



Universidade Federal do ABC
Centro de Matemática, Computação e Cognição
Bacharelado em Ciência da Computação

Detecção e Classificação Automática de Osteoartrite de Joelho em Radiografias Utilizando Visão Computacional

Guilherme de Sousa Santos

Santo André - SP, 21 de julho de 2025

Guilherme de Sousa Santos

Detecção e Classificação Automática de Osteoartrite de Joelho em Radiografias Utilizando Visão Computacional

Projeto de Graduação apresentado ao Programa de Graduação em Ciência da Computação (área de concentração: Visão Computacional), como parte dos requisitos necessários para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Universidade Federal do ABC – UFABC
Centro de Matemática, Computação e Cognição
Bacharelado em Ciência da Computação

Orientador: Hugo Puertas de Araújo

Santo André - SP
21 de julho de 2025

Resumo

A osteoartrite de joelho (OA) é uma das condições articulares mais comuns e incapacitantes no mundo, sendo caracterizada como uma doença progressiva que afeta principalmente a cartilagem do joelho. Embora não tenha cura, a detecção precoce é fundamental para prevenir sua progressão. A radiografia é a principal técnica utilizada para o diagnóstico da OA e para sua classificação com base na escala de Kellgren/Lawrence (KL). No entanto, o diagnóstico radiológico depende da experiência, interpretação e tempo do profissional, o que pode gerar inconsistências ou erros. Nesse contexto, técnicas de aprendizado profundo oferecem uma alternativa mais rápida e eficiente, permitindo a automação da detecção e classificação da OA de joelho.

Este estudo propõe uma comparação entre modelos de redes neurais convolucionais (RNCs) e vision transformers (ViTs) na tarefa de classificar a severidade da OA de joelho, abrangendo os modelos ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101, VGG-16, VGG-19, DenseNet-121, DenseNet-169, Inception-v3, DeiT, Swin Transformer, DaViT, MaxViT e GC ViT. O treinamento dos modelos foi realizado com o uso de *transfer learning* e a análise comparativa considera métricas de performance, consumo computacional, análise quantitativa de incerteza e interpretabilidade. Os resultados mostraram que as arquiteturas RNCs, especialmente aquelas da família DenseNet apresentaram o melhor desempenho geral, com o modelo DenseNet-169 alcançando uma acurácia de 78.85%. Em termos de eficiência computacional, as RNCs foram significativamente mais rápidas, com o DenseNet-121 oferecendo o melhor equilíbrio entre alto desempenho preditivo e baixo custo de treinamento e inferência (3.11 ms/imagem). Os ViTs, apesar de competitivos, apresentaram um desempenho inferior com um custo computacional maior. Finalmente, a análise de interpretabilidade com Grad-CAM confirmou que os modelos de melhor desempenho baseiam suas decisões em marcadores patológicos relevantes, como o espaço articular e osteófitos.

Palavras-chaves: Classificação. osteoartrite de joelho. radiografias. redes neurais convolucionais. transfer-learning. vision transformers.

Abstract

Knee osteoarthritis (OA) is one of the most common and disabling joint conditions worldwide. It is characterized as a progressive disease that primarily affects the knee cartilage. Although it has no cure, early detection is crucial to prevent its progression. Radiography is the main technique used for diagnosing OA and for classifying it based on the Kellgren/Lawrence (KL) scale. However, radiological diagnosis depends on the experience, interpretation, and time of the professional, which can lead to inconsistencies or errors. In this context, deep learning techniques offer a faster and more efficient alternative, enabling the automation of OA detection and classification.

This study proposes a comparison between convolutional neural networks (CNNs) and vision transformers (ViTs) for the task of classifying knee OA severity, including models such as ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101, VGG-16, VGG-19, DenseNet-121, DenseNet-169, Inception-v3, DeiT, Swin Transformer, DaViT, MaxViT, and GC ViT. The models were trained using transfer learning, and the comparative analysis considers performance metrics, computational cost, quantitative uncertainty analysis, and interpretability. The results showed that CNN architectures, particularly those from the DenseNet family, achieved the best overall performance, with the DenseNet-169 model reaching an accuracy of 78.85%. In terms of computational efficiency, CNNs were significantly faster, with DenseNet-121 offering the best balance between high predictive performance and low training and inference cost (3.11 ms/image). Although competitive, ViTs showed lower performance and higher computational cost. Finally, the interpretability analysis using Grad-CAM confirmed that the top-performing models base their decisions on relevant pathological markers, such as joint space and osteophytes.

Keywords: Classification. convolutional neural networks. knee osteoarthritis. radiographs. transfer-learning. vision transformers.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Imagens de recuperação por inversão sagital (A–C) e eco de spin rápido coronal (D–F) ilustrando os achados da ressonância magnética na osteoartrite. (A) Sinovite reativa (seta branca espessa), (B) Formação de cistos subcondrais (seta branca), (C) Edema da medula óssea (setas brancas finas), (D) Desgaste parcial da cartilagem (seta preta espessa), (E–F) Desgaste total da cartilagem (setas pretas finas), esclerose subcondral (cabeça de seta) e formação de osteófitos marginais (seta dupla). Imagem cortesia dos Drs. Hollis Potter e Catherine Hayter, Hospital for Special Surgery, Nova York, NY. Fonte: Loeser et al. (2012).	7
Figura 2 – Uma rede neural convolucional simples, composta por apenas cinco camadas. Fonte: Saxena (2022).	11
Figura 3 – Aprendizado residual	14
Figura 4 – Um bloco de 5 camadas de uma DenseNet. Cada camada recebe como entrada a saída de todas as camadas anteriores. Fonte: Huang et al. (2017)	15
Figura 5 – Um módulo Inception. Fonte: Szegedy et al. (2015)	16
Figura 6 – Um módulo Inception com fatoração de convoluções. Fonte: Szegedy et al. (2015)	17
Figura 7 – Arquitetura do Vision Transformer. Fonte: Dosovitskiy et al. (2021)	19
Figura 8 – Estratégia de distilação em transformers através da introdução de um token de distilação. Fonte: Touvron et al. (2021).	21
Figura 9 – (a) Mapa de características hierárquico do Swin Transformer. (b) Em contraste, o formato de resolução única dos mapas de características do ViT. Fonte: Liu et al. (2021).	22
Figura 10 – (a) A arquitetura do Swin Transformer (Swin-T); (b) Dois blocos Swin Transformer sucessivos. Fonte: Liu et al. (2021).	22
Figura 11 – (a) <i>Spatial window multihead self-attention</i> divide a dimensão espacial em janelas locais, onde cada janela contém múltiplos tokens espaciais. (b) <i>Channel group single-head self-attention</i> agrupa tokens de canal em múltiplos grupos. Fonte: Ding et al. (2022).	23
Figura 12 – Arquitetura DaViT do bloco <i>dual attention</i> . Fonte: Ding et al. (2022).	24
Figura 13 – Módulo de atenção multi-eixo do MaxViT (Max-SA). O módulo <i>block-attention</i> aplica atenção dentro das janelas, enquanto o módulo <i>grid-attention</i> atua globalmente no espaço 2D. Fonte: Tu et al. (2022).	26
Figura 14 – Arquitetura MaxViT. Fonte: Tu et al. (2022).	26

Figura 15 – Formulação da atenção no GC ViT. A atenção local (esquerda) é restrita a uma janela local. Na atenção global (direita), um gerador de queries extrai características de toda a imagem para formar tokens de query globais, que então interagem com os tokens de chave e valor locais, permitindo a captura de informações de longo alcance. Fonte: Hatamizadeh et al. (2023).	27
Figura 16 – Arquitetura do GC ViT. A cada estágio, um gerador de tokens extrai queries globais que interagem com as representações locais de chave e valor para capturar contexto de longo alcance. Fonte: Hatamizadeh et al. (2023).	28
Figura 17 – Arquitetura do CORN. Fonte: Shi et al. (2023).	29
Figura 18 – Metodologia proposta por Tariq et al. (2023).	37
Figura 19 – Metodologia proposta por Domingues et al. (2023).	38
Figura 20 – Metodologia proposta por Cueva et al. (2022).	38
Figura 21 – Metodologia proposta por Sekhri et al. (2023).	39
Figura 22 – Metodologia proposta por Wang et al. (2024b).	40
Figura 23 – Metodologia proposta por Apon et al. (2024).	40
Figura 24 – Visão geral da metodologia adotada neste estudo, desde a coleta de dados até a avaliação dos modelos.	41
Figura 25 – Distribuição das radiografias por classe KL nos subconjuntos de treino, teste, validação e calibração.	42
Figura 26 – Exemplo de equalização de histograma aplicada a uma radiografia de joelho.	43
Figura 27 – Distribuições de intensidade dos pixels antes e depois da equalização de histograma.	44

Lista de tabelas

Tabela 1 – Escala de Kellgren/Lawrence para classificação da severidade de osteoartrite.	10
Tabela 2 – Configuração dos modelos VGG-16 e VGG-19. Os parâmetros de cada camada convolucional são denotados por "conv<tamanho do campo receptivo>-<número de canais>". A função de ativação ReLU não é exibida por motivos de simplicidade.	13
Tabela 3 – Configuração das arquiteturas ResNet-34, ResNet-50 e ResNet-101.	14
Tabela 4 – Configuração das arquiteturas DenseNet-121 e DenseNet-169.	16
Tabela 5 – Configuração da arquitetura Inception-v3.	17
Tabela 6 – Número de radiografias por classe KL no conjunto de dados original.	42
Tabela 7 – Lista dos modelos utilizados neste estudo, com a fonte, o número de parâmetros e FLOPs estimados.	45
Tabela 8 – Lista das camadas escolhidas para a geração dos mapas de calor Grad-CAM.	48
Tabela 9 – Métricas de desempenho de cada modelo na tarefa de classificar a OA de joelho em cinco classes, considerando as funções de perda Entropia Cruzada e CORN.	50
Tabela 10 – Métrica F1-score para cada uma das cinco classes e modelo, considerando as funções de perda Entropia Cruzada e CORN.	54
Tabela 11 – Tempos de treinamento e inferência de cada modelo.	55
Tabela 12 – Valores de cobertura da predição conformal para cada modelo e função de perda.	56
Tabela 13 – Visualização Grad-CAM para os melhores 5 modelos.	57

Lista de abreviaturas e siglas

OA	Osteoartrite
KL	Kellgren/Lawrence
IA	Inteligência Artificial
RNC	Rede Neural Convolucional
ViT	Vision Transformer
WHO	World Health Organization
OAI	Osteoarthritis Initiative
NIH	National Institutes of Health
CAM	Class Activation Mapping
GAP	Global Average Pooling

Sumário

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Objetivos	2
1.1.1	Objetivo Geral	2
1.1.2	Objetivos Específicos	2
1.2	Organização do Trabalho	3
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	5
2.1	Osteoartrite de Joelho	5
2.1.1	Definição e Características Clínicas	5
2.1.2	Mudanças Patológicas da OA de Joelhos	6
2.1.3	Impacto da OA na Qualidade de Vida	7
2.1.4	Prevalência da OA	8
2.1.5	Diagnóstico e Métodos de Avaliação da OA	9
2.1.6	Classificação da OA de Joelhos	9
2.2	Rede Neural Convolucional (RNC)	10
2.2.1	VGG (Visual Geometry Group Network)	11
2.2.2	ResNet (Residual Network)	12
2.2.3	DenseNet (Densely Connected Convolutional Networks)	13
2.2.4	Inception-v3	15
2.2.5	Aprendizado por Transferência	17
2.3	Vision Transformer (ViT)	18
2.3.1	Data-efficient image Transformer (DeiT)	19
2.3.2	Swin Transformer	20
2.3.3	Dual Attention Vision Transformers (DaViT)	23
2.3.4	Multi-Axis Vision Transformer (MaxViT)	25
2.3.5	Global Context Vision Transformer (GC ViT)	26
2.4	Funções de Perda	28
2.4.1	Entropia Cruzada	28
2.4.2	CORN (Conditional Ordinal Regression for Neural Networks)	28
2.5	Avaliação e métricas de desempenho	30
2.5.1	Acurácia	30
2.5.2	Precisão	31
2.5.3	Revocação	31
2.5.4	F1-Score	31
2.5.5	Quadratic Weighted Kappa (QWK)	31

2.5.6	Matriz de Confusão	32
2.5.7	AUC-ROC	32
2.5.8	Eficiência computacional	32
2.5.9	Predição Conformal	33
2.5.9.1	Verificação de corretude	34
2.5.10	Método de visualização	35
3	TRABALHOS RELACIONADOS	37
4	METODOLOGIA	41
4.1	Coleta de dados	41
4.2	Pré-processamento das imagens	42
4.2.1	Equalização de Histograma	43
4.2.2	Normalização	43
4.2.3	Aumento de dados	44
4.2.4	Subamostragem	44
4.3	Treinamento dos modelos	45
4.3.1	Hiperparâmetros	46
4.3.2	Ambiente de execução	46
4.4	Avaliação e Análise Complementar	46
4.4.1	Predição Conformal	47
4.4.2	Análise do Tempo de Inferência	47
4.4.3	Análise de Interpretabilidade com Grad-CAM	47
5	RESULTADOS	49
5.1	Métricas Gerais de Desempenho	49
5.2	Métricas de Desempenho por Classe	50
5.3	Eficiência Computacional	51
5.4	Análise Quantitativa	52
5.5	Interpretabilidade dos Modelos	52
	Referências	59

1 Introdução

A osteoartrite (OA), popularmente conhecida como artrose, é uma forma muito comum de doença reumática, caracterizada como uma condição multifatorial e degenerativa que afeta desde a cartilagem articular até os ossos adjacentes, resultando em sintomas de dor, deformidade e perda de função (Kraus et al., 2015; PACCA et al., 2018). Esses impactos comprometem significativamente a qualidade de vida, especialmente em grupos mais afetados, como idosos, mulheres e indivíduos obesos (PACCA et al., 2018). Além de sua alta prevalência, a OA é uma das principais causas de incapacidade no mundo, com maior incidência na articulação do joelho, seguido de quadril e da mão. Dados de 2020 apontam que a doença afeta cerca de 7,6% da população global, e projeções indicam um aumento de 60 a 100% até 2050 (Courties et al., 2024).

Exercícios de propriocepção e fortalecimento muscular, assim como terapias farmacêuticas, têm sido aplicadas a pacientes diagnosticados com OA de joelho com o objetivo de controlar ou reduzir os sintomas de dor, uma vez que não existem medicamentos capazes de retardar o seu desenvolvimento (Sardim et al., 2020; Lin et al., 2009). Essa abordagem é especialmente apropriada para pacientes em estágios iniciais da doença, quando a cartilagem ainda não foi completamente degradada (Kanamoto et al., 2020). No entanto, o diagnóstico depende da experiência e cuidado médico na interpretação das radiografias, o que pode levar a inconsistências entre o grau previsto e o grau real, devido às mínimas diferenças entre os estágios adjacentes da doença (KELLGREN and LAWRENCE, 1957; Mohammed et al., 2023). Esses desafios têm impulsionado estudos sobre sistemas automáticos de detecção e classificação da OA de joelho.

A introdução de técnicas de inteligência artificial (IA) nos últimos anos tem permitido a automação de tarefas que antes eram realizadas manualmente, incluindo a interpretação de imagens médicas (Wang et al., 2024a). Alguns exemplos incluem a detecção de pneumonia Tilve et al. (2020), a identificação e classificação de câncer de pulmão em tomografias computadorizadas e a detecção de retinopatia diabética em imagens de fundo de olho (Tekade and Rajeswari, 2018; Dai et al., 2021). No campo da reumatologia, a visão computacional também tem sido aplicada para a detecção de OA de joelho a partir de radiografias, com o objetivo de automatizar o processo de diagnóstico e reduzir a subjetividade da interpretação humana, assim como na tarefa de classificação da severidade da doença através da escala de Kellgren/Lawrence (Mohammed et al., 2023).

Esses estudos têm se concentrado em utilizar arquiteturas de aprendizado profundo, como Redes Neurais Convolucionais (RNCs), e compará-las entre si para identificar qual abordagem oferece melhor desempenho na classificação da severidade da OA. No entanto, a

operação de convolução limita o relacionamento entre pixels distantes numa imagem, o que pode prejudicar a capacidade de captar dependências de longo alcance em radiografias, por exemplo (Shamshad et al., 2023). Como uma abordagem alternativa, ou até complementar, foram propostas arquiteturas baseadas em Transformers, capazes de performar muito bem em tarefas de classificação, como é o caso do Vision Transformer (ViT) (Dosovitskiy et al., 2021). Essas arquiteturas têm sido aplicadas com sucesso em tarefas relacionadas à medicina, como o diagnóstico de COVID-19 a partir de radiografias, classificação de tumores e doenças de retina, tornando-se o estado da arte nesta área (Shamshad et al., 2023).

Nesse sentido, este trabalho se propôs a fazer uma comparação entre o desempenho de RNCs e modelos de ViTs na tarefa de detecção e classificação da OA de joelho seguindo a escala de Kellgren/Lawrence a partir de radiografias. A comparação foi feita com base em métricas de performance, como acurácia, precisão, recall e F1-score, QWK, além de analisar a eficiência computacional, incluindo tempo de treinamento e quantidade de computação usada, e incerteza preditiva. O objetivo foi identificar qual abordagem é mais adequada para uso como uma ferramenta auxiliar em diagnósticos clínicos. Para isso, foram utilizadas técnicas de pré-processamento de imagens, seleção dos melhores hiperparâmetros e estratégias de treinamento, bem como a avaliação dos modelos de classificação propostos.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho consistiu em comparar o desempenho de modelos baseados em Redes Neurais Convolucionais (RNCs) e Vision Transformers (ViTs) para detectar e classificar a osteoartrite de joelho usando radiografias, facilitando o diagnóstico da doença por meio de uma ferramenta automatizada.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Realizar uma revisão bibliográfica sobre a OA de joelho e as técnicas de visão computacional aplicadas à detecção de doenças reumáticas;
- Treinar os modelos propostos para classificar a severidade da OA de joelho;
- Comparar os modelos de RNCs e ViTs com base em métricas de performance e eficiência computacional;
- Otimizar os modelos mais promissores e avaliar o impacto das mudanças nos hiperparâmetros na performance dos modelos;

- Analisar os resultados obtidos e discutir as vantagens e desvantagens de cada abordagem.

A metodologia proposta para atingir os objetivos deste trabalho consistiu nas seguintes etapas: coleta e pré-processamento de um conjunto de dados de radiografias de joelhos com diferentes graus de severidade da OA seguindo a escala de Kellgren/Lawrence; implementação da *pipeline* de treinamento dos modelos de RNCs e ViTs para classificar a severidade da OA de joelho mantendo a mesma arquitetura e hiperparâmetros; avaliação dos modelos com base em métricas de performance e eficiência computacional; aplicação da predição conformal para análise quantitativa; interpretação visual dos mapas de ativação; análise dos resultados obtidos e discussão das vantagens e desvantagens de cada abordagem.

1.2 Organização do Trabalho

Este trabalho está organizado em seis capítulos, incluindo a introdução. No Capítulo 2, são apresentados os conceitos e definições necessárias para o entendimento deste trabalho, incluindo a osteoartrite de joelhos e suas características clínicas, a visão computacional na área da saúde e os conceitos fundamentais de arquiteturas de aprendizado profundo, incluindo as RNCs e os ViTs. No Capítulo 3, são abordados os trabalhos relacionados. No Capítulo 4, é apresentada a metodologia proposta para atingir os objetivos deste trabalho, assim como a avaliação dos modelos. No Capítulo 5, são apresentados os resultados obtidos e discussões sobre os mesmos. Por fim, no Capítulo 6, são apresentadas as conclusões finais deste trabalho, apontando as contribuições, limitações e sugestões para trabalhos futuros.

2 Fundamentação Teórica

Neste capítulo, são apresentados os principais conceitos e definições que fundamentam este trabalho. A Seção 2.1 aborda a osteoartrite de joelho, destacando suas características clínicas. A Seção 2.2 introduz as Redes Neurais Convolucionais (RNCs) e as arquiteturas exploradas neste estudo. Em seguida, a Seção 2.3 apresenta os Vision Transformers (ViTs) e suas respectivas arquiteturas. A Seção 2.4 descreve as funções de perda utilizadas na comparação entre os modelos. Por fim, a Seção 2.5 detalha as métricas de avaliação adotadas para comparar o desempenho das diferentes abordagens.

2.1 Osteoartrite de Joelho

2.1.1 Definição e Características Clínicas

A osteoartrite (OA) é definida como uma doença heterogênea e degenerativa, que afeta as articulações e estruturas ósseas de pacientes, causando sintomas de dor, deformidade e perda de função (Loeser et al., 2012). Considerando os fenótipos da doença, ou seja, as características clínicas e radiográficas observáveis, a OA é considerada altamente heterogênea, isso significa que pode ser causada por diversos fatores, incluindo:

- **Idade:** a OA é mais comum em idosos, devido ao desgaste natural e inevitável das articulações ao longo do tempo (Anderson and Loeser, 2010).
- **Sexo:** mulheres têm maior risco de desenvolver OA do que homens, especialmente após a menopausa, devido à diminuição dos níveis de estrogênio, que protege a cartilagem articular (Tschon et al., 2021).
- **Obesidade:** o excesso de peso também é uma condição de risco para a OA, pois aumenta a carga mecânica nas articulações, influenciando o início e a progressão da doença (PACCA et al., 2018).
- **Predisposição genética:** fatores genéticos também podem influenciar o desenvolvimento da OA, como a presença de mutações em genes relacionados à formação e manutenção da cartilagem articular (Spector and MacGregor, 2004).
- **Outros fatores:** lesões articulares, atividade física intensa, doenças metabólicas, entre outros.

A OA pode afetar diversas articulações, como joelhos, quadris, mãos, ombros, entre outras. No entanto, a junção do joelho é a área mais afetada devido ao suporte do

peso corporal que está diretamente associados a movimentos essenciais, como caminhar, subir escadas e agachar (Kanamoto et al., 2020). Portanto, tais fatores fazem com que a doença seja uma das principais causas de dor crônica e incapacidade funcional, levando a uma necessidade de identificar e classificar a OA de forma precisa e precoce, para que o tratamento seja iniciado o mais cedo possível a fim de retardar a progressão da doença e melhorar a qualidade de vida dos pacientes.

2.1.2 Mudanças Patológicas da OA de Joelhos

Entre as mudanças patológicas observadas na OA, estão:

- **Degradção da cartilagem articular:** a cartilagem articular é um tecido que reveste as extremidades ósseas, permitindo movimentos suaves e absorção de impactos. Na OA, ocorre uma perda progressiva da matriz cartilaginosa, onde as células da cartilagem, chamadas de condrócitos, se tornam "ativas" e aumentam a produção de enzimas que degradam a matriz (Goldring and Marcu, 2009).
- **Inflamação sinovial:** a membrana sinovial é um tecido que reveste as articulações e produz o líquido sinovial, que lubrifica e nutre a cartilagem. Na OA, ocorre a condição chamada sinovite, onde a membrana sinovial se torna inflamada, causando dano e destruição à cartilagem (Pessler et al., 2008).
- **Degeneração dos ligamentos:** os ligamentos são estruturas que conectam os ossos e estabilizam as articulações. Na OA, os ligamentos podem sofrer rupturas e degeneração, afetando a mecânica articular. Essa degeneração aumenta a predisposição para o desenvolvimento da doença (Loeser et al., 2012).
- **Degeneração do menisco:** o menisco, estrutura fibrocartilaginosa que na absorção de choques e na estabilidade articular, também é afetado na OA. Sua degeneração leva à perda da função de amortecimento e à piora da sobrecarga nas superfícies articulares (Loeser et al., 2012).
- **Alterações ósseas:** o osso subcondral, localizado abaixo da cartilagem, também é afetado na OA, como a formação de osteófitos, que são projeções ósseas anormais, e a esclerose subcondral, que é o aumento da densidade óssea. Essas alterações podem causar dor e limitação de movimentos (van der Kraan and van den Berg, 2007).

A Figura 1 ilustra as mudanças patológicas observadas na OA de joelhos a partir de imagens de ressonância magnética.

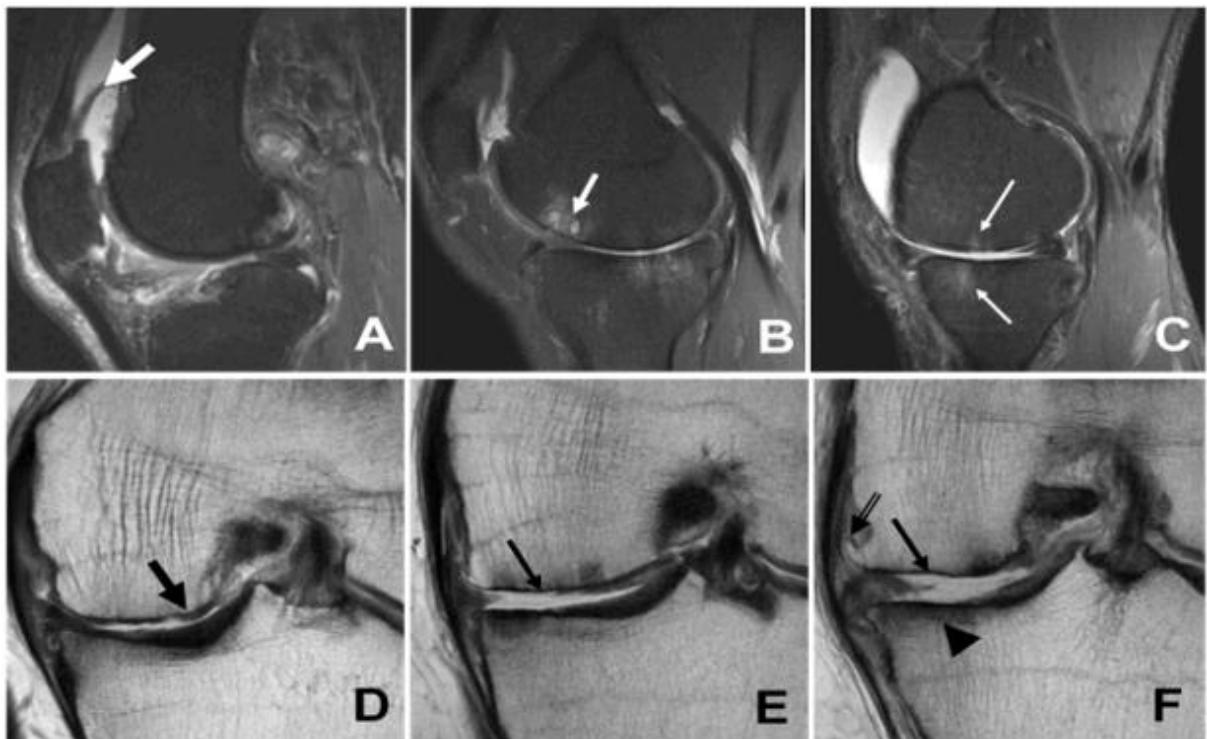


Figura 1 – Imagens de recuperação por inversão sagital (A–C) e eco de spin rápido coronal (D–F) ilustrando os achados da ressonância magnética na osteoartrite. (A) Sinovite reativa (seta branca espessa), (B) Formação de cistos subcondrais (seta branca), (C) Edema da medula óssea (setas brancas finas), (D) Desgaste parcial da cartilagem (seta preta espessa), (E–F) Desgaste total da cartilagem (setas pretas finas), esclerose subcondral (cabeça de seta) e formação de osteófitos marginais (seta dupla). Imagem cortesia dos Drs. Hollis Potter e Catherine Hayter, Hospital for Special Surgery, Nova York, NY. Fonte: Loeser et al. (2012).

2.1.3 Impacto da OA na Qualidade de Vida

De acordo com o World Health Organization (WHO), "qualidade de vida" é definida como a percepção do indivíduo sobre sua posição de vida no contexto da cultura e sistema de valores que ele vive e em relação aos seus objetivos, expectativas, padrões e preocupações (Organization, 2012).

Existe um grande esforço de pesquisadores e especialistas para avaliar o grau de incapacidade física causado pela doença, além de avaliar os efeitos de diferentes tratamentos em aspectos como dor, função física e mobilidade. No entanto, tais manifestações físicas afetam diretamente outras áreas na vida dos pacientes, como interações sociais, saúde mental e qualidade do sono (Ferrel, 1992). Além disso, comparado com outras doenças crônicas, pacientes com doenças muscoesqueléticas, como a OA, são os mais afetados em termos de qualidade de vida. A OA de joelho, especificamente, tende a declinar progressivamente a qualidade de vida conforme a progressão da doença (Hoogeboom et al., 2013).

Desmeules et al. (2009) realizaram um estudo com 197 pacientes com cirurgia agendada para substituição total do joelho (TKA) e avaliaram, através da escala de qualidade de vida SF-36 (Ware and Sherbourne, 1992), a relação entre a OA de joelho e a qualidade de vida. Os resultados mostraram que a pontuação média da qualidade de vida dos pacientes era significativamente menor do que a população geral no Canadá ($p < 0,05$). Outros estudos também mostraram resultados similares em pacientes esperando por TKA (Snider et al., 2005; Kapetanakis, 2011). É razoável, portanto, que pacientes com OA de joelho severa tenham baixos níveis de qualidade de vida comparado com a população geral.

Sutbeyaz et al. (2007) fizeram um estudo com 28 pacientes obesos com OA de joelho e avaliaram a qualidade de vida através da escala de qualidade de vida SF-36. Os resultados mostraram que os pacientes obesos tiveram pontuações muito mais baixas em todos os domínios da escala SF-36, em comparação com o grupo de controle ($p < 0,001$). Além disso, a obesidade foi associada a uma pior qualidade de vida em pacientes com OA de joelho, o que sugere que a perda de peso pode ser benéfica para melhorar a qualidade de vida desses pacientes.

Complementarmente, Kawano et al. (2015) mostraram que existe uma relação do nível de escolaridade com a capacidade funcional e dor em pacientes com OA de joelho. O estudo foi conduzido com 93 pacientes tratados no Serviço de Ortopedia e Traumatologia do Hospital Santa Izabel e Santa Casa da Misericórdia da Bahia, em Salvador, Brasil. A avaliação da qualidade de vida foi feita através do questionário SF-36 e mostrou que pacientes com níveis mais baixos de escolaridade tiveram pontuações mais baixas nos domínios de capacidade funcional ($p < 0,001$), limitação funcional ($p = 0,009$) e dor ($p = 0,01$), em comparação com pacientes com níveis mais altos de escolaridade ($p < 0,05$). Além disso, a escolaridade foi associada a uma melhor qualidade de vida em pacientes com OA de joelho, o que sugere que a educação pode ser um fator importante para melhorar a qualidade de vida desses pacientes.

2.1.4 Prevalência da OA

Dados recentes do Global Burden of Disease (GBD) - o estudo epidemiológico observacional mais abrangente do mundo - revelaram que a prevalência da OA cresceu 132% entre 1990 e 2020, com projeções de crescimento de 60 a 100% até 2050, alcançando a marca de 1 bilhão de pessoas. Com uma prevalência de 7,6% da população global em 2020, o que equivale a aproximadamente 595 milhões de pessoas, a OA é mais comum em países desenvolvidos, devido à correlação com o status socioeconômico, e contribui significativamente para os chamados "anos vividos com incapacidade" (YLDs em inglês). Além disso, o estudo também aponta que a OA é mais comum em mulheres do que em homens, com prevalência de 8,0% e 5,8%, respectivamente, além de atingir principalmente

idosos, especialmente aqueles acima de 70 anos, onde a OA assume a 7^a posição entre as principais causas de incapacidade, primeiramente afetando a articulação do joelho (Courties et al., 2024).

No Brasil, Érika Rodrigues Senna et al. (2004) realizaram um estudo com mais 3 mil pessoas e identificaram cerca de 7,2% com doenças reumáticas, sendo a OA a mais comum, com prevalência de 4,14%. Essa prevalência tende a aumentar visto que, além de existir uma correlação entre a OA e a obesidade, estima-se que o Brasil tenha uma taxa de sobrepeso e obesidade combinados de 68,1% em 2030 (Brasília, 2024).

2.1.5 Diagnóstico e Métodos de Avaliação da OA

O diagnóstico da OA normalmente é feito com base em exames clínicos, como a avaliação dos sintomas do paciente, exames de imagem, como radiografias e ressonâncias magnéticas, e exames laboratoriais, como a análise do líquido sinovial (Kraus et al., 2015). Exames de raio-x tem sido o método mais comum para diagnosticar a OA, pois é uma abordagem acessível e permite visualizar o espaço articular e alterações ósseas e cartilaginosas nas articulações, como a formação de osteófitos.

Essa avaliação é tipicamente feita por radiologistas a partir de radiografias do joelho estendido ou flexionado, dependendo da necessidade de visualização intra-articular (Braun and Gold, 2012). A partir dessas imagens, é possível fazer a classificação da severidade da OA e, em caso de diagnóstico, recomendar tratamentos farmacêuticos e não farmacêuticos, como exercícios de fortalecimento muscular e fisioterapia.

2.1.6 Classificação da OA de Joelhos

KELLGREN and LAWRENCE (1957) propuseram uma escala de classificação da OA baseada em radiografias e considerando fatores como a formação de osteófitos, estreitamento da cartilagem articular e esclerose subcondral. A escala de Kellgren/Lawrence (KL) classifica a OA em cinco estágios de progressão: 0 (nenhum), 1 (duvidoso), 2 (mínimo), 3 (moderado) e 4 (grave) (Tabela 1). Como a classificação é comumente feita por radiologistas, estes avaliam as radiografias e atribuem um grau de acordo com a experiência e cuidado médico na interpretação das imagens.

No entanto, a classificação manual pode ser subjetiva e suscetível a erros, assim como foi observado pelos autores, o que pode levar a diagnósticos tardios ou incorretos num cenário onde a detecção precoce é crucial para retardar a progressão da doença, uma vez que não existem medicamentos capazes de retardar o seu desenvolvimento .

0 (saudável)	1 (duvidoso)	2 (mínimo)	3 (moderado)	4 (severo)

Tabela 1 – Escala de Kellgren/Lawrence para classificação da severidade de osteoartrite.

2.2 Rede Neural Convolucional (RNC)

Uma rede neural artificial é um modelo computacional inspirado no cérebro humano (McCulloch and Pitts, 1943), onde neurônios artificiais recebem um conjunto de entradas ponderadas, realizam uma soma dessas entradas e aplicam uma função de ativação para produzir uma saída. Essa estrutura permite que as redes neurais aprendam padrões complexos a partir de dados, tornando-as adequadas para tarefas de processamento de linguagem natural, visão computacional, entre outras aplicações.

Em 2006, Hinton et al. (2006) propuseram o uso de redes neurais artificiais com múltiplas camadas com o objetivo de melhorar a capacidade dos modelos, o que levou a um renascimento do interesse nessas redes e ao desenvolvimento de novas arquiteturas, como é o caso da rede neural convolucional (RNC).

As RNCs são modelos de aprendizado profundo projetados para processar dados com estrutura de grade, como imagens. Inspiradas na organização do córtex visual, RNCs são amplamente utilizadas em tarefas de visão computacional, como classificação de imagens, detecção de objetos e segmentação semântica.

A camada de convolução é o componente central das RNCs, responsável por extrair características locais dos dados de entrada. Essa camada utiliza filtros (ou *kernels*), que são pequenas matrizes de pesos (por exemplo, 3x3 ou 5x5) aplicadas em toda a imagem de entrada para gerar um mapa de características (ou *feature maps*), representando a presença dessas características em diferentes regiões da imagem.

Esses filtros são ajustados durante o treinamento da rede, permitindo que a RNC aprenda a detectar padrões relevantes, como bordas, texturas e formas. Conforme a rede avança pelas camadas, os filtros se tornam mais complexos e capazes de capturar características de alto nível, como objetos inteiros. Após as convoluções, é comum utilizar a função de ativação ReLU (*Rectified Linear Unit*), que substitui valores negativos por zero e introduz não linearidades no modelo, permitindo que ele aprenda representações complexas.

Após as camadas de convolução, as RNCs geralmente incluem camadas de *pooling* para reduzir a dimensionalidade dos *feature maps*, enquanto preservam as características mais relevantes. O *pooling* pode ser feito de várias maneiras, como *max pooling* (onde o valor máximo de uma região é mantido) ou *average pooling* (onde a média dos valores é

calculada). Esse processo contribui para:

- reduzir a quantidade de parâmetros e o custo computacional da rede.
- tornar a rede mais robusta a pequenas variações nos dados de entrada.

Após diversas camadas de convolução e *pooling*, uma ou mais camadas totalmente conectadas (*fully connected*) são adicionadas ao final da rede para combinar as características extraídas de camadas anteriores e realizar a tarefa de classificação. Cada neurônio dessas camadas está conectado a todos os valores da camada anterior, permitindo decisões baseadas em combinações globais das informações aprendidas. Em tarefas de classificação, a última camada totalmente conectada geralmente utiliza a função de ativação *softmax*, que transforma as saídas em probabilidades.

Durante o treinamento, a RNC ajusta os pesos dos filtros por meio do algoritmo de retropropagação (*backpropagation*), em que o erro de saída é retropropagado pela rede para atualizar os pesos e minimizar a função de perda. Esse processo é repetido por várias épocas, permitindo que a rede aprenda a reconhecer padrões complexos nos dados de entrada.

A Figura 2 ilustra uma rede neural convolucional composta por cinco camadas. O número de camadas, a disposição dessas camadas, o número e tamanho dos filtros, a forma de conexão entre as camadas, entre outros fatores, podem variar dependendo da arquitetura escolhida. Em seguida, serão apresentadas algumas das arquiteturas populares de RNC que foram utilizadas neste trabalho.

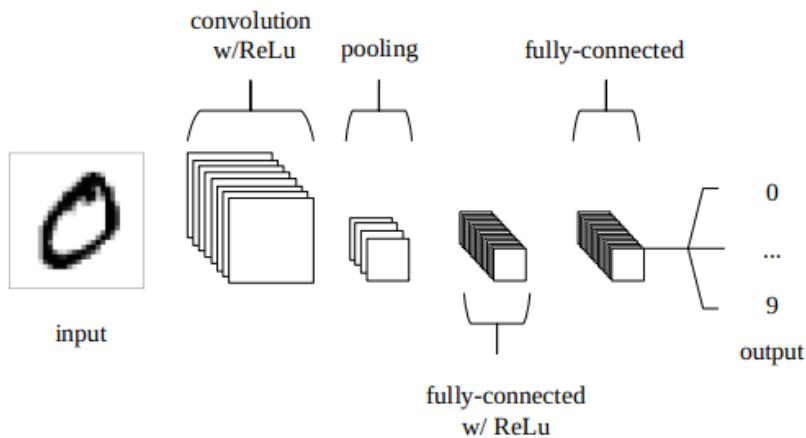


Figura 2 – Uma rede neural convolucional simples, composta por apenas cinco camadas.
Fonte: Saxena (2022).

2.2.1 VGG (Visual Geometry Group Network)

Os modelos VGG foram introduzidos pelo *Visual Geometry Group* da Universidade de Oxford por Simonyan and Zisserman (2015), que depois serviu como base para a

competição do *ImageNet* em 2014, quando conquistaram o primeiro e segundo lugar na época. A arquitetura VGG é conhecida por sua simplicidade e profundidade, utilizando filtros convolucionais pequenos (3×3) empilhados em camadas profundas, variando de 11 a 19 camadas. O objetivo dos autores era explorar o impacto da profundidade na performance do modelo, e eles descobriram que redes neurais mais profundas superavam redes mais rasas, desde que treinadas adequadamente.

A arquitetura VGG processa imagens RGB de 224×224 pixels, utilizando uma série de camadas convolucionais seguidas por camadas de *pooling*, onde cada camada contém um número crescente de filtros 3×3 . O *stride* é fixo em 1 pixel, e o *padding* é utilizado para manter a dimensão da imagem. Após as camadas convolucionais, são aplicadas camadas de *max-pooling* com um tamanho de 2×2 e *stride* de 2, reduzindo a dimensão da imagem pela metade. Por fim, são adicionadas três camadas totalmente conectadas (ou *fully connected* do inglês), seguidas por uma camada de saída com ativação *softmax* para classificação. Além disso, as camadas escondidas são ativadas por funções ReLU, responsáveis por introduzir a não-linearidade no modelo.

A Tabela 2 apresenta a configuração das arquiteturas VGG-16 e VGG-19, com um total de 16 e 19 camadas, respectivamente. Ambas se destacaram na competição do *ImageNet* e são amplamente utilizadas devido à sua performance em tarefas de classificação, incluindo o diagnóstico a partir de imagens médicas (Saini et al., 2023; Sitaula and Hossain, 2021).

2.2.2 ResNet (Residual Network)

He et al. (2016) venceram a competição ILSVRC 2015 com a arquitetura *Residual Network (ResNet)*, que introduziu a ideia de blocos residuais e alcançou uma taxa de erro de 3,57% no conjunto de validação do *ImageNet* com um *ensemble* de seus modelos. Os autores abordaram o problema da degradação de desempenho: conforme a profundidade da rede aumentava, a acurácia saturava e começava a diminuir. Para resolver, eles introduziram a ideia de conexões de atalho (*skip connections*) entre as camadas, onde o sinal de entrada de uma camada é somado ao sinal de saída de uma camada subsequente (Figura 3).

Formalmente, considerando que o objetivo de uma rede neural é aprender uma função $H(x)$, onde x é a entrada, a ResNet propõe que a rede aprenda uma função residual $F(x) = H(x) - x$, onde a entrada x é adicionada à saída $H(x)$, reformulando a função de aprendizado como $H(x) = F(x) + x$. Essa abordagem permite que a rede aprenda funções de identidade mais facilmente, facilitando o treinamento de redes mais profundas sem adicionar complexidade.

A arquitetura ResNet é composta por pilhas de blocos residuais que consistem em duas camadas convolucionais, com um *Batch Normalization* e uma função de ativação

VGG-16	VGG-19
16 camadas	19 camadas
imagem RGB de entrada (224 x 224)	
conv3-64	conv3-64
conv3-64	conv3-64
	maxpool
conv3-128	conv3-128
conv3-128	conv3-128
	maxpool
conv3-256	conv3-256
conv3-256	conv3-256
conv3-256	conv3-256
	conv3-256
	maxpool
conv3-512	conv3-512
conv3-512	conv3-512
conv3-512	conv3-512
	conv3-512
	maxpool
conv3-512	conv3-512
conv3-512	conv3-512
conv3-512	conv3-512
	conv3-512
	maxpool
	FC-4096
	FC-4096
	FC-1000
	softmax

Tabela 2 – Configuração dos modelos VGG-16 e VGG-19. Os parâmetros de cada camada convolucional são denotados por "conv<tamanho do campo receptivo>-<número de canais>". A função de ativação ReLU não é exibida por motivos de simplicidade.

ReLU entre elas. As camadas convolucionais utilizam filtros de tamanho 3×3 , com um *stride* de 1 e *padding* de 1, para manter a dimensão da imagem. A saída do bloco residual é então somada à entrada original, permitindo que o modelo aprenda a função residual. A rede termina com uma camada de *average pooling* global e uma camada totalmente conectada (ou *fully connected* do inglês) com ativação *softmax* para classificação.

A Tabela 3 apresenta a configuração das arquiteturas ResNet-34, ResNet-50 e ResNet-101, que são variantes da ResNet com diferentes profundidades. Essas arquiteturas foram escolhidas devido à sua popularidade e eficácia em tarefas de classificação de imagens, especialmente em radiografias. Leung et al. (2020) utilizaram a arquitetura ResNet-34 para diagnosticar a OA de joelhos em pacientes submetidos à artroplastia total do joelho (TKA) e obtiveram resultados que superaram modelos de resultados binários.

2.2.3 DenseNet (Densely Connected Convolutional Networks)

A arquitetura DenseNet introduziu uma nova abordagem para lidar com redes profundas e aliviar o problema de *vanishing gradients*, melhorando a propagação e reuso

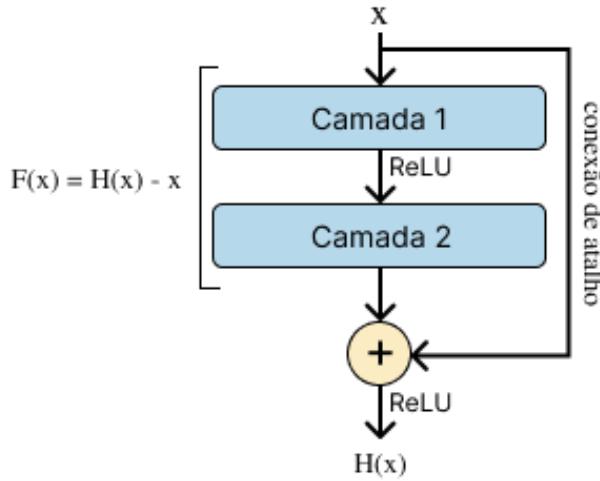


Figura 3 – Aprendizado residual

Camada	Tamanho da saída	34 camadas	50 camadas	101 camadas
conv1	112×112		7×7, 64, stride 2	
			3×3 max pool, stride 2	
conv2_x	56×56	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3_x	28×28	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$
conv4_x	14×14	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 23$
conv5_x	7×7	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	1×1		average pool, 1000-d fc, softmax	
FLOPs		3.6×10^9	3.8×10^9	7.6×10^9

Tabela 3 – Configuração das arquiteturas ResNet-34, ResNet-50 e ResNet-101.

da informação, além de diminuir o número de parâmetros. A ideia principal foi conectar cada camada a todas as camadas anteriores, formando conexões densas entre elas. Isso significa que cada camada recebe como entrada não apenas a saída da camada anterior, mas também as saídas de todas as camadas anteriores (Figura 4). Essa abordagem permite que o modelo aprenda representações mais ricas e complexas, facilitando a extração de características relevantes para a tarefa de classificação (Huang et al., 2017).

O componente fundamental da DenseNet é o bloco denso (ou *dense block* em inglês), que consiste em várias camadas convolucionais conectadas densamente. Cada camada dentro do bloco denso aplica três operações consecutivas: *batch normalization* (BN), seguido de uma função de ativação ReLU e, por fim, uma convolução 3×3. Após a aplicação do bloco denso, uma transição (ou *transition* em inglês) é realizada para reduzir a dimensão dos *feature maps* usando uma camada de convolução 1×1, seguida por uma camada de *average pooling* 2×2.

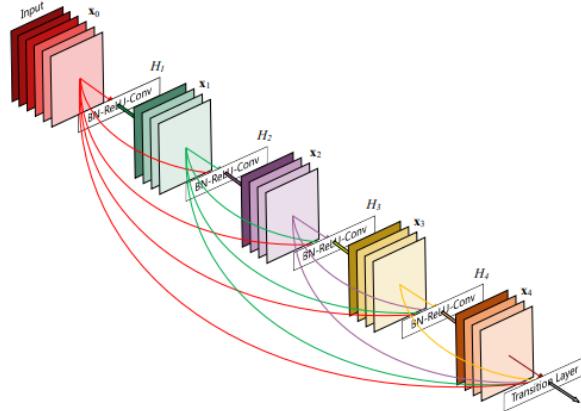


Figura 4 – Um bloco de 5 camadas de uma DenseNet. Cada camada recebe como entrada a saída de todas as camadas anteriores. Fonte: Huang et al. (2017)

Portanto, a arquitetura DenseNet é composta por quatro blocos densos, cada um seguido por camadas de transição. A saída final (classificador) é obtida através de uma camada de *global average pooling* e uma camada totalmente conectada com ativação *softmax* para classificação. A Tabela 4 apresenta a configuração das arquiteturas DenseNet-121 e DenseNet-169, que são variantes da DenseNet com diferentes profundidades e que foram utilizadas neste trabalho, pois fornecem um bom equilíbrio entre complexidade e desempenho comparado com outras arquiteturas mais profundas.

Nos últimos anos, as arquiteturas DenseNet têm sido amplamente utilizadas em diversas tarefas de classificação de imagens, incluindo diagnósticos médicos. Por exemplo, (Rajpurkar et al., 2017) propuseram um modelo chamado CheXNet baseado na arquitetura DenseNet-121 para detectar pneumonia a partir de radiografias torácicas, superando o desempenho médio de radiologistas na métrica F1-score.

2.2.4 Inception-v3

A arquitetura Inception, introduzida por Szegedy et al. (2015) no contexto do desafio ILSVRC 2014, representou um avanço significativo na evolução das redes neurais convolucionais. Seu principal diferencial está na proposta de uma estrutura modular - o módulo Inception - que combina convoluções de diferentes tamanhos ($1 \times 1, 3 \times 3, 5 \times 5$) e operações de *pooling* em paralelo, promovendo o processamento de informações em múltiplas escalas (Figura 5).

O modelo GoogLeNet, uma instância da arquitetura Inception com 22 camadas profundas, obteve o primeiro lugar no ILSVRC 2014 (Russakovsky et al., 2015), alcançando um notável desempenho em tarefas de classificação e detecção, mesmo utilizando significativamente menos parâmetros que modelos anteriores, como o VGG.

A arquitetura Inception-v3 (Szegedy et al., 2016) representa uma evolução sig-

Camadas	Tamanho da saída	DenseNet-121	DenseNet-169
Convolução	112×112	7×7 conv, stride 2	
Pooling	56×56	3×3 max pool, stride 2	
Dense Block (1)	56×56	$\begin{bmatrix} 1 \times 3 \\ 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 3 \\ 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 6$
Transition Layer (1)	56×56	1 × 1 conv	
	28×28	2 × 2 average pool, stride 2	
Dense Block (2)	28×28	$\begin{bmatrix} 1 \times 3 \\ 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 3 \\ 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 12$
Transition Layer (2)	28×28	1 × 1 conv	
	14×14	2 × 2 average pool, stride 2	
Dense Block (3)	14×14	$\begin{bmatrix} 1 \times 3 \\ 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 24$	$\begin{bmatrix} 1 \times 3 \\ 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 32$
Transition Layer (3)	14×14	1 × 1 conv	
	7×7	2 × 2 average pool, stride 2	
Dense Block (4)	7×7	$\begin{bmatrix} 1 \times 3 \\ 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 16$	$\begin{bmatrix} 1 \times 3 \\ 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 32$
Classification Layer	1×1	7×7 global average pool	1000D fully-connected, softmax

Tabela 4 – Configuração das arquiteturas DenseNet-121 e DenseNet-169.

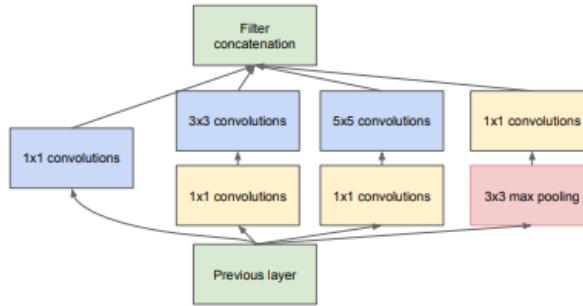


Figura 5 – Um módulo Inception. Fonte: Szegedy et al. (2015)

nificativa em relação ao modelo original Inception (GoogLeNet), incorporando diversas inovações voltadas à melhoria da eficiência computacional e da acurácia. Entre as principais contribuições estão a fatoração de convoluções em operações menores e assimétricas (Figura 6), o uso mais sistemático da normalização em lote (*batch normalization*) e a adoção da técnica de *label smoothing* como forma de regularização. Tais aprimoramentos resultaram em um modelo mais profundo e preciso, mantendo um custo computacional viável para aplicações práticas.

A Tabela 5 apresenta a configuração da arquitetura Inception-v3, com um total de 42 camadas, que inclui a fatoração de convoluções tradicionais 7×7 em convoluções 3×3. A arquitetura substitui o otimizador padrão do SGD por um otimizador mais avançado, o RMSProp, favorecendo a convergência do modelo durante o treinamento, além de utilizar classificadores auxiliares com normalização em lote nas camadas intermediárias, melhorando a propagação do sinal do gradiente e, por consequência, a eficiência do treinamento.

Além de seu excelente desempenho na tarefa de classificação de imagens do ILSVRC 2012 (Russakovsky et al., 2015), a arquitetura Inception-v3 tem sido utilizada em outras

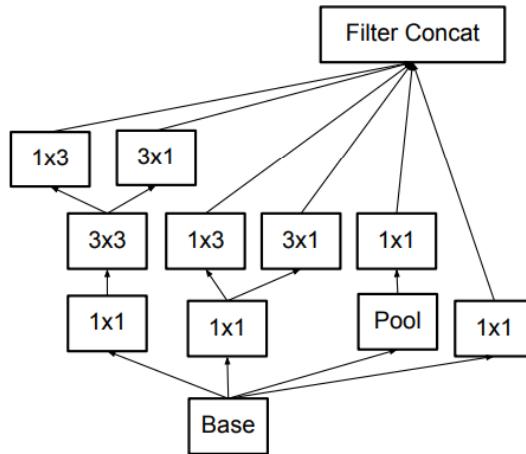


Figura 6 – Um módulo Inception com fatoração de convoluções. Fonte: Szegedy et al. (2015)

type	patch size/stride	input size
conv	$3 \times 3/2$	$299 \times 299 \times 3$
conv	$3 \times 3/1$	$149 \times 149 \times 32$
conv padded	$3 \times 3/1$	$147 \times 147 \times 32$
pool	$3 \times 3/2$	$147 \times 147 \times 64$
conv	$3 \times 3/1$	$73 \times 73 \times 64$
conv	$3 \times 3/2$	$71 \times 71 \times 80$
conv	$3 \times 3/1$	$35 \times 35 \times 192$
$3 \times$ Inception		$35 \times 35 \times 288$
$5 \times$ Inception		$17 \times 17 \times 768$
$2 \times$ Inception		$8 \times 8 \times 1280$
pool	8×8	$8 \times 8 \times 2048$
linear	logits	$1 \times 1 \times 2048$
softmax	classifier	$1 \times 1 \times 1000$

Tabela 5 – Configuração da arquitetura Inception-v3.

aplicações, incluindo o diagnóstico médico. Por exemplo, Mujahid et al. (2022) adotaram a arquitetura Inception-v3 para a tarefa de classificação de pneumonia em radiografias e obtiveram resultados promissores, alcançando uma acurácia de 99,29% com um ensemble, superando outros modelos, como VGG-16 e ResNet-50.

2.2.5 Aprendizado por Transferência

O aprendizado por transferência (Zhuang et al., 2021) é uma técnica de aprendizado de máquina no qual o conhecimento adquirido por um modelo treinado em uma tarefa é reutilizado para solucionar outra tarefa relacionada, mas diferente. Essa abordagem é especialmente útil para evitar o treinamento de modelos do zero, economizando tempo e recursos computacionais, além de melhorar o desempenho em tarefas com poucos dados disponíveis.

Em redes neurais, o aprendizado por transferência é frequentemente realizado reutilizando pesos de um modelo pré-treinado, cujos estágios iniciais da rede geralmente

capturam características genéricas das entradas, como bordas ou texturas, que podem ser úteis para resolver novos problemas. Por exemplo, redes neurais treinadas em grandes conjuntos de dados, como o ImageNet (Russakovsky et al., 2015), podem ser reaproveitadas para resolver tarefas específicas, como a classificação de imagens médicas.

Essa estratégia é realizada através do ajuste fino (*fine-tuning* do inglês) do modelo pré-treinado em duas etapas principais. Na primeira, caso seja necessário, as camadas finais do modelo são substituídas por novas camadas adaptadas à tarefa-alvo, como uma camada totalmente conectada com o número de classes correspondente. Na segunda etapa, parte ou toda a rede é treinada com os novos dados. As camadas iniciais geralmente são mantidas inalteradas, enquanto as camadas finais são ajustadas para aprender as características específicas da nova tarefa.

Aplicações de visão computacional e processamento de linguagem natural têm se beneficiado da transferência de aprendizado. Ao reduzir a necessidade de grandes volumes de dados e de poder computacional, essa técnica torna-se uma alternativa viável e eficiente para o desenvolvimento de soluções baseadas em redes neurais profundas.

2.3 Vision Transformer (ViT)

O *Vision Transformer* (ViT) é uma abordagem inovadora de aprendizado profundo que aplica a arquitetura Transformer (Vaswani et al., 2023), originalmente desenvolvida para tarefas de PLN, ao domínio da visão computacional. Introduzido por Dosovitskiy et al. (2021) no artigo “An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale”, o ViT demonstrou que os Transformers podem ser eficazes para tarefas de classificação de imagens ao obter excelentes resultados quando treinada em grandes conjuntos de dados (14M-300M de imagens), superando modelos tradicionais baseados em RNCs, como o ResNet.

A ideia principal do ViT, ilustrada na Figura 7, é tratar imagens como sequências de blocos com tamanho fixo (por exemplo, 16×16 pixels), semelhantes aos tokens em uma sequência de texto. Cada bloco é linearmente projetado em um vetor de dimensão fixa, e esses vetores resultantes são combinados em sequência junto com vetores de posição e de classe, para preservar a informação espacial e representar a classe da tarefa de classificação, respectivamente. Esses vetores são então alimentados em um modelo *encoder*, onde a sequência é processada por camadas de *multi-head self-attention* e *feedforward*, como no transformer tradicional. O mecanismo de *self-attention* permite que o modelo aprenda relações de longo alcance entre diferentes regiões da imagem, sem a necessidade de convoluções locais, oferecendo maior flexibilidade na captura de dependências espaciais. Ao final do processamento, o token de classificação é utilizado para realizar a predição da tarefa-alvo, como prever o nível de severidade de uma doença.

Em cenários com poucos dados, as RNCs tendem a apresentar melhor desempenho, enquanto os ViTs se destacam no cenário oposto. Isso ocorre porque os transformers não possuem os vieses indutivos herdados pelas redes convolucionais, como a hierarquia espacial, a localidade e a translação equivariante, que são fundamentais para a generalização dos modelos. No entanto, modelos de ViT podem ser adaptados para funcionarem bem com conjuntos de dados reduzidos através do uso de técnicas de pré-treinamento e ajuste fino (*fine-tuning* do inglês).

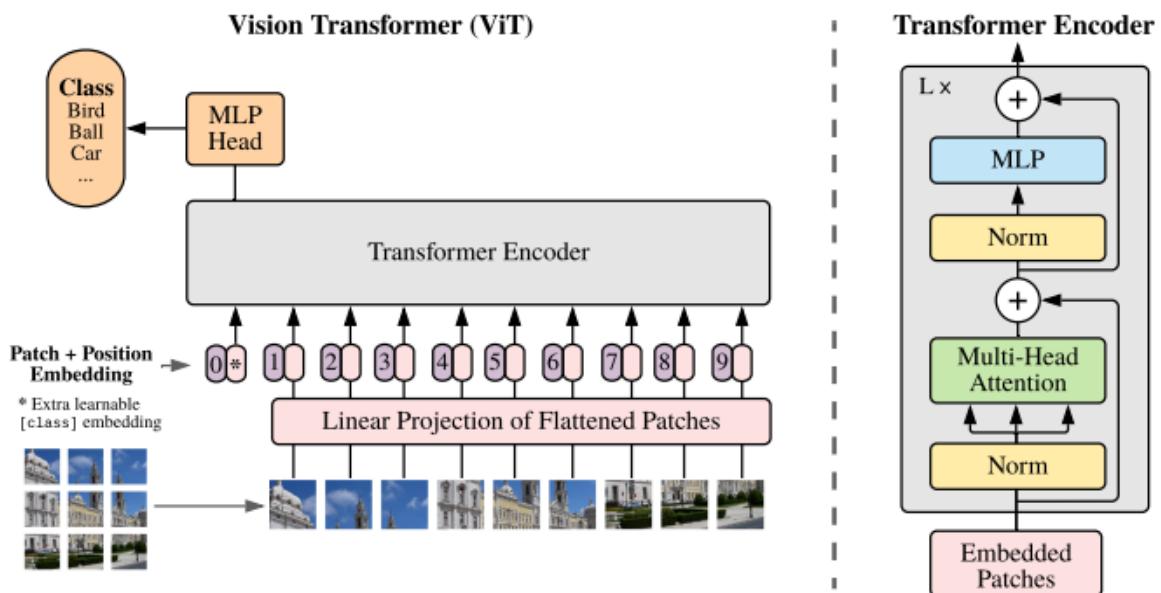


Figura 7 – Arquitetura do Vision Transformer. Fonte: Dosovitskiy et al. (2021).

Todas as variantes de ViT compartilham a mesma estrutura básica, que consiste na divisão da imagem em *patches* de tamanho fixo, a projeção linear desses *patches* em vetores de dimensão fixa, a inclusão de vetores de posição e um token de classe, e o processamento desses vetores em um *encoder* de transformer. O ViT-B/16 (Dosovitskiy et al., 2021) é uma das primeiras variantes da arquitetura, onde “B” representa o modelo base e “16” refere-se ao tamanho do *patch* em que a imagem é dividida (16x16 pixels). Os modelos que surgiram posteriormente introduziram melhorias e adaptações buscando aumentar a eficiência e/ou reduzir a necessidade de grandes volumes de dados para treinamento. A seguir, são apresentadas as variantes que foram utilizadas nesta pesquisa.

2.3.1 Data-efficient image Transformer (DeiT)

A arquitetura *Data-efficient image Transformer* (DeiT), introduzida por pesquisadores do Facebook em 2021 (Touvron et al., 2021), representa uma avanço significativo na adaptação de transformers. Além de ser uma abordagem livre de convoluções, ela se destaca por não necessitar de grandes volumes de dados e infraestrutura computacional

para alcançar resultados competitivos, ao contrário do que se pressupõe de arquiteturas ViT (Dosovitskiy et al., 2021).

O diferencial do DeiT reside na introdução de uma nova estratégia de distilação de conhecimento, adaptada especificamente para a arquitetura transformer. Como ilustrado na Figura 8, um token de distilação é incorporado diretamente à entrada do transformer e atua de maneira similar ao token de classificação: interage com os demais tokens da rede através das camadas de *self-attention* e sua saída é observada após a última camada. Este token é treinado com o objetivo de replicar a predição de um “modelo professor”, estratégia conhecida como *hard-label distillation*:

$$L_{\text{global}}^{\text{hardDistill}} = \frac{1}{2} L_{CE}(\psi(Z_s), y) + \frac{1}{2} L_{CE}(\psi(Z_s), y_t), \quad (2.1)$$

onde Z_s são os *logits* do “modelo aluno”, L_{CE} é a entropia cruzada sobre os rótulos corretos (y) e os rótulos preditos pelo “modelo professor” ($y_t = \text{argmax}_c Z_t(c)$), sendo Z_t os seus *logits*, e ψ é a função softmax. Como resultado, ambos os tokens compartilham informação ao longo das camadas e gradualmente convergem para vetores similares, porém ainda distintos. Por fim, seus valores são associados com classificadores lineares para produzir o rótulo da imagem.

Entre suas variantes, o modelo DeiT-B com a estratégia de distilação, que possui arquitetura semelhante ao ViT-B, é o maior modelo em termos de número de parâmetros (87 milhões). Em experimentos com o ImageNet-1K, tal modelo atingiu uma acurácia top-1 de 83,4% (com entrada 224), superando arquiteturas de redes convolucionais e inclusive variantes do ViT pré-treinadas com conjuntos de dados significativamente maiores. Adicionalmente, avaliações em tarefas de *transfer learning* em diversos *benchmarks* (CIFAR-10, CIFAR-100, Flowers) demonstram a capacidade de generalização do modelo, onde o DeiT ficou no mesmo nível que redes convolucionais competitivas e superou modelos ViT tradicionais.

Diante desses resultados, o DeiT se mostra como uma alternativa promissora e eficiente aos modelos convolucionais e ViT clássicos para diversas tarefas, incluindo análise de imagens médicas. Alotaibi et al. (2022) propuseram um modelo *ensemble* com ViT e DeiT (ViT-DeiT) para classificar imagens histopatológicas do câncer de mama em oito classes (benignas e malignas), obtendo um resultado de 98,17% de acurácia. Este trabalho utilizou a arquitetura do DeiT-B com sua estratégia de distilação para classificar o nível de severidade de OA de joelhos.

2.3.2 Swin Transformer

A adaptação de arquiteturas transformer para tarefas de visão computacional apresenta desafios únicos, como a grande variação de escala das entidades visuais e a alta

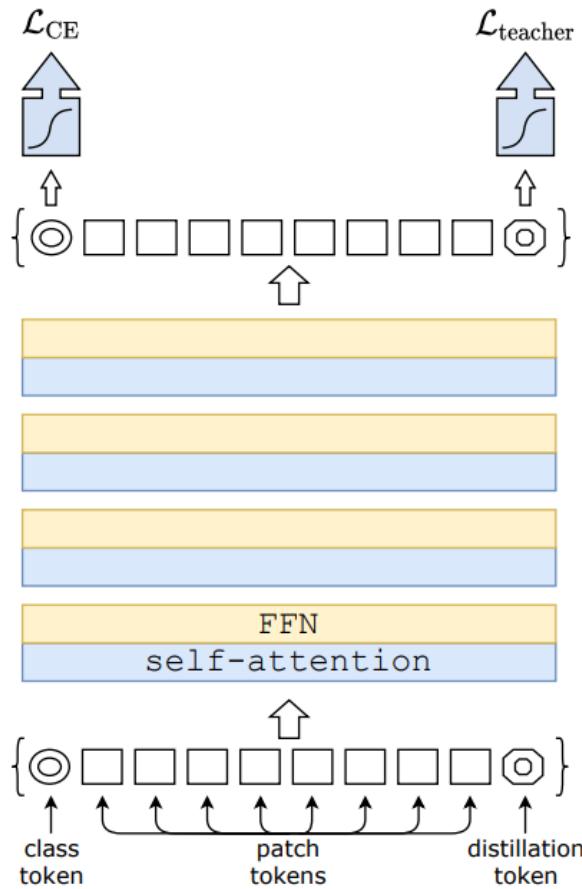


Figura 8 – Estratégia de distilação em transformers através da introdução de um token de distilação. Fonte: Touvron et al. (2021).

resolução das imagens. Em resposta a esses desafios, Liu et al. (2021) propuseram o Swin Transformer, uma nova arquitetura de ViT que serve como uma espinha dorsal (*backbone* do inglês) de propósito geral para a área. O modelo introduz uma abordagem hierárquica e um mecanismo de auto-atenção baseado em janelas deslocadas, o que lhe confere eficiência e flexibilidade para modelar em múltiplas escalas com complexidade computacional linear em relação ao tamanho da imagem.

A representação hierárquica do Swin Transformer, começando com pequenos *patches* e aumentando gradualmente a resolução (Figura 9), e o esquema de janelas deslocadas diferencia o Swin Transformer de outras arquiteturas ViT, limitando o cálculo da auto-atenção a janelas locais e não sobrepostas, ao mesmo tempo que permite conexões cruzadas entre essas janelas em camadas consecutivas. Essa estratégia aumenta significativamente o poder de modelagem sem sacrificar a eficiência.

A arquitetura do Swin Transformer, ilustrada na Figura 10, representa a versão tiny (Swin-T) do modelo, que é a menor variante do modelo. Inicialmente, a imagem é dividida em *patches* (tokens), e um conjunto de blocos Swin Transformer é aplicado sobre esses tokens. Para criar a hierarquia, camadas de fusão de *patches* reduzem a resolução

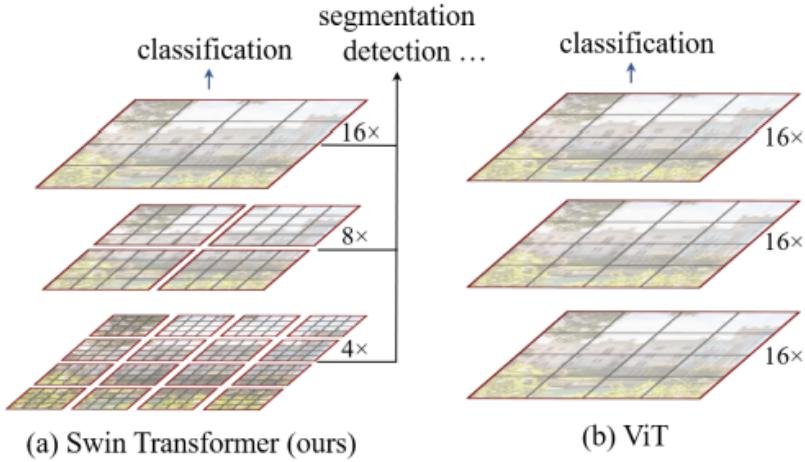


Figura 9 – (a) Mapa de características hierárquico do Swin Transformer. (b) Em contraste, o formato de resolução única dos mapas de características do ViT. Fonte: Liu et al. (2021).

espacial (por um fator de 2x) e aumentam a dimensão dos canais (por 2x) à medida que a rede se aprofunda. Isso permite que o modelo gere mapas de características em múltiplas escalas (por exemplo, 4x, 8x, 16x e 32x), tornando-o compatível com tarefas de predição densa como detecção de objetos e segmentação.

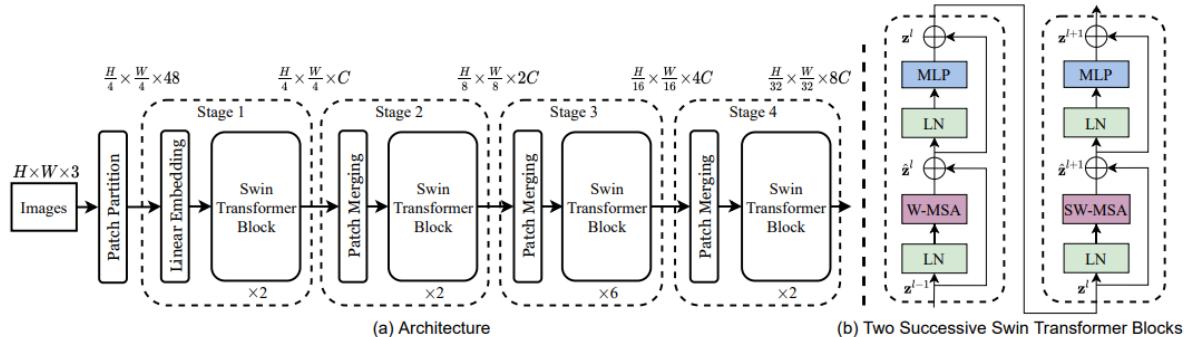


Figura 10 – (a) A arquitetura do Swin Transformer (Swin-T); (b) Dois blocos Swin Transformer sucessivos. Fonte: Liu et al. (2021).

Em camadas consecutivas, os blocos Swin Transformer alternam entre duas configurações de atenção: uma baseada em janelas regulares (W-MSA) e outra em janelas deslocadas (SW-MSA). A formulação de dois blocos sucessivos é dada por:

$$\hat{z}^l = \text{W-MSA}(\text{LN}(z^{l-1})) + z^{l-1}, \quad (2.2)$$

$$z^l = \text{MLP}(\text{LN}(\hat{z}^l)) + \hat{z}^l , \quad (2.3)$$

$$\hat{z}^{l+1} = \text{SW-MSA}(\text{LN}(z^l)) + z^l, \quad (2.4)$$

$$\hat{z}^{l+1} \equiv \text{MLP}(\text{LN}(\hat{z}^{l+1})) + \hat{z}^{l+1}, \quad (2.5)$$

onde \hat{z} e z denotam as saídas dos módulos de atenção e da MLP para um bloco l , respectivamente. A atenção é sempre calculada com um viés de posição relativa, o que se mostrou crucial para o desempenho do modelo.

O Swin Transformer possui quatro configurações principais: Swin-T, Swin-S, Swin-B e Swin-L, que variam em capacidade. A versão base, Swin-B, possui 88 milhões de parâmetros e alcançou uma acurácia top-1 de 83,5% no ImageNet-1K (com entrada 224), superando modelos ViT-B/16 (77,91%) e DeiT-B com distilação (83,4%) (Dosovitskiy et al., 2021; Touvron et al., 2021). Com isso, o Swin-B foi a variante utilizada neste trabalho, pois apresenta um bom equilíbrio entre complexidade e desempenho, além de possibilitar um bom *benchmark* para comparação com as demais arquiteturas.

2.3.3 Dual Attention Vision Transformers (DaViT)

Com o avanço das arquiteturas de ViT, diversos métodos têm buscado o equilíbrio entre a capacidade de capturar contexto global e a eficiência computacional necessária para lidar com imagens de alta resolução. Nesse contexto, Ding et al. (2022) propuseram uma nova arquitetura de ViT que introduz um mecanismo de atenção dual, combinando janelas espaciais de atenção e grupos de canais de atenção, de forma a integrar representações locais e globais de maneira eficiente e complementar.

O principal diferencial do DaViT está na aplicação do mecanismo de atenção no domínio dos canais. Após transpor o vetor de características gerado pelo mecanismo de *self-attention* em blocos locais, cada canal passa a representar uma visão abstrata global da imagem. A atenção é então aplicada entre os grupos de canais, o que permite o modelo capturar interações globais com complexidade linear. A Figura 11 ilustra a perspectiva ortogonal do DaViT.

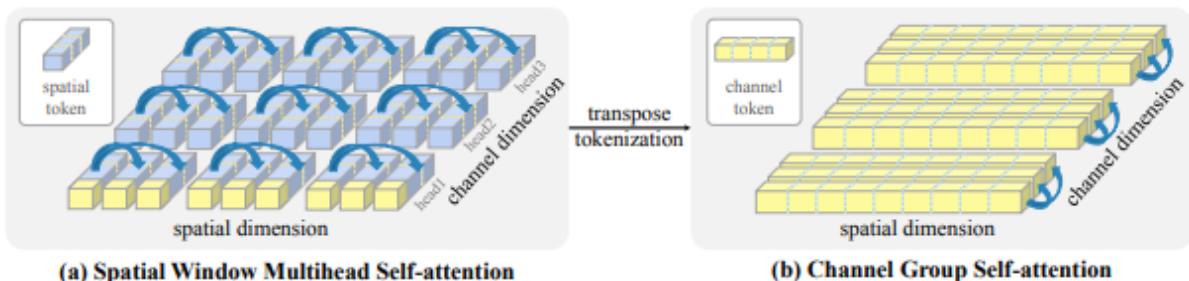


Figura 11 – (a) *Spatial window multihead self-attention* divide a dimensão espacial em janelas locais, onde cada janela contém múltiplos tokens espaciais. (b) *Channel group single-head self-attention* agrupa tokens de canal em múltiplos grupos. Fonte: Ding et al. (2022).

O mecanismo de atenção local, aplicado em janelas espaciais, está ilustrado na Figura 12(b). Ele divide a imagem em janelas não sobrepostas e aplica a atenção apenas entre os tokens espaciais (*patches* da imagem) dentro de cada janela. Supondo N_w janelas

diferentes contendo P_w patches cada, onde $P = P_w * N_w$, o mecanismo de atenção local pode ser representado como:

$$A_{\text{window}}(Q, K, V) = \{A(Q_i, K_i, V_i)\}_{i=0}^{N_w}, \quad (2.6)$$

onde Q_i , K_i e V_i são os vetores de consulta, chave e valor correspondentes a cada janela. Isso reduz significativamente o custo computacional, visto que a complexidade é linear com tamanho espacial P , embora isso limite a capacidade do modelo de capturar relações de longo alcance.

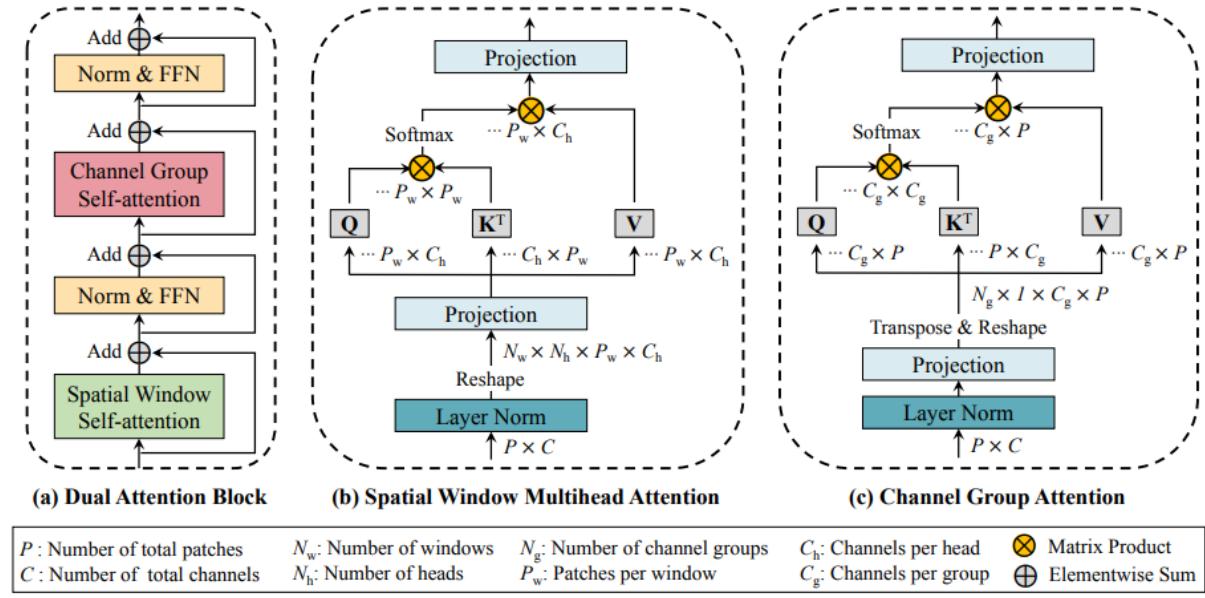


Figura 12 – Arquitetura DaViT do bloco *dual attention*. Fonte: Ding et al. (2022).

Já o mecanismo de atenção global, aplicado em grupos de canais, é ilustrado na Figura 12(c). Ao invés de atuar sobre *patches* espaciais, esta abordagem transpõe o vetor de características e aplica a atenção em tokens de canal. Cada token de canal representa uma visão abstrata global da imagem, pois abrange todos os locais espaciais. Ao computar a atenção entre esses tokens, o modelo consegue naturalmente capturar interações globais com complexidade linear. Formalmente, seja N_g o número de grupos e C_g o número de canais em cada grupo, tem-se $C = N_g * C_g$. Assim:

$$A_{\text{channel}}(Q, K, V) = \{A_{\text{group}}(Q_i, K_i, V_i)^T\}_{i=0}^{N_g} \quad (2.7)$$

$$A_{\text{group}}(Q_i, K_i, V_i) = \text{softmax} \left(\frac{Q_i^T K_i}{\sqrt{C_g}} \right) V_i^T, \quad (2.8)$$

onde $Q_i, K_i, V_i \in \mathbb{R}^{P \times C_g}$ são os vetores de consulta, chave e valor correspondentes a cada grupo de canais.

Existem três configurações diferentes da arquitetura DaViT para classificação de imagens, detecção de objetos e segmentação, que diferem na quantidade de camadas, tamanho do *patch*, número de grupos em cada canal e número de cabeças de atenção. O modelo DaViT-B, que foi utilizado neste trabalho, é a maior configuração, com quase 88 milhões de parâmetros, e obteve acurácia top-1 de 84,6% no ImageNet-1K (com entrada 224), superando modelos como o DeiT-B com distilação (83,4%) e o Swin-B (83,5%) (Touvron et al., 2021; Liu et al., 2021).

2.3.4 Multi-Axis Vision Transformer (MaxViT)

A escalabilidade da auto-atenção em Transformers para imagens de alta resolução tem sido um desafio significativo, limitando sua aplicação em arquiteturas de visão de ponta. Para superar essa barreira, Tu et al. (2022) propuseram o MaxViT, uma arquitetura que introduz um modelo de atenção eficiente e escalável, denominado auto-atenção multi-eixo (Max-SA), ou *multi-axis self-attention* do inglês. Essa abordagem combina convoluções e um novo módulo de atenção que efetivamente captura interações espaciais locais e globais com complexidade apenas linear, permitindo que o modelo “veja” globalmente em todas as etapas da rede.

A Figura 13 ilustra o conceito fundamental do Max-SA. O mecanismo de atenção em bloco (*block-attention* do inglês) é responsável pelas interações locais. Seja $X \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ a entrada de um mapa de características, a ideia é dividi-lo em um vetor na forma $(\frac{H}{P} \times \frac{W}{P}, P \times P \times C)$, representando a partição da imagem em janelas não sobrepostas de tamanho $P \times P$. A atenção é então aplicada dentro dessas janelas, permitindo que o modelo capture relações locais.

O módulo de atenção em grade (*grid-attention* do inglês), por outro lado, é responsável pelas interações globais do espaço 2D. Em vez de usar janelas de tamanho fixo, ela divide o mapa de características em uma grade uniforme na forma $(G \times G, \frac{H}{G} \times \frac{W}{G}, C)$ usando um tamanho de grade fixo $G \times G$. Isso cria janelas de tamanho adaptativo, e a auto-atenção é aplicada entre os pixels que caem na mesma posição relativa dentro de cada célula da grade. Esse processo corresponde a uma mistura espacial dilatada e global dos tokens, permitindo um campo receptivo global com complexidade também linear.

Esses dois mecanismos de atenção são combinados com uma camada de convolução MBConv para formar o bloco MaxViT, a unidade fundamental da arquitetura, conforme ilustrado na Figura 14. Esses blocos são empilhados para formar a arquitetura MaxViT, que por sua vez possui algumas variantes, como MaxViT-T, MaxViT-B e MaxViT-L, que aumentam em número de blocos e canais em cada estágio para escalar a capacidade do modelo. O modelo MaxViT-L, por exemplo, estabeleceu um novo estado da arte na classificação do ImageNet-1K, alcançando uma acurácia top-1 de 85,17% (com entrada 224), seguido pelo MaxViT-B com 84,95%, superando também modelos anteriores como o

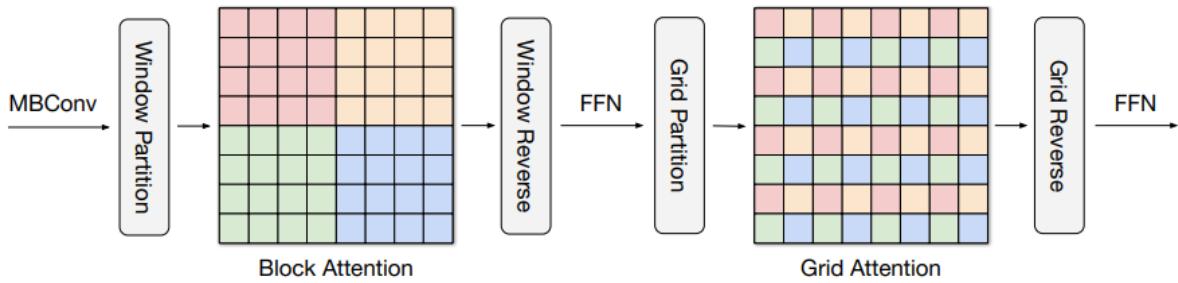


Figura 13 – Módulo de atenção multi-eixo do MaxViT (Max-SA). O módulo *block-attention* aplica atenção dentro das janelas, enquanto o módulo *grid-attention* atua globalmente no espaço 2D. Fonte: Tu et al. (2022).

DeiT-B, Swin-B e DaViT-B.

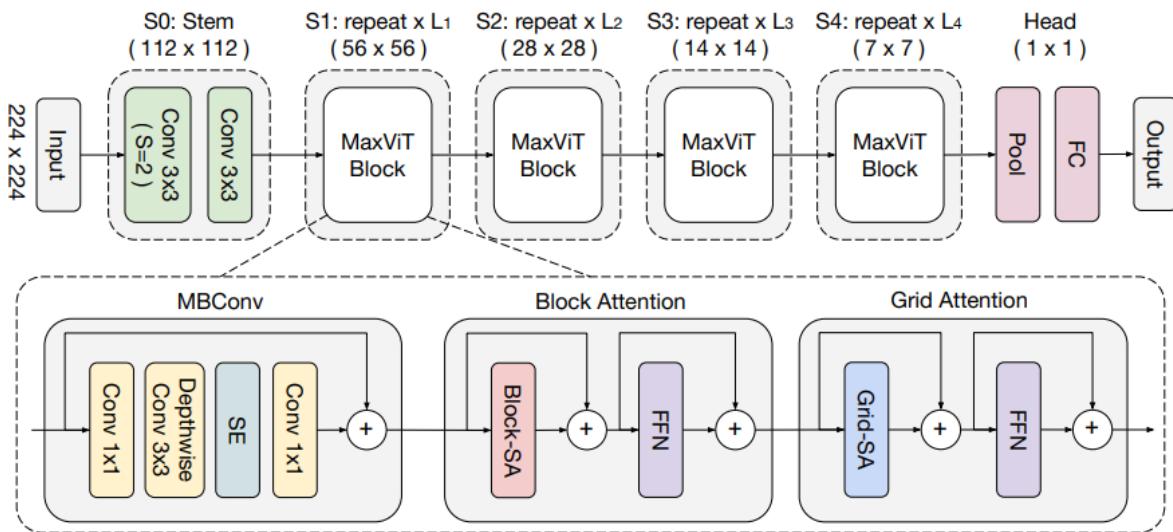


Figura 14 – Arquitetura MaxViT. Fonte: Tu et al. (2022).

2.3.5 Global Context Vision Transformer (GC ViT)

Em 2022, Hatamizadeh et al. (2023) introduziram o Global Context Vision Transformer (GC ViT), uma nova arquitetura que aumenta a eficiência de cômputo e parâmetros ao integrar módulos de auto-atenção de contexto global com a atenção local tradicional, modelando de forma eficaz as interações espaciais de curta e longa distância. Além disso, os autores propuseram o uso de blocos residuais Fused-MBConv modificados, que incorporam o viés indutivo convolucionais na arquitetura.

O GC ViT surgiu para resolver as limitações dos modelos ViT anteriores, que apesar do progresso, o campo receptivo limitado das janelas locais restringia a capacidade de capturar informações de longo alcance, e esquemas de deslocamento de janelas apenas cubriam uma pequena fração do contexto global.

O diferencial do GC ViT é a sua capacidade de capturar informações globais sem a necessidade de operações custosas, como o deslocamento de janelas. Para isso, a cada estágio da sua arquitetura hierárquica, o modelo utiliza um gerador de consultas para extrair “tokens de query globais”. Esses tokens globais, que contêm informações contextuais de diferentes regiões da imagem, são então compartilhados entre todos os módulos de atenção global para interagir com as representações locais de chave e valor. A Figura 15 ilustra a diferença entre a atenção local e a atenção global com queries globais.

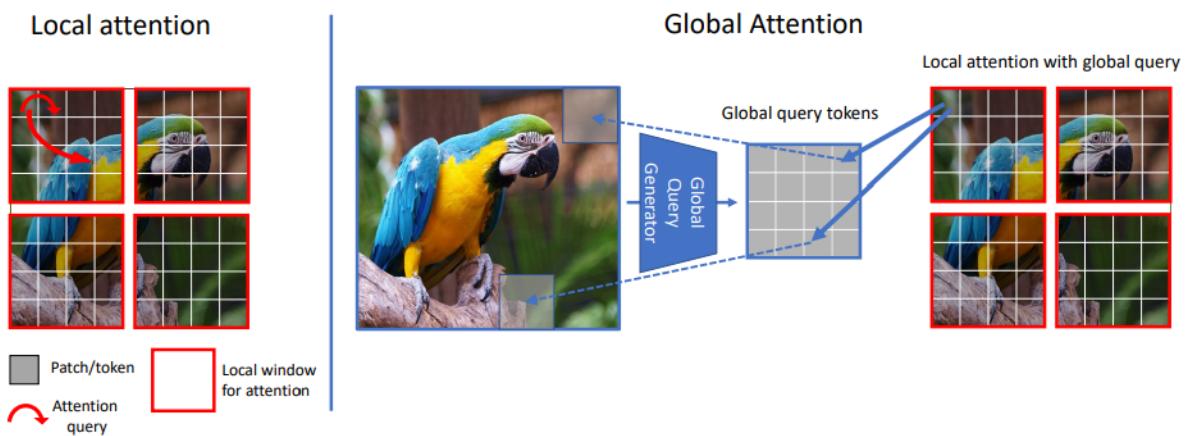


Figura 15 – Formulação da atenção no GC ViT. A atenção local (esquerda) é restrita a uma janela local. Na atenção global (direita), um gerador de queries extrai características de toda a imagem para formar tokens de query globais, que então interagem com os tokens de chave e valor locais, permitindo a captura de informações de longo alcance. Fonte: Hatamizadeh et al. (2023).

A arquitetura geral do GC ViT é apresentada na Figura 16. A cada estágio, blocos de atenção local e global são aplicados de forma alternada. Enquanto a atenção local modela as informações de curto alcance, a atenção global utiliza os queries pré-calculados pelo gerador de queries para interagir com as representações locais de chave e valor dentro de cada janela. A atenção global é formulada como:

$$\text{Attention}(q_g, k, v) = \text{Softmax} \left(\frac{q_g k}{\sqrt{d}} + b \right) v , \quad (2.9)$$

onde q_g são os queries globais, k e v são as chaves e valores locais, d é um fator de escala e b é um viés de posição relativa aprendido. Adicionalmente, o GC ViT incorpora blocos Fused-MBConv modificados, tanto no gerador de queries quanto nos módulos de *downsampling*, para introduzir um viés indutivo convolucional e modelar dependências entre canais.

O GC ViT é apresentado em diversas configurações, que variam em capacidade. Na classificação no ImageNet-1K, as variantes GC ViT-S (51 milhões de parâmetros) e GC ViT-B (90 milhões de parâmetros) atingiram acuráncias top-1 de 84,3% e 85,0%,

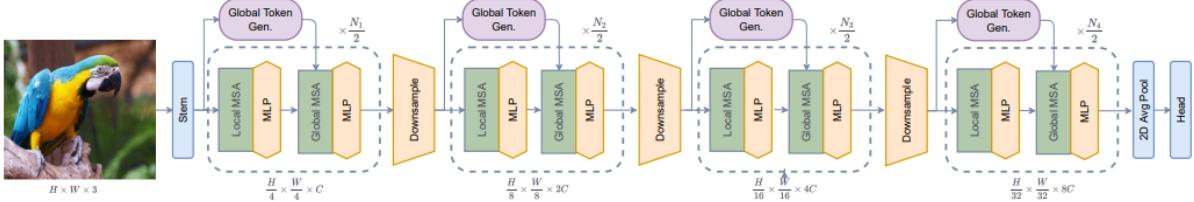


Figura 16 – Arquitetura do GC ViT. A cada estágio, um gerador de tokens extrai queries globais que interagem com as representações locais de chave e valor para capturar contexto de longo alcance. Fonte: Hatamizadeh et al. (2023).

respectivamente, com resolução de 224×224 e sem pré-treinamento. Esses resultados superam modelos de tamanho comparável, como o Swin-B (83,3%) e o MaxViT-B (84,9%).

2.4 Funções de Perda

A função de perda é um componente essencial no treinamento de modelos, pois orienta o processo de ajuste dos pesos da rede neural ao quantificar o erro entre as previsões do modelo e os rótulos verdadeiros. Neste trabalho, foram utilizadas duas funções de perda com o objetivo de compará-las: a entropia cruzada (*cross-entropy loss*) e a CORN (*Conditional Ordinal Regression for Neural Networks*).

2.4.1 Entropia Cruzada

A entropia cruzada é uma opção comum para problemas de classificação, pois mede o quanto bem as previsões do modelo se alinham com os rótulos reais. Ela é definida como:

$$J(\Theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^K y_k^{(i)} \log(\hat{p}_k^{(i)}), \quad (2.10)$$

onde $y_k^{(i)}$ é a probabilidade real da classe k para o exemplo i .

Ao penalizar mais fortemente casos em que o modelo está pouco confiante para a classe correta, a entropia cruzada de modo geral ajuda a melhorar a precisão do modelo para tarefas de classificação. No entanto, ela não leva em consideração a natureza ordinal das classes, o que se torna uma limitação em problemas onde a ordem das classes é relevante, como no problema abordado neste trabalho.

2.4.2 CORN (Conditional Ordinal Regression for Neural Networks)

Shi et al. (2023) propuseram um framework de regressão ordinal para redes neurais profundas, chamado CORN, que é projetado para lidar com tarefas de classificação ordinal, mantendo a consistência ordinal entre as classes.

Dado um problema de classificação com K classes e conjunto de treino $D = \{(x^{[i]}, y^{[i]})\}_{i=1}^N$, onde $x^{[i]}$ é a entrada e $y^{[i]}$ é o rótulo ordinal, o CORN divide o problema de classificação ordinal em $K - 1$ tarefas de classificação binária associadas com classes r_1, r_2, \dots, r_K , onde $y_k^{[i]} \in \{0,1\}$ indica se o exemplo $y^{[i]}$ excede a classe r_k ou não (Figura 17).

A saída da k -ésima tarefa binária $f_k(x^{[i]})$ representa a probabilidade condicional de que o exemplo $x^{[i]}$ exceda a classe r_k , e é calculada como:

$$f_k(x^{[i]}) = \hat{P}(y^{[i]} > r_k | y^{[i]} > r_{k-1}), \quad (2.11)$$

onde os eventos estão aninhados: $\{y^{[i]} > r_k\} \subseteq \{y^{[i]} > r_{k-1}\}$.

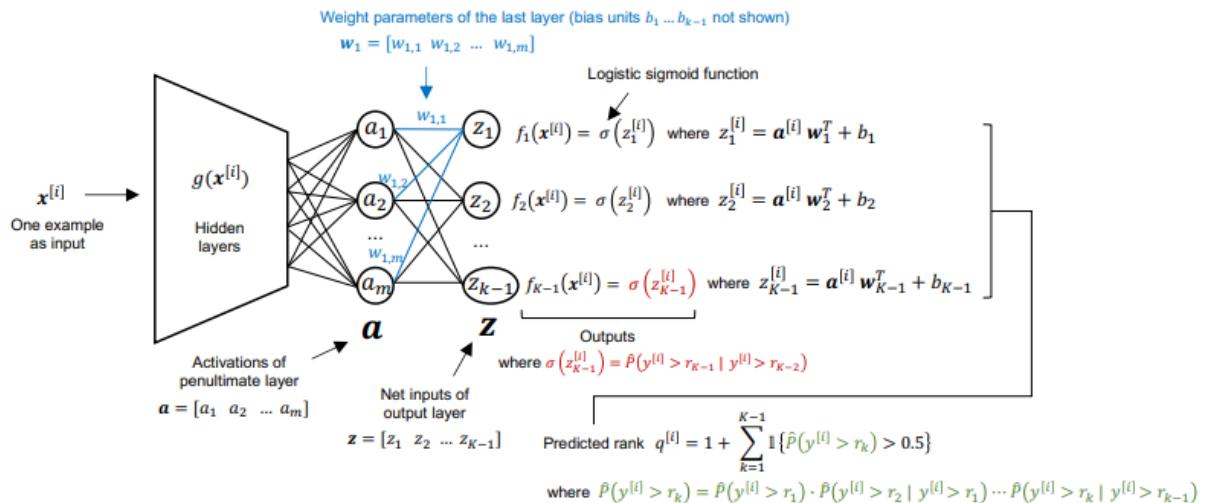


Figura 17 – Arquitetura do CORN. Fonte: Shi et al. (2023).

Com o objetivo de estimar $f_1(x^{[i]})$ e as probabilidades condicionais $f_2(x^{[i]}), \dots, f_{K-1}(x^{[i]})$, o modelo CORN utiliza uma rede neural com $K - 1$ saídas, onde cada saída é treinada para prever a probabilidade de que o rótulo ordinal excede a classe correspondente. Para isso, são construídos subconjuntos de treino condicionais da seguinte maneira:

$$\begin{aligned} S_1 &: \text{todo } \{(x^{[i]}, y^{[i]})\}, \text{ para } i \in \{1, \dots, N\}, \\ S_2 &: \{(x^{[i]}, y^{[i]}) | y^{[i]} > r_1\}, \\ &\dots \\ S_{K-1} &: \{(x^{[i]}, y^{[i]}) | y^{[i]} > r_{K-2}\}, \end{aligned} \quad (2.12)$$

onde $N = |S_1| \geq |S_2| \geq |S_3| \geq \dots \geq |S_{K-1}|$, e $|S_k|$ é o número de exemplos no subconjunto S_k .

Para treinar o modelo CORN, seja $f_j(x^{[i]})$ o valor predito pela rede neural para o j -ésimo nó da camada de saída, a função de perda a ser minimizada é definida como:

$$L(X, y) = -\frac{1}{\sum_{j=1}^{K-1} |S_j|} \sum_{j=1}^{K-1} \sum_{i=1}^{|S_j|} [\log(f_j(x^{[i]})) \cdot \mathbb{I}(y^{[i]} > r_j) + \log(1 - f_j(x^{[i]})) \cdot \mathbb{I}(y^{[i]} \leq r_j)], \quad (2.13)$$

onde $\mathbb{I}(\cdot)$ é a função indicadora, que retorna 1 se a condição for verdadeira e 0 caso contrário. Essa função de perda penaliza as previsões incorretas de forma proporcional à distância ordinal entre as classes, permitindo que o modelo aprenda a estrutura ordinal dos rótulos. Por fim, para obter o índice da classe predita q do i -ésimo exemplo, basta calcular:

$$q^{[i]} = 1 + \sum_{j=1}^{K-1} \mathbb{I}(\hat{P}(y^{[i]} > r_j) > 0.5), \quad (2.14)$$

onde a classe predita será $r_{q^{[i]}}$.

2.5 Avaliação e métricas de desempenho

Para avaliar o desempenho dos modelos na tarefa de classificação da severidade da OA de joelho, foram empregadas as métricas mais comuns, como acurácia, precisão, revocação, F1-score e *Quadratic Weighted Kappa* (QWK). A matriz de confusão foi utilizada para visualizar a distribuição das previsões corretas e incorretas entre as diferentes classes. Além disso, para o cenário de classificação binária, foi utilizada a métrica AUC-ROC (Área Sob a Curva da Característica de Operação do Receptor), que avalia a capacidade do modelo em distinguir entre duas classes. Essas métricas são amplamente utilizadas em problemas de classificação e fornecem uma visão abrangente do desempenho dos modelos. Para o cálculo dessas métricas, foram adotados os seguintes acrônimos nas respectivas fórmulas:

- TP é o número de verdadeiros positivos,
- TN é o número de verdadeiros negativos,
- FP é o número de falsos positivos,
- FN é o número de falsos negativos.

2.5.1 Acurácia

A acurácia mede a proporção de previsões corretas em relação ao total de exemplos. Ela pode ser calculada pela fórmula:

$$\text{Acurácia} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.15)$$

2.5.2 Precisão

A precisão indica a proporção de exemplos classificados como positivos que realmente são positivos. Ela é calculada pela fórmula:

$$\text{Precisão} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.16)$$

2.5.3 Revocação

A revocação (ou *recall* do inglês) mede a capacidade do modelo de identificar corretamente todos os exemplos positivos. É definido como:

$$\text{Revocação} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.17)$$

2.5.4 F1-Score

O F1-score é a média harmônica entre a precisão e a revocação, e é uma métrica útil quando busca-se um equilíbrio entre os dois. A fórmula do F1-score é:

$$F1 = 2 \cdot \frac{\text{Precisão} \cdot \text{Recall}}{\text{Precisão} + \text{Recall}} \quad (2.18)$$

2.5.5 Quadratic Weighted Kappa (QWK)

O QWK é uma métrica que avalia a concordância entre as previsões do modelo e os rótulos reais, levando em consideração a característica ordinal das classes. É especialmente útil para este estudo devido à natureza ordinal das classes de severidade da OA de joelho, onde erros maiores são mais penalizados do que erros menores. O QWK é calculado pela seguinte fórmula:

$$QWK = 1 - \frac{\sum_{i,j} w_{ij} O_{ij}}{\sum_{i,j} w_{ij} E_{ij}}, \quad (2.19)$$

onde w_{ij} é a matriz de pesos que penaliza os erros de classificação, O_{ij} é a matriz de confusão observada e E_{ij} é a matriz de confusão esperada. O QWK varia entre -1 e 1, onde 1 indica concordância perfeita, 0 indica concordância aleatória e valores negativos indicam discordância.

2.5.6 Matriz de Confusão

A matriz de confusão é uma ferramenta para visualizar o desempenho do modelo de classificação, detalhando as previsões corretas e incorretas em cada classe. Ela apresenta os valores de TP , TN , FP e FN de forma estruturada, permitindo avaliar o desempenho em classes específicas.

	Previsto Positivo	Previsto Negativo
Verdadeiro Positivo	TP	FN
Verdadeiro Negativo	FP	TN

2.5.7 AUC-ROC

Para tarefas de classificação binária, a métrica AUC-ROC (Área Sob a Curva da Característica de Operação do Receptor) é bastante útil, pois mede a capacidade do modelo de separar as classes positivas e negativas. A curva ROC é um gráfico que exibe a taxa de verdadeiros positivos (sensibilidade) em função da taxa de falsos positivos. A AUC, por sua vez, quantifica a área sob essa curva, variando de 0 a 1, onde 0,5 representa um modelo aleatório e 1 representa um modelo perfeito. A AUC-ROC é calculada pela seguinte integral:

$$\text{AUC-ROC} = \int_0^1 \text{TPR}(FPR) \, dFPR, \quad (2.20)$$

onde TPR é a taxa de verdadeiros positivos e FPR é a taxa de falsos positivos.

2.5.8 Eficiência computacional

Além da performance em termos de métricas relacionadas à classificação, a eficiência computacional constitui um aspecto fundamental na avaliação de modelos de aprendizado profundo, especialmente em contextos com restrições de tempo ou recursos computacionais. Essa métrica torna-se ainda mais relevante quando se considera a aplicabilidade clínica dos modelos, onde a rapidez na inferência pode ser crucial para a tomada de decisão em tempo real.

Para mensurar a eficiência computacional, foram considerados dois aspectos principais: o tempo de treinamento e a quantidade de operações computacionais realizadas por cada modelo. O tempo de treinamento, medido em minutos, foi calculado por meio da diferença entre os instantes de término e início do processo de treinamento:

$$\text{Tempo de Treinamento} = \text{Tempo Final} - \text{Tempo Inicial}. \quad (2.21)$$

A segunda métrica adotada foi a quantidade estimada de operações de ponto flutuante, conhecida como FLOPs (*Floating Point Operations* do inglês), uma medida amplamente utilizada para quantificar o custo computacional associado à execução de modelos de redes neurais. A quantidade de FLOPs está diretamente relacionada à complexidade arquitetural do modelo, abrangendo as operações realizadas durante as fases de *forward* e *backward*, bem como o número de amostras e épocas de treinamento (Lohn and Musser, 2022).

Neste trabalho, a estimativa de FLOPs foi realizada com o auxílio da biblioteca *FLOPs Counter PyTorch* (Sovrasov, 2018-2024), que permite a análise do custo computacional por meio da instrumentação do modelo em PyTorch. Essa análise visa fornecer uma perspectiva complementar à avaliação de desempenho, destacando modelos que, além de eficazes, também são eficientes em termos de recursos computacionais, o que é especialmente relevante para implementação em ambientes com capacidade limitada, como dispositivos embarcados ou sistemas hospitalares com restrições de hardware.

2.5.9 Predição Conformal

A predição conformal é uma técnica estatística que fornece intervalos de confiança às previsões de qualquer modelo de aprendizado de máquina. Dada uma probabilidade de erro ϵ , o método gera, para cada nova entrada, um conjunto de possíveis rótulos que inclui a predição \hat{y} do modelo, com garantia teórica de que o rótulo verdadeiro estará nesse conjunto com probabilidade de ao menos $1 - \epsilon$ (Angelopoulos and Bates, 2021).

Considere um modelo classificador \hat{f} e um conjunto de imagens classificadas em uma das K classes possíveis. Para cada imagem x , o modelo atribui uma distribuição de probabilidades $\hat{f}(x) \in [0, 1]^K$ sobre as classes, geralmente obtida por meio da função *softmax*. Com base nessas probabilidades, utiliza-se um conjunto de calibração para então encontrar o conjunto de predição. Em resumo, a predição conformal é realizada da seguinte forma:

- Para cada par de imagem (x, y) do conjunto de calibração, calcula-se a pontuação de conformidade $s(x, y)$:

$$s(x, y) = \sum_{j=1}^k \hat{f}(x)_{\pi_j(x)}, \text{ onde } y = \pi_k(x) \quad (2.22)$$

e $\pi(x)$ é uma permutação dos rótulos de classe $\{1, \dots, K\}$, ordenada de acordo com a probabilidade atribuída pelo modelo, ou seja, $\hat{f}(x)_{\pi_1(x)} \geq \hat{f}(x)_{\pi_2(x)} \geq \dots \geq \hat{f}(x)_{\pi_K(x)}$. Em outras palavras, as probabilidades de cada classe são somadas até que se alcance a classe correta y .

2. Define-se o limiar de confiança \hat{q} como sendo o quantil $\lceil(n+1)(1-\epsilon)\rceil/n$ sobre s_1, \dots, s_n , onde $\lceil \cdot \rceil$ é a função teto.
3. Para um novo par de imagem de teste $(x_{\text{test}}, y_{\text{test}})$, forma-se o conjunto de predição $\{y : s(x_{\text{test}}, y_{\text{test}}) \leq \hat{q}\}$:

$$C(x_{\text{test}}) = \{\pi_1(x), \dots, \pi_k(x)\}, \text{ onde } k = \sup \left\{ k' : \sum_{j=1}^{k'} \hat{f}(x_{\text{test}})_{\pi_j(x_{\text{test}})} < \hat{q} \right\} + 1 \quad (2.23)$$

A predição conformal tem sido aplicada em diversas áreas, incluindo ciência forense, biometria e medicina, onde o objetivo é fornecer previsões mais confiáveis sobre a saída do modelo (Fontana et al., 2023). Por exemplo, Pereira et al. (2020) utilizaram a predição conformal para prever o intervalo de confiança da probabilidade de que pacientes com comprometimento cognitivo leve evoluam para demência.

2.5.9.1 Verificação de corretude

A verificação de corretude é uma técnica para testar se a predição conformal atende às garantias teóricas de cobertura, definida pelo Teorema 1. A ideia é verificar se o conjunto de predição $C(x)$ contém o rótulo verdadeiro y com probabilidade de pelo menos $1 - \epsilon$.

Teorema 1 (*Garantia de cobertura conformal; Vovk et al. (1999)*) Suponha $(X_i, Y_i)_{i=1, \dots, n}$ e $(X_{\text{test}}, Y_{\text{test}})$ são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.) e defina \hat{q} como o quantil $\lceil(n+1)(1-\epsilon)\rceil/n$ e $C(X_{\text{test}}) = \{y : s(X_{\text{test}}, y) \leq \hat{q}\}$. Então, o segue que:

$$P(Y_{\text{test}} \in C(X_{\text{test}})) \geq 1 - \epsilon. \quad (2.24)$$

Para calcular a cobertura C , é necessário executar o algoritmo de predição conformal em um conjunto de teste. A cobertura é então calculada como a proporção de casos em que o rótulo verdadeiro Y_{test} está contido no conjunto de predição $C(X_{\text{test}})$:

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbb{I}(Y_i \in C(X_i)), \quad (2.25)$$

onde N é o número de casos no conjunto de teste e \mathbb{I} é a função indicadora, que retorna 1 se a condição for verdadeira e 0 caso contrário. A cobertura deve ser comparada com o nível de confiança ϵ para verificar se a predição conformal atende às garantias teóricas.

2.5.10 Método de visualização

A visualização é uma técnica importante para avaliar quais foram as regiões da imagens que ajudaram o modelo a fazer determinada previsão. O método de visualização Grad-CAM (*Gradient-weighted Class Activation Mapping*) é uma técnica usada para interpretar e visualizar as decisões feitas por redes neurais convolucionais (RNCs). Em tarefas de classificação, como a avaliação da severidade da OA de joelho, entender quais regiões da radiografia contribuíram para a decisão do modelo é crucial para a validação e a confiança nos resultados do modelo.

O Grad-CAM fornece mapas de ativação que mostram quais partes da imagem foram mais influentes para a predição de uma classe específica (Selvaraju et al., 2016). Para isso, essa técnica utiliza os gradientes da saída da camada final da rede em relação às ativações das camadas intermediárias para gerar uma visualização da importância das regiões da imagem.

Primeiro, é gerado um mapa de localização a partir da RNC para classificar a imagem usando a técnica do *Class Activation Mapping* (CAM). O CAM utiliza mapas de características convolucionais, que são globalmente agrupados usando a técnica de *Global Average Pooling* (GAP) e transformados linearmente para produzir uma pontuação y_c para cada classe c . Especificamente, se a penúltima camada da RNC produz K mapas de características $A_k \in \mathbb{R}^{u \times v}$, esses mapas são agrupados espacialmente e combinados linearmente para gerar a pontuação:

$$y_c = \sum_k w_{ck} \frac{1}{Z} \sum_i \sum_j A_{kij}$$

Para produzir o mapa de localização L_c^{CAM} para a classe c , CAM calcula a combinação linear dos mapas de características finais usando os pesos aprendidos da camada final:

$$L_c^{CAM} = \sum_k w_{ck} A_k$$

Este mapa é então normalizado para o intervalo entre 0 e 1 para fins de visualização.

Em seguida, os gradientes são então globalmente averiguados (*pooling*) para obter pesos que indicam a importância de cada canal de ativação. Esses pesos são usados para ponderar as ativações da camada convolucional final. A seguinte fórmula representa este cálculo dos pesos:

$$\alpha_k^c = \frac{1}{Z} \sum_i \sum_j \frac{\partial y^c}{\partial A_{kij}}$$

O peso α_k^c representa a linearização parcial da rede e captura a importância de k para a classe c . Por fim, o mapa de ativação é obtido ao multiplicar as ativações ponderadas pelos pesos dos gradientes. Esse mapa é então normalizado e sobreposto na imagem original para mostrar as áreas mais influentes na decisão do modelo.

A fórmula para o Grad-CAM pode ser expressa como:

$$\text{Grad-CAM} = \text{ReLU} \left(\sum_k \alpha_k^c A^k \right)$$

Para esta pesquisa, a utilização do Grad-CAM permitiu a visualização das regiões das radiografias que o modelo considera mais relevantes para suas decisões de classificação. Isso não só facilita a interpretação dos resultados do modelo, mas também ajuda na validação de sua eficácia ao garantir que o modelo está focando nas áreas corretas da imagem, como o espaço articular do joelho.

3 Trabalhos Relacionados

A osteoartrite de joelhos é uma área de pesquisa ativa na medicina e na ciência da computação, especialmente com o advento de técnicas de visão computacional. Este capítulo revisa alguns trabalhos relevantes que abordam a detecção e classificação da doença, destacando as metodologias e resultados obtidos.

Em 2023, Tariq et al. (2023) apresentaram uma abordagem de classificação ordinal (5 classes) baseada em aprendizado profundo utilizando radiografias posteroanteriores de joelhos. O estudo aplicou a estratégia de aprendizado por transferência ao fazer o ajuste fino de modelos pré-treinados, como ResNet-34, VGG-19, DenseNet-121 e DenseNet-169, combinando suas saídas em um modelo de *ensemble* (Figura 18). Usando CORN como a função de perda, os autores alcançaram uma acurácia geral de 98% e 0,99 de QWK.

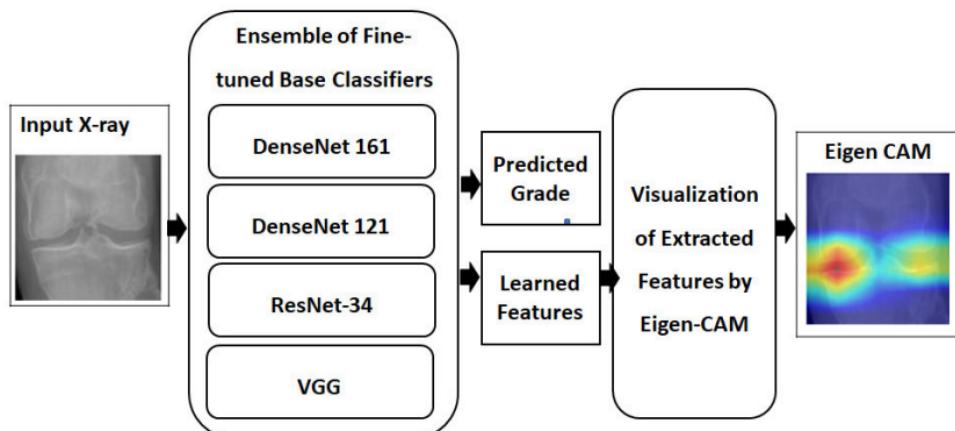


Figura 18 – Metodologia proposta por Tariq et al. (2023).

No mesmo ano, Domingues et al. (2023) propuseram um modelo de RNC baseado na arquitetura DenseNet-161, treinado com um conjunto de radiografias obtidas do Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto Musculoesquelético (ELSA-Brasil Musculoesquelético), para a classificação binária automática da OA de joelhos (Figura 19). Eles aplicaram diversas técnicas de pré-processamento, como rotação, desfoque gaussiano e inversão horizontal, e alcançaram uma AUC de 0,866 (IC 95%: 0,842-0,882), considerando uma média entre os subconjuntos de treino e teste. O modelo também pode ser calibrado por meio do ajuste de limiares (*threshold-moving*, do inglês) para alcançar uma acurácia máxima de 90,7% e uma sensibilidade de 93,8%.

Cueva et al. (2022) desenvolveram um sistema de diagnóstico por computação assistida (CAD) utilizando a técnica de ajuste fino do modelo ResNet-34 para detectar OA nos dois joelhos simultaneamente (Figura 20). Os autores resolveram o problema de desequilíbrio do conjunto de dados por meio de técnicas de *oversampling* e *data*

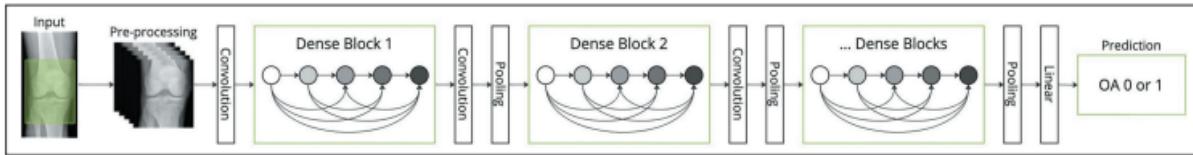


Figura 19 – Metodologia proposta por Domingues et al. (2023).

augmentation, como rotação aleatória e variação de cor. O modelo alcançou uma acurácia média de 61,71% em múltiplas classes, com melhor desempenho para as classes KL-0, KL-3 e KL-4 em comparação com KL-1 e KL-2 devido às sutis diferenças nos estágios intermediários.

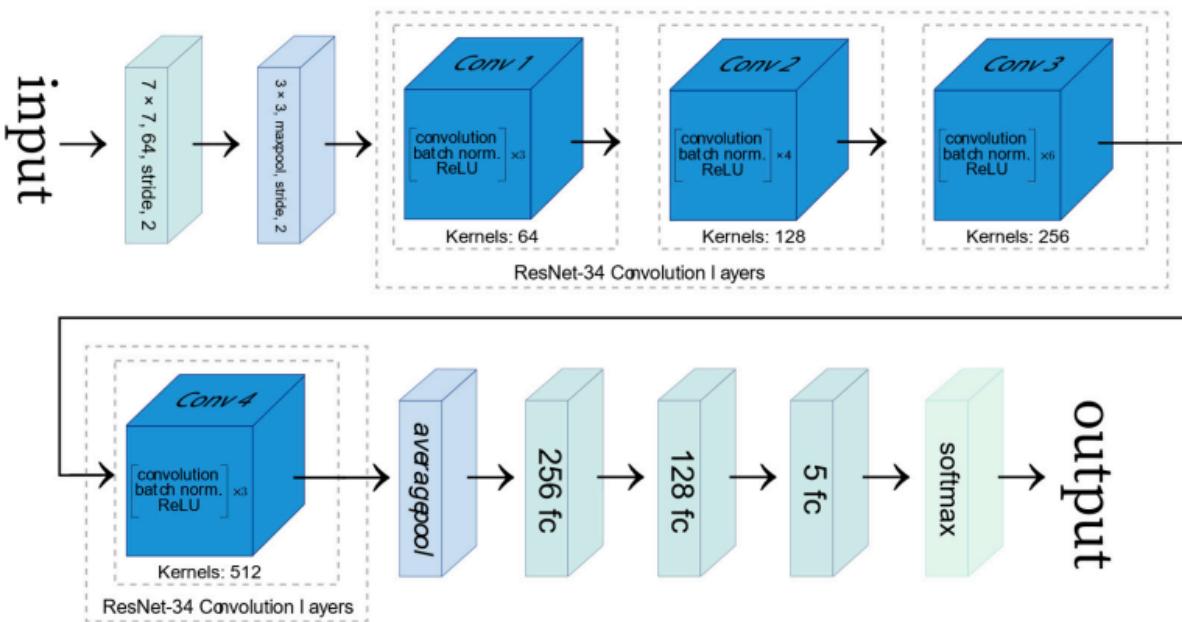


Figura 20 – Metodologia proposta por Cueva et al. (2022).

Utilizando uma outra abordagem, Yeoh et al. (2023) investigaram o uso de redes neurais convolucionais 3D para detecção binária de osteoartrite de joelhos a partir de imagens de ressonância magnética 3D. O estudo também utilizou transferência de aprendizado, transformando pesos de modelos pré-treinados em 2D para 3D. A abordagem permitiu capturar informações espaciais nas três dimensões, resultando em uma acurácia de 87,5% e um F1-score de 0,871 para o melhor modelo, o ResNet-34.

Com a introdução dos Vision Transformers (ViTs), novas possibilidades surgiram para trabalhar o mesmo problema, oferecendo uma alternativa às RNCs, por vezes superando-as em tarefas de classificação de imagens. Em 2023, Sekhri et al. (2023) introduziram uma abordagem utilizando o Swin Transformer para previsão da severidade da OA de joelhos. Para lidar com a alta similaridade entre os graus adjacentes da escala KL, implementaram uma arquitetura de múltiplas previsões composta por cinco redes MLP (Perceptron Multicamadas), cada uma dedicada a prever um grau específico de KL.

Além disso, para reduzir o desvio de dados entre os conjuntos de dados (OAI e MOST), congelaram as camadas MLP após o treinamento inicial em um conjunto de dados e continuaram treinando o extrator de características em outro para alinhar os espaços representacionais latentes. Essa abordagem alcançou acurácia de 70,17% e F1-score de 0,67 no conjunto de dados OAI, superando os métodos existentes do estado da arte.

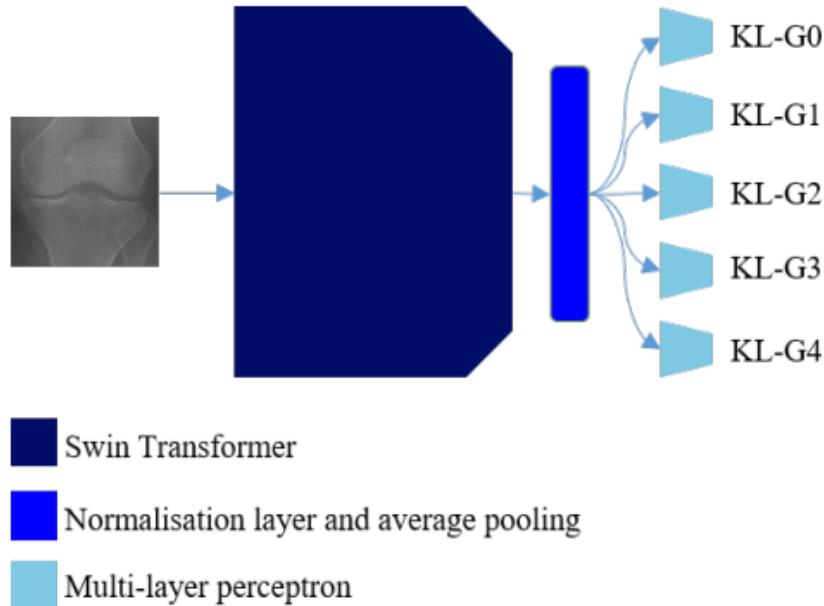


Figura 21 – Metodologia proposta por Sekhri et al. (2023).

Wang et al. (2024b) criaram um modelo baseado em ViT para detecção precoce da OA de joelhos, focando na distinção entre o grau KL-0 e KL-2 (Figura 22). A metodologia incorporou três inovações principais:

- Selective Shuffled Position Embedding (SSPE): Ao fixar o posicionamento de "patches-chave" (regiões com características de grau KL) e embaralhar os demais, o modelo foi forçado a focar nas áreas críticas afetadas pela OA.
- Estratégia de troca de patches-chave: Como técnica de aumento de dados, patches-chave de imagens candidatas foram trocados com a imagem alvo para gerar sequências de entrada diversas.
- Função de perda híbrida: Uma combinação de Label Smoothing Cross-Entropy (LSCE) para sequências mistas de grau KL e Cross-Entropy (CE) para sequências completas de grau KL foi otimizada para melhorar a generalização do modelo.

Essas estratégias resultaram em uma melhoria notável no desempenho de classificação, com o modelo alcançando uma acurácia de 89,80%.

Seguindo uma linha semelhante a este estudo, Apon et al. (2024) conduziram uma análise comparativa entre modelos ViT pré-existentes (DaViT, GC ViT, MaxViT)

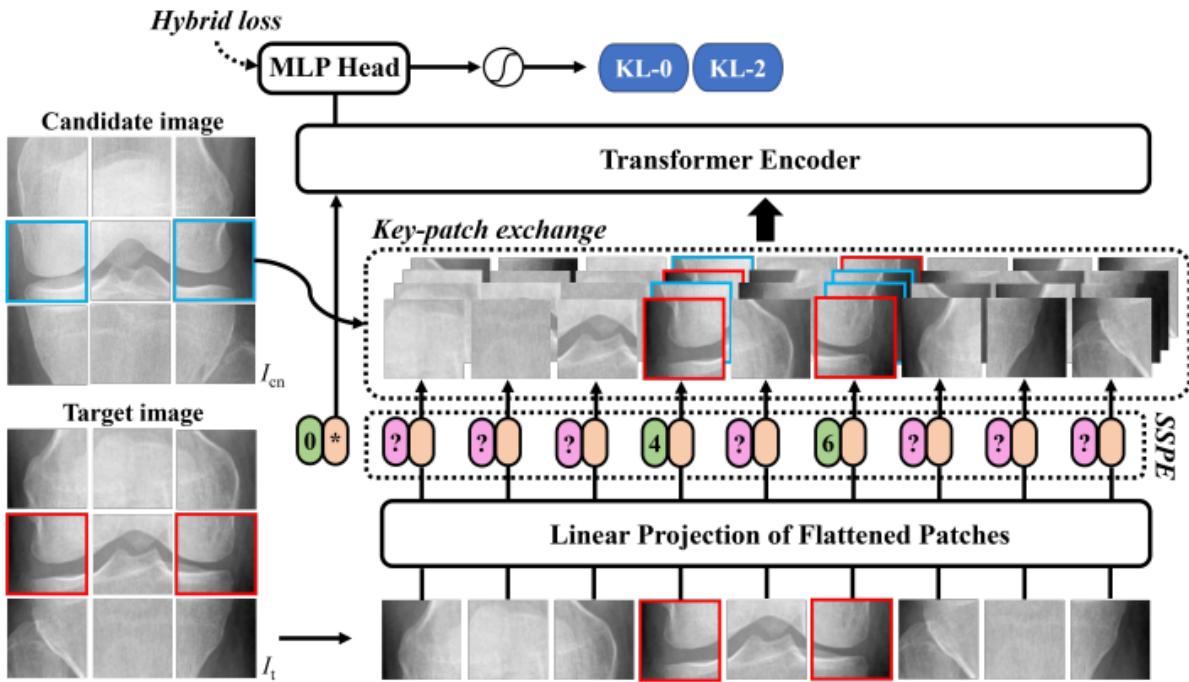


Figura 22 – Metodologia proposta por Wang et al. (2024b).

e RNCs tradicionais (Figura 23). Eles destacaram as forças arquitetônicas do DaViT com autoatenção dupla, do GC ViT com autoatenção de contexto global e do MaxViT com atenção multi-eixo. Esses modelos ViT se destacaram com as melhores métricas, alcançando uma acurácia máxima de 66,14%, precisão de 0,703, revocação de 0,614 e AUC superior a 0,835, superando consistentemente as RNCs (com acurácia entre 55-65%).

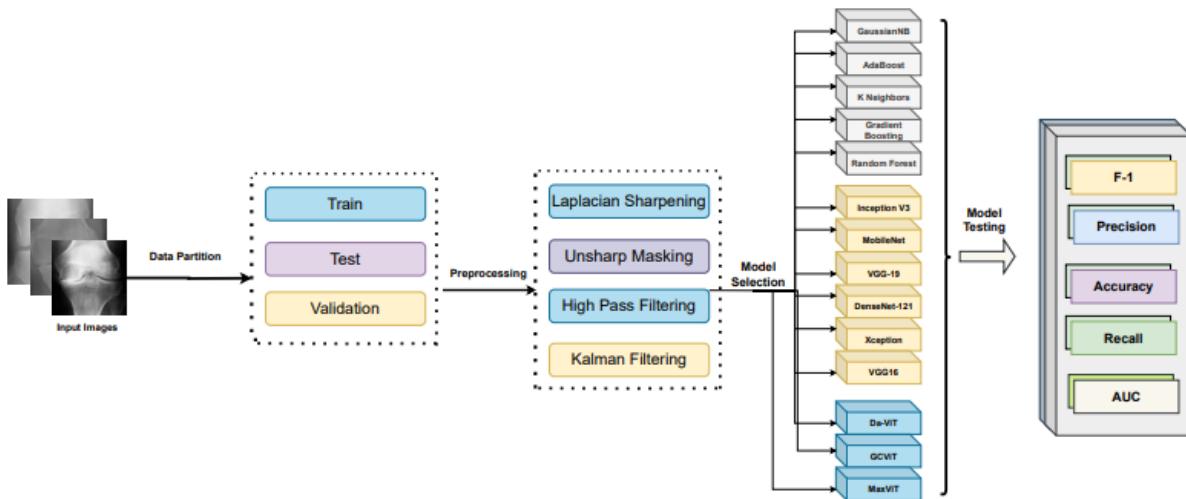


Figura 23 – Metodologia proposta por Apon et al. (2024).

4 Metodologia

Esta seção descreve a metodologia desenvolvida para comparar um conjunto de modelos de visão computacional, abrangendo tanto RNCs quanto ViTs, na tarefa de classificação da severidade da OA de joelho a partir de radiografias. A abordagem metodológica se baseia em quatro pilares principais: o uso de um conjunto de dados público, uma *pipeline* de pré-processamento, a aplicação de *transfer learning* para otimizar o treinamento dos modelos e uma avaliação robusta que abrange não apenas o desempenho preditivo, mas também a eficiência computacional, a quantificação de incerteza e a interpretabilidade dos modelos. Uma visão geral do processo é apresentada na Figura 24, que ilustra as etapas desde a coleta de dados até a avaliação final dos modelos.

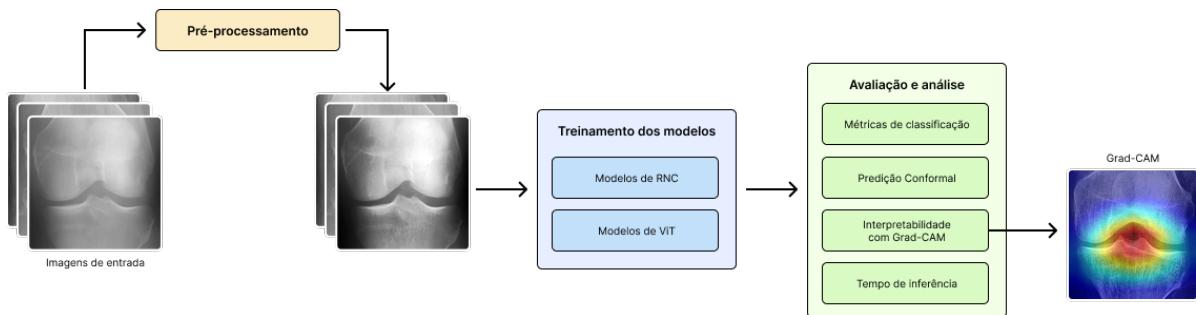


Figura 24 – Visão geral da metodologia adotada neste estudo, desde a coleta de dados até a avaliação dos modelos.

4.1 Coleta de dados

A base para qualquer modelo de aprendizado profundo é um conjunto de dados de alta qualidade. Para este estudo, foi utilizado o *dataset* de radiografias de joelho da Osteoarthritis Initiative (OAI), obtido através da plataforma Kaggle (Chen, 2018). Este conjunto de dados é amplamente utilizado na literatura científica (Tariq et al., 2023; Mohammed et al., 2023) e consiste em 9.786 radiografias classificadas por especialistas segundo a escala de Kellgren-Lawrence (KL), cuja distribuição é detalhada na Tabela 6. A sua vasta dimensão e anotações confiáveis fornecem uma base sólida para o treinamento e a validação dos modelos.

Todas as imagens possuem resolução de 224x224 pixels no formato PNG. Para garantir uma avaliação robusta, o conjunto de dados foi dividido em quatro subconjuntos distintos: treino (70%), validação (10%), teste (10%) e calibração (10%). Essa separação é uma prática recomendada que permite não apenas o treinamento (treino), o ajuste de hiperparâmetros (validação) e a avaliação final (teste) em dados não vistos, mas também a

Classe KL	Descrição	Total de imagens	% do total
0	saudável	3.857	40%
1	duvidoso	1.770	18%
2	mínimo	2.578	26%
3	moderado	1.286	13%
4	severo	295	3%
Total	-	9.786	100%

Tabela 6 – Número de radiografias por classe KL no conjunto de dados original.

quantificação de incerteza (calibração), como detalhado na subseção 2.5.9. A distribuição das classes em cada subconjunto é apresentada na Figura 25.

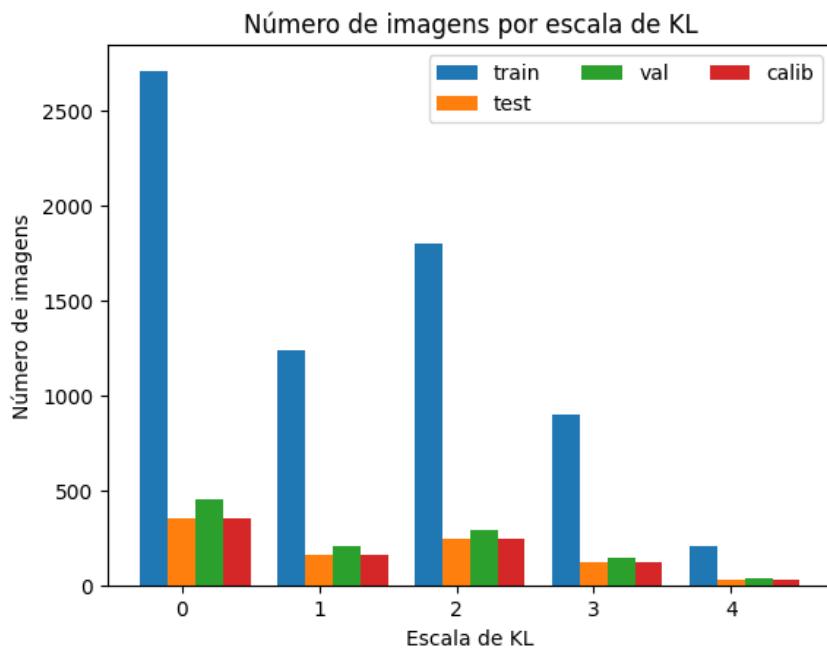


Figura 25 – Distribuição das radiografias por classe KL nos subconjuntos de treino, teste, validação e calibração.

4.2 Pré-processamento das imagens

Uma *pipeline* de pré-processamento foi aplicada para padronizar os dados e otimizar o aprendizado dos modelos. As técnicas foram aplicadas sequencialmente, visando aprimorar a qualidade da imagem e a robustez do treinamento.

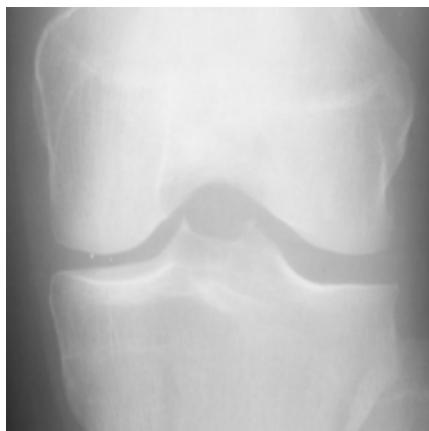
Neste estudo, o pré-processamento das radiografias foi estruturado em duas etapas: uma etapa geral e outra específica para cada modelo. O pré-processamento geral, realizado antes do treinamento, envolveu técnicas simples como conversão para escala de cinza e equalização de histograma, com o objetivo de melhorar a qualidade das imagens. Por sua vez, o pré-processamento específico, executado durante o treinamento, consistiu na adaptação das imagens aos requisitos de entrada de cada modelo, incluindo operações

como redimensionamento e normalização dos valores dos pixels. Adicionalmente, técnicas de aumento de dados foram empregadas para ampliar a variabilidade do conjunto de imagens e reduzir os efeitos do desbalanceamento entre as classes.

4.2.1 Equalização de Histograma

Para padronizar o contraste entre radiografias que podem ter sido obtidas com diferentes equipamentos e configurações, a equalização de histograma foi aplicada. Essa técnica redistribui a intensidade dos pixels, realçando detalhes sutis nas estruturas ósseas e no espaço articular, que são cruciais para a identificação de características da OA.

A implementação foi realizada com a biblioteca OpenCV (Itseez, 2015) do Python. A Figura 26(a) ilustra uma radiografia original do joelho, enquanto a Figura 26(b) mostra a mesma radiografia após a equalização de histograma. É possível observar que a equalização melhorou o contraste da imagem, tornando as estruturas ósseas mais visíveis. As respectivas distribuições de intensidade dos pixels antes e depois da equalização são apresentadas na Figura 27.



(a) Radiografia original.



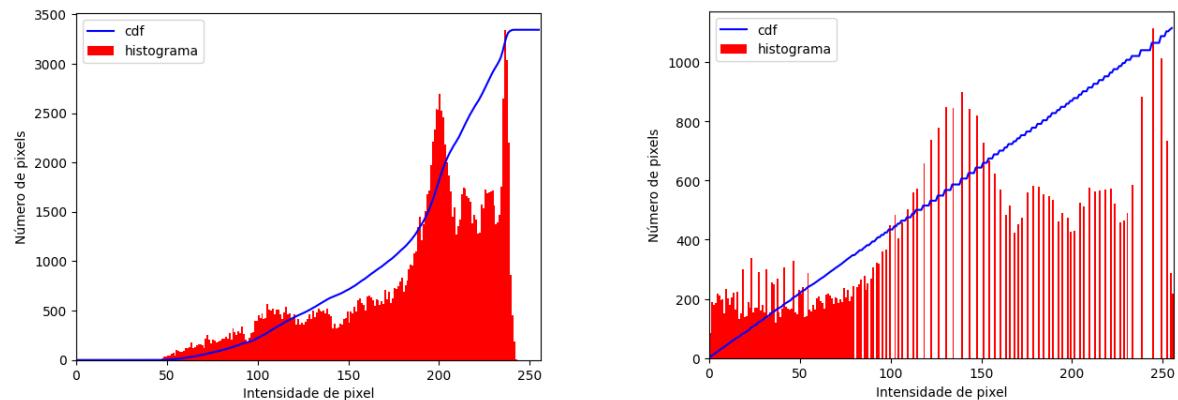
(b) Radiografia após equalização de histograma.

Figura 26 – Exemplo de equalização de histograma aplicada a uma radiografia de joelho.

4.2.2 Normalização

A normalização dos valores dos pixels é um passo crítico para a eficácia do *transfer learning*. Os valores de cada canal de cor foram padronizados para uma média de 0 e desvio padrão de 1.

Neste estudo, a normalização foi implementada em todos os subconjuntos de dados com a função `transforms.Normalize` da biblioteca PyTorch (Paszke et al., 2017), que aplica a normalização em cada canal (RGB), subtraindo a média e dividindo pelo desvio padrão. Para modelos RNC, como ResNet e VGG, utilizaram-se os valores convencionais para manter a compatibilidade com o pré-treinamento no ImageNet:



(a) Histograma da radiografia original. (b) Histograma da radiografia após equalização.

Figura 27 – Distribuições de intensidade dos pixels antes e depois da equalização de histograma.

- Média: 0.485, 0.456 e 0.406
- Desvio padrão: 0.229, 0.224 e 0.225

Para os ViTs, como o DeiT e o Swin Transformer, foram utilizados os valores específicos de normalização fornecidos por seus respectivos pacotes no Hugging Face.

4.2.3 Aumento de dados

Para aumentar a diversidade do conjunto de treinamento e mitigar o risco de *overfitting*, foram aplicadas transformações geométricas aleatórias em tempo de execução. As técnicas incluíram a inversão horizontal (reflexão), com probabilidade de 50%, e rotações leves limitadas a um intervalo de -10 a 10 graus. Essa estratégia expandiu artificialmente o *dataset*, expondo o modelo a uma maior variedade de exemplos e melhorando sua capacidade de generalização, especialmente para as classes minoritárias.

Antes das transformações serem aplicadas, no entanto, as imagens foram redimensionadas para o tamanho esperado pelo respectivo modelo, definido como 224x224 pixels para todos os modelos, exceto para o modelo Inception-v3, que requer imagens de 299x299 pixels.

4.2.4 Subamostragem

O desbalanceamento de classes, evidente na Tabela 6, com a classe 0 (saudável) representando 40% do total de imagens e a classe 4 (severo) apenas 3%, pode enviesar o modelo em favor das classes majoritárias. Para combater isso, foi aplicada a técnica de subamostragem no conjunto de treino, limitando o número de amostras por classe a 1.700. Embora essa abordagem resulte na perda de alguns dados das classes majoritárias, ela foi

escolhida por sua eficácia em forçar o modelo a dar igual importância a todas as classes, incluindo os estágios mais severos e menos frequentes da OA.

A técnica foi aplicada apenas no conjunto de treinamento, de modo a não comprometer a representatividade das distribuições nos conjuntos de validação, teste e calibração. Ela consistiu na seleção aleatória de um subconjunto das amostras das classes até um limite definido de 1.700 imagens por classe. Esse limite foi escolhido com base na classe 2 (mínima), que possui o maior número de imagens entre as classes com severidade, garantindo que todas as classes fossem representadas de forma equilibrada no conjunto de treinamento.

4.3 Treinamento dos modelos

A estratégia central de treinamento foi o uso de *transfer learning* a partir de modelos pré-treinados no *dataset* ImageNet-1K (Russakovsky et al., 2015). As arquiteturas, obtidas de repositórios como PyTorch e Hugging Face (Tabela 7), tiveram sua camada final de classificação substituída e adaptada ao número de classes esperado. A natureza do problema consiste em $K = 5$ classes, correspondendo às categorias de severidade da OA de joelho, mas para a função de perda CORN o número de classes considerado foi $K - 1$. Além disso, adotou-se a abordagem de ajuste fino (*fine-tuning*), na qual todos os pesos da rede foram liberados para treinamento, permitindo que o modelo se adaptasse completamente às especificidades das imagens radiográficas.

Modelo	Fonte	Parâmetros (M)	FLOPs (GMac)
ResNet-34	PyTorch	21.29	3.68
ResNet-50	PyTorch	23.52	4.13
ResNet-101	PyTorch	42.51	7.86
VGG-16	PyTorch	138.36	19.63
VGG-19	PyTorch	139.64	19.69
DenseNet-121	PyTorch	6.96	2.9
DenseNet-169	PyTorch	12.49	3.44
Inception-v3	PyTorch	25.12	2.85
DeiT-Distilled-Base	Hugging Face	85.8	16.95
DaViT-Base	PyTorch	86.93	57
MaxViT-Tiny	PyTorch	30.41	5.48
GCViT-Base	PyTorch	89.3	13.89
Swin-Base	PyTorch	86.75	10.55

Tabela 7 – Lista dos modelos utilizados neste estudo, com a fonte, o número de parâmetros e FLOPs estimados.

4.3.1 Hiperparâmetros

O treinamento foi realizado com os seguintes hiperparâmetros: otimizador Adam com taxa de aprendizado inicial de 1×10^{-4} , *batch size* de 28 imagens, e um total de 60 épocas. Um agendador (*scheduler*) reduziu a taxa de aprendizado por um fator de 10 a cada 5 épocas para refinar o ajuste dos pesos. Para evitar o *overfitting*, foi implementado um mecanismo de parada antecipada (*early stopping*) que monitorava a perda no conjunto de validação, com uma paciência de 5 épocas.

Reconhecendo a natureza inherentemente ordinal da escala KL, uma limitação frequentemente negligenciada em estudos de classificação, este trabalho adotou não apenas a função de perda *cross-entropy* como linha de base, mas também a função CORN. Esta última reformula o problema de K classes em $K - 1$ tarefas de classificação binária (por exemplo, "a classe é maior do que 0?", "a classe é maior do que 1?", etc.), penalizando erros de forma proporcional à sua distância ordinal, o que é conceitualmente mais adequado para a classificação de severidade. Essa escolha metodológica permite uma avaliação mais justa e clinicamente relevante do erro do modelo.

O modelo com a melhor acurácia de validação foi salvo para a avaliação final. Por sua vez, ela foi conduzida no conjunto de teste, produzindo o relatório de métricas de classificação descrita na seção 2.5, além de gerar as matrizes de confusão e as curvas AUC-ROC para cada modelo. A complexidade computacional de cada arquitetura, em termos de FLOPs e quantidade de parâmetros, foi estimada com auxílio da biblioteca *ptflops* (Sovrasov, 2018-2024). Todos os resultados, incluindo métricas, tempos de execução e medidas de complexidade, foram armazenados em formato JSON para análise posterior.

4.3.2 Ambiente de execução

Todos os modelos foram executados na plataforma Google Colab, utilizando uma NVIDIA T4 GPU com 16 GB de memória, adequada para a tarefa de *fine tuning* em modelos pequenos. A escolha dessa plataforma foi motivada pela sua acessibilidade e capacidade de fornecer recursos computacionais adequados a um custo reduzido.

4.4 Avaliação e Análise Complementar

Para ir além das métricas de desempenho tradicionais e abordar a necessidade crítica de confiança e transparência em sistemas de IA para medicina, a metodologia de avaliação foi enriquecida com três análises complementares: quantificação da incerteza das previsões, avaliação do tempo de inferência e interpretação das decisões dos modelos. Essas análises são fundamentais para entender não apenas o desempenho preditivo, mas também a aplicabilidade prática em cenários clínicos, diferenciando este estudo de outros

trabalhos semelhantes.

4.4.1 Predição Conformal

Para quantificar a incerteza, foi aplicada a predição conformal. Em vez de uma única classe, essa técnica produz um conjunto de predição (por exemplo, $\{1, 2\}$) que é garantido conter a classe verdadeira com uma probabilidade especificada (neste caso, 95%). Isso fornece uma medida de confiabilidade essencial para aplicações clínicas.

O conjunto de calibração foi usado para determinar os limiares de confiança para cada modelo. Para aqueles treinados com *cross-entropy*, o limiar de confiança \hat{q} foi calculado seguindo a abordagem descrita na subseção 2.5.9, onde os *scores* foram obtidos a partir das previsões do modelo. No entanto, para modelos treinados com o CORN foi adotada uma abordagem alternativa, tratando a saída da última camada como um conjunto de tarefas binárias ordenadas, que é exatamente como o CORN opera. Assim, para um problema com K classes KL, a predição conformal sobre o CORN foi aplicada da seguinte forma:

- Para cada exemplo do conjunto de calibração e cada $k \in \{0, \dots, K - 2\}$ com probabilidade prevista p_k :
 - Se $y_{\text{true}} > k$, score = $1 - p_k$.
 - Se $y_{\text{true}} \leq k$, score = p_k .
- O limiar de confiança \hat{q}_k foi calculado da mesma forma que na abordagem tradicional. Durante a inferência, para cada k , a classe $k + 1$ foi adicionada ao intervalo de predição se $1 - p_k \leq \hat{q}_k$. Por exemplo, $\hat{y} \in [0, 2]$ se apenas k_0 e k_1 estiverem acima do limiar de confiança.

4.4.2 Análise do Tempo de Inferência

A viabilidade de um modelo em um ambiente clínico depende não só da sua acurácia, mas também da sua velocidade. Para medir a eficiência prática, o tempo de inferência de cada modelo foi cronometrado. O processo foi repetido 50 vezes para cada arquitetura, e a média foi registrada, fornecendo uma métrica robusta para comparar a velocidade de predição em um cenário com hardware realista.

4.4.3 Análise de Interpretabilidade com Grad-CAM

Para promover a transparência e a confiança nos modelos, a técnica de visualização Grad-CAM foi utilizada. Ela gera mapas de calor que sobrepõem a radiografia, indicando quais regiões foram mais importantes para a decisão do modelo. Essas visualizações foram geradas para todos os modelos para permitir uma análise qualitativa, verificando se as

arquiteturas estavam focando em áreas clinicamente relevantes (como o espaço articular) e comparando as diferenças entre os modelos RNC e ViT.

A implementação foi realizada com a biblioteca *pytorch-grad-cam* (Gildenblat and contributors, 2021), que facilita a aplicação do Grad-CAM em modelos treinados com PyTorch. As camadas escolhidas para a geração dos mapas de calor variou de acordo com a arquitetura do modelo, sendo as últimas camadas convolucionais para os RNCs e a última camada de atenção para os ViTs. A Tabela 8 resume as camadas selecionadas para cada arquitetura.

Arquitetura	Camada escolhida
ResNet	model.layer4[-1]
VGG	model.features[-1]
DenseNet	model.features[-1]
Inception-v3	model.Mixed_7c
DeiT-Distilled-Base	model.model.deit.encoder.layer[-1].layernorm_before
DaViT-Base	model.stages[3].blocks[0][1].norm1
MaxViT-Tiny	model.blocks[-1].layers[-1].layers[-1].attn_layer[0]
GCViT-Base	model.stages[-1].blocks[-1].norm2
Swin-Base	model.features[-1][-1].norm1

Tabela 8 – Lista das camadas escolhidas para a geração dos mapas de calor Grad-CAM.

5 Resultados

Este capítulo apresenta os resultados obtidos e discute as implicações do estudo comparativo. Os resultados são apresentados em tabelas e gráficos, seguidos de uma análise detalhada do que fora observado.

5.1 Métricas Gerais de Desempenho

Os resultados das métricas de desempenho geral dos modelos de RNC e ViT são apresentados na Tabela 9. A acurácia geral variou de 0.6894 (DeiT-Distilled-B) a 0.7885 (DenseNet-169), com o modelo DenseNet-169 alcançando a maior acurácia com uso da entropia cruzada. No entanto, considerando a característica ordinal da classificação, a métrica QWK oferece uma visão mais precisa do desempenho dos modelos. O modelo DenseNet-121 obteve o melhor QWK de 0.8878, seguido pelo GCViT-B com QWK de 0.8832, ambos com uso da entropia cruzada. No geral, esses resultados sugerem que os modelos da família DenseNet foram particularmente úteis para capturar as características visuais da OA de joelho, principalmente devido à sua arquitetura densa que permite que as camadas mais profundas acessem diretamente as características de baixo nível, sem precisar reaprendê-las (Huang et al., 2017).

A avaliação comparativa das funções de perda revelou um claro *trade-off* entre a acurácia categórica e a correção ordinal. Na maioria dos cenários, os modelos treinados com a função de perda de entropia cruzada apresentaram um desempenho superior em termos de acurácia, com uma média de 1,58% a mais em relação aos seus equivalentes treinados com a função CORN. Isso sugere que a entropia cruzada é mais eficaz para maximizar o número de classificações exatamente corretas.

Em contrapartida, a função CORN demonstrou sua superioridade em métricas que avaliam a natureza ordinal do problema. Observou-se um aumento médio de 1,06% no QWK, como exemplificado pelo modelo Inception-v3, cujo QWK aumentou de 0.8571 para 0.8813. Adicionalmente, houve uma redução de 0,89% no Erro Absoluto Médio (MAE), confirmando a eficácia do CORN em minimizar a magnitude dos erros de predição.

Portanto, a escolha da função de perda está muito ligada ao objetivo da aplicação. Para maximizar a precisão categórica, a entropia cruzada é a abordagem preferível. No entanto, em um contexto de suporte à decisão clínica, onde um erro ordinal pequeno (por exemplo, prever KL-2 para um KL-3 real) é significativamente menos crítico do que um erro grande (por exemplo, prever KL-0), a função CORN é mais adequada. Isso se deve à sua capacidade de gerar modelos que, mesmo quando erram, produzem previsões mais

Modelo	Função de perda	Acurácia	QWK	MAE
ResNet-34	Entropia cruzada	0.7258	0.8475	0.3282
ResNet-34	CORN	0.7203	0.8568	0.3194
ResNet-50	Entropia cruzada	0.7478	0.8509	0.3095
ResNet-50	CORN	0.7379	0.8779	0.2874
ResNet-101	Entropia cruzada	0.7445	0.8556	0.3040
ResNet-101	CORN	0.7214	0.8633	0.3128
VGG-16	Entropia cruzada	0.7159	0.8534	0.3293
VGG-16	CORN	0.7115	0.8614	0.3216
VGG-19	Entropia cruzada	0.7048	0.8522	0.3370
VGG-19	CORN	0.7037	0.8596	0.3260
DenseNet-121	Entropia cruzada	0.7709	0.8878	0.2599
DenseNet-121	CORN	0.7357	0.8830	0.2852
DenseNet-169	Entropia cruzada	0.7885	0.8811	0.2522
DenseNet-169	CORN	0.7324	0.8767	0.2919
Inception-v3	Entropia cruzada	0.7247	0.8571	0.3172
Inception-v3	CORN	0.7533	0.8813	0.2742
DeiT-Distilled-B	Entropia cruzada	0.6938	0.8321	0.3634
DeiT-Distilled-B	CORN	0.6960	0.8514	0.3381
DaViT-B	Entropia cruzada	0.7709	0.8758	0.2687
DaViT-B	CORN	0.7357	0.8700	0.2974
MaxViT-T	Entropia cruzada	0.7467	0.8778	0.2841
MaxViT-T	CORN	0.7456	0.8800	0.2819
GCViT-B	Entropia cruzada	0.7555	0.8832	0.2742
GCViT-B	CORN	0.7335	0.8804	0.2896
Swin-B	Entropia cruzada	0.7059	0.8463	0.3425
Swin-B	CORN	0.7026	0.8617	0.3293

Tabela 9 – Métricas de desempenho de cada modelo na tarefa de classificar a OA de joelho em cinco classes, considerando as funções de perda Entropia Cruzada e CORN.

próximas do rótulo verdadeiro, alinhando-se melhor à relevância clínica dos erros.

5.2 Métricas de Desempenho por Classe

A análise detalhada dos F1-scores por classe, apresentada na Tabela 10, revela padrões de desempenho que vão além da simples identificação de um modelo superior. Os resultados expõem a complexidade intrínseca da classificação da escala KL e destacam como diferentes arquiteturas respondem a cada estágio da doença.

A tabela revela a observação central onde o desempenho dos modelos é consistentemente baixo na classe KL-1 (duvidoso). Nenhum modelo, independentemente da arquitetura (RNC ou ViT) ou da função de perda, consegui superar um F1-score de 0.60 para esta classe, com o melhor sendo o DenseNet-169 (0.5970) e o pior sendo o VGG-19 (0.3750). Esse resultado sugere que a classe KL-1 é inherentemente ambígua e inconsistente,

assim como diz Spector and Cooper (1993). Ela representa um estágio da OA, onde os achados radiológicos, como um possível estreitamento do espaço articular ou a formação de osteófitos, são muito sutis. Como consequência, essa classe sofre com a sobreposição de características entre as classes adjacentes, tornando a classificação pelos modelos mais desafiadora.

Em forte contraste com a classe KL-1, as classes nos extremos da escala, KL-0 (saudável) e KL-4 (severo), apresentam F1-scores consistentemente altos na maioria dos modelos. Para a classe KL-0, modelos como DenseNet-121 (0.8454) e GCViT-B (0.8409) demonstraram uma boa capacidade de identificar corretamente um joelho saudável. Já para a classe KL-4, os resultados são ainda mais expressivos, com modelos como DaViT-B e MaxViT-T alcançando F1-scores muito elevados (ambos com 0.9310).

As classes KL-2 (mínimo) e KL-3 (moderado) representam estágios onde a doença já está presente e o desempenho dos modelos foi mais equilibrado. Modelos como DaViT-B (0.9212 para KL-3) e DenseNet-169 (0.9016 para KL-3) mostraram uma capacidade notável de distinguir os estágios intermediários da doença.

Essa análise por classe não apenas valida a decisão de realizar experimentos excluindo a classe KL-1, mas também confirma que o desempenho dos modelos está fortemente alinhado à realidade clínica da OA de joelho: alta certeza nos casos extremos e dificuldade na zona de transição (KL-1).

5.3 Eficiência Computacional

A análise dos tempos de treinamento e inferência, apresentada na Tabela 11, revela distinções cruciais entre os modelos e funções de perda, oferecendo um respaldo da aplicação prática e que complementa as métricas de desempenho preditivo.

O tempo de inferência por imagem é uma métrica crítica para a aplicação clínica, e as RNCs demonstram uma vantagem sobre os ViTs. Modelos como ResNet-34 (1,55 ms/imagem), ResNet-50 (2,87 ms/imagem) e DenseNet/121 (3,11 ms/imagem) são os mais rápidos, estabelecendo uma linha de base de alta eficiência. Suas arquiteturas são bem otimizadas para o hardware de GPU, o que permite um processamento rápido.

Em contraste, os ViTs apresentaram tempos de inferência significativamente mais altos. O mais rápido entre eles, MaxViT-T (6,92 ms/imagem), já é mais de duas vezes mais lento do que as RNCs eficientes. Essa disparidade pode ser justificada pela natureza das operações. Embora ViTs tenham alcançado complexidade computacional linear em relação ao tamanho de imagem, como citam Ding et al. (2022) e Tu et al. (2022), seus blocos de atenção ainda envolvem operações de multiplicação de matrizes em larga escala que são mais custosas do que as operações de convolução. Isso também pode ser visualizado na

Tabela 7, na coluna de FLOPs (GMac).

A literatura sobre modelos como MaxViT e DaViT foca em tornar a atenção global mais eficiente e de fato tornam, mas os resultados práticos da Tabela 11 demonstram que, na GPU utilizada, a sobrecarga computacional da auto-atenção ainda é um obstáculo significativo para a inferência quando comparada às RNCs.

5.4 Análise Quantitativa

A predição conformal foi aplicada para quantificar a incerteza dos modelos, gerando conjuntos de predição com um nível de confiança estatisticamente garantido de 95%. A análise dos resultados da Tabela 12 sugere um *trade-off* entre a robustez da garantia de cobertura e a utilidade prática dos conjuntos de predição.

Como descrito na subseção 2.5.9, a cobertura mede a porcentagem de vezes que a classe verdadeira esteve contida no conjunto de predição conformal no conjunto de teste. Modelos com entropia cruzada demonstraram uma cobertura muito alta, consistentemente alcançando valores de 100%, como é o caso do ResNet-50, VGG-16, DenseNet-121, DeiT-Distilled e Swin-B. Embora isso satisfaça a garantia teórica de cobrir pelo menos 95% dos casos, valores altos sugerem que o método é excessivamente conservador, com valores de \hat{q} muito alto.

Já a cobertura para os modelos com CORN for mais variável, geralmente situando-se mais próxima ao objetivo de 95%, exemplo do ResNet-50 (93,61%) e Inception-v3 (94,16%). No entanto, alguns modelos apresentaram uma cobertura abaixo do esperado, como o DenseNet-121, com 86,67%, indicando que a abordagem ordinal, embora mais “justa” em sua calibração, pode ser menos estável em garantir a cobertura em todos os casos.

A utilidade do método de predição conformal é inversamente proporcional ao tamanho dos conjuntos de predição gerados, ou seja, conjuntos menores indicam maior confiança e são mais informativos. Nesse sentido, a abordagem ordinal com CORN desmonstrou uma superioridade.

5.5 Interpretabilidade dos Modelos

Para garantir que o desempenho quantitativo dos modelos seja acompanhado de um processo de decisão clinicamente relevante, foi realizada uma análise qualitativa utilizando a técnica de Grad-CAM. A análise revelou padrões consistentes e distintos entre as arquiteturas, reforçando a confiabilidade dos modelos de melhor desempenho. A Tabela 13 ilustra as Grad-CAMs para os modelos que tiveram o melhor desempenho preditivo.

Uma observação fundamental foi que os modelos de modo geral focaram sua atenção em regiões cruciais para o diagnóstico da OA, como o espaço articular. Por exemplo, como ilustrado na Tabela 13, para uma classificação correta de KL-3 (moderado), o mapa de calor evidencia uma forte ativação sobre o espaço articular com o menor estreitamento (lado esquerdo). Esse comportamento foi observado na grande maioria das previsões corretas, indicando que os modelos não apenas acertaram a classe, mas o fizeram com base nos mesmos indicadores visuais que um radiologista utilizaria, aumentando a confiança em sua validade clínica.

Além disso, o Grad-CAM revelou estratégias visuais distintas entre as RNCs e os ViTs. Para a mesma radiografia de entrada, as RNCs tenderam a produzir mapas de calor mais focados e localizados. Sua atenção se concentrou onde existem bordas de alta frequência, ou seja, nos espaços articulares. Isso reflete o forte viés indutivo das convoluções para a detecção desses padrões locais.

Por outro lado, os ViTs geraram maps de calor mais difusos e contextuais. Em vez de focar em um único ponto, a atenção frequentemente se espalhou por uma região mais ampla, como é o caso dos modelos DaViT-B e MaxViT-T. Isso também está alinhado com a capacidade dos transformers de modelar relações de longo alcance.

Modelo	Função de perda	Média Macro	KL-0	KL-1	KL-2	KL-3	KL-4
ResNet-34	Entropia cruzada	0.7384	0.7932	0.4669	0.7187	0.8465	0.8667
ResNet-34	CORN	0.7431	0.8034	0.5117	0.6837	0.8354	0.8814
ResNet-50	Entropia cruzada	0.7722	0.7983	0.5257	0.7364	0.8852	0.9153
ResNet-50	CORN	0.7564	0.8239	0.5158	0.7244	0.8326	0.8852
ResNet-101	Entropia cruzada	0.7726	0.7983	0.5683	0.7277	0.8534	0.9153
ResNet-101	CORN	0.7359	0.8142	0.4932	0.6920	0.8412	0.8387
VGG-16	Entropia cruzada	0.7276	0.8063	0.4201	0.6912	0.8537	0.8667
VGG-16	CORN	0.7384	0.7935	0.4358	0.7042	0.8583	0.9000
VGG-19	Entropia cruzada	0.7066	0.7898	0.3750	0.7146	0.8468	0.8070
VGG-19	CORN	0.7268	0.7935	0.4216	0.6949	0.8667	0.8571
DenseNet-121	Entropia cruzada	0.7777	0.8454	0.5378	0.7537	0.8807	0.8710
DenseNet-121	CORN	0.7563	0.8192	0.4890	0.7292	0.8439	0.9000
DenseNet-169	Entropia cruzada	0.8061	0.8384	0.5970	0.7780	0.9016	0.9153
DenseNet-169	CORN	0.7583	0.8066	0.5433	0.7097	0.8608	0.8710
Inception-v3	Entropia cruzada	0.7487	0.7959	0.4734	0.7166	0.8455	0.9123
Inception-v3	CORN	0.7811	0.8067	0.5464	0.7589	0.8780	0.9153
DeiT-Distilled-B	Entropia cruzada	0.7206	0.7670	0.3938	0.6790	0.8631	0.9000
DeiT-Distilled-B	CORN	0.7378	0.7527	0.4230	0.7157	0.8852	0.9123
DaViT-B	Entropia cruzada	0.7968	0.8111	0.5401	0.7807	0.9212	0.9310
DaViT-B	CORN	0.7622	0.7912	0.4756	0.7510	0.8807	0.9123
MaxViT-T	Entropia cruzada	0.7649	0.8329	0.4986	0.7143	0.8787	0.9000
MaxViT-T	CORN	0.7728	0.8333	0.4945	0.7100	0.8952	0.9310
GCViT-B	Entropia cruzada	0.7720	0.8409	0.5128	0.7136	0.8926	0.9000
GCViT-B	CORN	0.7459	0.8093	0.4501	0.7463	0.8760	0.8475
Swin-B	Entropia cruzada	0.7237	0.7944	0.4037	0.6795	0.8595	0.8814
Swin-B	CORN	0.7261	0.7994	0.4261	0.6681	0.8405	0.8966

Tabela 10 – Métrica F1-score para cada uma das cinco classes e modelo, considerando as funções de perda Entropia Cruzada e CORN.

Modelo	Função de perda	Treinamento (min)	Inferência média/batch (ms)	Inferência média/imagem (ms)
ResNet-34	Entropia Cruzada	33.46	43.53	1.55
ResNet-34	CORN	89.29	43.71	1.56
ResNet-50	Entropia Cruzada	14.55	80.45	2.87
ResNet-50	CORN	9.87	80.83	2.89
ResNet-101	Entropia Cruzada	22.02	137.90	4.93
ResNet-101	CORN	16.94	139.76	4.99
VGG-16	Entropia Cruzada	37.70	128.08	4.57
VGG-16	CORN	28.45	126.44	4.52
VGG-19	Entropia Cruzada	39.32	153.06	5.47
VGG-19	CORN	34.68	154.96	5.53
DenseNet-121	Entropia Cruzada	12.74	87.02	3.11
DenseNet-121	CORN	9.22	87.26	3.12
DenseNet-169	Entropia Cruzada	15.06	108.95	3.89
DenseNet-169	CORN	16.72	108.48	3.87
Inception-v3	Entropia Cruzada	12.52	108.58	3.88
Inception-v3	CORN	14.39	108.86	3.89
DeiT-Distilled-B	Entropia Cruzada	77.31	331.55	11.84
DeiT-Distilled-B	CORN	40.20	330.48	11.80
DaViT-B	Entropia Cruzada	57.83	335.72	11.99
DaViT-B	CORN	27.08	339.09	12.11
MaxViT-T	Entropia Cruzada	28.03	193.82	6.92
MaxViT-T	CORN	29.36	194.79	6.96
GCViT-B	Entropia Cruzada	49.57	408.07	14.57
GCViT-B	CORN	34.65	409.04	14.61
Swin-B	Entropia Cruzada	46.61	344.37	12.30
Swin-B	CORN	36.02	348.65	12.45

Tabela 11 – Tempos de treinamento e inferência de cada modelo.

Modelo	Função de perda	Cobertura
ResNet-34	Entropia Cruzada	0.9989
ResNet-34	CORN	0.8822
ResNet-50	Entropia Cruzada	1.0000
ResNet-50	CORN	0.9361
ResNet-101	Entropia Cruzada	0.9956
ResNet-101	CORN	0.8844
VGG-16	Entropia Cruzada	1.0000
VGG-16	CORN	0.9273
VGG-19	Entropia Cruzada	0.9989
VGG-19	CORN	0.9262
DenseNet-121	Entropia Cruzada	1.0000
DenseNet-121	CORN	0.8667
DenseNet-169	Entropia Cruzada	0.9989
DenseNet-169	CORN	0.9163
Inception-v3	Entropia Cruzada	0.9989
Inception-v3	CORN	0.9416
DeiT-Distilled-B	Entropia Cruzada	1.0000
DeiT-Distilled-B	CORN	0.9163
DaViT-B	Entropia Cruzada	0.9989
DaViT-B	CORN	0.8844
MaxViT-T	Entropia Cruzada	0.9989
MaxViT-T	CORN	0.9031
GCViT-B	Entropia Cruzada	0.9989
GCViT-B	CORN	0.8954
Swin-B	Entropia Cruzada	1.0000
Swin-B	CORN	0.8822

Tabela 12 – Valores de cobertura da predição conformal para cada modelo e função de perda.

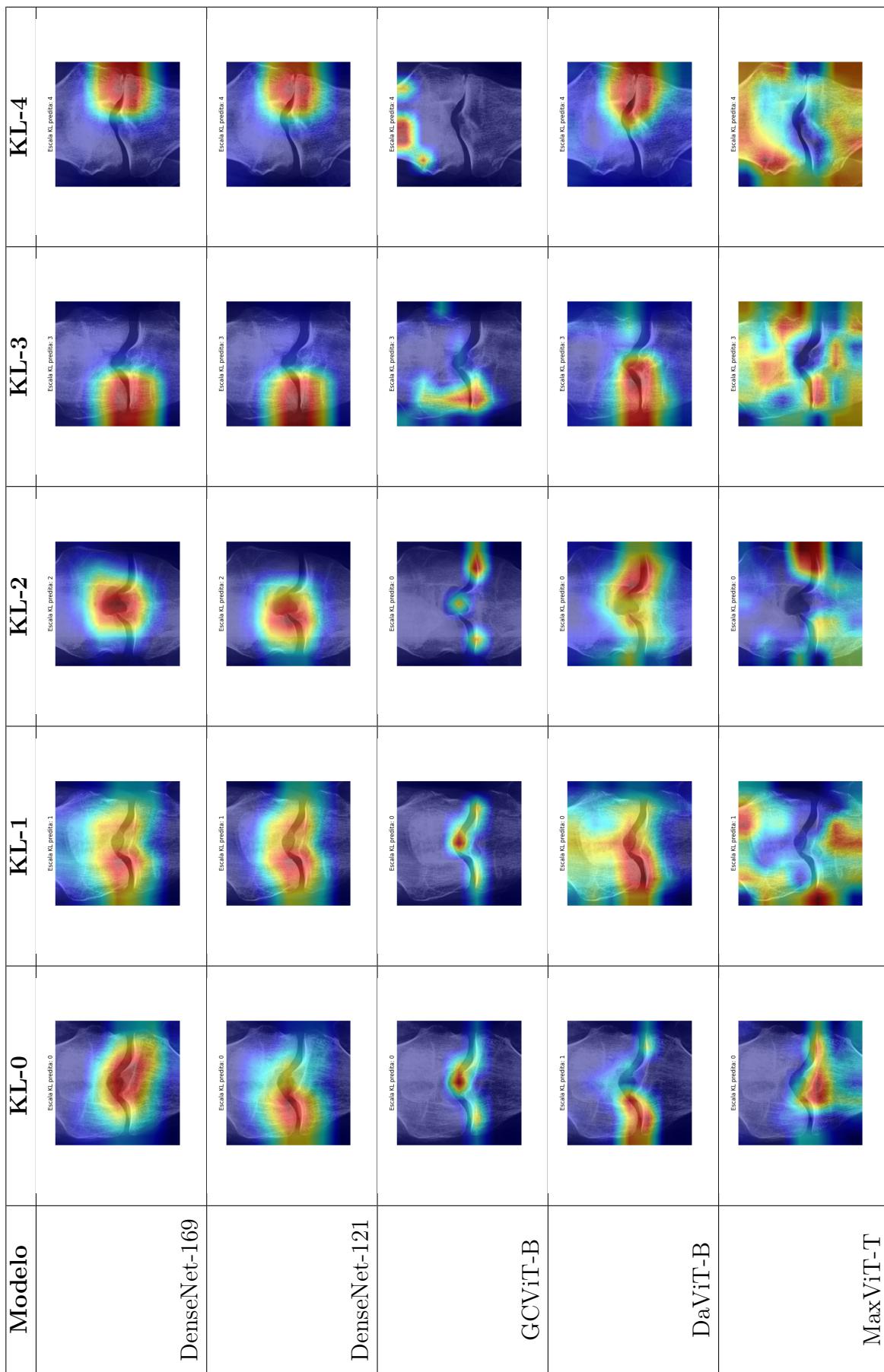


Tabela 13 – Visualização Grad-CAM para os melhores 5 modelos.

Referências

- Amira Alotaibi, Tarik Alafif, Faris Alkhilaiwi, Yasser Alatawi, Hassan Althobaiti, Abdulmajeed Alrefaei, Yousef M Hawsawi, and Tin Nguyen. Vit-deit: An ensemble model for breast cancer histopathological images classification, 2022. URL <https://arxiv.org/abs/2211.00749>. 20
- A. Shane Anderson and Richard F. Loeser. Why is osteoarthritis an age-related disease?, 2010. ISSN 15216942. 5
- Christos Angelopoulos and Stephen Bates. A gentle introduction to conformal prediction and distribution-free uncertainty quantification. *arXiv preprint arXiv:2107.07511*, 2021. URL <https://arxiv.org/abs/2107.07511>. 33
- Tasnim Sakib Apon, Md. Fahim-Ul-Islam, Nafiz Imtiaz Rafin, Joya Akter, and Md. Golam Rabiul Alam. Transforming precision: A comparative analysis of vision transformers, cnns, and traditional ml for knee osteoarthritis severity diagnosis, 2024. URL <https://arxiv.org/abs/2410.20062>. 6, 39, 40
- Fiocruz Brasília. Metade dos adultos brasileiros com obesidade em 20 anos. <https://www.fiocruzbrasilia.fiocruz.br/quase-metade-dos-adultos-brasileiros-viverao-com-obesidade-em-20-anos/>, 2024. Acessado em: 10 de março de 2025. 9
- Hillary J. Braun and Garry E. Gold. Diagnosis of osteoarthritis: Imaging. *Bone*, 51, 2012. ISSN 87563282. doi: 10.1016/j.bone.2011.11.019. 9
- Pingjun Chen. Knee osteoarthritis dataset with severity grading. <https://www.kaggle.com/datasets/shashwatwork/knee-osteoarthritis-dataset-with-severity>, 2018. Acessado em: 29 de setembro de 2024. 41
- Alice Courties, Inès Kouki, Nadine Soliman, Sylvain Mathieu, and Jérémie Sellam. Osteoarthritis year in review 2024: Epidemiology and therapy. *Osteoarthritis and Cartilage*, 32(11):1397–1404, 2024. ISSN 1063-4584. doi: <https://doi.org/10.1016/j.joca.2024.07.014>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1063458424013207>. 1, 9
- Joseph Humberto Cueva, Darwin Castillo, Héctor Espinós-Morató, David Durán, Patricia Díaz, and Vasudevan Lakshminarayanan. Detection and classification of knee osteoarthritis. *Diagnostics*, 12, 2022. ISSN 20754418. doi: 10.3390/diagnostics12102362. 6, 37, 38

Ling Dai, Liang Wu, Huating Li, Chun Cai, Qiang Wu, Hongyu Kong, Ruhan Liu, Xiangning Wang, Xuhong Hou, Yuexing Liu, Xiaoxue Long, Yang Wen, Lina Lu, Yaxin Shen, Yan Chen, Dinggang Shen, Xiaokang Yang, Haidong Zou, Bin Sheng, and Weiping Jia. A deep learning system for detecting diabetic retinopathy across the disease spectrum. *Nature Communications*, 12, 2021. ISSN 20411723. doi: 10.1038/s41467-021-23458-5. 1

François Desmeules, Clermont E. Dionne, Étienne Belzile, Renée Bourbonnais, and Pierre Frémont. Waiting for total knee replacement surgery: Factors associated with pain, stiffness, function and quality of life. *BMC Musculoskeletal Disorders*, 10, 2009. ISSN 14712474. doi: 10.1186/1471-2474-10-52. 7

Mingyu Ding, Bin Xiao, Noel Codella, Ping Luo, Jingdong Wang, and Lu Yuan. Davit: Dual attention vision transformers, 2022. URL <https://arxiv.org/abs/2204.03645>. 5, 23, 24, 51

Júlio Guerra Domingues, Daniella Castro Araujo, Luciana Costa-Silva, Alexei Manso Corrêa Machado, Luciana Andrade Carneiro Machado, Adriano Alonso Veloso, Sandhi Maria Barreto, and Rosa Weiss Telles. Development of a convolutional neural network for diagnosing osteoarthritis, trained with knee radiographs from the elsa-brasil musculoskeletal. *Radiologia Brasileira*, 56(5):248–254, Sep 2023. ISSN 0100-3984. doi: 10.1590/0100-3984.2023.0020-en. URL <https://doi.org/10.1590/0100-3984.2023.0020-en>. 6, 37, 38

Alexey Dosovitskiy, Lucas Beyer, Alexander Kolesnikov, Dirk Weissenborn, Xiaohua Zhai, Thomas Unterthiner, Mostafa Dehghani, Matthias Minderer, Georg Heigold, Sylvain Gelly, Jakob Uszkoreit, and Neil Houlsby. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. In *ICLR 2021 - 9th International Conference on Learning Representations*, 2021. 5, 2, 18, 19, 20, 23

B. A. Ferrel. Pain management in elderly people, 1992. ISSN 10172572. 7

Matteo Fontana, Gianluca Zeni, and Simone Vantini. Conformal prediction: A unified review of theory and new challenges. *Bernoulli*, 29, 2023. ISSN 13507265. doi: 10.3150/21-BEJ1447. 34

Jacob Gildenblat and contributors. Pytorch library for cam methods. <https://github.com/jacobgil/pytorch-grad-cam>, 2021. 48

Mary B. Goldring and Kenneth B. Marcu. Cartilage homeostasis in health and rheumatic diseases, 2009. ISSN 14786354. 6

Ali Hatamizadeh, Hongxu Yin, Greg Heinrich, Jan Kautz, and Pavlo Molchanov. Global context vision transformers, 2023. URL <https://arxiv.org/abs/2206.09959>. 6, 26, 27, 28

- Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 2016-December, 2016. doi: 10.1109/CVPR.2016.90. 12
- Geoffrey E. Hinton, Simon Osindero, and Yee Whye Teh. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, 18, 2006. ISSN 08997667. doi: 10.1162/neco.2006.18.7.1527. 10
- Thomas J. Hoogeboom, Alfons A. den Broeder, Rob A. de Bie, and Cornelia H.M. Van Den Ende. Longitudinal impact of joint pain comorbidity on quality of life and activity levels in knee osteoarthritis: Data from the osteoarthritis initiative. *Rheumatology (United Kingdom)*, 52, 2013. ISSN 14620324. doi: 10.1093/rheumatology/kes314. 7
- Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens Van Der Maaten, and Kilian Q. Weinberger. Densely connected convolutional networks. In *Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017*, volume 2017-January, 2017. doi: 10.1109/CVPR.2017.243. 5, 14, 15, 49
- Itseez. Open source computer vision library, 2015. URL <https://github.com/itseez/opencv>. 43
- Takashi Kanamoto, Tatsuo Mae, Teruki Yokoyama, Hiroyuki Tanaka, Kosuke Ebina, and Ken Nakata. Significance and definition of early knee osteoarthritis, 2020. ISSN 24156809. 1, 6
- S. Kapetanakis. Evaluation of improvement in quality of life and physical activity after total knee arthroplasty in greek elderly women. *The Open Orthopaedics Journal*, 5, 2011. ISSN 18743250. doi: 10.2174/1874325001105010343. 8
- Marcio Massao Kawano, Ivan Luis Andrade Araújo, Martha Cavalcante Castro, and Marcos Almeida Matos. Assessment of quality of life in patients with knee osteoarthritis. *Acta Ortopedica Brasileira*, 23, 2015. ISSN 14137852. doi: 10.1590/1413-785220152306150596. 8
- J. H. KELLGREN and J. S. LAWRENCE. Radiological assessment of osteo-arthrosis. *Annals of the rheumatic diseases*, 16, 1957. ISSN 00034967. doi: 10.1136/ard.16.4.494. 1, 9
- V. B. Kraus, F. J. Blanco, M. Englund, M. A. Karsdal, and L. S. Lohmander. Call for standardized definitions of osteoarthritis and risk stratification for clinical trials and clinical use, 2015. ISSN 15229653. 1, 9

Kevin Leung, Bofei Zhang, Jimin Tan, Yiqiu Shen, Krzysztof J. Geras, James S. Babb, Kyunghyun Cho, Gregory Chang, and Cem M. Deniz. Prediction of total knee replacement and diagnosis of osteoarthritis by using deep learning on knee radiographs: Data from the osteoarthritis initiative. *Radiology*, 296, 2020. ISSN 15271315. doi: 10.1148/radiol.2020192091. 13

Da Hon Lin, Chien Ho Janice Lin, Yeong Fwu Lin, and Mei Hwa Jan. Efficacy of 2 non-weight-bearing interventions, proprioception training versus strength training, for patients with knee osteoarthritis: A randomized clinical trial. *Journal of Orthopaedic and Sports Physical Therapy*, 39, 2009. ISSN 01906011. doi: 10.2519/jospt.2009.2923. 1

Ze Liu, Yutong Lin, Yue Cao, Han Hu, Yixuan Wei, Zheng Zhang, Stephen Lin, and Baining Guo. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2021. doi: 10.1109/ICCV48922.2021.00986. 5, 21, 22, 25

Richard F. Loeser, Steven R. Goldring, Carla R. Scanzello, and Mary B. Goldring. Osteoarthritis: A disease of the joint as an organ, 2012. ISSN 00043591. 5, 6, 7

Andrew Lohn and Micah Musser. Ai and compute. *Blog Open AI*, 2022. 33

Warren S. McCulloch and Walter Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 1943. ISSN 00074985. doi: 10.1007/BF02478259. 10

Abdul Sami Mohammed, Ahmed Abul Hasanaath, Ghazanfar Latif, and Abul Bashar. Knee osteoarthritis detection and severity classification using residual neural networks on preprocessed x-ray images. *Diagnostics*, 13, 2023. ISSN 20754418. doi: 10.3390/diagnostics13081380. 1, 41

Muhammad Mujahid, Furqan Rustam, Roberto Álvarez, Juan Luis Vidal Mazón, Isabel de la Torre Díez, and Imran Ashraf. Pneumonia classification from x-ray images with inception-v3 and convolutional neural network. *Diagnostics*, 12, 2022. ISSN 20754418. doi: 10.3390/diagnostics12051280. 17

World Health Organization. Whoqol: Measuring quality of life. <https://www.who.int/tools/whoqol>, 2012. Acessado em: 08 de março de 2025. 7

Daniel Moreira PACCA, Gustavo Constantino DE-CAMPOS, Alessandro Rozin ZORZI, Elinton Adami CHAIM, and Jôao Batista DE-MIRANDA. Prevalência de dor articular e osteoartrite na população obesa brasileira. *ABCD. Arquivos Brasileiros de Cirurgia Digestiva (São Paulo)*, 31, 2018. ISSN 2317-6326. doi: 10.1590/0102-672020180001e1344. 1, 5

- Adam Paszke, Sam Gross, Soumith Chintala, Gregory Chanan, Edward Yang, Zachary DeVito, Zeming Lin, Alban Desmaison, Luca Antiga, and Adam Lerer. Automatic differentiation in pytorch. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017. 43
- Telma Pereira, Sandra Cardoso, Manuela Guerreiro, Alexandre Mendonça, and Sara C. Madeira. Targeting the uncertainty of predictions at patient-level using an ensemble of classifiers coupled with calibration methods, venn-abers, and conformal predictors: A case study in ad. *Journal of Biomedical Informatics*, 101, 2020. ISSN 15320464. doi: 10.1016/j.jbi.2019.103350. 34
- F. Pessler, L. Dai, C. Diaz-Torne, C. Gomez-Vaquero, M. E. Paessler, D. H. Zheng, E. Einhorn, U. Range, C. Scanzello, and H. R. Schumacher. The synovitis of "non-inflammatory"orthopaedic arthropathies: A quantitative histological and immunohistochemical analysis. *Annals of the Rheumatic Diseases*, 67, 2008. ISSN 00034967. doi: 10.1136/ard.2008.087775. 6
- Pranav Rajpurkar, Jeremy Irvin, Kaylie Zhu, Brandon Yang, Hershel Mehta, Tony Duan, Daisy Ding, Aarti Bagul, Curtis Langlotz, Katie Shpanskaya, Matthew P. Lungren, and Andrew Y. Ng. CheXnet: Radiologist-level pneumonia detection on chest x-rays with deep learning, 2017. URL <https://arxiv.org/abs/1711.05225>. 15
- Olga Russakovsky, Jia Deng, Hao Su, Jonathan Krause, Sanjeev Satheesh, Sean Ma, Zhiheng Huang, Andrej Karpathy, Aditya Khosla, Michael Bernstein, Alexander C. Berg, and Li Fei-Fei. Imagenet large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*, 115, 2015. ISSN 15731405. doi: 10.1007/s11263-015-0816-y. 15, 16, 18, 45
- Deepak Saini, Ashima Khosla, Trilok Chand, Devendra K. Chouhan, and Mahesh Prakash. Automated knee osteoarthritis severity classification using three-stage preprocessing method and vgg16 architecture. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 33, 2023. ISSN 10981098. doi: 10.1002/ima.22845. 12
- André Cabral Sardim, Rodrigo Paschoal Prado, and Carlos Eduardo Pinfildi. Efeito da fotobiomodulação associada a exercícios na dor e na funcionalidade de pacientes com osteoartrite de joelho: estudo-piloto. *Fisioterapia e Pesquisa*, 27, 2020. ISSN 1809-2950. doi: 10.1590/1809-2950/18020027022020. 1
- Aarush Saxena. An introduction to convolutional neural networks. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 10, 2022. doi: 10.22214/ijraset.2022.47789. 5, 11
- Aymen Sekhri, Marouane Tliba, Mohamed Amine Kerkouri, Yassine Nasser, Aladine Chetouani, Alessandro Bruno, and Rachid Jennane. Automatic diagnosis of knee

- osteoarthritis severity using swin transformer, 2023. URL <https://arxiv.org/abs/2307.04442>. 6, 38, 39
- Ramprasaath R. Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna Vedantam, Devi Parikh, and Dhruv Batra. Grad-cam: Why did you say that? visual explanations from deep networks via gradient-based localization. *Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization*, 17, 2016. ISSN 00418781. 35
- Fahad Shamshad, Salman Khan, Syed Waqas Zamir, Muhammad Haris Khan, Munawar Hayat, Fahad Shahbaz Khan, and Huazhu Fu. Transformers in medical imaging: A survey, 2023. ISSN 13618423. 2
- Xintong Shi, Wenzhi Cao, and Sebastian Raschka. Deep neural networks for rank-consistent ordinal regression based on conditional probabilities. *Pattern Analysis and Applications*, 26(3):941–955, June 2023. ISSN 1433-755X. doi: 10.1007/s10044-023-01181-9. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10044-023-01181-9>. 6, 28, 29
- Karen Simonyan and Andrew Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. In *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings*, 2015. 11
- Chiranjibi Sitala and Mohammad Belayet Hossain. Attention-based vgg-16 model for covid-19 chest x-ray image classification. *Applied Intelligence*, 51, 2021. ISSN 15737497. doi: 10.1007/s10489-020-02055-x. 12
- Matthew G. Snider, Steven J. MacDonald, and Ralph Pototschnik. Waiting times and patient perspectives for total hip and knee arthroplasty in rural and urban ontario, 2005. ISSN 0008428X. 8
- Vladislav Sovrasov. ptflops: a flops counting tool for neural networks in pytorch framework. <https://github.com/sovrasov/flops-counter.pytorch>, 2018-2024. 33, 46
- Tim D. Spector and Cyrus Cooper. Radiographic assessment of osteoarthritis in population studies: whither kellgren and lawrence?, 1993. ISSN 10634584. 51
- Tim D. Spector and Alex J. MacGregor. Risk factors for osteoarthritis: Genetics. *Osteoarthritis and Cartilage*, 12, 2004. ISSN 10634584. doi: 10.1016/j.joca.2003.09.005. 5
- Serap Tomruk Sutbeyaz, Nebahat Sezer, Belma F. Koseoglu, Faruk Ibrahimoglu, and Demet Tekin. Influence of knee osteoarthritis on exercise capacity and quality of life in obese adults. *Obesity*, 15, 2007. ISSN 19307381. doi: 10.1038/oby.2007.246. 8
- Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, and Andrew Rabinovich. Going deeper with

- convolutions. In *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 07-12-June-2015, 2015. doi: 10.1109/CVPR.2015.7298594. 5, 15, 16, 17
- Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, Jon Shlens, and Zbigniew Wojna. Rethinking the inception architecture for computer vision. In *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 2016-December, 2016. doi: 10.1109/CVPR.2016.308. 15
- Tayyaba Tariq, Zobia Suhail, and Zubair Nawaz. Knee osteoarthritis detection and classification using x-rays. *IEEE Access*, 11, 2023. ISSN 21693536. doi: 10.1109/ACCESS.2023.3276810. 6, 37, 41
- Ruchita Tekade and K. Rajeswari. Lung cancer detection and classification using deep learning. In *2018 Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA)*, pages 1–5, 2018. doi: 10.1109/ICCUBEA.2018.8697352. 1
- Ashitosh Tilve, Shrameet Nayak, Saurabh Vernekar, Dhanashri Turi, Pratiksha R. Shetgaoonkar, and Shailendra Aswale. Pneumonia detection using deep learning approaches. In *2020 International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering (ic-ETITE)*, pages 1–8, 2020. doi: 10.1109/ic-ETITE47903.2020.152. 1
- Hugo Touvron, Matthieu Cord, Matthijs Douze, Francisco Massa, Alexandre Sablayrolles, and Herve Jegou. Training data-efficient image transformers and distillation through attention. In *Proceedings of Machine Learning Research*, volume 139, 2021. 5, 19, 21, 23, 25
- Matilde Tschon, Deyanira Contartese, Stefania Pagani, Veronica Borsari, and Milena Fini. Gender and sex are key determinants in osteoarthritis not only confounding variables. a systematic review of clinical data, 2021. ISSN 20770383. 5
- Zhengzhong Tu, Hossein Talebi, Han Zhang, Feng Yang, Peyman Milanfar, Alan Bovik, and Yinxiao Li. Maxvit: Multi-axis vision transformer, 2022. URL <https://arxiv.org/abs/2204.01697>. 5, 25, 26, 51
- Peter M. van der Kraan and Wim B. van den Berg. Osteophytes: relevance and biology, 2007. ISSN 10634584. 6
- Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need, 2023. URL <https://arxiv.org/abs/1706.03762>. 18
- Volodya Vovk, Alex Gammerman, and Craig Saunders. Machine-learning applications of algorithmic randomness. *Sixteenth International Conference on Machine Learning*, 1999.

Haoran Wang, Qiuye Jin, Shiman Li, Siyu Liu, Manning Wang, and Zhijian Song. A comprehensive survey on deep active learning in medical image analysis. *Medical Image Analysis*, 95:103201, 2024a. ISSN 1361-8415. doi: <https://doi.org/10.1016/j.media.2024.103201>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1361841524001269>.

Zhe Wang, Aladine Chetouani, Mohamed Jarraya, Didier Hans, and Rachid Jennane. Transformer with selective shuffled position embedding and key-patch exchange strategy for early detection of knee osteoarthritis. *Expert Systems with Applications*, 255:124614, December 2024b. ISSN 0957-4174. doi: 10.1016/j.eswa.2024.124614. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124614>.

John E. Ware and Cathy Donald Sherbourne. The mos 36-item short-form health survey (sf-36): I. conceptual framework and item selection. *Medical Care*, 30, 1992. ISSN 15371948. doi: 10.1097/00005650-199206000-00002.

Pauline Shan Qing Yeoh, Khin Wee Lai, Siew Li Goh, Khairunnisa Hasikin, Xiang Wu, and Pei Li. Transfer learning-assisted 3d deep learning models for knee osteoarthritis detection: Data from the osteoarthritis initiative. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, Volume 11 - 2023, 2023. ISSN 2296-4185. doi: 10.3389/fbioe.2023.1164655. URL <https://www.frontiersin.org/journals/bioengineering-and-biotechnology/articles/10.3389/fbioe.2023.1164655>.

Fuzhen Zhuang, Zhiyuan Qi, Keyu Duan, Dongbo Xi, Yongchun Zhu, Hengshu Zhu, Hui Xiong, and Qing He. A comprehensive survey on transfer learning, 2021. ISSN 15582256.

17

Érika Rodrigues Senna, Ana Letícia P. De Barros, Edvânia O. Silva, Isabella F. Costa, Leonardo Victor B. Pereira, Rozana Mesquita Ciconelli, and Marcos Bosi Ferraz. Prevalence of rheumatic diseases in brazil: A study using the copcord approach. *Journal of Rheumatology*, 31, 2004. ISSN 0315162X.