino Carvalho, por todo apoio, conselhos, pela paciência para lidar e enfrentar todas as adversidades ao meu lado, sempre se mostrando uma real e fiel companheira, seja nos momentos de alegria ou aflição;

Ao professor e amigo, Dr. João do Espirito Santo Batista Neto, por sempre ser presente e empenhado, que com calma e elegância, sempre soube repassar todo seu conhecimento de forma bastante profissional e exemplar, além de ter formado um vínculo além de aluno-professor;

Aos meus alunos e amigos professores que mesmo de forma direta e indireta contribuíram para o desenvolvimento deste trabalho, em especial ao aluno Marcos Soares de Oliveira, Felipe Miranda de Jesus Castro, Domingos Bruno Sousa Santos, Francisco das Chagas Fontenele Marques Junior, Pedro Mateus Cunha e ao professor Dr. José Vigno Moura Sousa;

A todo o corpo docente do Curso de Pós-graduação da USP que ajudaram de forma direta ou indireta;

Seria difícil citar todos, mas de já, meu muito obrigado a todos que contribuíram diretamente ou não para minha formação.

*“Por vezes sentimos que aquilo que fazemos
não é senão uma gota de água no mar.
Mas o mar seria menor se lhe faltasse uma gota.”
(Madre Teresa de Calcuta)*

RESUMO

SARAIVA, A. A. **Método de Compressão e Descompressão de Imagens DICOM Utilizando Duplo Cone**. 2021. 91 p. Tese (Doutorado em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos – SP, 2021.

O crescente volume de dados gerados por diversas modalidades de imagens médicas, tais como Tomografia Computadorizada (TC), Ressonância Magnética (RM) e Ultrassonografia (US), dentre outras, tem fomentado discussões relativas ao armazenamento. Este, quando prolongado e contínuo, possibilita estudos clínicos robustos, capazes de identificar alterações ao longo de um período e propor ações futuras de tratamento ou diagnósticos. No entanto, armazenar dados médicos em padrão DICOM gera elevados custos que tendem a aumentar, uma vez que a geração de dados médicos cresce a uma taxa bem maior que a redução no custo da infraestrutura de armazenamento. Tais desafios e expectativas podem ser mitigados por meio de técnicas de compressão e descompressão de imagens que sejam capazes de preservar informações clinicamente relevantes. Essas técnicas influenciam na transmissão de imagens mais rápida, aprimorando a telemedicina. No entanto, a eficácia dos métodos de compressão está relacionada a características intrínsecas da modalidade de imageamento. Em Tomografia Computadorizada, por exemplo, a compressão em imagens de espessuras muito finas gera mais artefatos se comparada às obtidas em imagens de maior espessura. Esta tese propõe um novo método de compressão e descompressão para arquivos DICOM, intitulado Duplo Cone (DC), que combina uma função bijetora, responsável por realizar a conversão de arquivos DICOM de 16 bits para canais de cores RGB, com *codecs* de vídeo tradicionais. Três *codecs* foram empregados: H.264, H.265 e FFV1. Estes deram origem, respectivamente, a 3 variações do método proposto DC: DC1, DC2 e DC3. Os resultados mostraram que a compressão, embora com perda, tem uma taxa de similaridade bem próxima da imagem original ($SSIM = 0,99$), e razão de compressão igual a 69,51, no melhor caso. A versão de melhor desempenho foi a DC2, pois produziu resultados em arquivos DICOM com melhores taxas de compressão, sinal ruído e similaridade, se considerarmos que a combinação de tais métricas é indispensável para aplicação em ambiente clínico.

Palavras-chave: Duplo Cone, Compressão, Descompressão, *Codecs*, DICOM.

ABSTRACT

SARAIVA, A. A. **DICOM Compression and Decompression Method Using Double Cone.** 2021. 91 p. Tese (Doutorado em Ciências – Ciências de Computação e Matemática Computacional) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos – SP, 2021.

The growing volume of data generated by various medical imaging modalities, such as Computed Tomography (CT), Magnetic Resonance (RM), ultrasonography (US), among others, has fostered discussions related to storage. This, when prolonged and continuous, allows robust clinical studies, capable of identifying changes over a period and proposing future treatment or diagnosis actions. However, storing medical data in DICOM format generates high costs that tend to increase, since the generation of medical data grows at a rate much greater than the reduction of storage infrastructure costs. Such challenges and expectations can be mitigated by using image compression and decompression techniques capable of preserving clinically relevant information. These techniques influence the faster transmission of images, improving telemedicine. However, the effectiveness of the compression methods is related to the intrinsic characteristics of the imaging modality. In computed tomography, for example, compression in images of very small thickness generates more artifacts compared to those obtained for images of large thickness. This thesis proposes a new method of compression and decompression for DICOM data, entitled Double Cone (DC), which combines a bijector function responsible for converting 16-bit DICOM data to RGB color channels, with traditional video codecs. Three codecs were used: H.264, H.265 and FFV1. These led, respectively, to 3 variations of the proposed DC method: DC1, DC2 and DC3. The results showed that the compression, although with loss, has a similarity rate very close to the original image ($SSIM = 0.99$), and compression ratio equal to 69.51, in the best case. The version with the best performance was DC2, as it produced results in DICOM data with better compression rates, signal noise and similarity, if we consider that the combination of such metrics is indispensable for application in a clinical environment.

Keywords: Double Cone, Compression, Decompression, *Codecs*, DICOM..

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Efeito da espessura do corte na reconstrução tridimensional.	27
Figura 2 – Artefato ocasionado pelo efeito da espessura do corte sobre o ruído, mais conhecido como efeito de volume parcial, que vem sendo reduzido nos equipamentos de TC com cortes mais finos.	28
Figura 3 – Confronto representativo do PSNR e SSIM. Na qual, as representações na periferia do círculo possuem a idêntica métrica PSNR relativo a original, localizada no centro.	40
Figura 4 – Diagrama A: Processo de conversão da imagem DICOM para RGB com duplo cone e compressão por codec de vídeo	44
Figura 5 – Diagrama B: Processo de extração de imagens do vídeo de entrada e conversão para imagem DICOM por meio do duplo cone	45
Figura 6 – Diagrama da função bijetora f , responsável pela transformação de 16 bits para RGB no processo de compressão para vídeo.	49
Figura 7 – Diagrama da função bijetora f' , responsável pela transformação de RGB para 16 bits no processo de reconstrução do DICOM final	50
Figura 8 – Valores de PSNR para os métodos selecionados, para FPS = 60, 120 e 240 em imagens JPEG e PNG.	60
Figura 9 – Valores de SSIM para os métodos selecionados, para FPS = 60, 120 e 240 em imagens JPEG e PNG.	61
Figura 10 – Valores de RC para os métodos selecionados, para FPS = 60, 120 e 240 em imagens JPEG e PNG.	62
Figura 11 – Valores de RD para os métodos selecionados, para FPS = 60, 120 e 240 em imagens JPEG e PNG.	63
Figura 12 – Representação gráfica da imagem DICOM original com os resultados da métrica SSIM na compressão, com imagem no formato JPEG (figura 12b) e com imagem no formato PNG (figura 12c)	64
Figura 13 – Imagem DICOM original (figura 13a) e imagem com função duplo cone aplicada, no formato JPEG (figura 13b) e no formato PNG (13c)	65
Figura 14 – Imagem reconstruída a partir do formato JPEG e PNG	66

Figura 15 – Valores de PSNR para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.	67
Figura 16 – Valores de SSIM para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.	67
Figura 17 – Valores de RC para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.	68
Figura 18 – Valores de RD para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.	68
Figura 19 – Valores de PSNR para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.	69
Figura 20 – Valores de SSIM para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.	69
Figura 21 – Valores de RC para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.	70
Figura 22 – Valores de RD para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.	70
Figura 23 – Valores de SSIM para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG de 1mm, 3mm e 5mm.	73
Figura 24 – Valores de RC para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG de 1mm, 3mm e 5mm.	73
Figura 25 – Resultados de imagens DICOM reconstruídas do formato JPEG com FPS = 240 e bitrate = 200000. A imagem 25a representa a imagem inicial e logo após os métodos aplicados: H.264 (25b), H.265 (25c), FFV1 (25d), DC1 (25e), DC2 (25f) e DC3 (25g)	90
Figura 26 – Resultados de imagens DICOM reconstruídas do formato PNG, FPS = 240 e bitrate = 200000. A imagem 26a representa a imagem inicial e logo após os métodos aplicados: H.264 (26b), H.265 (26c), FFV1 (26d), DC1 (26e), DC2 (26f) e DC3 (26g)	91

LISTA DE ALGORITMOS

Algoritmo 1 – Conversão 16 bits para RGB em pseudocor	47
Algoritmo 2 – Criando imagens e comprimindo	51
Algoritmo 3 – Reconstrução do DICOM	51

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Modalidades de investigação conforme região anatômica	27
Tabela 2 – Regiões anatômicas da base de dados	54
Tabela 3 – Resultados da reconstrução das imagens DICOM nos formatos JPEG e PNG para espessura 1mm e $FPS = 60$	56
Tabela 4 – Resultados da reconstrução das imagens DICOM nos formatos JPEG e PNG para espessura 1mm e $FPS = 120$	57
Tabela 5 – Resultados da reconstrução das imagens DICOM nos formatos JPEG e PNG para espessura 1mm e $FPS = 240$	58
Tabela 6 – Comparação de resultados da reconstrução da imagem JPEG 3D comparado a DICOM original (3mm)	71
Tabela 7 – Comparação de resultados da reconstrução da imagem JPEG 3D comparado a DICOM original (5mm)	72

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

DC	Duplo Cone
DICOM	<i>Digital Imaging and Communications in Medicine</i>
DPC	<i>Digital Production Center</i>
FDA	<i>Food and Drug Administration</i>
FFMPEG	<i>Fast Forward Moving Picture Expert Group</i>
FFV1	<i>Fast Forward Video Codec 1</i>
FPS	Frames por Segundo
HEVC	<i>High Efficiency Video Codec</i>
J2K	JPEG 2000
JPEG	<i>Joint Photographic Experts Group</i>
MN	Medicina Nuclear
MSE	<i>Mean Squared Error</i>
NEMA	<i>National Electrical Manufacturers Association</i>
RC	Radiografia Computadorizada
RC	Razão de Compressão
RD	Radiografia Digital
RM	Ressonância Magnética
ROI	região de interesse
TC	Tomografia Computadorizada
US	Ultrassonografia

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	25
1.1	Objetivos	29
1.2	Hipótese	29
1.3	Contribuições da tese	29
1.4	Organização da tese	30
2	O PADRÃO DICOM E TRABALHOS RELACIONADOS	31
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	35
3.1	Padrão de compressão de imagens	35
3.1.1	<i>Padrão de compressão H.264</i>	36
3.1.2	<i>Padrão de compressão H.265</i>	36
3.1.3	<i>Padrão de compressão FFV1</i>	37
3.2	Métricas para avaliação da qualidade de compressão	38
3.2.1	<i>PSNR, MSE e SSIM</i>	38
3.2.2	<i>Coefficiente de Correlação (Correlation Coefficient)</i>	41
4	O MÉTODO PROPOSTO - DC	43
4.1	Duplo Cone	44
4.2	Compressão - Encoding	49
4.3	Descompressão - Decoding	51
5	RESULTADOS	53
5.1	Método proposto para compressão de volume com espessura 1mm	55
5.1.1	<i>Experimento 1: Método proposto para compressão de volume à 60 FPS</i>	55
5.1.2	<i>Experimento 1: Método proposto para compressão de volume à 120 FPS</i>	56
5.1.3	<i>Experimento 1: Método proposto para compressão de volume à 240 FPS</i>	57

5.1.4	<i>Considerações sobre o experimento 1</i>	59
5.2	Experimento 2: Método proposto para compressão de volume com espessura 3mm	61
5.3	Experimento 3: Método proposto para compressão de volume com espessura 5mm	62
5.4	Considerações	71
6	CONCLUSÃO	75
6.1	Perspectivas futuras	76
6.2	Publicações	77
6.2.1	<i>Publicações relacionadas</i>	77
6.2.2	<i>Publicações complementares</i>	77
	REFERÊNCIAS	79
	APÊNDICE A RESULTADOS COMPLEMENTARES	89

INTRODUÇÃO

A década de 1980 foi marcada por uma expansão das técnicas de imagens digitais na área da saúde, e consequente necessidade de se padronizar o acesso a elas. Nesta tarefa, uniram-se a *National Electrical Manufacturers Association* (NEMA) e o American College of Radiology (ACR), formando um comitê cujo objetivo era desenvolver padrões para a interconexão de dispositivos geradores de imagens digitais (WILLIAMS *et al.*, 2020) (LIU *et al.*, 2017).

O esforço para estabelecer um padrão propiciou, em 1985, o surgimento de uma primeira versão, fortalecida pelo avanço das telecomunicações e consequente aumento no fluxo de dados e imagens médicas. Oito anos depois, o comitê lançou a terceira e mais significativa versão, denominada *Digital Imaging and Communications in Medicine* (DICOM) ou Comunicação de Imagens Digitais em Medicina, em português. Sendo assim, o próprio comitê passou a ser também chamado de DICOM (HUANG, 2019).

A partir de então, o DICOM tornou-se aceito mundialmente, caracterizando-se por ser um protocolo não apenas para troca de dados em geral, como também de imagens pela rede ou meio físico. Ele continua a evoluir, de forma a garantir a compatibilidade de novos dispositivos e modalidades médicas (NDONG *et al.*, 2015).

O crescente volume de dados gerados pelas modalidades de imagens médicas, tais como *scanners* computadorizados Tomografia Computadorizada (TC), Ressonância Magnética (RM), Radiografia Computadorizada (RC), Radiografia Digital (RD), Ultrassonografia (US), Medicina Nuclear (MN), Mamografia e Angiografia Digital tem fomentado discussões, especialmente quanto à necessidade de armazenamento (HUANG, 2019) (RAHMAT *et al.*, 2019).

Na área de saúde o armazenamento de dados é fundamental. Somente o armazenamento prolongado e contínuo de imagens médicas pode permitir estudos clínicos robustos, capazes de identificar alterações ao longo de um período e propor ações futuras de tratamento ou diagnósticos. Segundo a Resolução CFM nº 1.821/2007, que estabelece, no seu artigo 8º, o prazo mínimo de vinte anos para preservação do prontuário em suporte de papel que não tenha sido microfilmado ou digitalizado, e em relação a guarda do prontuário digitalizado ou microfilmado esta deve ser permanente, conforme estabelece o artigo 7º da mesma Resolução (CFM, 2007). Além disso, novas técnicas e ideias, ainda por serem criadas, poderão no futuro revelar informações e gerar conhecimento sobre os dados hoje armazenados (DASH; SHAKYAWAR; SHARMA, 2019).

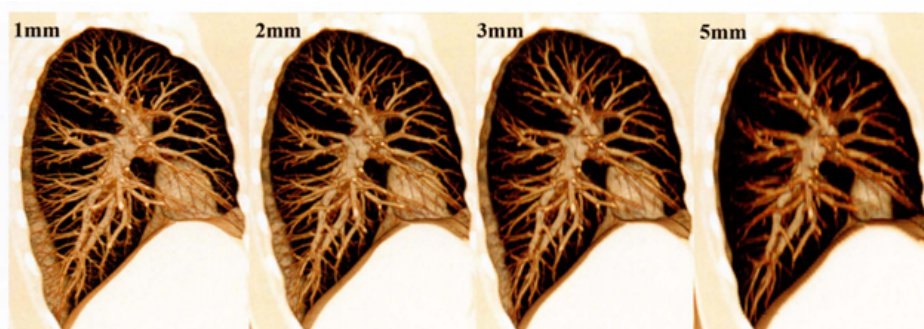
Embora o custo diminua gradualmente, as despesas com o armazenamento tendem a aumentar, uma vez que a produção de dados médicos cresce a uma taxa bem maior que esta redução (RAHMAT *et al.*, 2019). Além disso, o custo de operação de um ambiente digital com alto desempenho tem aumentado, agravado por fatores como a migração de dados de preenchimento obrigatório e longos períodos de retenção ou indefinidos, para imagens digitais, devido a legislações vigentes de cada país (MACEDO; WANGENHEIM; DANTAS, 2015).

Outro fator a ser considerado é a expectativa da transmissão remota e acessibilidade aos dados por parte da comunidade de saúde, que requer acesso, muitas vezes em tempo real, a imagens com armazenamento prolongado (ALDEMIR; TOHUMOGLU; SELVER, 2019) (PARIKH *et al.*, 2018) (EL JAOUHARI *et al.*, 2019). Tal procedimento terá impacto direto no acesso a tais dados em dispositivos móveis, que hoje são onipresentes e de arquitetura bastante heterogênea (JAMALUDIN *et al.*, 2020).

Tais expectativas e desafios podem ser atendidos por meio da aplicação de técnicas de compressão e descompressão de imagens, que sejam capazes de preservar toda a informação clinicamente relevante, mesmo que isso implique em alguma perda de informação ou degradação (ALDEMIR; TOHUMOGLU; SELVER, 2019) (FAJAR *et al.*, 2020).

A compressão de dados médicos tem particulares intrínsecas a cada modalidade, que tornam o problema ainda mais desafiador. Tome, por exemplo, a modalidade de TC. A qualidade da imagem resultante do processo de aquisição está diretamente relacionada à espessura do corte. A figura 1 mostra uma sequência de imagens adquiridas para cortes entre 1 e 5mm. Note que, à medida que a espessura aumenta, ocorre a diminuição da quantidade de vasos pulmonares em consequência do efeito volume parcial. Quanto maior a espessura, maior a chance de estruturas distintas com densidades diferentes produzirem artefatos na imagem resultante.

Figura 1 – Efeito da espessura do corte na reconstrução tridimensional.



Fonte: Retirado de (DE; SILVA, 2017).

Tabela 1 – Modalidades de investigação conforme região anatômica

<i>Região Anatômica</i>	<i>RC/RD</i>	<i>TC</i>	<i>US</i>	<i>RM</i>	<i>MN</i>
Vascular		X		X	
Corpo	X	X	X	X	X
Mama	X		X	X	
Tórax	X	X			
Musculoesquelético	X	X	X	X	
Neuro		X		X	
Pediatra	X	X	X	X	X

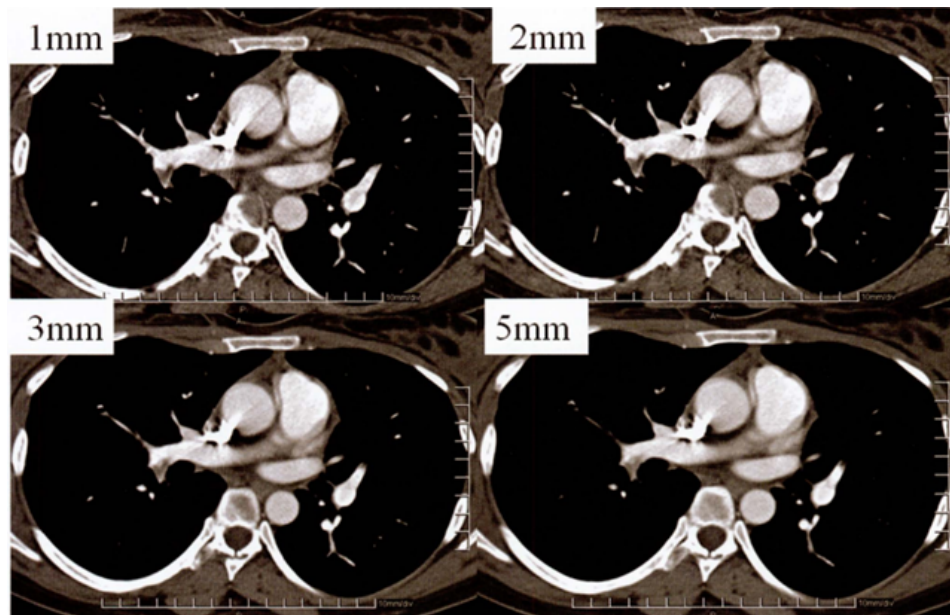
Fonte: (LIU *et al.*, 2017)

Observa-se que, na figura 1, quanto menor a espessura do corte, maior a resolução espacial no eixo longitudinal e menor a quantidade de artefatos na imagem. No entanto, quanto menor a espessura no corte de aquisição, maior será a radiação emitida no paciente para obter a imagem tomográfica e isso deve ser evitado (DE; SILVA, 2017).

Sob o ponto de vista de estruturas anatômicas, aquelas que exibem maior complexidade e, conseqüentemente, demandam maior nível de detalhes são as estruturas neurológicas (KOFF *et al.*, 2009). Para estas, as modalidades mais adequadas são TC e RM (tabela 1). Outras modalidades, tais como US, podem também ser empregadas, mas em situações que não exigem um alto grau de detalhamento. anatomicas.

Outro fator importante, ainda relacionado à espessura do corte de imagens tomográficas, é a presença de ruídos na imagem produzida (SARAIVA *et al.*, 2019). O número de fótons disponíveis para gerar uma imagem tem uma relação linear com a espessura da fatia (LIU *et al.*, 2017). Quanto mais espessa a fatia, mais fótons disponíveis; e quanto mais fótons disponíveis, melhor a relação sinal-ruído.

Figura 2 – Artefato ocasionado pelo efeito da espessura do corte sobre o ruído, mais conhecido como efeito de volume parcial, que vem sendo reduzido nos equipamentos de TC com cortes mais finos.



Fonte: Retirado de (DE; SILVA, 2017).

Foi demonstrado que a compressão de volumes a partir de imagens de TC para espessura de corte muito fino, produz mais artefatos se comparado com compressões a partir de imagens TC de 5 mm ou mais, como ilustra a figura 2. Esse artefato pode ocorrer quando duas estruturas com densidades diferentes são representadas em um mesmo voxel, atribuindo-lhe um valor errôneo, que é a média das densidades das proporções de cada estrutura ali exibida (DE; SILVA, 2017).

Com o avançar dos meios de exame médico por imagem e o constante fluxo de diagnósticos realizados, a necessidade por armazenamento em centros hospitalares e clínicas tornou-se imprescindível. Deve-se considerar ainda que o tamanho médio de um arquivo DICOM é bastante elevado, muito em função da necessidade de preservar detalhes e informações indispensáveis ao diagnóstico. Portanto, a aplicação de técnicas de compressão e descompressão destinadas a melhorar a gestão de espaço (BUI *et al.*, 2016) (SHAIBOUN; SHAHEEN, 2016) só farão sentido se preservarem minimamente informações relevantes, ao mesmo tempo que reduzem significativamente o espaço de armazenamento.

Os estudos ainda hoje disponíveis para compressão de dados médicos são baseados em técnicas desenvolvidas para dados bi-dimensionais. Um exemplo disso é a técnica de compressão *Joint Photographic Experts Group* (JPEG), criada para compressão de imagens.

Hoje em dia, as modalidades de imageamento médico produzem dados tri-dimensionais, sem no entanto haver uma oferta de técnicas de compressão especificamente desenvolvidas para dados 3D. Consequentemente, a qualidade de compressão de dados médicos 3D ainda é insatisfatória, o que dificulta o seu uso no diagnóstico médico (FAJAR *et al.*, 2020) (ALDEMIR *et al.*, 2020).

Do exposto nesta introdução, observa-se uma lacuna importante de pesquisa no campo de compressão e descompressão de imagens médicas DICOM: como comprimir grandes volumes de dados DICOM a taxas que permitam a transmissão de dados e que ao mesmo tempo considere particularidades como a preservação de informação, levando em consideração a espessura do corte na aquisição.

1.1 Objetivos

O objetivo deste trabalho de doutorado é desenvolver um método de compressão e descompressão para imagens com padrão DICOM capaz de preservar a informação clinicamente relevante. Baseado em um processo que combina uma função bijetora, responsável por realizar a conversão de dados DICOM de 16 bits para canais de cores RGB, com *codecs* de vídeo de alta definição, tais como H.264, H.265 e *Fast Forward Video Codec 1* (FFV1).

1.2 Hipótese

Um método de compressão que combina uma função bijetora de duplo cone e um *codec* de vídeo de alta definição poderão produzir uma compressão e descompressão em dados DICOM, que seja compatível com os *codecs* tradicionais H.264, H.265 e FFV1.

1.3 Contribuições da tese

O método de compressão para o padrão DICOM proposto nesta tese de doutorado traz contribuições inéditas, a saber:

1. Uso de uma função bijetora duplo cone, juntamente com *codecs* de vídeo, para realizar a compressão e descompressão de dados DICOM;
2. Um novo método de compressão baseado no *codec* H.265, com perda, aplicável a dados 3D.

1.4 Organização da tese

Esta tese está organizada em capítulos e um apêndice, com os seguintes conteúdos.

O capítulo 2 traz um breve histórico sobre o padrão DICOM e também descreve os principais trabalhos relacionados a esta tese.

No capítulo 3 são apresentados conceitos básicos que fundamentam o desenvolvimento deste trabalho, consistindo da revisão dos métodos de compressão e descompressão mais utilizados no padrão DICOM. Dentre eles se destacam os métodos H.264, H.265 e FFV1. São também apresentadas as métricas utilizadas para avaliar quantitativamente a eficiência do método proposto.

No capítulo 4 é apresentado o método proposto, intitulado Duplo Cone (DC). Nele é descrito o processo de compressão e descompressão que envolve o uso de *codecs* e conversão de modelos de cores. O capítulo termina com uma representação numérica do duplo cone para melhor compreensão do método e de sua propriedade bijetora.

O capítulo 5 apresenta os resultados obtidos para as 3 variantes do método propostos Duplo Cone (DC1, DC2 e DC3). Os experimentos empregam o padrão DICOM de Tomografia Computadorizada de diferentes espessuras. Comparações com compressões obtidas por meio de *codecs* de alta definição, além de avaliações qualitativa e quantitativas, são também apresentadas.

Por fim, no capítulo 6, apresenta-se uma discussão dos resultados obtidos, pontuando as contribuições desta pesquisa e sugestões de trabalhos futuros.

O Apêndice A traz resultados extras da reconstrução DICOM de todos os métodos propostos nesta tese e visam complementar os resultados apresentados no capítulo 5.

O PADRÃO DICOM E TRABALHOS RELACIONADOS

Este capítulo descreve alguns dos principais órgãos responsáveis por padronizar os métodos de compressão de imagens médicas e apresenta também alguns trabalhos relacionados à compressão do padrão DICOM, descrevendo como estes abordam e procuram superar os problemas intrínsecos da compressão em imagens médicas descritos na introdução desta tese.

Vale salientar que existem duas linhas distintas de pensamento com relação a compressão de imagens médicas nos EUA: a) Colégio Americano de Radiologia e (b) Administração de Alimentos e Medicamentos dos Estados Unidos conhecido como *Food and Drug Administration* (FDA).

A posição do Colégio Americano de Radiologia é favorável em realizar a compactação de dados para facilitar a transmissão e o armazenamento. O tipo de imagem médica, a modalidade e o objetivo do estudo determinarão o grau de compressão aceitável. Vários métodos, incluindo técnicas reversíveis e irreversíveis (sem perdas e com perdas, respectivamente), podem ser usadas sob a direção de um médico ou profissional qualificado, com redução mínima, se houver, na qualidade da imagem para diagnóstico clínico.

A FDA, por sua vez, não permite a compactação de mamografias digitais no momento para arquivamento, transmissão ou interpretação final (ACR, 2007). A FDA estabelece que a compactação de dados, se usada a compactação de dados padrão (como por exemplo, modulação por código de pulso diferencial - DPCM - ou codificação Huffman) em comunicações ou armazenamento, deverá ser identificada pelo nome. Se métodos não padronizados ou proprietários forem empregados, os algoritmos utilizados deverão ser descritos em detalhes e cópias de

quaisquer publicações técnicas relacionadas deverão ser fornecidas. Em ambos os casos, as taxas de compressão a serem empregadas devem ser especificadas de forma detalhada (FDA, 2000).

Contudo, verifica-se que a compressão irreversível é uma opção clinicamente aceitável para a compressão de imagens médicas. E a extensão da compressão irreversível admissível depende da modalidade da imagem e da natureza da patologia e anatomia da imagem. A avaliação regulatória da compressão com perdas é considerada nas seguintes regiões: Estados Unidos, Canadá, União Europeia e Austrália (CAR, 2011) (RADIOLOGY, 2011) (ACR, 2007).

Pesquisadores liderados por Koff (KOFF *et al.*, 2009) desenvolveram uma tabela de recomendações contendo taxas de compressão para cada modalidade e área anatômica investigado, a ser integrado na Associação Canadense do padrão dos radiologistas para o uso de compressão com perdas em imagens médicas. Dessa forma, em junho de 2008, a Associação Canadense de Radiologistas publicou seus Padrões para Compressão com perdas para imagens digitais no campo da radiologia. No estudo, foi sugerido que em baixos níveis de compactação, não havia diferença na precisão do diagnóstico entre o JPEG não compactado e o JPEG 2000. Com duas exceções: CT neurológica e CT corporal. As imagens resultaram em uma classificação mais baixa da qualidade da imagem (KOFF *et al.*, 2009).

A compressão de imagens utilizando a técnica de codificação de *Huffman* é bem difundida na literatura (SARAVANAN; PONALAGUSAMY, 2009), (DUBEY; SINGH, 2012), (SINGH; KHEHRA; KOHLI, 2019). Rahmat *et al.* (2019) propuseram um método de compressão e descompressão do padrão DICOM, sem perda, através do método de codificação de *Huffman*. Foram realizados experimentos usando diferentes tipos de arquivos de padrão DICOM, e fornecida a análise dos desempenhos em termos de taxa de compressão e tempo de compressão/descompressão. Os resultados indicaram uma economia de espaço de 72,98%. Os resultados também mostraram uma limitação da codificação de *Huffman*, sendo que em alguns casos a taxa de compactação é menor que 1 (proporção <1), fazendo com que o tamanho do arquivo compactado seja maior que o original.

A literatura mostra a popularidade e o potencial da transformada de *wavelet* na compressão de imagens médicas (BALASAMY; RAMAKRISHNAN, 2019), (AMMAH; OWUSU, 2019), (KADAM; RATHOD, 2019). ZHENG *et al.* (2019) apresentaram um algoritmo de compressão de imagem híbrido baseado em *shearlet* e *wavelet*. Neste método, a região de interesse da imagem foi compactada sem perdas por transformada de cisalhamento, e a região de fundo da imagem foi compactada com perdas pela transformada de *wavelet*.

A pesquisa desenvolvida por Kasban e Hashima (2019) objetiva fornecer um método

proposto para a compressão de imagens radiográficas. Esse método consiste em separar a imagem em dois segmentos: região de interesse (ROI) e plano de fundo. Em seguida, o plano de fundo da imagem é compactado, com a taxa de compressão máxima, e usa a compressão de pirâmide de imagem, seguida pela técnica de compressão com perda de quantização vetorial, baseado no método *Generalized Lloyd Algorithm*. A seguir, a ROI é compactada usando o Código *Huffman*. Por fim, a imagem comprimida é obtida combinando-se o fundo compactado e a ROI compactada. No entanto, os autores utilizaram apenas duas métricas para medir a qualidade de compressão: correlação cruzada normalizada (NCC) e o índice de similaridade estrutural (SSIM), deixando de lado métricas importantes como PSNR e SNR. Vale ressaltar que utilizam o método de compressão de *Huffman*, sendo que o desempenho do método é oferecido comparando-se com a própria codificação de *Huffman* somente, que torna inconclusiva a real contribuição da pesquisa.

[Baraskar e Mankar \(2019\)](#) realizaram uma pesquisa comparativa de diferentes tipos de *Wavelets*, (*Biorthogonal*, *Haar*, *Daubechies*, *Coiflets*, *Symlets*, *Biorthogonal Reverso*, *Discrete Meyer*), com o objetivo de analisar a eficiência e determinar a melhor. O desempenho do método é avaliado pelas seguintes métricas: a taxa de compressão obtida, o ganho de compressão e a qualidade da imagem reconstruída usando PSNR, MSE e SNR. O resultado gerado mostrou que *Wavelets Biorthogonal* ofereceu melhor tamanho de compressão, taxa de compressão e ganho de compressão, mas parâmetros de qualidade de imagem como PSNR e MSE apresentaram perdas. Estes dados estatísticos são explicados de maneira detalhada no capítulo 3.

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo apresenta-se alguns conceitos importantes para a realização do trabalho proposto. Inicialmente são apresentados os principais padrões de compressão. Alguns deles, tais como os codecs H.264 e H.265 fazem parte da metodologia proposta e são empregados para compressão e reconstrução de imagens médicas. O capítulo também apresenta métricas quantitativas para avaliação da compressão e descompressão.

3.1 Padrão de compressão de imagens

Os algoritmos de compressão podem ser classificados em duas categorias: reversível (sem perdas) e irreversível (com perdas). Compressão de imagens sem perdas é o método que permite a recuperação exata dos dados originais após o processo de descompressão. Exemplos de métodos de compressão sem perdas são: RLE, JPEG e o JPEG-LS (SILVA, 2020). Estas técnicas tem uma maior participação no campo médico, pois a perda de informação pode proporcionar resultados irrecuperáveis (ALDEMIR; TOHUMOGLU; SELVER, 2019). Entretanto, o fator negativo da compressão sem perdas são as baixas taxas de compressão, que variam entre 2:1 até 4:1, que representa metade e um quarto do tamanho original respectivamente (PANDEY *et al.*, 2020).

A compressão irreversível consiste em uma técnica com perda de informação, ou seja, após o processo de descompressão, a imagem não é idêntica a original (SILVA, 2020). Tais técnicas geralmente apresentam taxas de compressão mais altas, quando comparadas às técnicas sem perdas, e portanto, são mais utilizadas na transmissão de dados.

O uso de compressão com perda de imagem mostra-se bastante favorável, pois além

de obter uma taxa de compressão maior que uma compressão sem perdas obtém-se uma boa reconstrução com imagens DICOM (SARAIVA; OLIVEIRA; NETO, 2020).

Na realização desse trabalho, apesar dos artefatos que tendem a aparecer em imagens reconstruídas a partir de técnicas com perda (distorções perceptíveis na imagem causadas pela compressão com perda) os mesmos aparecem de uma forma ínfima. Alguns algoritmos de compressão são bem conhecidos tais como os métodos de compactação H.264, H.265 E FFV1 os quais tem um grande potencial de compressão e reconstrução em imagens e serão apresentados a seguir.

3.1.1 Padrão de compressão H.264

O H.264 é uma evolução do MPEG-4 (MARINS; ESTRELA, 2021), que utiliza o mesmo princípio de funcionamento que captura um quadro completo, analisa as imagens captadas dentro de quadros e posteriormente envia somente as mudanças nos quadros (LAYEK *et al.*, 2017). Para que isso aconteça, há uma previsão que usa uma “base de comparação”. O quadro retirado é contraposto ao que serve como parâmetro e, com isso, percebe-se o que está alterado. Apenas as modificações em relação ao quadro base são mantidas. Os que apresentam os mesmos valores não são considerados na codificação, reduzindo o tamanho e quantidade de pixels (BROOKS *et al.*, 2020) (AMOR; KAMMOUN; MASMOUDI, 2019). Dessa forma, o algoritmo é melhorado e utiliza menos largura de banda para transmissão e menos armazenamento, sendo que, sua taxa de bits é 50% menor do que a do seu antecessor, mantendo o mesmo desempenho de qualidade (LAYEK *et al.*, 2017).

Vale ressaltar que o motivo para impulsionar o uso do H.264, na compressão de dados DICOM é o mecanismo de suporte ao uso do codec através do formato encapsulado, sendo um processo com perda (AMOR; KAMMOUN; MASMOUDI, 2019).

O H.264 é considerado um dos formatos mais adaptáveis e de alto nível. No entanto, já existe o que seria sua evolução, o H.265. Mais detalhes sobre o padrão H.264 podem ser encontrados nos trabalhos de Kalampogia e Koutsakis (2017), Ghanbari (2011) e Salomon, Motta e Bryant (2007).

3.1.2 Padrão de compressão H.265

O H.265 ou *High Efficiency Video Codec* (HEVC) possui uma capacidade de compressão que ultrapassa de modo considerável o H.264, empregando menos banda e preserva uma entrega de qualidade. Dessa forma, consegue distribuir conteúdos de nível mais alto, com a mesma

largura de banda que a versão anterior, utilizada para processar os dados mais compactos. Esses ganhos foram relevantes para área de sistemas na saúde, e para o funcionamento contínuo e robusto dos dispositivos rastreadores de saúde (LAYEK *et al.*, 2017).

A principal propriedade do H.265 é a utilização planejada de quadros, macroblocos, há ainda uma conformidade entre pixels semelhantes e entre frames, porém com uma maior flexibilidade. Não há uma área fixa, tudo depende do tipo de imagem e da sua necessidade (BIENIK *et al.*, 2016). Existe também uma atenção maior em detalhes quando é necessário, o que torna a compressão ainda maior e mais eficiente, pois reduz pixels e bytes (PAN *et al.*, 2016).

O H.265 oferece compressão de dados de 25% a 50% melhor no mesmo nível de qualidade, ou qualidade substancialmente aprimorada na mesma taxa de bits. Sendo capaz de suportar resoluções de até 8192×4320 , os quais não eram suportados no H.264 (RAHMAT *et al.*, 2019) (TSAI *et al.*, 2013).

A evolução do H.265 pode ser observado no trabalho de Zhou *et al.* (2012) que mostra os benefícios de compactação do modo sem perdas do H.265 sobre os demais métodos de compactação sem perdas da época em que foi desenvolvido, como JPEG 2000 (J2K) e JPEGLS. Sanchez e Bartrina-Rapesta (2014) demonstraram ganhos na compactação sem perdas de imagens médicas usando modificações no H.265.

Parikh, Kalva e Adzic (2016) também fez avaliação da compressão com e sem perdas do H.265 em comparação com o JPEG 2000, assim como a avaliação da compressão de imagens médicas de alta profundidade de bits aplicando o H.265.

Mais informações técnicas sobre o padrão H.265 podem ser encontrados nos trabalhos de Sharma *et al.* (2018), Saleh *et al.* (2014) e Chen e Li (2015).

3.1.3 Padrão de compressão FFV1

O FFV1 é um codec de vídeo desenvolvido dentro do *Fast Forward Moving Picture Expert Group* (FFMPEG) de código aberto e existe desde 2003. Caracteriza-se por ser sem perdas, sendo uma boa opção para arquivamento e preservação. Oferece uma velocidade relativamente boa e alta compactação em relação aos demais codecs sem perdas, como o M-JPEG2000 (JANCOVIC, 2017) (PAWŁOWSKI; PINIARSKI; DĄBROWSKI, 2018).

Segundo Pawłowski, Piniarski e Dąbrowski (2018) os testes, no *Digital Production Center* (DPC), mostraram que os arquivos codificados com o codec FFV1 produziam arquivos com quase 1/3 do seu tamanho. Ambos os formatos podem ser transportados em uma variedade

de arquivos como o AVI (Microsoft), MOV (Apple) ou MKV (código aberto).

O funcionamento é baseado em algoritmos de codificação aritmética e entropia. O codificador aritmético de FFV1 é muito semelhante e baseado no H.264 (JANCOVIC, 2017). Seu sucesso é devido o fato de estar incluído diretamente no FFmpeg e no LibAV por padrão, muitos aplicativos e dispositivos suportam FFV1 (JANCOVIC, 2017).

Os pontos negativos do FFV1 estão relacionados a não adoção do codec pelas grandes empresas, o que pode levar a redução na vida útil a longo prazo e falta de suporte de engenharia (JANCOVIC, 2017).

Mais informações técnicas sobre o padrão FFV1 podem ser encontrados nos trabalhos de (VENKAT; VAIDYANATHAN, 2019).

3.2 Métricas para avaliação da qualidade de compressão

No que diz respeito à qualidade de compressão, a similaridade do sinal reconstruído é importante. Portanto, métricas para avaliar quantitativamente a qualidade de compressão são necessárias, com o intuito de validar as afirmações sobre a qualidade de um método proposto.

A relação sinal-ruído de pico é uma medida de qualidade de imagem (XIAO; ZHOU; CHEN, 2021). O ideal é que a imagem comprimida muito se assemelhe à imagem original. Isto pode ser aferido quantitativamente por meio das métricas *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR) e *Structural Similarity Index* (SSIM).

A redundância de dados é a questão central na compressão de imagem digital. Se n_1 e n_2 representam, a imagem original e imagem codificada, respectivamente, então a Razão de Compressão (RC) - ou *Compression Ratio*, do inglês - pode ser definida como (LI *et al.*, 2013):

$$RC = \frac{n_1}{n_2} \quad (3.1)$$

e a redundância de dados da imagem original pode ser definida por (LI *et al.*, 2013):

$$RD = 1 - \frac{1}{RC} \quad (3.2)$$

3.2.1 PSNR, MSE e SSIM

A qualidade das imagens armazenadas pelos profissionais da saúde nem sempre é satisfatória. Apesar dos avanços tecnológicos dos equipamentos de imageamento e algoritmos

de reconstrução, a presença de ruídos em imagens é inevitável e tem origem na captação das imagens até no processo de transmissão das mesmas (LIU; LIN, 2013).

Os ruídos são variações aleatórias de intensidade na imagem, que prejudicam a visualização de detalhes, especialmente quando o objeto é pequeno e possui baixo contraste. Dentre os variados tipos de ruído tem-se o ruído gaussiano (branco) (HELOU; SÜSTRUNK, 2020) (WODECKI *et al.*, 2021) e o ruído impulsivo (sal e pimenta) (HELOU; SÜSTRUNK, 2020) (WODECKI *et al.*, 2021). Além disso, para que haja uma avaliação de qualidade da imagem é necessário o uso de métodos métricos de avaliação, tais como PSNR e SSIM (HORE; ZIOU, 2010), definidos matematicamente pelas Equações 3.3 e 3.4, respectivamente.

$$PSNR = 10 \log \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right) = 20 \log \frac{MAX}{MSE^{\frac{1}{2}}} \quad (3.3)$$

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} [I(x,y) - K(x,y)]^2$$

Em PSNR, MAX representa o valor máximo possível do pixel na imagem, I e K respectivamente a primeira e segunda imagem, x é o vetor que denota valores de n número de predições y é um vetor representando um número n de valores verdadeiros. O *Mean Squared Error* (MSE) é uma medida de qualidade de um estimador em que m e n são a largura e a altura das imagens, I e K respectivamente a imagem original e imagem final e x e y são os pixels da linha e da coluna das imagens Do ponto de vista estatístico, o MSE pode apresentar problemas quando usado para comparar similaridade. A principal delas é que grandes diferenças entre as intensidades de *pixels* não significam necessariamente que o conteúdo das imagens seja dramaticamente diferente. É importante notar que um valor MSE equivalente a 0 indica semelhança perfeita. Um valor maior do que 1 implica menor semelhança e continuará a crescer à medida que a diferença média entre as intensidades de pixel aumenta também (SARAIVA *et al.*, 2019a).

Os valores típicos para o PSNR na compactação com perda de imagem e vídeo estão entre 30 e 50 dB, desde que a profundidade de bits seja de 8 bits, sendo que quanto maior, melhor. Para dados de 16 bits, os valores típicos para o PSNR estão entre 60 e 80 dB (BARNI, 2006) (SARAIVA *et al.*, 2019a).

A fim de remediar alguns dos problemas associados com o MSE e a métrica derivada dela, PSNR, para comparação de imagens, tem-se o SSIM. O SSIM usa características estruturais, luminância e contraste para quantificar a diferença entre duas imagens (NDAJAH *et al.*,

2010; SARA; AKTER; UDDIN, 2019). O SSIM é dado por:

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(\sigma_{xy} + c_1)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (3.4)$$

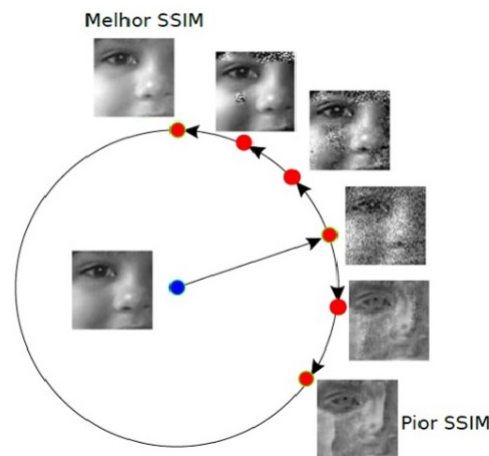
onde μ_x é a média de x , μ_y é a média de y , σ_x^2 é a variância de x , σ_y^2 é a variância de y , σ_{xy} é covariância, $c_1 = (K_1L)^2$ e $c_2 = (K_2L)^2$ são variáveis para estabilizar a divisão com denominador fraco. L é o intervalo dinâmico dos valores dos pixels e $K_1 = 0,01$ e $K_2 = 0,03$ por padrão. O valor do SSIM pode variar entre -1 e 1, onde 1 indica semelhança perfeita.

A essência do SSIM é modelar a alteração percebida na informação estrutural da imagem, enquanto que o MSE está realmente estimando os erros percebidos. Há uma diferença entre os dois, mas os resultados podem ser grandes. Isso acontece porque a mente humana não processa informações simplesmente com números ou divisões tão pequenas quanto pixels (NDAJAH *et al.*, 2010).

Além disso, o SSIM é utilizado para analisar sub-amostras pequenas em vez de toda a imagem como no MSE. Dessa forma, obtém-se uma abordagem mais robusta capaz de explicar as mudanças na estrutura da imagem, ao invés de apenas a mudança percebida (SARA; AKTER; UDDIN, 2019).

Um exemplo, na melhora da equivalência quanto à percepção humana, ao usar o SSIM em comparação ao PSNR, é mostrada na figura 3.

Figura 3 – Confronto representativo do PSNR e SSIM. Na qual, as representações na periferia do círculo possuem a idêntica métrica PSNR relativo a original, localizada no centro.



Fonte: (PREISS, 2015)

Observa-se que há diferentes imagens na periferia da circunferência com igual métrica

de PSNR e com diferentes níveis de qualidade. Na região que indica melhor SSIM apresenta visualmente maior similaridade com a original, Na região oposta ocorre o inverso, uma menor similaridade e pior métrica de SSIM.

3.2.2 Coeficiente de Correlação (Correlation Coefficient)

O Coeficiente de Correlação (GANTI, 2020) indica a correlação estatística entre duas variáveis. Esta pode ser utilizada para indicar a correlação entre duas imagens X e Y , como descrito na equação 3.5:

$$CC = \frac{\sum_m \sum_n (X_{mn} - \bar{X})(Y_{mn} - \bar{Y})}{\sqrt{(\sum_m \sum_n (X_{mn} - \bar{X})^2)(\sum_m \sum_n (Y_{mn} - \bar{Y})^2)}} \quad (3.5)$$

Sendo $X = X_m, \dots, X_n, Y = Y_m, \dots, Y_n$, as variáveis \bar{X}, \bar{Y} são a média de X e Y respectivamente. O Coeficiente de Correlação produz valores entre -1 e 1, sendo -1 o valor que indica a maior dissimilaridade entre X e Y e o valor 1, indica a maior similaridade.

O MÉTODO PROPOSTO - DC

Neste capítulo é apresentado o método proposto para compressão e descompressão do padrão DICOM intitulado como Duplo Cone (DC). Os diagramas das figuras 4 e 5 apresentam, os elementos constituintes do método proposto.

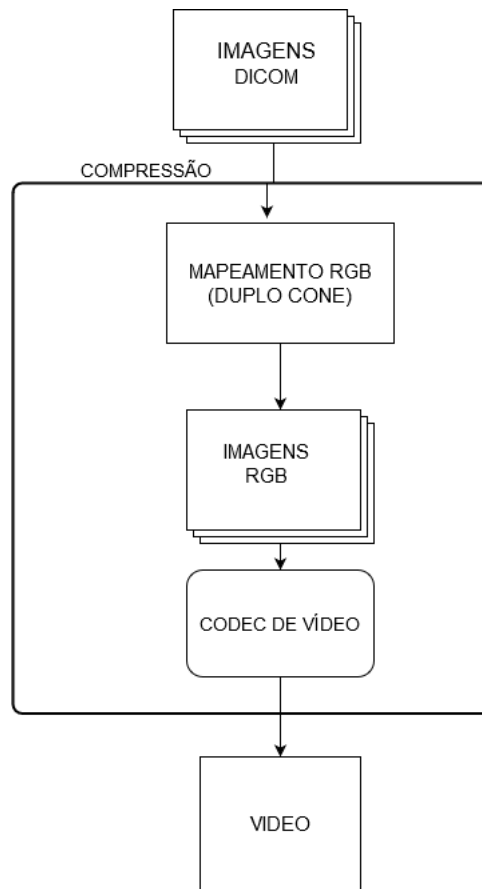
Comum a ambas as etapas, está o processo intitulado DC. Este processo é responsável por realizar todas as conversões necessárias entre os modelos de cores para codificar e decodificar as imagens. Por ser elemento chave na proposta de doutorado, este será apresentado em detalhes na seção 4.1.

Como ilustrado na figura 4, a compressão é um processo resultante da combinação do Duplo Cone com um *codec* de vídeo. A partir de um conjunto de imagens do padrão DICOM (pixels de 16 bits), o Duplo Cone realiza uma conversão em imagens de 3 canais (RGB) por meio da atribuição de pseudo cores. Um *codec* de vídeo é então empregado para realizar a compactação dos dados, produzindo como saída um vídeo, que é a combinação de todas as imagens de entrada.

A figura 5, por sua vez, ilustra o processo de descompressão. A partir do dado comprimido (vídeo RGB de pseudo cores), utiliza-se um *codec* para descompactar os dados, que posteriormente são convertidos de RGB para um único canal de 16 bits, que formam as imagens do padrão DICOM.

Codecs são elementos utilizados para codificar (do inglês, *encode*) e decodificar (do inglês, *decode*) arquivos de mídia, ou seja, eles compactam o formato original, favorecendo o armazenamento, e descompactam na hora da reprodução, transformando novamente em imagem ou áudio. Nesta tese, serão adotados os termos *encoding*, *encoder* e *decoding*, *decoder*

Figura 4 – Diagrama A: Processo de conversão da imagem DICOM para RGB com duplo cone e compressão por codec de vídeo



Fonte: Autoria própria.

de forma intercambiada aos termos compressão e descompressão para se referir às ações e processos de compressão e descompressão, respectivamente.

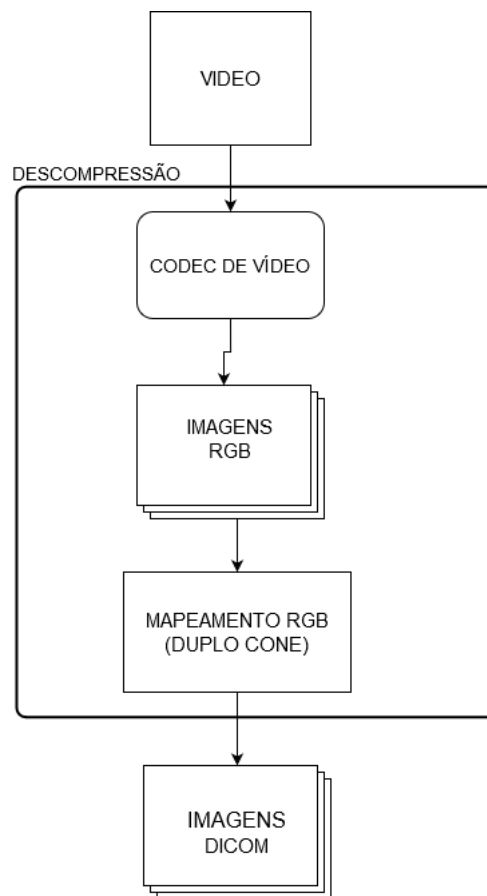
As seções 4.2 e 4.3 descreverão em detalhes os processos de compressão e descompressão.

4.1 Duplo Cone

O duplo cone é a parte essencial do método de compressão/descompressão proposto nesta tese. Este consiste de uma função bijetora $f : A \mapsto B$ para conversão de pixels em uma imagem. Nela, cada elemento do conjunto A (um valor de 16 bits) é pareado exatamente com um elemento do conjunto B (uma tripla RGB).

Uma bijeção do conjunto A para o conjunto B define também uma função inversa f' de

Figura 5 – Diagrama B: Processo de extração de imagens do video de entrada e conversão para imagem DICOM por meio do duplo cone



Fonte: Autoria própria.

B para A . Em outras palavras, o cone duplo permite que pixels representados como intensidades de 16 bits sejam convertidos em uma tripla RGB e vice-versa, inexistindo elementos não pareados em ambos os conjuntos.

Nesta tese, define-se o processo de conversão de 16 bits em RGB, como um processo de atribuição de pseudocores, onde, para tal tarefa faz-se a necessidade de executar a conversão entre escalas de cores. Em especial, da escala de cinza para HSL, o qual o hue(H) é utilizado para definir a pseudocor aplicada.

Formalmente, $f : A \mapsto B$ pode ser definida como uma função $f(I_p) = Y$, onde I_p é um pixel pertencente à imagem I , representado por um inteiro de 16 bits e Y é uma tripla do modelo de cor HSL. Para calcular Y , é primeiro calculado o triplo $z = (H, S, L)$ onde a matriz

hue é calculado por:

$$Hue = \begin{cases} \text{if } L \leq 1 \\ \quad ((\sqrt{L*2})/2) * \log_2(\Delta) \\ \text{else} \\ \quad ((2 - \sqrt{2 - L*2})/2) * \log_2(\Delta) \end{cases} \quad (4.1)$$

, a Luminosidade L (do inglês, *lightness*) é computada por:

$$L = I_p / \Delta \quad (4.2)$$

sendo Δ dado por:

$$\Delta = \max(I_n) - \min(I_n) \quad (4.3)$$

onde $\max(I_n)$ e $\min(I_n)$ representam o maior e menor pixel dentre todas as imagens I_n , respectivamente, e n é o número de imagens do conjunto.

Assumindo máxima saturação ($S = 1$), realiza-se a conversão do modelo de cores HSL para RGB por meio das equações 4.4(a-f). A imagem resultante é então submetida ao processo de compressão por meio de um *codec*, como descrito na seção 4.2.

$$C = (1 - |2 * L| - 1) * S \quad (4.4a)$$

$$X = C * (1 - |(\frac{Hue}{60^\circ}) \bmod 2 - 1|) \quad (4.4b)$$

$$m = L - \frac{C}{2} \quad (4.4c)$$

$$L = \frac{(C_{max} + C_{min})}{2} \quad (4.4d)$$

$$(R', G', B') = \begin{cases} \text{if } 0^\circ \leq Hue \leq 60^\circ \\ \quad (C, X, 0) \\ \text{else if } 60^\circ \leq Hue \leq 120^\circ \\ \quad (X, C, 0) \\ \text{else if } 120^\circ \leq Hue \leq 180^\circ \\ \quad (0, C, X) \\ \text{else if } 180^\circ \leq Hue \leq 240^\circ \\ \quad (0, X, C) \\ \text{else if } 240^\circ \leq Hue \leq 300^\circ \\ \quad (X, 0, C) \\ \text{else if } 300^\circ \leq Hue \leq 360^\circ \\ \quad (C, 0, X) \end{cases} \quad (4.4e)$$

$$(R, G, B) = ((R' + m) * 255, (G' + m) * 255, (B' + m) * 255) \quad (4.4f)$$

O algoritmo 1 descreve o cálculo da função f do Duplo Cone, que converte valores de 16 bits para uma tripla RGB.

Algoritmo 1 – Conversão 16 bits para RGB em pseudocolor

Input: 16bitPixel, Δ ;

Output: r,g,b;

$L \leftarrow 16bitPixel / \Delta$

$S \leftarrow 1$

$Hue \leftarrow L * 2$

if $Hue \leq 1$ **then**

$Hue \leftarrow \text{sqrt}(Hue)$

else

$Hue \leftarrow 2 - \text{sqrt}(2 - Hue)$

$Hue \leftarrow Hue / 2$

$Hue \leftarrow Hue * \log_2(\Delta) / 2$

$r, g, b \leftarrow \text{HSLtoRGB}(Hue, S, L)$

return r, g, b

O processo inverso do Duplo Cone, ou seja, a conversão da tripla RGB em um pixel de 16 bits (ou o cálculo da função f') pode ser assim descrito: uma tripla RGB é convertida para o

modelo de cores HSL por meio das equações 4.5(a-c); o pixel de 16 bits I_p pode ser facilmente computado pela equação 4.6.

$$\begin{aligned} R' &= \frac{R}{255} \\ G' &= \frac{G}{255} \\ B' &= \frac{B}{255} \end{aligned} \quad (4.5a)$$

$$\begin{aligned} Cmax &= \max(R', G', B') \\ Cmin &= \min(R', G', B') \end{aligned} \quad (4.5b)$$

$$\Delta = Cmax - Cmin$$

$$L = \frac{(Cmax + Cmin)}{2} \quad (4.5c)$$

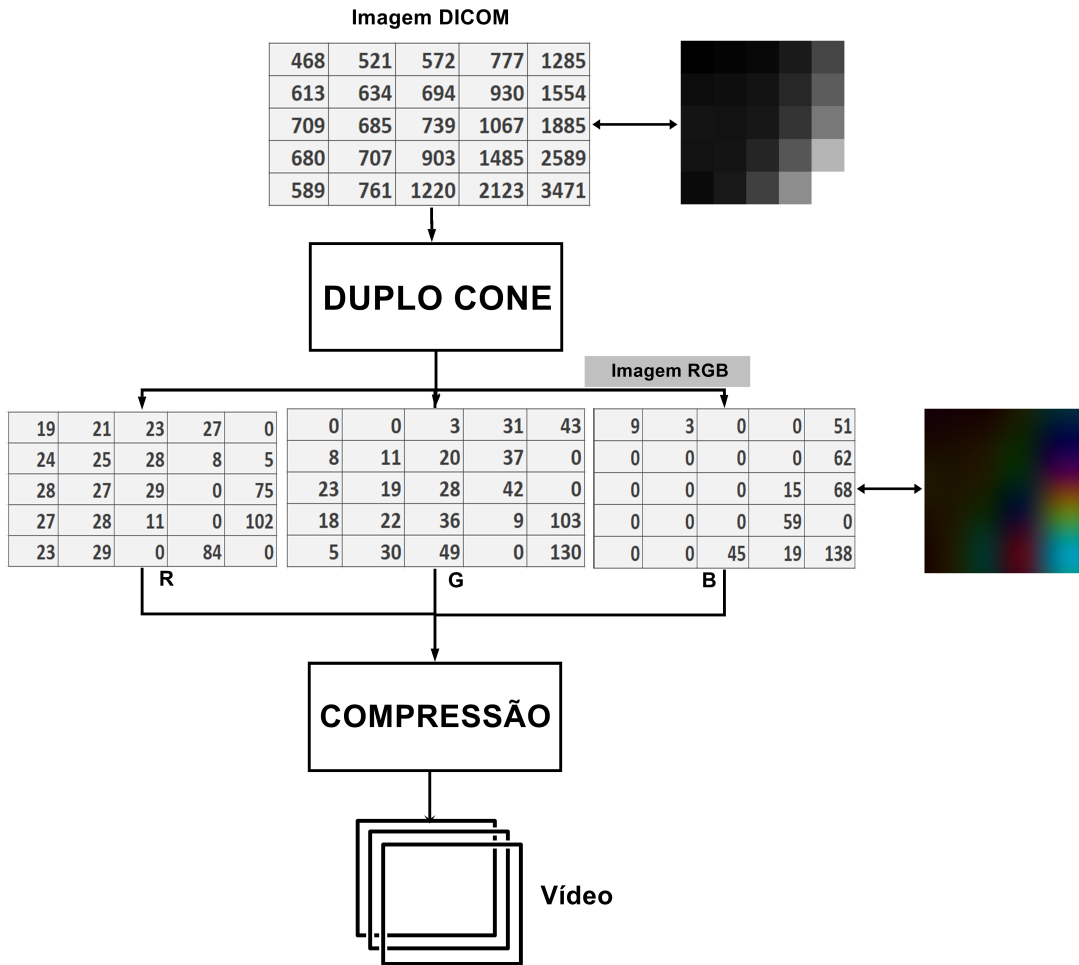
$$I_p = L * \Delta \quad (4.6)$$

As figuras 6 e 7 ilustram uma representação numérica do Duplo Cone no processo de compressão - conversão da imagem no padrão DICOM (16 bits) para uma tripla RGB - e descompressão - conversão de uma tripla RGB para a imagem DICOM, respectivamente.

A matriz ilustrada no topo da figura 6 corresponde a pixels de uma região arbitrária de uma imagem DICOM de 16 bits. O Duplo Cone então mapeia a imagem em uma versão RGB, sendo cada canal (R,G e B) composto por 8 bits, representada na figura por 3 matrizes. Sobre esta imagem é então aplicado o processo de compressão com codec de vídeo, resultando no dado comprimido.

A figura 7, ilustra o processo inverso. Do vídeo, extraem-se as fatias que resultarão em uma imagem comprimida no formato RGB, representada na figura por 3 matrizes, cada qual correspondente a um canal (R,G e B). Segue-se então o processo inverso do Duplo Cone, que reconstrói a imagem DICOM final.

Dissemos que o Duplo Cone proposto nesta tese é uma função bijetora. O objetivo de ambas figuras 6 e 7 é mostrar, empiricamente, este comportamento bijetor do Duplo Cone. Note que os valores das matrizes de entrada da figura 6 e a reconstruída na figura 7 são muito próximos. Os valores não são exatamente os mesmos por uma questão de arredondamento entre os cálculos efetuados pelo Duplo Cone (equações 4.4(a-f) e 4.5(a-c)) e a conversão para pixel de imagens, que são valores inteiros.

Figura 6 – Diagrama da função bijetora f , responsável pela transformação de 16 bits para RGB no processo de compressão para vídeo.

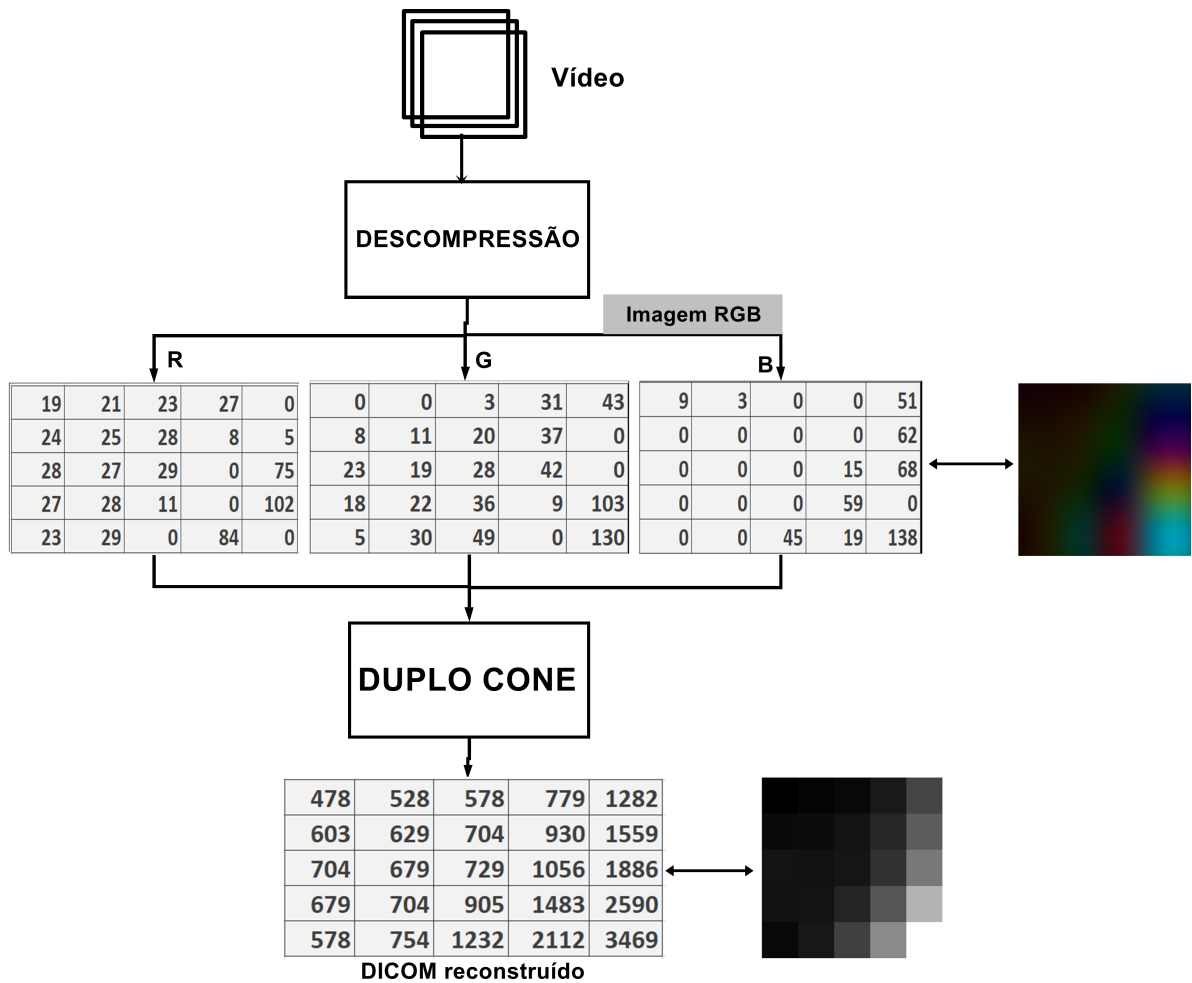
Fonte: Autoria própria.

4.2 Compressão - Encoding

O processo ilustrado na figura 4 faz uso da função duplo cone apresentada na subseção 4.1 onde ocorre a conversão de cada imagem, pixel por pixel das imagens DICOMs em 3 canais de 8 bits com a aplicação de cores falsas.

Juntamente com a colorização, é feita a extração de todas as informações presentes nas tags dos arquivos DICOM e é criado um arquivo contendo suas respectivas tags e conteúdo sem o conjunto de pixels da imagem, para que posteriormente possa ser unida ao arquivo de vídeo resultante. Depois da colorização é realizada a adição das imagens criadas em um vídeo que será comprimido por meio do uso de codec de vídeo. O passo a passo desse processo é descrito no algoritmo 2.

Figura 7 – Diagrama da função bijetora f' , responsável pela transformação de RGB para 16 bits no processo de reconstrução do DICOM final



Fonte: Autoria própria.

No processo de codificação, fez-se uso das funções existentes na biblioteca FFMPEG. A biblioteca FFMPEG é uma ferramenta livre, que possui varios codecs nativos, no qual possibilitaram a criação do vídeo cuja qualidade está sujeita a varios parâmetros importantes, tais como a taxa de Frames por Segundo (FPS) e o *bitrate*.

Algoritmo 2 – Criando imagens e comprimindo

Input: dicomPath, imagesPath;**Output:** NewPath;*images* ← *duplocone(dicomPath)**tags* ← *extractTags(dicomPath)**saveToImage(imagePath, images)**saveToTags(imagePath, tags)**ffmpeg(framerate, imagePath, vcodec, bitrate, name finalvideo.mkv)***return** *NewPath*

Para validar o método proposto e garantir a qualidade do codec, que é uma questão discutida mediante a vários modelos já terem sido desenvolvidos (BUI *et al.*, 2016), fez-se uso de métodos baseados na popularidade e no mecanismo de suporte oferecido ao DICOM: H.264 (POLE; SHRIRAM, 2018), H.265 (PARIKH *et al.*, 2018) (BROSS *et al.*, 2012) e FFV1 (VENKAT; VAIDYANATHAN, 2019).

4.3 Descompressão - Decoding

A descompressão (representada pelo diagrama na figura 5) inicia-se quando um vídeo formado por imagens DICOM (processo descrito na subseção 4.2) é aplicado ao processo de extração de *frames* por meio da ferramenta FFMPEG. Os *frames* extraídos passam pelo duplo cone, onde ocorrerá a reconstrução do DICOM original com os valores de pixels originais (ou valores muito próximos do DICOM original). Esta diferença se dá por conta de erros de aproximação. Para a reconstrução, é necessária a conversão das imagens, ainda em escala RGB extraídas do vídeo, para a escala HSL (seção 4.1). É importante salientar que somente o terceiro elemento, *Lightness*, é utilizado para reconstrução do DICOM, possibilitando assim a conversão da tripla RGB para o pixel original da imagem de 16 bits. Ao final deste processo, a tag é inserida ao dado e o DICOM é finalmente reconstruído. Este processo é ilustrado pelo algoritmo 3.

Algoritmo 3 – Reconstrução do DICOM

Input: videoPath, deltaValue**Output:** dicomPath*ffmpeg(-i video.mkv -qscale : v2 imagesExtracted/)**Tags* ← *getTags(videoPath)**dicom* ← *duplocone(imagesExtracted, deltaValue)**dicom* ← *insertTags(Tags)**saveDicom(dicom)***return** *dicomPath*

RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentados os resultados referentes a metodologia de compressão e descompressão aplicados. O capítulo está estruturado em 3 seções, 5.1, 5.2 e 5.3 que apresentam experimentos com imagens de TC adquiridas em 1, 3 e 5 mm, respectivamente.

O método proposto, nesta tese, utiliza *codecs* como parte do processo de compactação (H.264, H.265 e FFV1). Para maior clareza na exposição dos resultados, decidiu-se criar 3 nomenclaturas para o método baseado em duplo cone, de acordo com o *codec* empregado. A primeira, chamada DC1, é formada pela combinação do duplo cone com o *codec* H.264. A segunda, chamada DC2, é formada por duplo cone e o *codec* H.265, já o DC3 é formado pela combinação do duplo cone e o *codec* FFV1.

O capítulo 5.1 descreve-se os resultados obtidos da compressão para dados volumétricos a 60 FPS, 120 FPS e 240 FPS. Foi utilizado o dataset público ((CPTAC), 2018; CLARK *et al.*, 2013) de 106MB, composto por 211 imagens DICOM de aproximadamente 518 KB cada, dos quais 6 KB correspondem ao cabeçalho e 512 KB à imagem propriamente dita. Cada pixel possui 12 bits de informação e é armazenado dentro de contêineres de 16bits. Portanto, há um desperdício de 25% de armazenagem de 4 bits. As fatias apresentam espessura de 1 mm.

Na seção 5.2 mostra-se os experimentos em imagens volumétricas com fatias de 3mm, para $FPS = 240$. O dataset é também público (KM, 2018) e contém 60 imagens DICOM de aproximadamente 515 KB cada, totalizando 30,1 MB.

A seção 5.3 mostra os resultados para imagens volumétricas com fatias de 5mm, para $FPS = 240$. A exemplo dos experimentos anteriores, é também empregado um dataset público (ERICKSON BRADLEY; AKKUS, 2017) contendo 24 imagens de 166KB cada, totalizando

Tabela 2 – Regiões anatômicas da base de dados

Região Anatômica	Quantidade	
Abdomen	96 Imagens	(KAVUR <i>et al.</i> , 2019)
Tórax	90 Imagens	(DESAI <i>et al.</i> , 2020)
Neuro	295 Imagens	((CPTAC), 2018) (KM, 2018) (ERICKSON BRADLEY; AKKUS, 2017)

Fonte: Autoria própria.

um volume de tamanho 3, 88MB.

Os testes realizados no trabalho proposto foram realizados em regiões anatômicas como descrito na Tabela 2.

Todas as tabelas das seções 5.1, 5.2 e 5.3 apresentam um formato semelhante: as 3 versões do método proposto de compressão DC1, DC2 e DC3 são comparadas a métodos tradicionais de compressão por meio dos *codecs* H.264, H.265 e FFV1. Foram utilizadas as métricas de avaliação PSNR, SSIM - valores em decibéis, além de MSE e CC. Tais métodos são conhecidos como *full reference*, pois consideram a imagem original como referência. As tabelas trazem ainda análise quantitativa para as métrica RC, que afere a compressão real, em bytes, dos dados e a métrica RD.

Na grande maioria dos experimentos, as métricas SSIM, PSNR, RC e RD, nesta sequência, foram as escolhidas para selecionar os métodos de melhor desempenho. O MSE, como descrito na seção 3, pode apresentar problemas quando usado para comparar similaridades. O CC apresenta valores muito próximos. A métrica RC apresenta uma sensibilidade maior a mudanças do que o RD. O SSIM, como métrica de compressão, é mais relevante do que o PSNR, conforme descrito no capítulo 3.

Por último, na seção 5.4, é apresentada uma discussão dos resultados a partir dos resultados quantitativos fornecidos pelas métricas. Resultados qualitativos complementares para os métodos propostos são também fornecidos no apêndice A. Foram empregadas imagem de espessura 1mm, $FPS = 240$ e $bitrate = 200000$.

5.1 Método proposto para compressão de volume com espessura 1mm

Nesta seção, os métodos propostos DC1, DC2 e DC3 são comparados aos *codecs* H.264, H.265 e FFV1 para taxas de $FPS = 60, 120$ e 240 . Os experimentos foram replicados para imagens JPEG e PNG, sobre o dataset público ((CPTAC), 2018; CLARK *et al.*, 2013) de 106 MB, composto por 211 imagens DICOM. A escolha dos formatos JPEG e PNG se deu pela restrição para criação do vídeo, tendo estes formatos como os mais acessíveis. As taxas de FPS foram escolhidas tendo como referência as especificações de vários jogos de computador conhecidos na comunidade, e os valores para *bitrate* foram escolhidos a partir da observação de plataformas de vídeo/streaming disponíveis na internet.

5.1.1 Experimento 1: Método proposto para compressão de volume à 60 FPS

Neste primeiro experimento, foi empregado uma taxa fixa de $FPS = 60$. Os resultados são apresentados na tabela 3.

Para os dados JPEG, nota-se que os valores de PSNR para os *codecs* são satisfatórios (valores típicos de PSNR em compressão com perda para vídeos e imagens está na faixa de 30 – 50 dB). Qualquer que seja a variação de *bitrate*, os valores de H.264 ($PSNR = 33,330$) e de DC1 ($PSNR = 46,267$) permanecem constantes. O método proposto, nas suas três versões DC1, DC2 e DC3, apresenta os melhores índices de PSNR. Para a métrica SSIM e imagens JPEG, os métodos propostos apresentam desempenho inferior aos *codecs* tradicionais. Quanto à métrica RC, H.265 e DC2 apresentam os melhores resultados.

Para dados PNG, observa-se um comportamento semelhante dos métodos em relação ao obtido para imagens JPEG, para a maioria das métricas. No entanto, as taxas de PSNR para o método proposto DC1 são significativamente maiores ($\cong 67,267$), enquanto esta se mantém estável para o H.264 ($PSNR = 33,332$), independentemente do *bitrate*. Observa-se ainda que os métodos propostos DC1, DC2 e DC3 apresentam maiores taxas de PSNR se comparados aos demais, com destaque para a versão DC3. Ao contrário das imagens JPEG, os métodos propostos apresentam melhores valores para a métrica SSIM, quando comparados aos demais *codecs*. Com relação à razão de compressão (RC), os melhores resultados também se revelam para os métodos H.265 e DC2.

Observa-se que o método DC2, neste experimento, apresenta o melhor desempenho. Tal afirmação é corroborada por alguns fatores: a) alto valor SSIM produzido pelo método, para

Tabela 3 – Resultados da reconstrução das imagens DICOM nos formatos JPEG e PNG para espessura 1mm e $FPS = 60$.

JPEG								
<i>Encoder</i>	<i>Bitrate</i>	<i>FPS</i>	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>	<i>SSIM</i>	<i>CC</i>	<i>RC</i>	<i>RD</i>
H.264	100000	60	33,330	4021555,898	0,976	0,999	7,68	0,86
H.264	150000	60	33,330	4021555,898	0,976	0,999	7,68	0,86
H.264	200000	60	33,330	4021555,898	0,976	0,999	7,68	0,86
H.265	Não Aplica	60	33,314	4023637,770	0,975	0,992	64,24	0,98
FFV1	Não Aplica	60	33,330	4021563,624	0,976	0,999	7,73	0,87
DC1	100000	60	46,267	184299,554	0,972	0,963	4,52	0,77
DC1	150000	60	46,267	184299,554	0,972	0,963	4,52	0,77
DC1	200000	60	46,267	184299,554	0,972	0,963	4,52	0,77
DC2	Não Aplica	60	46,472	155610,540	0,978	0,957	39,25	0,97
DC3	Não Aplica	60	46,234	184551,948	0,972	0,963	5,02	0,80
PNG								
<i>Encoder</i>	<i>Bitrate</i>	<i>FPS</i>	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>	<i>SSIM</i>	<i>CC</i>	<i>RC</i>	<i>RD</i>
H.264	100000	60	33,332	4021416,972	0,976	1,000	5,43	0,81
H.264	150000	60	33,332	4021416,972	0,976	1,000	5,43	0,81
H.264	200000	60	33,332	4021416,972	0,976	1,000	5,43	0,81
H.265	Não Aplica	60	33,315	4023579,728	0,975	0,992	65,03	0,98
FFV1	Não Aplica	60	33,332	4021420,660	0,976	1,000	6,50	0,84
DC1	100000	60	66,719	959,338	0,999	0,997	2,36	0,57
DC1	150000	60	67,693	748,455	0,999	0,997	2,20	0,54
DC1	200000	60	67,693	748,455	0,999	0,997	2,20	0,54
DC2	Não Aplica	60	66,777	960,604	0,998	0,994	37,72	0,97
DC3	Não Aplica	60	79,377	49,571	1,000	0,999	1,69	0,41

Fonte: Autoria própria.

ambas imagens JPEG e PNG e b) alta razão de compressão (altos valores para métrica RD).

5.1.2 Experimento 1: Método proposto para compressão de volume à 120 FPS

Neste experimento o número de frames foi elevado para uma taxa fixa $FPS = 120$. Os resultados dados JPEG e PNG são mostrados na tabela 4.

Comparado ao experimento anterior ($FPS = 60$), observa-se para todos os *codecs* e métodos propostos um comportamento muito semelhante. Os métodos propostos se mostram melhores, com relação aos valores de PSNR e SSIM, especialmente para imagens PNG. Em termos de compressão de dados, os melhores resultados são os exibidos pelo método DC2 e H.265, tanto para imagens JPEG quanto PNG.

Tabela 4 – Resultados da reconstrução das imagens DICOM nos formatos JPEG e PNG para espessura 1mm e $FPS = 120$.

JPEG								
<i>Encoder</i>	<i>Bitrate</i>	<i>FPS</i>	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>	<i>SSIM</i>	<i>CC</i>	<i>RC</i>	<i>RD</i>
H.264	100000	120	33,330	4021555,302	0,976	0,999	7,85	0,87
H.264	150000	120	33,330	4021555,489	0,976	0,999	7,73	0,87
H.264	200000	120	33,330	4021555,741	0,976	0,999	7,68	0,86
H.265	Não Aplica	120	33,311	4024111,414	0,975	0,990	68,38	0,98
FFV1	Não Aplica	120	33,330	4021563,624	0,976	0,999	7,73	0,87
DC1	100000	120	46,267	184282,159	0,973	0,963	5,30	0,81
DC1	150000	120	46,267	184296,824	0,972	0,963	4,58	0,78
DC1	200000	120	46,267	184297,037	0,972	0,963	4,54	0,78
DC2	Não Aplica	120	46,073	169869,705	0,978	0,952	46,90	0,97
DC3	Não Aplica	120	46,234	184551,948	0,972	0,963	5,02	0,80
PNG								
<i>Encoder</i>	<i>Bitrate</i>	<i>FPS</i>	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>	<i>SSIM</i>	<i>CC</i>	<i>RC</i>	<i>RD</i>
H.264	100000	120	33,332	4021415,209	0,976	1,000	5,63	0,82
H.264	150000	120	33,332	4021416,677	0,976	1,000	5,46	0,81
H.264	200000	120	33,332	4021416,767	0,976	1,000	5,43	0,81
H.265	Não Aplica	120	33,311	4024054,668	0,975	0,990	68,83	0,98
FFV1	Não Aplica	120	33,332	4021420,660	0,976	1,000	6,50	0,84
DC1	100000	120	59,990	5365,572	0,999	0,994	4,47	0,77
DC1	150000	120	63,691	2087,130	0,999	0,996	3,01	0,66
DC1	200000	120	66,623	981,253	0,999	0,997	2,38	0,58
DC2	Não Aplica	120	66,600	4008,928	0,998	0,990	43,08	0,97
DC3	Não Aplica	120	79,377	49,571	1,000	0,999	1,69	0,41

Fonte: Autoria própria.

Também a exemplo da taxa $FPS = 60$, se levarmos em conta os valores de SSIM e a razão de compressão, o melhor método é o DC2, se comparados aos *codecs* tradicionais.

5.1.3 Experimento 1: Método proposto para compressão de volume à 240 FPS

Neste experimento, o número de frames foi elevado para uma taxa fixa $FPS = 240$. Os resultados são mostrados na tabela 5.

Comparado aos experimentos anteriores ($FPS = 60$ e $FPS = 120$), observa-se para todos os *codecs* e métodos propostos um comportamento parecido. Os métodos DC1, DC2 e DC3 continuam com melhores taxas de PSNR e SSIM, especialmente para imagens PNG. No

Tabela 5 – Resultados da reconstrução das imagens DICOM nos formatos JPEG e PNG para espessura 1mm e $FPS = 240$.

JPEG								
<i>Encoder</i>	<i>Bitrate</i>	<i>FPS</i>	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>	<i>SSIM</i>	<i>CC</i>	<i>RC</i>	<i>RD</i>
H.264	100000	240	33,330	4021550,588	0,976	0,999	10	0,90
H.264	150000	240	33,330	4021554,673	0,976	0,999	8,03	0,87
H.264	200000	240	33,330	4021555,300	0,976	0,999	7,85	0,87
H.265	Não Aplica	240	33,311	4024096,799	0,975	0,990	68,38	0,98
FFV1	Não Aplica	240	33,330	4021563,624	0,976	0,999	7,73	0,87
DC1	100000	240	46,266	184010,404	0,973	0,963	8,76	0,88
DC1	150000	240	46,268	184221,126	0,973	0,963	6,54	0,84
DC1	200000	240	46,267	184274,832	0,973	0,963	5,32	0,81
DC2	Não Aplica	240	46,073	169869,705	0,978	0,952	46,90	0,97
DC3	Não Aplica	240	46,234	184551,948	0,972	0,963	5,02	0,80
PNG								
<i>Encoder</i>	<i>Bitrate</i>	<i>FPS</i>	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>	<i>SSIM</i>	<i>CC</i>	<i>RC</i>	<i>RD</i>
H.264	100000	240	33,332	4021415,367	0,976	0,999	9,05	0,88
H.264	150000	240	33,332	4021412,741	0,976	0,999	6,62	0,84
H.264	200000	240	33,332	4021415,230	0,976	1,000	5,66	0,82
H.265	Não Aplica	240	33,311	4024041,292	0,975	0,990	68,83	0,98
FFV1	Não Aplica	240	33,332	4021420,660	0,976	1,000	6,50	0,84
DC1	100000	240	54,641	21097,003	0,996	0,989	8,21	0,87
DC1	150000	240	57,734	9491,741	0,998	0,992	5,76	0,82
DC1	200000	240	60,142	5146,684	0,999	0,994	4,39	0,77
DC2	Não Aplica	240	59,976	6808,928	0,998	0,990	43,08	0,97
DC3	Não Aplica	240	79,377	49,571	1,000	0,999	1,69	0,41

Fonte: Autoria própria.

entanto, há uma maior variabilidade em 240 FPS para o método proposto DC1, à medida que a taxa de bitrate aumenta. O método DC1 é significativamente melhor para $bitrate = 200000$ ($PSNR = 60,142$) quando comparado à taxa de $bitrate = 100000$ ($PSNR = 54,641$). Em termos de compressão de dados, os melhores resultados continuam com os métodos DC2 e H.265, tanto para imagens JPEG quanto PNG.

Também, a exemplo da taxa $FPS = 60$ e $FPS = 120$, ao levar em conta os valores de SSIM e a RC, o melhor método é o DC2.

5.1.4 Considerações sobre o experimento 1

A partir dos dados mostrados nas tabelas 3, 4 e 5 pode-se observar que o *codec* H.264 é insensível a variações tanto na taxa de bitrate quanto na taxa de FPS. Além disso, exibe resultados sempre inferiores tanto para as métricas de PSNR e SSIM em formato PNG. O mesmo observa-se para as razões de compressão (RC). O *codec* FFV1 apresenta comportamento semelhante ao H.264.

Já o *codec* H.265 apresenta altas taxas de compressão, embora exiba valores de PSNR e SSIM abaixo daqueles obtidos pelos métodos propostos DC1, DC2 e DC3, especialmente quando aplicados a imagens PNG.

Das variações dos métodos propostos, pode-se dizer que o DC2 é aquele que melhor combina taxa de compressão (melhores valores de RC) e qualidade de compressão (altos valores de SSIM). É importante salientar que valores de SSIM são relevantes até a casa centesimal. Daí pode-se afirmar, por exemplo, que os métodos DC2 ($SSIM = 0,998$) e DC1 ($SSIM = 0,999$) possuem a mesma qualidade na compressão.

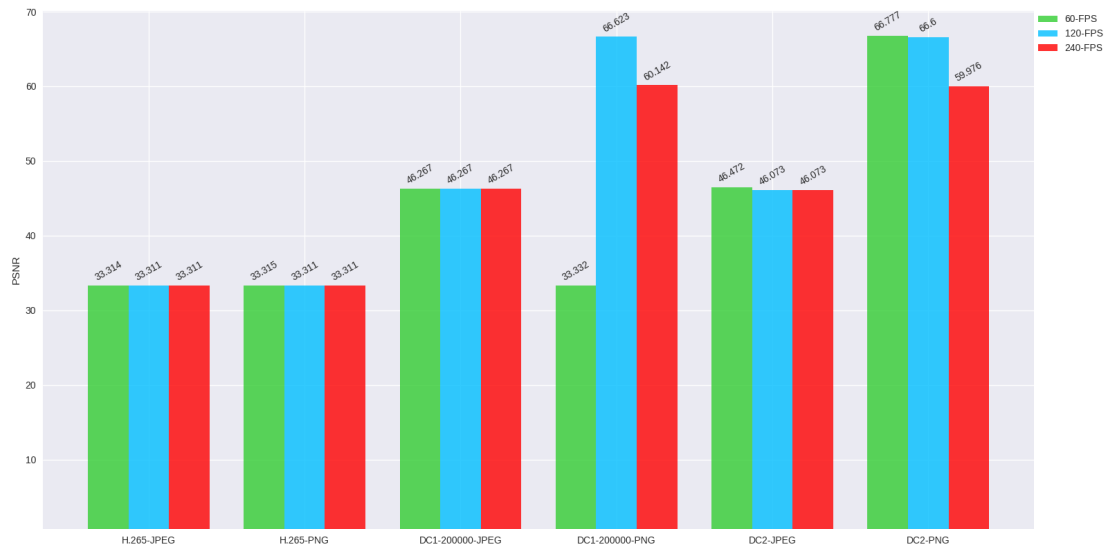
Note ainda que, para $FPS = 120$ e $FPS = 240$, e valores crescentes de bitrate, o método DC1 produz valores crescentes para a métrica SSIM. Portanto, pode-se também afirmar que o método DC1 de melhor desempenho é aquele aplicado com $bitrate = 200000$.

Para melhor entendimento, são exibidos nesta seção alguns gráficos dos métodos com melhores desempenhos, a saber: H.265, DC1 ($bitrate = 200000$) e DC2. Os gráficos, ilustrados nas figuras (8, 9, 10 e 11) mostram o comportamento dos métodos para métricas selecionadas em função da variação da taxa FPS.

Algumas conclusões importantes podem ser tiradas dos resultados apresentados acima. São elas:

- O encoder H.265 apesar de gerar a melhor razão de compressão dentre todos os analisados possuem uma notável perda de informações.
- O DC3 apresenta o melhor resultado quando aplicado a imagens no formato PNG e chegou a não apresentar quase nenhuma perda de acordo com a métrica SSIM. Porém, o tamanho do arquivo compactado não se mostra competitivo aos métodos concorrentes.
- O DC1 e DC2 possuem resultados significativos comprando a razão entre o RD e as métricas de similaridade.

Figura 8 – Valores de PSNR para os métodos seleccionados, para FPS = 60, 120 e 240 em imagens JPEG e PNG.



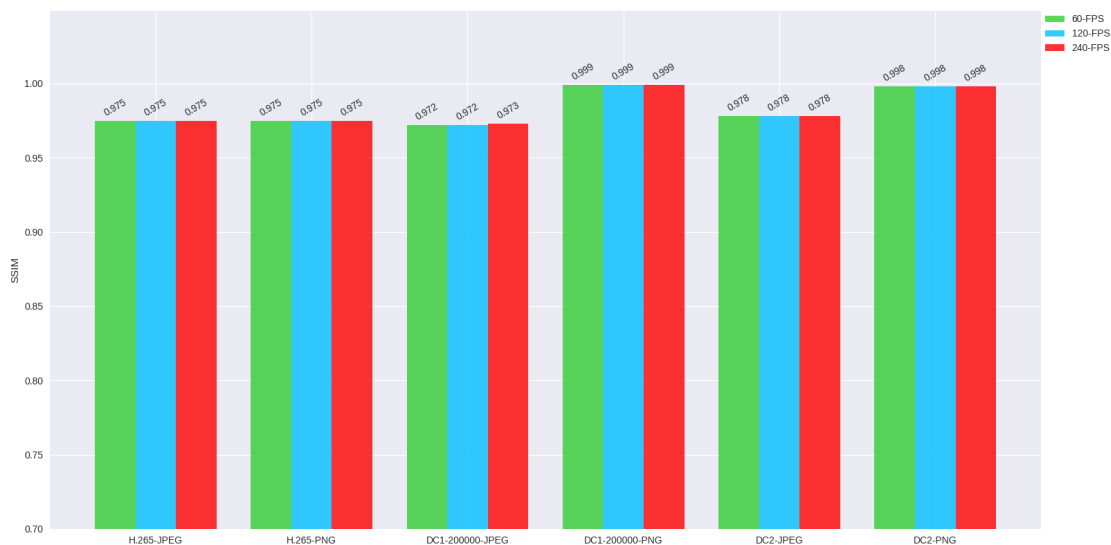
Fonte: Autoria própria.

As Figuras 12b e 12c ilustram, respectivamente, o comportamento da métrica SSIM para imagens no formato JPEG e PNG. As imagens representam a percepção da degradação na imagem após a compressão e descompressão, com mudanças na informação estrutural. A análise foi realizada com bitrate 200000 e $FPS = 240$.

Analisando-se a representação da métrica SSIM das figuras 12b e 12c, juntamente com os dados da tabela 5, pode-se perceber que ao usar o formato JPEG na compressão é possível tornar o arquivo relativamente menor. Porém houve notável perda na similaridade das métricas, seja os métodos com ou sem duplo cone. Por outro lado, na compressão com o formato PNG percebe-se que a fidelidade com a imagem original aumenta e a razão de compressão tende a diminuir. Notou-se que as imagens no formato PNG com duplo cone produziram uma taxa maior de similaridade. Esta característica é evidente ao observarmos a imagem 12c, em que não é possível visualizar o ruído, enquanto a imagem 12b facilmente ilustra ruído visíveis.

A figura 13a representa a imagem original, enquanto as figuras 13b e 13c representam as imagens no formato JPEG e PNG com a pseudocor aplicada, respectivamente, logo após, as figuras 14b e 14c representam as imagens reconstruídas após a descompressão para o padrão DICOM.

Figura 9 – Valores de SSIM para os métodos selecionados, para FPS = 60, 120 e 240 em imagens JPEG e PNG.



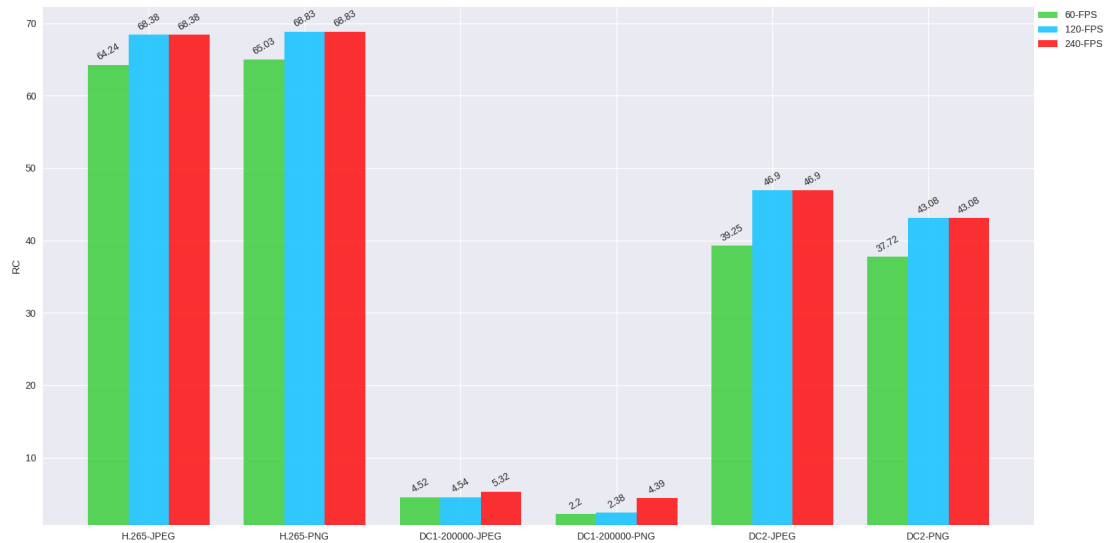
Fonte: Autoria própria.

5.2 Experimento 2: Método proposto para compressão de volume com espessura 3mm

Neste experimento é avaliado o desempenho dos métodos para volumes de 3mm e FPS=240 apenas. A avaliação para FPS=60 e FPS=120 foram ignoradas devido ao comportamento uniforme apresentado pelos métodos para todas elas. Os resultados são apresentados na tabela 6.

Comparado ao experimento com volume de 1 mm, observam-se excelentes valores para a métrica SSIM para imagens no formato JPEG e PNG ($SSIM \approx 0,99$). Os valores de PSNR são bastante próximos ($PSNR \approx 46,6$) para os *codecs* tradicionais. Os métodos DC1, DC2 e DC3 continuam exibindo as melhores taxas de PSNR, especialmente para imagens PNG. O método proposto DC1 exibe, novamente, um crescimento no valor do PSNR à medida que a taxa de bitrate aumenta atingindo o valor de ($PSNR = 71,806$) para $bitrate = 200000$. Neste experimento, o PSNR do DC1 é um pouco mais significativo que o DC2 ($PSNR = 67,625$). Ao observar a compressão de dados, os métodos de melhor desempenho são H.265, seguido do DC2, tanto para imagens JPEG quanto PNG. No entanto, se considerarmos os valores

Figura 10 – Valores de RC para os métodos seleccionados, para FPS = 60, 120 e 240 em imagens JPEG e PNG.



Fonte: Autoria própria.

combinados de SSIM e a RC, o método mais eficiente é o DC2.

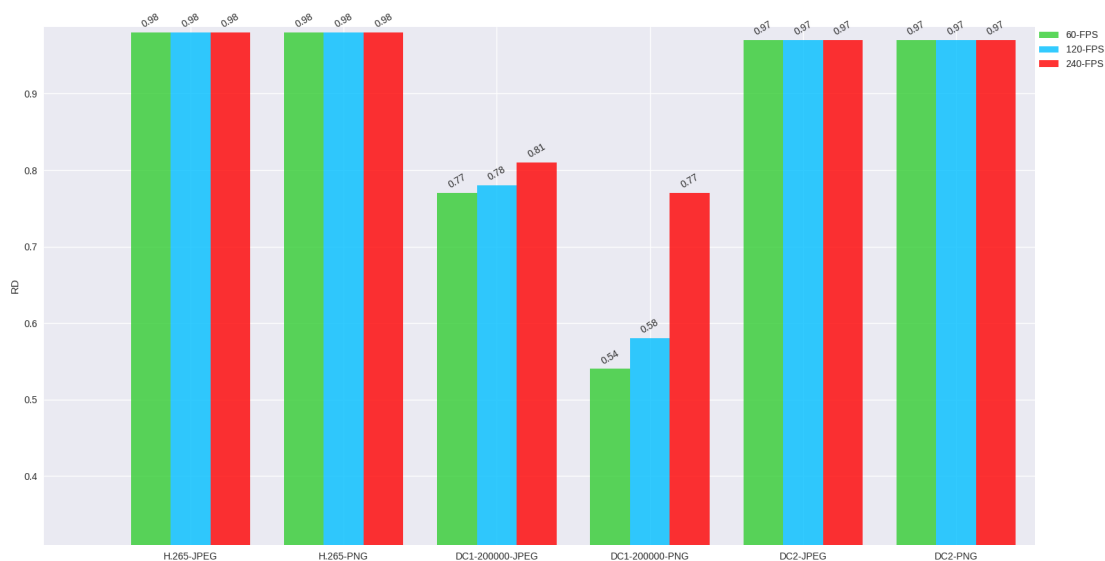
As figuras 15, 16, 17 e 18, plotam os resultados obtidos com os métodos de melhor desempenho (H265, DC1-200000 e DC2) para as métricas PSNR, SSIM, RC e RD, em dados de 3mm, tanto para JPEG quanto para PNG.

5.3 Experimento 3: Método proposto para compressão de volume com espessura 5mm

Este último experimento avalia o desempenho dos métodos para volumes de 5mm a uma taxa fixa de $FPS = 240$. Os resultados são apresentados na tabela 7, para imagens JPEG e PNG.

Observa-se valores baixos para a métrica SSIM, para os *codecs* tradicionais ($\cong 0,75$) em relação aos métodos propostos ($\cong 1$). O mesmo pode ser observado para a métrica PSNR dos métodos com duplo cone, especialmente para imagens no formato PNG. O método DC3 apresenta um alto valor de PSNR (93,524) para imagens PNG. Ainda com relação ao PSNR,

Figura 11 – Valores de RD para os métodos selecionados, para FPS = 60, 120 e 240 em imagens JPEG e PNG.



Fonte: Autoria própria.

o método DC1 apresenta valores altos, que crescem à medida que aumenta o *bitrate* (valores entre 78,516 e 72,692). O método DC2 apresenta o menor dos valores PSNR para imagens PNG (70,601), ainda assim bem maiores que os apresentados pelos *codecs* tradicionais.

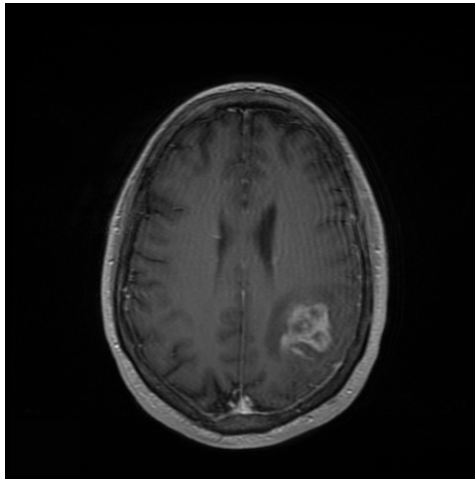
Por outro lado, observa-se um valor bastante elevado da métrica RC (18,83) para o método DC2, em imagens PNG, quando comparado aos demais métodos de duplo cone. A razão de compressão para DC2 é cerca de 9 vezes maior que a melhor das demais técnicas propostas com Duplo Cone, DC1 com *bitrate* = 100000 e $RC = 1,94$. É possível observar também uma pequena melhora de valores da métrica CC para os métodos DC1, DC2 e DC3 ($CC \cong 0,94$).

A exemplo dos demais experimentos, observa-se que ao considerarmos os valores combinados para as métricas SSIM e a RC, o método mais eficiente continua sendo o DC2.

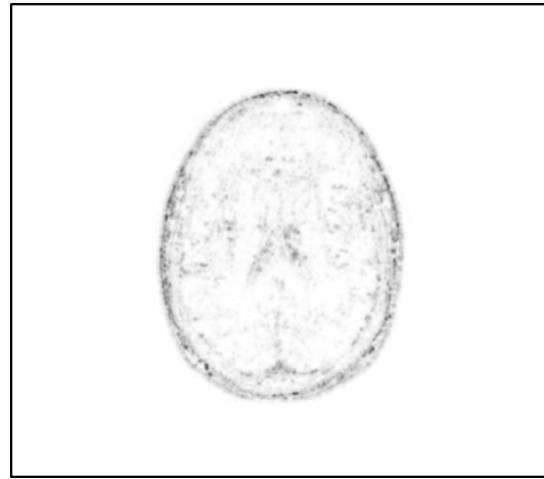
As figuras 19, 20, 21 e 22 ilustram os resultados dos 3 métodos selecionados para as imagens no formato JPEG e PNG, para dados de 5mm, segundo as métricas mais importantes: PSNR, SSIM, RC e RD.

Figura 12 – Representação gráfica da imagem DICOM original com os resultados da métrica SSIM na compressão, com imagem no formato JPEG (figura 12b) e com imagem no formato PNG (figura 12c)

(a) Imagem DICOM original em escala de cinza



(b) SSIM DICOM de imagem JPEG, = 0,978



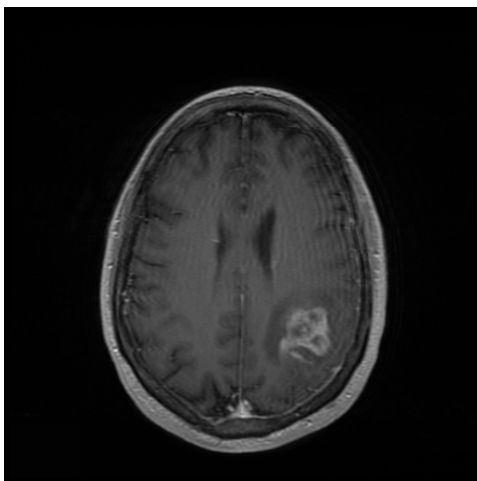
(c) SSIM DICOM de imagem PNG = 0,998



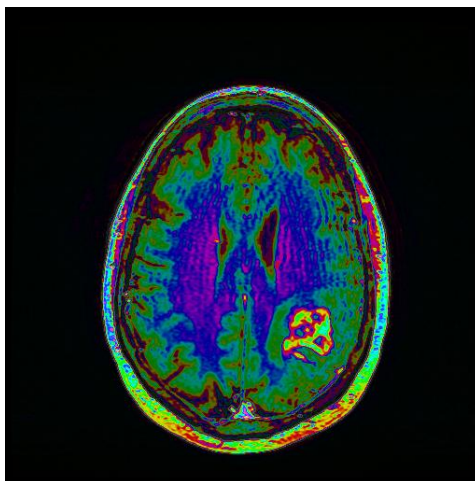
Fonte: Autoria própria.

Figura 13 – Imagem DICOM original (figura 13a) e imagem com função duplo cone aplicada, no formato JPEG (figura 13b) e no formato PNG (13c)

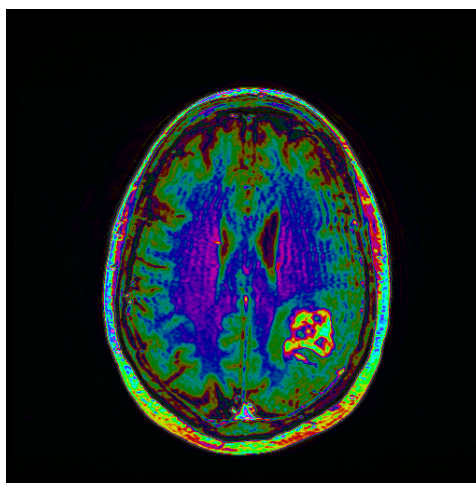
(a) Imagem DICOM original em escala de cinza



(b) Imagem em pseudo-cor no formato JPEG



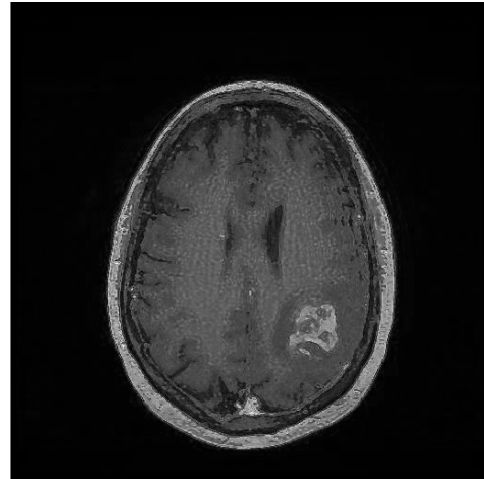
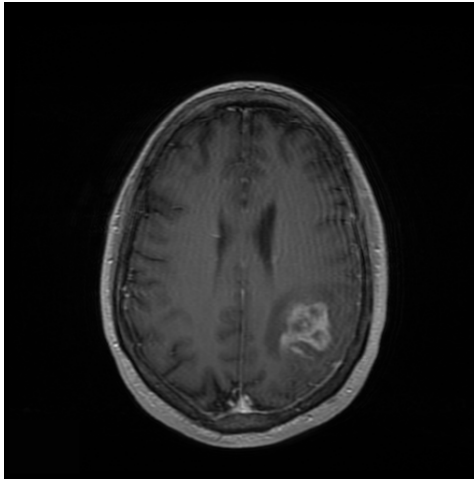
(c) Imagem em pseudo-cor no formato PNG



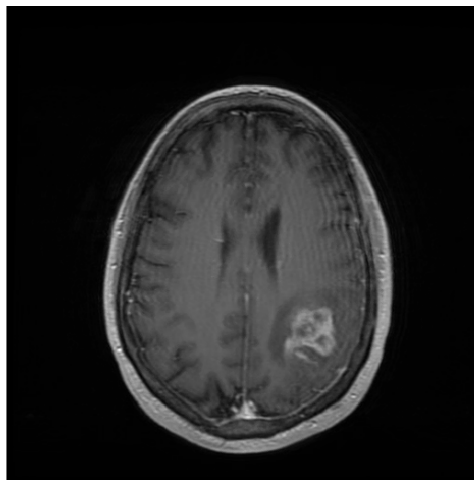
Fonte: Autoria própria.

Figura 14 – Imagem reconstruída a partir do formato JPEG e PNG

- (a) Imagem DICOM original em escala de cinza (b) Imagem DICOM reconstruída do formato JPEG. SSIM = 0,978

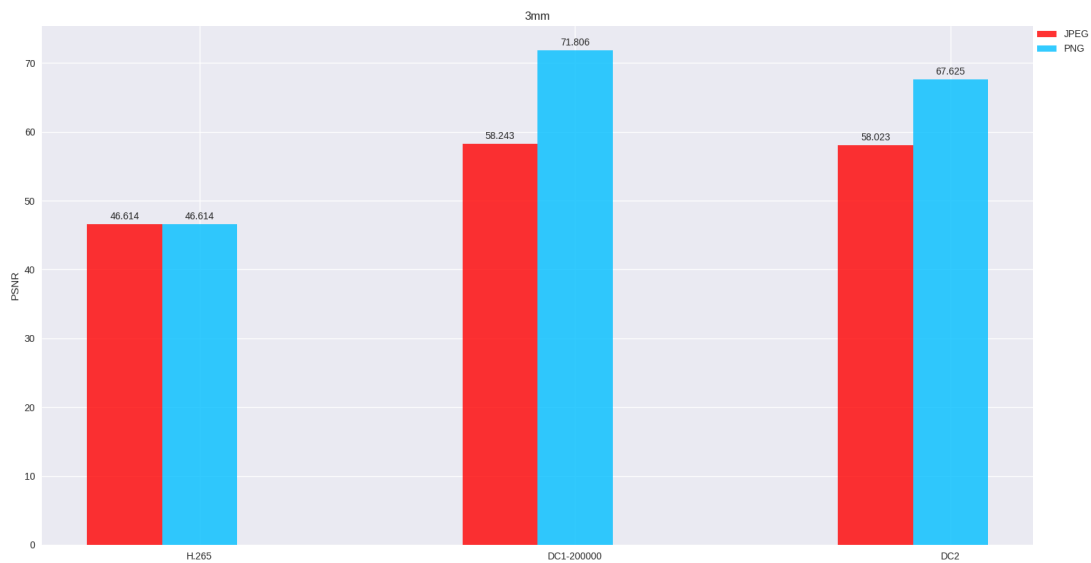


- (c) Imagem DICOM reconstruída do formato PNG. SSIM = 0,998



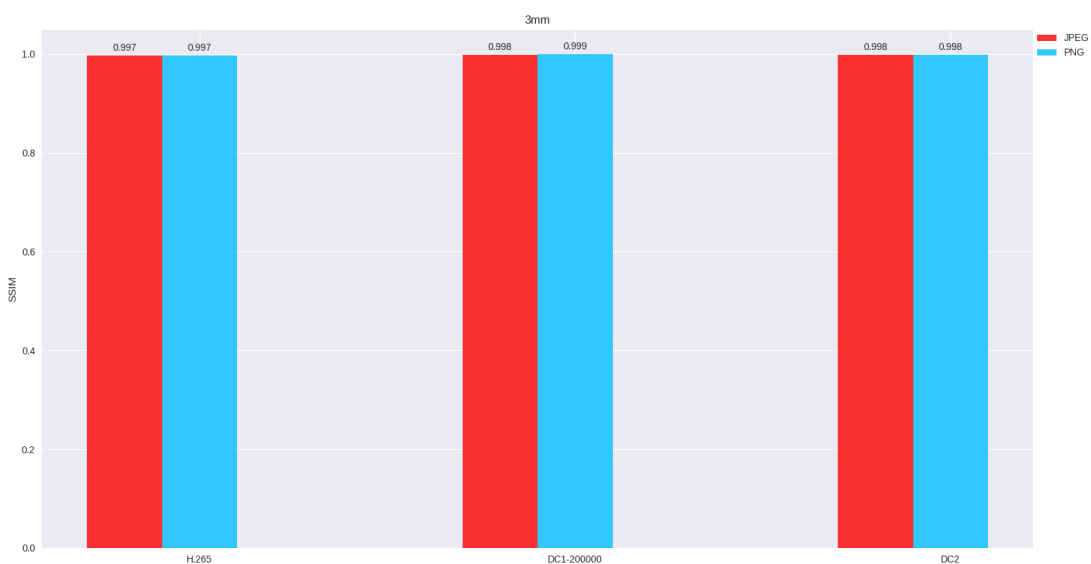
Fonte: Autoria própria.

Figura 15 – Valores de PSNR para os métodos seleccionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.



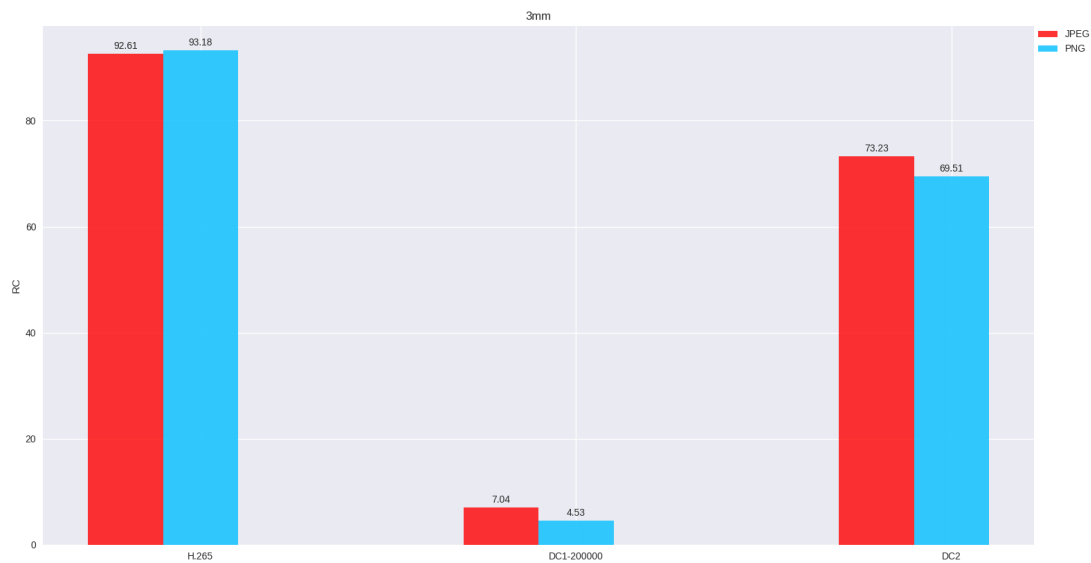
Fonte: Autoria própria.

Figura 16 – Valores de SSIM para os métodos seleccionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.



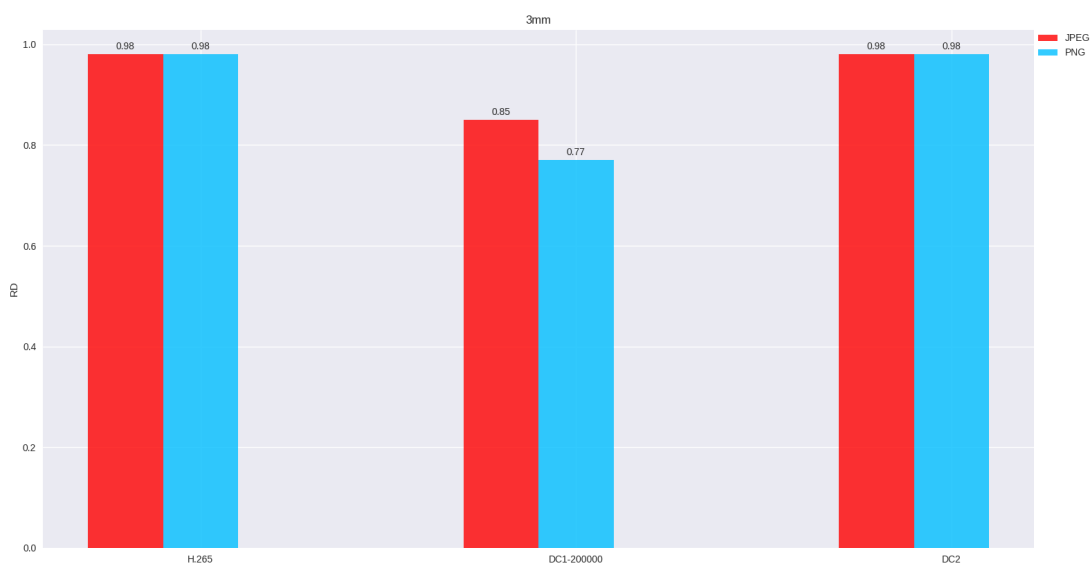
Fonte: Autoria própria.

Figura 17 – Valores de RC para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.



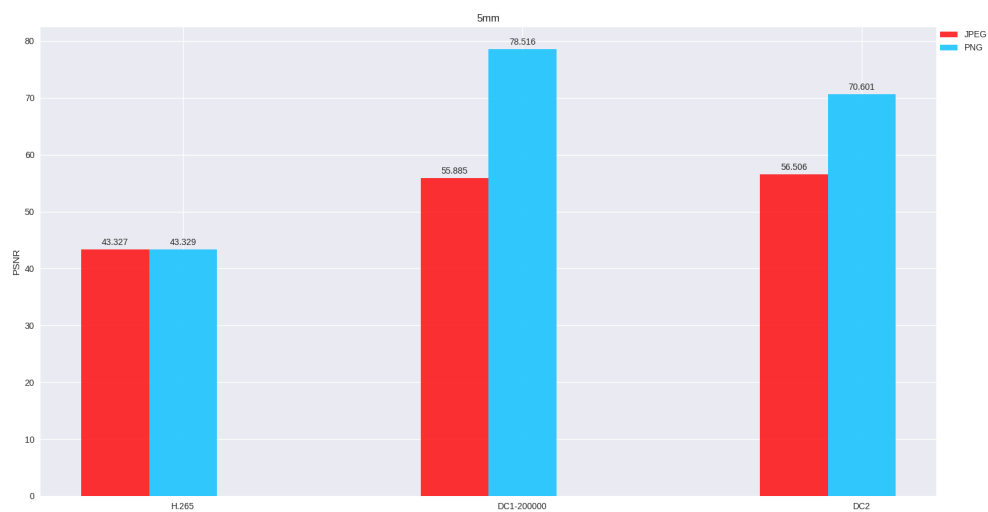
Fonte: Autoria própria.

Figura 18 – Valores de RD para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.



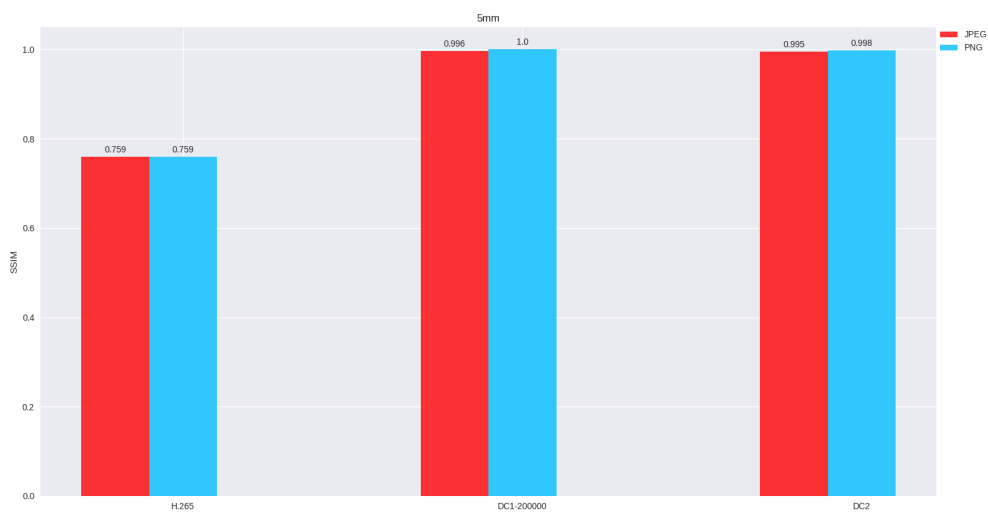
Fonte: Autoria própria.

Figura 19 – Valores de PSNR para os métodos seleccionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.



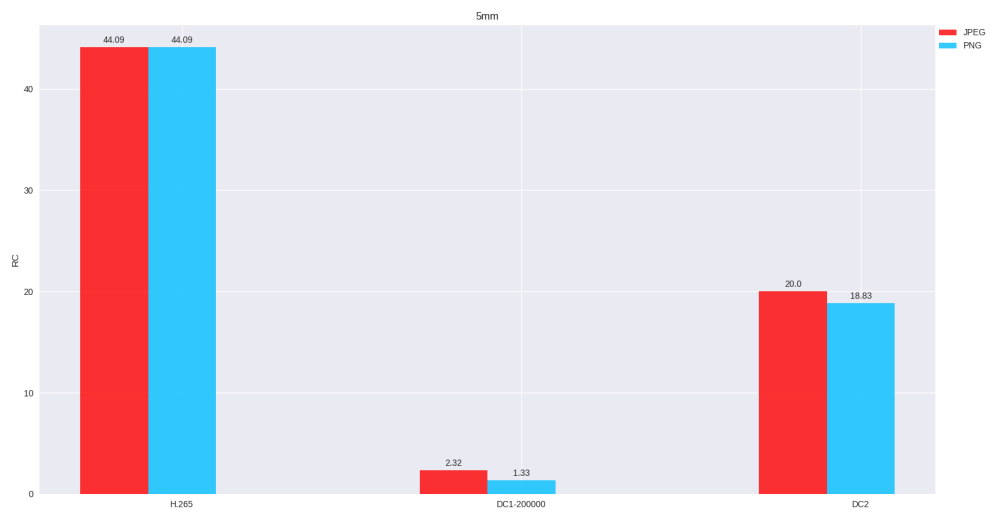
Fonte: Autoria própria.

Figura 20 – Valores de SSIM para os métodos seleccionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.



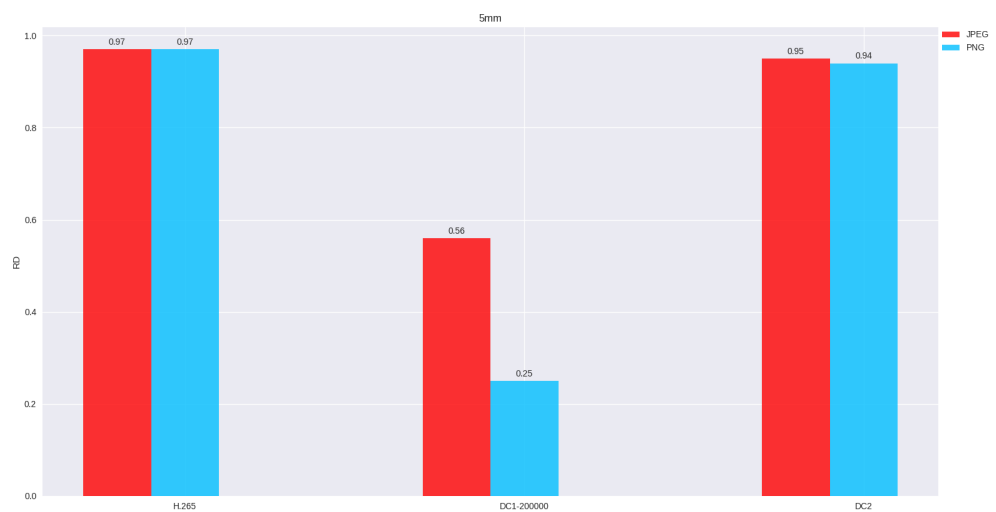
Fonte: Autoria própria.

Figura 21 – Valores de RC para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.



Fonte: Autoria própria.

Figura 22 – Valores de RD para os métodos selecionados, para FPS = 240 em imagens JPEG e PNG.



Fonte: Autoria própria.

Tabela 6 – Comparação de resultados da reconstrução da imagem JPEG 3D comparado a DICOM original (3mm)

JPEG								
<i>Encoder</i>	<i>Bitrate</i>	<i>FPS</i>	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>	<i>SSIM</i>	<i>CC</i>	<i>RC</i>	<i>RD</i>
H.264	100000	240	46,667	129564,655	0,998	0,998	13,25	0,92
H.264	150000	240	46,667	129564,552	0,998	0,998	10,23	0,90
H.264	200000	240	46,485	131234,527	0,998	0,989	8,62	0,88
H.265	Não Aplica	240	46,614	130017,845	0,997	0,986	92,61	0,98
FFV1	Não Aplica	240	46,667	129567,451	0,998	0,998	8,36	0,88
DC1	100000	240	58,464	8478,246	0,998	0,955	11,31	0,91
DC1	150000	240	58,457	8494,431	0,998	0,955	8,67	0,88
DC1	200000	240	58,243	8938,542	0,998	0,953	7,04	0,85
DC2	Não Aplica	240	58,023	8844,699	0,998	0,939	73,23	0,98
DC3	Não Aplica	240	58,223	8965,199	0,998	0,952	7,27	0,86
PNG								
<i>Encoder</i>	<i>Bitrate</i>	<i>FPS</i>	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>	<i>SSIM</i>	<i>CC</i>	<i>RC</i>	<i>RD</i>
H.264	100000	240	46,682	129526,321	0,998	0,999	9,90	0,89
H.264	150000	240	46,683	129524,423	0,998	0,999	7,03	0,85
H.264	200000	240	46,483	131359,262	0,998	0,990	5,79	0,82
H.265	Não Aplica	240	46,614	130017,845	0,997	0,986	93,18	0,98
FFV1	Não Aplica	240	46,683	129525,166	0,998	1,000	6,54	0,84
DC1	100000	240	67,834	844,596	0,999	0,988	8,31	0,87
DC1	150000	240	70,386	448,245	0,999	0,991	5,57	0,82
DC1	200000	240	71,806	308,582	0,999	0,992	4,53	0,77
DC2	Não Aplica	240	67,625	907,272	0,998	0,980	69,51	0,98
DC3	Não Aplica	240	86,603	9,389	1,000	0,998	2,11	0,52

Fonte: Autoria própria.

5.4 Considerações

Nesta seção apresentamos uma compilação dos resultados para os métodos propostos e os *codecs* tradicionais, considerando os dados adquiridos em 1, 3 e 5mm e $FPS = 240$. Os valores apresentados para o método DC1 referem-se à taxa $bitrate = 200000$.

Analisando-se a figura 23, é possível observar que os métodos DC1 e DC2 apresentam uma boa estabilidade e valores muito próximos para a métrica SSIM, tanto para imagens JPEG quanto para PNG. O *codec* H.265 mostra-se instável e, particularmente na espessura de 5mm apresenta os piores resultados, tanto para imagens JPEG quanto para PNG.

No entanto, com relação à razão de compressão (RC), como ilustra a figura 24, verifica-se que o método DC1 apresenta resultados inferiores quando comparado ao método DC2, e

Tabela 7 – Comparação de resultados da reconstrução da imagem JPEG 3D comparado a DICOM original (5mm)

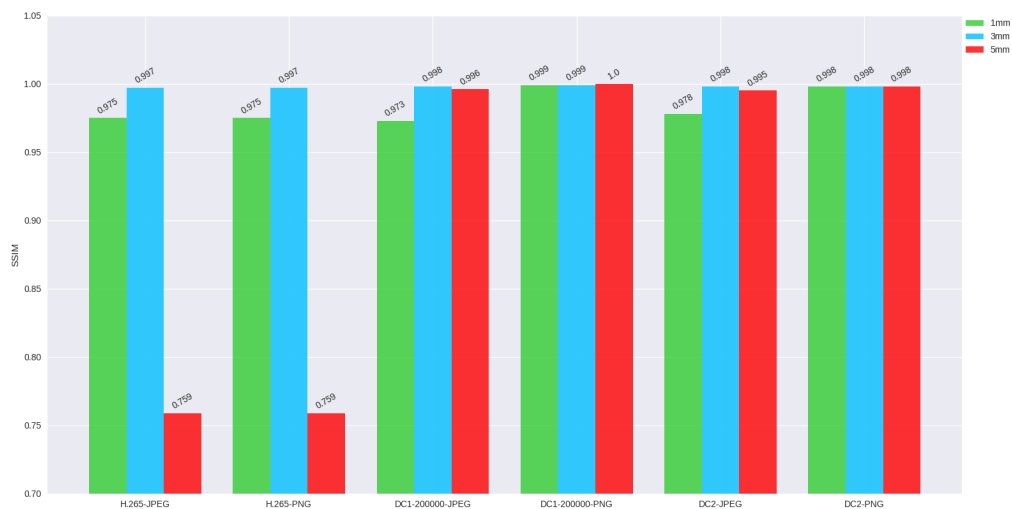
JPEG								
<i>Encoder</i>	<i>Bitrate</i>	<i>FPS</i>	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>	<i>SSIM</i>	<i>CC</i>	<i>RC</i>	<i>RD</i>
H.264	100000	240	43,333	239739,209	0,759	0,904	27,71	0,96
H.264	150000	240	43,333	239739,295	0,759	0,904	27,32	0,96
H.264	200000	240	43,308	241209,334	0,757	0,904	27,51	0,96
H.265	Não Aplica	240	43,327	240107,592	0,759	0,487	44,09	0,97
FFV1	Não Aplica	240	43,333	239739,706	0,759	0,904	27,51	0,96
DC1	100000	240	56,049	12591,517	0,996	0,940	3,18	0,68
DC1	150000	240	56,047	12593,303	0,996	0,940	2,55	0,60
DC1	200000	240	55,885	13026,610	0,996	0,938	2,32	0,56
DC2	Não Aplica	240	56,506	11051,918	0,995	0,943	20,00	0,95
DC3	Não Aplica	240	55,870	13067,619	0,996	0,938	2,50	0,60
PNG								
<i>Encoder</i>	<i>Bitrate</i>	<i>FPS</i>	<i>PSNR</i>	<i>MSE</i>	<i>SSIM</i>	<i>CC</i>	<i>RC</i>	<i>RD</i>
H.264	100000	240	43,337	239527,502	0,759	0,962	11,65	0,91
H.264	150000	240	43,337	239527,155	0,759	0,963	11,34	0,91
H.264	200000	240	43,308	241209,334	0,757	0,963	6,65	0,84
H.265	Não Aplica	240	43,329	239957,699	0,759	0,573	44,09	0,97
FFV1	Não Aplica	240	43,334	239689,883	0,759	0,965	2,30	0,56
DC1	100000	240	72,692	275,079	0,999	0,998	1,94	0,48
DC1	150000	240	76,406	106,497	1,000	0,999	1,51	0,34
DC1	200000	240	78,516	63,054	1,000	0,999	1,33	0,25
DC2	Não Aplica	240	70,601	957,317	0,998	0,994	18,83	0,94
DC3	Não Aplica	240	93,524	1,908	1,000	1,000	0,98	-0,01

Fonte: Autoria própria.

também ao *codec* H.265.

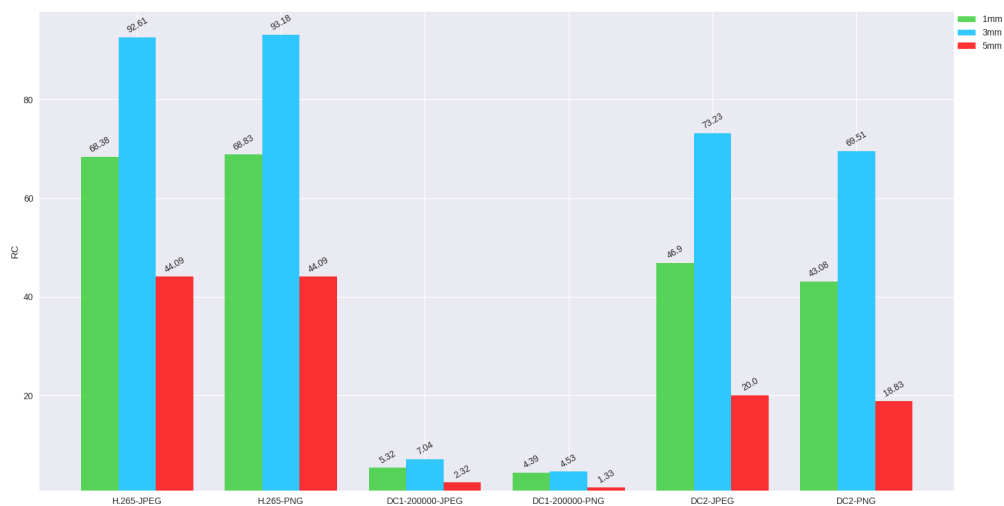
Contudo, novamente o método DC2 apresenta resultados mais significativos, sem combinarmos suas altas taxas de similaridade (SSIM) e boa razão de compressão (RC).

Figura 23 – Valores de SSIM para os métodos selecionados, para $FPS = 240$ em imagens JPEG e PNG de $1mm$, $3mm$ e $5mm$.



Fonte: Autoria própria.

Figura 24 – Valores de RC para os métodos selecionados, para $FPS = 240$ em imagens JPEG e PNG de $1mm$, $3mm$ e $5mm$.



Fonte: Autoria própria.

CONCLUSÃO

Os resultados em imagens DICOM com espessura de $1mm$, $3mm$ e $5mm$ mostram que o melhor método de compressão com perda é o DC2. Dentre todas as alternativas propostas e os codecs tradicionais, é o que melhor apresenta similaridade entre o dado original e comprimido (métrica SSIM) e taxas de compressão (métrica RC).

O método DC2 combina a proposta de uma função bijetora denominada Duplo Cone para conversão e reconstituição de dados DICOM, juntamente com codec de vídeo H.265.

A análise de desempenho dos métodos propostos e comparação com métodos tradicionais, adotou as seguintes métricas, nesta ordem de importância: SSIM, PSNR, RC e RD. Como já abordado, esta sequência prioriza a similaridade, daí a maior importância das métricas SSIM e PSNR, em especial SSIM, pelo fato de apresentar maior relação à percepção humana, entre o dado original com o dado comprimido. Como descrito anteriormente, aplicações na área de saúde demandam informações com o mínimo de erro possível. Posteriormente, utilizou-se a métrica RC por ter uma sensibilidade a mudanças maior que a RD

A necessidade de se ter um valor de $SSIM = 1$, ou próximo deste, é relevante conforme mostra a figura 12c. Nela, é possível observar que para valores valores $SSIM = 0,99$ não há, qualitativamente, erros visíveis ao olho humano enquanto os valores de $SSIM = 0,97$ (figura 12b) já apresentam erros visuais. Isso é de fundamental importância para a comunidade de saúde, particularmente para especialidades que realizam diagnósticos baseados em imagens. Verifica-se que em todos os experimentos com o método DC2, ao utilizar dados no formato PNG, os resultados para a métrica SSIM são da ordem de $\geq 0,99$. Clinicamente, isso é um nível de similaridade aceitável para interpretação de exames.

Ao analisar a razão de compressão RC para o método DC2, nota-se que há um valor alto oriundo do codec H.265. Tal propriedade, o coloca como um método muito mais atrativo que o DC1 e DC3, como demonstram os valores mostrados na figura 24.

Portanto verifica-se que o método DC2 baseado em uma função bijetora de duplo cone e um codec de vídeo (H.265) produziu resultados em dados DICOM com melhores taxas de compressão, sinal ruído e similaridade, se considerarmos que a combinação de tais métricas é indispensável para aplicação em ambiente clínico.

6.1 Perspectivas futuras

Como trabalho futuro propõe-se integrar ao método uma aplicação, para realizar compressões e descompressões de forma automatizada e simplificada. Outro ponto a ser implementado e testado é o uso de outros codecs, como por exemplo VP9 e AV1, comparando-os com o método proposto, visando melhorar a similaridade e aumentar a taxa de compressão. Acredita-se que o teste em outros órgãos, com e sem patologias, é de relevância, assim como o teste em espessuras menores que 1mm.

Aferir o tempo de processamento dos processos de compactação e descompactação. A preocupação maior deste trabalho foi avaliar quantitativamente os métodos com relação às suas capacidades de prover taxa de compressão e baixa perda de informação.

Verificar a tolerância a erros, devido a distorções nos fluxos de dados compactados, conforme legislações específicas futuras da área hospitalar.

Para uma validação mais significativa da compressão de imagem, sugere-se realizar especificidades do receptor (especialista da saúde em imagens). Como analisador de imagens, o sistema visual humano deve ser considerado.

Para maior garantia de segurança, desenvolver uma compressão em conjunto com marca d'água digital deveria ser aplicada na imagem. Podendo-se comprovar eventuais adulterações.

Para redução ainda maior de perda, sugere-se criar uma nova forma de aplicação do duplo cone viabilizando uma conversão de imagens sem a perda característica causada pelo processo envolvendo os cálculos entre valores de ponto flutuante e inteiros na aplicação da pseudocor. Além disso, sugere-se acrescentar ao método algoritmos de redução de erros tais como Reed-Solomon e Viterbi (LI; CHEN; SUN, 2020) (WANG *et al.*, 2020).

6.2 Publicações

6.2.1 Publicações relacionadas

1. (SARAIVA; OLIVEIRA; NETO, 2020) Arata Andrade Saraiva, Marcos Soares de Oliveira, João do E. S. Batista Neto. DICOM compression and decompression method using double cone. *Research, Society and Development*, v. 9, n. 9, p. e882998032, 2020. <https://doi.org/10.33448/rsd-v9i9.8032>
2. (SARAIVA; OLIVEIRA; NETO, 2020/accept) Arata Andrade Saraiva, Marcos Soares de Oliveira, João do E. S. Batista Neto. A Combined Method for DICOM Compression with Double Cone and Video Codec. 13th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI 2020).

6.2.2 Publicações complementares

1. (SARAIVA *et al.*, 2020a) Arata Andrade Saraiva, Soares Jeferson, Castro Miranda, José Vigno Moura Sousa, Nuno M. Fonseca Ferreira, João do E. S. Batista Neto, Salviano Soares, António Valente: Chikungunya Virus Inhibitor Study based on Molecular Docking Experiments. *BIOINFORMATICS 2020*: 200-205
2. (SARAIVA *et al.*, 2020b) Arata Andrade Saraiva, D. B. S. Santos, Pedro Pimentel, José Vigno Moura Sousa, Nuno M. Fonseca Ferreira, João do E. S. Batista Neto, Salviano Soares, António Valente: Classification of Optical Coherence Tomography using Convolutional Neural Networks. *BIOINFORMATICS 2020*: 168-175
3. (SARAIVA *et al.*, 2020c) Arata Andrade Saraiva, Luciano Lopes de Sousa, Pedro Pimentel, José Vigno Moura Sousa, Nuno M. Fonseca Ferreira, João do E. S. Batista Neto, Salviano Soares, António Valente: Use of Convolutional Neural Networks for Detection and Segmentation of Pulmonary Nodules in Computed Tomography Images. *BIODEVICES 2020*: 292-297
4. (SARAIVA *et al.*, 2019a) SARAIVA, A. A.; CASTRO, F. M. d. J.; NASCIMENTO, R. C.; MELO, R. T. de; SOUSA, J. V. M.; VALENTE, A.; FERREIRA, N. M. F. Electroencephalography applied compression algorithms qualitative analysis. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization*, Taylor & Francis, p. 1–7, 2019.

5. (SARAIVA *et al.*, 2019c) Arata Andrade Saraiva, D. B. S. Santos, Nator Junior C. Costa, José Vigno M. Sousa, Nuno M. Fonseca Ferreira, António Valente, Salviano Soares: Models of Learning to Classify X-ray Images for the Detection of Pneumonia using Neural Networks. *BIOIMAGING* 2019: 76-83
6. (SARAIVA *et al.*, 2019c) Arata Andrade Saraiva, Nuno M. Fonseca Ferreira, Luciano Lopes de Sousa, Nator Junior C. Costa, José Vigno M. Sousa, D. B. S. Santos, António Valente, Salviano Soares: Classification of Images of Childhood Pneumonia using Convolutional Neural Networks. *BIOIMAGING* 2019: 112-119
7. (SARAIVA *et al.*, 2019b) Arata Andrade Saraiva, F. M. J. Castro, Nator Junior C. Costa, José Vigno M. Sousa, Nuno M. Fonseca Ferreira, António Valente, Salviano Soares: Comparative Study of Compression Techniques Applied in Different Biomedical Signals. *BIOSIGNALS* 2019: 132-138
8. (SARAIVA *et al.*, 2019b) Arata Andrade Saraiva, M. S. de Oliveira, José Vigno M. Sousa, Nuno M. Fonseca Ferreira, António Valente, Salviano Soares: Noise Attenuation using Genetic Algorithm in CT Image. *BIODEVICES* 2019: 140-148
9. (SARAIVA *et al.*, 2019a) A. A. Saraiva, M. S. de Oliveira, P. B. de Moura Oliveira, E. J. Solteiro Pires, N. M. Fonseca Ferreira & Antonio Valente (2019) Genetic algorithm applied to remove noise in DICOM images, *Journal of Information and Optimization Sciences*, 40:7, 1543-1558, DOI: 10.1080/02522667.2019.1597999
10. (SARAIVA *et al.*, 2019) Arata Andrade SARAIVA, Marcos Soares Oliveira, José Vigno Moura Sousa, Nuno M. Fonseca Ferreira, Antonio Valente, Salviano Soares, An Approach for Fast Segmentation of Lung Cancer Images, 2019, *Biomedical Journal of Scientific & Technical Research*, DOI: 10.26717/BJSTR.2019.14.002510
11. (SARAIVA; FERREIRA; VALENTE, 2018) Arata Andrade Saraiva, Nuno M. Fonseca Ferreira, António Valente: New Bioinspired Filter of DICOM Images. *BIODEVICES* 2018: 258-265

REFERÊNCIAS

ACR. Acr technical standard for electronic practice of medical imaging – american college of radiology (acr). practice guideline, united states. 2007. Citado nas páginas 31 e 32.

ALDEMIR, E.; GEZER, N.; TOHUMOGLU, G.; BARIS, M.; KAVUR, A.; DICLE, O.; SELVER, M. Reversible 3d compression of segmented medical volumes: Usability analysis for teleradiology and storage. **Medical Physics**, v. 47, 01 2020. Citado na página 29.

ALDEMIR, E.; TOHUMOGLU, G.; SELVER, M. A. Performance evaluation of lossless compression algorithms for medical images. In: **2019 27th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–4. ISSN 2165-0608. Citado nas páginas 26 e 35.

AMMAH, P. N. T.; OWUSU, E. Robust medical image compression based on wavelet transform and vector quantization. **Informatics in Medicine Unlocked**, Elsevier, v. 15, p. 100183, 2019. Citado na página 32.

AMOR, M. B.; KAMMOUN, F.; MASMOUDI, N. A quality evaluation model for calculating block and blur effects generated by h. 264 and mpeg2 codecs. **Computer Standards & Interfaces**, Elsevier, v. 61, p. 36–44, 2019. Citado na página 36.

BALASAMY, K.; RAMAKRISHNAN, S. An intelligent reversible watermarking system for authenticating medical images using wavelet and pso. **Cluster Computing**, Springer, v. 22, n. 2, p. 4431–4442, 2019. Citado na página 32.

BARASKAR, T. N.; MANKAR, V. R. The dicom image compression and patient data integration using run length and huffman encoder. In: **Advanced Image and Video Coding**. [S.l.]: IntechOpen, 2019. Citado na página 33.

BARNI, M. **Document and Image compression**. [S.l.]: CRC press, 2006. Citado na página 39.

BIENIK, J.; UHRINA, M.; KUBA, M.; VACULIK, M. Performance of h. 264, h. 265, vp8 and vp9 compression standards for high resolutions. In: IEEE. **2016 19th International Conference on Network-Based Information Systems (NBiS)**. [S.l.], 2016. p. 246–252. Citado na página 37.

BROOKS, J. S.; GOLLA, R.; DANYSH, A.; CHAVAN, S.; AGRAWAL, P.; EWOLDT, A.; WEAVER, D. **Run-length encoding decompression**. [S.l.]: Google Patents, 2020. US Patent 10,534,606. Citado na página 36.

- BROSS, B.; HAN, W.-J.; OHM, J.-R.; SULLIVAN, G. J.; WIEGAND, T. High efficiency video coding (hevc) text specification draft 8, jct-vc, document, jctvc-j1003, stockholm, sweden. In: . [S.l.: s.n.], 2012. Citado na página 51.
- BUI, V.; CHANG, L.; LI, D.; HSU, L.; CHEN, M. Y. Comparison of lossless video and image compression codecs for medical computed tomography datasets. In: **2016 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)**. [S.l.: s.n.], 2016. p. 3960–3962. ISSN null. Citado nas páginas 28 e 51.
- CAR. Canadian association of radiologists. canada health infoway. 2011. Disponível em: <<https://car.ca/wp-content/uploads/Compression-in-Digital-Imaging-2011.pdf>>. Citado na página 32.
- CFM. Resolução cfm nº 1.821/2007. **Publicada no D.O.U. de 23 nov. 2007, Seção I, pg. 252**, v. 8, 2007. Citado na página 26.
- Chen, Z.; Li, Y. Recent advances in perceptual h.265/hevc video coding. In: **2015 IEEE China Summit and International Conference on Signal and Information Processing (ChinaSIP)**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 564–567. Citado na página 37.
- CLARK, K.; VENDT, B.; SMITH, K.; FREYMAN, J.; KIRBY, J.; KOPPEL, P.; MOORE, S.; PHILLIPS, S.; MAFFITT, D.; PRINGLE, M. *et al.* The cancer imaging archive (tcia): maintaining and operating a public information repository. **Journal of digital imaging**, Springer, v. 26, n. 6, p. 1045–1057, 2013. Citado nas páginas 53 e 55.
- (CPTAC), N. C. I. C. P. T. A. C. Radiology data from the clinical proteomic tumor analysis consortium glioblastoma multiforme [cptac-gbm] collection [data set]. the cancer imaging archive. 2018. Disponível em: <<https://wiki.cancerimagingarchive.net/display/Public/CPTAC-GBM>>. Citado nas páginas 53, 54 e 55.
- DASH, S.; SHAKYAWAR, S.; SHARMA, M. e. a. Big data in healthcare: management, analysis and future prospects. **Journal Big Data**, Springer, n. 54, 2019. Citado na página 26.
- DE, C.; SILVA, I. **CBR - Tórax: Serie Diagnostico por Imagem**. Elsevier Brasil, 2017. ISBN 9788535286144. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=3TY8DwAAQBAJ>>. Citado nas páginas 27 e 28.
- DESAI, S.; BAGHAL, A.; WONGSURAWAT, T.; AL-SHUKRI, S.; GATES, K.; FARMER, P.; RUTHERFORD, M.; BLAKE, G.; NOLAN, T.; POWELL, T. *et al.* Data from chest imaging with clinical and genomic correlates representing a rural covid-19 positive population. **The Cancer Imaging Archive**, 2020. Citado na página 54.
- DUBEY, V. G.; SINGH, J. 3d medical image compression using huffman encoding technique. **International Journal of scientific and research publications**, Citeseer, v. 2, n. 9, 2012. Citado na página 32.
- EL JAOUHARI, S.; GIBAUD, B.; LEMONNIER, P.; PASQUIER, G.; POISEAU, E.; GUIFARD, E.; HARDY, P.; CORDONNIER, E. Introduction to dicom-rtv: a new standard for

real-time video communication in hospitals. In: **2019 IEEE International Conference on E-health Networking, Application Services (HealthCom)**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–6. Citado na página 26.

ERICKSON BRADLEY; AKKUS, Z. S. J. K. P. Data from lgg-1p19qdeletion. The Cancer Imaging Archive, 2017. Citado nas páginas 53 e 54.

FAJAR, A.; SARNO, R.; FATICHAH, C.; FAHMI, A. Reconstructing and resizing 3d images from dicom files. **Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences**, 12 2020. Citado nas páginas 26 e 29.

FDA. Guidance for the submission of premarket notifications for medical imaging management devices, food and drugs administration (fda). 2000. Citado na página 32.

GANTI, A. Correlation coefficient. **Corporate Finance & Accounting**, v. 9, p. 145–152, 2020. Citado na página 41.

GHANBARI, M. **Standard codecs: Image compression to advanced video coding (3rd edition)**. [S.l.: s.n.], 2011. 1-482 p. Citado na página 36.

HELOU, M. E.; SÜSSTRUNK, S. Blind universal bayesian image denoising with gaussian noise level learning. **IEEE Transactions on Image Processing**, IEEE, v. 29, p. 4885–4897, 2020. Citado na página 39.

HORE, A.; ZIOU, D. Image quality metrics: Psnr vs. ssim. In: IEEE. **Pattern Recognition (ICPR), 2010 20th International Conference on**. [S.l.], 2010. p. 2366–2369. Citado na página 39.

HUANG, H. **PACS-Based Multimedia Imaging Informatics: Basic Principles and Applications**. Wiley, 2019. ISBN 9781118795736. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=MyNyDwAAQBAJ>>. Citado na página 25.

JAMALUDIN, A.; AZIZAN, A.; ABAS, H.; DAUD, S. M.; FITRI, M.; YAKUB, F. Mobile viewer system design for medical diagnostic imaging networks extention. 09 2020. Citado na página 26.

JANCOVIC, M. Lossless compression and the future of memory. **Interactions: Studies in Communication Culture**, v. 8, p. 45–61, 04 2017. Citado nas páginas 37 e 38.

KADAM, S.; RATHOD, V. R. Medical image compression using wavelet-based fractal quad tree combined with huffman coding. In: SPRINGER. **Third International Congress on Information and Communication Technology**. [S.l.], 2019. p. 929–936. Citado na página 32.

KALAMPOGIA, A.; KOUTSAKIS, P. H. 264 and h. 265 video bandwidth prediction. **IEEE Transactions on Multimedia**, IEEE, v. 20, n. 1, p. 171–182, 2017. Citado na página 36.

- KASBAN, H.; HASHIMA, S. Adaptive radiographic image compression technique using hierarchical vector quantization and huffman encoding. **Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing**, Springer, v. 10, n. 7, p. 2855–2867, 2019. Citado na página 32.
- KAVUR, A. E.; SELVER, M. A.; DICLE, O.; BARİŞ, M.; GEZER, N. S. **CHAOS - Combined (CT-MR) Healthy Abdominal Organ Segmentation Challenge Data**. Zenodo, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.5281/zenodo.3362844>>. Citado na página 54.
- KM, P. M. S. Data from brain-tumor-progression. The Cancer Imaging Archive, 2018. Citado nas páginas 53 e 54.
- KOFF, D. A.; BAK, P.; BROWNRIGG, P.; HOSSEINZADEH, D.; KHADEMI, A.; KISS, A.; LEPANTO, L.; MICHALAK, T.; SHULMAN, H.; VOLKENING, A. Pan-canadian evaluation of irreversible compression ratios ("lossy"compression) for development of national guidelines. **J. Digital Imaging**, v. 22, n. 6, p. 569–578, 2009. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s10278-008-9139-7>>. Citado nas páginas 27 e 32.
- LAYEK, M. A.; THAI, N. Q.; HOSSAIN, M. A.; THU, N. T.; TALUKDER, A.; CHUNG, T.; HUH, E.-N. *et al.* Performance analysis of h. 264, h. 265, vp9 and av1 video encoders. In: **IEEE. 2017 19th Asia-Pacific Network Operations and Management Symposium (APNOMS)**. [S.l.], 2017. p. 322–325. Citado nas páginas 36 e 37.
- LI, H.-S.; QINGXIN, Z.; LAN, S.; SHEN, C.-Y.; ZHOU, R.; MO, J. Image storage, retrieval, compression and segmentation in a quantum system. **Quantum information processing**, Springer, v. 12, n. 6, p. 2269–2290, 2013. Citado na página 38.
- LI, M.; CHEN, Z.; SUN, Z. A novel approach for blind recognition of shortened rs codes. In: **INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. Eleventh International Conference on Graphics and Image Processing (ICGIP 2019)**. [S.l.], 2020. v. 11373, p. 1137333. Citado na página 76.
- LIU, F.; HERNÁNDEZ-CABRONERO, M.; SANCHEZ, V.; MARCELLIN, M. W.; BILGIN, A. The current role of image compression standards in medical imaging. **Information**, v. 8, n. 4, p. 131, 2017. Disponível em: <<http://dblp.uni-trier.de/db/journals/information/information8.html#LiuHSMB17>>. Citado nas páginas 25 e 27.
- LIU, W.; LIN, W. Additive white gaussian noise level estimation in svd domain for images. **IEEE Transactions on Image processing**, IEEE, v. 22, n. 3, p. 872–883, 2013. Citado na página 39.
- MACEDO, D. D. J. d.; WANGENHEIM, A. V.; DANTAS, M. A. R. A data storage approach for large-scale distributed medical systems. In: **2015 Ninth International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 486–490. Citado na página 26.
- MARINS, H. R.; ESTRELA, V. V. On the use of motion vectors for 2d and 3d error concealment in h. 264/avc video. In: **Research Anthology on Recent Trends, Tools, and Implications of Computer Programming**. [S.l.]: IGI Global, 2021. p. 765–787. Citado na página 36.

- NDAJAH, P.; KIKUCHI, H.; YUKAWA, M.; WATANABE, H.; MURAMATSU, S. Ssim image quality metric for denoised images. In: **Proc. 3rd WSEAS Int. Conf. on Visualization, Imaging and Simulation**. [S.l.: s.n.], 2010. p. 53–58. Citado na página 40.
- NDONG, B.; DIOP, O.; BATHILY, E. H. A. L.; MBODJ, M.; GASSAMA, S. S.; MBOUP, M. L.; TALL, K.; DIOP, A. K.; DIOP, I.; FARSSI, S. M.; MBOUP, P. A. Jpeg2000 compression for scintigraphic images of metastasis of the prostatic cancer. In: **2015 2nd World Symposium on Web Applications and Networking (WSWAN)**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–4. ISSN null. Citado na página 25.
- PAN, Z.; LEI, J.; ZHANG, Y.; SUN, X.; KWONG, S. Fast motion estimation based on content property for low-complexity h. 265/hevc encoder. **IEEE Transactions on Broadcasting**, IEEE, v. 62, n. 3, p. 675–684, 2016. Citado na página 37.
- PANDEY, A.; SAINI, B. S.; SINGH, B.; SOOD, N. Quality controlled ecg data compression based on 2d discrete cosine coefficient filtering and iterative jpeg2000 encoding. **Measurement**, Elsevier, v. 152, p. 107252, 2020. Citado na página 35.
- Parikh, S.; Kalva, H.; Adzic, V. Evaluation of hevc compression for high bit depth medical images. In: **2016 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)**. [S.l.: s.n.], 2016. p. 311–314. ISSN 2158-4001. Citado na página 37.
- PARIKH, S. S.; RUIZ, D.; KALVA, H.; FERNANDÉZ-ESCRIBANO, G.; ADZIC, V. High bit-depth medical image compression with hevc. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**, v. 22, n. 2, p. 552–560, March 2018. ISSN 2168-2208. Citado nas páginas 26 e 51.
- PAWŁOWSKI, P.; PINIARSKI, K.; DĄBROWSKI, A. Selection and tests of lossless and lossy video codecs for advanced driver-assistance systems. In: IEEE. **2018 Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA)**. [S.l.], 2018. p. 344–349. Citado na página 37.
- POLE, A.; SHRIRAM, R. 3-d medical image compression by using hevc. In: **2018 Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (IC-CUBE)**. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–5. ISSN null. Citado na página 51.
- PREISS, J. Color-image quality assessment: From metric to application. Technische Universität, 2015. Citado na página 40.
- RADIOLOGY, E. S. of. Usability of irreversible image compression in radiological imaging. a position paper by the european society of radiology (esr). In: **Insights into imaging**. [S.l.: s.n.], 2011. Citado na página 32.
- RAHMAT, R.; ANDREAS, T.; FAHMI, F.; PASHA, M. F.; ALZHRANI, M.; BUDIARTO, R. Analysis of dicom image compression alternative using huffman coding. **Journal of Health-care Engineering**, v. 2019, p. 1–11, 06 2019. Citado na página 26.

RAHMAT, R. F.; ANDREAS, T.; FAHMI, F.; PASHA, M. F.; ALZHRANI, M. Y.; BUDIARTO, R. Analysis of dicom image compression alternative using huffman coding. **Journal of healthcare engineering**, Hindawi, v. 2019, 2019. Citado nas páginas 25, 32 e 37.

Saleh, M. A.; Hashim, H.; Tahir, N. M.; Hisham, E. Review for high efficiency video coding (hevc). In: **2014 IEEE Conference on Systems, Process and Control (ICSPC 2014)**. [S.l.: s.n.], 2014. p. 141–146. Citado na página 37.

SALOMON, D.; MOTTA, G.; BRYANT, D. **Data Compression: The Complete Reference**. Springer London, 2007. (Molecular biology intelligence unit). ISBN 9781846286032. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=ujnQogzx_2EC>. Citado na página 36.

Sanchez, V.; Bartrina-Rapesta, J. Lossless compression of medical images based on hevc intra coding. In: **2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)**. [S.l.: s.n.], 2014. p. 6622–6626. ISSN 2379-190X. Citado na página 37.

SARA, U.; AKTER, M.; UDDIN, M. S. Image quality assessment through fsim, ssim, mse and psnr—a comparative study. **Journal of Computer and Communications**, Scientific Research Publishing, v. 7, n. 3, p. 8–18, 2019. Citado na página 40.

SARAIVA, A.; OLIVEIRA, M.; OLIVEIRA, P. M.; PIRES, E.; FERREIRA, N.; VALENTE, A. Genetic algorithm applied to remove noise in dicom images. **Journal of Information and Optimization Sciences**, v. 40, p. 1–16, 10 2019. Citado na página 27.

SARAIVA, A. A.; CASTRO, F. M. d. J.; NASCIMENTO, R. C.; MELO, R. T. de; SOUSA, J. V. M.; VALENTE, A.; FERREIRA, N. M. F. Electroencephalography applied compression algorithms qualitative analysis. **Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization**, Taylor & Francis, p. 1–7, 2019. Citado nas páginas 39 e 77.

SARAIVA, A. A.; CASTRO, F. M. J.; COSTA, N. J. C.; SOUSA, J. V. M.; FERREIRA, N. M. F.; VALENTE, A.; SOARES, S. Comparative study of compression techniques applied in different biomedical signals. In: PUTZE, F.; FRED, A. L. N.; GAMBOA, H. (Ed.). **Proceedings of the 12th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2019) - Volume 4: BIOSIGNALS, Prague, Czech Republic, February 22-24, 2019**. SciTePress, 2019. p. 132–138. Disponível em: <<https://doi.org/10.5220/0007350401320138>>. Citado na página 78.

SARAIVA, A. A.; FERREIRA, N. M. F.; SOUSA, L. L. de; COSTA, N. J. C.; SOUSA, J. V. M.; SANTOS, D. B. S.; VALENTE, A.; SOARES, S. Classification of images of childhood pneumonia using convolutional neural networks. In: TOMCZYK, A.; FRED, A. L. N.; GAMBOA, H. (Ed.). **Proceedings of the 12th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2019) - Volume 2: BIOIMAGING, Prague, Czech Republic, February 22-24, 2019**. SciTePress, 2019. p. 112–119. Disponível em: <<https://doi.org/10.5220/0007404301120119>>. Citado na página 78.

SARAIVA, A. A.; FERREIRA, N. M. F.; VALENTE, A. New bioinspired filter of DICOM images. In: JR., A. C.; GAMBOA, H.; FRED, A. L. N.; BADIA, S. B. i (Ed.). **Proceedings of the 11th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2018) - Volume 1: BIODEVICES, Funchal, Madeira, Portugal, January 19-21, 2018**. SciTePress, 2018. p. 258–265. Disponível em: <<https://doi.org/10.5220/0006723802580265>>. Citado na página 78.

SARAIVA, A. A.; OLIVEIRA, M. S.; SOUSA, J. V. M.; FERREIRA, N. M. F.; VALENTE, A.; SOARES, S. An approach for fast segmentation of lung cancer images. In: . [S.l.: s.n.], 2019. Citado na página 78.

SARAIVA, A. A.; OLIVEIRA, M. S. d.; NETO, J. B. Dicom compression and decompression method using double cone. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 9, p. e882998032, Sep. 2020. Disponível em: <<https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/8032>>. Citado nas páginas 36 e 77.

SARAIVA, A. A.; OLIVEIRA, M. S. de; NETO, J. do E. S. B. Combined method for dicom compression with double cone and video codec. **13th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)**, 2020/accept. Citado na página 77.

SARAIVA, A. A.; OLIVEIRA, M. S. de; OLIVEIRA, P. B. de M.; PIRES, E. J. S.; FERREIRA, N. M. F.; VALENTE, A. Genetic algorithm applied to remove noise in dicom images. **Journal of Information and Optimization Sciences**, Taylor Francis, v. 40, n. 7, p. 1543–1558, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/02522667.2019.1597999>>. Citado na página 78.

SARAIVA, A. A.; OLIVEIRA, M. S. de; SOUSA, J. V. M.; FERREIRA, N. M. F.; VALENTE, A.; SOARES, S. Noise attenuation using genetic algorithm in CT image. In: ROQUE, A. C.; FRED, A. L. N.; GAMBOA, H. (Ed.). **Proceedings of the 12th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2019) - Volume 1: BIODEVICES, Prague, Czech Republic, February 22-24, 2019**. SciTePress, 2019. p. 140–148. Disponível em: <<https://doi.org/10.5220/0007346301400148>>. Citado na página 78.

SARAIVA, A. A.; SANTOS, D. B. S.; COSTA, N. J. C.; SOUSA, J. V. M.; FERREIRA, N. M. F.; VALENTE, A.; SOARES, S. Models of learning to classify x-ray images for the detection of pneumonia using neural networks. In: TOMCZYK, A.; FRED, A. L. N.; GAMBOA, H. (Ed.). **Proceedings of the 12th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2019) - Volume 2: BIOIMAGING, Prague, Czech Republic, February 22-24, 2019**. SciTePress, 2019. p. 76–83. Disponível em: <<https://doi.org/10.5220/0007346600760083>>. Citado na página 78.

SARAIVA, A. A.; SANTOS, D. B. S.; PIMENTEL, P.; SOUSA, J. V. M.; FERREIRA, N. M. F.; NETO, J. do E. S. B.; SOARES, S.; VALENTE, A. Classification of optical coherence tomography using convolutional neural networks. In: MARIA, E. D.; FRED, A. L. N.; GAMBOA, H. (Ed.). **Proceedings of the 13th International Joint Conference on Biomedical**

Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2020) - Volume 3: BIOINFORMATICS, Valletta, Malta, February 24-26, 2020. SCITEPRESS, 2020. p. 168–175. Disponível em: <<https://doi.org/10.5220/0009091001680175>>. Citado na página 77.

_____. Classification of optical coherence tomography using convolutional neural networks. In: MARIA, E. D.; FRED, A. L. N.; GAMBOA, H. (Ed.). **Proceedings of the 13th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2020) - Volume 3: BIOINFORMATICS, Valletta, Malta, February 24-26, 2020.** SCITEPRESS, 2020. p. 168–175. Disponível em: <<https://doi.org/10.5220/0009091001680175>>. Citado na página 77.

SARAIVA, A. A.; SOUSA, L. L. de; PIMENTEL, P.; SOUSA, J. V. M.; FERREIRA, N. M. F.; NETO, J. do E. S. B.; SOARES, S.; VALENTE, A. Use of convolutional neural networks for detection and segmentation of pulmonary nodules in computed tomography images. In: YE, X.; FRED, A. L. N.; GAMBOA, H. (Ed.). **Proceedings of the 13th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2020) - Volume 1: BIODEVICES, Valletta, Malta, February 24-26, 2020.** SCITEPRESS, 2020. p. 292–297. Disponível em: <<https://doi.org/10.5220/0009178902920297>>. Citado na página 77.

SARAVANAN, C.; PONALAGUSAMY, R. Lossless grey-scale image compression using source symbols reduction and huffman coding. **International Journal of Image Processing (IJIP)**, v. 3, n. 5, p. 246, 2009. Citado na página 32.

SHAIBOUN, M. M.; SHAHEEN, M. Streaming medical images using video compression. In: **2016 IEEE Symposium on Computers and Communication (ISCC)**. [S.l.: s.n.], 2016. p. 125–128. Citado na página 28.

Sharma, J.; Choudhury, T.; Satapathy, S. C.; Sabitha, A. S. Study on h.265/hevc against vp9 and h.264 : On space and time complexity for codecs. In: **2018 International Conference on Communication, Computing and Internet of Things (IC3IoT)**. [S.l.: s.n.], 2018. p. 106–110. Citado na página 37.

SILVA, V. H. Análise e comparação dos processos de compressão de vídeos h. 264 e h. 265. **e-RAC**, v. 8, n. 1, 2020. Citado na página 35.

SINGH, A.; KHEHRA, B. S.; KOHLI, G. K. Differential huffman coding approach for lossless compression of medical images. In: SPRINGER. **International Conference on Intelligent Computing and Communication**. [S.l.], 2019. p. 579–589. Citado na página 32.

TSAI, S.-F.; LI, C.-T.; CHEN, H.-H.; TSUNG, P.-K.; CHEN, K.-Y.; CHEN, L.-G. A 1062mpixels/s 8192× 4320p high efficiency video coding (h. 265) encoder chip. In: IEEE. **2013 Symposium on VLSI Circuits**. [S.l.], 2013. p. C188–C189. Citado na página 37.

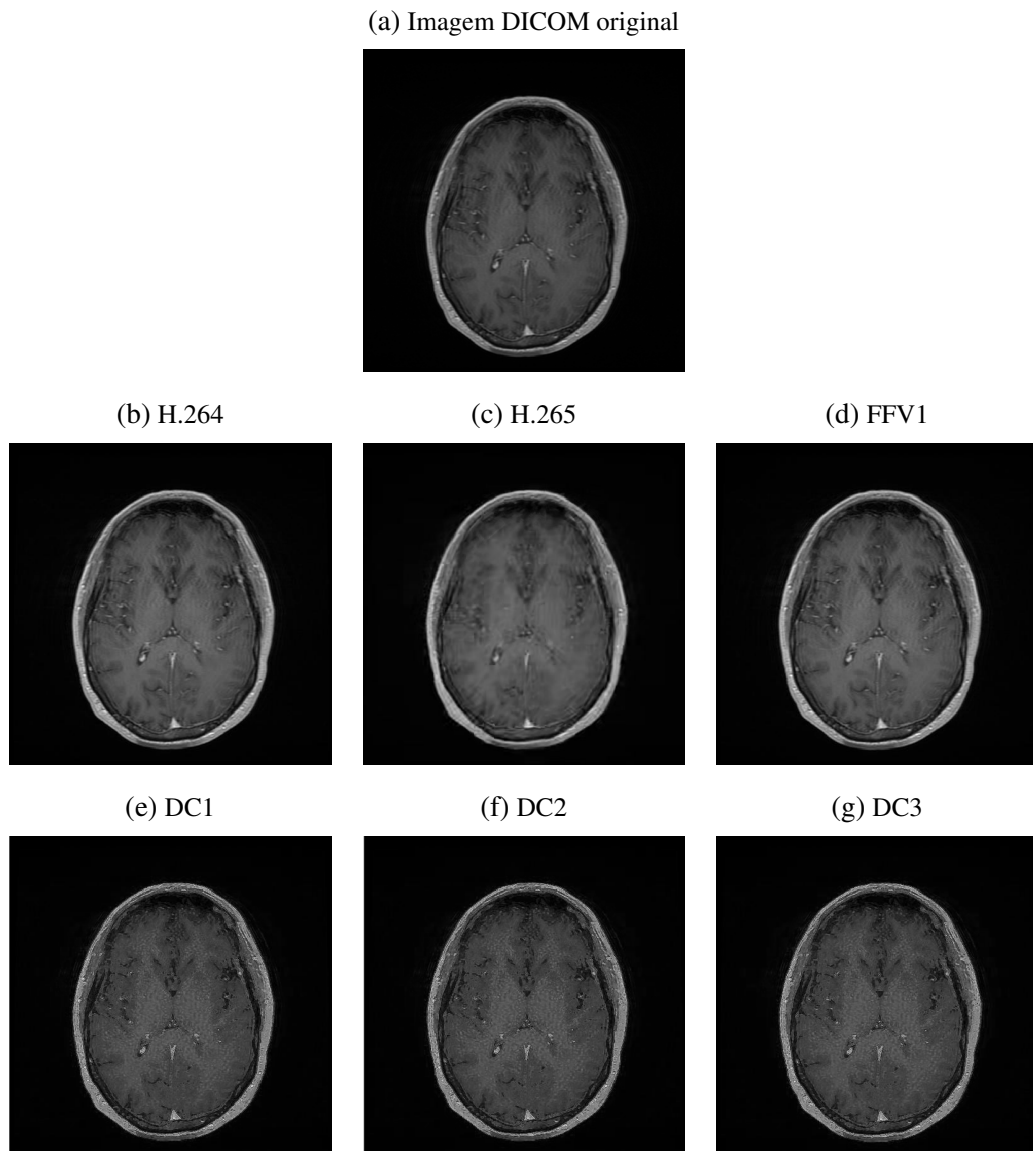
VENKAT, R. A.; VAIDYANATHAN, C. Lossless video compression using bayesian networks and entropy coding. In: IEEE. **2019 IEEE Region 10 Symposium (TENSYP)**. [S.l.], 2019. p. 254–259. Citado na página 38.

- VENKAT, R. A.; VAIDYANATHAN, C. Lossless video compression using bayesian networks and entropy coding. In: **2019 IEEE Region 10 Symposium (TENSymp)**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 254–259. ISSN 2640-821X. Citado na página 51.
- WANG, C.; YAN, Z.; PEDRYCZ, W.; ZHOU, M.; LI, Z. A weighted fidelity and regularization-based method for mixed or unknown noise removal from images on graphs. **IEEE Transactions on Image Processing**, IEEE, v. 29, p. 5229–5243, 2020. Citado na página 76.
- WILLIAMS, S.; SHORT, M.; CROSIBIE, T.; SHADMAN-PAJOUH, M. A decentralized informatics, optimization, and control framework for evolving demand response services. **Energies**, v. 13, p. 4191, 08 2020. Citado na página 25.
- WODECKI, J.; MICHALAK, A.; WYŁOMAŃSKA, A.; ZIMROZ, R. Influence of non-gaussian noise on the effectiveness of cyclostationary analysis—simulations and real data analysis. **Measurement**, Elsevier, v. 171, p. 108814, 2021. Citado na página 39.
- XIAO, Y.; ZHOU, L.; CHEN, W. Wavefront control through multi-layer scattering media using single-pixel detector for high-psnr optical transmission. **Optics and Lasers in Engineering**, Elsevier, v. 139, p. 106453, 2021. Citado na página 38.
- ZHENG, T.-L.; ZHU, G.-Y.; WANG, Y.; ZHAO, X.-Y.; LI, Y.-Y.; ZHAO, L. A hybrid method for medical image compression in mobile picture archiving and communication system. **Journal of Medical Imaging and Health Informatics**, American Scientific Publishers, v. 9, n. 7, p. 1401–1406, 2019. Citado na página 32.
- Zhou, M.; Gao, W.; Jiang, M.; Yu, H. Hvc lossless coding and improvements. **IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology**, v. 22, n. 12, p. 1839–1843, Dec 2012. ISSN 1558-2205. Citado na página 37.

RESULTADOS COMPLEMENTARES

As figuras 25b, 25c, 25d, 25e, 25f e 25g ilustram resultados de imagens DICOM reconstruídas com o formato JPEG à 240 FPS e $bitrate = 200000$. A figura 25a representa uma imagem retirada do volume DICOM da base de dados de 1mm de espessura. As figuras 25b, 25c e 25d, o qual representam resultados com H.264, H.265 e FFV1 respectivamente, enquanto as figuras 25e, 25f e 25g correspondem respectivamente a DC1, DC2 e DC3. Como descrito na seção 5, as imagens reconstruídas a partir do formato JPEG possuem uma maior perda de informações mesmo nos métodos com duplo cone, apresentando o $SSIM \cong 0,97$. Além disso nota-se visualmente mais ruído nos métodos DC1, DC2 e DC3 enquanto nos métodos H.264, H.265 e FFV1 o ruído se aparenta a um borramento dos pixels.

Figura 25 – Resultados de imagens DICOM reconstruídas do formato JPEG com $FPS = 240$ e $bitrate = 200000$. A imagem 25a representa a imagem inicial e logo após os métodos aplicados: H.264 (25b), H.265 (25c), FFV1 (25d), DC1 (25e), DC2 (25f) e DC3 (25g)

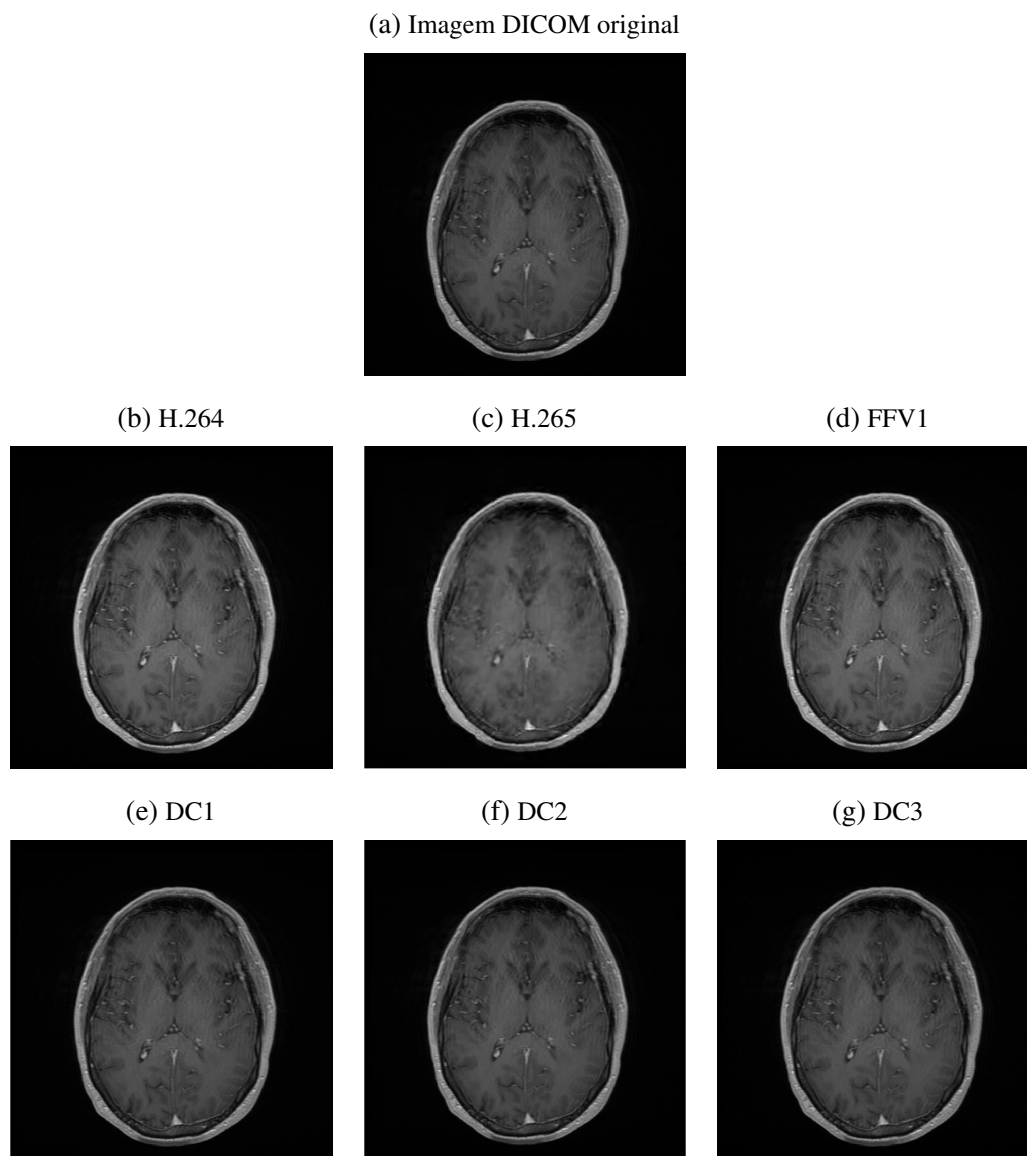


Fonte: Autoria própria.

As figuras 26a, 26b, 26c, 26d, 26e e 26f ilustram resultados de imagens DICOM reconstruídas do formato PNG com $FPS = 240$ e $bitrate = 200000$. Assim como nos resultados gerados a partir de imagens no formato JPEG, os algoritmos H.264, H.265 e FFV1, ambos sem duplo cone mantiveram o mesmo comportamento, inclusive mantendo o valor na métrica SSIM similar. Por outro lado, os resultados com duplo cone visualmente demonstram uma

reconstrução mais significativa e como descrito anteriormente na seção 5 resultam em $SSIM \cong 0,99$.

Figura 26 – Resultados de imagens DICOM reconstruídas do formato PNG, $FPS = 240$ e $bitrate = 200000$. A imagem 26a representa a imagem inicial e logo após os métodos aplicados: H.264 (26b), H.265 (26c), FFV1 (26d), DC1 (26e), DC2 (26f) e DC3 (26g)



Fonte: Autoria própria.

