INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA
DE SANTA CATARINA

CAMPUS SÃO JOSÉ

JOANA DA SILVA

ANÁLISE DE IMAGENS DE ULTRASSOM PARA DETECÇÃO DE CÂNCER DE MAMA COM INTEGRAÇÃO DE REDES NEURAIS CONVOLUCIONAIS E DA TRANSFORMADA WAVELET

SÃO JOSÉ

2025

Joana da Silva

Análise de Imagens de Ultrassom para Detecção de Câncer de Mama com Integração de Redes Neurais Convolucionais e da Transformada Wavelet

Projeto de Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Coordenadoria do Curso de Engenharia de Telecomunicações do campus São José do Instituto Federal de Santa Catarina.

Área de concentração: Telecomunicações

Orientadora: Profa. Elen Macedo Lobato, Dra.

Coorientador: Prof. Ramon Mayor Martins, Dr.

São José

2025

RESUMO

O câncer de mama é um dos tumores mais comuns entre as mulheres em âmbito nacional, caracterizando-se pelo crescimento de células anormais e podendo se tornar letal caso não seja detectado precocemente. Para sua detecção, são utilizados diversos métodos diagnósticos. Dentre eles, destaca-se a ultrassonografia, por ser um dos métodos menos invasivos e livre de radiação. Este trabalho tem como objetivo aprimorar a análise e tornar mais precisa a detecção do câncer de mama, por meio da integração entre a Rede Neural Convolucional (CNN) e a Transformada Wavelet (WT), utilizando técnicas de aprendizado de máquina e processamento de imagens para identificar anomalias em imagens de ultrassom.

Palavras-chave: Rede Neural Convolucional; Transformada Wavelet; Câncer de mama.

ABSTRACT

Breast cancer is one of the most common tumors among women in Brazil, characterized by the abnormal growth of cells and potentially becoming lethal if not detected early. Various diagnostic methods are used for its detection, with ultrasonography standing out as one of the least invasive and radiation-free techniques. This work aims to enhance the analysis and improve the accuracy of breast cancer detection by integrating Rede Neural Convolucional (CNN) and the Transformada Wavelet (WT). Machine learning and image processing techniques are employed to identify anomalies in ultrasound images.

Keywords: Convolutional Neural Network; Wavelet Transform; Breast Cancer.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Comparação das transformadas de Fourier e Wavelet 12
Figura 2 – Demonstração de um fator de escala 14
Figura 3 – Translação de uma função wavelet 15
Figura 4 – Arquitetura de uma CNN. 16
Figura 5 – Convolução entre as matrizes. 17
Figura 6 – Operação de Max-Pooling. 18

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AM *Aprendizado de Máquina.*

CNN Rede Neural Convolucional.

DWT *Transformada Wavelet Discreta.*

STFT *Short-Time Fourier Transform.*

WT Transformada Wavelet.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 7
1.1 OBJETIVO GERAL 7
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS 8
1.3 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO 8

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 9
2.1 CÂNCER DE MAMA 9
2.2 ULTRASSONOGRAFIA 9
2.2.1 Ultrassonografia Mamária 9
2.3 IMAGENS DIGITAIS 10
2.3.1 Pré-processamento 10
2.3.2 Segmentação 11
2.3.3 Reconhecimento de um objeto 11
2.3.4 Digitalização de uma imagem 11
2.4 TRANSFORMADA WAVELET 11
2.4.1 Escalonamento 13
2.4.2 Translação 13
2.4.3 Wavelet Discreta 14
2.5 APRENDIZADO DE MÁQUINA 15
2.5.1 Redes Neurais Convolucionais 16
2.5.1.1 Camada Convolucional 16
2.5.1.2 Camada de Pooling 18
2.5.1.3 Camada Fully-connected 18

3 METODOLOGIA 19

4 PROPOSTA 20
4.1 DESENVOLVIMENTO DO MODELO 20
4.2 TREINAMENTO E VALIDAÇÃO 20
4.3 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO 20

5 CRONOGRAMA 22

Referências 23

1 INTRODUÇÃO

"No Brasil, o câncer de mama é o tipo de câncer mais comum, depois do câncer de pele não melanoma, segundo o Instituto Nacional de Câncer. Também é o que causa mais mortes entre as mulheres."(FRAN MARTINS, 2022).

Pode-se observar, portanto, que, entre as diversas doenças que afetam a população feminina atualmente, o câncer de mama se destaca, causando um enorme impacto na saúde pública, o que torna cada vez mais necessário o seu diagnóstico precoce (INCA, 2024; OMS, 2024). É causado por uma combinação de fatores que fazem com que as células do corpo cresçam de forma irregular.

As limitações do diagnóstico levam muitas mulheres a enfrentarem barreiras no tratamento, muitas vezes realizado tardiamente. Em busca de uma detecção precoce, uma opção indolor e livre de radiação é o exame de ultrassom. Esse exame utiliza ondas sonoras de alta frequência para a identificação de nódulos, tumores, entre outros. Vale ressaltar que as imagens de ultrassom sofrem com ruído, o que reduz sua qualidade visual em comparação com outros exames, como a mamografia, o que pode dificultar a interpretação médica e atrasar o diagnóstico.

Nos últimos anos, técnicas baseadas em aprendizado de máquina, especialmente CNN, têm se mostrado promissoras na análise de imagens médicas. Paralelamente, a WT têm sido exploradas como ferramenta de pré-processamento para destacar características relevantes em imagens. Diversos estudos abordam a combinação dessas duas abordagens em diferentes contextos médicos, mostrando que essa integração pode potencializar a identificação de padrões, mesmo em imagens de baixa qualidade (RASHEED et al., 2021; SAVAREH et al., 2018).

Ainda assim, são poucas as investigações focadas especificamente na aplicação conjunta de WT e CNN em imagens de ultrassom para o diagnóstico do câncer de mama, o que representa uma lacuna científica e um campo com grande potencial de exploração. Este projeto, portanto, visa aumentar a eficácia dos exames de ultrassom, utilizando a combinação de CNN integradas ao uso da WT, buscando melhorar as imagens e identificar o câncer de mama com maior precisão.

1.1 OBJETIVO GERAL

Procura-se desenvolver um modelo de CNN aprimorado com a aplicação da WT, com o propósito de investigar seu impacto na melhoria da precisão e acurácia na identificação de câncer de mama em imagens de ultrassom, contribuindo para o avanço de métodos computacionais aplicados ao diagnóstico médico.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Desenvolver um modelo de CNN que integre a WT para extrair características relevantes das imagens de ultrassom;
- Avaliar o desempenho do modelo proposto em comparação com outros modelos de rede neural existentes;
- Classificar exames de ultrassom em categorias de diagnóstico, como benigno ou maligno, utilizando o modelo de rede neural desenvolvido.

1.3 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

O texto está organizado da seguinte forma: no Capítulo 2, apresenta-se a fundamentação teórica, com o objetivo de proporcionar uma melhor compreensão do projeto como um todo. No Capítulo 3, descreve-se a metodologia adotada, e, em seguida, no Capítulo 4, é apresentada a proposta para a execução do desenvolvimento do modelo computacional. Por fim, no Capítulo 5, é exposto o cronograma para a conclusão do projeto.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 CÂNCER DE MAMA

> O câncer de mama é uma doença na qual células mamárias anormais crescem descontroladamente e formam tumores. Se não forem controlados, os tumores podem se espalhar por todo o corpo e se tornar fatais.(OMS, 2024).

De acordo com INCA (2024), existem vários tipos de câncer de mama, que podem se desenvolver lentamente ou rapidamente. Na maioria dos casos, quando o diagnóstico é feito precocemente e os pacientes são tratados adequadamente, o prognóstico é favorável, possibilitando intervenções menos agressivas e com altas taxas de sucesso. O diagnóstico em estágio inicial torna o tratamento potencialmente curativo. Já nos casos em que o câncer apresenta metástases (quando se espalha para outros órgãos), o tratamento busca prolongar a vida e melhorar sua qualidade.

"Os óbitos por câncer de mama ocupam o primeiro lugar no país, representando 16,5% do total de óbitos por câncer."(INCA, 2024)

2.2 ULTRASSONOGRAFIA

Como dito por (PAULO MAURÍCIO ALMEIDA GEAMBASTIANI, 2022), a ultrassonografia é um método de obtenção de imagem diagnóstica. Trata-se de uma técnica indolor e não invasiva, que vem se tornando cada vez mais utilizada na medicina; por isso, sua tecnologia tem sido amplamente difundida.

O ultrassom pode ser definido como um fenômeno ondulatório elástico, imperceptível ao ouvido humano, com frequência acima de 20 kHz. Ele provoca vibrações e acarreta o aparecimento de um campo elétrico com amplitude e comprimento de onda determinados, sendo essas informações exibidas em um monitor. Além disso, tem a capacidade de se propagar por meios com diferentes estados físicos da matéria e velocidades (FERRARI-MARLON, 2019).

2.2.1 Ultrassonografia Mamária

A ultrassonografia mamária tem se consolidado como uma ferramenta cada vez mais presente no diagnóstico do câncer de mama, resultado dos avanços tecnológicos na área da informática. Tais avanços possibilitaram melhorias significativas na definição das imagens e permitiram sua manipulação por meio de processadores modernos e monitores digitais de alta resolução (VASCONCELOS et al., 2003).

Trata-se de um método sem contraindicações, sem limitação de idade, sem radiação ou uso de contraste e, como mencionado anteriormente, é indolor e não invasivo. Está cada vez mais presente na vida dos brasileiros, sendo disponibilizado pelo Sistema Único de Saúde (SUS) e amplamente utilizado pelos mastologistas.

A ultrassonografia mamária tem sido, de forma equivocada, considerada um método substitutivo da mamografia. No entanto, mesmo com o progresso da tecnologia e a crescente sofisticação da ecografia mamária, as evidências demonstram que, entre suas indicações, não se enquadra o rastreamento do câncer de mama. Seu uso, contudo, não se restringe à complementação mamográfica. Devido à obtenção de imagens em alta qualidade e em tempo real, uma de suas principais aplicações é a monitoração de procedimentos invasivos voltados ao diagnóstico de lesões mamárias visualizadas por meio da ecografia. Os avanços tecnológicos também contribuíram para o aprimoramento da definição das imagens, viabilizando sua manipulação com o uso de processadores modernos e monitores digitais de alta resolução (VASCONCELOS et al., 2003).

2.3 IMAGENS DIGITAIS

Uma imagem digital é a representação de uma cena por meio de um conjunto de elementos discretos e de tamanho finito, chamados pixels, organizados em um arranjo bidimensional. A cada pixel é associado um valor, no caso de imagens em tons de cinza, ou um conjunto de três valores (*red, green, blue*) para representar uma cor. Essas imagens podem ser geradas por *softwares* gráficos ou adquiridas por meio de dispositivos físicos, como câmeras e sensores. A forma como a imagem é armazenada no computador define o formato do arquivo. Em linhas gerais, o processamento digital de imagens envolve etapas como aquisição da imagem, pré-processamento, segmentação, identificação e reconhecimento de objetos ou regiões de interesse. Essas etapas são fundamentais para aplicações em áreas como medicina, engenharia e robótica (MARTINS, s.d.).

2.3.1 Pré-processamento

No pré-processamento, busca-se reduzir a presença de ruídos ou destacar características importantes da imagem, tornando a etapa de segmentação mais eficiente (MARTINS, s.d.).

Técnicas como filtragem de ruído, normalização de intensidade e realce de contraste são amplamente empregadas para melhorar a qualidade visual e destacar estruturas de interesse, tornando a análise computacional mais eficiente e precisa (MATHWORKS, 2025).

2.3.2 Segmentação

O processo de agrupamento dos pixels pertencentes a um mesmo objeto ou região é denominado segmentação. Essa etapa é fundamental para o sucesso da análise de imagens, pois permite isolar estruturas relevantes para posterior reconhecimento.

Embora o ser humano consiga, de forma intuitiva, identificar regiões com características semelhantes ou objetos em uma imagem, para que um computador realize essa tarefa, é necessário implementar algoritmos capazes de analisar as propriedades individuais de cada pixel ou a distribuição da população de pixels (MARTINS, s.d.).

2.3.3 Reconhecimento de um objeto

O reconhecimento de um objeto é um processo complexo e, geralmente, está associado à comparação das informações obtidas na segmentação com aquelas previamente armazenadas, resultantes de experiências anteriores. Esse processo envolve a extração de características relevantes do objeto segmentado, como forma, textura, cor e contorno, que são então comparadas com um banco de dados ou modelo previamente construído (MARTINS, s.d.).

2.3.4 Digitalização de uma imagem

Para que uma imagem seja processada em um computador, ela precisa estar no formato digital, ou seja, deve ser composta por *pixels* espaçados por uma distância d e com valores representados por números inteiros. O processo de amostragem permite a criação de uma imagem digital que representa uma cena — ou uma imagem contínua — por meio de uma matriz bidimensional de N×M *pixels*. Quanto maiores forem os valores de N e M utilizados para representar a mesma imagem, melhor será essa aproximação. Já a quantização define o número de bits utilizados para representar cada *pixel*. Quanto maior o número de *bits*, melhor são representadas as diferenças nas tonalidades entre dois pontos. No entanto, as exigências relacionadas à disponibilidade de espaço para armazenamento e à largura de banda para transferência de dados devem ser consideradas na definição do número de *bits* a ser utilizado, assim como na escolha da taxa de amostragem (MARTINS, s.d.).

2.4 TRANSFORMADA WAVELET

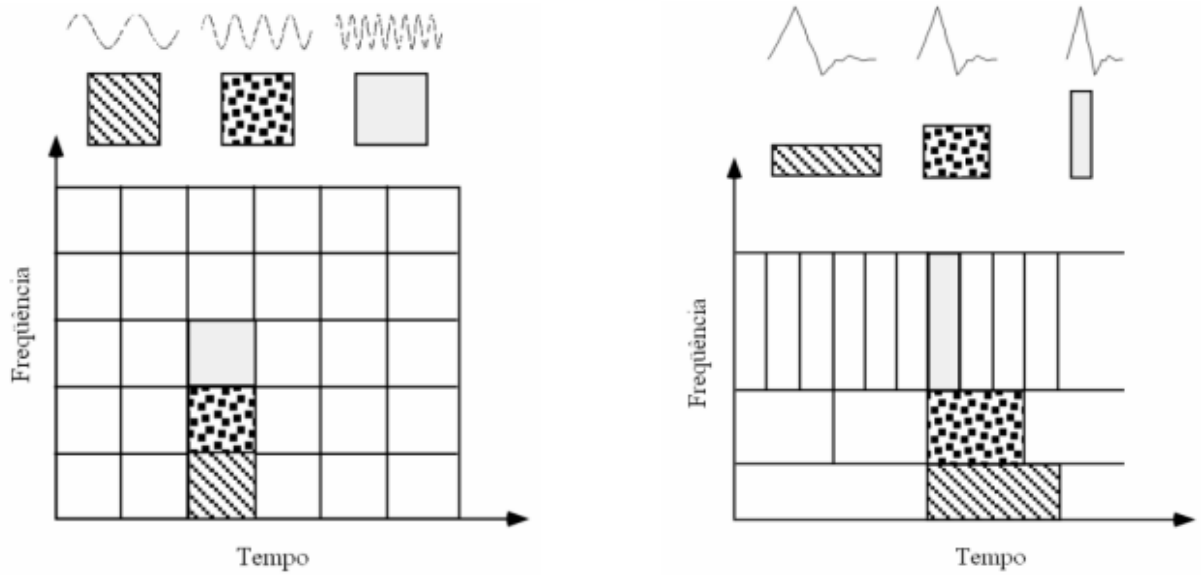
Atualmente, existem diversos métodos para a análise de dados relacionados a frequências e sinais. Um dos métodos mais conhecidos é a Transformada de Fourier, que calcula o conteúdo em frequência de um sinal transitório, mas não fornece informações sobre o intervalo de tempo em que cada componente de frequência ocorre. Por isso, diz-se que a Transformada de Fourier não apresenta localização no tempo. Quando se deseja

extrair de um sinal informações tanto temporais quanto espectrais utilizando a Transformada de Fourier, é necessário modificar o processo de análise por meio do "janelamento" do sinal, o que dá origem à *Short-Time Fourier Transform* (STFT). No entanto, a STFT apresenta uma limitação conhecida como Princípio da Incerteza de Heisenberg. Originalmente formulado para descrever a impossibilidade de determinar simultaneamente a posição e o momento de partículas móveis, esse princípio também se aplica à representação tempo-frequência de sinais. Em termos práticos, ele estabelece que não se pode conhecer com precisão absoluta quais componentes espectrais estão presentes em cada instante de tempo, nem exatamente em que momento ocorrem certas faixas de frequência, o que configura um problema de resolução (LOBATO, 1999).

Por sua vez, a WT surgiu como uma alternativa mais eficaz, pois as wavelets são funções localizadas tanto no tempo (por meio de translações) quanto na frequência ou escala (por meio de dilatações). Essa dualidade de localização permite uma análise mais precisa e adaptável de sinais não estacionários, superando algumas das limitações da STFT (LOBATO, 1999).

Essa comparação é possível ver na Figura 1.

Figura 1 – Comparação das transformadas de Fourier e Wavelet



(a) Transformada de Fourier (b) Transformada Wavelet

Fonte: (POZZEBON, 2015)

Para que uma função seja denominada wavelet, usualmente representada pela letra grega psi (ψ), ela deve satisfazer certos requisitos:

1. A integral da função wavelet deve ser zero. Isso garante que a função tenha uma forma do tipo onda, "ondulando"acima e abaixo do eixo x.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t)dt = 0 \tag{2.1}$$

2. A função wavelet deve ter energia unitária.

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 \, dt = 1 \tag{2.2}$$

As propriedades acima comprovam a oscilação das funções wavelet (SILVA, 2014).

A wavelet básica, conhecida como wavelet mãe $\psi(x)$, dá origem a uma família de funções por meio de translações e dilatações simultâneas, representadas por:

$$\psi(\frac{x-b}{a}),\ (a,b) \in R^+ \times R. \tag{2.3}$$

Essa família de funções constitui uma base ortonormal, a partir da qual é possível representar sinais em diferentes escalas e localizações. Diferentes bases dessa natureza foram desenvolvidas por pesquisadores como Stromberg, Meyer, Lemarié, Battle e Daubechies. A wavelet mãe normalmente inicia no tempo $x = 0$ e termina no tempo $x = N$. As wavelets deslocadas ψ_{0k} iniciam em $x = k$ e terminam em $x = k + N$. Já as wavelets reescaladas ψ_{j0} iniciam em $x = 0$ e terminam em $x = aN$, sendo comprimidas por um fator $1/a$. Os gráficos de ψ_{0k} correspondem a translações da wavelet mãe em k unidades para a direita. Uma wavelet típica, denotada por ψ_{jk}, representa a compressão da wavelet básica por um fator relacionado à escala j, sendo também deslocada em k unidades. O valor de j determina a escala, ou o nível de detalhamento da wavelet (LOBATO, 1999).

A ideia central da WT é representar uma função arbitrária $f(x)$ como uma superposição de wavelets. Essa decomposição permite dividir $f(x)$ em diferentes níveis de escala (valores de j), sendo que cada nível corresponde a uma resolução distinta da função original (LOBATO, 1999).

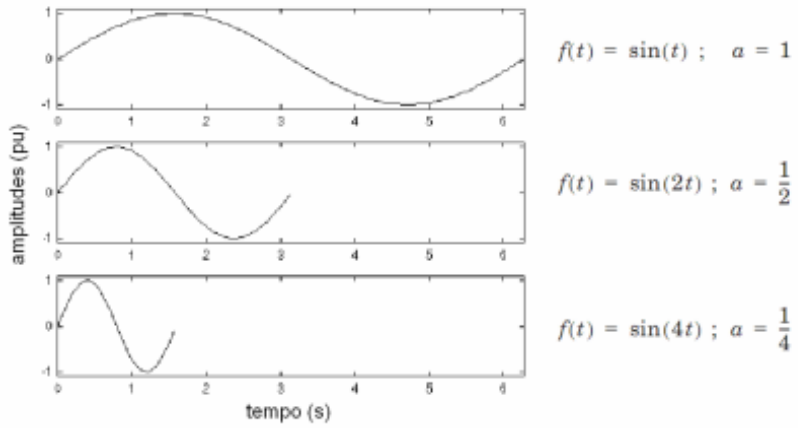
2.4.1 Escalonamento

O escalonamento é o processo de compressão e dilatação do sinal, ou seja, o fator de escala, frequentemente denotado pela letra *a*. A Figura 2a ilustra o fator de escala atuando sobre a função senoide, enquanto a Figura 2b mostra esse fator aplicado à função wavelet. Desse modo, é possível observar que, quanto menor o fator de escala, mais "contraída"será a wavelet. Ou seja, uma baixa escala significa que a wavelet está comprimida, os detalhes mudam rapidamente e a frequência é alta (POZZEBON, 2015).

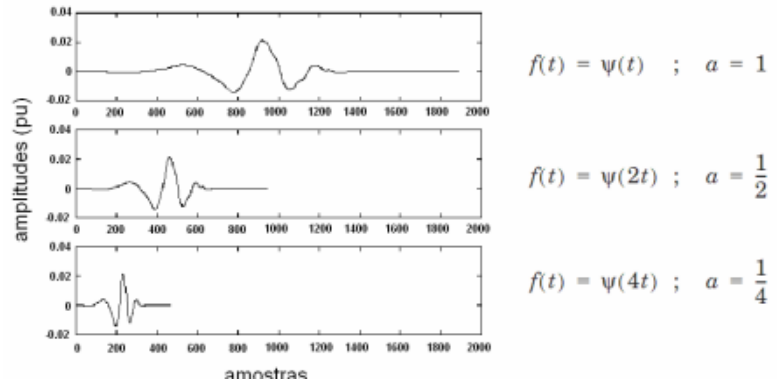
2.4.2 Translação

Transladar uma wavelet significa deslocá-la no eixo do tempo. Um exemplo matemático pode ser representado por *f(t - k)*, como um atraso na função, conforme ilustrado na Figura 3 (POZZEBON, 2015).

Figura 2 – Demonstração de um fator de escala



(a) Função senóide



(b) Função Wavelet

Fonte: (POZZEBON, 2015)

2.4.3 Wavelet Discreta

A *Transformada Wavelet Discreta* (DWT) é originada a partir da discretização do fator de escala a e do parâmetro de translação b. Do ponto de vista matemático, uma representação contínua de uma função com dois parâmetros contínuos, a e b, pode ser convertida em uma representação discreta ao se assumir que a e b tenham somente valores inteiros (SILVA, 2014).

$$a = a0^m \tag{2.4}$$

$$b = na0^m b0 \tag{2.5}$$

Com $m \in Z$ e $n \in Z$, $a_0 > 1$ e $b_0 \neq 0$. Deste modo, a DWT é definida por:

Figura 3 – Translação de uma função wavelet

(a) Função Wavelet (b) Função Wavelet Transladada

Fonte: (POZZEBON, 2015)

$$Wf(m,n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x)\, \psi \left(\frac{x - n a_0^m b_0}{a_0^m} \right) dx \tag{2.6}$$

Seja considerado um sinal discretizado no domínio de x, ou seja, a DWT passa a ser:

$$Wf(m,n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_{k=-\infty}^{\infty} f(k)\, \psi \left(\frac{k - n a_0^m b_0}{a_0^m} \right). \tag{2.7}$$

percebe-se que as wavelets passam a ser funções discretas, tal que:

$$\psi(k) = \psi(x = k), k \in Z \tag{2.8}$$

> A WT decompõe *f(x)* em um conjunto de bandas de freqüência tendo tamanho constante sobre uma escala logarítmica. Uma resolução grosseira no domínio espacial corresponde a uma resolução fina no domínio da freqüência, e vice-versa. Esta variação de resolução possibilita à WT focar com prioridade as irregularidades do sinal e caracterizá-lo localmente. Por outro lado, a WT pode facilmente caracterizar as regularidades locais de uma função.(LOBATO, 1999)

2.5 APRENDIZADO DE MÁQUINA

O *Aprendizado de Máquina* (AM) consiste no estudo de métodos capazes de extrair informações a partir de amostras de dados. Existem diversos algoritmos de AM cujo objetivo é, após o treinamento com um conjunto de dados, permitir que uma máquina seja capaz de classificá-los de acordo com instâncias de classificação conhecidas (LIBRALÃO et al., 2003).

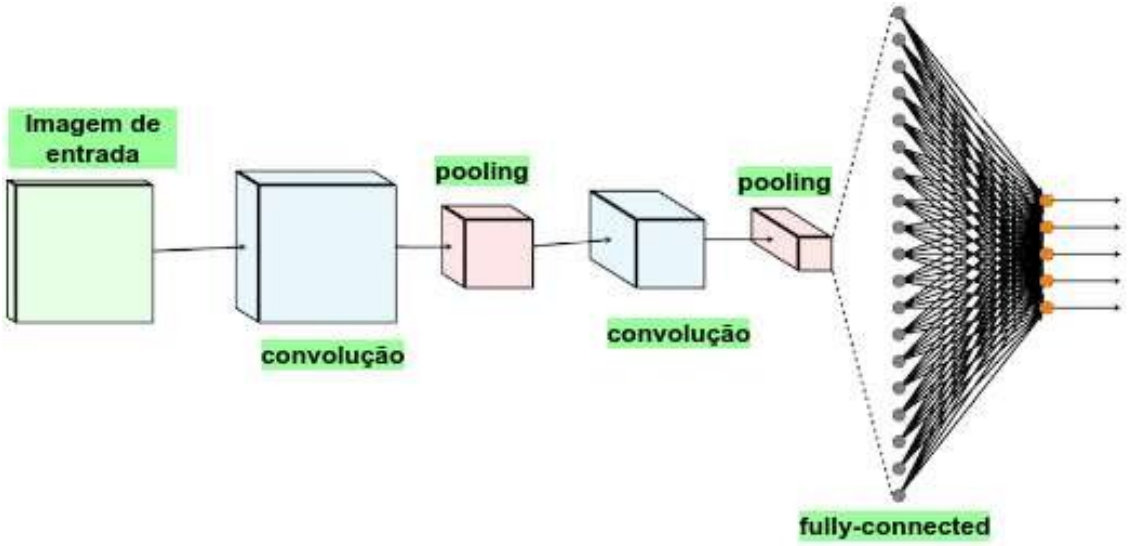
2.5.1 Redes Neurais Convolucionais

> O Aprendizado Profundo permite modelos computacionais que compõem múltiplas camadas de processamento aprender representações de dados com múltiplos níveis de abstração. (FERREIRA et al., 2017)

Desse modo, ocorre uma melhora significativa no reconhecimento e na detecção de objetos. As CNN são um dos tipos mais utilizados de Aprendizado Profundo (FERREIRA et al., 2017).

As CNNs são biologicamente inspiradas e, após treinadas, podem aprender características invariantes (LECUN; KAVUKCUOGLU; FARABET, 2010). Uma CNN é composta por uma ou mais camadas convolucionais, camadas de pooling (subamostragem) e, posteriormente, por uma ou mais camadas totalmente conectadas (*fully connected*). A Figura 4 ilustra as três principais camadas.

Figura 4 – Arquitetura de uma CNN.



Fonte: Modificada de [Spark 2017]

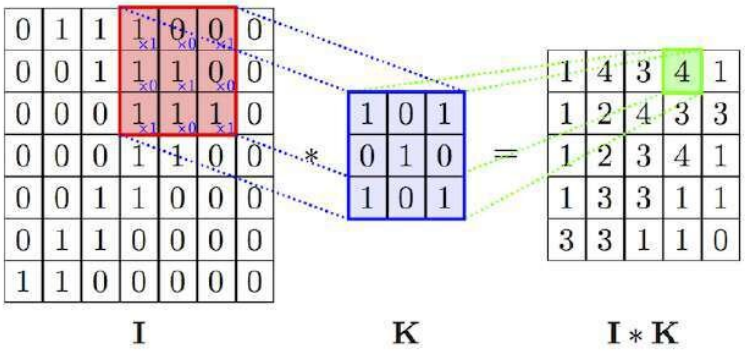
2.5.1.1 Camada Convolucional

A camada de convolução é o bloco responsável por identificar as correlações entre as entradas, sendo também encarregada de realizar a maior parte do processamento computacional.

> Nessa camada é empregada a operação de convolução, que é o tratamento de uma matriz (I) por outra (K) chamada *kernel* (núcleo de convolução) que tem por função aplicar filtros na matriz (I) para destacar/mapear características. Nesse tratamento é feita a somatória do produto ponto a ponto entre os valores da matriz kernel (K) e cada posição da matriz (I). (FERREIRA et al., 2017)

A Figura 5 ilustra a geração de outra matriz (I*K) com as características mais relevantes.

Figura 5 – Convolução entre as matrizes.



Fonte: Modificada de [Spark 2017]

Em cada camada convolucional, existem parâmetros que controlam o tamanho do volume resultante, como a profundidade (*depth*). A cada camada, há variação na altura e na largura, a qual ocorre em função de dois parâmetros: o passo (*stride*) e o preenchimento (*padding*). (MIYAZAKI, 2017).

Passo

Como já mencionado os filtros da operação de convolução deslizam de forma sequencial, stride é um parâmetro que determina o movimento do kernel, ou filtro, pelos dados de entrada, como uma imagem onde o deslizamento do passo passa de pixel para pixel. (MIYAZAKI, 2017)

A escolha do passo afeta o modelo de várias maneiras como: tamanho da saída, eficiência computacional, campo de visão, redução da amostragem.

Preenchimento

Há diversas formas de lidar com as bordas das imagens, dentre elas estão: *valid padding* e o *same padding*. No *valid padding* a convolução não adiciona nenhuma borda à imagem original e como resultado, o tamanho da saída é menor que o da entrada (dependendo do tamanho do kernel e do stride). Já no *same padding* são adicionados zeros nas bordas da imagem de entrada para que o tamanho da saída seja igual ao da entrada, após a operação de convolução.(MIYAZAKI, 2017).

Após a definição dos parâmetros da convolução é possivel determinar a saída conforme a Equação 2.9

$$O = \frac{W - K - 2P}{S} + 1 \tag{2.9}$$

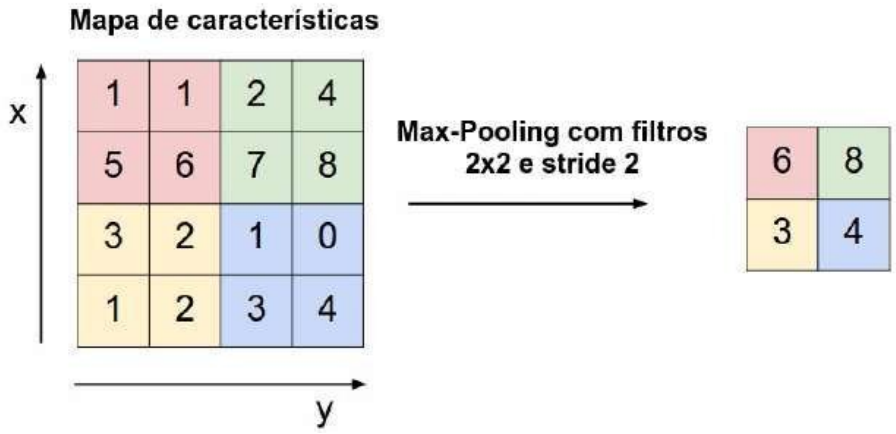
Onde o O é o tamanho da saída, W é o tamanho de entrada (largura ou altura),

K é o tamanho do kernel, P é o preenchimento e S é o passo. (MIYAZAKI, 2017).

2.5.1.2 Camada de Pooling

A camada de *pooling* é a camada após a camada de convolução, ela é responsável por reduzir a carga computacional através do dimensionamento de cada mapa de características, mantendo as informações mais importantes. Essa camada substitui blocos de entrada por valores únicos, por meio de diferentes tipos: máximo, média, soma etc. Na prática, o *Max-Pooling* (máximo) mostrou funcionar melhor. Além de reduzir o tamanho da imagem, consequentemente reduzindo o processamento para as próximas camadas, essa técnica também auxilia no tratamento de invariâncias locais. (FERREIRA et al., 2017). A Figura 6 demonstra como ocorre a operação de pooling em um mapa de características.

Figura 6 – Operação de Max-Pooling.



Fonte: Modificada de (DESHPANDE, 2016)

2.5.1.3 Camada Fully-connected

A camada *Fully-connected* sintetiza as informações para decisões finais. Trata-se de uma rede neural Multi-Layer Perceptron tradicional, que geralmente utiliza uma função de ativação *softmax* na camada de saída. O termo "totalmente conectada" implica que cada neurônio na camada anterior está conectado a todos os neurônios na próxima camada. O resultado das camadas convolutivas e de pooling é a extração de características de alto nível da imagem de entrada. O objetivo da camada totalmente conectada é utilizar esses recursos para classificar a imagem em diferentes classes, com base no conjunto de dados de treinamento. (FERREIRA et al., 2017).

3 METODOLOGIA

O estudo e desenvolvimento de um modelo computacional baseado na integração entre Rede Neural Convolucional (CNN) e a Transformada Wavelet (WT) com o objetivo de aprimorar a detecção do câncer de mama em imagens de ultrassonografia. Esta pesquisa é de natureza aplicada e abordagem quantitativa, pois visa solucionar um problema específico por meio da análise estatística dos dados, conforme (GIL, 2002). A metodologia adotada contempla as seguintes etapas principais seguindo uma abordagem de Desenvolvimento de Modelo de Machine Learning Centrado no Ser Humano (MARTINS, s.d. MAYOR, 2024): preparação dos dados, desenvolvimento e treinamento do modelo, além da avaliação do desempenho utilizando métricas reconhecidas na área médica. Esta pesquisa utilizará uma base de dados de imagens de ultrassom validada e disponível em bases como Kaggle; linguagem de programação Python com bibliotecas para Wavelet e CNN como PyWavelet e Tensorflow; E ambiente de programação como Notebook do Google Colab.

4 PROPOSTA

A partir da metodologia e apoiado na fundamentação teórica, o desenvolvimento do modelo computacional se dará pelos seguintes passos conforme o Processo de Desenvolvimento Centrado no Ser Humano (MAYOR, 2024).

A etapa inicial consiste na seleção de um banco de dados contendo imagens de ultrassom previamente rotuladas como benignas ou malignas. Em seguida, as imagens serão submetidas a um processo de pré-processamento, que pode incluir:

- normalização dos níveis de intensidade das imagens;
- redimensionamento para dimensões compatíveis com a arquitetura da CNN;
- aplicação da WT para decompor as imagens em diferentes níveis de resolução;
- divisão do conjunto de dados em subconjuntos de treinamento, validação e teste, respeitando a proporção entre as classes.

4.1 DESENVOLVIMENTO DO MODELO

Após a seleção do banco de dados, define-se a programação para a implementação dos experimentos e o desenvolvimento do modelo, integrando a WT à CNN. Essa integração tem como objetivo permitir a extração mais eficiente de características multirresolução das imagens durante o processo de aprendizado.

4.2 TREINAMENTO E VALIDAÇÃO

O desempenho do modelo será monitorado continuamente com base no conjunto de validação, ajustando-se os hiperparâmetros conforme necessário (como taxa de aprendizado, número de camadas e filtros convolucionais).

4.3 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO

A avaliação será realizada com base no conjunto de teste, utilizando as seguintes métricas:

- Acurácia: proporção de classificações corretas;
- Precisão: proporção de verdadeiros positivos entre os positivos preditos;
- Recall (Sensibilidade): proporção de verdadeiros positivos entre os positivos reais;

- F1-score: média harmônica entre precisão e recall;
- Curva ROC e AUC: análise da capacidade discriminativa do modelo.

Essas métricas permitirão avaliar e comparar o desempenho do modelo proposto com arquiteturas convencionais de CNN, verificando se a integração da WT resulta em ganhos significativos na detecção do câncer de mama em imagens de ultrassom.

5 CRONOGRAMA

Tabela 1 – Cronograma de atividades

Etapas	**Agosto**	**Setembro**	**Outubro**	**Novembro**	**Dezembro**
Preparação dos Dados	X	X			
Desenvolvimento do Modelo		X	X		
Treinamento e Validação			X	X	
Avaliação do Desempenho				X	X

Fonte: Elaborada pelo autor.

REFERÊNCIAS

DESHPANDE, Adit. **A Beginner's Guide to Understanding Convolutional Neural Networks**. 2016. Figura adaptada de Deshpande (2016b). Disponível em: https://adventuresinmachinelearning.com/convolutional-neural-networks-tutorial-in-pytorch/. Disponível em: <https://adventuresinmachinelearning.com/convolutional-neural-networks-tutorial-in-pytorch/>.

FERRARI-MARLON, G. O. **Ultrassonografia de alta frequência para avaliação do desenvolvimento gestacional e da fetometria em cadelas**. 2019. Dissertação (Mestrado em Ciências Veterinárias) – Universidade Federal de Goiás, Goiânia. Disponível em: <https://repositorio.bc.ufg.br/tede/handle/tde/943>. Acesso em: 1 jul. 2025.

FERREIRA, Marcos Vinícius et al. **Deep Learning: uma introdução às redes neurais convolucionais**. Nov. 2017. Capítulo de livro. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/325961536>. Acesso em: 1 jul. 2025.

FRAN MARTINS. **Câncer de mama é a principal causa de morte por câncer em mulheres; conheça os fatores de risco**. Out. 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/noticias/2022/outubro/cancer-de-mama-e-a-principal-causa-de-morte-por-cancer-em-mulheres-conheca-os-fatores-de-risco>.

GIL, Antônio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

INCA. **Controle do câncer de mama no Brasil: dados e números 2024**. Rio de Janeiro: INCA, 2024. 69 p. Disponível em: <https://ninho.inca.gov.br/jspui/bitstream/123456789/17002/1/Controle%20do%20c%C3%A2ncer%20de%20mamano%20Brasil%20-%20dados%20e%20n%C3%BAMeros%202024.pdf>. Acesso em: 1 jul. 2025.

LECUN, Yann; KAVUKCUOGLU, Koray; FARABET, Clement. Convolutional networks and applications in vision. In: PROCEEDINGS of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. 2010. P. 253–256. DOI: 10.1109/ISCAS.2010.5537907.

LIBRALÃO, Giampaolo Luiz et al. Técnicas de aprendizado de máquina para análise de imagens oftalmológicas. In: SIMPOSIO Brasileiro de Qualidade de Software. [s. n.], 2003.

LOBATO, Elen Macedo. **Introdução à Decomposição Wavelet**. 1999. https://www.sorocaba.unesp.br/Home/Graduacao/EngenhariaAmbiental/antonio/imagens.pdf. Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica – Disciplina: Processamento Digital de Sinais II. Prof. Rui Seara.

MARTINS, Antonio Cesar Germano. **Computação Instrumental – Engenharia Ambiental**. s.d. https://www.sorocaba.unesp.br/Home/Graduacao/EngenhariaAmbiental/antonio/imagens.pdf. Material didático da UNESP/Sorocaba. Acesso em: 07 jul. 2025.

MATHWORKS. **Noise removal (Image Processing and Computer Vision)**. 2025. https://www.mathworks.com/help/images/noise-removal.html. Acesso em: 20 jun. 2025.

MAYOR, Ramon. **Estratégias para o ensino de machine learning para estudantes em vulnerabilidade social no ensino fundamental e médio**. 2024. F. 231. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis. Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação. Disponível em: <https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/261041>.

MIYAZAKI. **Redes neurais convolucionais para aprendizagem e reconhecimento de objetos 3D**. 2017. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Computação) – Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos. Disponível em: https://bdta.abcd.usp.br/handle/item/13. Acesso em: 3 jul. 2025.

OMS. **Breast cancer – Fact Sheet**. Genebra: WHO, 2024. Publicação em 13 de março de 2024. Disponível em: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/breast-cancer>. Acesso em: 1 jul. 2025.

PAULO MAURÍCIO ALMEIDA GEAMBASTIANI. **Quality control in ultrasound: principal recommendations perspective**. v. 4. 2022. DOI: 10.51126/revsalus.v4i2.190.

POZZEBON, Giovani Guarienti. **Análise de sinais não estacionários utilizando a transformada wavelet**. 2015. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria. Acesso em: 10 jul. 2025. Disponível em: <https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/8463/POZZEBON%2c%20GIOVANI%20GUARIENTE.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.

RASHEED, Ahmed et al. **Use of transfer learning and wavelet transform for breast cancer detection**. 2021. Disponível em: https://arxiv.org/pdf/2103.03602. Acesso em: 20 jun. 2025. arXiv: 2103.03602.

SAVAREH, Behrouz Alizadeh et al. Wavelet-enhanced convolutional neural network: a new idea in a deep learning paradigm. **Biomedical Engineering – Biomedizinische Technik**, 2018. DOI: 10.1515/bmt-2017-0178.

SILVA, Aldo Ventura da. Transformada Wavelets – Abordagem de sua Aplicabilidade. **Revista Científica Semana Acadêmica**, v. 1, n. 000059, –, 2014. Publicado em 02 de setembro de 2014. Acesso em: 23 de maio de 2025. ISSN 2236-6717. Disponível em: <https://semanaacademica.org.br/artigo/transformada-wavelets-abordagem-de-sua-aplicabilidade>.

VASCONCELOS, Rogério Gonçalves et al. Ultrassonografia mamária – aspectos contemporâneos. **Departamento de Ginecologia e Obstetrícia, Faculdade de Medicina de Botucatu, UNESP**, Botucatu, SP, 2003. Disponível em: <https://bvsms.saude.gov.br/bvs/artigos/ultrassonografia_mamaria.pdf>. Acesso em: 1 jul. 2025.