Pós-Graduação em Ciência da Computação

Universidade Federal de Pernambuco

Flavia Roberta de Souza Brasileiro

Análise de Imagens Termográficas para Classificação de Câncer de Mama Utilizando Rede Neural Convolucional

Recife

2021

Flavia Roberta de Souza Brasileiro

Análise de Imagens Termográficas para Classificação de Câncer de Mama Utilizando Rede Neural Convolucional

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Ciência da Computação do Centro de Informática da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Área de Concentração: Inteligência computacional

Orientador (a): Renata Maria Cardoso Rodrigues de Souza

Coorientador (a): Telmo de Menezes e Silva Filho

Recife

2021

Catalogação na fonte
Bibliotecária Fernanda Bernardo Ferreira, CRB4-2165

B823a Brasileiro, Flavia Roberta de Souza
Análise de Imagens Termográficas para Classificação de Câncer de Mama utilizando Rede Neural Convolucional / Flavia Roberta de Souza Brasileiro– 2021.
57 f.: il., fig., tab.

Orientadora: Renata Maria Cardoso Rodrigues de Souza.
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CCEN, Ciência da Computação, Recife, 2021.
Inclui referências.

1. Inteligência computacional. 2. Termografia. 3 Câncer de Mama. 4. Rede Neural Convolucional. I. Souza, Renata Maria Cardoso Rodrigues de (orientadora). II. Título.

006.31 CDD (23. ed.) UFPE- CCEN 2021 - 58

Flavia Roberta de Souza Brasileiro

"Análise de Imagens Termográficas para Classificação de Câncerde Mama Utilizando Rede Neural Convoluciona"

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

Aprovado em: 05/02/2021.

BANCA EXAMINADORA

_____

Prof. Dr. Nivan Roberto Ferreira Júnior
Centro de Informática/ UFPE

_____

Prof. Dr. Marcus Costa de Araújo
Departamento de Engenharia Mecânica / UFPE

_____

Profa. Dra. Renata Maria Cardoso Rodrigues de Souza
Centro de Informática / UFPE
(**Orientadora**)

Decido este trabalho a Deus, à minha família, aos meus amigos e aos professores que me apoiaram durante todo período.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiro a Deus pelo dom da sabedoria, pela minha saúde e determinação para não desanimar durante a realização deste trabalho, que me permitiu chegar até aqui.

Aos meus pais por todo amor e paciência com que me educaram, mostrando que o estudo é fundamental para o crescimento do homem, e por todo incentivo que sempre me deram.

À minha querida irmã pela amizade e apoio sempre.

Aos meus orientadores, Dra. Renata Souza e o Dr. Telmo Menezes pela paciência, disponibilidade, confiança e direcionamento para para desenvolver este trabalho.

Aos professores do Centro de Informática, que de forma didática passaram o conhecimento e foram responsáveis pela minha introdução nessa área.

Ao Professor Dr. Marcus Araújo pela disponibilidade e paciência para passar seu conhecimento no assunto a fim de que eu pudesse desenvolver esse trabalho.

A todos que fazem parte do grupo de pesquisa que contribuíram de forma direta ou indireta para este estudo

Aos amigos que fiz nesse período que foram essenciais para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus amigos que estão comigo por tantos anos, pois é na companhia de amigos que encontramos forças para alcançar nossos sonhos.

Ao CNPq, pelo apoio financeiro concedido para realização do trabalho.

"Tudo o que temos de decidir é o que fazer com o tempo que nos é dado." (TOLKIEN, 2000, p.53).

RESUMO

O câncer de mama é a principal causa de morte por tumor maligno em mulheres no mundo. O diagnóstico precoce é fundamental para o tratamento e cura dos pacientes. Alterações nas mamas como cisto, câncer e tumores benignos apresentam um aumento de irrigação sanguínea na região, causando variações de temperaturas no local e podendo ser detectados através de imagens termográficas. Assim, após uma análise de inteligência artificial nas imagens, as anomalias podem ser classificadas pelas suas características termográficas. A termografia têm se mostrado um exame promissor na detecção da doença, pois possui um baixo custo, além de não causar dano algum ao paciente e de poder ser realizado em pessoas mais jovens, cujo tecido mamário é mais denso, o que torna o diagnóstico mais difícil através da mamografia, que atualmente é o principal exame para detecção dessa doença. O objetivo deste trabalho é desenvolver uma técnica de visão computacional baseada em Rede Neural Convolucional com a finalidade de detectar o câncer de mama através de uma imagem termográfica. Para isso, a mesma base de dados, composta por dados termográficos de 97 pacientes, foi utilizada com duas divisões distintas em relação às classes. No primeiro momento a base de dados foi separada em três classes: benigno, maligno e cisto, tendo como resultado uma taxa de erro global $7,5\%$ e sensibilidade de $98,46\%$. Depois dessa primeira análise, foi realizada uma classificação binária com intuito de rotular as imagens em Câncer e Não Câncer, atingindo $21,94\%$ de taxa de erro global e $81,66\%$ de sensibilidade. O método proposto nessa dissertação teve uma resposta superior, nos dois casos, quando comparado com os resultados obtidos por algoritmos existentes na literatura.

Palavras-chaves:Termografia. Câncer de Mama. Classificação. Deep Learning. Rede Neural Convolucional.

ABSTRACT

Breast cancer is the leading cause of death from malignant tumors in women worldwide. Early diagnosis is essential for the treatment and cure of patients. Breast anomalies, such as cysts, cancers and benign tumors show an increase in blood supply in the region, causing temperature variations in the area, which can be detected through thermographic images. After an artificial intelligence analysis of the images these anomalies can be classified by their thermographic features. Thermography has shown to be a promising test in the detection of the disease as it has a low cost, while being harmless to the patient and it can be performed in younger people, whose breast tissue is denser, which makes the diagnosis more difficult through mammography, which is currently the main test for detecting this disease. The aim of this work is to develop a computer vision technique based on a Convolutional Neural Network in order to detect breast cancer using thermographic images. Thus, a single dataset composed by thermographic data of 97 patients, was used with two different class assignments. First, the dataset was separated into three classes: benign, malignant and cyst, resulting in a global error rate of 7.5% and a sensitivity of 98.46%. Afterwards a binary classification was performed in order to label the images into Cancer and Non-Cancer, obtaining a 21.94% global error rate and 81.66% sensitivity. The method proposed in this work had the best performnce in both cases when compared with the results obtained by existing algorithms in the literature.

Keywords: Thermography. Breast Cancer. Classification. Deep Learning. Convolutional Neural Network.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Taxa anual de mortalidade por 100 mil mulheres por tipo de câncer no Brasil. 16

Figura 2 – Representação do aprendizado supervisionado. (1) Base de dados, (2) Registro, (3) Características, (4) Classe, (5) Classificador e (6) Modelo. . . . 19

Figura 3 – Modelo de neurônio artificial. 22

Figura 4 – Gráfico do fluxo de sinal do *Perceptron* 24

Figura 5 – Rede neural multicamada, composta por: uma camada de entrada, duas camadas ocultas e a camada de saída. 24

Figura 6 – Representação dos dois fluxos de sinal básico de uma MLP 25

Figura 7 – Rede Neural Convolucional e suas camadas 25

Figura 8 – Convolução entre um filtro 3x3 e o volume de entrada. 26

Figura 9 – Exemplo de *Max Pooling* e *Average Pooling* 27

Figura 10 – Diagrama de Rede Neural com duas camadas ocultas 28

Figura 11 – Diagrama do fluxo de sinal do neurônio de saída i. 29

Figura 12 – Exemplos das transformações aplicadas pelo *Data Augmentation*. 31

Figura 13 – Espectro eletromagnético 32

Figura 14 – Representação esquemática da aquisição da medição termográfica (1) Temperatura refletida, (2) Objeto, (3) Atmosfera e (4) Câmera 33

Figura 15 – a) Componentes RGB da imagem digital; b) Matriz térmica da imagem indexada. 33

Figura 16 – Segmentação das mamas na imagem térmica. 37

Figura 17 – Matriz de Confusão 38

Figura 18 – Fluxograma dos passos que compõem este trabalho. 39

Figura 19 – Seleção manual da área da mama. a) Imagem termográfica vista pelo Matlab; b) Rotação da imagem e seleção da área da mama. 40

Figura 20 – Imagem das mamas após a seleção. a) Mama direita; b) Mama esquerda. . 41

Figura 21 – Fluxograma para base de dados. 42

Figura 22 – Representação inicial dos dados termográficos das mamas. 43

Figura 23 – Pré-processamento das imagens, *Data A ugmentation.* 44

Figura 24 – Rede Neural Convolucional composta por 12 camadas ocultas. 45

Figura 25 – Exemplo de convolução. 46

Figura 26 – Exemplo de validação cruzada 10-*folds* 47

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Matriz de confusão 20
Tabela 2 – Taxa de erro global e Sensibilidade da Classe Maligno para os classificadores com a base de dados de Três Classes Duas Classes 50

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

DL	*Deep Learning*
FN	Falso Negativo
FP	Falso Positivo
IA	Inteligência Artificial
INCA	Instituto Nacional de Câncer
MLP	*Multilayer Perceptron*
OMS	Organização Mundial de Saúde
RNA	Rede Neural Artificial
RNC	Rede Neural Convolucional
SVC	*Support Vector Classification*
VN	Verdadeiro Negativo
VP	Verdadeiro Positivo

LISTA DE SÍMBOLOS

ϵ	Emissividade
τ	Coeficiente de transmissão
η	Taxa de aprendizagem
φ	Função de ativação

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 15
1.1 OBJETIVO DA PESQUISA 17
1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO 18
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 19
2.1 CLASSIFICAÇÃO 19
2.1.1 *Random Forest* 21
2.1.2 *Support Vector Classification* 21
2.2 REDES NEURAIS 22
2.2.1 *Backpropagation* 27
2.2.2 *Data Augmentation* 30
2.3 TERMOGRAFIA 32
2.4 CLASSIFICAÇÃO DE DADOS TERMOGRÁFICOS 34
3 METODOLOGIA 39
3.1 BASE DE DADOS 40
3.2 PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS 41
3.3 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS 44
3.3.1 Arquitetura de rede 44
4 RESULTADOS 49
5 CONCLUSÃO 52
5.1 CONCLUSÃO DO TRABALHO 52
5.2 TRABALHOS FUTUROS 53
REFERÊNCIAS 54

1 INTRODUÇÃO

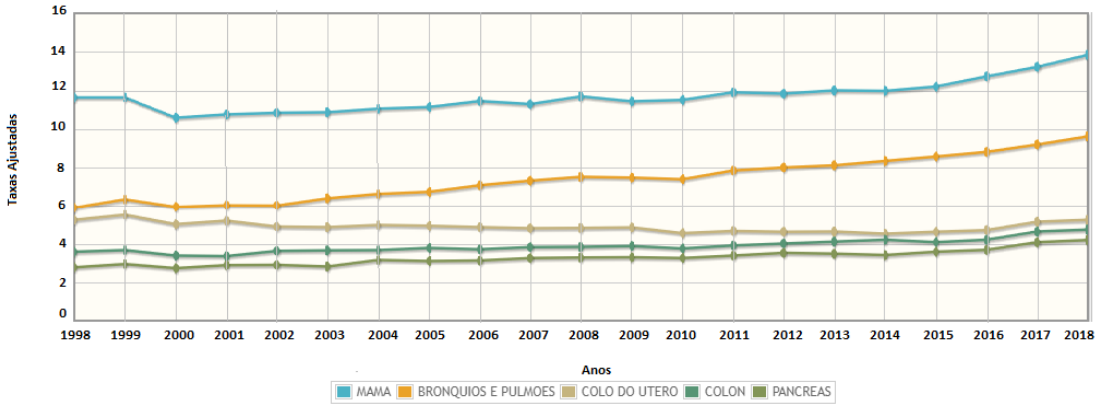
Considerado uma das doenças mais fatais de todo o mundo, o câncer causa a perda de milhões de vidas por ano. Segundo a Organização Mundial de Saúde (OMS) ele foi responsável pela morte de $9,6$ milhões de pessoas no ano de 2018. O percentual em relação às outras causas de morte é que um a cada seis falecimentos são relacionadas à doença. O câncer é definido pela rápida multiplicação de células anormais, que crescem de forma desordenada e podem invadir áreas vizinhas do organismo humano, espalhando-se internamente pelo corpo. Esse processo é chamado de metástase, que é a principal causa de morte por câncer (OPAS, 2018).

A partir de alterações no DNA da célula, que passa a receber orientações erradas para desenvolver suas funções, ocorre o surgimento do câncer. Essas alterações acontecem em genes especiais, denominados proto-oncogenes, que a princípio são inativos em células normais. Essa modificação das células difere do comportamento normal, pois elas tendem a ser muito agressivas e incontroláveis, caracterizando a formação do tumor, podendo se espalhar para outras regiões do corpo. Existem diferentes tipos de câncer que correspondem aos tipos de células do corpo, podendo ser denominados carcinomas se começar em tecidos epiteliais e sarcomas se o início for em tecidos conjuntivos (INCA, 2020c).

O câncer de mama é o tipo mais comum de câncer de localização primária para o sexo feminino. Para o ano de 2020, no Brasil, calcula-se a estimativa de 66.280 casos, que correspondem a $29,7\%$ dos casos de câncer em mulheres (INCA, 2020d). Em 2018, de acordo com o Instituto Nacional de Câncer (INCA), o câncer de mama ocupava a primeira posição nos casos de morte por câncer dentre a população feminina. Nessa patologia a taxa de mortalidade apresenta uma curva ascendente, sendo a primeira causa de morte por câncer na população feminina brasileira, com $13,84$ óbitos a cada 100.000 mulheres em 2018, como pode ser visualizado na Figura 1 (INCA, 2020a).

Diante dos dados apresentados na Figura 1, faz-se necessário o desenvolvimento de métodos que possam detectar precocemente essa doença. Atualmente o diagnóstico do câncer de mama é realizado através das mamografias, que são imagens radiográficas, onde o local que apresenta alta densidade apresenta alguma anormalidade. O tumor maligno está associado a calcificações incomuns e com um menor agrupamento, já o benigno pertence a outras classes de calcificação como a difusa, regional, segmentar ou linear. A presença de vasos sanguíneos e de musculatura

Figura 1 – Taxa anual de mortalidade por 100 mil mulheres por tipo de câncer no Brasil.



Fonte: (INCA, 2020b)

mais espessa podem atrapalhar no diagnóstico da doença (BUCIU; GACSADI, 2011).

Os exames de imagem são responsáveis pelo diagnóstico do tumor, aliados ao processamento de imagens digitais e a Inteligência Artificial (IA) a precisão no diagnóstico da doença pode aumentar. A mamografia é um exame que auxilia na detecção e no diagnóstico da doença. Este exame é capaz de mostrar alterações nos seios até um ou dois anos antes do paciente ou médico verem os sintomas (DHAWAN, 2011).

A ultrassonografia é outro método utilizado para análise e detecção do câncer de mama, por ser um exame de baixo custo, não invasivo e que o paciente não recebe altas frequências de radiação, mas levando em consideração que o contraste na imagem é muito pequeno, ela é usada para auxiliar no rastreamento da mamografia em mulheres cujas mamas são grandes (QI et al., 2019).

Outro exame utilizado é a Ressonância Magnética, ela utiliza campos magnéticos para construir as imagens 3D. Mesmo o exame fornecendo uma imagem composta por muitos detalhes, e o paciente não receber radiação, só esse exame não é suficiente para o rastreamento da doença, além de ser um exame de alto custo (ADAM et al., 2014).

A mamografia é o exame mais utilizado, por ser o padrão recomendado pela OMS, mas existem algumas contraindicações para realizar este exame, que incluem mulheres com seios densos, cirurgicamente alterados e mulheres com idade inferior a 40 anos. Considerando ainda a exposição à radiação ionizante e ao desconforto das pacientes devido à alta compressão das mamas, faz-se necessária a busca por outras técnicas de imagem para complementar a mamografia. Assim a termografia se apresenta como um método potencial para melhorar a eficiência conjunta na detecção (KOAY; HERRY; FRIZE, 2004a).

Ainda que a termografia não seja aceita como diagnóstico principal de câncer de mama, ela vem sendo utilizada como um exame auxiliar, para o diagnóstico precoce da doença, permitindo um tratamento antecipado e evitando assim a proliferação das células cancerígenas que evoluiriam a doença para estágios mais avançados, com isso aumenta-se a chance de cura da paciente, diminuindo a mortalidade pela doença (ABRATERM, 2019).

Por ser uma técnica não invasiva, indolor e de baixo custo, as pesquisas nessa área estão sendo realizadas de forma que haja segurança para o diagnóstico correto. Através da termografia é possível detectar o câncer, pois a câmera térmica transforma a radiação infravermelha em sinais elétricos e mostra-o como um termograma, mostrando as temperaturas irregulares (HOSSAM; HARB; KADER, 2018).

Sendo assim esta técnica se tornaria a aliada principal da mamografia para diagnosticar a doença. A inteligência artificial tem um papel importante na assertividade deste exame, pois através dos estudos, para cada situação, o resultado de determinados modelos tem a confiabilidade alta, ajudando assim no diagnóstico do paciente.

As imagens termográficas costumavam ser classificadas manualmente, com isso era afetada pela subjetividade humana. Devido o avanço da tecnologia e de ferramentas para o processamento de imagens, a análise delas pode ser realizada de forma mais rápida e assertiva quando associada à técnicas de visão computacional.

Rede Neural Artificial (RNA) assemelha-se a estrutura do cérebro humano, têm sido usada para problemas relacionados a padrões. Uma vez que a RNA é devidamente treinada, ela pode ser usada para gerar uma saída consistente para novos conjuntos de entradas de forma confiável e objetiva. RNA é amplamente reconhecida como uma ferramenta valiosa de apoio à decisão clínica (KOAY; HERRY; FRIZE, 2004b).

Os métodos de estudo de imagens digitais são compostos por três etapas principais: pré-processamento da imagem, com o objetivo de realçar as informações mais importantes; extração de características, que busca as características mais relevantes para melhor separação das classes; e classificação.

1.1 OBJETIVO DA PESQUISA

Esta pesquisa tem por objetivo implementar uma ferramenta capaz de classificar as imagens termográficas, utilizando uma Rede Neural Convolucional (RNC), com a finalidade de ajudar a viabilização do uso da termografia como exame auxiliar para diagnóstico de câncer de mama,

aceito pelos órgãos médicos.

Detalhando o objetivo do presente trabalho, tem-se:

- Propor uma técnica de visão computacional baseada em uma RNC;
- Aumentar a base de dados utilizando o processo de *Data Augmentation*;
- Classificar as imagens em relação às classes (benigna/maligna/cisto) ou (câncer/não câncer);
- Avaliar o método proposto para classificação das imagens termográficas.

1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Posterior ao presente capítulo, para organização deste trabalho temos a seguinte disposição para os demais capítulos.

- O Capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica sobre classificação, redes neurais e *Deep Learning* (DL), termografia e classificação de dados termográficos.
- O Capítulo 3 apresenta a metodologia, além de uma explanação sobre a base de dados e todo o processo utilizado para classificação das imagens termográficas desde o pré-processamento dos dados até a extração das características.
- O Capítulo 4 traz os experimentos envolvendo a classificação das imagens termográficas, a análise dos resultados obtidos, avaliação do modelo proposto e comparação com algoritmos já existentes.
- Por fim, o Capítulo 5 contém as conclusões, considerações finais e trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este Capítulo apresenta a fundamentação para o presente trabalho, incluindo estudos e técnicas relacionadas aos métodos de classificação de imagens termográficas.

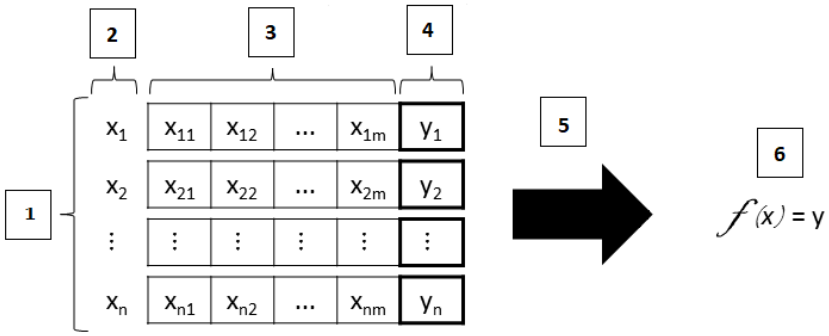
2.1 CLASSIFICAÇÃO

A aprendizagem de máquina é uma subárea da inteligência artificial que estuda métodos capazes de fazer o computador aprender de forma automática a resolver uma tarefa. A aprendizagem de máquina é utilizada em diferentes áreas, como tradução de textos, análise financeira, identificação de perfis de consumidores, análise de risco, além de aplicações na área médica, incluindo o diagnóstico de doenças (FACELI et al., 2011).

Este trabalho foca na tarefa de classificação, um tipo de aprendizagem supervisionada em que o computador deve aprender a atribuir novas observações a uma entre C classes, baseado em conhecimento extraído de uma base de dados de treinamento constituída de exemplos de cada uma das classes, representados por vetores de atributos de interesse. Os modelos desenvolvidos para realizar a tarefa de classificação são chamados de classificadores.

Como mencionado acima, a tarefa de classificação tem por objetivo identificar a qual classe o objeto pertence. Para isso o classificador precisa ser alimentado com uma base de dados, em que cada registro é composto por valores de atributos e um rótulo de classe, como pode ser visto na Figura 2.

Figura 2 – Representação do aprendizado supervisionado. (1) Base de dados, (2) Registro, (3) Características, (4) Classe, (5) Classificador e (6) Modelo.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021)

A partir da base de dados de treinamento, o classificador aprende os padrões dos dados

e cria regras para aplicar a casos posteriores. Após essa etapa é necessário validar o classificador com registros desconhecidos, i.e. registros que não foram apresentados durante o treinamento. Em geral é comum que o classificador tenha um desempenho melhor para os indivíduos conhecidos.

Para avaliar a qualidade da solução proposta para uma tarefa, é necessário usar técnicas para medir o desempenho do classificador. Além disso, o uso de validação cruzada assegura que a qualidade do classificador independe do conjunto de teste. A validação cruzada com k partições, em que a amostra é dividida em k sub-amostras. O treinamento do modelo usa $k-1$ partições e a partição restante é usada para validar o modelo. Este processo é repetido k vezes, cada vez com uma partição diferente sendo reservada para teste. Após o término do processo de validação têm-se k valores para as métricas avaliadas, como a acurácia, dos quais pode-se obter estatísticas, como média e desvio-padrão.

Para a tarefa de classificação, as métricas de avaliação podem ser extraídas da matriz de confusão, que quantifica os casos em que o classificador acertou (verdadeiro positivo/negativo) ou errou (falso positivo/negativo) suas predições.

Tabela 1 – Matriz de confusão

Resultado	**Doença Presente**	**Doença Ausente**
Positivo	Verdadeiro Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
Negativo	Falso Negativo (FN)	Verdadeiro Negativo (VN)

Fonte: Elaborado pelo autor (2021)

Para classificação binária a matriz de confusão tem resultados conforme mostrado na Tabela 2.1. Com base nesses valores, é possível calcular métricas como a especificidade, dada pela Equação (2.1), que corresponde à capacidade de classificar corretamente os casos negativos.

$$Especificidade = \frac{VN}{VN + FP}. \tag{2.1}$$

Do resultado mostrado na Tabela 2.1 também pode-se calcular a sensibilidade, que é a proporção de positivos classificados corretamente, conforme a Equação (2.2).

$$Sensibilidade = \frac{VP}{VP + FN}. \tag{2.2}$$

Dessa forma quanto maior a especificidade menor a probabilidade de um paciente considerado saudável não ser saudável. Além disso, quanto maior a sensibilidade maior a probabilidade de um indivíduo que apresenta a doença ser classificado como doente. Outras formas de avaliar

o modelo são a acurácia, que é dada pela Equação (2.3) e representa o percentual da amostra que foi classificada corretamente, e a precisão, que representa a proporção de verdadeiros positivos entre os indivíduos classificados como positivos, e é calculada pela Equação (2.4).

$$Acurácia = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}. \tag{2.3}$$

$$Precisão = \frac{VP}{VP + FP}. \tag{2.4}$$

2.1.1 *Random Forest*

Random Forest é utilizada para deliberar o caminho a ser seguido. Originalmente, consiste em um gráfico decisório que possibilita analisar a causa e efeito de determinada escolha. Também é utilizada para concluir a precisão de uma variável em relação a entrada, valores independentes. Segundo BHARGAVA et al., as principais vantagens da sua utilização são: facilidade no entendimento humano; variedade de rótulos de entrada na base de dados; bom desempenho com baixo esforço e possibilidade de ser implementada em diversas plataformas. Deste modo, tal método consiste em uma boa alternativa pra extração de informações confiáveis, além de ser de fácil interpretação (KOTSIANTIS, 2013).

O metodo consiste em uma decisão binária, na qual cada nó o conjunto é dividido em dois. A árvore chega ao final quando todos os dados são respondidos. Em alguns casos, pode-se fazer realizar poda para obtenção de um melhor desempenho. A entropia pode ser utilizada como critério de ganho de informação para a árvore de decisão, sendo a selecão feita pela classe provável ou de menor custo e calculado pela fórmula

$$Entropia(S) = -\sum_{i=1}^{c} p_i log_2 p_i, \tag{2.5}$$

onde p_i é a proporção de dados em S que pertencem à classe i (BHARGAVA et al., 2013).

2.1.2 *Support Vector Classification*

Support Vector Machine (SVM) é um algoritmo de aprendizagem supervisonada, que tem por objetivo classificar determinado conjunto de pontos de dados que são mapeados para um

espaço de características multidimensional usando uma função kernel, utilizada para classificação de problemas. O limite de decisão no espaço de entrada é representado por um hiperplano em dimensão superior no espaço (BOSER; GUYON; VAPNIK, 1992).

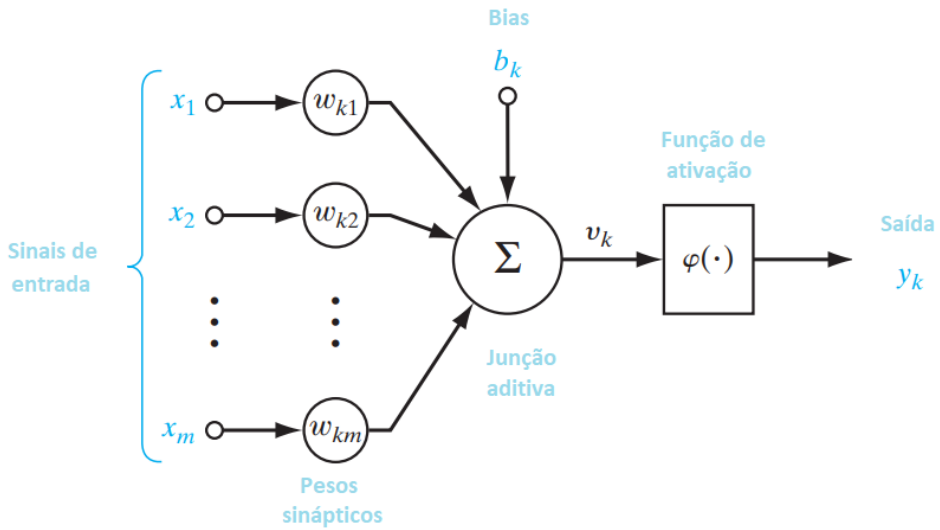
SVC é um método de *clustering* que usa a abordagem SVM. O problema SVC é formulado como uma otimização quadrática com restrições para gerar *clusters*. A utilização do SVC em conjuntos com grande quantidade de dados, as maneiras tradicionais de resolver o problema requerem muita memória e tempo computacional (SARADHI; KARNIK; MITRA, 2005).

2.2 REDES NEURAIS

As redes neurais artificiais são modelos baseados no funcionamento do cérebro humano, sendo compostas por milhares de neurônios que transportam conhecimento através de sinapses artificiais (KOVACS, 2006).

Em 1945, um estudo inicial sobre redes neurais, publicado por McCulloch e Pitts, apresentou um modelo linear de um neurônio. O modelo representava um dispositivo binário cuja saída poderia ser pulso ou não pulso e as entradas tinham ganho arbitrário e poderiam ser excitatórias ou inibitórias. Esse estudo explorou a ligação entre inteligência e atividade nervosa, impulsionando o estudo das redes neurais.

Figura 3 – Modelo de neurônio artificial.



Fonte: (HAYKIN, 2009)

O diagrama da Figura 3 representa o modelo de um neurônio. Nele podem ser identificados

três elementos básicos do neurônio. O sinal de entrada x_i, onde i é o índice de uma variável, conectado ao neurônio k é multiplicado pelo peso sináptico w_{ki}, onde o primeiro índice do peso sináptico corresponde ao neurônio em questão e o segundo é correspondente ao terminal de entrada ao qual o peso pertence.

Em seguida é realizado o somatório das multiplicações entre os sinais de entrada e seus respectivos pesos. As operações realizadas nessa etapa seguem uma combinação linear.

Por fim temos a função de ativação, que tem por finalidade limitar a amplitude da saída do neurônio, comumente mapeando-a para valores nos intervalos $[0, 1]$ ou $[-1, 1]$. O bias b_k positivo aumenta a entrada da função de ativação, já se o bias for negativo ocorre uma diminuição na entrada (HAYKIN, 2009).

O neurônio k pode ser descrito pelas Equações (2.6) e (2.7).

$$u_k = \sum_{i=1}^{m} w_{ki} x_i, \tag{2.6}$$

e

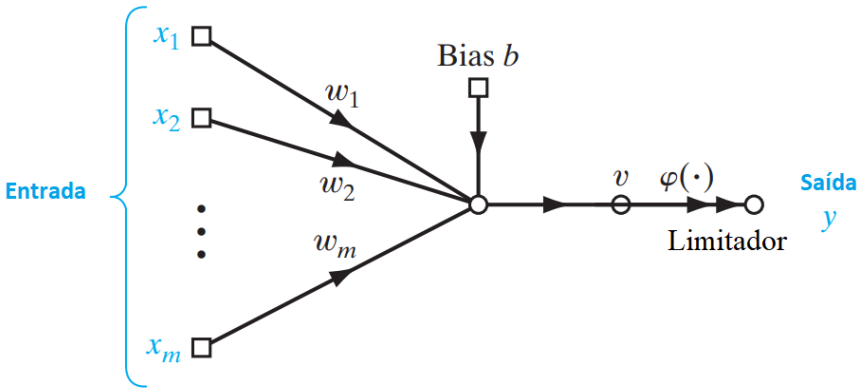
$$y_k = \varphi(u_k + b_k), \tag{2.7}$$

onde:

- $w_{k1}, \ldots, w_{km}$ são os pesos sinápticos do neurônio k;
- $x_1, \ldots x_m$ são os sinais de entrada;
- u_k é o resultado das multiplicações dos pesos e suas entradas;
- y_k é o sinal de saída do neurônio;
- $\varphi(\cdot)$ é a função de ativação;
- b_k é o bias.

Continuando os estudos na década seguinte, o *perceptron* criado por Rosenblatt é formado em torno de um neurônio linear, como o ilustrado na Figura 4. Nele é realizado uma combinação linear das entradas aplicadas às suas sinapses, como também adicionado o bias aplicado externamente. A soma final, ou seja, o campo local induzido, é aplicada a um limitador. O neurônio produz uma saída igual a 1 se a entrada do limitador for positiva e -1 se for negativa (HAYKIN, 2009).

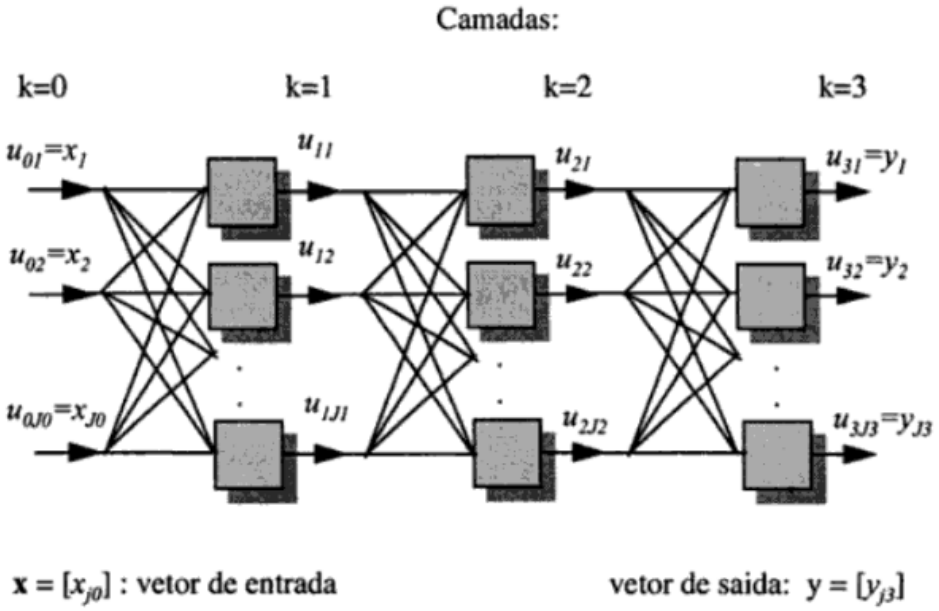
Figura 4 – Gráfico do fluxo de sinal do *Perceptron*



Fonte: (HAYKIN, 2009)

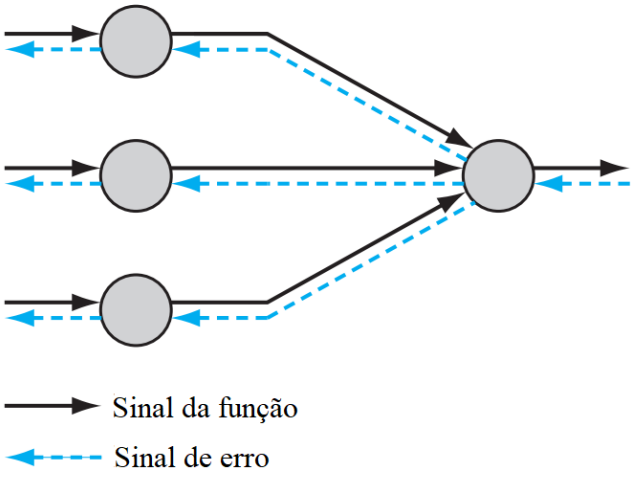
A Figura 5 é o modelo de um *perceptron* multicamadas com duas camadas ocultas e uma camada de saída. A rede apresentada é totalmente conectada, ou seja, um neurônio em qualquer camada da rede está conectado a todos nós da camada anterior. O fluxo do sinal através da rede é da esquerda para direita de camada em camada e segue dois sentidos, como ilustrado na Figura 6.

Figura 5 – Rede neural multicamada, composta por: uma camada de entrada, duas camadas ocultas e a camada de saída.



Fonte: (KOVACS, 2006)

Figura 6 – Representação dos dois fluxos de sinal básico de uma MLP

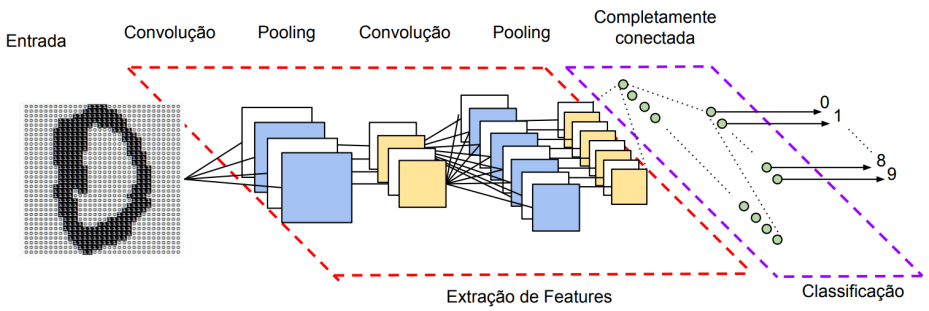


Fonte: (HAYKIN, 2009)

O sinal de entrada é conhecido também como sinal da função. Ele tem início na camada de entrada e se propaga para frente, passando por cada neurônio através da rede, resultando na camada de saída. O sinal de erro tem origem no neurônio de saída e se propaga para trás passando por cada neurônio da rede.

As redes neurais convolucionais (RNC) são uma variação do *perceptron* com várias camadas. Elas são comumente utilizadas para classificação de imagens. A RNC lê a imagem e identifica o seu rótulo. Uma arquitetura de RNC pode ser visualizada na Figura 7.

Figura 7 – Rede Neural Convolucional e suas camadas

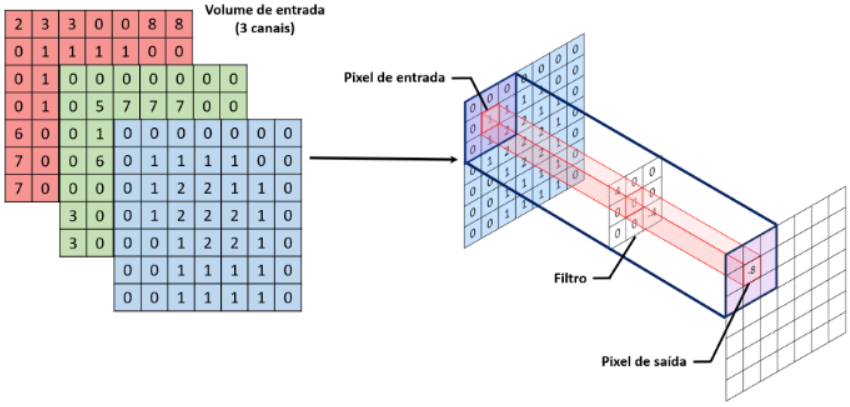


Fonte: (VARGAS; PAES; VASCONCELOS, 2016)

Como mostrado na Figura 7 existem duas etapas na rede: a etapa de extração de características e a de classificação. Na primeira temos as camadas de convolução, compostas

por neurônios que aplicam filtros em determinadas partes da imagem. A camada convolucional possui um conjunto de filtros com dimensão inferior a da imagem. Dado que imagens coloridas são compostas por 3 canais de cores, vermelho, verde e azul, se o filtro tiver uma dimensão de 3 *pixels* de altura e largura, então a camada convolucional varrerá a imagem em regiões de tamanho $3 \times 3 \times 3$, capturando as características mais marcantes. A Figura 8 é um exemplo para esse processo.

Figura 8 – Convolução entre um filtro 3x3 e o volume de entrada.

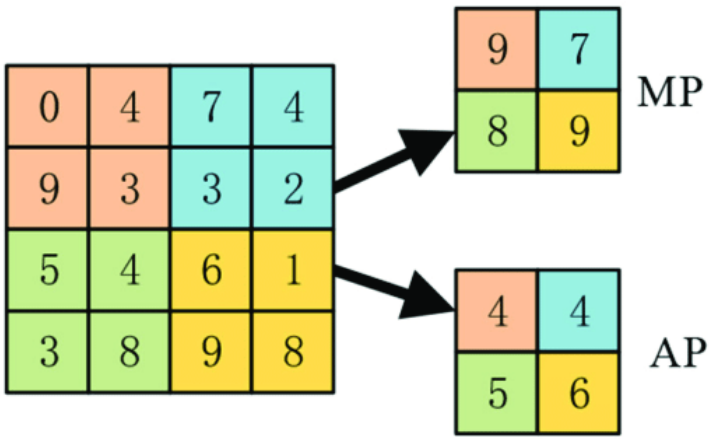


Fonte: (ARAÚJO et al., 2017)

As combinações das entradas com seus pesos produzem a saída da camada atual, que também é a entrada da camada seguinte. Cada subconjunto de *pixels* da camada de entrada é conectado ao neurônio, sendo assim as redes neurais convolucionais realizam uma análise local.

A cada camada a dimensão do filtro irá se ajustar levando em consideração os fatores mais importantes para o conjunto em treinamento. Na camada seguinte ocorre o processo de *pooling*. Uma camada de *pooling* é utilizada para simplificar dados da camada anterior. Uma área é escolhida, como por exemplo 2x2, como pode ser visualizado na Figura 9, para percorrer a saída da camada anterior. Sendo responsável por resumir a informação da área em um único valor. Se a saída da camada anterior for 8x8, a saída do *pooling* será 4x4. O método de sumarização mais utilizado é o *Max Pooling* (MP), no qual apenas o maior número da unidade é passado para a saída. Na Figura 9 também é apresentado o *Average Pooling*, que calcula a média dos valores e a repassa para a saída. Essa sumarização de dados serve para diminuir a quantidade de pesos a serem aprendidos e também para evitar *overfitting*, realizando assim a redução dimensional da imagem para as camadas posteriores, além de destacar detalhes mais importantes, no caso do Max Pooling.

Figura 9 – Exemplo de *Max Pooling* e *Average Pooling*



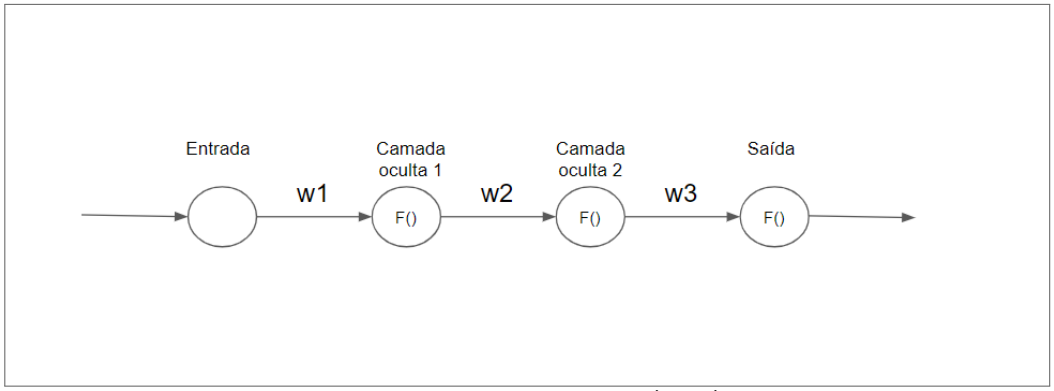
Fonte: (WANG et al., 2018)

2.2.1 *Backpropagation*

O algoritmo de *backpropagation* é muito importante no treinamento das redes neurais. Sua função é otimizar os pesos para que a rede neural aprenda a mapear corretamente os dados de entrada para acertar a classificação. O *backpropagation* consiste em duas fases. Na *feedforward pass*, a rede é alimentada com as entradas e a previsão de saída é obtida. Já na *backward pass* é calculado o gradiente da função de perda da última camada da rede. O gradiente é aplicado recursivamente para atualizar os pesos da rede. O cálculo do erro é mostrado na Equação (2.8) (OHASHI; UCHIDA, 2015).

Em aprendizagem supervisionada os pesos são selecionados para que o modelo forneça uma função para modelagem dos dados de treinamento. Para isso é necessário encontrar um conjunto de pesos w que possa minimizar a saída, por meio do algoritmo de *backpropagation*. Na Figura 10 cada neurônio recebe uma função do neurônio da camada anterior (Data Science Academy (2019)).

Figura 10 – Diagrama de Rede Neural com duas camadas ocultas



Fonte: Elaborado pelo autor (2021)

Cada neurônio da rede tem uma função de ativação não linear. É necessário que essa função seja diferenciável em qualquer ponto. O algoritmo *backpropagation* é um método eficiente para o treinamento de MLP (HAYKIN, 2009).

O sinal do erro na saída do neurônio i, que é um nó de saída, é definido na Equação (2.8).

$$e_i(n) = d_i(n) - y_i(n), \tag{2.8}$$

onde $d_i(n)$ é a resposta desejada para o neurônio i e $y_i(n)$ é referente ao sinal da função que aparece na saída do neurônio i na instância n. O valor instantâneo da energia do erro para o neurônio i é $\frac{1}{2}\ e_i^2(n)$. A energia total do erro é a soma de todos os erros instantâneos da camada de saída e pode ser escrita pela Equação (2.9).

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{i \in \mathbf{C}} e_j^2(n), \tag{2.9}$$

onde C é o conjunto que inclui todos os neurônios na camada de saída.

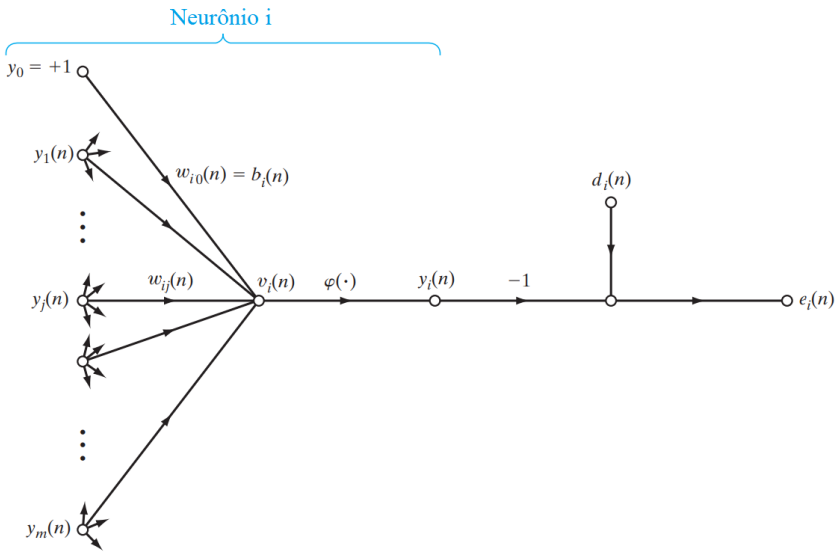
A energia média do erro quadrático é resultado da soma dos $E(n)$ para todo n e dividido pelo tamanho da amostra N, como mostra a Equação (2.10).

$$E_{med} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} E(n). \tag{2.10}$$

A Figura 11 representa a alimentação do neurônio i por um conjunto de sinais produzidos pela camada de neurônios à esquerda. O campo induzido $v_i(n)$ produzido na entrada da função de ativação associada ao neurônio i é dado pela Equação (2.11).

$$v_i(n) = \sum_{i=0}^{m} w_{ij}(n) y_j(n), \tag{2.11}$$

Figura 11 – Diagrama do fluxo de sinal do neurônio de saída i.



Fonte:(HAYKIN, 2009)

onde m é o número total de entradas referentes ao neurônio i, sendo o peso sináptico w_{i0} igual ao bias b_i aplicado ao neurônio i. Na saída do neurônio j, no final da instância n o sinal da função $y_i(n)$ é dado pela Equação (2.12) .

$$y_i(n) = \varphi_i(v_i(n)). \tag{2.12}$$

Para o algoritmo de *backpropagation* é aplicada uma correção $\Delta w_{ij}(n)$ ao peso $w_{ij}(n)$, proporcional à derivada parcial $\partial E(n)/\partial w_{ij}(n)$. Esse gradiente é mostrado na Equação (2.13):

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_i(n)} \frac{\partial e_i(n)}{\partial y_i(n)} \frac{\partial y_i(n)}{\partial v_i(n)} \frac{\partial v_i(n)}{\partial w_{ij}(n)} \tag{2.13}$$

Diferenciando a Equação (2.8) em relação a $y_i(n)$, temos como resultado:

$$\frac{\partial e_i(n)}{\partial y_i(n)} = -1 \tag{2.14}$$

Diferenciando a Equação (2.9) em relação a $e_i(n)$, temos como resultado:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial e_i(n)} = e_i(n) \tag{2.15}$$

A diferenciação da Equação (2.12) em relação a $v_i(n)$, tem como resultado

$$\frac{\partial y_i(n)}{\partial v_i(n)} = \varphi_i^{'}(v_i(n)). \tag{2.16}$$

Por fim ao diferenciar a Equação (2.11) em relação a $w_{ij}(n)$, temos:

$$\frac{\partial v_i(n)}{\partial w_{ij}(n)} = y_j(n), \tag{2.17}$$

Substituindo as Equações (2.14–2.17) em (2.13), temos como resultado a Equação (2.18).

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}(n)} = -e_i(n)\varphi_i^{'}(v_i(n))y_j(n). \tag{2.18}$$

A correção $\Delta w_{ij}(n)$ aplicada a $w_{ij}(n)$ é definida pela Equação (2.19).

$$\Delta w_{ij}(n) = -\eta\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ij}(n)}, \tag{2.19}$$

onde η é o parâmetro da taxa de aprendizagem do algoritmo de *backpropagation*.

Substituindo a Equação (2.18) em (2.19) temos:

$$\Delta w_{ij}(n) = \eta\partial_i(n)y_j(n), \tag{2.20}$$

onde o gradiente local $\partial_i(n)$ é dado por:

$$\partial_i(n) = -\frac{\partial E(n)}{\partial v_i(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_i(n)}\frac{\partial e_i(n)}{\partial y_i(n)}\frac{\partial y_i(n)}{\partial v_i(n)} = e_i(n)\varphi_i^{'}(v_i(n)). \tag{2.21}$$

O gradiente calculado pelo algoritmo de *backpropagation* é utilizado junto com a taxa de aprendizagem para ajustar os pesos da rede, dado que cada peso representa uma importância no erro gerado na rede. O gradiente local $\partial_i(n)$, apresentado na Equação (2.21), para o neurônio i é igual ao produto do sinal de erro $e_i(n)$.

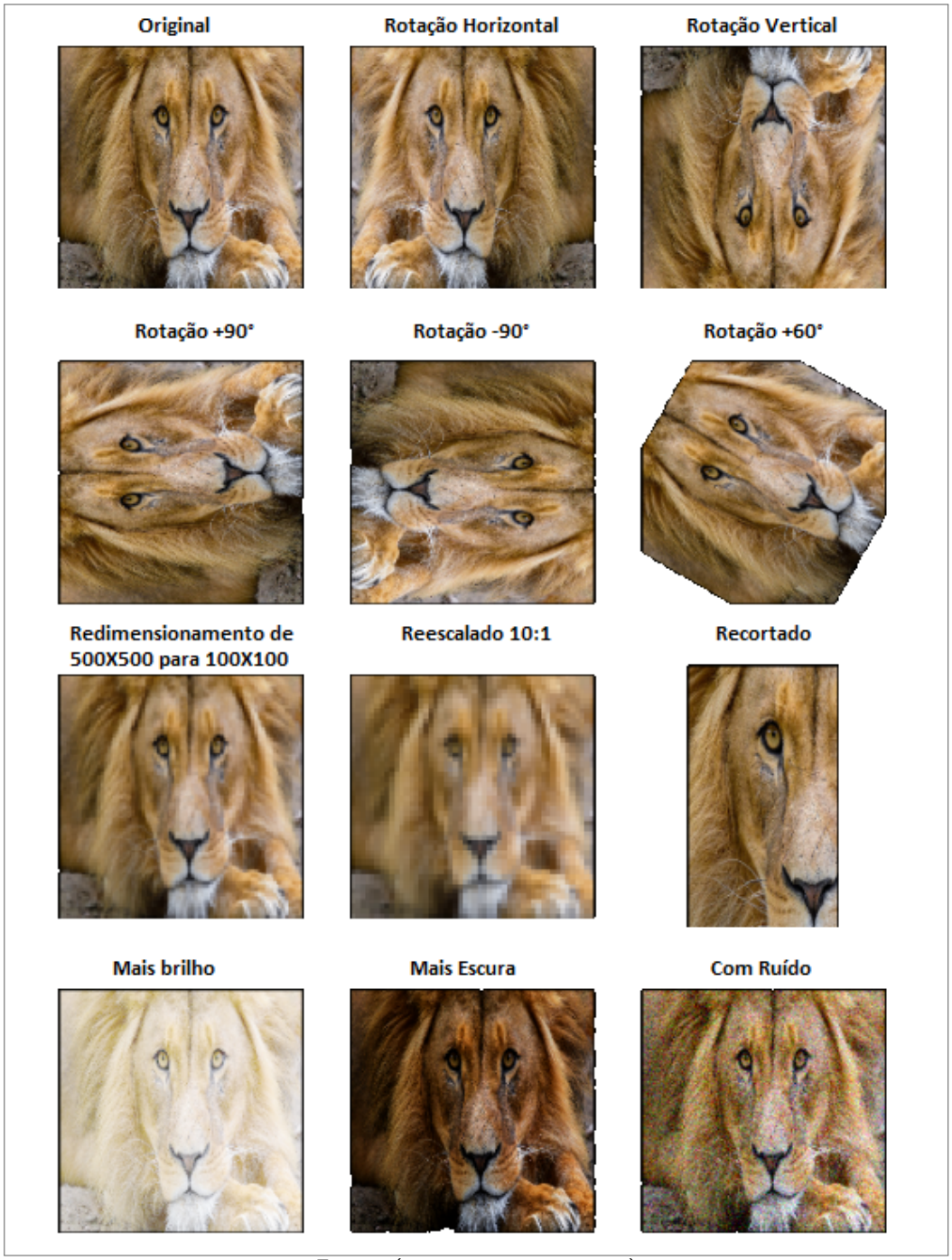
2.2.2 *Data Augmentation*

As redes neurais convolucionais são compostas por muitas camadas, por isso é necessária uma quantidade de dados elevada para que na etapa de treinamento não ocorra *overfitting*, ou seja, o modelo tem um bom desempenho com os dados de treinamento e um mal desempenho com os dados de teste (KRIZHEVSKY; SUTSKEVER; HINTON, 2012).

Data Augmentation é utilizado para gerar novos dados, a partir dos já existentes, com a finalidade de aumentar a base de dados, podendo também resolver o problema de desequilíbrio de classe. Sendo assim, com o aumento da base de dados, eles podem ser usados para atender à diversidade dos dados para treinamento melhorando a generalização do modelo.

Para aumentar a quantidade de imagens na etapa de pré processamento, usa-se o *Data Augmentation* com a translação, rotação, modificação da perspectiva, achatamento, alongamento, distorção de lentes, entre outros, como pode ser visto na Figura 12 (EKICI; JAWZAL, 2020).

Figura 12 – Exemplos das transformações aplicadas pelo *Data Augmentation*.



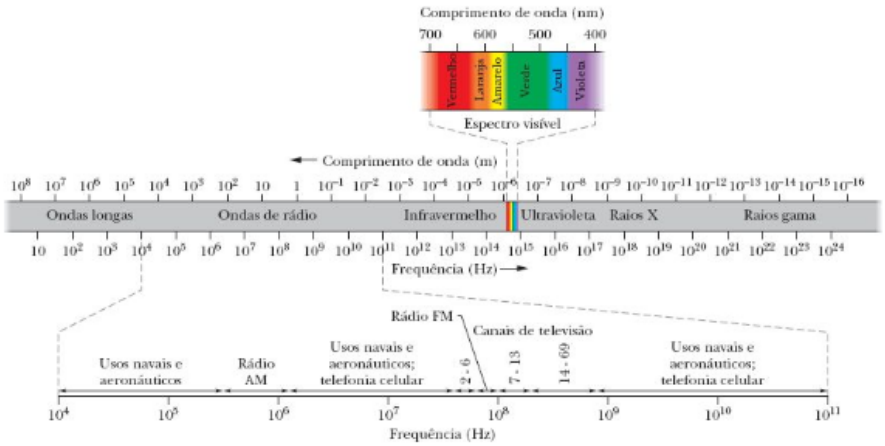
Fonte: (GREATLEARNING, 2020)

2.3 TERMOGRAFIA

O astrônomo alemão William Herschel foi a primeira pessoa a publicar experimento térmico sobre a luz. Para sua realização, fez uma fenda num papelão para focalizar e o feixe de luz foi refratado na superfície, utilizando três termômetros de mercúrio, cujo bulbo estava escurecido, para absorver mais calor. Herschel foi deslizando lentamente os termômetros sobre as cores, da luz azul à luz vermelha e foi possível verificar a temperatura aumentar além da luz visível (HERSCHEL, 1800).

A faixa de comprimento da radiação infravermelha é aproximadamente entre $0.1\mu m$ e $100\mu m$, ou seja, no intervalo entre o limite superior do espectro da luz visível e inferior das micro-ondas (INCROPERA et al., 2008). A Figura 2.3 representa o espectro eletromagnético.

Figura 13 – Espectro eletromagnético



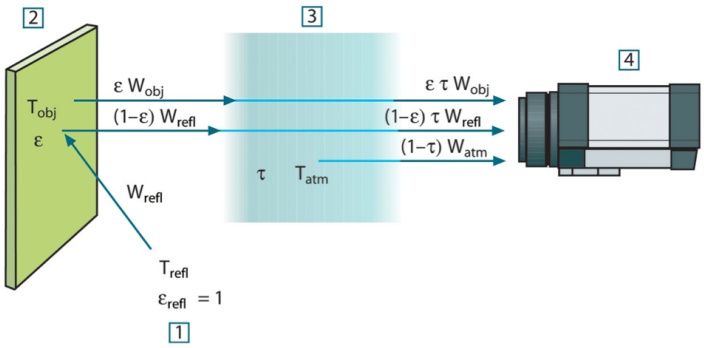
Fonte: (HALLIDAY; RESNICK; WALKER, 2018)

As imagens termográficas são coletadas por câmeras térmicas, cujos sensores captam a radiação gerada pelo objeto que emite a radiação infravermelha. Para termos a imagem termográfica é necessário fotografar um corpo que tenha diferentes temperaturas, pois é essa variação que forma a imagem. Cada pixel da imagem termográfica é formado pela temperatura pontual do objeto em análise. Um corpo para emitir a radiação térmica precisa apresentar uma temperatura superior ao zero absoluto (0K ou -273ºC) (JONES, 1998).

Para termos uma precisão na temperatura aferida pela câmera termográfica, é necessário considerar a emissividade do objeto, a umidade relativa do ar, a temperatura atmosférica, a distância e a temperatura de objetos presentes no meio, pois a aquisição da imagem não é realizada no vácuo. As três principais radiações que a câmera recebe são a emitida pelo objeto,

a radiação refletida de outras fontes e a radiação emitida pela atmosfera, como ilustrado na Figura 14.

Figura 14 – Representação esquemática da aquisição da medição termográfica (1) Temperatura refletida, (2) Objeto, (3) Atmosfera e (4) Câmera



Fonte: (SYSTEMS, 2004)

A imagem termográfica digital é composta por uma função $f(x, y)$ e uma matriz de temperaturas $\mathbf{T}(x, y)$, que tem como coordenadas espaciais x e y. O valor da temperatura no ponto (x, y) é $\mathbf{T}(x, y)$. A imagem termográfica apresenta uma matriz de temperatura e um mapa de cor. Cada pixel da imagem térmica é representado por um ponteiro de cor que identifica a temperatura local, ilustrado na Figura 2.3.

Figura 15 – a) Componentes RGB da imagem digital; b) Matriz térmica da imagem indexada.

Fonte: (ARAÚJO, 2014)

As imagens termográficas são de fácil processamento computacional. Independente da variação de cores das imagens termográficas a sua matriz de temperatura permanece constante.

Um estudo publicado no ano de 1980 deu início a utilização de imagens termográficas de mamas para análise e detecção de anomalias, ele foi realizado com 58.000 pacientes, entre

agosto de 1965 e junho de 1977. Os pacientes foram separados em cinco grupos. Aproximadamente 90% dos pacientes dos grupos IV e V tem chance de apresentar a doença na primeira consulta. No grupo III apenas 18% foi diagnosticada com câncer, porém durante prazo de 1 a 5 anos a chance das pessoas desse grupo, que inicialmente foram classificadas como normal, apresentarem a doença subiu para 38%, e 44% dos pacientes, que foram classificados inicialmente com tumor benigno, desenvolveram a doença (GAUTHERIE; GROS, 1980).

Um estudo feito por HEAD; WANG; ELLIOTT no ano de 1993, incluiu um total de 326 pacientes, que tiveram seus termogramas classificados como normais e anormais. Foi feita uma comparação com a concentração de outras substâncias para verificar a sua relação com o crescimento do tumor e verificou-se que o tamanho clínico do tumor é significativo para pacientes classificados como anormais, como também a concentração de ferritina foi maior em pacientes que tiveram a classificação anormal. Com isso a conclusão foi que pacientes com câncer de mama e termografias anormais têm tumores de crescimento mais rápido que são mais propensos a sofrer metástases e a recorrer a doença em um intervalo mais curto.

O termograma é sensível a diversos fatores externos, por exemplo a temperatura ambiente, umidade, circulação do ar, ingestão de alimentos pelo paciente, etc. Por isso faz-se necessário um protocolo adequado para aquisição da imagem termográfica.

2.4 CLASSIFICAÇÃO DE DADOS TERMOGRÁFICOS

O processo de classificação supervisionada é composto por algumas etapas. O início delas é a coleta dos dados, que na classificação termográfica acontece na aquisição das imagens através das câmeras termográficas, em que cada *pixel* da imagem capturada representa uma temperatura. Após essa etapa, é importante uma análise dos dados para eliminação de possíveis inconsistências de valores e retirada de elementos que estejam fora da área de estudo.

Em 1997, OHASHI; UCHIDA utilizaram três diferentes técnicas para obter o termograma de 26 pacientes. Na termografia estática, o paciente está em equilíbrio térmico com o ambiente; no termograma dinâmico, é aplicado um monitoramento da recuperação da temperatura após um estresse térmico (aquecimento ou resfriamento) e o termograma por subtração, processado subtraindo o segundo termograma do primeiro, obtido sequencialmente. Os resultados obtidos por OHASHI; UCHIDA mostraram que 55% dos pacientes foram diagnosticados corretamente através da termografia estática, 14% pela dinâmica e 11% pela de subtração. A metodologia apresentada foi utilizada posteriormente em um grupo com 138 pacientes, nesse novo estudo

51% dos pacientes foram diagnosticados corretamente com a termografia estática e 16% com a dinâmica. No segundo experimento foi descartado o termograma de subtração, diante dos resultados, os autores chegaram a conclusão que os métodos dinâmicos e de subtração são mais imprecisos.

Em 2017, ARAÚJO et al. propôs um novo classificador utilizando uma base de dados de imagens termográficas, que foram pré-processadas. Nessa etapa foi realizada a segmentação manual da região das mamas da imagem termográfica, que ocorreu através da extração das temperaturas de cada *pixel* e convertido em formato de planilha de texto. Após essa aquisição dos valores, fez-se o processo para seleção manual da mama, desprezando o restante da imagem. A Figura 16 é o exemplo de segmentação das mamas de uma mulher de meia idade e a outra de uma mulher jovem, obtendo as matrizes de temperatura da mama esquerda e mama direita. Após a segmentação foi realizado o processamento morfológico. Para extração de características foram utilizadas as matrizes de temperaturas originais da mama direita (MD), mama esquerda (ME), morfológica da mama direita (M_{MD}) e morfológica da mama esquerda (M_{ME}) , obtidas do processo de segmentação e processamento morfológico são os dados de entrada para a obtenção do vetor de características, composto por variáveis simbólicas de natureza intervalar. Na imagem termográfica, um intervalo de temperatura pode ser definido a partir das temperaturas contidas na região de interesse. O intervalo foi escrito como $\dot{y} = [T_{min}, T_{max}]$ onde T_{min} representa a temperatura mínima obtida sobre a região de interesse (Inf) e T_{max} a temperatura máxima obtida sobre a região de interesse (Sup). Dessa forma, cada matriz de entrada dá origem a uma variável intervalar, gerando um vetor de características intervalar de quatro dimensões $\dot{y}$ que pode ser definido como

$$\dot{y} = (a, b, c, d) \tag{2.22}$$

onde

- $a = [min_{MD}, max_{MD}]$;
- $b = [min_{ME}, max_{ME}]$;
- $c = [min(MD, ME), max(MD, ME)]$;
- $d = [min\{max_{M_{MD}}, max_{M_{ME}}\}, max\{max_{M_{MD}}, max_{M_{ME}}\}]$.

Cada intervalo foi separado em suas componentes de centro e raio, gerando dois novos vetores contínuos de quatro dimensões, $\mathbf{w}_c$ e $\mathbf{w}_r$. $\mathbf{w}_c$ representa o vetor de centros, correspondendo aos centros dos intervalos a, b, c, d e $\mathbf{w}_r$ refere-se ao vetor gerado a partir dos raios dos intervalos a, b, c, d. De modo geral, o centro e raio de uma observação intervalar $\dot{y} = [a, b]$ são valores escalares denotados, respectivamente, por:

$$centro_{\dot{y}} = \frac{a+b}{2} \tag{2.23}$$

$$raio_{\dot{y}} = \frac{a-b}{2}, raio_{\dot{y}} \geq 0 \tag{2.24}$$

Na sequência, os dois vetores contínuos $\mathbf{w}_c$ e $\mathbf{w}_r$, gerados a partir do vetor intervalar de características $\dot{y}$, são transformados para um novo espaço bidimensional de características a partir do critério de Fisher.

A saída desta etapa são dois vetores bidimensionais, um para centros e outro para os raios, $\mathbf{x}_c$ e $\mathbf{x}_r$, respectivamente. Estes vetores são depois realocados a fim de se obter um novo vetor intervalar $\dot{\mathbf{v}}$ que representa, portanto, a projeção dos intervalos originais em um espaço de características alternativo. Assim, esse novo vetor de intervalo $\dot{\mathbf{v}}$ foi obtido da seguinte forma

$$\dot{\mathbf{v}} = (\mathbf{x}_c - \mathbf{x}_r, \mathbf{x}_c + \mathbf{x}_r) \tag{2.25}$$

Para classificação foi utilizado um classificador de distância mínima para dados intervalares. Seja $\Gamma = \dot{y}_1, \ldots, \dot{y}_m$ um grupo de m objetos simbólicos descritos por p variáveis intervalares. Cada objeto $\dot{y}_i (i = 1, \ldots, m)$ é representado como um vetor de intervalos $\dot{y}_i = ([a_{i1}, b_{i1}], \ldots, [a_{ip}, b_{ip}])^T$. Seja P uma partição de Γ em K classes $C_1, \ldots, C_K$, onde cada classe $C_k (k = 1, \ldots, K)$ possui um protótipo L_k que é também representado como um vetor de intervalos $\dot{g}_k = ([\alpha_{k1}, \beta_{k1}], \ldots, [\alpha_{kp}, \beta_{kp}])^T$, onde $\dot{\mathbf{g}}_\mathbf{k}$ corresponde ao vetor de médias dos intervalos de C_k. Para $j = 1 \ldots, p$:

$$\left[\alpha_{kj} = \frac{\sum_{i \in C_k} a_{ij}}{n_k}, \beta_{kj} = \frac{\sum_{i \in C_k} b_{ij}}{n_k}\right] \tag{2.26}$$

onde n_k representa o número de elementos na classe C_k.

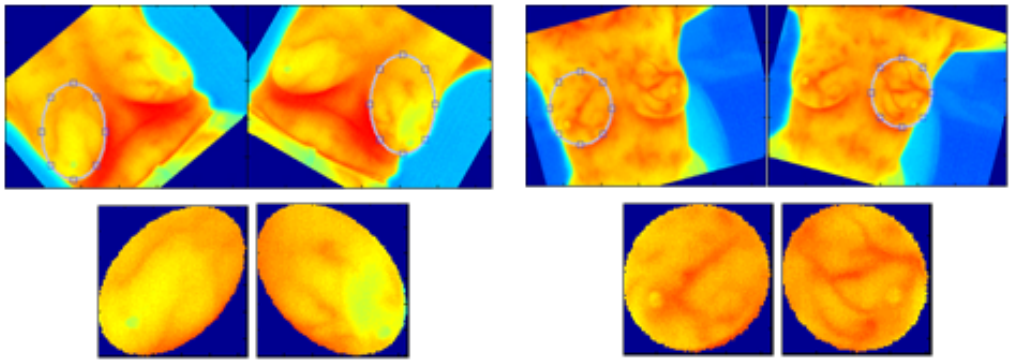
O classificador de distância mínima aloca um objeto $\dot{\mathbf{v}}$ para a classe C_k se

$$d^\lambda(\dot{\mathbf{v}}_i, \dot{\mathbf{g}}_k) \leq d^\lambda(\dot{\mathbf{v}}_i, \dot{\mathbf{g}}_r) \forall r, r = 1, \ldots, K. \tag{2.27}$$

A função $d^{\lambda}(\dot{\mathbf{v}}_i, \dot{\mathbf{g}}_k)$ corresponde a uma distância de Mahalanobis parametrizada para intervalos. Seja $\mathbf{v}_{iI} = (a_{i1}, \ldots, a_{ip})^T$ e $\mathbf{v}_{iS} = (b_{i1}, \ldots, b_{ip})^T$ dois vetores contendo os valores de Inf e Sup de $\mathbf{v}_i$, respectivamente; e $\mathbf{g}_{kI} = (\alpha_{i1}, \ldots, \alpha_{ip})^T$ e $\mathbf{g}_{kS} = (\beta_{i1}, \ldots, \beta_{ip})^T$ dois vetores contendo os valores de Inf e Sup de $\dot{\mathbf{g}}_{\mathbf{k}}$, respectivamente.

O trabalho teve como objetivo determinar os máximos locais das temperaturas em relação à vizinhança, por toda região da mama. No estudo foram utilizados dados simbólicos, retirados através das matrizes de temperatura, como dados intervalares das quatro matrizes. A base de dados foi separada nas classes maligna, benigna e cisto e apresentou dois cenários: o primeiro foi realizado com variáveis contínuas, que foram obtidos a partir dos intervalos de temperaturas das matrizes de entrada, tendo como resultado de sensibilidade para classe maligna 93% e uma taxa de 16% para classificação incorreta. O segundo cenário, foi separado nas componentes de centro e raio dos intervalos. O cálculo da menor distância foi realizado através da distância de Mahalanobis parametrizada para intervalos. O modelo obteve 100% de sensibilidade para a classe maligna, junto com uma taxa geral de classificação incorreta de 20%. O estudo mostrou que os dados intervalares são úteis para a representação de imagens termográficas.

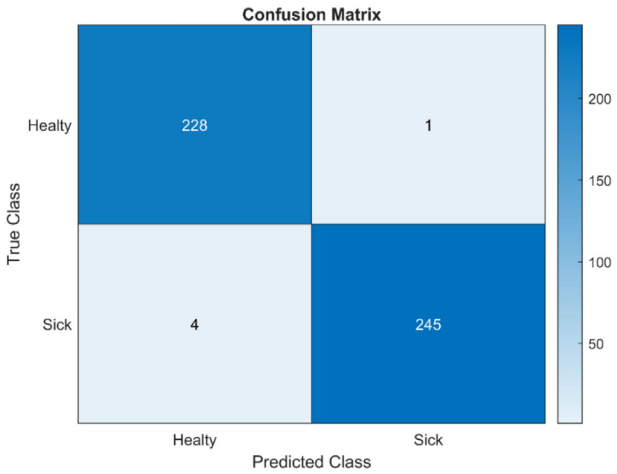
Figura 16 – Segmentação das mamas na imagem térmica.



Fonte: (ARAÚJO; LIMA; SOUZA, 2014)

A utilização de RNC para classificação de imagens termográficas tem como exemplo o trabalho de EKICI; JAWZAL, com uma base de dados com 140 pacientes, que teve uma acurácia de $97,91\%$. Após a otimização dos parâmetros, usando o algoritmo de otimização de Bayes, o trabalho obteve resultados melhores com $98,95\%$ de acurácia. A matriz de confusão pode ser visualizada na Figura 17.

Figura 17 – Matriz de Confusão



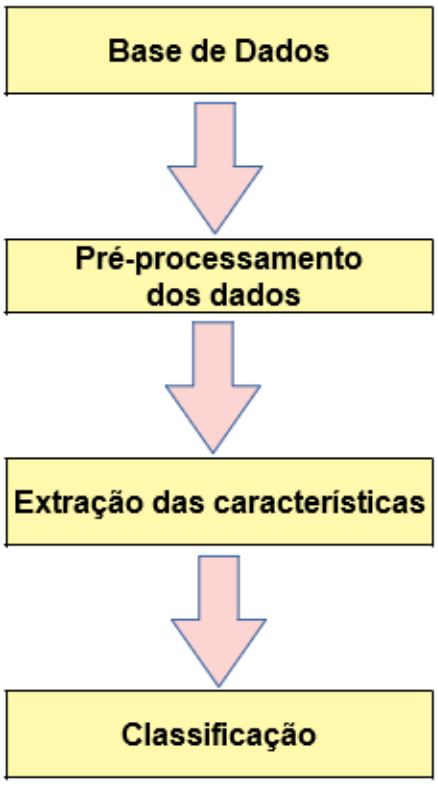
Fonte: (EKICI; JAWZAL, 2020)

O presente trabalho utilizou imagens termográficas das mamas. Elas foram segmentadas em mama direita e mama esquerda e recortadas, para destacar apenas a parte da mama e no pré-processamento as imagens foram unidas para que o processo de classificação fosse realizado por paciente.

3 METODOLOGIA

Dado que a literatura utiliza apenas parte da informação da imagem para realizar a classificação, o presente trabalho tem o objetivo de usar toda a imagem termográfica a fim de classificar as imagens em três classes (cisto, câncer ou tumor benigno), como também uma classificação binária (câncer e não câncer). O modelo desenvolvido neste trabalho foi implementado na linguagem *Python*. Para comparar os resultados obtidos foram utilizados algoritmos clássicos (*Random Forest*, SVC e MLP) e os hiper-parâmetros utilizados foram os da biblioteca *sklearn*. O modelo proposto também foi comparado com a metodologia proposta por ARAÚJO; LIMA; SOUZA. A metodologia utilizada é composta pelas etapas apresentadas pela Figura 18.

Figura 18 – Fluxograma dos passos que compõem este trabalho.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021)

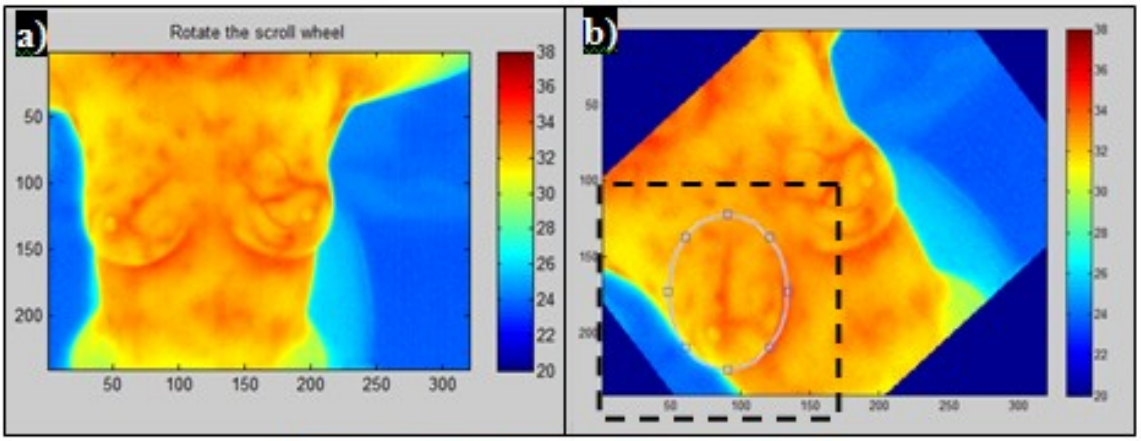
3.1 BASE DE DADOS

A câmera de infravermelho FLIR S45 foi utilizada para obtenção das imagens termográficas, que compõem a base de dados deste trabalho. O equipamento pertence ao departamento de Engenharia Mecânica da UFPE e foi adquirido através do Edital FINEP 2003 de Laboratórios Multiusuários. As pessoas que participaram da obtenção das imagens utilizadas no presente trabalho, concordaram em participar da pesquisa através da assinatura do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE), documento obrigatório do projeto cadastrado no Ministério da Saúde sob o Registro CEP/CCS/UFPE N^o 279/05 e aprovado pelo Comitê de Ética da Universidade Federal de Pernambuco.

A base de dados é composta por imagens colhidas de um grupo heterogêneo de 97 pacientes voluntárias. As pacientes apresentaram suspeita de distúrbio na mama, comprovados por exames físicos, exames de imagem, como ultrassom e mamografia, e, quando necessário, exame patológico. As imagens são divididas em três classes, sendo: 43 benignas, 28 malignos e 26 cistos.

As imagens colhidas foram tratadas inicialmente por ARAÚJO. Através do software Flir ThermaCam Quick Report® foi obtida a matriz de temperaturas T, e exportada para o Matlab® como pode ser visualizado na Figura 19. Os valores numéricos da matriz são associados através da função $imagesc()$ a uma escala de cor fixa, que varia do azul até o vermelho, com a possibilidade de delimitar o valor mínimo e o máximo da escala de cor.

Figura 19 – Seleção manual da área da mama. a) Imagem termográfica vista pelo Matlab; b) Rotação da imagem e seleção da área da mama.

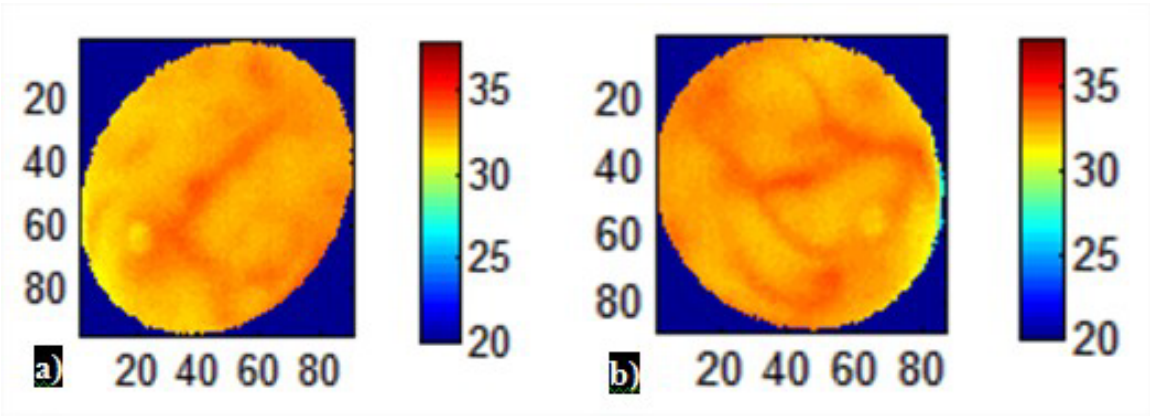


Fonte: (ARAÚJO, 2014)

Ainda sobre o processamento realizado, anterior a realização desse trabalho, a área sele-

cionada sobre a imagem cria uma máscara, que quando rotacionada de volta para a posição inicial, permite a extração da área de seleção a partir da interseção da máscara sobre a imagem original (sem rotação). As imagens das duas mamas são então obtidas e trabalhadas separadamente gerando duas matrizes de temperatura, MD e ME, que representam a segmentação da mama direita e da mama esquerda, respectivamente Figura 20 (ARAÚJO et al., 2017).

Figura 20 – Imagem das mamas após a seleção. a) Mama direita; b) Mama esquerda.



Fonte: (ARAÚJO, 2014)

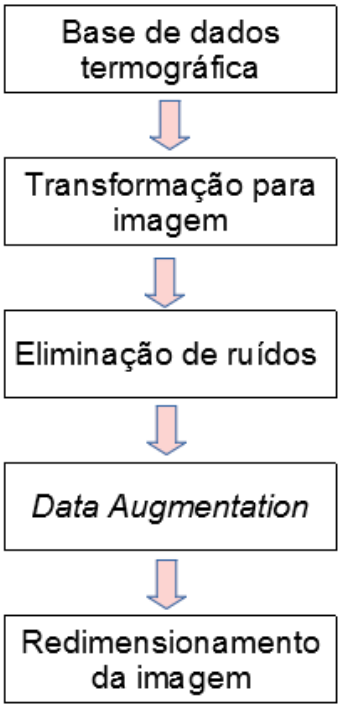
3.2 PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

A Figura 21 exibe, de forma resumida, os passos seguidos para obtenção da base de dados para execução deste trabalho.

A Base termográfica é composta por datos da temperatura pontual de cada parte da mama, como mostrado na Figura 22. Como primeiro passo, para realização deste trabalho foi necessário transformar os dados termográficos em imagens com dimensão 250×250 *pixels*, para isso foi utilizado o Algoritmo 1.

O filtro *Non-Local Means* foi utilizado no início do processamento das imagens. Ele é um algorítimo utilizado para processamento de imagem e eliminação do ruído. A eliminação de ruído é feita calculando a cor média dos *pixels* mais semelhantes, que é avaliada comparando, não somente a cor, mas em torno de cada pixel. A busca por pixels semelhantes é feita localmente, mas em uma vizinhança maior. Ao calcular a distância Euclidiana entre duas frações da imagem, $B(p)$ e $B(q)$, todos os pixels no fragmento $B(p)$ têm a mesma importância, então o peso $f(d(B(p), B(q)))$ pode ser usado para diminuir o ruído de todos os pixels no trecho $B(p)$ e não apenas no ponto p (BUADES; COLL; MOREL, 2011).

Figura 21 – Fluxograma para base de dados.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021)

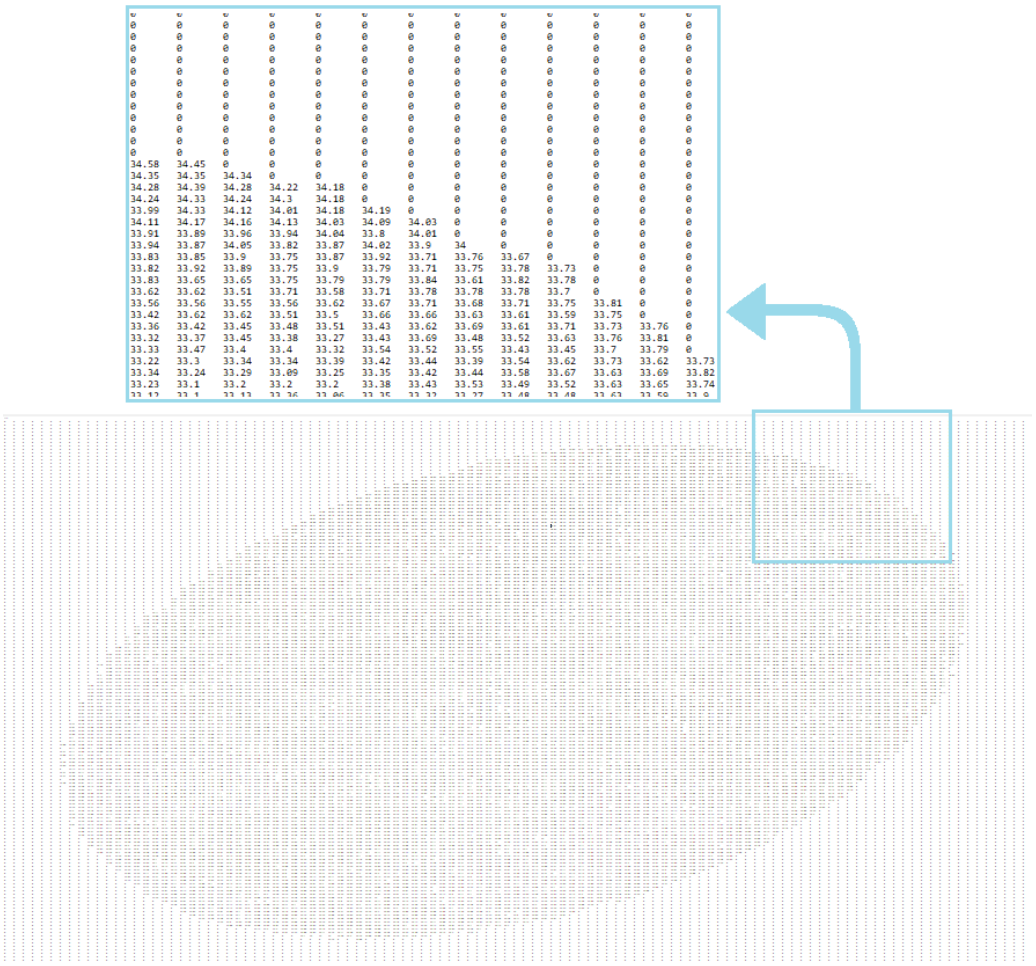
Algoritmo 1: Extração da imagem em formato .png

```
início
    Ler pasta com n arquivos;
    Separar em 90% dos arquivos para Treino e o restante para Teste;
    para k = 1 : n faça
        Ler cada arquivo .csv;
        Definir o número de colunas e linhas para cada imagem;
        Concatenar os dados das mamas esquerda e direita em único arquivo ;
        Preenche com 0 os espaços vazios para imagem ficar na dimensão definida;
        Salva o arquivo em formato .png;
    fim
fim
```

Neste trabalho foi utilizada a biblioteca opencv com a função *fastNlMeansDenoisingColored*, que realiza o processo descrito anteriormente para a eliminação de ruído.

Em modelos de *deep learning* é necessário ter uma base de dados grande para realizar o treinamento. A base utilizada nesse experimento é composta por 97 imagens. Por isso foi necessário utilizar, após a remoção de ruídos, algoritmos de *Data Augmentation*, para criação de novos dados. O processo utilizado para o aumento da base consiste em realizar as operações de rotação vertical, rotação horizontal, adições aleatórias nos valores dos *pixels* e um filtro de

Figura 22 – Representação inicial dos dados termográficos das mamas.

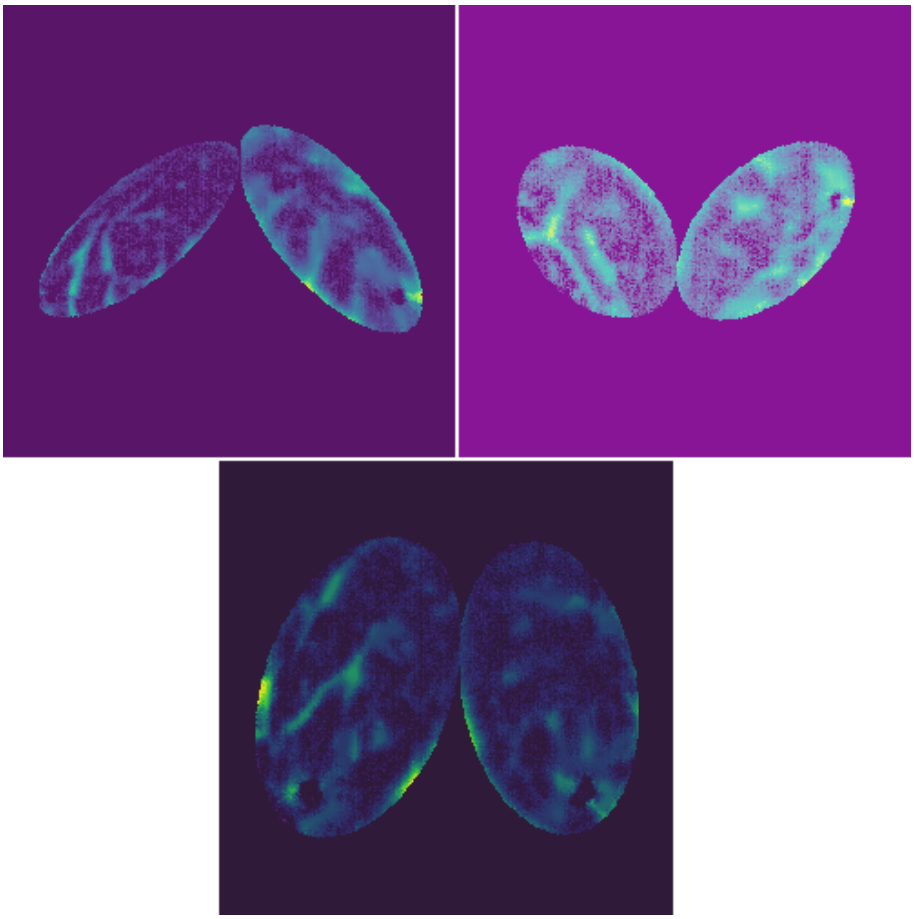


Fonte: Elaborado pelo autor (2021)

contraste Gamma, como pode ser visualizado na Figura 23.

Uma imagem digital em escala de cinza é formada por *pixels* no intervalo $[0, 255]$, onde 0 é a cor preta e 255 é correspondente a branca. Em imagens coloridas existem três camadas: vermelha, verde e azul, todos os *pixels* estão no intervalo de 0 a 255 (ANTONELLO, 2018). Pode ocorrer uma variação grande dos valores dentro do intervalo $[0, 255]$ entre imagens diferentes. Assim, os *pixels* de todas as imagens foram redimensionados para o intervalo $[0, 1]$, para minimizar o efeito que as diferentes escalas de valores poderiam causar no treinamento do modelo (ANTONELLO, 2018).

Figura 23 – Pré-processamento das imagens, *Data A ugmentation*.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021)

3.3 EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

No trabalho com imagens a abordagem com a utilização da aprendizagem profunda de redes neurais convolucionais frequentemente supera outras abordagens de aprendizagem de máquina clássica (LECUNN et al., 1998). Este tipo de rede tem um custo de treinamento menor em comparação com outras redes, devido a sua capacidade de capturar características importantes como bordas e texturas usando filtros que compartilham pesos, reduzindo o número de parâmetros treináveis da rede.

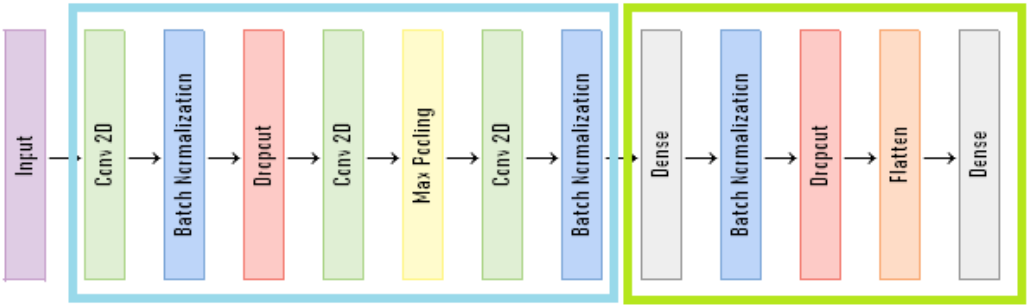
3.3.1 Arquitetura de rede

Nesta dissertação foram utilizadas duas divisões da base de dados para classificação. A primeira é composta por três classes, benigna, maligna e cisto, contendo 540 imagens. Já a segunda, composta por 360 imagens, é uma classificação binária composta pelas classes câncer

e não câncer, sendo a classe não câncer composta pelos rótulos benigno e cisto. Em ambos os casos, para o processo de classificação, a base de dados foi separada em duas, uma parte para treinamento e a outra diferente para teste.

Empregamos uma Rede Neural Convolucional composta por 12 camadas ocultas, organizadas como mostra a Figura 24. As camadas em destaque azul são as etapas da rede que realizam a extração das características e a em destaque de verde compõe a etapa da classificação.

Figura 24 – Rede Neural Convolucional composta por 12 camadas ocultas.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021)

A primeira camada é a entrada dos dados na rede, tendo o formato $(250, 250, 3)$. Assim, cada imagem é representada por uma matriz com três dimensões, totalizando $250 \times 250 \times 3 = 187.500$ *pixels*.

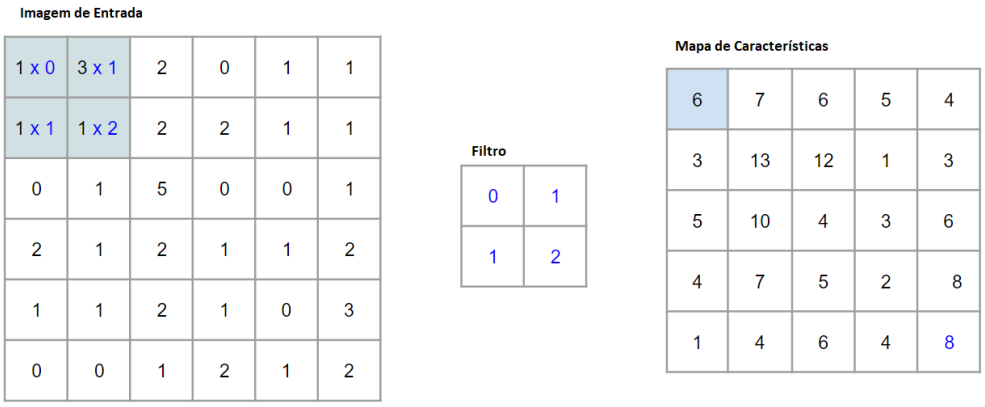
A seguir, vem a camada de convolução 2D. A convolução é um operador linear utilizado em RNC. Essa operação ocorre com o deslizamento de uma máscara pela imagem, calculando a soma dos produtos em cada posição da máscara, formando o mapa de características. Esse processo pode ser visualizado na Figura 25, que contém uma matriz de entrada com dimensão 6×6 e um filtro com dimensão 2×2, aplicado em deslocamentos de um em um *pixel*, tendo como resultado uma saída com dimensão 5×5.

A operação de convolução é definida pela Equação (3.1), onde $z(x, y)$ é a imagem de entrada, $f(x, y)$ é o filtro, e a e b são as dimensões do filtro.

$$g(x, y) = z(x, y) * f(x, y) = \sum_{s=-a}^{a} \sum_{t=-b}^{b} z(s, t) f(x - s, y - t). \tag{3.1}$$

Na primeira camada, a dimensão do filtro é 5x5 com função de ativação ReLU, cuja fórmula está representada na Equação (3.2). A função ReLU tem o benefício de evitar o problema do desaparecimento de gradientes, fazendo com que a rede possa escapar de mínimos locais na

Figura 25 – Exemplo de convolução.



Fonte: Elaborado pelo autor (2021)

curva de erro.

$$ReLU(x, y) = max[0, g(x, y)], \tag{3.2}$$

onde $g(x, y)$ é o valor do *pixel* de coordenadas (x, y). Por fim, os parâmetros da primeira camada são sujeitos a uma regularização L2 com penalidade $0,01$.

A terceira camada aplica um *batch normalization* em que a entrada é normalizada, mantendo a média próxima de zero e o desvio padrão próximo a 1. Para isso, a camada de *batch normalization* usa a média e o desvio padrão do grupo de entrada atual.

A camada seguinte aplica um *dropout*, i.e. ela desliga aleatoriamente uma quantidade de neurônios da camada anterior (neste trabalho, esta proporção é de 20%). O objetivo da operação de *dropout* é evitar o sobreajuste (*overfitting*), evitando que a rede se ajuste demais aos dados de treinamento, melhorando o desempenho de generalização (SRIVASTAVA et al., 2014).

A seguir, a rede conta com mais uma sequência de camada de convolução 2D com *kernel* 5×5 e função de ativação *ReLU*, seguida de *batch normalization*. Antes de repetir mais uma sequência de convolução e *batch normalization*, a arquitetura conta com uma camada de *max pooling*, usando janelas de 3×3 em passos de um em um *pixel*.

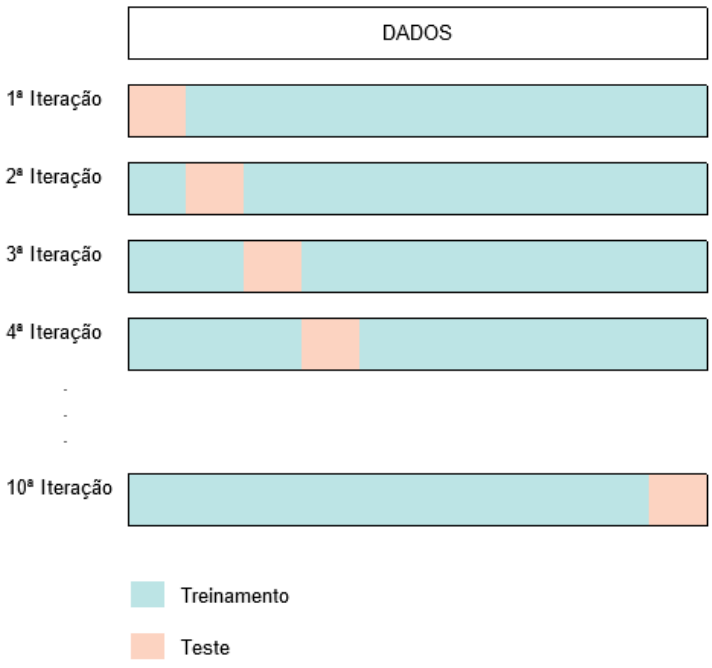
A última camada de *batch normalization* encerra a parte da rede que realiza a extração de características, como arestas, bordas e texturas. A partir da décima camada temos a parte densa da rede, responsável pela classificação. A primeira camada densa conta com 8 neurônios, função de ativação *ReLU* e inicialização de pesos usando uma distribuição normal com média

0 e desvio padrão $0,01$. Esta camada é seguida por um *Batch Normalization* e um *Dropout* de $0,5$.

A penúltima camada (*Flatten*) transforma a representação dos dados de uma matriz em três canais de cores para vetores que são alimentados à última camada densa, responsável por classificar as observações. A última camada usa funções de ativação diferentes dependendo da tarefa. Caso o objetivo seja classificar as observações em maligno, benigno ou cisto, a função de ativação é *softmax*, que é uma genarilização da função sigmóide para casos de classificação não binária, produzindo valores entre 0 e 1 cujo máximo indica a classe da imagem. Caso a tarefa seja classificar as imagens em câncer e não-câncer, escolhe-se a função de ativação sigmoide.

O modelo para o treinamento é composto por 324 passos por época e 150 épocas. Para avaliar o modelo foi utilizada a validação cruzada *k-fold*, sendo 10 o número de *folds*. A Figura 26 é um exemplo da validação cruzada com 10 *folds*. Nela podemos observar que a base foi divida em 10 partes e separadas em proporção de 90% para o treinamento e 10% para teste, onde cada fração pôde ser utilizada para teste e a cada iteração muda o conjunto de treinamento e o de teste. Para garantir a separação e a validação ocorrer para cada base de teste ainda não utilizada, foi realizado o controle por pastas locais.

Figura 26 – Exemplo de validação cruzada 10-*folds*



Fonte: Elaborado pelo autor (2021)

O modelo foi implementado usando os pacotes *tensorflow* e *Keras*. O otimizador utilizado foi o Adam com a taxa de aprendizagem de $0,00001$. O parâmetro para perda foi *categorical_crossentropy* no primeiro momento, já quando a classificação foi para duas classes foi utilizado o *binary_crossentropy*. Devido as imagens estarem separadas por pastas com seus devidos rótulos, foi utilizado o método *flow_from_directory*, para o treinamento os parâmetros foram; as imagens de entrada foram dimensionadas com o tamanho 250×250, a imagem foi definida com três canais de cores, ou seja, RGB (*Red, Green,Blue*), o tamanho do lote foi definido como sendo 1, o modelo foi definido com a classe *categorical* e a semente como sendo 42. Para os dados de validação foi utilizado o mesmo método e parâmetros.

Um resumo para a classificação é exibido no Algoritmo 2

Algoritmo 2: Classificação para o Modelo

```
início
    Aplica o otimizador para o modelo;
    Seta n como sendo o número de folds;
    para k = 1 : n faça
        Compila o modelo;
        Determina tamanho do lote e semente;
        Seta parâmetros para treinamento do modelo;
        Seta parâmetros para validação do modelo;
        Treina o modelo para m épocas;
        para l = 1 : m faça
            Passa por todo conjunto de treinamento;
            Passa por todo conjunto de validação;
            Retorna a sensibilidade e a taxa de acerto;
        fim
    fim
    Calcula a média dos resultados.
fim
```

4 RESULTADOS

Este Capítulo apresenta os resultados obtidos pela classificação através do modelo proposto no Capítulo anterior.

Para análise do desempenho da classificação foi utilizada a sensibilidade à classe câncer, que é a taxa correspondente ao número de imagens da classe câncer corretamente classificadas, e a taxa de erro global, correspondendo à proporção de imagens classificadas de forma errada.

Para classicação do método proposto neste trabalho foram utilizadas duas divisões da base de dados. A primeira é composta por três classes, benigna, maligna e cisto, contendo 540 imagens. Já a segunda, composta por 360 imagens, é uma classificação binária composta pelas classes câncer e não câncer, sendo a classe não câncer composta pelos rótulos benigno e cisto.

Para avaliação do modelo os resultados foram comparados com outros métodos já existentes na literatura, a base de dados utilizada para comparação é composta por 97 dados termográficos divididos em três classes, como também para duas classes, a fim de analisar a influência de separação das classes e o modelo que obteve um melhor desempenho.

Em Rede Neural Convolucional é necessário ter uma base de dados com quantidade elevada de imagens, porém para este estudo temos uma base composta por 97 dados termográficos, por isso foi necessário realizar o processo de *Data Augmentation*, conseguindo assim, uma quantidade de imagens necessárias para realizar o processo de aprendizagem.

O resultado para todos os classificadores utilizados para três classes (Benigno, Maligno e Cisto) e para duas classes (Câncer e Não câncer), pode ser visualizado na Tabela 2.

Tabela 2 – Taxa de erro global e Sensibilidade da Classe Maligno para os classificadores com a base de dados de Três Classes Duas Classes

Classificador	**Taxa erro**	**Sensibilidade**
Modelo proposto para 3 classes	$7,5\%$	$98,46\%$
Modelo proposto para 2 classes	$21,94\%$	$81,66\%$
(ARAÚJO et al., 2017) para 3 classes	$52,60\%$	$88,80\%$
(ARAÚJO et al., 2017) para 2 classes	$28,90\%$	$70,40\%$
MLP para 3 classes	$60,00\%$	$0,00\%$
MLP para 2 classes	$23,33\%$	$0,00\%$
SVC para 3 classes	$76,67\%$	100%
SVC para 2 classes	$23,33\%$	$0,00\%$
Random Forest para 3 classes	$56,67\%$	$71,43\%$
Random Forest para 2 classes	$33,33\%$	$28,57\%$

Fonte: Elaborada pelo autor (2021)

Para análise dos resultados mostrados na Tabela 2 foram utilizados classificadores tradicionais *Multilayer Perceptron* (MLP), *Support Vector Classification* (SVC), *Random Forest* e a métrica proposta por ARAÚJO et al..

Para o modelo proposto a base de três classes teve uma melhor sensibilidade para a classe câncer, quando comparado, com o mesmo método, na base binária. Quanto a taxa de erro global a base composta por três classes também teve um melhor resultado, pois seu erro foi quase $1/3$ do obtido para duas classes. Diante dos dados apresentados, pôde ser observado que o modelo teve um desempenho melhor quando as classes foram definidas em benigno, maligno e cisto, que quando as classes benigno e cisto foram unidas em um único rótulo, o não câncer, podendo concluir que quando unimos a classe benigno e cisto como pertencendo a classe não câncer gera uma maior dificuldade para o classificador acertar, pois passamos características de duas classes para uma única classe gerando assim, uma menor sensibilidade e uma maior taxa de erro.

O resultado obtido para métrica proposta por (ARAÚJO et al., 2017) foi rodado com a base intervalar. Analisando o resultado obtido, observa-se que para três classes que a sensibilidade à classe câncer foi maior quando comparada com a de duas classes. Já para o último a taxa de erro global foi melhor para a base binária, ou seja nesse caso a classificação do não-câncer melhorou, por outro lado houve uma queda de $18,40\%$ para sensibilidade. A sensibilidade da Classe Maligno de $88,80$ para a base de três classes com uma taxa de erro de $52,60\%$, pode-se dizer que o classificador está acertando mais para classe maligno que para benigno e cisto.

Para os dois métodos, analisados anteriormente, a sensibilidade da classe maligna apresentou maior quando a classificação ocorreu para 3 classes.

Para as métricas clássicas, a base intervalar, composta pelas temperaturas das imagens, foi rodada para base composta por três classes e para duas classes.

Os resultados da taxa de erro e sensibilidade obtidos para os modelos clássicos quando a base composta por três classe foi utilizada. No método MLP pode-se observar o pior resultado para a taxa de sensibilidade à classe maligna, pois ele não foi capaz de classificar corretamente nenhum dado, já o SVC teve uma sensibilidade de 100% em compensação sua taxa de erro global foi muito elevada, classificando todos os indivíduos na mesma classe, tornando com que este método não seja tido com um bom modelo para presente base com três classes. O modelo *Random Forest*, entre os classificadores tradicionais, foi o que apresentou uma menor taxa de erro global para essa configuração, ainda assim, esta foi superior à 50%.

Os resultados obtidos para a classificação binária, podemos observar que a sensibilidade para o câncer é nula para os modelos MLP e SVC é nula, no entanto para a outra classe ela foi de 100%. Tendo como a classificação binária e a taxa é inferior à 50% faz o complementar, sendo assim a sensibilidade pode ser 100% para ambos modelos, o que melhoraria a sensibilidade, no entanto a taxa de erro global passaria a ser $76,67\%$, isso geraria uma taxa muito elevada de falsos positivos. Para o *Random Forest* o resultado para a sensibilidade é menor que 50% pode-se concluir que a sensibilidade da classe maligno é $71,43\%$ e a taxa de erro passaria para $66,67\%$. Para as métricas existentes quando utilizamos a base intervalar gerou um desbalanceamento das classes, a quantidade da classe câncer é 28 e da não câncer 69, com isso pode ter gerado alguma dificuldade para o classificador.

5 CONCLUSÃO

Neste capítulo serão apresentadas considerações finais e contribuições obtidos nesse estudo, como também as propostas para trabalhos futuros.

5.1 CONCLUSÃO DO TRABALHO

Nesta dissertação foi apresentada uma técnica baseada em visão computacional para classificação de dados termográficos das mamas. Os resultados obtidos foram relevantes, pois teve uma melhora nos resultados para classificação em relação aos métodos já existentes na literatura para classificação da base de dados atual, em relação aos parâmetros utilizados para avaliação, que foram a sensibilidade à classe Câncer e a Taxa de erro global, que é o total de imagens que foram classificadas de forma errada.

De acordo com os resultados encontrados neste trabalho, pode-se afirmar que a imagem termográfica associada à nova abordagem proposta para classificação, presente nesta dissertação, é uma boa ferramenta para o diagnóstico de câncer de mama, tanto para divisão da base em três classes, quanto na classificação binária. Os resultados obtidos com o modelo utilizado, nesta dissertação, foram comparados com resultados de outros modelos existentes na literatura, quando rodados com a mesma base que foi utilizada para o presente experimento. Considerando os resultados obtidos, nas duas divisões de base, pode-se dizer que na classificação realizada com três rótulos teve uma melhor sensibilidade à classe maligna e a taxa de erro global foi inferior, já a classificação binária teve um resultado menos relevante em relação ao anterior. Levando em consideração todas as técnicas usadas para comparação dos resultados, a metodologia proposta teve um resultado melhor em ambas as divisões da base de dados.

Observando os resultados alcançados no presente trabalho, é possível apontar a termografia como sendo um exame complementar, ajudando a mamografia, no diagnóstico precoce do carcinoma mamário. A primeira é um exame simples e de baixo custo, e quando associada a técnica de Inteligência Artificial proposta obteve um excelente resultado para no diagnóstico do câncer de mama, sendo assim torna-se acessível a toda população. Destacando assim a metodologia proposta, utilizando-a para o acompanhamento, detecção precoce do tumor maligno.

5.2 TRABALHOS FUTUROS

O método proposto nesta dissertação permite a discussão de novos métodos de classificação baseados em visão computacional, tendo por objetivo o avanço no uso da termografia para o diagnóstico precoce de câncer de mama.

- Para aplicação na detecção de câncer de mama, é necessário adicionar à base de dados o rótulo dos pacientes sem anomalia mamária.
- Testar novas redes neurais, com o intuito de encontrar melhores resultados para classificação.
- Fazer um estudo específico para analisar motivo da piora quando realizou a classificação binária.
- Realizar um estudo para analisar a influência do tamanho da displasia na classificação.

REFERÊNCIAS

ABRATERM. *ABRATERM - Associação Brasileira de Termografia*. 2019. Disponível em: <https://www.abraterm.com.br/institucional/pareceres/publicidade-termografia-de-mama-responsabilidade-profissional/>. Acesso em: 09 de agosto 2020.

ADAM, A.; DIXON, A. K.; GILLARD, J. H.; SCHAEFER-PROKOP, C.; GRAINGER, R. G.; ALLISON, D. J. *Grainger & Allison's Diagnostic Radiology*. [S.l.]: Elsevier Health Sciences, 2014.

ANTONELLO, R. *Introdução a Visão Computacional com Python e OpenCV*. Santa Catarina: [s.n.], 2018.

ARAÚJO, F. H. D.; CARNEIRO, A. C.; SILVA, R. R. V.; S.MEDEIROS, F. N.; USHIZIMA, D. M. *III Escola Regional de Informática do Piauí. Livro Anais - Artigos e Minicursos, v. 1, n. 1*. www.eripi.com.br/2017: Livraria da Física, 2017. ISBN 978-85-7669-395-6.

ARAÚJO, M. C.; LIMA, R. C.; SOUZA, R. M. de. Interval symbolic feature extraction for thermography breast cancer detection. In: *Expert Systems with Applications 41*. [S.l.]: Springer International Publishing, 2014. p. 6728–6737.

ARAÚJO, M. C.; SOUZA, R. M. C. R.; LIMA, R. C. F.; Silva Filho, T. M. An interval prototype classifier based on a parameterized distance applied to breast thermographic images. In: . [S.l.]: Springer, 2017. v. 55, n. 6, p. 873–884.

ARAÚJO, M. C. de. *Uso de imagens termográficas para classificação de anormalidades de mama baseado em variáveis simbólicas intervalares*. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO, UFPE, 2014.

BHARGAVA, N.; SHARMA, G.; BHARGAVA, R.; MATHURIA, M. Decision tree analysis on j48 algorithm for data mining. *Proceedings of international journal of advanced research in computer science and software engineering*, v. 3, n. 6, 2013.

BOSER, B. E.; GUYON, I. M.; VAPNIK, V. N. A training algorithm for optimal margin classifiers. In: *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*. [S.l.: s.n.], 1992. p. 144–152.

BUADES, A.; COLL, B.; MOREL, J. Non-local means filtering. Image Processing Online, 2011. ISSN 2105–1232. Disponível em: <http://www.ipol.im/pub/art/2011/bcm_nlm/>.

BUCIU, I.; GACSADI, A. Directional features for automatic tumor classification of mammogram images. In: *Biomedical Signal Processing and Control*. [S.l.: s.n.], 2011. v. 6, p. 370–378.

DATA SCIENCE ACADEMY. *Deep Learning Book*. 2019. Disponível em: <http://deeplearningbook.com.br/algoritmo-backpropagation-parte-2-treinamento-de-redes-neurais/>. Acesso em: 31 julho 2020.

DHAWAN, A. P. *Medical image analysis*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011. v. 31.

EKICI, S.; JAWZAL, H. Breast cancer diagnosis using thermography and convolutional neural networks. In: *Proceedings of the XXIX Conference on Graphics, Patterns and Images*. [s.n.], 2020. v. 137, p. 109542. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306987719313659>.

FACELI, K.; LORENA, A. C.; GAMA, J.; CARVALHO, A. C. P. de Leon Ferreira de. *Inteligência Artificial - Uma Abordagem de Aprendizado de Máquina*. Rio de Janeiro: [s.n.], 2011. ISBN 978-8521618805.

GAUTHERIE, M.; GROS, C. M. Breast thermography and cancer risk prediction. In: *Cancer 45*. [S.l.: s.n.], 1980. p. 51–56.

GREATLEARNING. 2020. Disponível em: <https://www.mygreatlearning.com/blog/understanding-data-augmentation/>. Acesso em: 06 outubro 2020.

HALLIDAY, D.; RESNICK, R.; WALKER, J. *Fundamentos de Física, Óptica e Física Moderna* 10^a *edição*. Travessa do Ouvidor, 11, Rio de Janeiro, RJ - CEP 20040-040: LTC, 2018. ISBN 978-1-118-23073-2 (Volume 2).

HAYKIN, S. *Neural Networks and Learning Machines*. Upper Saddle River, New Jersey 07458.: PEARSON, 2009. ISBN 13: 978-0-13-147139-9.

HEAD, J. F.; WANG, F.; ELLIOTT, R. L. Breast thermography is a noninvasive prognostic procedure that predicts tumor growth rate in breast cancer patients. In: *Ann N Y Acad Sci*. [S.l.: s.n.], 1993. p. 153–158.

HERSCHEL, W. Experiments on the refrangibility of the invisible rays of the sun. In: *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Vol. 90*. [S.l.: s.n.], 1800. p. 284–292.

HOSSAM, A.; HARB, H. M.; KADER, H. M. A. E. Automatic image segmentation method for breast cancer analysis using thermography. *Journal of Engineering Sciences*, v. 46, n. 1, p. 12–32, 2018.

INCA. *INCA - Atlas de Mortalidade*. 2020. Disponível em: <https://mortalidade.inca.gov.br/MortalidadeWeb/>. Acesso em: 31 julho 2020.

INCA. *INCA - Gráfico de Mortalidade*. 2020. Disponível em: <https://mortalidade.inca.gov.br/MortalidadeWeb/pages/Modelo04/consultar.xhtml>. Acesso em: 08 de agosto 2020.

INCA. *INCA - Instituto Nacional de Câncer*. 2020. Disponível em: <https://www.inca.gov.br/en/node/482>. Acesso em: 17 agosto 2020.

INCA. *INCA - Instituto Nacional de Câncer*. 2020. Disponível em: <https://inca.gov.br/numeros-de-cancer>. Acesso em: 31 julho 2020.

INCROPERA, F. P.; DEWITT, D. P.; BERGMAN, T. L.; LAVINE, A. S. *Fundamentos de Transferência de Calor e de Massa*. São Paulo: LTC, 2008. ISBN 978-85-216-1584-2.

JONES, B. F. A reappraisal of the use of infrared thermal image analysis in medicine. In: *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, VOL. 17, NO. 6*. [S.l.: s.n.], 1998. p. 1019–1027.

KOAY, J.; HERRY, C.; FRIZE, M. Analysis of breast thermography with an artificial neural network. In: *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS*. [S.l.: s.n.], 2004. v. 26, p. 1159–1162.

KOAY, J.; HERRY, C.; FRIZE, M. Analysis of breast thermography with an artificial neural network. In: IEEE. *The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. [S.l.], 2004. v. 1, p. 1159–1162.

KOTSIANTIS, S. B. Decision trees: a recent overview. *Artificial Intelligence Review*, Springer, v. 39, n. 4, p. 261–283, 2013.

KOVACS, Z. L. *Nedes Neurais Artificiais*. São Paulo ISBN 85-88325-14-4(Edição 4^a).

KRIZHEVSKY, A.; SUTSKEVER, I.; HINTON, G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In: PEREIRA, F.; BURGES, C. J. C.; BOTTOU, L.; WEINBERGER, K. Q. (Ed.). *Advances in Neural Information Processing Systems 25*. [S.l.]: Curran Associates, Inc., 2012. p. 1097–1105.

LECUNN, Y.; BOTTOU, L.; BENGIO, Y.; HAFFNER, P. Gradient-based learning applied to document recognition. IEEE Procedings, 1998.

MCCULLOCH, W.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. In: *Bulletin of Mathematical Biophysics*. [S.l.: s.n.], 1945. v. 5, p. 115–133.

OHASHI, Y.; UCHIDA, I. Some considerations on the diagnosis of breast cancer by thermography in patients with nonpalpable breast cancer. In: *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 'Magnificent Milestones and Emerging Opportunities in Medical Engineering' (Cat. No.97CH36136)*. [S.l.: s.n.], 1997. v. 2, p. 670–672.

OHASHI, Y.; UCHIDA, I. A tutorial on deep learning part 1: Nonlinear classifiers and the backpropagation algorithm. In: *Google Brain, Google Inc. 1600 Amphitheatre Pkwy, Mountain View, CA 94043*. [S.l.: s.n.], 2015.

OPAS. *OPAS*. 2018. Disponível em: <https://www.paho.org/bra/index.php?option=com_content&view=article&id=5588:folha-informativa-cancer&Itemid=1094#:~:text=O\%20c\%C3\%A2ncer\%20\%C3\%A9\%20a\%20segunda,de\%20baixa\%20e\%20m\%C3\%A9dia\%20renda.> Acesso em: 08 de agosto 2020.

QI, X.; ZHANG, L.; CHEN, Y.; PI, Y.; CHEN, Y.; LV, Q.; YI, Z. Automated diagnosis of breast ultrasonography images using deep neural networks. *Medical Image Analysis*, v. 52, p. 185 – 198, 2019. ISSN 1361-8415.

SARADHI, V. V.; KARNIK, H.; MITRA, P. A decomposition method for support vector clustering. In: IEEE. *Proceedings of 2005 International Conference on Intelligent Sensing and Information Processing, 2005.* [S.l.], 2005. p. 268–271.

SRIVASTAVA, N.; HINTON, G.; KRIZHEVSKY, A.; SUTSKEVER, I.; SALAKHUTDINOV, R. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. In: *Research 15*. [S.l.]: Journal of Machine Learning, 2014. p. 1929–1958.

SYSTEMS, F. Thermacamtms45. In: *Manual do Operador*. [S.l.: s.n.], 2004.

TOLKIEN, J. R. R. *O Senhor dos Anéis: A Sociedade do Anel*. São Paulo: Martins Fontes, 2000. ISBN 85-336-1337-7.

VARGAS, A. C. G.; PAES, A.; VASCONCELOS, C. N. Um estudo sobre redes neurais convolucionais e sua aplicação em detecção de pedestres. In: *Proceedings of the XXIX Conference on Graphics, Patterns and Images*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 1–4.

WANG, S.; TANG, C.; SUN, J.; YANG, J.; HUANG, C.; PHILLIPS, P.; ZHANG, Y.-D. Multiple sclerosis identification by 14-layer convolutional neural network with batch normalization, dropout, and stochastic pooling. *Frontiers in Neuroscience*, v. 12, p. 818, 11 2018.