UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

INSTITUTO DE FÍSICA DE SÃO CARLOS DEPARTAMENTO DE FÍSICA E CIÊNCIA INTERDISCIPLINAR

PROGRAMA UNIFICADO DE BOLSAS DE ESTUDO PARA ALUNOS DE GRADUAÇÃO

PROCESSAMENTO DE IMAGENS POR RESSONÂNCIA MAGNÉTICA
UTILIZANDO TRANSFORMADA WAVELET

RESPONSÁVEL: PROF. DR. FERNANDO F. PAIVA

JUNHO DE 2024

1 Resumo

As imagens por Ressonância Magnética (RM) são essenciais em aplicações clínicas por sua capacidade diagnóstica abrangente e não invasiva, cobrindo diversas partes do corpo e auxiliando no diagnóstico de doenças neurológicas, cardiovasculares e oncológicas. A detecção de bordas é fundamental no processamento de imagens médicas, permitindo a segmentação de estruturas anatômicas e a identificação de fronteiras entre tecidos normais e patológicos. No entanto, métodos tradicionais de detecção de bordas ainda enfrentam limitações em termos de sensibilidade ao ruído e eficácia em imagens complexas e de alta resolução. A transformada wavelet oferece uma alternativa poderosa para o processamento de imagens, com uma análise multi-resolução que combina componentes de frequência e localização, podendo ser explorada no âmbito da detecção de bordas. Este projeto visa estudar, implementar e avaliar técnicas baseadas na transformada wavelet para a detecção de bordas em imagens de RM. com foco na comparação da eficiência de diferentes funções wavelets para definir a melhor configuração para cada caso. Espera-se entender melhor a aplicabilidade desta ferramenta e as possíveis contribuições para o processamento de imagens médicas.

2 Introdução e Justificativa

Imagens por Ressonância Magnética (RM) são amplamente utilizadas em aplicações clínicas por sua capacidade diagnóstica ímpar. As aplicações abrangem praticamente todas as partes do corpo humano e tem contribuído, ao longo dos anos, de forma significativa para o diagnóstico e acompanhamento de inúmeras doenças, incluindo doenças neurológicas, cardiovasculares e oncológicas, de maneira

completamente não invasiva (Brown et al., 2014). A análise eficiente dessas imagens é crucial para a detecção precisa de anomalias e para o planejamento de tratamentos adequados.

A detecção de bordas é uma técnica importante no processamento de imagens médicas para muitas aplicações. Ela permite a segmentação de diferentes estruturas anatômicas, ajudando na identificação de fronteiras entre tecidos normais e patológicos, por exemplo. Métodos tradicionais de detecção de bordas, como os operadores de Sobel, Canny e Laplaciano, têm sido amplamente utilizados. No entanto, esses métodos podem ser limitados pela sensibilidade ao ruído e pela dificuldade em detectar bordas em imagens complexas e de alta resolução, como as obtidas por RM.

A transformada wavelet surge como uma poderosa alternativa para o processamento de sinais e imagens, oferecendo uma análise multi-resolução que é particularmente útil para a detecção de características em diferentes escalas (Mallat, 2009). Diferente da transformada de Fourier, que analisa sinais em termos de suas componentes de frequência, a transformada wavelet decompõe um sinal em componentes de frequência e localização, permitindo uma análise mais detalhada e localizada. Essa característica é especialmente benéfica para a detecção de bordas em imagens médicas, nas quais é essencial preservar tanto a precisão espacial quanto a frequência (Alexander et al., 2000; Nowak, 1999).

A aplicação da transformada wavelet em imagens por RM para a detecção de bordas promete superar algumas das limitações dos métodos tradicionais, oferecendo maior robustez ao ruído e melhor capacidade de adaptação a diferentes escalas e texturas. Este projeto tem como principal objetivo estudar as propriedades, implementar e avaliar técnicas baseadas na transformada wavelet para o

processamento e detecção de bordas em imagens de RM. De maneira específica, pretendemos avaliar a eficiência de diferentes funções wavelets para tentar definir a aplicabilidade e a configuração mais apropriada para cada caso. A pesquisa e desenvolvimento resultantes visam contribuir significativamente para o avanço no processamento de imagens médicas, facilitando diagnósticos mais precisos e tratamentos mais eficazes.

3 OBJETIVOS

O presente projeto tem como objetivo principal avaliar e definir as melhores configurações e estratégias para o processamento de imagens de RM utilizando wavelet. Desta forma, pretendemos compreender melhor as vantagens de cada uma delas e o os limites de eficiência na detecção de borda de tecidos de interesse. Assim, os objetivos específicos incluem determinar a melhor família wavelet a ser utilizada em cada um dos casos, bem como a melhor estratégia de decisão acerca do maior nível a ser truncado bem como da forma de truncamento dos coeficientes, visando a obtenção de uma imagem mais bem segmentada.

4 MÉTODOS

Todo o desenvolvimento será feito utilizando a linguagem Python. A grande vantagem do Python é que é uma plataforma de código aberto, o que facilita o desenvolvimento e a distribuição dos códigos implementados. Além disso, essa plataforma oferece uma série de bibliotecas especializadas para projetos científicos.

Abaixo listamos algumas delas que serão utilizadas durante realização do presente projeto:

- NumPy: biblioteca com ferramentas poderosas para manipulação matemática de números, edição de vetores e matrizes.
- SciPy: provê ferramentas de computação científica e métodos matemáticos adicionais, como Transformadas de Fourier.
- MatplotLib: biblioteca que permite gerar gráficos a partir de vetores. No caso particular deste projeto, serão utilizados gráficos com escalas lineares e logarítmicas, bem como gráficos de linha e pontos.
- PyWavelets: biblioteca de transformadas wavelet de código aberto para Python.

4.1 TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA

A Transformada Wavelet Discreta (DWT, do inglês *Discrete Wavelet Transform*) de uma função (que pode ser um sinal ou uma imagem) produz uma representação não redundante que fornece informação acerca da localização espacial e espectral da formação dessa função. A DWT pode ser interpretada como uma decomposição em um conjunto de canais de frequência independentes e espacialmente orientados. O sinal passa por dois filtros complementares e emerge como dois sinais: aproximação e detalhes. Os componentes podem, então, ser montados de volta no sinal original sem perda de informações através da transformada inversa.

Devido à possibilidade de decompor as funções tanto no domínio da frequência quanto no domínio do tempo, as funções wavelets são ferramentas poderosas de

processamento de sinais. Um sinal analisado pela DWT é dividido em duas componentes: as aproximações (A) que são componentes de alta escala e baixa frequência, e os detalhes (D) que são componentes de baixa escala e alta frequência, conforme ilustrado na Figura 1.

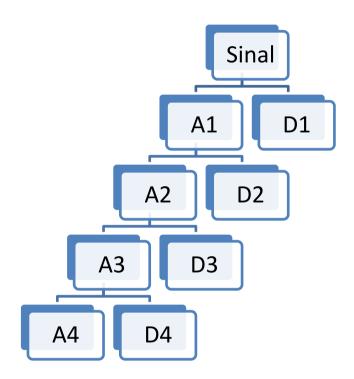


Figura 01: Árvore ou encadeamento da Decomposição de Wavelet.

A DWT opera sobre o sinal meio de um algoritmo iterativo. Assim, a decomposição do sinal original é realizada em sub-bandas, que correspondem às componentes do sinal original em diferentes faixas de frequências. Uma segunda decomposição pode ser efetuada sobre a primeira aproximação gerada, e assim sucessivamente. Este processo é chamado de árvore de decomposição Wavelet ou encadeamento, e está representado na Figura 1. A cada encadeamento, a frequência de amostragem é dividida por 2.

As informações sobre as bordas dos tecidos de interesse devem se concentrar nas componentes de alta frequência da decomposição. Dessa forma, esses são os coeficientes que precisam ser ajustados quando esta aplicação é o principal foco do processamento (D & D, 2011; Kaur & Kaur, 2012).

5 ATIVIDADES A SEREM DESENVOLVIDAS PELO BOLSISTA

O fluxo de ações típico para utilização de transformada wavelet para detecção de bordas representado na figura 2.

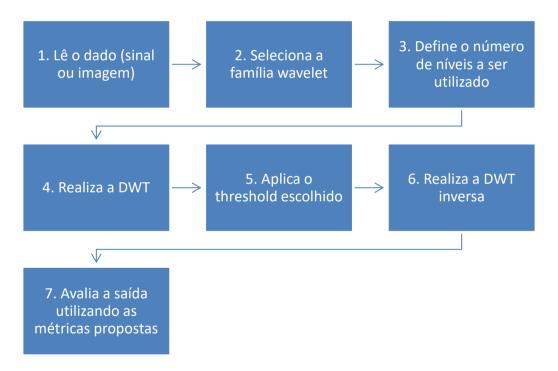


Figura 02: Fluxograma para processamento de imagens utilizando transformada wavelet.

No presente projeto, as etapas 2, 3 e 5 mostradas no fluxograma da Figura 2 serão alvo de investigação. Com relação às famílias wavelets (etapa 2), serão avaliadas a Haar (considerada um caso particular das wavelets de Daubechies), as

Daubechies, e a Symlet. Já com relação à etapa 3 do fluxograma, testaremos diferentes níveis de detalhamento para compreender seu efeito na avaliação final.

No que se refere ao truncamento, serão avaliados os efeitos da utilização de soft e hard thresholding para os métodos fixed-form e rigorous SURE.

6 RESULTADOS ESPERADOS E INDICADORES DE ACOMPANHAMENTO

Espera-se que o presente projeto forneça um conhecimento mais detalhado dos desafios para adequada detecção de bordas em imagens por RM. Dessa maneira, poderemos definir a maneira mais adequada de desenvolver ferramentas que sejam capazes de auxiliar nesse propósito afetando o mínimo possível as caraterísticas originais da imagem e maximizando a seleção do tecido de interesse de maneira automatizada. Os principais resultados do presente trabalho serão apresentados nos eventos internos da USP e, dependendo da disponibilidade, em eventos científicos da área de ressonância magnética.

7 CRONOGRAMA DE EXECUÇÃO

No que se refere ao cronograma de execução, o trabalho proposto foi dividido nas seguintes etapas:

- Etapa I: Estudo e familiarização com os conceitos fundamentais da transformada wavelet;
- Etapa II: Implementação das funções para leitura das imagens adquiridas no repositório online;

- Etapa III: Implementação das rotinas para realização da transformada wavelet
 (direta e inversa) e das métricas propostas;
- Etapa IV: Avaliação das diferentes famílias wavelet considerando as diferentes estratégias de truncamento;
- Etapa V: Redação dos relatórios;

Etapas	Trimestre			
	1	2	3	4
I	X			
II	X			
III		X		
IV		X	X	Χ
V		X		Χ

8 REFERÊNCIAS

- Alexander, M. E., Baumgartner, R., Summers, A. R., Windischberger, C., Klarhoefer, M., Moser, E., & Somorjai, R. L. (2000). A wavelet-based method for improving signal-to-noise ratio and contrast in MR images. *Magnetic Resonance Imaging*, 18(2), 169–180. https://doi.org/10.1016/S0730-725X(99)00128-9
- Brown, R. W., Cheng, Y. C. N., Haacke, E. M., Thompson, M. R., & Venkatesan, R. (2014). Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design:

 Second Edition. In *Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design: Second Edition* (Vol. 9780471720850). https://doi.org/10.1002/9781118633953
- D, S., & D, D. (2011). Wavelet Based Image Denoising Technique. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *2*(3), 49–53. https://doi.org/10.14569/ijacsa.2011.020309

- Kaur, G., & Kaur, R. (2012). *IMAGE DE-NOISING USING WAVELET TRANSFORM*. 2(2), 15–21.
- Mallat, S. (2009). A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way (Vol. 1). Elsevier. http://elsevier.com
- Nowak, R. D. (1999). Wavelet-based Rician noise removal for magnetic resonance imaging. *IEEE Transactions on Image Processing*, *8*(10), 1408–1419. https://doi.org/10.1109/83.791966