

Aplicações da Inteligência Artificial no Transplante Renal: Uma Revisão de Escopo ao Longo do *Continuum* do Cuidado

Bruno Fernandes¹ , Claudia Affonso Silva Araujo^{1*} , Isabela Braga de Moura¹ 

1. Universidade Federal do Rio de Janeiro  – Instituto Coppead de Administração – Rio de Janeiro (RJ) – Brasil.

*Autora correspondente: claraujo@coppead.ufrj.br

Editor de Seção: Roberto Manfro 

Recebido: Jan. 27, 2026 | Aprovado: Jan. 29, 2026

RESUMO

Objetivos: Mapear a literatura científica sobre aplicações de inteligência artificial (IA) no processo de transplante renal, identificando os principais usos, as etapas do cuidado em que se concentram e os desfechos e processos que buscam influenciar. **Métodos:** Foi realizada uma revisão de escopo, reportada conforme o Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses Extension for Scoping Reviews. A busca foi realizada na base Scopus, com termos relacionados à IA e ao transplante renal, contemplando publicações no período de 2019 a 2023. Foram incluídos estudos empíricos revisados por pares que aplicassem IA em qualquer fase do transplante renal. A seleção foi realizada por triagem e elegibilidade, e os estudos incluídos foram analisados por meio de análise de conteúdo indutiva, com categorização iterativa das aplicações, fases do cuidado e desfechos investigados. **Resultados:** Foram incluídos 181 estudos. As aplicações de IA foram organizadas em sete categorias: previsão de comportamentos do paciente; avaliação radiológica e patológica; previsão de progressão da doença renal pré-transplante; previsão de compatibilidade doador-receptor; otimização da administração de medicamentos imunossupressores; diagnóstico de complicações pós-transplante; e previsão de sobrevivência do enxerto. Observou-se a predominância de aplicações no pós-transplante (65,7%), seguida por estudos que abrangem pré- e pós-transplante (24,3%); a fase pré-transplante concentrou 9,9% das publicações. De modo geral, os estudos buscaram influenciar desfechos relacionados à detecção precoce de complicações, estratificação de risco, otimização terapêutica e sobrevida do enxerto. **Conclusão:** A literatura evidencia crescimento e heterogeneidade nas aplicações de IA no transplante renal, com forte concentração em tarefas diagnósticas e preditivas no período pós-transplante e lacunas relevantes na fase pré-transplante e em dimensões comportamentais do cuidado. O mapeamento oferece uma visão integrada do campo e pode apoiar pesquisadores, clínicos e gestores na identificação de oportunidades para o desenvolvimento e a incorporação de soluções de IA ao longo do *continuum* do transplante renal.

Descritores: Transplante Renal; Inteligência Artificial; Aprendizado de Máquina; Revisão de Escopo.

Applications of Artificial Intelligence in Kidney Transplantation: A Scoping Review across the Continuum of Care

ABSTRACT

Objectives: To map the scientific literature on the application of artificial intelligence (AI) in the kidney transplantation process, identifying its main uses, the stages of care in which these applications are concentrated, and the outcomes and processes they aim to influence. **Methods:** A scoping review was conducted and reported in accordance with the Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses Extension for Scoping Reviews guidelines. The search was performed in the Scopus database using terms related to AI and kidney transplantation, covering publications from 2019 to 2023. Peer-reviewed empirical studies applying AI at any stage of the kidney transplantation process were included. Study selection followed a screening and eligibility process, and the included studies were analyzed using inductive content analysis with iterative categorization of applications, stages of care, and investigated outcomes. **Results:** A total of 181 studies were included. AI applications were organized into seven categories: prediction of patient behavior; radiological and pathological assessment; prediction of pre-transplant kidney disease progression; prediction of donor-recipient compatibility; optimization of immunosuppressive drug administration; diagnosis of post-transplant complications; and prediction of graft survival. Applications were predominantly concentrated in the post-transplant phase (65.7%), followed by studies spanning both pre- and post-transplant phases (24.3%), while the pre-transplant phase accounted for 9.9% of publications. Overall, the studies aimed to influence outcomes related to early detection of complications, risk stratification,

therapeutic optimization, and graft survival. **Conclusion:** The literature shows growing and heterogeneous applications of AI in kidney transplantation, with a strong focus on diagnostic and predictive tasks in the post-transplant period and important gaps in the pre-transplant phase and in behavioral dimensions of care. This mapping provides an integrated overview of the field and may support researchers, clinicians, and healthcare managers in identifying opportunities for the development and implementation of AI-based solutions across the kidney transplantation care *continuum*.

Descriptors: Kidney Transplantation; Artificial Intelligence; Machine Learning; Scoping Review.

INTRODUÇÃO

A doença renal crônica constitui um importante problema de saúde pública global, impondo elevada carga clínica e econômica aos sistemas de saúde. Para pacientes com doença renal em estágio terminal, o transplante renal representa a terapia de escolha, proporcionando maior sobrevida e melhor qualidade de vida quando comparado à diálise, além de maior custo-efetividade em longo prazo¹⁻³. Contudo, apesar desses benefícios, o processo de doação e transplante renal é marcado por elevada complexidade clínica, logística e organizacional^{2,4}.

Entre os principais desafios estão a escassez de órgãos disponíveis, a necessidade de compatibilidade imunológica entre doador e receptor, a restrição temporal entre captação e implante do órgão, além do risco de complicações pós-operatórias e rejeição do enxerto⁴. Mesmo após um transplante bem-sucedido, a falência do enxerto permanece um problema relevante, com taxas significativas de perda do órgão ao longo dos primeiros anos após o procedimento⁵. Esses fatores evidenciam que o transplante renal não se limita ao ato cirúrgico, mas envolve um *continuum* de decisões clínicas e operacionais complexas, desde a avaliação pré-transplante até o acompanhamento de longo prazo.

Nesse cenário, a inteligência artificial (IA) tem emergido como uma tecnologia com potencial para apoiar a tomada de decisão em diferentes etapas do cuidado ao paciente transplantado. Modelos baseados em aprendizado de máquina e outras técnicas de IA vêm sendo utilizados para aprimorar a previsão de compatibilidade entre doadores e receptores, estimar riscos perioperatórios, antecipar eventos adversos no pós-transplante e prever a sobrevida do enxerto⁶⁻⁸. Essas aplicações indicam que a IA pode contribuir para maior precisão, rapidez e personalização das decisões clínicas no transplante renal.

Revisões de literatura têm explorado o uso de IA na nefrologia e no transplante de órgãos sólidos, demonstrando resultados promissores⁹⁻¹². Entretanto, a maior parte desses estudos tem se concentrado em aspectos específicos, como determinados métodos computacionais, desfechos clínicos isolados ou fases particulares do processo de transplante¹³⁻²⁰. Essa abordagem fragmentada dificulta a compreensão integrada de como diferentes ferramentas de IA estão sendo aplicadas ao longo de todo o percurso do transplante renal e quais decisões clínicas efetivamente apoiam.

Considerando que o transplante renal envolve múltiplas etapas interdependentes – pré-transplante, procedimento cirúrgico e acompanhamento pós-transplante^{5,21-28} – torna-se relevante uma síntese que organize de forma abrangente as aplicações da IA ao longo desse processo. Uma visão integrada pode auxiliar pesquisadores, clínicos e gestores a identificar padrões de uso, lacunas de evidência e oportunidades para o desenvolvimento de soluções mais alinhadas às necessidades reais do cuidado em transplantes.

Assim, este estudo visa responder à seguinte pergunta de pesquisa: Quais são as principais aplicações da IA no processo de transplante renal, em que fases do cuidado se concentram e quais desfechos e processos buscam influenciar?

Para responder a essa questão, foi realizada uma revisão de escopo, abordagem adequada para mapear de forma abrangente como um determinado campo tem sido investigado, identificar padrões de aplicação e evidenciar lacunas na literatura. Essa síntese busca oferecer uma visão integrada das aplicações da IA ao longo do *continuum* do transplante renal, contribuindo para orientar pesquisas futuras e apoiar a tomada de decisão clínica.

MÉTODO

Este estudo consiste em uma revisão de escopo, realizada de acordo com as recomendações metodológicas do Joanna Briggs Institute para *scoping reviews* e reportada conforme o *checklist* Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses Extension for Scoping Reviews (PRISMA-ScR)²⁹. Esse tipo de revisão é indicado para mapear de forma abrangente como um campo de pesquisa tem sido investigado, identificar padrões de aplicação, lacunas de evidência e direções futuras, especialmente quando a literatura é heterogênea e ainda em consolidação^{30,31}. A escolha por uma revisão de escopo foi motivada pela natureza exploratória da pergunta de pesquisa, que busca compreender como a IA vem sendo aplicada ao longo das diferentes etapas do transplante renal e quais desfechos clínicos essas aplicações visam influenciar, em vez de avaliar a efetividade de intervenções específicas.

A estratégia de busca e os critérios de elegibilidade foram orientados pela estrutura PICO (População, Interesse, Contexto): P (População) – Pacientes, doadores ou candidatos envolvidos no processo de transplante renal; I (Interesse) – Aplicações de IA, incluindo *machine learning*, *deep learning*, redes neurais e modelos preditivos; Co (Contexto) – Processo de transplante renal ao longo do *continuum* do cuidado (pré-transplante, perioperatório e pós-transplante).

A busca foi realizada na base de dados Scopus, selecionada por sua ampla cobertura multidisciplinar e indexação de literatura revisada por pares. A estratégia contemplou termos relacionados à IA e ao transplante renal, pesquisados nos campos de título, resumo e palavras-chave. A seguinte expressão de busca foi utilizada: TITLE-ABS-KEY (“artificial intelligence” OR “machine learning” OR “deep learning” OR “neural network” OR “large language model”) AND TITLE-ABS-KEY (“kidney transplant” OR “kidney transplantation” OR “kidney donation” OR “kidney exchange” OR “renal transplant” OR “renal transplantation” OR “renal donation”). A busca inicial resultou em 714 registros.

Critérios de elegibilidade

Foram considerados elegíveis para inclusão estudos empíricos revisados por pares que investigassem a aplicação de técnicas de IA no contexto do transplante renal. Foi estabelecido um recorte temporal de 2019, ano em que o primeiro grande modelo de linguagem [*large language model* (LLM)] foi disponibilizado ao público. LLMs são modelos de IA treinados com extensos conjuntos de dados textuais para compreender e gerar linguagem natural de maneira avançada. O recorte temporal se estende até 2023, já que a definição de uma janela temporal fechada é recomendada em revisões de escopo, para garantir consistência da amostra e reprodutibilidade do processo de síntese³².

Para serem elegíveis, os estudos deveriam abordar diretamente o uso de ferramentas de IA, como *machine learning*, *deep learning*, redes neurais ou modelos preditivos baseados em dados, voltadas para qualquer etapa do *continuum* do processo de transplante renal, abrangendo o período pré-transplante (por exemplo, avaliação de compatibilidade ou priorização de receptores), o período perioperatório e o acompanhamento pós-transplante, incluindo a predição de complicações, rejeição do enxerto, sobrevida do paciente ou do órgão.

Foram excluídos estudos que não apresentassem dados empíricos originais, tais como revisões de literatura e artigos não acadêmicos, como editoriais, cartas ao editor, comentários, notas técnicas e resumos de congresso. Também foram excluídos artigos cujo foco principal não estivesse relacionado ao transplante renal ou que abordassem a IA apenas de forma tangencial, sem aplicação direta a decisões clínicas, predição de desfechos ou gestão de dados no contexto do transplante. Estudos sem resumo disponível para análise inicial foram igualmente excluídos, uma vez que não correspondem aos critérios de um artigo acadêmico.

Processo de seleção dos estudos

O processo de seleção ocorreu em etapas sequenciais. Inicialmente, foram excluídos 55 artigos de revisão, uma vez que o objetivo do estudo foi mapear evidências primárias. Também foram removidos materiais não empíricos e publicações não classificadas como artigos científicos, resultando em 285 artigos. Ainda na triagem por título do artigo, foram excluídos 22 estudos por não se enquadrarem no escopo da pesquisa, restando 263 artigos para a fase seguinte de seleção: análise dos resumos.

Dos 263 artigos, seis foram excluídos por não terem resumo. Da leitura dos 257 artigos restantes, 76 foram excluídos por não atenderem aos critérios de elegibilidade. Ao final do processo, 181 artigos compuseram a amostra final da revisão. Na etapa seguinte, esses 181 artigos foram lidos na íntegra, sendo extraídas as informações relativas às aplicações de IA, fases do transplante abordadas e desfechos clínicos avaliados.

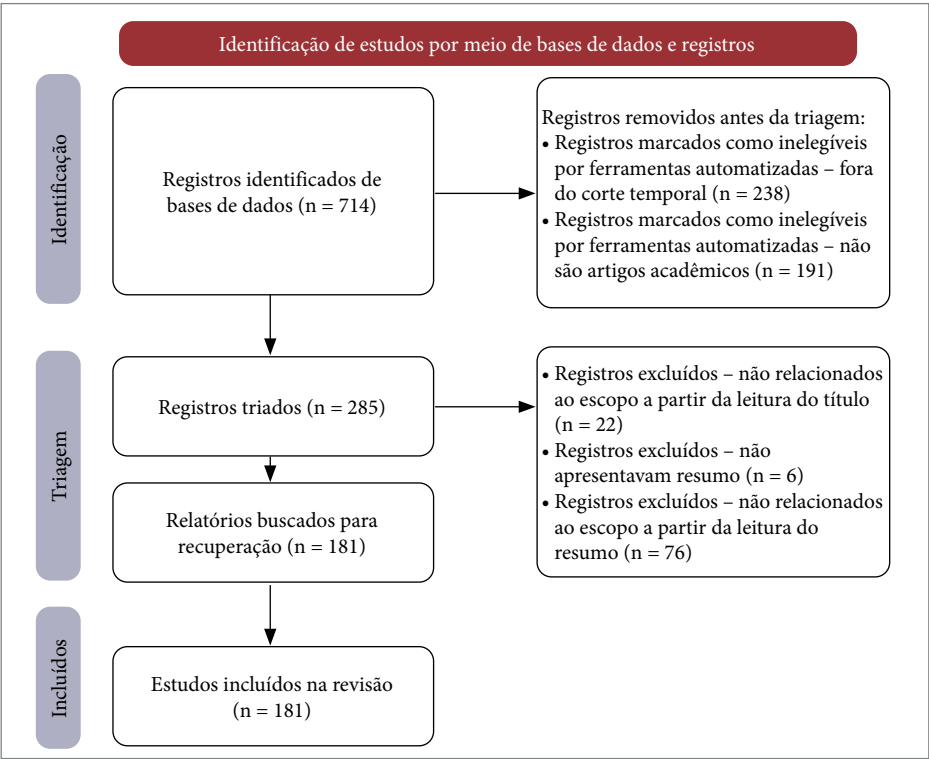
O processo de triagem e elegibilidade foi conduzido por dois autores de forma independente, tanto na leitura de títulos e resumos quanto na avaliação dos textos completos. Eventuais divergências foram resolvidas por consenso entre os três autores, com discussão entre os avaliadores até o alcance de acordo. Esse procedimento buscou reduzir vieses de seleção e aumentar a confiabilidade da amostra final incluída na revisão.

Para a etapa de extração e organização dos dados, foi elaborado um formulário padronizado contendo informações sobre características do estudo, tipo de aplicação de IA, etapa do transplante abordada e desfechos clínicos investigados. O formulário foi testado previamente em um conjunto piloto de artigos para garantir clareza e consistência na coleta das informações. A extração foi realizada de forma sistemática e revisada pelos autores, assegurando a fidelidade dos dados utilizados na análise.

O fluxo de identificação, triagem, elegibilidade e inclusão dos estudos é apresentado na Fig. 1, conforme o modelo PRISMA-ScR.

Os 181 estudos incluídos foram analisados por meio de análise de conteúdo qualitativa de caráter indutivo, na qual as dimensões de análise emergem progressivamente do material examinado. Essa abordagem é adequada quando o objetivo é organizar um campo de pesquisa heterogêneo e ainda em consolidação, permitindo identificar padrões, categorias de aplicação e focos de investigação sem a imposição de uma estrutura teórica prévia³⁴. O processo analítico envolveu a leitura repetida dos artigos, com a codificação das informações relevantes relacionadas às aplicações de IA, às etapas do transplante abordadas e aos resultados almejados. As categorias foram refinadas de forma iterativa à medida que novos padrões eram identificados, assegurando que as dimensões construídas refletissem de maneira abrangente o conteúdo da literatura incluída. Esse tipo de análise é particularmente indicado em revisões de

escopo, nas quais os conceitos e abordagens ainda se encontram dispersos e a síntese visa mapear o campo, em vez de testar hipóteses específicas³⁵. Para apoiar a organização dos dados e o processo de codificação, foi utilizado o *software* Microsoft Excel, que permitiu sistematizar as informações extraídas e agrupar os estudos de acordo com as categorias emergentes.



Fonte: Adaptada de Page et al.³³.

Figura 1. Diagrama de seleção e avaliação.

Esta pesquisa recebeu apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), no âmbito do Edital CNPq nº 09/2022 – Bolsas de Produtividade em Pesquisa.

RESULTADOS

Características dos estudos

A produção científica sobre aplicações de IA no transplante renal apresentou crescimento consistente ao longo do período analisado. No período de 2019 a 2021, o número de publicações aumentou gradualmente – 16, 21 e 25 artigos, respectivamente –, seguido por uma expansão mais acentuada a partir de 2022, quando o volume anual de estudos mais que dobrou em comparação aos anos anteriores: 61 artigos em 2022 e 58 em 2023.

Os 181 estudos foram publicados em 108 periódicos distintos, indicando a natureza multidisciplinar do campo. Os periódicos com maior número de publicações são apresentados na Tabela 1. A dispersão das publicações demonstra que o tema não está concentrado em um único núcleo disciplinar, mas distribuído entre áreas como nefrologia, transplantes, bioinformática e medicina translacional.

Tabela 1. Principais periódicos onde os artigos foram publicados

Periódico	Número de artigos selecionados
Frontiers in Immunology	10
Scientific Reports	8
American Journal of Transplantation	8
Frontiers in Medicine	7
Journal of the American Society of Nephrology	5
Transplantation	5
Outros	Menos de 5 artigos cada

Fonte: Elaborada pelos autores.

Categorias de aplicação da IA

Os 181 artigos foram classificados em sete categorias com base no foco da aplicação da IA no contexto do transplante renal, quais sejam: (1) previsão de comportamentos do paciente; (2) avaliação radiológica e patológica; (3) previsão da progressão da doença renal pré-transplante; (4) previsão de compatibilidade entre doador e receptor de rim; (5) otimização da administração de medicamentos imunossupressores; (6) diagnóstico de complicações pós-transplante; e (7) previsão de sobrevivência do órgão transplantado, também denominado enxerto. A seguir, cada categoria é explicada.

I - Previsão de comportamentos do paciente: dois artigos

Artigos que investigaram o uso de IA na compreensão e previsão de comportamentos do paciente, como preferências de tratamento, adesão ao tratamento, e outros comportamentos relevantes no contexto do transplante renal – Por exemplo, Aljurbua et al.³⁶ investigaram o uso de IA para prever atitudes dos pacientes em relação ao transplante renal, com base em redes sociais no contexto da clínica de hemodiálise e dados sociodemográficos. Zhu et al.³⁷, por sua vez, investigaram o uso de IA para prever a adesão dos pacientes a medicamentos imunossupressores após o transplante renal.

II - Avaliação radiológica e patológica: 42 artigos

Artigos que investigaram o uso de IA na avaliação de imagens radiológicas e amostras patológicas no contexto do transplante renal – Por exemplo, Jaugey et al.³⁸ focaram no uso de redes neurais para automatizar a classificação em biópsias de pacientes com nefropatia. Fang et al.³⁹, por sua vez, investigaram o uso de espectrometria de massa quantitativa sem rótulo e algoritmos de aprendizado de máquina para melhorar o diagnóstico molecular em biópsias de transplante renal, abordando limitações da avaliação histológica tradicional.

III - Previsão da progressão da doença renal pré-transplante: oito artigos

Artigos que investigaram o uso de IA na avaliação e previsão da progressão da doença renal pré-transplante – Por exemplo, Lianget al.⁴⁰ investigaram a previsão da progressão da doença renal crônica para doença renal em estágio terminal utilizando modelos de aprendizado de máquina e aprendizado profundo. Mark et al.⁴¹, por sua vez, investigaram a previsão do estado funcional dos pacientes enquanto aguardam na lista de espera para o transplante.

IV - Previsão de compatibilidade entre doador e receptor de rim: 10 artigos

Artigos que investigaram o uso de IA na avaliação e previsão da compatibilidade entre doador e receptor de rim – Por exemplo, Nemati et al.¹ propuseram novas representações de características biológicas para incorporar informações sobre os antígenos leucocitários humanos (HLAs) em algoritmos de análise de sobrevivência baseados em aprendizado de máquina. Dasariraju et al.⁶, por sua vez, investigaram o uso de um algoritmo para descobrir combinações de incompatibilidades de aminoácidos em HLA que podem estratificar os pares doador-receptor em grupos de baixo ou alto risco de falha do órgão transplantado, melhorando a previsão da compatibilidade entre doadores e receptores de rins.

V - Otimização da administração de medicamentos imunossupressores: 16 artigos

Artigos que investigaram o uso de IA na otimização das doses de medicamentos imunossupressores no pós-transplante renal – Por exemplo, Sridharan and Shah⁴² utilizaram algoritmos de aprendizado de máquina para identificar variáveis que predizem os efeitos terapêuticos e eventos adversos após a administração de tacrolimus e ciclosporina em pacientes com transplante renal. O objetivo principal foi otimizar as doses desses medicamentos imunossupressores. Sánchez-Herrero et al.⁴³, por sua vez, focaram no uso de modelos de aprendizado de máquina para prever a concentração sanguínea de tacrolimus em receptores de transplante renal pediátrico, o que é crucial para ajustar as doses do medicamento e garantir a segurança dos pacientes.

VI - Diagnóstico de complicações pós-transplante: 63 artigos

Artigos que investigaram o uso de IA no diagnóstico de complicações que ocorrem logo após um transplante renal – Esses estudos incluem a identificação precoce e precisa de problemas de saúde que ocorrem no paciente logo após o procedimento de transplante, como rejeição do enxerto, infecções, complicações cirúrgicas, entre outros. Por exemplo, Thongprayoon et al.⁴⁴ utilizaram uma abordagem de aprendizado de máquina não supervisionada para identificar e caracterizar agrupamentos de receptores de transplante renal com longa duração de diálise pré-transplante, comparando os desfechos pós-transplante entre esses *clusters*. Minato et al.⁷ investigaram o uso de técnicas de aprendizado de máquina para criar um modelo preditivo de rejeição do enxerto renal nos primeiros 30 dias após o transplante.

VII - Previsão de sobrevivência do enxerto: 40 artigos

Artigos que investigaram o uso de IA na previsão da sobrevivência do enxerto renal após o transplante – Essa abordagem envolve estimar a probabilidade de quanto tempo o enxerto pode permanecer funcional no organismo receptor. Por exemplo, Truchot et al.⁴⁵ desenvolveram e compararam modelos de predição baseados em aprendizado de máquina para a sobrevivência

do enxerto renal com um sistema tradicional de prognóstico. Badrouchi et al.⁴⁶, por sua vez, investigaram a utilização de métodos convencionais e baseados em IA para prever a sobrevivência a longo prazo do enxerto renal, desenvolvendo modelos preditivos para auxiliar na tomada de decisões terapêuticas.

Distribuição ao longo das etapas do transplante

As sete categorias identificadas foram reunidas em três grandes grupos: categorias relacionadas tanto ao pré- quanto ao pós-transplante (categorias I e II), categorias relacionadas principalmente ao pré-transplante (categorias III e IV) e categorias relacionadas principalmente ao pós-transplante (categorias V, VI e VII). Observou-se que a maior parte dos estudos (119/181; 65,7%) concentra-se no período pós-transplante, enquanto 24,3% (44/181) abordam aplicações que atravessam ambas as fases do cuidado. Em contraste, apenas 9,9% (18/181) das publicações focalizam predominantemente a etapa pré-transplante.

DISCUSSÃO

Revisões anteriores têm destacado o potencial da IA na nefrologia e no transplante de órgãos, frequentemente com foco em métodos específicos de aprendizado de máquina ou em desfechos clínicos isolados, como falência do enxerto ou rejeição aguda. Embora esses estudos tenham contribuído para demonstrar a viabilidade técnica das aplicações de IA, tendem a abordar segmentos específicos do cuidado, sem oferecer uma visão integrada de como essas tecnologias se distribuem ao longo de todo o processo de transplante renal¹³⁻²⁰.

Esta revisão amplia essa perspectiva ao organizar a literatura de acordo com as etapas do transplante e os tipos de decisões clínicas apoiadas por IA. Ao adotar essa abordagem orientada ao processo assistencial, foi possível evidenciar padrões que não são claramente visíveis em revisões focadas apenas em técnicas ou desfechos isolados. Em particular, a forte concentração de estudos no período pós-transplante e a escassez de aplicações voltadas à fase pré-transplante e ao comportamento do paciente tornam-se evidentes quando a literatura é analisada sob a lógica do *continuum* do cuidado.

Embora o número de publicações tenha crescido substancialmente nos últimos anos, os achados indicam que a literatura se concentra predominantemente em aplicações diagnósticas e de monitoramento no período pós-transplante, enquanto outras áreas do processo permanecem relativamente pouco exploradas.

A predominância de pesquisas no pós-transplante é consistente com a literatura prévia⁴⁷ e pode ser explicada pela complexidade do monitoramento clínico contínuo e pela disponibilidade de dados estruturados nessa fase, como exames laboratoriais e de imagem. Esses fatores favorecem o desenvolvimento de modelos preditivos voltados à detecção precoce de rejeição e outras complicações, contextos nos quais a IA já apresenta maior maturidade de aplicação.

Em contraste, a etapa pré-transplante permanece relativamente pouco explorada, apesar do potencial reconhecido da IA para apoiar decisões relacionadas à seleção de doadores e à compatibilidade entre doador e receptor⁴⁸. As aplicações identificadas concentram-se sobretudo na previsão da progressão da doença renal e na análise de compatibilidade imunológica, sugerindo oportunidades ainda não plenamente desenvolvidas para apoiar decisões críticas de alocação e priorização.

Além disso, apenas uma parcela limitada dos estudos aborda de forma integrada diferentes fases do transplante. Embora a literatura recomende o uso da IA ao longo de todo o *continuum* do cuidado⁴⁹, a maior parte das aplicações permanece segmentada e apenas 24% dos artigos identificados nesta revisão abordaram simultaneamente aplicações no pré- e no pós-transplante. Esse padrão sugere que o desenvolvimento atual da IA no transplante renal ainda está organizado em torno de problemas específicos, e não de modelos assistenciais integrados.

Outra lacuna relevante refere-se às aplicações de IA relacionadas ao comportamento do paciente, incluindo adesão ao tratamento e engajamento no cuidado. Apesar de sua importância reconhecida para os desfechos de longo prazo, esses aspectos são pouco representados na literatura, possivelmente devido à maior complexidade na coleta de dados comportamentais e à dificuldade de integrar informações subjetivas aos modelos computacionais tradicionais.

Do ponto de vista clínico e organizacional, os achados indicam que a adoção de IA no transplante renal tem ocorrido predominantemente como ferramenta de apoio diagnóstico e estratificação de risco no pós-transplante. Para gestores e equipes clínicas, isso sugere que as tecnologias atualmente disponíveis estão mais maduras para aplicações de monitoramento do que para suporte a decisões estruturais do processo de transplante, como seleção de doadores ou preparo do paciente, áreas que permanecem subexploradas, apesar de seu potencial impacto sistêmico.

Em síntese, esta revisão demonstra que as aplicações de IA no transplante renal concentram-se principalmente em tarefas diagnósticas e preditivas voltadas ao período pós-transplante, especialmente para detecção de complicações, estratificação de risco e previsão de sobrevivência do enxerto. Em menor escala, a IA tem sido aplicada na fase pré-transplante, sobretudo na previsão da progressão da doença renal e na análise de compatibilidade entre doadores e receptores. De forma geral, os modelos identificados buscam influenciar desfechos clínicos relacionados à redução de complicações, melhoria da sobrevida do enxerto

e otimização do manejo terapêutico, enquanto dimensões comportamentais e decisões anteriores ao transplante permanecem pouco exploradas.

CONCLUSÃO

Esta revisão de escopo sintetizou de forma abrangente como a IA tem sido aplicada ao longo do processo de transplante renal, evidenciando não apenas a diversidade de aplicações, mas também sua distribuição desigual entre as diferentes etapas do cuidado. Os resultados mostram que as aplicações de IA concentram-se predominantemente no período pós-transplante, especialmente em tarefas de diagnóstico de complicações, estratificação de risco e previsão de sobrevivência do enxerto. Em contraste, a fase pré-transplante e aspectos relacionados ao comportamento do paciente permanecem relativamente pouco explorados, apesar de seu potencial para influenciar decisões críticas e desfechos de longo prazo.

Ao organizar a literatura segundo as fases do transplante e os tipos de decisões clínicas apoiadas por IA, esta revisão contribui para uma compreensão mais integrada do campo, superando abordagens anteriores centradas em técnicas ou desfechos isolados. Essa perspectiva reforça a necessidade de ampliar o foco das pesquisas para aplicações mais prospectivas e integradas ao longo de todo o *continuum* do cuidado.

Embora a IA já demonstre maior maturidade em contextos de monitoramento pós-transplante, sua incorporação plena na prática clínica depende de avanços em padronização metodológica, validação em larga escala e integração aos fluxos assistenciais. Estudos futuros devem priorizar abordagens multicêntricas, bases de dados mais heterogêneas e a inclusão de dimensões comportamentais e sociais do cuidado, ampliando o alcance clínico dessas tecnologias.

Esta revisão apresenta limitações, incluindo a restrição da busca à base Scopus e a ausência de avaliação da qualidade metodológica dos estudos incluídos, características inerentes ao delineamento de revisões de escopo. Ainda assim, os achados oferecem contribuições relevantes em três dimensões complementares.

No âmbito acadêmico, a revisão propõe uma estrutura integradora para analisar as aplicações de IA no transplante renal, deslocando o foco de técnicas isoladas para decisões clínicas distribuídas ao longo do processo assistencial.

Para gestores e profissionais de saúde envolvidos em programas de transplante renal, os achados desta revisão oferecem indicações práticas sobre onde a IA já apresenta maior maturidade e onde ainda existem oportunidades de desenvolvimento. A predominância de aplicações no período pós-transplante sugere que ferramentas baseadas em IA estão mais prontas para apoiar o monitoramento clínico contínuo, especialmente na estratificação de risco e na detecção precoce de complicações, podendo ser incorporadas como ponto de partida para a adoção gradual dessas tecnologias. Ao mesmo tempo, a menor presença de aplicações na fase pré-transplante evidencia um campo estratégico para inovação organizacional, com potencial para apoiar decisões relacionadas à priorização de pacientes, avaliação de compatibilidade e planejamento do cuidado. Esses avanços, no entanto, dependem de investimentos em infraestrutura de dados, interoperabilidade entre sistemas e capacitação das equipes, uma vez que a efetividade da IA está diretamente ligada à qualidade dos dados disponíveis e à capacidade dos serviços de integrar recomendações algorítmicas aos fluxos assistenciais.

Por fim, sob a perspectiva social, a identificação de lacunas e oportunidades para a aplicação da IA ao longo de todo o processo de transplante renal aponta para o potencial de sistemas de cuidado mais precisos, equitativos e eficientes, com possíveis impactos na redução de complicações, no melhor aproveitamento dos órgãos disponíveis e na melhoria dos desfechos dos pacientes transplantados.

CONFLITOS DE INTERESSE

Nada a declarar.

CONTRIBUIÇÃO DOS AUTORES

Contribuições científicas e intelectuais substanciais para o estudo: Fernandes B, Araujo CAS; **Concepção e design:** Fernandes B, Araujo CAS; **Análise e interpretação dos dados:** Fernandes B, Araujo CAS; **Redação do artigo:** Fernandes B, Moura IB; **Revisão crítica:** Araujo CAS; **Aprovação final:** Araujo CAS.

DISPONIBILIDADE DE DADOS DE PESQUISA

Os dados serão fornecidos mediante solicitação.

FINANCIAMENTO

Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico 

Projeto No: 311881/2022-0

DECLARAÇÃO DE USO DE FERRAMENTAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

O aplicativo de inteligência artificial ChatGPT versão 4.0 foi utilizado para ajudar na organização do conteúdo analisado e na revisão do texto, visando maior fluidez e rigor gramatical.

AGRADECIMENTOS

Não se aplica.

REFERÊNCIAS

1. Nemati M, Zhang H, Sloma M, Bekbolsynov D, Wang H, Stepkowski S, et al. Predicting kidney transplant survival using multiple feature representations for HLAs. *Artif Intell Med*, 2023;145. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2023.102675>
2. Lee J, Silva MB, Bao Y, Whitmarsh R, Banerjee S, O'Connor J, et al. Performance and advancement of the kidney solid organ response test. *Transplantation*, 2023;107(10):2271-8. <https://doi.org/10.1097/TP.0000000000004690>
3. Silva SB, Caulliraux HM, Araujo CA, Rocha E. Cost comparison of kidney transplant versus dialysis in Brazil. *Cad Saude Publica*, 2016;32(6). <https://doi.org/10.1590/0102-311X00013515>
4. Almeida J, Araujo CA, Roza BDA, Siqueira MM, Rocha E. Risk analysis of the organ donation-transplantation process in Brazil. *Transplant Proc*, 2021;53(2). <https://doi.org/10.1016/j.transproceed.2021.01.018>
5. Lai X, Zheng X, Mathew JM, Gallon L, Leventhal JR, Zhang ZJ. Tackling chronic kidney transplant rejection: challenges and promises. *Front Immunol*, 2021;12. <https://doi.org/10.3389/fimmu.2021.661643>
6. Dasariraju S, Gragert L, Wager GL, McCullough K, Brown NK, Kamoun M, et al. HLA amino acid mismatch-based risk stratification of kidney allograft failure using a novel machine learning algorithm. *J Biomed Inform*, 2023;142. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2023.104374>
7. Minato ACDS, Hannun PGC, Barbosa AMP, da Rocha NC, Machado-Rugolo J, Cardoso MMDA, et al. Machine learning model to predict graft rejection after kidney transplantation. *Transplant Proc*, 2023;55(9):2058-62. <https://doi.org/10.1016/j.transproceed.2023.07.021>
8. Miao J, Thongprayoon C, Suppadungsuk S, Garcia Valencia OA, Qureshi F, Cheungpasitporn W. Innovating personalized nephrology care: exploring the potential utilization of ChatGPT. *J Pers Med*, 2023;13(12):1681. <https://doi.org/10.3390/jpm13121681>
9. Gotlieb N, Azhie A, Sharma D, Spann A, Suo NJ, Tran J, et al. The promise of machine learning applications in solid organ transplantation. *npj Digit Med*, 2022;5(1):89. <https://doi.org/10.1038/s41746-022-00637-2>
10. Park S, Park BS, Lee YJ, Kim IH, Park JH, Ko J, et al. Artificial intelligence with kidney disease: a scoping review with bibliometric analysis, PRISMA-ScR. *Medicine (Baltimore)*, 2021; 100(14): e25422. <https://doi.org/10.1097/MD.00000000000025422>
11. Loftus TJ, Shickel B, Ozrazgat-Baslanti T, Ren Y, Glicksberg BS, Cao J, et al. Artificial intelligence-enabled decision support in nephrology. *Nat Rev Nephrol*, 2022;18(7):452-65. <https://doi.org/10.1038/s41581-022-00562-3>
12. Bajaj T, Koyner JL. Artificial intelligence in acute kidney injury prediction. *Adv Chronic Kidney Dis*, 2022; 29(5): 450-60. <https://doi.org/10.1053/j.ackd.2022.07.009>
13. Díez-Sanmartín C, Cabezuelo AS. Application of artificial intelligence techniques to predict survival in kidney transplantation: a review. *J Clin Med*, 2020; 9(2). <https://doi.org/10.3390/jcm9020572>
14. Sekercioglu N, Fu R, Kim SJ, Mitsakakis N. Machine learning for predicting long-term kidney allograft survival: a scoping review. *Ir J Med Sci*, 2021; 190(2): 807-17. <https://doi.org/10.1007/s11845-020-02332-1>
15. Díez-Sanmartín C, Sarasa-Cabezuelo A, Belmonte AA. The impact of artificial intelligence and big data on end-stage kidney disease treatments. *Expert Syst Appl*, 2021;180. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115076>
16. Aslani N, Galehdar N, Garavand A. A systematic review of data mining applications in kidney transplantation. *Inform Med Unlocked*, 2023; 37. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2023.101165>
17. Burlacu A, Iftene A, Jugrin D, Popa IV, Lupu PM, Vlad C, et al. Using artificial intelligence resources in dialysis and kidney transplant patients: a literature review. *Biomed Res Int*, 2020; 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/9867872>

18. Farris AB, Vizcarra J, Amgad M, Cooper LAD, Gutman D, Hogan J. Artificial intelligence and algorithmic computational pathology: an introduction with renal allograft examples. *Histopathology*, 2021; 78(6): 791-804. <https://doi.org/10.1111/his.14304>
19. Bullock RD, Marsh JN, Swamidass SJ, Gaut JP, Boor P. The potential of artificial intelligence-based applications in kidney pathology. *Curr Opin Nephrol Hypertens*, 2022; 31(3): 251-7. <https://doi.org/10.1097/MNH.0000000000000784>
20. Dominy CL, Shamsian EB, Okhawere KE, Korn TG, Meilika K, Badani K. Recent innovations in renal replacement technology and potential applications to transplantation and dialysis patients: a review of current methods. *Kidney Res Clin Pract*, 2023; 42(1): 53-62. <https://doi.org/10.23876/j.krcp.22.074>
21. Pham P-T, Pham P-A, Pham P-C, Parikh S, Danovitch G. Evaluation of adult kidney transplant candidates. *Semin Dial*, 2010; 23(6): 595-605. <https://doi.org/10.1111/j.1525-139X.2010.00809.x>
22. Ghanta M, Jim B. Renal transplantation in advanced chronic kidney disease patients. *Med Clin North Am*, 2016; 100(3): 465-76. <https://doi.org/10.1016/j.mcna.2015.12.003>
23. Foley DP, Sawinski D. Personalizing donor kidney selection: choosing the right donor for the right recipient. *Clin J Am Soc Nephrol*, 2020; 15(3): 418-20. <https://doi.org/10.2215/CJN.09180819>
24. Chadban SJ, Ahn C, Axelrod DA, Foster BJ, Kasiske BL, Kher V, et al. KDIGO clinical practice guideline on the evaluation and management of candidates for kidney transplantation. *Transplantation*, 2020; 104(4S1): S11-S103. <https://doi.org/10.1097/TP.00000000000003136>
25. Sullivan C, Leon JB, Sayre SS, Marbury M, Ivers M, Pencak JA, et al. Impact of navigators on completion of steps in the kidney transplant process: a randomized, controlled trial. *Clin J Am Soc Nephrol*, 2012; 7(10): 1639-45. <https://doi.org/10.2215/CJN.11731111>
26. Legendre C, Canaud G, Martinez F. Factors influencing long-term outcome after kidney transplantation. *Transpl Int*, 2014; 27(1): 19-27. <https://doi.org/10.1111/tri.12217>
27. Jamieson NJ, Hanson CS, Josephson MA, Gordon EJ, Craig JC, Halleck F, et al. Motivations, challenges, and attitudes to self-management in kidney transplant recipients: a systematic review of qualitative studies. *Am J Kidney Dis*, 2016; 67(3): 461-78. <https://doi.org/10.1053/j.ajkd.2015.07.030>
28. Sawinski D, Poggio ED. Introduction to kidney transplantation: long-term management challenges. *Clin J Am Soc Nephrol*, 2021; 16(8): 1262-3. <https://doi.org/10.2215/CJN.13440820>
29. Tricco AC, Lillie E, Zarin W, O'Brien KK, Colquhoun H, Levac D, et al. PRISMA extension for scoping reviews (PRISMA-ScR): checklist and explanation. *Ann Intern Med*, 2018; 169(7): 467-73. <https://doi.org/10.7326/M18-0850>
30. Sucharew H, Macaluso M. Methods for research evidence synthesis: the scoping review approach. *J Hosp Med*, 2019; 14(7): 416-8. <https://doi.org/10.12788/jhm.3248>
31. Lockwood C, dos Santos KB, Pap R. Practical guidance for knowledge synthesis: scoping review methods. *Asian Nurs Res*, 2019; 13(5): 287-94. <https://doi.org/10.1016/j.anr.2019.11.002>
32. Peters MD, Marnie C, Tricco AC, Pollock D, Munn Z, Alexander L, et al. Updated methodological guidance for the conduct of scoping reviews. *JBIM Evid Synth*, 2020; 18(10): 2119-26. <https://doi.org/10.11124/JBIES-20-00167>
33. Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, Boutron I, Hoffmann TC, Mulrow CD, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 2021; 372. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
34. Elo S, Kyngäs H. The qualitative content analysis process. *J Adv Nurs*, 2008; 62(1): 107-15. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2648.2007.04569.x>
35. Gheyle N, Jacobs T. Content analysis: a short overview. Leuven: KU Leuven; 2017. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.33689.31841>
36. Aljurbua R, Gillespie A, Obradovic Z. The company we keep: using hemodialysis social network data to classify patients' kidney transplant attitudes with machine learning algorithms. *BMC Nephrol*, 2022; 23(1): 414. <https://doi.org/10.1186/s12882-022-03049-2>
37. Zhu X, Peng B, Yi Q, Liu J, Yan J. Prediction model of immunosuppressive medication non-adherence for renal transplant patients based on machine learning technology. *Front Med (Lausanne)*, 2022; 9: 796424. <https://doi.org/10.3389/fmed.2022.796424>
38. Jaugey A, Maréchal E, Tarris G, Paindavoine M, Martin L, Chabannes M, et al. Deep learning automation of MEST-C classification in IgA nephropathy. *Nephrol Dial Transplant*, 2023; 38(7): 1741-51. <https://doi.org/10.1093/ndt/gfad039>
39. Fang F, Liu P, Song L, Wagner P, Bartlett D, Ma L, et al. Diagnosis of T-cell-mediated kidney rejection by biopsy-based proteomic biomarkers and machine learning. *Front Immunol*, 2023; 14: 1090373. <https://doi.org/10.3389/fimmu.2023.1090373>
40. Liang P, Yang J, Wang W, Yuan G, Han M, Zhang Q, et al. Deep learning identifies intelligible predictors of poor prognosis in chronic kidney disease. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2023; 27(7): 3677-85. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2023.3266587>
41. Mark E, Goldsman D, Gurbaxani B, Keskinocak P, Sokol J. Predicting a kidney transplant patient's pre-transplant functional status based on information from waitlist registration. *Sci Rep*, 2023; 13(1): 6164. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-33117-y>

42. Sridharan K, Shah S. Developing supervised machine learning algorithms to evaluate the therapeutic effect and laboratory-related adverse events of cyclosporine and tacrolimus in renal transplants. *Int J Clin Pharm*, 2023 ;45(3): 659-68. <https://doi.org/10.1007/s11096-023-01545-5>
43. Sánchez-Herrero S, Calvet L, Juan AA. Machine learning models for predicting personalized tacrolimus stable dosages in pediatricrenaltransplantpatients. *BioMedInformatics*, 2023;3(4):926-47. <https://doi.org/10.3390/biomedinformatics3040057>
44. Thongprayoon C, Tangpanithandee S, Jadowiec CC, Mao SA, Mao MA, Vaitla P, et al. Characteristics of kidney transplant recipients with prolonged pre-transplant dialysis duration as identified by machine learning consensus clustering: pathway to personalized care. *J Pers Med*, 2023; 13(8): 1273. <https://doi.org/10.3390/jpm13081273>
45. Truchot A, Raynaud M, Kamar N, Naesens M, Legendre C, Delahousse M, et al. Machine learning does not outperform traditional statistical modelling for kidney allograft failure prediction. *Kidney Int*, 2023; 103(5): 936-48. <https://doi.org/10.1016/j.kint.2022.12.011>
46. Badrouchi S, Bacha MM, Ahmed A, Ben Abdallah T, Abderrahim E. Predicting long-term outcomes of kidney transplantation in the era of artificial intelligence. *Sci Rep*, 2023; 13(1): 21273. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-48645-w>
47. Al Kuwaiti A, Nazer K, Al-Reedy A, Al-Shehri S, Al-Muhanna A, Subbarayalu AV, et al. A review of the role of artificial intelligence in healthcare. *J Pers Med*, 2023; 13(6). <https://doi.org/10.3390/jpm13060951>
48. Sharma M, Savage C, Nair M, Larsson I, Svedberg P, Nygren JM. Artificial intelligence applications in health care practice: scoping review. *J Med Internet Res*, 2022; 24(10): e40238. <https://doi.org/10.2196/40238>
49. Rong G, Mendez A, Bou Assi E, Zhao B, Sawan M. Artificial intelligence in healthcare: review and prediction case studies. *Engineering*, 2020; 6(3): 291-301. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.08.015>