
TCC029010 - Trabalho de Conclusão de Curso

Detecção de nódulos em imagens mamográficas utilizando aprendizado profundo e Transformada Wavelet

Jéssica Gomes Carrico
Orientador Ramon Mayor Martins
Coorientadora Elen Macedo Lobato

Engenharia de Telecomunicações
Instituto Federal de Santa Catarina
campus São José

11 de dezembro de 2025



- O câncer de mama permanece entre as principais causas de mortalidade em mulheres.
- A detecção precoce é fundamental para aumentar as chances de tratamento eficaz.
- A interpretação visual de mamografias pode ser subjetiva e suscetível a erros, como falsos positivos e falsos negativos.
- Ferramentas computacionais, especialmente redes neurais convolucionais (*CNNs*), podem apoiar a análise de imagens, contribuindo para:
 - maior precisão diagnóstica;
 - redução de procedimentos desnecessários.



Objetivo Geral

Desenvolver e comparar algoritmo para detecção automática de nódulos em mamografias, utilizando a decomposição Wavelet como pré-processamento e diferentes arquiteturas de CNNs (treinadas do zero e com Transfer Learning). Além disso, avaliar se *Wavelet* e *data augmentation* melhoram a precisão diagnóstica.



Objetivos

Objetivos Específicos

- 1 Selecionar e analisar imagens de mamografia da base pública *Mini-MIAS*.
- 2 Implementar a decomposição *Wavelet* para destacar padrões relevantes e reduzir ruídos.
- 3 Aplicar *data augmentation* (transformações geométricas e fotométricas) para aumentar a variabilidade das imagens.
- 4 Treinar modelos de CNN, incluindo redes simples treinadas do zero e arquiteturas ResNet-18/34/50 com *Transfer Learning*.
- 5 Avaliar os modelos em diferentes cenários (com/sem Wavelet e com/sem augmentation), usando acurácia, precisão, recall e F1-score.
- 6 Comparar os resultados para analisar o impacto das estratégias de pré-processamento e aumento de dados.



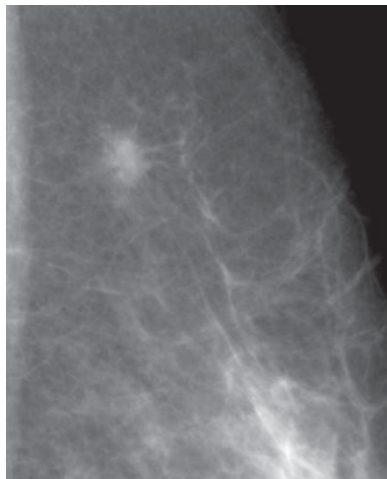
- Desenvolve-se a partir de alterações celulares nos lóbulos ou ductos.
- Principais alterações:
 - Hiperplasia
 - Hiperplasia atípica
 - Carcinoma *in situ*
 - Carcinoma invasivo
- Sinais clínicos: pele em “casca de laranja” e linfonodos axilares aumentados.
- Fatores de risco: genéticos, hormonais e relacionados ao estilo de vida.
- Detecção geralmente realizada por exames de imagem, como a mamografia.



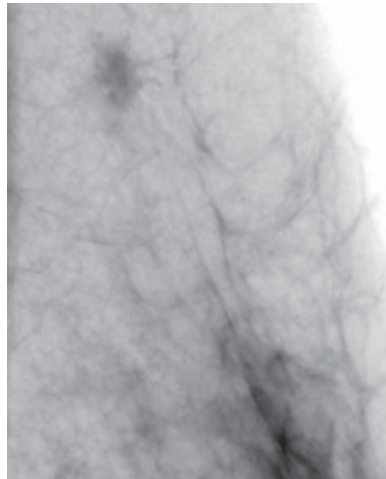
- Técnica de diagnóstico por imagem utilizada para a detecção precoce do câncer de mama.
- Diferenças em relação à mamografia convencional:
 - Substitui filmes radiográficos por detectores eletrônicos, convertendo a radiação em sinais digitais.
 - Permite ajustes como contraste, brilho e ampliação da imagem.



Fundamentação Teórica – Mamografia Digital – Exemplo



(a) Ampliação



(b) Ampliação e inversão de contraste

Fonte: Freitas et al., 2006



■ **Mama:**

- Tecido gorduroso (mais claro na imagem).
- Tecido fibroglandular (mais escuro na imagem).
- Existe variação natural na densidade do tecido mamário entre mulheres.

■ **Densidade Mamária – Sistema BI-RADS:**

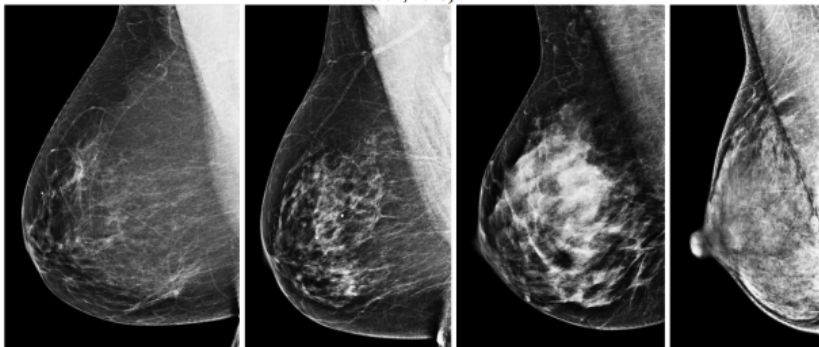
- Classificação padronizada da densidade mamária:

| Categoria | Descrição |
|------------------|--|
| A | Mama quase totalmente gordurosa |
| B | Áreas dispersas de tecido fibroglandular |
| C | Mama heterogeneamente densa |
| D | Mama extremamente densa |

Mamas densas (C e D) dificultam a visualização de nódulos → desafio diagnóstico.



Fundamentação Teórica – Densidade Mamária – Exemplo



Classificação visual das densidades mamárias segundo o sistema BI-RADS

Fonte: Sousa, 2017.

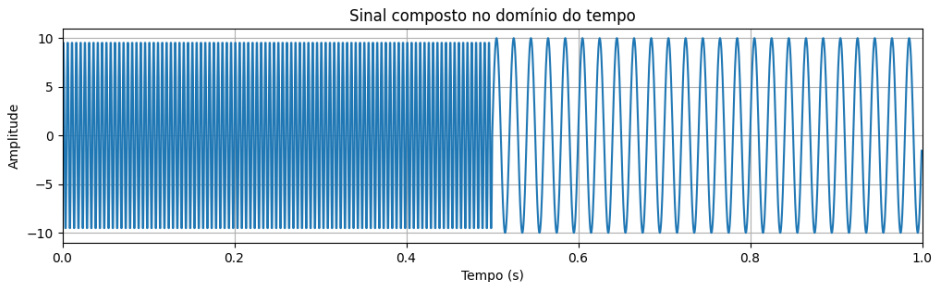


Fundamentação Teórica — Transformada Wavelet

- A Transformada *Wavelet* resolve uma limitação da Transformada de Fourier: a falta de localização temporal (espacial) das frequências.
- Em vez de senóides, utiliza funções *wavelet*, que são localizadas no tempo (**translação**) e na escala (**dilatação**).
- A **Transformada Wavelet Contínua (CWT)** permite observar quando e quais frequências ocorrem.
- A **Transformada Wavelet Discreta (DWT)** discretiza os parâmetros e viabiliza implementação computacional.
- São usados **bancos de filtros (FWT)** para decompor o sinal em **aproximação** (baixa frequência) e **detalhe** (alta frequência).
- Também é aplicada para **remoção de ruído (denoising)** com técnicas de limiarização.



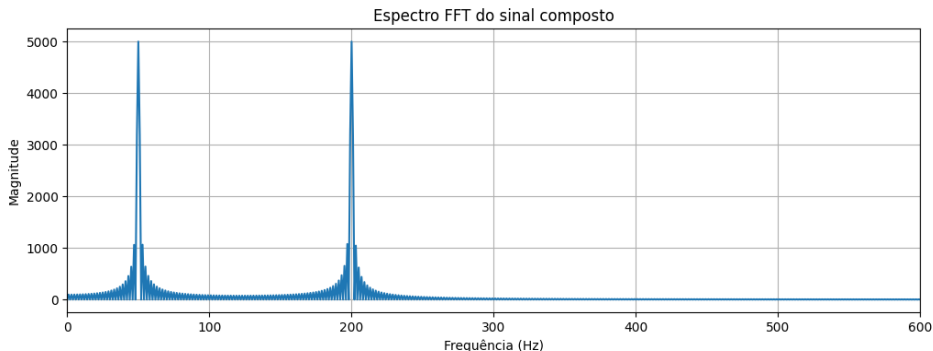
Fundamentação Teórica — Sinal no Tempo



Fonte: Elaborado pela autora.



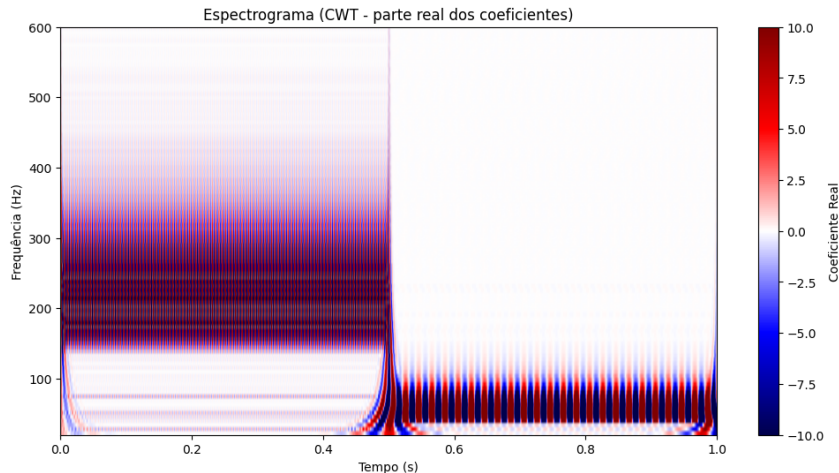
Fundamentação Teórica — Transformada de Fourier



Fonte: Elaborado pela autora.



Fundamentação Teórica — Transformada Wavelet

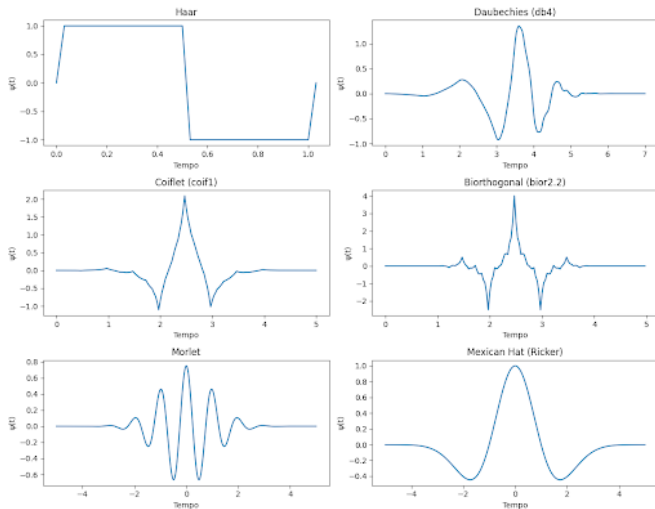


Fonte: Elaborado pela autora.



Fundamentação Teórica — Famílias de *Wavelets*

Funções Wavelet Mãe



Fonte: Elaborado pela autora.

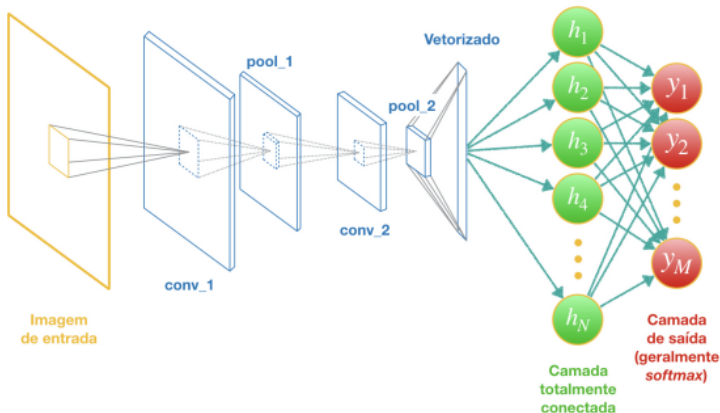


Fundamentação Teórica — Redes Neurais Convolucionais (CNNs)

- Arquitetura composta por: camadas convolucionais, *pooling* e camadas totalmente conectadas.
- Ideal para extração de padrões em imagens.
- Camadas convolucionais geram *feature maps*.
- Pooling reduz a dimensionalidade e elimina ruído.
- Camadas totalmente conectadas integram as características.
- O *Transfer Learning* reutiliza modelos pré-treinados em novos conjuntos de dados.



Fundamentação Teórica — Arquitetura de uma Rede Neural Convolucional

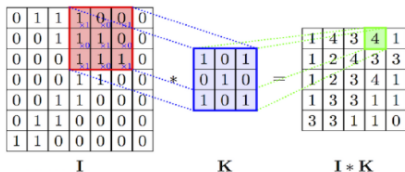


Fonte: Silva Junior, 2022.

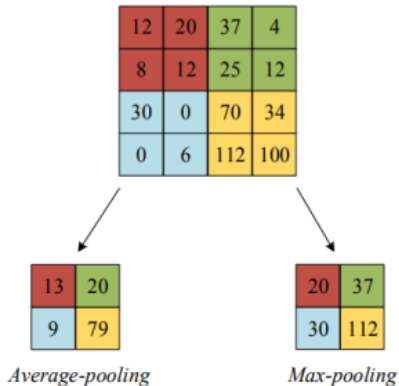


Fundamentação Teórica — Operações em CNNs:

Convolução e Pooling



Convolução



Pooling

Fonte: Rosa, 2025.



- Abordagem baseada em Aprendizado de Máquina Centrado no Ser Humano (HCML).
- Desenvolvimento iterativo: análise de requisitos até previsão final.
- Pesquisa quantitativa aplicada, tipo quase-experimento tecnológico.
- Utilização de dados secundários (imagens prontas) para análise.



Etapas do processo de Aprendizado de Máquina Centrado no Ser Humano (HCML)



Fonte: Martins et al., 2024.

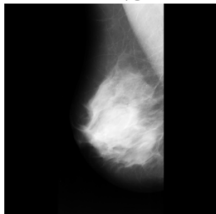


- Base utilizada: Mini-MIAS — 322 imagens mamográficas digitais.
- Imagens em formato PGM, resolução 1024×1024 pixels.
- Anotações clínicas feitas por radiologistas: presença, tipo e localização das anomalias.
- Densidade mamária classificada em F, G, D.
- Tipos de anormalidade: calcificações, massas, distorções, assimetrias, normais.
- Etiquetas indicam também benignidade (B) ou malignidade (M).

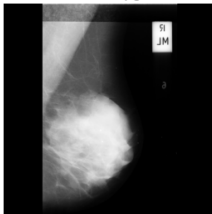


Metodologia – Amostra da Base Mini-MIAS

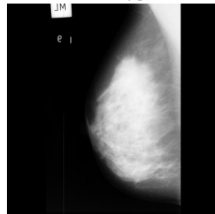
mdb001.pgm



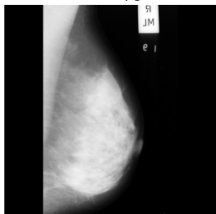
mdb002.pgm



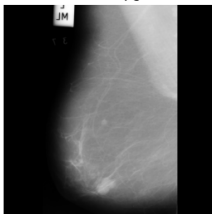
mdb003.pgm



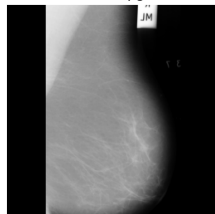
mdb004.pgm



mdb005.pgm



mdb006.pgm



Fonte: <https://www.kaggle.com/datasets/kmader/mias-mammography>



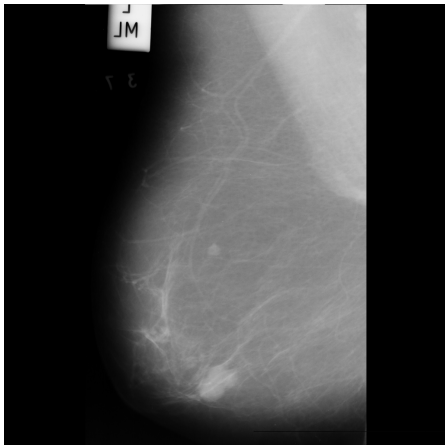
- Os experimentos foram estruturados em três etapas principais:
 - **Definição da arquitetura:** CNN simples (2 convoluções + *pooling*) e modelos pré-treinados ResNet-18, ResNet-34 e ResNet-50.
 - **Combinações de tratamento:** *Baseline*, *Data Augmentation*, *Wavelet (Coiflet, Daubechies, Symlet)* e *Wavelet (Coiflet, Daubechies, Symlet) + Augmentation*.
 - **Avaliação padronizada:** Acurácia, Precisão, *Recall*, *F1-score* e análise dos resultados.



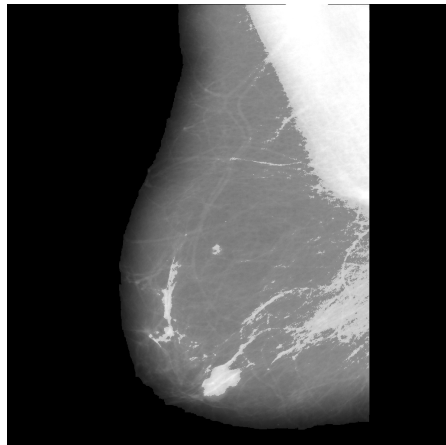
- **Segmentação da Região da Mama:** realizada em cinco passos: binarização inicial, remoção de ruídos por operações morfológicas, identificação das componentes conectadas, seleção da maior região (tecido mamário) e aplicação da máscara final.
- **Realce de Pixels Claros:** limiarização fixa (pixel 145) para destacar regiões densas e de potencial interesse radiológico.
- **Denoising por Wavelets:** transformada 2D com *hard threshold* e limiar baseado no desvio padrão estimado, nas áreas realçadas.
- **Ajuste de Brilho Local:** incremento de $\approx 35\%$ aplicado somente nas regiões claras segmentadas.



Exemplo de Pré-processamento: Antes e Depois



(a) Imagem Original



(b) Imagem Pré-processada

Fonte: Elaborada pela autora.

- Para aumentar a diversidade do conjunto de treinamento e reduzir *overfitting*, foram aplicadas transformações aleatórias apenas nas imagens de treino.
- Operações utilizadas:
 - Reflexão horizontal e vertical (probabilidade de 50%);
 - Rotação aleatória no intervalo de -15° a $+15^\circ$.
- No conjunto de teste, não foram aplicadas transformações aleatórias, apenas a normalização padrão.



Metodologia – Procedimentos de Treinamento e Teste

- O conjunto foi dividido em **80% treino** e **20% teste**, mantendo a mesma proporção em todos os experimentos.
- **Balanceamento do treino:** devido ao desbalanceamento entre Normal e Anormal, utilizou-se um amostrador aleatório ponderado, atribuindo pesos inversamente proporcionais à frequência das classes.
- **Configuração dos DataLoaders:**
 - **Batch size:** 16;
 - Sampler balanceado apenas no treino;
 - Teste sem embaralhamento para garantir reprodutibilidade.
- **Treinamento:** todas as arquiteturas foram treinadas nas mesmas condições:
 - Otimizador Adam ($\text{lr} = 0,001$);
 - Função de perda *CrossEntropyLoss*;
 - 30 épocas.



- A implementação foi realizada em **Python 3.8+**, utilizando:
 - **PyTorch 2.0** para construção e treinamento das redes neurais;
 - **PyWavelets 1.4.1** para a decomposição wavelet multinível.
- A reprodutibilidade foi garantida pela disponibilização do código em repositório público no GitHub, permitindo a replicação dos experimentos.
- **Ambiente de execução:** Google Colaboratory.
- Quando disponível, foi utilizada uma **GPU NVIDIA Tesla T4 (16 GB VRAM)** para acelerar o treinamento.



Resultados – CNN Simples

| Arq. | Config. | Acc | P(N) | R(N) | F1(N) | P(A) | R(A) | F1(A) |
|-------------|-----------------------|--------|------|------|-------|------|------|-------|
| CNN Simples | Baseline | 0,5152 | 0,61 | 0,67 | 0,64 | 0,30 | 0,25 | 0,27 |
| CNN Simples | + Augmentation | 0,5000 | 0,65 | 0,48 | 0,55 | 0,37 | 0,54 | 0,44 |
| CNN Simples | + Preproc coif4 | 0,6515 | 0,72 | 0,74 | 0,73 | 0,52 | 0,50 | 0,51 |
| CNN Simples | + Preproc coif4 + Aug | 0,5455 | 0,80 | 0,38 | 0,52 | 0,43 | 0,83 | 0,57 |

- Acurácia aproximada de 52%; desempenho fraco na classe Anormal (precision 30%, recall 25%, $f1 = 0,27$).
- *Data augmentation* melhorou a classe Anormal ($f1 = 0,44$), mas reduziu a acurácia geral, indicando aumento de variabilidade.
- O pré-processamento *Coiflet* gerou um salto: acurácia 0,65 e $f1 = 0,51$ para Anormal.
- *Coiflet + augmentation* trouxe o melhor equilíbrio: *recall* da classe Anormal 0,83 e $f1 = 0,57$, apesar de queda na classe Normal.



Resultados – ResNet18

| Arq. | Config. | Acc | P(N) | R(N) | F1(N) | P(A) | R(A) | F1(A) |
|----------|-----------------------|--------|------|------|-------|------|------|-------|
| ResNet18 | Baseline | 0,5606 | 0,64 | 0,71 | 0,67 | 0,37 | 0,29 | 0,33 |
| ResNet18 | + Augmentation | 0,5152 | 0,61 | 0,67 | 0,64 | 0,30 | 0,25 | 0,27 |
| ResNet18 | + Preproc coif4 | 0,6212 | 0,67 | 0,81 | 0,73 | 0,47 | 0,29 | 0,36 |
| ResNet18 | + Preproc coif4 + Aug | 0,6364 | 0,72 | 0,69 | 0,71 | 0,50 | 0,54 | 0,52 |

- Sem pré-processamento: acurácia 0,56, f1 Normal 0,67 e f1 Anormal 0,33.
- Com *augmentation* isolada: acurácia 0,51; f1 Normal 0,64 e f1 Anormal 0,27. A variabilidade não ajudou sem pré-processamento.
- *Coiflet* isolado: acurácia 0,62; f1 Anormal subiu de 0,27 para 0,36.
- *Coiflet + augmentation*: um dos cenários mais equilibrados (acurácia 0,64; f1 Normal 0,71; f1 Anormal 0,52).



Resultados – ResNet34

| Arq. | Config. | Acc | P(N) | R(N) | F1(N) | P(A) | R(A) | F1(A) |
|----------|-----------------------|--------|------|------|-------|------|------|-------|
| ResNet34 | Baseline | 0,6061 | 0,65 | 0,81 | 0,72 | 0,43 | 0,25 | 0,32 |
| ResNet34 | + Augmentation | 0,5000 | 0,60 | 0,64 | 0,62 | 0,29 | 0,25 | 0,27 |
| ResNet34 | + Preproc coif4 | 0,6818 | 0,76 | 0,74 | 0,75 | 0,56 | 0,58 | 0,57 |
| ResNet34 | + Preproc coif4 + Aug | 0,5455 | 0,60 | 0,86 | 0,71 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |

- Sem pré-processamento: acurácia 0,61; forte viés para Normal ($f1 = 0,72$); Anormal com $f1 = 0,32$.
- *Augmentation* isolada: queda acentuada (acurácia 0,50), aumentando ruído e instabilidade.
- *Coiflet* isolado: melhor cenário (acurácia 0,68; $f1$ Normal = 0,75; $f1$ Anormal = 0,57).
- *Coiflet + augmentation*: colapso total da classe Anormal ($f1 = 0$). A arquitetura é sensível ao excesso de variabilidade.



Resultados – ResNet50

| Arq. | Config. | Acc | P(N) | R(N) | F1(N) | P(A) | R(A) | F1(A) |
|----------|-----------------------|--------|------|------|-------|------|------|-------|
| ResNet50 | Baseline | 0,5000 | 0,59 | 0,69 | 0,64 | 0,24 | 0,17 | 0,20 |
| ResNet50 | + Augmentation | 0,5758 | 0,62 | 0,88 | 0,73 | 0,17 | 0,04 | 0,07 |
| ResNet50 | + Preproc coif4 | 0,6515 | 0,71 | 0,76 | 0,74 | 0,52 | 0,46 | 0,49 |
| ResNet50 | + Preproc coif4 + Aug | 0,6515 | 0,70 | 0,79 | 0,74 | 0,53 | 0,42 | 0,47 |

- Sem pré-processamento: acurácia 0,50; forte desequilíbrio entre as classes.
- *Augmentation* isolada: acurácia 0,58, mas f1 da classe Anormal = 0,07.
- *Coiflet* isolado: maior evolução (acurácia 0,65; f1 Normal = 0,74; f1 Anormal = 0,49).
- *Coiflet + augmentation*: desempenho estável (acurácia 0,65); ResNet50 tolerou melhor a variabilidade quando os dados já estavam limpos.



Conclusões

- O pré-processamento com Wavelet Coiflet foi o fator que mais contribuiu para o aumento de desempenho, equilibrando as classes e destacando estruturas relevantes.
- As arquiteturas ResNet apresentaram resultados superiores à CNN simples; a ResNet34 + Coiflet obteve o melhor desempenho geral.
- A qualidade das imagens de entrada teve impacto maior do que o uso isolado de data augmentation.
- A combinação Wavelet + augmentation mostrou sensibilidade dependendo da arquitetura, reforçando a importância de ajustes específicos para cada modelo.
- Conclui-se que estratégias adequadas de pré-processamento e redes mais profundas são essenciais para bases pequenas e desbalanceadas como a Mini-MIAS.



- Investigação do impacto do pré-processamento (transformada Wavelet + *data augmentation*) no desempenho de uma CNN aplicada à detecção de nódulos.
- Análise comparativa de diferentes arquiteturas ResNet (ResNet18, ResNet34 e ResNet50) sob múltiplos cenários experimentais.
- Proposição de um novo ponto de partida para configuração de CNNs, servindo como base para futuros ajustes de hiperparâmetros em estudos semelhantes.



- Integrar a Transformada Wavelet diretamente na pipeline da rede, por meio de camadas Wavelet-CNN treináveis.
- Avaliar o método em bases maiores e mais balanceadas para investigar a capacidade de generalização.
- Testar outras arquiteturas de CNN, como EfficientNet, VGG e AlexNet, ampliando a comparação entre modelos.



Referências

- Freitas, A. G. d., Kemp, C., Louveira, M. H., Fujiwara, S. M., & Campos, L. F. (2006). Mamografia Digital: Perspectiva Atual e Aplicações Futuras [Atualização]. *Radiologia Brasileira*, 39(4), 287–296. <https://doi.org/10.1590/S0100-39842006000400012>
- Martins, R. M., von Wangenheim, C. G., Rauber, M. F., Borgatto, A. F., & Hauck, J. C. R. (2024). Exploring the relationship between learning of machine learning concepts and socioeconomic status background among middle and high school students: a comparative analysis. *ACM Transactions on Computing Education*, 24(3), 1–31. <https://doi.org/10.1145/3680288>
- Rosa, A. A. d. (2025). *Reconhecimento por imagem de lances de xadrez com visão computacional e redes neurais convolucionais*. https://wiki.sj.ifsc.edu.br/images/a/a0/TCC_ANDREY_ADRIANO_DA_ROSA.pdf
- Silva Junior, E. C. d. (2022). *Construção e análise de rede neural convolucional com neurônios pulsados para classificação de imagens* [Dissertação de Mestrado]. Universidade de São Paulo, Faculdade de Filosofia, Ciências e Letras de Ribeirão Preto.



Obrigada!

Dúvidas?

Jéssica Gomes Carrico

Trabalho de Conclusão de Curso

Engenharia de Telecomunicações – IFSC

`jessica.c13@aluno.ifsc.edu.br`

`github.com/jessicac13/tcc`

