INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE SANTA CATARINA
CÂMPUS FLORIANÓPOLIS
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE SAÚDE
CURSO SUPERIOR DE TECNOLOGIA EM RADIOLOGIA

ANDRIELLI RIBEIRO FOGAÇA

A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA QUALIDADE DA IMAGEM EM TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA:
Uma Revisão de Escopo

FLORIANÓPOLIS, 2026

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE SANTA CATARINA
CÂMPUS FLORIANÓPOLIS
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE SAÚDE
CURSO SUPERIOR DE TECNOLOGIA EM RADIOLOGIA

ANDRIELLI RIBEIRO FOGAÇA

A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA QUALIDADE DA IMAGEM EM TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA:
Uma Revisão de Escopo

Trabalho de Conclusão de Curso submetido ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Santa Catarina como parte dos requisitos para obtenção do título de Tecnólogo em Radiologia.

Prof. orientador: Flávio Augusto Penna Soares, Dr.

FLORIANÓPOLIS, 2026

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor.

Fogaça, Andrielli Ribeiro
A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA QUALIDADE DA IMAGEM EM TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA: uma revisão de escopo / Andrielli Ribeiro Fogaça; orientação de Flávio Augusto Penna Soares. – Florianópolis, SC, 2026.
57 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) – Instituto Federal de Santa Catarina, Câmpus Florianópolis. CST em Radiologia. Departamento Acadêmico de Saúde e Serviços.
Inclui Referências.

1. Inteligência Artificial. 2. Tomografia Computadorizada. 3. Qualidade da Imagem. 4. Revisão de Escopo. 5. Radiologia. I. Penna Soares, Flávio Augusto . II. Instituto Federal de Santa Catarina. III. A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA QUALIDADE DA IMAGEM EM TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA.

A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA QUALIDADE DA IMAGEM EM TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA: Uma Revisão de Escopo

ANDRIELLI RIBEIRO FOGAÇA

Este trabalho foi julgado adequado para obtenção do título de Tecnóloga em Radiologia e aprovado na sua forma final pela banca examinadora do Curso Superior de Tecnologia em Radiologia do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Santa Catarina.

Florianópolis, 17 de Julho de 2026

Banca Examinadora:

gov.br
Documento assinado digitalmente
ADRIANO VITOR
Data: 17/07/2026 13:29:03-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Adriano Vitor

gov.br
Documento assinado digitalmente
CAROLINE DE MEDEIROS
Data: 17/07/2026 15:47:24-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Caroline de Medeiros

ICP-Edu
Documento assinado digitalmente
Marco Antonio Bertoncini Andrade
Data: 17/07/2026 18:29:15-0300
CPF: ***.822.259-**
Verifique as assinaturas em https://v.ufsc.br

Marco Antonio Bertoncini Andrade

Dedico este trabalho à minha própria história de coragem. A cada madrugada em claro, a cada jornada dupla de trabalho e estudo, e a todas as vezes em que o cansaço pareceu insuportável, mas a minha vontade de vencer foi maior. Dedico esta conquista à menina incansável que escolheu não recuar diante da distância, transformando o suor desses anos na construção do meu próprio nome.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, à minha mãe. Sem o seu amor, seu suporte e suas palavras de força nas madrugadas mais difíceis, eu jamais teria cruzado a fronteira rumo ao meu sonho. Você cuidou de mim mesmo longe, e cada linha deste trabalho também é sua.

Ao meu irmão, pelo apoio incondicional e por ser presença certa nos momentos em que precisei lembrar de onde vim.

Ao meu orientador, Dr. Flávio Augusto Penna Soares pela paciência, condução brilhante e por acreditarem no potencial desta pesquisa desde o primeiro momento.

Aos colegas de trabalho e amigos que dividiram comigo a rotina louca, agitada e incansável destes últimos anos. Àqueles que compreenderam a minha ausência, que dividiram plantões e que seguraram a minha mão quando o cansaço parecia vencer.

Por fim, agradeço à garota de 18 anos que teve a audácia de arrumar as malas e partir. Este trabalho é a prova de que o seu nome e a sua imagem valeram cada madrugada sem sono.

RESUMO

A tomografia computadorizada (TC) é um exame de imagem essencial na prática radiológica, porém envolve elevada exposição à radiação ionizante, o que exige rigoroso controle de qualidade e otimização dos protocolos. Diante desse cenário, o presente trabalho teve como objetivo mapear, por meio de uma revisão de escopo, como a inteligência artificial (IA) tem sido aplicada na qualidade da imagem em tomografia computadorizada. A pesquisa foi desenvolvida nas bases PubMed, Scopus e Web of Science, com delimitação temporal de 2020 a 2026, seguindo as recomendações do PRISMA-ScR e da metodologia Joanna Briggs Institute (JBI). Após a remoção de duplicatas e aplicação dos critérios de elegibilidade, foram incluídos 33 artigos na amostra final. Os resultados evidenciaram que a IA tem sido empregada principalmente na reconstrução de imagens e na automação do controle de qualidade, com destaque para o uso de redes neurais convolucionais e algoritmos de *deep learning reconstruction*. Observou-se que essas tecnologias contribuem para a redução do ruído, manutenção da resolução espacial e preservação da exatidão das unidades Hounsfield, favorecendo protocolos de baixa dose e o princípio ALARA. Apesar dos avanços, ainda existem desafios relacionados à validação em pacientes reais, à heterogeneidade dos equipamentos e à necessidade de supervisão profissional. Conclui-se que a IA consolidou-se como uma realidade transformadora na radiologia, superando limitações dos métodos tradicionais ao oferecer análises quantitativas e objetivas. Contudo, sua aplicação prática ainda exige a superação do distanciamento entre testes em *phantoms* e a rotina clínica, reforçando que a tecnologia deve atuar de forma assistencial, como suporte ao julgamento e à decisão humana.

Palavras-chave: Inteligência Artificial. Tomografia Computadorizada. Qualidade da Imagem. Revisão de Escopo. Radiologia.

ABSTRACT

Computed tomography (CT) is an essential imaging modality in radiology practice; however, it involves high exposure to ionizing radiation, which requires rigorous quality control and protocol optimization. Given this context, the objective of this study was to map, through a scoping review, how artificial intelligence (AI) has been applied to image quality in computed tomography. The research was conducted using the PubMed, Scopus, and Web of Science databases, with a time frame from 2020 to 2026, following the recommendations of PRISMA-ScR and the Joanna Briggs Institute (JBI) methodology. After removing duplicates and applying the eligibility criteria, 33 articles were included in the final sample. The results showed that AI has been used primarily for image reconstruction and the automation of quality control, with a particular focus on the use of convolutional neural networks and deep learning reconstruction algorithms. It was observed that these technologies contribute to noise reduction, maintenance of spatial resolution, and preservation of the accuracy of Hounsfield units, thereby supporting low-dose protocols and the ALARA principle. Despite these advances, challenges remain regarding validation in real patients, equipment heterogeneity, and the need for professional supervision. It is concluded that AI has established itself as a transformative force in radiology, overcoming the limitations of traditional methods by offering quantitative and objective analyses. However, its practical application still requires bridging the gap between phantom testing and clinical practice, reinforcing that the technology should serve in an assistive capacity, supporting human judgment and decision-making.

Keyword: Artificial Intelligence. Computed Tomography. Image Quality. Scope Review. Radiology.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Evolução da produção ambulatorial de Tomografia Computadorizada no SUS (Brasil, 2008-2025) 20

Figura 2 – Phantom Catphan® 500 24

Figura 3 – Imagem de corte tomográfico do phantom Catphan® 500 24

Figura 4 – Relação hierárquica entre Inteligência Artificial (IA), Machine Learning (ML) e Deep Learning (DL) 26

Figura 5. Fluxograma PRISMA do processo de seleção dos estudos. Florianópolis, SC, 2026 32

Figura 6. Distribuição geográfica dos estudos selecionados. 33

Gráfico 7. Ano de publicação dos estudos. 33

Gráfico 8. Distribuição dos parâmetros técnicos. 35

LISTA DE FIGURAS

Quadro 1- Alguns testes de Controle de Qualidade em TC conforme a IN 93/2021 23

Quadro 2 – Artigos incluídos (n= 33). 36

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ALARA	As Low As Reasonably Achievable (Tão baixo quanto razoavelmente exequível)
ANVISA	Agência Nacional de Vigilância Sanitária
ASIR-V	Adaptive Statistical Iterative Reconstruction-V
CAD	Computer-Aided Detection / Computer-Aided Diagnosis
CBR	Colégio Brasileiro de Radiologia e Diagnóstico por Imagem
CCTA	Coronary Computed Tomography Angiography (Angiotomografia Coronariana)
CEP/CONEP	Comitê de Ética em Pesquisa / Comissão Nacional de Ética em Pesquisa
CNNs	Convolutional Neural Networks (Redes Neurais Convolucionais)
CNR	Contrast-to-Noise Ratio (Relação Contraste-Ruído)
CNS	Conselho Nacional de Saúde
CQ	Controle de Qualidade
CT	Computed Tomography (Tomografia Computadorizada)
$CTDI_{VOL}$	Computed Tomography Dose Index Volumetric (Índice de Dose em Tomografia Computadorizada Volumétrico)
DCGAN	Deep Convolutional Generative Adversarial Network
DeCS	Descritores em Ciências da Saúde
DECT	Dual-Energy Computed Tomography (Tomografia Computadorizada de Dupla Energia)
DLIR	Deep Learning Image Reconstruction
DLP	Dose-Length Product (Produto Dose-Comprimento)
DLR	Deep Learning Reconstruction
DLSR	Deep Learning Super-Resolution
EID CT	Energy-Integrating Detector Computed Tomography

FBP	Filtered Back-Projection (Retroprojeção Filtrada)
FR-IQA	Full-Reference Image Quality Assessment
GPUs	Graphics Processing Units (Unidades de Processamento Gráfico)
h-IR / HIR	Hybrid Iterative Reconstruction (Reconstrução Iterativa Híbrida)
HU	Hounsfield Units (Unidades Hounsfield)
IA	Inteligência Artificial
IN	Instrução Normativa
IR	Iterative Reconstruction (Reconstrução Iterativa)
kVp	Quilovolt pico (Se refere à tensão aplicada no tubo)
LPIPS	Learned Perceptual Image Patch Similarity
mA	Miliampere (Se refere à corrente do tubo)
MBIR	Model-Based Iterative Reconstruction
NPS	Noise Power Spectrum (Espectro de Potência de Ruído)
PADI	Programa de Acreditação em Diagnóstico por Imagem
PCC	População, Conceito e Contexto (Estratégia mnemônica de busca)
PCD CT	Photon-Counting Detector Computed Tomography
PGQ	Programa de Garantia de Qualidade
PPR	Programa de Proteção Radiológica
PSNR	Peak Signal-to-Noise Ratio (Relação Sinal-Ruído de Pico)
RDC	Resolução da Diretoria Colegiada
RED-CNN	Residual Encoder-Decoder Convolutional Neural Network
RMSE	Root Mean Square Error (Raiz do Erro Quadrático Médio)
ROI	Region of Interest (Região de Interesse)
SAIR	Statistical Advanced Iterative Reconstruction
SIA/SUS	Sistema de Informações Ambulatoriais do SUS
SPF	Slice Profile Function

SSIM	Structural Similarity Index Measure (Índice de Similaridade Estrutural)
TC	Tomografia Computadorizada
TTF	Task Transfer Function
U-Net	Arquitetura específica de rede neural convolucional para segmentação

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO **15**

1.1 Problema de pesquisa **16**

1.2 Justificativa **16**

1.3 Objetivo Geral **18**

1.4 Objetivos Específicos **18**

2 REVISÃO DE LITERATURA **19**

2.1 Tomografia computadorizada (TC) **19**

2.1.1 Princípios Físicos (Princípios ALARA) 20

2.2 Controle de qualidade (CQ) em Tomografia Computadorizada **22**

2.2.1 Teste de aceitação, constância e protocolo 23

2.3 Inteligência artificial (IA) **25**

2.4 IA aplicada à avaliação da qualidade em TC **26**

3 METODOLOGIA **28**

3.1 Delineamento da pesquisa **28**

3.2 Aspectos Éticos **30**

4 RESULTADOS **31**

5 DISCUSSÃO **41**

5.1 Aplicações da Inteligência Artificial na avaliação da qualidade da imagem em tomografia computadorizada **41**

5.2 Principais parâmetros técnicos **42**

5.3 Desafios da implementação clínica e as fronteiras das futuras pesquisas na área **43**

6 CONCLUSÃO **45**

REFERÊNCIAS **46**

APÊNDICES **54**

APÊNDICE A **55**

APÊNDICE B **56**

APÊNDICE C **58**

1 INTRODUÇÃO

A Tomografia Computadorizada (TC) é um dos principais exames de imagem solicitados na medicina por fornecer informações específicas que possibilitam a identificação de alterações anatômicas e patológicas com alta fidelidade técnica, porém requer a maior dose média de radiação por exame (Vale *et al*., 2024). Justamente por sua importância, a TC exige um controle de qualidade rigoroso para garantir a segurança do paciente e a precisão diagnóstica.

Essa necessidade de rigor é padronizada no Brasil, e iniciou-se com a Portaria SVS/MS nº 453 de 1998, que especifica as primeiras diretrizes de proteção radiológica. Atualmente, essa portaria evoluiu para a Resolução da Diretoria Colegiada (RDC) nº 611 de 2022, regulamentada pela Agência Nacional de Vigilância Sanitária (ANVISA), que define os requisitos para a implementação de um Programa de Garantia de Qualidade (PGQ) em todos os serviços de radiodiagnóstico. Como complemento, a Instrução Normativa (IN) Nº 93 de 2021 estabelece os requisitos para a garantia da qualidade e da segurança em sistemas de tomografia computadorizada médica (Brasil, 2021).

Além do PGQ, a RDC 611 também estabelece que se implemente o Programa de Proteção Radiológica (PPR). Este programa deve atuar para que o paciente, bem como trabalhadores e público, estejam sempre protegidos.

É nesse contexto de necessidade por otimização que se observa o crescimento da Inteligência Artificial (IA). Impulsionada por algoritmos de aprendizado profundo (*deep learning*) e pela vasta disponibilidade de dados, a IA, por meio de algoritmos avançados, vem revolucionando a medicina diagnóstica (Vedana *et al*., 2024).

Embora o uso do Computador como Auxílio ao Diagnóstico (CAD) já seja usado em algumas situações desde a década de 1960, incluindo estudos de análise computadorizada de imagens radiológicas, seu uso sistemático como apoio à decisão médica se consolidou a partir dos anos de 1980 (Doi, 2007).

Atualmente, o uso de IA para o diagnóstico clínico de patologias está amplamente difundido, sua aplicação voltada especificamente para o aprimoramento dos parâmetros técnicos e a identificação dos algoritmos mais eficazes é uma vertente mais recente. Entender como esses algoritmos podem automatizar a

análise da qualidade e garantir a fidelidade física da imagem é fundamental para consolidar o uso da tecnologia na rotina dos serviços de radiologia (Sahiner *et al*., 2019; Aggarwal *et al*., 2021).

1.1 Problema de pesquisa

Como a inteligência artificial é aplicada na qualidade da imagem de tomografia computadorizada?

1.2 Justificativa

A Tomografia Computadorizada (TC) se tornou um exame essencial na medicina atual, pois permite imagens detalhadas e com boa qualidade, sem a necessidade de procedimentos invasivos (Muniz, 2022). No entanto, esse avanço tecnológico resultou em um crescimento relevante na demanda por exames em todo o território nacional. Dados do Sistema de Informações Ambulatoriais (SIA/SUS) revelam que a produção de imagens tomográficas no Brasil saltou de 1.619.114 exames em 2008 para 13.669.173 em 2025, representando um aumento superior a 740% no período.

Esse cenário de alta utilização eleva a preocupação com a dose coletiva de radiação na população brasileira. Embora dados epidemiológicos nacionais dessa magnitude ainda sejam escassos, projeções internacionais servem como um importante modelo de alerta. Nos Estados Unidos, por exemplo, um estudo projeta que essa crescente utilização possa estar relacionada a cerca de 103 mil novos casos de câncer nos Estados Unidos em 2023, podendo corresponder até 5% de todos os diagnósticos de câncer anuais se os padrões atuais de exposição forem mantidos (Smith-Bindman *et al*., 2025). Diante do espelhamento desse crescimento no cenário nacional, tais evidências reforçam a urgência de um equilíbrio rigoroso entre o benefício clínico e a proteção radiológica, fundamentada nos princípios de justificação, otimização e limitação de dose, conforme preconizado pela Instrução Normativa nº 93/2021 da ANVISA.

A Instrução Normativa (IN) nº 93 de 27 de maio de 2021, estabelece a lista de testes de controle de qualidade que integram o Programa de Garantia de Qualidade

(PGQs) em serviços de radiodiagnóstico em todo país. Essa normativa define as tolerâncias e as periodicidades, sejam semanais, mensais, semestrais ou anuais para a avaliação de parâmetros essenciais do tomógrafo. O objetivo central da IN 93 é assegurar que o equipamento opere mantendo a máxima segurança radiológica para o paciente e para a equipe, sem que haja degradação do potencial diagnóstico das imagens geradas. Dessa forma, a legislação transfere para a rotina clínica a obrigatoriedade de monitorar as variáveis físicas e operacionais que impactam diretamente a dose e a resolução geométrica e de contraste. (Brasil, 2021)

Os PGQs avaliam periodicamente fatores técnicos, como tensão (kVp), corrente (mA) e tempo de exposição, que influenciam tanto a qualidade da imagem quanto a dose recebida pelo paciente (Rodrigues *et al*., 2016). Além desses parâmetros, o controle de qualidade rigoroso avalia o desempenho dos detectores e da reconstrução da imagem, verificando a uniformidade do ruído e da linearidade do número CT (Unidade Hounsfield- HU). A uniformidade garante que a densidade de um objeto seja representada de forma constante em toda a matriz da imagem, enquanto a linearidade assegura a correspondência correta entre os coeficientes de atenuação dos tecidos e seus respectivos valores numéricos na escala de HU.

Embora o uso de sistemas de Auxílio ao Diagnóstico por Computador (CAD) tenha se consolidado na radiologia desde a década de 1980 para a detecção de padrões e lesões (Doi, 2007), a Inteligência Artificial (IA) contemporânea, baseada em redes neurais profundas, apresenta-se como uma tecnologia inovadora para a garantia da qualidade técnica. Por meio de algoritmos de aprendizado de máquina, inclusive o *deep learning*, tornou-se possível evoluir dos métodos de reconstrução iterativas tradicionais para modelos que otimizam automaticamente a relação entre a dose de radiação e a resolução da imagem (Arndt *et al*., 2021). Essa nova geração de IA analisa parâmetros técnicos de forma quantitativa, reduzindo drasticamente o ruído e garantindo a fidelidade dos valores de HU, mesmo em protocolos de baixa dose.

Contudo, apesar dessa crescente, o uso da IA voltado para a avaliação técnica e qualitativa automatizada, em substituição ou suporte aos testes de constâncias manuais, ainda é um campo em plena expansão e pouco sintetizado. Como as pesquisas sobre o tema encontram-se dispersas em áreas como física médica e ciência da computação, necessita-se de uma visão unificada que facilite a compreensão do estado da arte (Vedana *et al*., 2024). Essa fragmentação cria uma

lacuna importante, dificultando a identificação de tendências e o direcionamento de novos estudos que busquem equilibrar a máxima precisão diagnóstica com o rigor da proteção radiológica.

Por isso, esta revisão de escopo justifica-se pela necessidade de reunir, organizar e analisar o que já existe sobre a aplicação da Inteligência Artificial na avaliação da qualidade da imagem em tomografia computadorizada. O objetivo é oferecer uma visão ampla das principais técnicas e desafios encontrados, servindo como base para futuros trabalhos e para práticas clínicas mais seguras e eficientes.

1.3 Objetivo Geral

Mapear e analisar estudos sobre a aplicação da Inteligência Artificial na Tomografia Computadorizada.

1.4 Objetivos Específicos

São objetivos deste estudo:

a) Identificar os principais usos da inteligência artificial no aprimoramento da imagem tomográfica;
b) Identificar os algoritmos mais utilizados nas aplicações de IA na avaliação ou melhoria da imagem;
c) Descrever o impacto dessas tecnologias na qualidade da imagem e as limitações para a sua implementação clínica.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Esta revisão de literatura tem como propósito construir a base teórica que sustenta a investigação sobre o uso de algoritmos de Inteligência Artificial (IA) na avaliação da qualidade da imagem de tomógrafos computadorizados (TC).

O texto inicia com uma análise da Tomografia Computadorizada, explorando seus fundamentos físicos, sua importância no contexto clínico e o equilíbrio necessário entre a obtenção de imagens de alta qualidade e a minimização da exposição à radiação ionizante, conforme recomenda o princípio ALARA.

Na sequência, o foco passa para a Garantia da Qualidade da Imagem, explorando os parâmetros técnicos fundamentais, como ruído, resolução espacial e número CT (Unidade Hounsfield- HU). Discutem-se as limitações dos métodos convencionais de reconstrução e a necessidade de métricas mais precisas para validar a eficácia diagnóstica em protocolos de baixa dose.

Por fim, a Inteligência Artificial e seus principais ramos, *Machine Learning e Deep Learning*, como ferramentas fundamentais para a modernização da reconstrução e análise automatizada dos parâmetros de qualidade em TC.

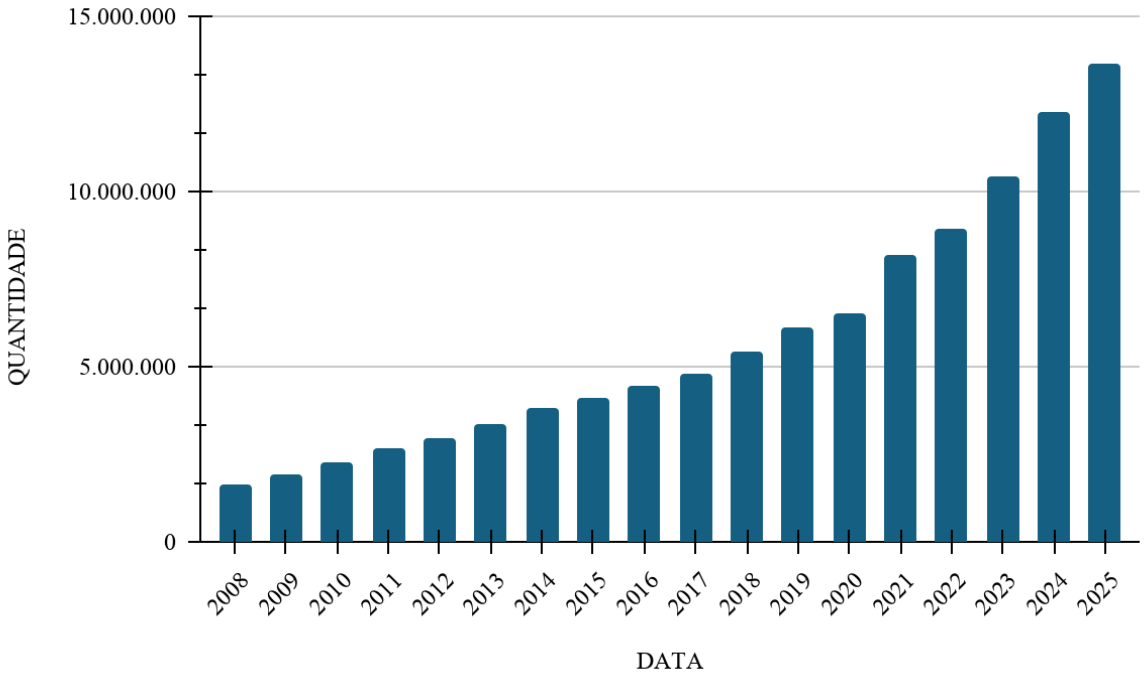
2.1 Tomografia computadorizada (TC)

A Tomografia Computadorizada (TC) é um dos exames mais solicitados na radiologia, devido à sua capacidade de gerar imagens seccionais de alta resolução e permitir a avaliação detalhada de diferentes estruturas anatômicas, diferente da radiografia convencional, que sobrepõe estruturas em uma única imagem. O sistema funciona com a emissão de um feixe de raios-X que interage com a matéria (o corpo do paciente) e é captado por detectores, produzindo dados brutos (*raw data*), em que um computador reconstrói por algoritmos em imagens diagnósticas. (Amaro Júnior; Yamashita, 2001).

Desde seu surgimento, a TC apresentou um aumento significativo no desempenho tecnológico quanto em relevância clínica, tornando-se essencial para diagnósticos médicos complexos, planejamento terapêutico e acompanhamento de patologias (Seeram, 2010). No cenário brasileiro, essa relevância é evidenciada pelo

crescimento exponencial na oferta do exame pelo Sistema Único de Saúde (SUS), que registrou um salto de 1.619.114 procedimentos em 2008 para 13.669.173 em 2025, conforme ilustrado na Figura 1.

Figura 1- Evolução da produção ambulatorial de Tomografia Computadorizada no SUS (Brasil, 2008-2025)



Fonte: Autora (2026), com dados do DATASUS/SIA-SUS (2008-2025)

Por ser uma modalidade que utiliza radiação ionizante em níveis mais elevados em comparação a outros exames, como na radiologia convencional, a TC também exige atenção rigorosa aos parâmetros técnicos que regem a formação da imagem. A otimização desses fatores é indispensável para assegurar uma alta fidelidade diagnóstica com o mínimo risco possível ao paciente, respeitando os preceitos da proteção radiológica (Hall; Giaccia, 2012).

2.1.1 Princípios Físicos (Princípios ALARA)

A formação da imagem em TC depende diretamente de parâmetros como corrente do tubo (mA), tensão aplicada (kVp), pitch (razão de deslocamento da mesa) e tempo de rotação, que influenciam simultaneamente a dose de radiação e a qualidade da imagem. Como explica Seeram (2010), a qualidade da imagem é usualmente avaliada a partir de três indicadores principais: ruído, resolução espacial e resolução de baixo contraste.

O princípio físico desse processo está na desaceleração dos elétrons ao atingirem o ânodo, o que gera fótons principalmente por meio do fenômeno conhecido como Bremsstrahlung (Soares, 2006). A corrente do tubo (mA) está relacionada à quantidade de elétrons que atingem o alvo e à quantidade de fótons produzidos, enquanto a tensão aplicada (kVp) determina a energia máxima e a capacidade de penetração no paciente.

Após atravessar o paciente, essa radiação (denominada radiação transmitida) atinge a matriz de detectores do equipamento. O papel fundamental dos detectores é converter esses fótons de raios-X em sinais elétricos proporcionais à intensidade da energia recebida (Costa *et al*., 2009). A qualidade desse sinal está diretamente ligada à estatística de contagem de fótons: quanto maior a quantidade de radiação que sensibiliza o detector, mais fiel será a representação digital da anatomia, reduzindo o ruído quântico na imagem final.

Diferente da radiologia convencional, na qual a seleção de parâmetros impacta diretamente na densidade da imagem, na Tomografia Computadorizada esses ajustes são frequentemente gerenciados por sistemas de modulação automática de exposição. De acordo com Norma do Programa de Acreditação em Diagnóstico por Imagem do Colégio Brasileiro de Radiologia (PADI/CBR) 2022, a otimização desses protocolos é crítica para equilibrar a qualidade diagnóstica, reduzindo o ruído da imagem, com a manutenção dos níveis de dose de radiação dentro dos limites de segurança, evitando repetições desnecessárias.

Neste cenário, aplica-se o princípio ALARA (As Low As Reasonably Achievable), que orienta a manter a exposição à radiação tão baixa quanto possível, sem comprometer a qualidade diagnóstica (International Commission on Radiological Protection, 2007). A aplicação do ALARA é operacionalizada, no contexto brasileiro, pelos Níveis de Referência em Diagnóstico (NRD), definidos para parâmetros como $CTDI_{VOL}$(Índice de Dose em Tomografia Computadorizada

Volumétrico) e DLP (Dose-Length Product), funcionando como guias de otimização para os serviços (Brasil, 2021).

Ao longo do tempo, o método de Retroprojeção Filtrada (FBP) foi o padrão para reconstrução de imagens, porém sua limitação mais evidente é a relação direta entre redução de dose e aumento do ruído (Seeram, 2010). Para superar essa limitação, surgiram as Reconstruções Iterativas (IR), capazes de reduzir ruído sem deteriorar o conteúdo anatômico, permitindo exames com menor dose. Atualmente, métodos baseados em *Deep Learning Reconstruction* (DLR) têm sido desenvolvidos, oferecendo reconstruções mais naturais e fidedignas, com potencial de reduzir ainda mais as doses utilizadas (Arndt *et al*., 2021).

Esses avanços demonstram como os princípios físicos da TC estão diretamente relacionados ao desafio constante de equilibrar qualidade de imagem, segurança do paciente e otimização das práticas clínicas.

2.2 Controle de qualidade (CQ) em Tomografia Computadorizada

O Controle de Qualidade (CQ) tem como objetivo garantir que os equipamentos da TC funcionem corretamente e produzam imagens confiáveis com doses seguras, sendo necessário implementar um rigoroso Programa de Garantia de Qualidade (PGQ). No Brasil, esse controle é regulamentado pela ANVISA por meio da Resolução RDC nº 611/2022 (normas sanitárias gerais) (Brasil,2022) e complementado pela Instrução Normativa nº 93/2021 (testes, periodicidade e parâmetros para TC) (Brasil, 2021).

A execução sistemática identifica desvios precoces no *hardware* e no processamento, evitando degradação diagnóstica ou doses excessivas (Vedana *et al*., 2024). Os principais parâmetros de controle exigidos pela legislação vigente estão sintetizados no Quadro 1.

Quadro 1- Alguns testes de Controle de Qualidade em TC conforme a IN 93/2021

Testes	**Periodicidade**	**Tolerância**	**O que avalia na prática**
Exatidão do Número de CT	Teste de aceitação, semanal ou após reparos	≤5 HU	A calibração das Unidades Hounsfield (HU) e a fidelidade das densidades.
Ruído	Teste de aceitação, semanal ou após reparos	≤15% acima do valor de referência	A relação sinal-ruído e a eficiência dos detectores na contagem de fótons
Resolução Espacial	Teste de aceitação, anual ou após reparos	≥ 6 pl/cm em resolução normal e ≥ 10 pl/cm em alta resolução	A nitidez do sistema e a capacidade de distinguir detalhes anatômicos pequenos

Fonte: Adaptado de Brasil (2021).

A busca pelo equilíbrio entre a qualidade da imagem e a proteção do paciente é sintetizada pelo princípio da otimização. Segundo Augusto (2009, p. 176), as doses devem ser mantidas ao mínimo compatível com a obtenção da informação diagnóstica. Nesse contexto, o controle rigoroso de parâmetros como ruído e exatidão do número de CT viabiliza essa otimização prática. A IA atua nessa fronteira, mantendo integridade diagnóstica em protocolos de doses reduzidas, alinhada às normas de radioproteção.

2.2.1 Teste de aceitação, constância e protocolo

Os testes de aceitação são realizados quando o equipamento é instalado ou após manutenções, garantindo que o tomógrafo atenda às especificações técnicas do fabricante e às normas vigentes. Já os testes de constância são realizados periodicamente para verificar a manutenção dos valores obtidos na aceitação e o desempenho ao longo do tempo, avaliando parâmetros como uniformidade, linearidade, espessura do corte, resolução espacial e presença de artefatos.

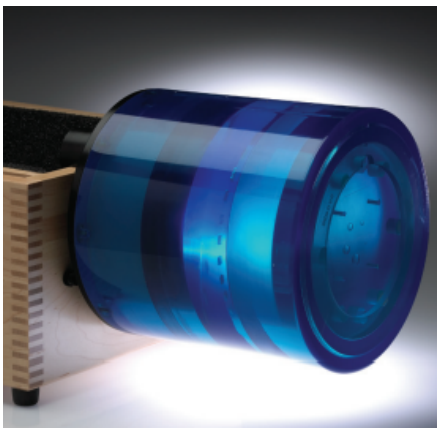
A realização desses testes ocorre por meio de *phantoms* específicos, como *phantoms* de água, de resolução e de alto contraste, que simulam características

físicas dos tecidos humanos (Brasil, 2021; International Atomic Energy Agency, 2012).

A RDC nº 611/2022 e a IN nº 93/2021 determinam que os serviços devem possuir protocolos de exames atualizados, registrados e otimizados, garantindo o rastreamento dos resultados e dos ajustes realizados (Brasil, 2021;2022).

A Figura 2 ilustra um *phantom* padrão de controle de qualidade, como o Catphan® 500. Esse equipamento é composto por diferentes módulos específicos para avaliação de ruído, resolução espacial, uniformidade e outros parâmetros de qualidade da imagem em tomografia computadorizada.

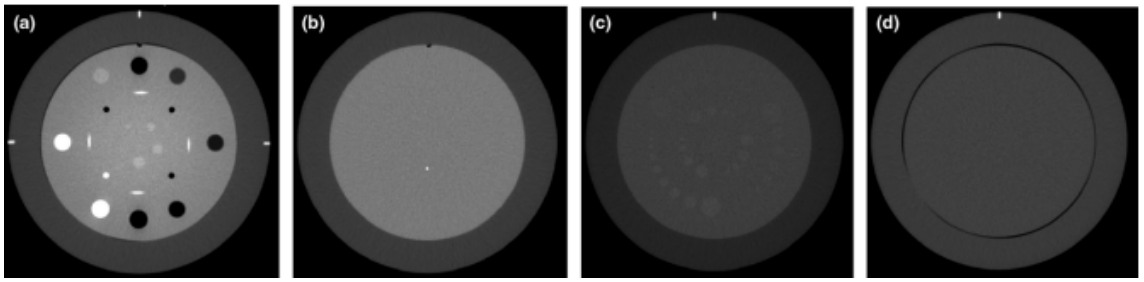
Figura 2 – *Phantom Catphan*® 500



Fonte: *THE PHANTOM LABORATORY*, p.4

A Figura 3 apresenta imagens tomográficas de diferentes módulos de um *phantom* padrão de CQ, mostrando os diferentes parâmetros que podem ser avaliados.

Figura 3 – Imagem de corte tomográfico do *phantom Catphan*® 500



Fonte: Husby *et al.*, 2017, p. 226

Apesar de ser essencial, o método tradicional de CQ apresenta limitações importantes na análise dos resultados. A avaliação manual das imagens dos *phantoms* depende da experiência de cada profissional, o que torna o processo mais trabalhoso, demorado e sujeito à variação na interpretação dos resultados, assim, comprometendo a consistência do controle (Nowik *et al*., 2015).

Outro desafio é que o CQ tradicional oferece apenas um diagnóstico intermitente do desempenho do sistema, por depender estritamente da avaliação visual (Nowik *et al*., 2015). Nesse contexto, a IA surge como uma evolução, permitindo que a análise da fidelidade da imagem passe a ser puramente quantitativa e automatizada. Conforme demonstrado por Inkinen et al. (2024), algoritmos de *deep learning* conseguem checar grandes volumes de dados rapidamente após a aquisição, viabilizando ações de manutenções imediatas e o mapeamento da prevalência de artefatos nos *scanners*, superando a lentidão inerente à verificação manual isolada.

2.3 Inteligência artificial (IA)

A IA tem ganhado destaque na medicina, em especial, na radiologia por sua capacidade de processar grandes volumes de dados e identificar padrões complexos que podem não ser perceptíveis ao olho humano (Thrall *et al*., 2018). Na TC, a IA pode atuar em diversas etapas: desde a aquisição das imagens até o pós-processamento, auxiliando em reconstrução, detecção de artefatos, segmentação de estruturas e, principalmente, na reconstrução de imagens voltadas à redução de ruído (Arndt *et al*., 2021)

Esse potencial ficou ainda mais evidente nos últimos anos devido ao acesso à grandes volumes de dados de imagem (*Big* Data), fundamental para treinar algoritmos, junto com o avanço nos recursos de processamento, como as Unidades de Processamento Gráfico (GPUs). Juntos, esses fatores viabilizaram o treinamento de modelos complexos em menos tempo, fazendo com que a IA deixasse o campo teórico para ser utilizado na prática clínica (Hosny *et al*., 2018).

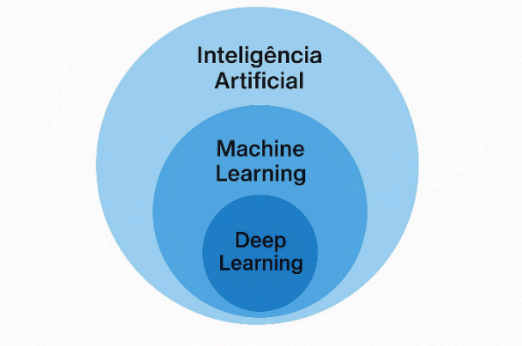
No dia a dia da radiologia, a IA se destaca como uma ferramenta que otimiza o fluxo de trabalho, indo muito além da simples detecção de patologias. Seu valor

reside na capacidade de obter informações objetivas e quantificáveis das imagens, superando a interpretação visual subjetiva e garantindo que parâmetros técnicos, como a resolução e a textura do ruído, sejam mantidos mesmo em protocolos de baixa dose (Vedana *et al*., 2024).

Dentro da IA, o *Machine Learning* utiliza algoritmos capazes de aprender a partir de dados, sem a necessidade de regras programadas. Já o *deep learning*, é baseado em redes neurais convolucionais (CNNs), sendo eficaz no processamento de imagens médicas, permitindo detectar padrões sutis com alta precisão (Erickson *et al*., 2017).

Essas tecnologias são amplamente conhecidas por detectar doenças, como nódulos pulmonares ou hemorragias intracerebrais; nesta revisão o foco recai sobre a sua aplicação na análise da física da imagem. A IA contribui diretamente para a garantia de qualidade ao identificar falhas técnicas e automatizar a mensuração de métricas que asseguram a precisão diagnóstica (Vedana *et al*., 2024).

Figura 4 – Relação hierárquica entre Inteligência Artificial (IA), Machine Learning (ML) e Deep Learning (DL)



Fonte: Autora, 2026

2.4 IA aplicada à avaliação da qualidade em TC

Nos últimos anos, a aplicação da IA na garantia da qualidade em TC tem avançado de forma significativa. Pesquisas demonstram que algoritmos de DL podem analisar *phantoms* automaticamente, identificando variações em ruído,

uniformidade, espessura do corte e presença de artefatos com confiabilidade, além de melhorar a precisão das avaliações de CQ, aumentar a eficiência operacional e contribuir para as práticas mais seguras e consistentes (Zhang *et al*., 2025).

Programas baseados em aprendizagem profunda, por exemplo, podem identificar automaticamente regiões de interesse (ROIs) nas imagens ou *phantoms*, medir o ruído e indicar se as configurações técnicas estão adequadas. Estudos recentes demonstram o uso de *deep learning* para a detecção de artefatos e para a reconstrução de imagens com alta fidelidade, o que comprova a capacidade da IA de realizar essa análise de modo objetivo e reprodutível (Inkinen *et al*., 2024).

Apesar desses avanços, os próprios autores e especialistas da área reforçam que o acompanhamento humano segue sendo fundamental. O consenso atual não é o de substituição, mas sim o de convergência: a IA atua como uma ferramenta de alta performance para suporte à decisão, mas a validação final dos resultados e do contexto clínico, realizada por profissionais especializados, continua sendo indispensável para a segurança dos pacientes (Topol, 2019).

3 METODOLOGIA

Esse trabalho se trata de uma revisão de escopo com caráter qualitativo, exploratório e descritivo. Esse método permite mapear os principais conceitos, classificar áreas de pesquisa e identificar lacunas do conhecimento (Arksey, H; O'Malley, L.,2005; Peters et al., 2020).

3.1 Delineamento da pesquisa

Para assegurar o rigor metodológico e a transparência do trabalho, o estudo seguiu as recomendações do checklist PRISMA-ScR (*Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses extension for Scoping Reviews*) (Peters *et al*., 2020).

O delineamento metodológico seguiu as recomendações do JBI (*Joanna Briggs Institute*) para revisões de escopo. Este método estabelece cinco etapas:

a) Identificação da questão de pesquisa;
b) Identificação dos estudos relevantes;
c) Seleção dos estudos;
d) Extração e análise dos dados;
e) Agrupamento, síntese e apresentação de dados.

Para a primeira etapa, a identificação da questão de pesquisa, utilizou-se a estratégia PCC, sendo: P (População) - Tomógrafos Computadorizados; C (Conceito) - Algoritmos de Inteligência Artificial; C (Contexto) - Qualidade da Imagem. Desse modo, a questão norteadora elaborada foi: Como a inteligência artificial tem sido aplicada na qualidade da imagem de tomografia computadorizada?

A segunda etapa foi realizada nas bases de dados eletrônicas: *National Library of Medicine* (PubMed), *Scopus* (Elsevier) e *Web of Science* (WOS). A escolha destas bases justifica-se por sua ampla abrangência multidisciplinar, cobrindo tanto a literatura de saúde (PubMed) quanto a de engenharia e ciência da computação (Scopus, WOS).

A estratégia de busca utilizou Descritores em Ciências da Saúde (DeCS) e termos livres (palavras-chave) referentes à estratégia PCC, combinados com os

operadores booleanos 'OR' e 'AND'. A estratégia de busca final foi refinada e afunilada com o suporte técnico do bibliotecário especializado do Instituto Federal de Santa Catarina (IFSC), sob o registro profissional CRB-14 nº 1341. Esta colaboração permitiu a construção de chaves de buscas mais complexas, utilizando-se operadores de proximidade e termos específicos que reduziram os resultados e garantiram maior precisão na recuperação dos estudos pertinentes ao controle de qualidade técnico.

Optou-se por uma delimitação temporal de 6 anos (2020-2026), justificada pela velocidade e pela rápida evolução tecnológica das ferramentas de Inteligência Artificial. No campo do diagnóstico por imagem, algoritmos de *Deep Learning* e *Machine Learning* sofrem atualizações e defasagem em curto espaço de tempo. Portanto, esse recorte foi necessário para garantir o mapeamento das evidências mais recentes que refletem o estado da arte e a acurácia dos sistemas aplicados na prática clínica e industrial. Foram incluídos artigos publicados integralmente em qualquer idioma. As estratégias de busca detalhadas para cada base de dados estão descritas no Apêndice A. Adicionalmente, as listas de referências dos estudos selecionados foram analisadas manualmente, a fim de encontrar estudos complementares.

Para a terceira etapa (seleção), adotou-se um fluxo de triagem. Os resultados das bases PubMed, Scopus e Web of Science foram exportados e inseridos no *software Rayyan*. Após o processo automatizado de remoção de duplicatas pela plataforma, restaram 829 registros provenientes destas bases para a etapa de triagem. Após a aplicação dos critérios de elegibilidade e a revisão criteriosa dos resumos através de etiquetas (*tags*), a amostra final foi composta por 53 artigos incluídos para análise na íntegra, após análise, aplicou-se outro um filtro de elegibilidade técnica. Foram excluídos os estudos que, embora mencionasse a IA na TC, focavam estritamente no desfecho clínico (diagnóstico de patologias e auxílio ao laudo médico) sem apresentar dados sobre a avaliação dos parâmetros físicos ou algoritmos de reconstrução. Assim, a amostra final foi composta por 33 artigos.

A triagem inicial foi conduzida por dois revisores. Nesta fase, foram selecionados para leitura na íntegra os artigos que atendiam aos critérios da estratégia PCC: os que mencionavam a TC, aplicavam IA e tinham foco na avaliação

da qualidade da imagem. Foram excluídos estudos focados puramente em diagnóstico clínico, bem como editoriais, cartas ao editor e artigos de opinião.

Para efetivação da quarta etapa, foi realizada a extração de dados com uso de um instrumento (planilha) elaborado no software Microsoft Excel® pela autora. As seguintes variáveis foram extraídas: Identificação (autores, título, DOI, ano de publicação, jornal, idioma, continente); Tipo de estudo; Método de Análise; Foco na Tomografia Computadorizada; Algoritmo Base; Software/plataforma; Foco (Qualidade da Imagem ou Otimização de Dose); Parâmetro avaliado pela IA; Benefícios e Desafios/Limitações.

Por fim, na quinta etapa, os dados sobre país de realização do estudo, idioma e ano de publicação foram analisados de forma descritiva, por meio de estatística simples e apresentados em formato de figuras. As demais variáveis, que constituem o mapa de evidências, foram organizadas em um quadro, para facilitar a visualização e interpretação dos resultados.

3.2 Aspectos Éticos

Por se tratar de uma Revisão de Escopo, esta pesquisa utilizou exclusivamente dados secundários de domínio público, compostos por artigos científicos e outras literaturas já publicadas e disponíveis nas bases de dados eletrônicas.

Conforme estabelecido pela Resolução nº 510, de 7 de abril de 2016, do Conselho Nacional de Saúde (CNS), pesquisas que utilizam informações de acesso público, sem identificação dos participantes, ou que utilizam exclusivamente dados de revisão bibliográfica, dispensam a necessidade de submissão e aprovação prévia por um Comitê de Ética em Pesquisa (CEP) do sistema CEP/CONEP (Brasil, 2016).

No entanto, todos os princípios éticos da pesquisa científica foram rigorosamente respeitados, assegurando a integridade na análise dos dados e garantindo o devido crédito autoral a todas as fontes consultadas, por meio das citações (ABNT NBR 10520) e referências (ABNT NBR 6023).

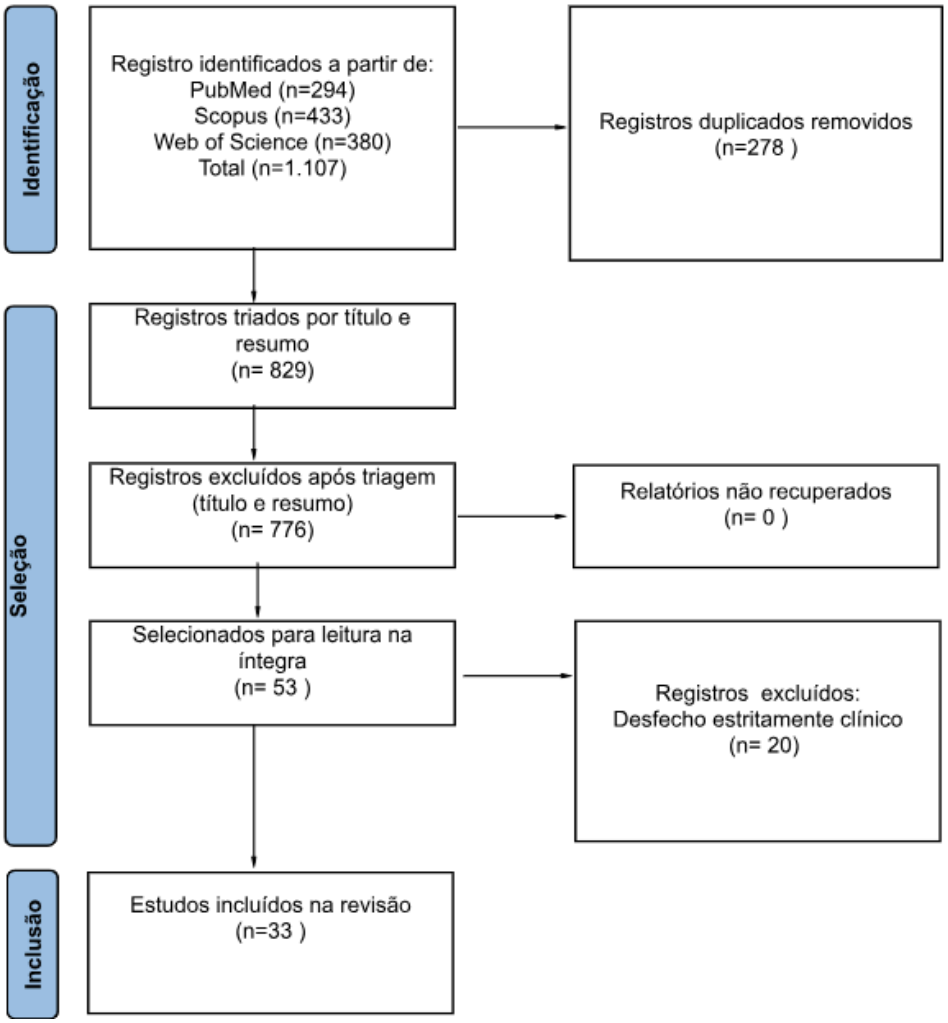
Com o compromisso de manter a transparência e a ética na pesquisa, este estudo utilizou ferramentas de Inteligência Artificial de forma pontual, apenas como

suporte para revisar a escrita e otimizar a busca pelos artigos nas bases de dados. É importante destacar que as etapas de seleção, extração de dados e a análise crítica dos resultados foram feitas de maneira totalmente manual e autoral. O detalhamento das plataformas utilizadas e a respectiva declaração de responsabilidade constam no Apêndice B.

4 RESULTADOS

A pesquisa inicial identificou 1.107 referências nas bases de dados National Library of Medicine (PubMed), Scopus (Elsevier) e Web of Science (WOS). Após a remoção de 278 registros duplicados, os 829 estudos restantes foram submetidos à triagem por título e resumo, etapa na qual 776 foram desconsiderados, resultando em 53 artigos elegíveis para leitura na íntegra. Após a leitura completa, foram excluídos 20 estudos de caráter estritamente clínico, permanecendo 33 artigos que compuseram a amostra final por responderem à questão norteadora e se adequarem ao objetivo desta pesquisa, conforme apresentado no fluxograma PRISMA (Figura 5).

Figura 5. Fluxograma PRISMA do processo de seleção dos estudos. Florianópolis, SC, 2026



Fonte: adaptado do fluxograma PRISMA

Dentre os países no qual os documentos foram elaborados, destacam-se os Estados Unidos, com sete (21,21%) publicações, seguido do Japão, com seis (18,18%). Ainda, foram selecionadas pesquisas desenvolvidas na Itália, China, França, Indonésia, Alemanha, Áustria, Coreia do Sul, Emirados Árabes Unidos, Finlândia, Noruega, Reino Unido e Taiwan, como representado na figura 6.

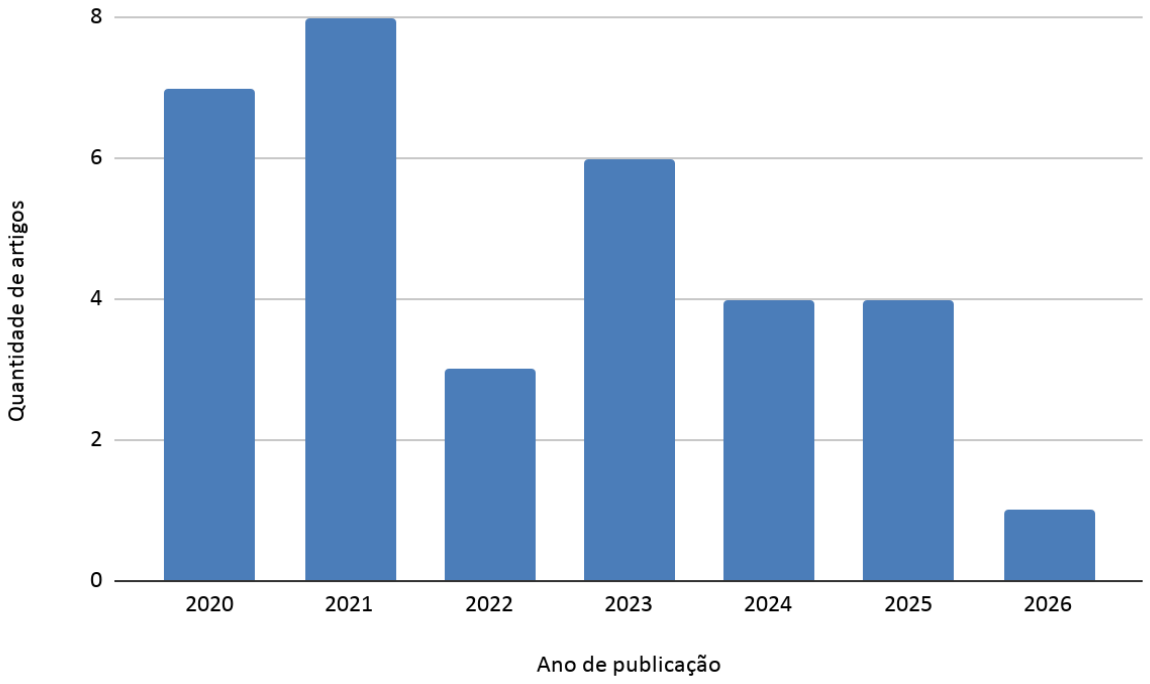
Figura 6. Distribuição geográfica dos estudos selecionados.



Fonte: Elaborado pela autora (2026).

No que se refere ao ano de publicação, observa-se um maior volume de estudos nos anos de 2020 e 2021, que somam 15 publicações no total, como demonstrado na Figura 7. Esse período marca o início de uma tendência de crescimento na aplicação de algoritmos inteligentes voltados à garantia da qualidade em radiologia diagnóstica.

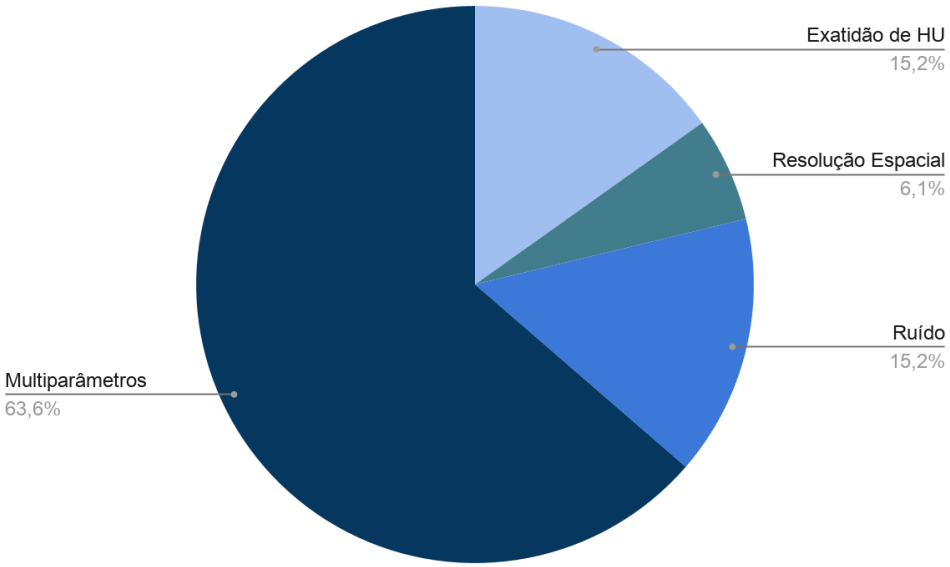
Gráfico 7. Ano de publicação dos estudos.



Fonte: Elaborado pela autora (2026).

Em relação aos parâmetros técnicos avaliados com base na IN 93, observa-se uma predominância de estudos que abordam múltiplos testes simultaneamente, classificados como Multiparâmetros, totalizando 21 (63,6%) publicações. Entre os demais, destacam-se o Ruído e a Exatidão de Unidade Hounsfield (HU), ambos com cinco (15,2%) estudos, seguidos pela Resolução Espacial, com duas (6,1%) pesquisas, como ilustrado na Figura 8.

Gráfico 8. Distribuição dos parâmetros técnicos.



Fonte: Elaborada pela autora (2026).

Os estudos incluídos foram organizados de acordo com o código, referência, país de origem e ano de publicação, tipo de estudo, parâmetros utilizados, objetivo e principais resultados, conforme consta no quadro 2.

Quadro 2 – Artigos incluídos (n= 33).

ID	Autor (ano)	País	Tipo de estudos	Parâmetros de CQ	Objetivo	Principais resultados
E1	Breger *et al*. (2025)	Reino Unido	Experimental	Resolução espacial; ruído	Avaliar métricas FR-IQA em reconstrução e pós-processamento em TC.	PSNR, SSIM e LPIPS podem ser enganosas; métricas mais adequadas são necessárias.
E2	Pouget e Dedieu (2024)	França	Simulação	Ruído	Estimar o desempenho do Hotelling observar em TC de tórax com diferentes estruturas de ruído.	Estimativa mais prática e robusta para TC de baixa dose.
E3	Salyapongse *et al*. (2023)	EUA	Experimental	Exatidão de HU	Comparar estabilidade e acurácia dos números CT entre EID CT e PCD CT em phantom.	PCD CT apresentou números CT mais estáveis e mais próximos dos ideais.
E4	Lasagni (2023)	Itália	Simulação	Resolução espacial	Detectar objetos de baixo contraste e gerar imagem de super-resolução.	Aumenta CNR e melhora nitidez.
E5	Valeri *et al.* (2023)	Itália	Experimental	Ruído	Reproduzir julgamento humano na detecção/localização de objetos de baixo contraste em phantom.	Automatiza a avaliação e apoia a otimização de protocolos.
E6	Zhang *et al.* (2021)	China	Simulação	Resolução espacial	Reconstruir TC de alta resolução a partir de sinogramas de baixa resolução.	Melhora a resolução espacial sem alterar hardware ou aumentar a dose.
E7	Roser *et al*. (2021)	Alemanha	Simulação	Ruído	Estimar e subtrair espalhamento de raios X com rede neural.	Preserva frequência e reduz sensibilidade a ruído não visto.
E8	Podgorsak *et al*. (2023)	EUA	Simulação	Exatidão de HU	Corrigir projeções truncadas e esparsas em sinograma e	Mantém linearidade em HU e melhora a resposta em

					reconstrução.	frequência e NPS.
ID	**Autor (ano)**	**País**	**Tipo de estudos**	**Parâmetros de CQ**	**Objetivo**	**Principais resultados**
E9	Wu *et al.* (2020)	China	Simulação	Exatidão de HU	Reconstruir e decompor imagens espectrais de TC preservando detalhes materiais.	Melhora a decomposição material e reduz artefatos/ruídos.
E10	Zhang *et al.* (2020)	China	Simulação	Exatidão de HU	Aprender pesos de redundância e melhorar reconstrução em geometria simétrica e ângulo limitado.	Reduz artefatos e erro de número CT.
E11	Paul *et al*. (2020)	EUA	Experimental	Ruído	Extrair features profundas de uma CNN e avaliar estabilidade em imagens de phantom.	Features mais estáveis e maior reprodutibilidade.
E12	Ketola *et al*. (2024)	Finlândia	Experimental	Ruído	Estimar mapas locais de desvio-padrão do ruído em TC torácica a partir de uma aquisição.	Quantifica ruído de forma local e automática.
E13	Njølstad *et al*. (2023)	Noruega	Experimental	Exatidão de HU; resolução espacial; ruído	Comparar qualidade de imagem em diferentes doses e espessuras de corte frente a FBP e IR.	Reduz ruído e preserva números CT e resolução espacial.
E14	Song e Baek (2025)	Coreia do Sul	Experimental	Exatidão de HU	Padronizar o número CT para pulmão com phantom e espuma sólida de referência.	Reduz variabilidade do número CT entre scanners e protocolos.
E15	Kitera, N. *et al*. (2024)	Japão	Experimental	Resolução espacial; ruído	Comparar modo HD versus modo normal sobre TTF, NPS e detectabilidade em CCTA.	Ajuda a definir a combinação ótima de aquisição e reconstrução.

E16	Shono *et al.* (2025)	Japão	Experimental	Resolução espacial; ruído	Avaliar efeito da dose e do pitch sobre NPS, TTF, CNR e SPF em phantom.	Melhora as características físicas da imagem e ajuda a definir dose e pitch.
ID	**Autor (ano)**	**País**	**Tipo de estudos**	**Parâmetros de CQ**	**Objetivo**	**Principais resultados**
E17	Xi *et al*. (2023)	EUA	Simulação	Resolução espacial; ruído	Aplicar reconstrução iterativa com total variation adaptativo em TC sparse-view e baixa dose.	Melhora compromisso entre resolução e ruído.
E18	Greffier *et al*. (2025)	França	Comparativo experimental	Resolução espacial; ruído	Comparar algoritmos DLR/DLSR/SAIR em imagens espectrais de phantom.	Reduz ruído e melhora detectabilidade em VMI de baixa energia.
E19	Greffier *et al.* (2026)	França	Comparativo experimental	Ruído; resolução espacial	Comparar algoritmos DLR de quatro fabricantes em phantom abdominal sob três níveis de dose.	Reduz ruído e melhora detectabilidade mantendo textura e resolução.
E20	Hatamikia *et al*. (2025)	Áustria	Experimental	Exatidão de HU	Usar impressão 3D em silicone para ajustar a radiodensidade e reproduzir HU de tecidos moles.	Cria phantoms mais realistas e reproduzíveis.
E21	Tomasi *et al*. (2024)	Itália	Comparativo experimental	Exatidão de HU; resolução espacial; ruído	Avaliar algoritmo de deep learning em TC cerebral em diferentes níveis de dose.	Permite redução potencial da dose mantendo qualidade de imagem.
E22	Higaki *et al*. (2020)	Japão	Comparativo experimental	Resolução espacial; ruído	Comparar reconstrução por deep learning com FBP, h-IR e MBIR em phantom.	Reduz ruído e melhora detectabilidade em baixas doses.
E23	Kojima *et al.* (2021)	Japão	Simulação	Exatidão de HU	Gerar views/sinogramas complementares em DECT com deep learning e avaliar HU e iodo.	Mantém acurácia de HU e iodo em diferentes doses.

E24	Szczykutowicz *et al.* (2021)	EUA	Comparativo experimental	Exatidão de HU; resolução espacial; ruído	Comparar DLIR da GE com FBP e ASIR-V em phantoms.	Melhor CNR e textura FBP-like sem perda significativa de resolução.
ID	**Autor (ano)**	**País**	**Tipo de estudos**	**Parâmetros de CQ**	**Objetivo**	**Principais resultados**
E25	Cokrokusumo *et al.* (2022)	Indonésia	Experimental	Resolução espacial; ruído	Reduzir ruído e avaliar impacto em SNR, NPS, SSIM e MTF com RED-CNN.	Melhora a supressão de ruído com manutenção aceitável da nitidez.
E26	Doria *et al*. (2021)	Itália	Experimental	Ruído; resolução espacial	Avaliar CNNs encoder-decoder e U-Net para denoising e segmentação de phantom.	Mostra como o deep learning reduz ruído e altera a resolução espacial.
E27	Balogh e Kis, (2022)	Emirados Árabes Unidos	Comparativo experimental	Resolução espacial; ruído	Comparar algoritmo de denoising deep learning com filtro bilateral 3D.	Reduz ruído mais eficazmente e pode permitir maior economia de dose.
E28	Masuda *et al*. (2022)	Japão	Comparativo experimental	Resolução espacial; ruído	Comparar DLIR TrueFidelity com HIR em phantom abdominal em diferentes doses.	DLIR reduz mais ruído que HIR e pode sustentar redução de dose.
E29	Kawashima *et al.* (2020)	Japão	Comparativo experimental	Resolução espacial; ruído	Comparar FBP e IR em phantom usando DLIR comercial.	Forte redução de ruído com preservação da resolução axial.
E30	Tu *et al*. (2021)	Taiwan	Experimental	Ruído	Avaliar como ruído quântico afeta atributos radiômicos e classificadores.	Identifica features mais estáveis ao ruído quântico.
E31	Solomon *et al*. (2020)	EUA	Comparativo experimental	Resolução espacial; ruído	Comparar reconstrução comercial por deep learning com FBP e IR em phantoms.	Reduz ruído e preserva resolução de alto contraste, com piora de baixo contraste.
E32	Setiawan *et al*. (2023)	Indonésia	Comparativo experimental	Resolução espacial; ruído	Comparar DLIR comercial com ASIR-V por meio de NPS e MTF.	Reduz melhor o ruído e mantém resolução espacial.

E33	Zeng *et al.* (2022)	EUA	Experimental	Exatidão de HU; resolução espacial	Testar rede REDCNN sob diferentes doses, kernel e espessura de corte.	Mantém redução de ruído e qualidade em várias condições.

Fonte: Elaborado pela autora (2026)

5 DISCUSSÃO

Os estudos incluídos foram organizados em três eixos, de modo a facilitar a análise e a interpretação. O primeiro eixo abrange as aplicações da inteligência artificial na avaliação da qualidade da imagem em tomografia computadorizada; o segundo aborda os principais parâmetros técnicos analisados nos estudos, com destaque para resolução espacial, precisão da escala de Hounsfield (HU) e ruído; e o terceiro explora os desafios da implementação clínica e as fronteiras das futuras pesquisas na área.

Com essa divisão, fica claro que as pesquisas atuais focam muito mais na otimização da qualidade da imagem aliada à redução de dose.

5.1 Aplicações da Inteligência Artificial na avaliação da qualidade da imagem em tomografia computadorizada

A literatura atual demonstra que a aplicação da IA na tomografia computadorizada excede o aspecto puramente estético, possuindo um objetivo funcional: a viabilização de protocolos de baixa dose com segurança diagnóstica. Pouget e Dedieu (2024) trazem uma reflexão importante sobre esse sentido: em exames de baixa dose, não basta que a imagem pareça “limpa” aos olhos, ela precisa preservar as estruturas reais da anatomia enquanto remove o ruído.

O princípio de que as redes neurais convolucionais (CNNs) são capazes de recuperar detalhes anatômicos em exames de subdose, como apontado por Zhang *et al.*(2021), é reforçado por Njolstad *et al.*(2023), Masuda *et al.* (2022) e Higaki *et al.*(2020). Esses estudos comprovam em coletivo que os algoritmos de *Deep Learning* superam as reconstruções iterativas tradicionais, promovendo forte redução de ruído sem sacrificar a imagem ou exigir o aumento da dose de radiação.

Além disso, no que tange à automação da tarefa diagnóstica, a capacidade da IA de simular o desempenho visual humano para detecção de estruturas de baixo contraste, discutida por Valeri *et al.*(2023), é validada por Doria *et al.*(2021). Tais modelos baseados em arquiteturas *encoder-decoder* automatizam a localização de lesões em *phantoms*, comportando-se de maneira idêntica a um radiologista.

Expandindo essa utilidade, Greffier *et al.* (2025) e Greffier *et al.* (2026) demonstram que a IA melhora a detectabilidade de lesões independente da plataforma tecnológica, seja em tomografia de dupla energia (DECT) ou *photon-counting* (PCD). Contudo, como alerta Paul *et al.* (2020), a adoção segura da IA exige a comprovação da reprodutibilidade dessas redes entre diferentes fabricantes, garantindo que o ganho de qualidade seja estável diante da variabilidade do parque tecnológico hospitalar.

5.2 Principais parâmetros técnicos

Na avaliação física, a evidência extraída da amostra concentra-se em uma tríade fundamental: resolução espacial, exatidão da escala Hounsfield (HU) e análise de ruído.

No que diz respeito à resolução espacial, definida como a capacidade do sistema em preservar detalhes finos e bordas anatômicas, Podgorsak *et al.*(2023) demonstram melhorias significativas na Função de Transferência de Modulação (MTF) pelo uso de redes generativas (DCGAN). Esse estudo é um consenso confirmado por Lasagni (2023), Kitera *et al.*(2024) e Xi *et al.*(2023). Este grupo de autores evidencia que a IA, especialmente os modelos de super-resolução, conseguem recuperar detalhes de alta frequência (nitidez) mantendo taxas ótimas de compensação contra o ruído, elevando a resolução a um novo patamar técnico.

Em relação à confiabilidade das densidades teciduais, Salyapongse *et al*.(2023) evidenciam que a precisão dos valores de HU depende da estabilidade do sistema frente a variações no tamanho do paciente e na energia do feixe. A estabilidade reportada é reforçada pelos métodos de padronização propostos por Song e Baek (2025), utilizando espumas sólidas de referência e pelas abordagens espectrais de Kojima *et al.*(2021) e Wu *et al.*(2020). Esses estudos em conjunto asseguram que a IA não introduz viés na densidade real dos órgãos, garantindo que as medições lineares da física médica permaneçam intactas.

Por fim, a avaliação do ruído evoluiu. O uso do Espectro de Potência de Ruído (NPS), que garante a não distorção da textura do órgão e evita o indesejado aspecto de “plástico”, descrito por Ketola *et al.*(2024), é sustentado pelas análises feitas por Cokrokusumo *et al.*(2022) e pelas filtragens propostas por Balogh e Kis

(2022) e Shono *et al.*(2025). Ketola *et al.*(2024) provam que a IA já permite calcular o NPS de forma totalmente automática a partir de uma única aquisição, revolucionando a objetividade do Controle de Qualidade.

5.3 Desafios da implementação clínica e as fronteiras das futuras pesquisas na área

Apesar dos avanços, a transição da Inteligência Artificial dos “laboratórios perfeitos” para a prática clínica enfrenta entraves consideráveis. A extrema dependência do uso de *phantoms* acrílicos homogêneos e o comportamento Não-Linear das redes neurais, alertados por Szczykutowicz *et al*.(2021), representam a maior barreira de generalização. Na prática, isso significa que, quando a IA avalia um corpo humano real, doente e heterogêneo, o algoritmo pode confundir e distorcer texturas. Tentando preencher essa lacuna, Hatamikia *et al*.(2025) introduziram o uso de impressão 3D em silicone na criação de simuladores, buscando reproduzir com maior fidelidade a atenuação de tecidos moles e as características radiológicas reais, aproximando os testes da realidade do paciente.

Além disso, o cenário tecnológico apresenta um debate divergente quanto à capacidade de generalização desses modelos. Enquanto autores como Zeng *et al*.(2022) demonstram com experimentos que certas redes neurais mantêm sua eficácia sob diferentes espessuras de corte, *kernels* e doses, Solomon *et al.*(2020) trazem um contraponto crucial: dependendo das condições de aquisição e reconstrução, a IA comercial pode, contraditoriamente, piorar a detectabilidade de tarefas de baixo contraste.

Sobre essa divergência métrica, Breger *et al.*(2025) e Setiawan *et al.* (2023) alertam que os parâmetros de qualidade tradicionais muito utilizados na literatura, como o PSNR e o SSIM, podem gerar avaliações enganosas quando aplicados a imagens processadas por IA, exigindo o desenvolvimento de avaliações estritamente orientadas à tarefa clínica (*Task-based*) em vários níveis de dose.

Para superar os desafios de implementação e a desconfiança clínica gerada por essas divergências, a literatura aponta para a necessidade de maior transparência nos algoritmos, combatendo a percepção de que a IA atua como uma “caixa preta” (*black box*). Uma estratégia adotada pelos pesquisadores para garantir a reprodutibilidade e a confiabilidade metodológica é a representação visual

arquitetônica do tratamento de dados. Estudos como o de Doria *et al.*(2021) ilustram o fluxo matemático em redes U-Net, mapeando desde a entrada da imagem ruidosa original até a sua ramificação em processos simultâneos de remoção de ruído e segmentação anatômica. De forma complementar, Podgorsak *et al.*(2023) detalham visualmente o processamento adversarial da arquitetura DCGAN, mostrando por quais funções de convolução os dados passam desde a entrada corrompida até a saída da imagem limpa. Ademais, Ketola *et al*.(2024) apresentam diagramas de blocos demonstrando como matrizes tridimensionais (*patches*) extraídas do exame atravessam a rede neural para gerar mapas precisos do Espectro de Potência de Ruído. Esse detalhamento arquitetônico é fundamental para a transição clínica, pois comprova que o tratamento de dados radiológicos pela IA segue uma lógica rastreável, configurada e estritamente fundamentada na física médica.

Ainda assim, toda essa vulnerabilidade analítica radiômica atestada por Tu *et al*.(2021) consolida a conclusão fundamental de Tomasi *et al.*(2024): a IA não opera de forma autônoma e infalível. A validação clínica através do julgamento humano protagonizada pelo tecnólogo em radiologia no rigor de controle de qualidade e pelo médico radiologista no diagnóstico continua sendo a última e inegociável barreira de segurança antes da adoção plena dessa tecnologia.

6 CONCLUSÃO

Esta revisão de escopo buscou mapear como a IA tem sido aplicada na qualidade da imagem de tomografia computadorizada. A análise dos 33 estudos selecionados permite concluir que a Inteligência Artificial não é apenas uma tecnologia promissora, mas uma realidade que está transformando o padrão de excelência na radiologia.

Quanto aos principais usos, ficou evidente que a maior contribuição da tecnologia reside na reconstrução de imagens e na automação do controle de qualidade. A IA demonstrou capacidade ímpar de equilibrar a relação qualidade-dose, permitindo obter imagens com baixos níveis de ruído e alta resolução, mesmo em protocolos de baixa dose, reforçando o princípio ALARA.

Em relação aos algoritmos, a literatura destaca a predominância das CNNs e do DLR. Esses modelos superam as limitações das reconstruções iterativas tradicionais ao oferecerem uma análise quantitativa e objetiva dos parâmetros físicos da imagem, como a exatidão das unidades Hounsfield.

No que diz respeito ao impacto e limitações, embora a implementação da IA represente um avanço rumo a uma radiologia mais precisa e reprodutível, identificou-se um distanciamento entre os testes em *phantoms* e a prática clínica. A heterogeneidade do corpo humano e a diversidade de equipamentos ainda representam desafios para a validação em pacientes reais. Além disso, a necessidade de profissionais capacitados para supervisionar essas ferramentas destaca que a tecnologia deve atuar como um suporte à decisão, e não como substituta do julgamento humano.

REFERÊNCIAS

AGGARWAL, Ravi *et al*. Diagnostic accuracy of deep learning in medical imaging: a systematic review and meta-analysis. **npj Digital Medicine**, [S. l.], v. 4, n. 65, 2021. DOI: 10.1038/s41746-021-00438-z. Disponível em: https://www.nature.com/articles/s41746-021-00438-z. Acesso em: 28 mar. 2026.

AMARO JÚNIOR, E; YAMASHITA, H. Aspectos básicos de tomografia computadorizada e ressonância magnética. **Brazilian Journal of Psychiatry**, v. 23, p. 2-3, 2001. DOI:10.1590/S1516-44462001000500002 Disponível em: https://www.scielo.br/j/rbp/a/QkL5KhdH3WcYXmmHvmR7RCz/?lang=pt. Acesso em: 15 nov. 2025.

ARKSEY, H; O'MALLEY, L. Scoping studies: towards a methodological framework. **International Journal of Social Research Methodology**: Theory & Practice, [S. l.], v. 8, n. 1, p. 19–32, 2005. DOI:10.1080/1364557032000119616 Disponível em: https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/1364557032000119616 Acesso em: 15 nov. 2025.

ARNDT, C. *et al.* Deep Learning CT Image Reconstruction in Clinical Practice. **Rofo**, [S.l.], v. 193, n. 3, p. 252-261, 2021. DOI 10.1055/a-1248-2556 Disponível em: https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33302311/. Acesso em: 14 nov. 2025.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **ABNT NBR 6023**: informação e documentação: referências: elaboração. 3. ed. Rio de Janeiro: ABNT, 2025. Acesso em: 18 dez 2026

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 10520:** Informação e documentação - Citações em documentos - Apresentação. 2.ed. Rio de Janeiro: ABNT, 2023. Acesso em: 18 dez 2026

AUGUSTO, João de Vianey. **Conceitos básicos de física e proteção radiológica**. São Paulo: Atheneu, 2009. Acesso em: 20 mar 2026

BALOGH, Z. A.; KIS, B. J. Comparison of CT noise reduction performances with deep learning-based, conventional, and combined denoising algorithms. **Medical Engineering and Physics,** v. 109, p. 103897, 2022. DOI: 10.1016/j.medengphy.2022.103897. Acesso em: 21 jan. 2026

BRASIL. Agência Nacional de Vigilância Sanitária. **Resolução RDC nº 611, de 9 de março de 2022**. Estabelece os requisitos sanitários para a organização e o funcionamento de serviços de radiologia diagnóstica ou intervencionista. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 2022. Disponível em: https://www.in.gov.br/en/web/dou/-/resolucao-rdc-n-611-de-9-de-marco-de-2022-386107075. Acesso em: 17 set. 2025.

BRASIL. Ministério da Saúde. Agência Nacional de Vigilância Sanitária. **Instrução Normativa - IN n° 93, de 27 de maio de 2021**. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 2021. Disponível em: https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/anvisa/2020/in093_27_05_2021.pdf. Acesso em: 17 set. 2025.

BRASIL. Ministério da Saúde. Banco de dados do Sistema Único de Saúde - DATASUS. **Sistema de Informações Ambulatoriais (SIA/SUS)**. Disponível em: http://tabnet.datasus.gov.br. Acesso em: 27 mar. 2026.

BRASIL. Ministério da Saúde. Conselho Nacional de Saúde. **Resolução nº 510, de 7 de abril de 2016**. Dispõe sobre as normas aplicáveis a pesquisas em Ciências Humanas e Sociais cujos procedimentos metodológicos envolvam a utilização de dados diretamente obtidos com os participantes ou de informações identificáveis [...]. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 24 maio de 2016. Disponível em: https://www.gov.br/conselho-nacional-de-saude/pt-br/atos-normativos/resolucoes/2016/resolucao-no-510.pdf/view. Acesso em: 17 set. 2025.

BREGER, A. *et al*. A Study of Why We Need to Reassess Full Reference Image Quality Assessment with Medical Images. **Journal of Imaging Informatics in Medicine**, v. 38, p. 3444-3469, 2025. Acesso em: 21 jan. 2026

COKROKUSUMO, H. B. *et al*. Noise suppression of computed tomography (CT) images using residual encoder-decoder convolutional neural network (RED-CNN). **Atom Indonesia**, v. 48, n. 3, p. 171-178, 2022. DOI: 10.17146/aij.2022.1113. Acesso em: 20 jan 2026

COLÉGIO BRASILEIRO DE RADIOLOGIA E DIAGNÓSTICO POR IMAGEM. **Norma do Programa de Acreditação em Diagnóstico por Imagem (Padi)**. Versão 5.0. São Paulo: CBR, 2022. Disponível em: https://padi.org.br. Acesso em: 27 mar. 2026.

COSTA, Ana Paula da Silva; BEVAND, Amanda Nogueras; LUCAS, Julio Cesar Bazan. **Radiologia: projetos farmacêuticos aplicados a imagens e processamento técnico radiográfico computadorizado.** São Paulo: Marinari, 2009. Acesso em: 20 jan 2026

DOI, K. Computer-aided diagnosis in medical imaging: historical review, current status and future potential. Computerized Medical Imaging and Graphics, v. 31, n. 4-5, p. 198-211, 2007. Disponível em:https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2007.02.002. Acesso em: 7 maio 2026.

DORIA, S. *et al*. Addressing signal alterations induced in CT images by deep learning processing: a preliminary phantom study. **Physica Medica**, v. 83, p. 88-100, 2021. DOI: 10.1016/j.ejmp.2021.02.022. Acesso em: 20 jan 2026

ERICKSON, B. J. *et al*. Machine learning for medical imaging. **RadioGraphics**, [S. l.], v. 37, n. 2, p. 505–515, 2017. DOI: 10.1148/rg.2017160130. Disponível em: https://pubs.rsna.org/doi/full/10.1148/rg.2017160130. Acesso em: 15 nov.2025.

GREFFIER, J. *et al.* Comparison of spectral performance of three dual-energy CT scanners equipped with a deep-learning image reconstruction algorithm and one photon counting CT scanner: a phantom study. **Diagnostic and Interventional Imaging**, 2025. DOI: 10.1016/j.diii.2025.11.007. Acesso em: 20 jan 2026

GREFFIER, J. *et al*. Deep-learning image reconstruction algorithms for CT: a task-based image quality assessment of four CT systems using a phantom. **Diagnostic and Interventional Imaging**, 2026. DOI: 10.1016/j.diii.2026.01.003.Acesso em: 20 jan 2026

HALL, E. J.; GIACCIA, A. J. **Radiobiology for the radiologist**. 7. ed. Philadelphia: Wolters Kluwer Health/Lippincott Williams & Wilkins, 2012. *E-book*. Disponível em: https://dl.icdst.org/pdfs/files3/bcc9d7674e67c664d212d5887e7900c7.pdf Acesso em: 14 nov. 2025.

HATAMIKIA, S. *et al*. 3D printed silicone phantoms: radiological properties and potential for tissue-mimicking applications. **ZMedPhys**, v. 35, p. 138-151, 2025. DOI: 10.1016/j.zemedi.2022.02.001. Acesso em: 20 jan 2026

HIGAKI, T. *et al*. Deep-learning reconstruction at CT: phantom study of the image characteristics. **Academic Radiology**, v. 27, n. 1, p. 82-87, 2020. DOI: 10.1016/j.acra.2019.04.009. Acesso em: 20 jan 2026

HOSNY, A. *et al*. Artificial intelligence in radiology. **Nature Reviews Cancer**, v. 18, n. 8, p. 500–510, ago. 2018. DOI: 10.1038/s41568-018-0016-5 Disponível em: https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6268174/. Acesso em: 14 nov. 2025.

HUSBY, Ellen *et al*. 100 days with scans of the same Catphan phantom on the same CT scanner. **Journal of Applied Clinical Medical Physics**, [S. l.], v. 18, n. 6, p. 224-231, 2017.DOI: 10.1002/acm2.12186. Disponível em: https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/28921910/. Acesso em: 15 nov. 2025.

INKINEN *et al*. Computed Tomography Artefact Detection Using Deep Learning-Towards Automated Quality Assurance. **SSRN Electronic Journal**, [S.l.], 2024. DOI: 10.1007/978-3-031-59091-7_2 Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/380354309_Computed_Tomography_Artefact_Detection_Using_Deep_Learning-Towards_Automated_Quality_Assurance. Acesso em: 14 nov. 2025. Acesso em: 20 jan 2026

INTERNATIONAL ATOMIC ENERGY AGENCY. **Quality assurance programme for computed tomography**: diagnostic and therapy applications. Vienna: IAEA, 2012. (IAEA Human Health Series, n. 19). Disponível em: https://www.iaea.org/publications/8751/quality-assurance-programme-for-computed-tomography-diagnostic-and-therapy-applications. Acesso em: 15 nov. 2025.

INTERNATIONAL COMMISSION ON RADIOLOGICAL PROTECTION. ICRP publication 103: the 2007 recommendations of the International Commission on Radiological Protection. **Annals of the ICRP**, [S. l.], v. 37, n. 2-4, p. 1-332, 2007. Disponível em: https://www.icrp.org/publication.asp?id=ICRP%20Publication%20103. Acesso em: 14 nov. 2025. Acesso em: 20 jan 2026

KAWASHIMA, H. *et al*. Performance of clinically available deep learning image reconstruction in computed tomography: a phantom study. **Journal of Medical Imaging**, v. 7, n. 6, p. 063503, 2020. Acesso em: 20 jan 2026

KETOLA, J. H. J. *et al*. Automatic chest computed tomography image noise quantification using deep learning. **Physica Medica**, v. 119, p. 103186, 2024. DOI: 10.1016/j.ejmp.2023.103186. Acesso em: 20 jan 2026

KITERA, N. *et al*. Validation of optimal imaging conditions for coronary computed tomography angiography using high-definition mode and deep learning image reconstruction algorithm. **Japanese Journal of Radiological Technology**, v. 80, n. 5, p. 499-509, 2024. DOI: 10.6009/jjrt.2024-1353. Acesso em: 20 jan 2026

KOJIMA, T. *et al*. A novel fast kilovoltage switching dual-energy CT with deep learning: accuracy of CT number on virtual monochromatic imaging and iodine quantification. **Physica Medica**, v. 81, p. 253-261, 2021. DOI: 10.1016/j.ejmp.2020.12.018. Acesso em: 20 jan 2026

LASAGNI, L. Low-contrast detection and super-resolution in CT images: evaluation of a novel approach based on Centroidal Voronoi Tessellation. **Il Nuovo Cimento** C, v. 46, p. 71, 2023. DOI: 10.1393/ncc/i2023-23071-4. Acesso em: 20 jan 2026

MASUDA, S. *et al*. Impact of noise reduction on radiation dose reduction potential of virtual monochromatic spectral images: comparison of phantom images with conventional 120 kVp images using deep learning image reconstruction and hybrid iterative reconstruction. **European Journal of Radiology**, v. 149, p. 110198, 2022. DOI: 10.1016/j.ejrad.2022.110198. Acesso em: 20 jan 2026

MUNIZ, Érica Costa. **Estudo comparativo entre regulamentações do controle de qualidade de equipamento de tomografia computadorizada no Brasil e na França. 2022**. 39 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Biomédica) – Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2022. Disponível em: https://repositorio.ufu.br/handle/123456789/35145. Acesso em: 5 set. 2025.

NJØLSTAD, T. *et al*. Improved image quality with deep learning reconstruction: a study on a semi-anthropomorphic upper-abdomen phantom. **Research in Diagnostic and Interventional Imaging**, v. 5, p. 100022, 2023. DOI: 10.1016/j.redii.2023.100022. Acesso em: 20 jan 2026

NOWIK, P. *et al*. Quality control of CT systems by automated monitoring of key performance indicators: a two-year study. **Journal of Applied Clinical Medical Physics**, [S.l.], v. 16, n. 4, p. 306-320, 2015. DOI: 10.1120/jacmp.v16i4.5469 Disponível em: https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC5690007/. Acesso em: 14 nov. 2025.

PAUL, R. *et al*. Deep feature stability analysis using CT images of a physical phantom across scanner manufacturers, cartridges, pixel sizes, and slice thickness. Tomography, v. 6, n. 2, p. 250-260, 2020. DOI: 10.18383/j.tom.2020.000032.

PETERS, M. D. J. et al. Updated methodological guidance for the conduct of scoping reviews. **JBI Evidence Synthesis**, [*S. l.*], v. 18, n. 10, p. 2119-2126, out. 2020. DOI: 10.11124/JBIES-20-00167 Disponível em: https://journals.lww.com/jbisrir/fulltext/2020/10000/updated_methodological_guidance_for_the_conduct_of.4.aspx. Acesso em: 15 nov. 2025.

PODGORSAK, A. R. *et al*. CT artifact correction for sparse and truncated projection data using generative adversarial networks. **Medical Physics**, 2023. DOI: 10.1002/mp.14504.

POUGET, É.; DEDIEU, V. Applying self-supervised learning to image quality assessment in chest CT imaging. **Bioengineering**, v. 11, n. 4, p. 335, 2024. DOI: 10.3390/bioengineering11040335. Acesso em: 20 de jan 2026.

RODRIGUES, R. P. *et al.* Controle de qualidade de imagens radiográficas. **Disciplinarum Scientia | Naturais e Tecnológicas**, Santa Maria (RS, Brasil), v. 13, n. 2, p. 169–177, 2016. Disponível em: https://periodicos.ufn.edu.br/index.php/disciplinarumNT/article/view/1304. Acesso em: 5 out. 2025.

ROSER, P. *et al*. X-ray scatter estimation using deep splines. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, 2021. DOI: 10.1109/TMI.2021.3074712.

SAHINER, B. *et al*. Aprendizado profundo em imagens médicas e radioterapia. **Física Médica** , v. 46, n. 1, p. e1-e136, 2019. DOI: 10.1002/mp.13264. Acesso dia 23 de mar de 2026. Acesso em: 20 jan 2026

SALYAPONGSE, A. M. *et al*. CT number accuracy and association with object size: a phantom study comparing energy-integrating detector CT and deep silicon photon-counting detector CT. AJR. **American Journal of Roentgenology**, v. 221, p. 539-547, 2023. DOI: 10.2214/AJR.23.29463. Acesso em: 20 jan 2026

SEERAM, E.. Computed Tomography: Physical Principles and Recent Technical Advances. **Journal of Medical Imaging and Radiation Sciences**, [S. l.], v. 41, n. 3, p. 87-109, 2010. DOI: 10.1016/j.jmir.2010.04.001. Disponível em: https://www.jmirs.org/article/S1939-8654(10)00031-7/abstract. Acesso em: 17 nov. 2025.

SETIAWAN, A. M. B. *et al*. Comparison of noise-power spectrum and modulation-transfer function for CT images reconstructed with iterative and deep learning image reconstructions: an initial experience study. **Polish Journal of Medical Physics and Engineering,** v. 29, n. 2, p. 104-112, 2023. DOI: 10.2478/pjmpe-2023-0012. Acesso em: 20 jan 2026

SHONO, Y.; FUKUNAGA, M.; YAMAMOTO, H.; ITO, O. Usefulness of deep learning reconstruction in low-dose lung cancer CT screening protocols. **Japanese Journal of Radiological Technology**, v. 81, n. 8, 2025. DOI: 10.6009/jjrt.2025-xxxx. Acesso em: 20 jan 2026

SMITH-BINDMAN, Rebecca *et al*. Projected Lifetime Cancer Risks From Current Computed Tomography Imaging. **JAMA Internal Medicine**, [S.l.], v. 185, n. 6, p. 710-718, jun. 2025. DOI: 10.1001/jamainternmed.2025.0505 Disponível em: https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/40227719/. Acesso em: 17 nov. 2025.

SOARES, Flávio Augusto Penna. **Produção de raios X em ampolas radiográficas: estudo do tomógrafo computadorizado do Hospital Regional de São José/SC**. 2006. 102 f. Tese (Doutorado em Física Experimental) – Programa de Pós-Graduação em Física, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2006. Disponível em: https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/88297/229908.pdf. Acesso em: 02 dez. 2025. Acesso em: 20 jan 2026

SOLOMON, J. *et al.* Noise and spatial resolution properties of a commercially available deep learning-based CT reconstruction algorithm. **Medical Physics**, v. 47, n. 9, p. 3961-3971, 2020. DOI: 10.1002/mp.14319. Acesso em: 20 jan 2026

SONG, H.; JANG, H.; BAEK, J. Standardization of lung CT number using COPD Gene2 phantom under various scanning protocols. **Sensors**, v. 25, p. 2906, 2025. DOI: 10.3390/s25092906. Acesso em: 20 jan 2026

SZCZYKUTOWICZ, T. P. *et al.* Protocol optimization considerations for implementing deep learning CT reconstruction. AJR. **American Journal of Roentgenology**, v. 216, p. 1668-1677, 2021. DOI: 10.2214/AJR.20.23397. Acesso em: 20 jan 2026

THE PHANTOM LABORATORY- THE PHANTOM LABORATORY. **Catphan® 500 and 600 Product Guide**. [S.l.: s.n.], [2020?]. Disponível em: https://phantomlab.ru/upload/iblock/889/sn68lj8m0x2qu33wyuk4j378wbps1b4v.pdf. Acesso em: 13 nov. 2025.

THRALL, James H. *et al*. Artificial Intelligence and Machine Learning in Radiology: Opportunities, Challenges, Pitfalls, and Criteria for Success. **Journal of the American College of Radiology**, [S.l.], v. 15, n. 3, p. 504-508, mar. 2018. DOI:

10.1016/j.jacr.2017.12.026. Disponível em: https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29402533/. Acesso em: 13 nov. 2025.

TOMASI, S. *et al*. A CT deep learning reconstruction algorithm: image quality evaluation for brain protocol at decreasing dose indexes in comparison with FBP and statistical iterative reconstruction algorithms. **Physica Medica**, v. 119, p. 103319, 2024. DOI: 10.1016/j.ejmp.2024.103319. Acesso em: 20 jan 2026

TOPOL, Eric J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. **Nature Medicine**, [S.l.], v. 25, n. 1, p. 44-56, jan. 2019. DOI: 10.1038/s41591-018-0300-7. Disponível em: https://www.nature.com/articles/s41591-018-0300-7. Acesso em: 17 nov. 2025.

TU, S.-J.; CHEN, W.-Y.; WU, C.-T. Uncertainty measurement of radiomics features against inherent quantum noise in computed tomography imaging. **European Radiology**, 2021. DOI: 10.1007/s00330-021-07943-5. Acesso em: 20 jan 2026

VALE, Keila Sousa do *et al*. Controle de qualidade: a importância de uma boa qualidade da imagem radiológica. **UniFacema**, Caxias, 2024. Disponível em: https://unifacema.edu.br/storage/11341/CONTROLE-DE-QUALIDADE.pdf. Acesso em: 18 set. 2025. Acesso em: 18 set. 2025

VALERI, F. *et al.* UNet and MobileNet CNN-based model observers for CT protocol optimization. **Journal of Medical Imaging**, v. 10, supl. 1, p. S11904, 2023. DOI: 10.1117/1.JMI.10.S1.S11904. Acesso em: 20 jan 2026

VEDANA Ana Beatriz *et al*. O uso da inteligência artificial no diagnóstico por imagem: uma revisão narrativa. **Brazilian Journal of Implantology and Health Sciences**, [S.l.], v. 6, n. 11, p. 765-794, 2024. DOI: 10.36557/2674-8169.2024v6n11p765-794 Disponível em: https://bjihs.emnuvens.com.br/bjihs/article/view/4235. Acesso em: 18 set. 2025.

WU, Weiwen et al. Dictionary Learning based Image-domain Material Decomposition for spectral CT. **Physics in Medicine & Biology**, [s. l.], v. 65, p. 1-24, 2020. Disponível em: https://iopscience.iop.org/journal/0031-9155. Acesso em: 21 jan 2026.

XI, Y. *et al*. Adaptive total variation and fractional-order total variation-based iterative reconstruction for sparse-view and low-dose CT. **Medical Physics**, v. 50, n. 6, p. 3436-3453, 2023. DOI: 10.1002/mp.16371. Disponível em: https://aapm.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mp.16371. Acesso em: 20 jan 2026

ZENG, R. *et al*. Performance of a deep learning-based CT image denoising method: generalizability over dose, reconstruction kernel, and slice thickness. **Medical Physics**, v. 49, p. 836-853, 2022. DOI: 10.1002/mp.15430. Acesso em: 20 jan 2026

ZHANG, S. *et al*. Effectiveness of AI for Enhancing Computed Tomography Image Quality and Radiation Protection in Radiology: Systematic Review and Meta-Analysis. **Journal of Medical Internet Research**, [S.l.], v. 27, e66622, 2025.

DOI: 10.2196/66622 Disponível em: https://www.jmir.org/2025/1/e66622. Acesso em: 14 nov. 2025. Acesso em: 14 nov 2025

ZHANG, T. *et al*. Fourier properties of symmetric-geometry computed tomography and its linogram reconstruction with neural network. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, 2020. DOI: 10.1109/TMI.2020.3020720. Acesso em: 20 jan 2026

ZHANG, Z. *et al.* Self-supervised CT super-resolution with hybrid model. **Computers in Biology and Medicine**, v. 139, p. 104775, 2021. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2021.104775. Acesso em: 20 jan 2026

APÊNDICES

APÊNDICE A

Considerando as diferenças de sintaxe e a quantidade variável de resultados entre as bases de dados, o processo de levantamento bibliográfico contou com o suporte técnico do bibliotecário da instituição para o refinamento das estratégias de busca. O detalhamento dessas combinações de termos e o total de artigos encontrados estão presentes na tabela 3.

Tabela 3- Definição de estratégias de buscas, Florianópolis, SC, Brasil, 2025

Estratégia	Busca	Filtros aplicados	Resultados
Busca principal	("inteligência artificial" OR "artificial intelligence" OR "inteligencia artificial" OR "aprendizado de máquina" OR "machine learning" OR "aprendizaje automático" OR "deep learning" OR "aprendizaje profundo" OR "rede neural" OR "neural network*" OR "red neuronal" OR "computational intelligence" OR "inteligencia computacional") AND ("controle de qualidade" OR ("qualidade" AND controle) OR "quality control" OR "quality assurance" OR "quality assessment" OR "control de calidad" OR "aseguramiento de la calidad" OR "evaluación de calidad") AND ("tomografia computadorizada" OR "tomografia axial computadorizada" OR "computed tomography" OR "CT" OR "CT scan" OR "tomografía computarizada" OR "TAC" OR "tomografía axial computarizada")	Últimos 6 anos Tipo: Review	PubMed (nº 294) Scopus (nº433) Web of Science (nº380)
	Total importado		1.107

APÊNDICE B

DECLARAÇÃO DE USO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

(Em conformidade com a Portaria CNPq nº 2.664/2026 e diretrizes de Integridade Acadêmica)

Eu, Andrielli Ribeiro Fogaça, autora do Trabalho de Conclusão de Curso intitulado "INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DA IMAGEM EM TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA: UMA REVISÃO DE ESCOPO", declaro, para os devidos fins de comprovação de integridade científica e transparência acadêmica, o uso de ferramentas de Inteligência Artificial (IA) baseadas em grandes modelos de linguagem (LLMs) durante o desenvolvimento desta pesquisa.

Declaro que o uso destas tecnologias ocorreu de maneira estritamente técnico-operacional, limitando-se às etapas de revisão textual e adequação de formatação, com as seguintes finalidades específicas:

1. Revisão Gramatical e Ortográfica: A ferramenta foi utilizada na etapa final de redação para a correção de pontuação, ajustes ortográficos e refinamento da estrutura gramatical das frases, com o objetivo de garantir a clareza, a coesão e a fluidez do texto científico.
2. Formatação pelas Normas ABNT: A IA foi empregada como suporte para a adequação do layout e da estruturação do documento de acordo com as normas institucionais e diretrizes vigentes da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT).
3. Padronização das Referências Bibliográficas: O modelo auxiliou na organização, revisão estrutural e padronização das citações (ABNT NBR 10520) e referências bibliográficas (ABNT NBR 6023), assegurando a correta formatação dos metadados dos artigos selecionados na revisão de escopo.

Declaração de Originalidade e Responsabilidade Intelectual: Ressalta-se que nenhuma ferramenta de Inteligência Artificial foi utilizada para a geração de conteúdo intelectual, análise de dados, formulação de ideias, interpretação de resultados ou elaboração metodológica. A concepção do estudo, a seleção dos

artigos na fase de triagem, a interpretação crítica da literatura (discussão) e a redação intelectual do conteúdo foram integral e exclusivamente desenvolvidas por mim.

Dessa forma, assumo total responsabilidade científica, ética e autoral por todo o escopo apresentado neste trabalho, mantendo a originalidade da pesquisa.

Florianópolis (SC), junho de 2026

Andrielli Ribeiro Fogaça
Autora
Curso Superior de Tecnologia em Radiologia
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Santa Catarina (IFSC)

APÊNDICE C

APÊNDICE K DO REGULAMENTO DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO SUPERIOR DE TECNOLOGIA EM RADIOLOGIA

TERMO DE COMPROMISSO DE ORIGINALIDADE

O presente termo é documento integrante de todo Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) a ser submetido à avaliação do IFSC Câmpus Florianópolis como requisito necessário e obrigatório à obtenção do grau de Tecnóloga em Radiologia. Eu, Andrielli Ribeiro Fogaça, CPF 02457781019, Registro de Identidade 3106722634, na qualidade de estudante de Graduação do Curso de Superior de Tecnologia em Radiologia do IFSC Câmpus Florianópolis, declaro que o Trabalho de Conclusão de Curso apresentado em anexo, requisito necessário à obtenção do grau de Tecnóloga em Radiologia, encontra-se plenamente em conformidade com os critérios técnicos, acadêmicos e científicos de originalidade. Nesse sentido, declaro, para os devidos fins, que: a) o referido TCC foi elaborado com minhas próprias palavras, ideias, opiniões e juízos de valor, não consistindo, portanto PLÁGIO, por não reproduzir, como se meus fossem, pensamentos, ideias e palavras de outra pessoa; b) as citações diretas de trabalhos de outras pessoas, publicados ou não, apresentadas em meu TCC, estão sempre claramente identificadas entre aspas e com a completa referência bibliográfica de sua fonte, de acordo com as normas estabelecidas pelo IFSC Câmpus Florianópolis; c) todas as séries de pequenas citações de diversas fontes diferentes foram identificadas como tais, bem como às longas citações de uma única fonte foram incorporadas suas respectivas referências bibliográficas, pois fui devidamente informado(a) e orientado(a) a respeito do fato de que, caso contrário, as mesmas constituiriam plágio; d) todos os resumos e/ou sumários de ideias e julgamentos de outras pessoas estão acompanhados da indicação de suas fontes em seu texto e as mesmas constam das referências bibliográficas do TCC, pois fui devidamente informado(a) e orientado(a) a respeito do fato de que a inobservância destas regras poderia acarretar alegação de fraude. O (a) Professor (a) responsável pela orientação de meu trabalho de conclusão de curso (TCC) apresentou-me a presente declaração, requerendo o meu compromisso de não praticar quaisquer atos que pudessem ser entendidos como plágio na elaboração de meu TCC, razão pela qual declaro ter lido e entendido todo o seu conteúdo e submeto o documento em anexo para apreciação do IFSC Câmpus Florianópolis como fruto de meu exclusivo trabalho.

Florianópolis, 02 de julho de 2026.

_____

Assinatura do acadêmico