

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE GOIÁS
ESCOLA DE CIÊNCIAS SOCIAIS E DA SAÚDE
CURSO DE ENFERMAGEM**

VITÓRIA CRISTINA DE AZEVEDO SANTOS

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO DIAGNÓSTICO PRECOCE DO TRANSTORNO
DO DÉFICIT DE ATENÇÃO COM HIPERATIVIDADE(TDAH): UMA REVISÃO
NARRATIVA**

Goiânia, 2025

VITÓRIA CRISTINA DE AZEVEDO SANTOS

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO DIAGNÓSTICO PRECOCE DO TRANSTORNO
DO DÉFICIT DE ATENÇÃO COM HIPERATIVIDADE(TDAH): UMA REVISÃO
NARRATIVA**

Pré-Projeto do Trabalho de Conclusão de Curso,
da disciplina TCC II, a ser apresentado ao curso
de Enfermagem da Escola de Ciências Sociais e
da Saúde da Pontifícia Universidade Católica de
Goiás como requisito para a obtenção do título de
bacharel em Enfermagem.

Orientadora: Prof^o Dr^a Maria Aparecida da
Silva Vieira

Linha de pesquisa: Promoção da Saúde

Goiânia, 2025

Vitória Cristina de Azevedo Santos

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO DIAGNÓSTICO PRECOCE DO TRANSTORNO
DO DÉFICIT DE ATENÇÃO COM HIPERATIVIDADE(TDAH): UMA REVISÃO
NARRATIVA**

**Trabalho de Conclusão de Curso, apresentado à Pontifícia Universidade Católica de
Goiás, como parte do requisito para obtenção do título de Bacharel em Enfermagem.**

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Maria Aparecida da Silva Vieira
Pontifícia Universidade Católica de Goiás

Prof. Ms. Andreia Gontijo da Silva Souza
Pontifícia Universidade Católica de Goiás

Prof. Ms. Isolina de Lourdes Rios Assis
Pontifícia Universidade Católica de Goiás

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por me conceder força, sabedoria e perseverança ao longo desta trajetória acadêmica, permitindo que eu superasse os desafios encontrados durante esta caminhada.

Às minhas duas mães, por todo amor, dedicação, apoio incondicional e pelos ensinamentos que contribuíram para a minha formação pessoal e profissional. Vocês foram meu alicerce nos momentos difíceis e compartilharam comigo cada conquista alcançada.

Ao meu pai, por seu incentivo, carinho e por sempre acreditar no meu potencial, contribuindo para que eu nunca desistisse dos meus objetivos.

Aos meus avós, por todo amor, cuidado, apoio e pelas valiosas lições de vida. Agradeço especialmente por serem exemplos de força, honestidade e dedicação à família.

Às minhas duas irmãs, pela amizade, companheirismo, incentivo e por estarem presentes em todos os momentos importantes da minha vida, compartilhando alegrias e oferecendo apoio quando necessário.

Às minhas três amigas que tive o privilégio de conhecer durante a graduação, agradeço pela amizade sincera, pelo companheirismo, pelas palavras de incentivo e por compartilharem comigo os desafios, aprendizados e conquistas desta caminhada acadêmica. A presença de vocês tornou essa trajetória mais leve, especial e inesquecível.

A todos os meus familiares, que de alguma forma contribuíram para esta conquista, meu sincero agradecimento.

Por fim, agradeço aos professores, minha orientadora e a todos aqueles que participaram direta ou indiretamente da realização deste trabalho, contribuindo para meu crescimento acadêmico e profissional.

A todos, minha eterna gratidão.

“A enfermagem é uma arte; e, se deve ser realizada como uma arte, requer uma devoção tão exclusiva e um preparo tão rigoroso quanto a obra de qualquer pintor ou escultor. Pois o que é tratar da tela morta ou do frio mármore comparado a tratar

do corpo vivo, o templo do espírito de Deus? É uma das mais belas artes; eu quase diria, a mais bela de todas as artes."

Florence Nightingale

SUMÁRIO

LISTA DE ILUSTRAÇÕES	7
LISTA DE TABELAS	8
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	9
RESUMO	10
1. INTRODUÇÃO	11
2. OBJETIVOS	15
2.1 Geral	15
2.2 Específicos	15
3. MÉTODO	16
4. RESULTADOS	19
5. DISCUSSÃO	24
6. CONCLUSÃO/ CONSIDERAÇÕES FINAIS	16
REFERÊNCIAS	28

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

- Figura 1 – Fluxograma do processo de seleção dos estudos.....
- Figura 2 – Distribuição das publicações no mundo segundo a localização por países e continentes.....
- Figura 3 – Distribuição percentual dos artigos segundo o ano de publicação.....

LISTA DE TABELAS

- Tabela 1 – Algoritmos utilizados nas estratégias de busca.....
- Tabela 2 – Critérios de elegibilidade (inclusão e exclusão) para seleção dos artigos....
- Quadro 1 – Panorama dos resultados das buscas relativas às principais ferramentas de IA utilizadas para o diagnóstico precoce do TDAH.....
- Quadro 2 – Distribuição dos estudos segundo o delineamento metodológico.....

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACM – Association for Computing Machinery

ADHD – Attention Deficit Hyperactivity Disorder

APA – American Psychiatric Association

ASRS – Adult ADHD Self-Report Scale

ATC – Anatomical Therapeutic Chemical Classification System

AUC – Area Under the Curve

BVS – Biblioteca Virtual em Saúde

CART – Classification and Regression Trees

CID – Classificação Internacional de Doenças

CSI-4 – Child Symptom Inventory-4

DeCS – Descritores em Ciências da Saúde

DSM – Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders

DSM-5 – Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders – Fifth Edition

DSM-5-TR – Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders – Text Revision

EEG – Eletroencefalografia

EMBASE – Excerpta Medica Database

IA – Inteligência Artificial

IEEE – Institute of Electrical and Electronics Engineers

K-SADS-PL – Schedule for Affective Disorders and Schizophrenia for School-Age Children – Present and Lifetime Version

LILACS – Literatura Latino-Americana e do Caribe em Ciências da Saúde

MEG – Magnetoencefalografia

MeSH – Medical Subject Headings

ML – Machine Learning

PRISMA – Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses

RAYYAN – Rayyan Systems Inc.

rs-MEG – Resting-State Magnetoencephalography

SciELO – Scientific Electronic Library Online

TDAH – Transtorno do Déficit de Atenção e Hiperatividade

TOVA – Test of Variables of Attention

WISC-V – Wechsler Intelligence Scale for Children – Fifth Edition

XAI4Kids – Explainable Artificial Intelligence for Kids

RESUMO

Introdução: O Transtorno do Déficit de Atenção e Hiperatividade (TDAH) é uma condição neurobiológica do desenvolvimento caracterizado por sintomas persistentes de desatenção, hiperatividade e impulsividade, que podem comprometer significativamente o desempenho acadêmico, social e emocional dos indivíduos. O diagnóstico precoce constitui importante estratégia para redução dos impactos decorrentes do transtorno, entretanto os métodos tradicionais apresentam limitações relacionadas à subjetividade da avaliação clínica. Nesse contexto, a Inteligência Artificial (IA) tem sido investigada como ferramenta auxiliar para aprimorar a identificação precoce do TDAH. **Objetivo:** Identificar, na produção científica nacional e internacional, estudos sobre a utilização de ferramentas de Inteligência Artificial para o diagnóstico precoce do TDAH. **Método:** Trata-se de uma revisão narrativa da literatura, realizada por meio de buscas sistematizadas nas bases de dados PubMed, Web of Science, EMBASE, SCOPUS, SciELO, LILACS, Biblioteca Virtual em Saúde, IEEE Xplore. Foram incluídos artigos originais publicados entre 2021 e 2025, nos idiomas português, inglês e espanhol, relacionados ao uso de Inteligência Artificial e aprendizado de máquina no diagnóstico precoce do TDAH. **Resultados:** Foram incluídos nove estudos provenientes de diferentes países da Ásia e Europa. As principais tecnologias identificadas envolveram algoritmos de aprendizado de máquina, eletroencefalografia (EEG), magnetoencefalografia (MEG), biometria multimodal, videogames digitais, dispositivos vestíveis e registros clínicos populacionais. Os resultados demonstraram elevada acurácia, sensibilidade e potencial preditivo dessas ferramentas para triagem, classificação, diagnóstico e acompanhamento do TDAH. Observou-se predominância de estudos de coorte, ensaios clínicos e delineamentos transversais analíticos. **Conclusão:** A Inteligência Artificial apresenta potencial promissor como ferramenta complementar para o diagnóstico precoce do TDAH, contribuindo para maior precisão, rapidez e objetividade na identificação dos sintomas. Contudo, as evidências indicam que essas tecnologias devem ser utilizadas como suporte à avaliação clínica especializada, não substituindo o julgamento profissional. Novos estudos são necessários para ampliar a validação clínica e a implementação dessas ferramentas na prática assistencial.

Palavras-chave: Transtorno do Déficit de Atenção e Hiperatividade. Inteligência Artificial. Aprendizado de Máquina. Diagnóstico Precoce. Saúde Infantil.

1. INTRODUÇÃO

O Transtorno de Déficit de Atenção com Hiperatividade (TDAH) é uma condição neurobiológica do desenvolvimento, caracterizado por um padrão persistente de desatenção, hiperatividade e impulsividade que interfere significativamente no funcionamento social, acadêmico e ocupacional do indivíduo (APA, 2022).

O TDAH, conforme descrito no Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders (DSM-5), é uma condição neurodesenvolvimental marcada por desatenção, hiperatividade e impulsividade (Castro; Lima, 2018). Sua origem não é completamente clara, mas fatores genéticos, como a hereditariedade, assim como eventos perinatais, estão entre os principais fatores associados (Coutinho; França, 2020).

No Brasil, a prevalência global do TDAH afeta de 3% a 8% das crianças e adolescentes (Polanczyk *et al.*, 2007), com 60% dos casos persistindo na vida adulta, impactando os aspectos social, acadêmico e profissional (Castro; Lima, 2018). Apenas 20% dos adultos com TDAH recebem diagnóstico ou tratamento adequado, agravando prejuízos nessas áreas (Souza *et al.*, 2023).

No Brasil, evidências recentes destacam a prevalência o TDAH em diferentes contextos. Um estudo com 7.114 crianças e adolescentes em 87 municípios de 18 estados brasileiros encontrou prevalência de TDAH de 7,1% segundo relato dos pais, 3,9% para diagnóstico provável conforme critérios do DSM-5, e 1,9% para uso atual de psicoestimulantes, segundo relato dos pais e diagnóstico provável conforme critérios do DSM-5 (Rohde *et al.*, 2022). Outro estudo regional com estudantes de 10 a 17 anos, em uma escola pública em Salvador, Bahia, identificou a prevalência de 16,6% para TDAH entre os participantes (Oliveira *et al.*, 2016).

Em adultos, uma investigação realizada no município do Rio de Janeiro estimou a prevalência de 4,59% entre pessoas com idades entre 19 e 60 anos, utilizando a escala Adult ADHD Self-Report Scale (ASRS-v) Symptom Checklist In (Silva *et al.*, 2024). Dados de coortes de nascimento em Pelotas (RS) segundo critérios do DSM-5 (via plataforma MINI, que utiliza como base, a escala *Adult ADHD Self-Report Scale (ASRS)*), demonstrou prevalência de 4,4% e 4,5% em populações nascidas em 1982 e 1993 (Menezes *et al.*, 2023).

Tais variações também demonstram a necessidade de considerar fatores culturais, socioeconômicos, critérios diagnósticos e acesso aos serviços de saúde ao analisar diferentes contextos populacionais (Polanczyk *et al.*, 2007; Pearce *et al.*, 2024). Estes aspectos reforçam

a importância de uma abordagem multidisciplinar e contextualizada na compreensão e manejo do TDAH.

As manifestações clínicas no TDAH se apresentam de forma desproporcional ao nível de desenvolvimento esperado para a idade (Rohde *et al.*, 2020). Segundo os critérios diagnósticos do *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders*, 5ª edição, revisão de texto (DSM-5-TR), os sintomas costumam emergir ainda na infância, geralmente antes dos 12 anos de idade, podendo persistir até a vida adulta (APA, 2022).

O TDAH é classificado em três subtipos principais: predominantemente desatento, predominantemente hiperativo-impulsivo e combinado (APA, 2022). Esta heterogeneidade clínica é frequentemente acompanhada por comorbidades psiquiátricas, tais como transtornos de ansiedade, transtornos de aprendizagem, transtorno desafiador opositivo, entre outros (Biederman *et al.*, 2022). A presença destas condições associadas, pode intensificar o impacto funcional do transtorno, afetando o desempenho escolar e profissional, além de prejudicar os relacionamentos interpessoais e a qualidade de vida dos indivíduos acometidos (Barkley *et al.*, 2022).

Além dos impactos individuais, o TDAH é uma questão relevante de saúde pública, pois indivíduos não tratados apresentam maior risco de baixo rendimento escolar, instabilidade ocupacional, envolvimento em comportamentos de risco e uso de substâncias psicoativas, além de prejuízos na socialização e bem-estar emocional. Tradicionalmente, o diagnóstico depende de entrevistas clínicas, questionários e observações subjetivas, o que pode gerar inconsistências (Faraone *et al.*, 2021; Zheng *et al.*, 2023).

A inteligência artificial (IA) surge como ferramenta promissora para auxiliar no diagnóstico e acompanhamento de crianças com TDAH. Algoritmos de “*machine learning*” e “*deep learning*”, aplicados a dados clínicos, comportamentais ou de neuroimagem, aumentam a acurácia e rapidez do diagnóstico, minimizando viés humano (Khoshkho *et al.*, 2024; Morales *et al.*, 2024).

Ainda, soluções combinando IA com realidade virtual podem permitir a avaliação de atenção e comportamento infantil em ambientes controlados, oferecendo métricas objetivas (Morales *et al.*, 2024). A IA também possibilita monitoramento contínuo dos sintomas, permitindo intervenções mais personalizadas (Zheng *et al.*, 2023).

Apesar dos avanços, desafios éticos, técnicos e clínicos permanecem, incluindo privacidade de dados, validação clínica dos modelos e aceitação pelos profissionais (Khoshkho

et al., 2024). Portanto, investigar o uso da IA no diagnóstico precoce de crianças com TDAH é fundamental para compreender benefícios, limitações e implicações no processo de diagnóstico em comparação com métodos tradicionais.

Neste cenário, o presente estudo buscará compreender na literatura científica as principais ferramentas baseadas em IA para o diagnóstico precoce de TDAH e as principais dificuldades identificadas.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Identificar na produção científica nacional e internacional, estudos de validação de ferramentas de Inteligência Artificial para o diagnóstico precoce do TDAH.

2.2 Objetivos Específicos

- Caracterizar as publicações sobre o diagnóstico precoce do TDAH;
- Descrever o perfil das crianças portadoras de TDAH identificadas nas publicações;
- Relatar as principais dificuldades enfrentadas por profissionais de saúde, educação e cuidadores.

3. MÉTODO

Trata-se de uma revisão narrativa cuja formulação de pergunta do estudo foi delimitada pela estratégia PIRD. Na qual, Participantes/População (P): crianças/adolescente de 0 a 19 anos; (Inteligência Artificial) (I) Diagnóstico precoce de TDAH; Referência de teste (R): Ferramentas e/ou escalas convencionais; Diagnóstico de interesse (D): Diagnóstico precoce de TDAH. Desta forma, a pergunta do estudo foi: Em crianças com TDAH, qual a validade diagnóstica de ferramentas baseadas em IA para o diagnóstico precoce, com base nos estudos identificados na literatura científica?

Esta revisão foi realizada a partir de uma busca sistematizada em diferentes bases de dados nacionais e internacionais, incluindo: (i) via PubMed; (ii) Web of Science; (iii) EMBASE; (i); (iv) Scientific Electronic Library Online (SciELO); (v) Literatura Latino-Americana e do Caribe em Ciências da Saúde (LILACS); (vi) portal da Biblioteca Virtual em Saúde (BVS) e, (vii) IEEE Xplore.

Para a realização do levantamento bibliográfico foram utilizados descritores específicos, selecionados conforme a terminologia padronizada disponível nos Descritores em Ciências da Saúde (DeCS) e nos Medical Subject Headings (MeSH). Estes termos foram combinados por meio dos operadores booleanos AND e OR, a fim de ampliar e refinar a estratégia de busca nas diferentes bases consultadas. Os termos utilizados e suas combinações, incluindo os alternativos, estão apresentadas na Tabela 1

Tabela 1. Algoritmos.

Base de Dados	Algoritmo
PubMed	("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning") AND ("ADHD" OR "Attention Deficit Hyperactivity Disorder") AND ("Diagnosis" OR "Screening" OR "Detection") AND ("Children" OR "Adolescents")
BVS	("Inteligência Artificial" OU "Aprendizado de Máquina") E ("TDAH" OU "Transtorno de Déficit de Atenção com Hiperatividade") E ("Diagnóstico" OU "Triagem" OU "Detecção") E ("Crianças" OU "Adolescentes")
LILACS	("Inteligência Artificial" OU "Aprendizado de Máquina") E ("TDAH" OU "Transtorno de Déficit de Atenção com Hiperatividade") E ("Diagnóstico" OU "Triagem" OU "Detecção") E ("Crianças" OU "Adolescentes")
SCIELO	("Inteligência Artificial" OU "Aprendizado de Máquina") E ("TDAH" OU "Transtorno de Déficit de Atenção com Hiperatividade") E ("Diagnóstico" OU "Triagem" OU "Detecção") E ("Crianças" OU "Adolescentes")
EMBASE	("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning") AND ("ADHD" OR "Attention Deficit Hyperactivity Disorder") AND ("Diagnosis" OR "Screening" OR "Detection") AND ("Children" OR "Adolescents")
SCOPUS	("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning") AND ("ADHD" OR "Attention Deficit Hyperactivity Disorder") AND ("Diagnosis" OR "Screening" OR "Detection") AND ("Children" OR "Adolescents")
WEB OF SCIENCE	("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning") AND ("ADHD" OR "Attention Deficit Hyperactivity Disorder") AND ("Diagnosis" OR "Screening" OR "Detection") AND ("Children" OR "Adolescents")
IEEE Xplore	("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning") AND ("ADHD" OR "Attention Deficit Hyperactivity Disorder") AND ("Diagnosis" OR "Screening" OR "Detection") AND ("Children" OR "Adolescents")

Fonte: De autoria própria.

Após o levantamento dos artigos foi utilizada a ferramenta *RAYYAN* para inclusão e exclusão dos estudos, e aplicados os critérios de inclusão e exclusão conforme a tabela 2, onde foi realizado um *checklist* utilizando estes critérios.

Tabela 2. Critérios de elegibilidade (inclusão e exclusão) para seleção de artigos.

Critérios de Inclusão

1. Artigos publicados entre 2021 e 2025;
2. Artigos originais;
3. Estudos com crianças/adolescentes de 0 a 19 anos;
4. Artigos em inglês e português.

Critérios de Exclusão

- Teses, dissertações, manuais, notas prévias, atualizações;
2. Revisões, reflexões teóricas, relatos de experiência;
 3. Publicações com resumos incompletos;
 4. Artigos não convergentes com o objeto de estudo desta investigação.

Fonte: De autoria própria

4. RESULTADOS

Para esta Revisão Narrativa foram incluídos nove (n=9) estudos. Observou-se a realização de pesquisas provenientes de diferentes países da Ásia e Europa. Dentre os países, destacam-se a Índia, Irã, Espanha, Reino Unido, Bangladesh, China, Suécia e França. Além disso, um dos estudos apresentou colaboração multinacional entre Bangladesh e Reino Unido.

O quadro 1 apresenta o panorama dos resultados das buscas relativas às principais ferramentas de IA utilizadas para o diagnóstico precoce de TDAH. As variáveis listadas mostram dados importantes dos artigos, permitindo identificar os principais achados dos estudos.

Quadro 1. Panorama dos Resultados das Buscas Relativas às Principais Ferramentas de IA Utilizadas para o Diagnóstico Precoce do TDAH, Goiânia-GO, 2026.

Autor, ano e local do estudo	Objetivo	Desenho	Tamanho da Amostra (n)	Ferramenta para diagnóstico TDAH / Questionário Utilizado	Características Sociodemográficas	Resultados / Conclusões
Parashar <i>et al.</i>, 2021 – Índia	Desenvolver um modelo de aprendizado de máquina para classificar crianças com TDAH e controles saudáveis	Caso-controle	n = 120 (60/60)	DSM-5; EEG	Não informado	O AdaBoost alcançou 84% de acurácia e 96% de sensibilidade na classificação de crianças com TDAH.
Hamedi <i>et al.</i>, 2022 – Irã (Teerã; colaboração EUA)	Propor método baseado na conectividade funcional cerebral (MEG) para diagnosticar TDAH	Ensaio clínico	n = 50 (25 TDAH + 25 controles)	Conners; CSI-4; K-SADS-PL	Idade média: 20,6 anos; TDAH: 10 homens/15 mulheres; Controle: 14 homens/9 mulheres	Resultados demonstram capacidade da conectômica funcional baseada em rs-MEG para diagnóstico do TDAH.
Sujar <i>et al.</i>, 2022 – Espanha (Madrid)	Desenvolver sistema baseado em videogame para analisar comportamento contínuo	Ensaio clínico	n = 63	DSM-5 + videogame + questionário	7–17 anos (média 12,89); 69,84% masculino	Videogames podem complementar testes tradicionais no acompanhamento do TDAH.

Ter-Minassian <i>et al.</i>, 2022 – Reino Unido	Aplicar machine learning a dados administrativos para prever TDAH	Coorte populacional	n = 56.258	Registros escolares e clínicos	Crianças; inclui fatores socioeconômicos e etnia	Abordagens de aprendizado de máquina mostraram-se promissoras na previsão do TDAH.
Maniruzzaman <i>et al.</i>, 2022 – Bangladesh/Reino Unido	Extrair fatores de risco e propor abordagem baseada em ML para classificar crianças com TDAH	Transversal analítico	n = 108 (61/47)	DSM + dados comportamentais	3–17 anos (12,4 ± 3,4)	Sistema baseado em Floresta Aleatória apresentou excelente acurácia. Importante abordagem baseada em ML para classificar crianças com TDAH
Kim <i>et al.</i>, 2023	Avaliar desempenho preditivo de modelos de ML utilizando dados de dispositivos digitais pessoais	Coorte	n = 1090	Dados de dispositivos vestíveis, antropometria, sexo e K-SADS	Idade: 9–11 anos; Masculino: 69,5%	Método útil para detecção precoce ou triagem utilizando fenótipos digitais.
Chu <i>et al.</i>, 2023 – China	Desenvolver modelo diagnóstico com machine learning	Transversal analítico	n = 95 (74 TDAH / 21 controle)	TOVA + DSM-5	6–12 anos (média 9,18)	CART apresentou melhor desempenho (AUC 0,848); útil para triagem.
Garcia-Argibay <i>et al.</i>, 2023 – Suécia	Prever desenvolvimento de TDAH com dados populacionais	Coorte	n = 238.696	Registros clínicos (CID-9/10; ATC)	3–18 anos; maior risco em meninos	Modelo pode auxiliar médicos na tomada de decisões clínicas e rastreamento.
Guigou <i>et al.</i>, 2025 – França	Avaliar biometria multimodal para TDAH	Ensaio clínico	n = 24	XAI4Kids; WISC-V; questionários	7–12 anos; 11 meninas / 13 meninos	Ferramenta pode facilitar acesso ao diagnóstico e avaliação pediátrica em larga escala.

TDAH (Transtorno do Déficit de Atenção e Hiperatividade); ML (Machine Learning); IA (Inteligência Artificial); EEG (Electroencephalography / Eletroencefalografia); MEG (Magnetoencephalography / Magnetoencefalografia); rs-MEG (Resting-State Magnetoencephalography); DSM-5 (Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders – 5th Edition); CSI-4 (Child Symptom Inventory-4); K-SADS-PL (Schedule for Affective Disorders and Schizophrenia for School-Age Children – Present and Lifetime Version); TOVA (Test of Variables of Attention); CART (Classification and Regression Trees); AUC (Area Under the Curve); CID-9/10 (Classificação Internacional de Doenças – 9ª e 10ª edições); ATC (Anatomical Therapeutic Chemical Classification System); WISC-V (Wechsler Intelligence Scale for Children – Fifth Edition); XAI4Kids (Explainable Artificial Intelligence for Kids); RF (Random Forest / Floresta Aleatória); AdaBoost (Adaptive Boosting); Conners (Conners Rating Scale); DSM (Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders)

Quanto ao local onde foram conduzidos os estudos houveram publicações em países da Ásia e Europa (Figura 2). Dentre os nove estudos incluídos, observou-se a realização de pesquisas na Índia, Irã, Espanha, Reino Unido, Bangladesh, China, Suécia e França. Além disso, um dos estudos apresentou colaboração multinacional entre Bangladesh e Reino Unido.

A Ásia concentrou o maior número de publicações, com estudos realizados na Índia, Irã, Bangladesh e China. Já a Europa apresentou estudos desenvolvidos na Espanha, Reino Unido, Suécia e França. Entre os países com maior destaque, o Reino Unido participou de dois estudos, sendo um nacional e outro em colaboração internacional com Bangladesh.

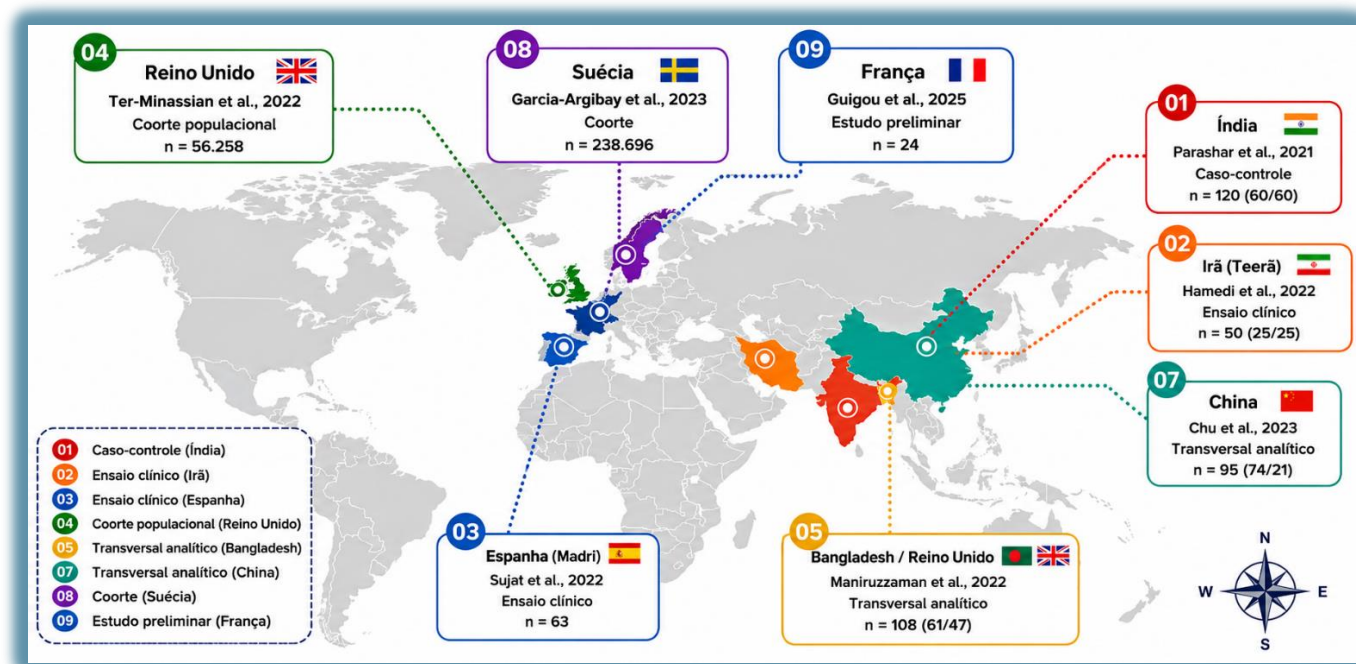
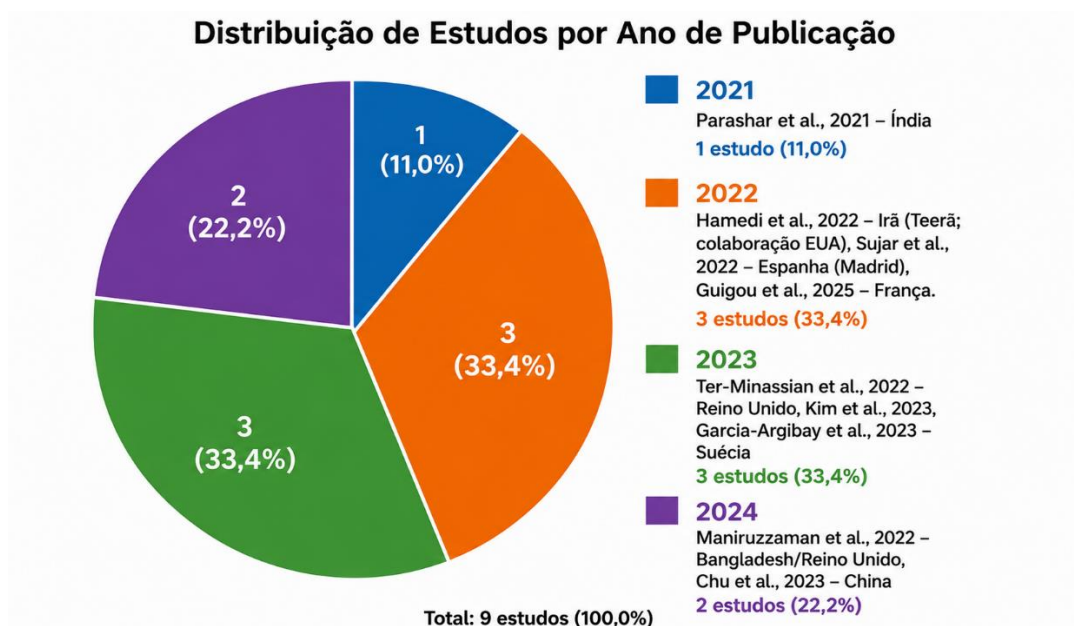


Figura 2. Distribuição das publicações no mundo segundo a localização por países e continentes. 2021-2025

Fonte: De autoria própria.

A Figura 3 apresenta a distribuição percentual dos estudos segundo o ano de publicação. Observou-se maior concentração de publicações no ano de 2022 (40,0%), seguido de 2023 (30,0%). Os anos de 2021, 2024 e 2025 apresentaram a mesma frequência de publicações, correspondendo a 10,0% cada.

Figura 3. Distribuição percentual dos artigos segundo o ano de publicação; 2021-2025.



Fonte: De autoria própria.

Com relação aos tipos de estudo, houve predominância dos estudos de corte transversal no período de 2021 e 2025 (Quadro 4).

Quadro 4.

Desenho	Referências	n	%
Caso controle	Parashar et al., 2021 – Índia	1	11,0
Ensaio clínico	Hamedí et al., 2022 – Irã (Teerã; colaboração EUA), Sujar et al., 2022 – Espanha (Madrid), Guigou et al., 2025 – França.	3	33,4
Coorte	Ter-Minassian et al., 2022 – Reino Unido, Kim et al., 2023, Garcia-Argibay et al., 2023 – Suécia	3	33,4
Transversal	Maniruzzaman et al., 2022 – Bangladesh/Reino Unido, Chu et al., 2023 – China	2	22,2
Total		9	100,0

Dentre os principais resultados desta Revisão relacionados à aplicação da Inteligência Artificial (IA) e do Machine Learning (ML) no diagnóstico, rastreamento e predição do Transtorno do Déficit de Atenção e Hiperatividade (TDAH). Os estudos analisaram diferentes métodos computacionais, incluindo algoritmos de aprendizado de máquina,

biometria multimodal, conectividade funcional cerebral, videogames e dispositivos digitais vestíveis, demonstrando resultados promissores quanto à acurácia e sensibilidade no auxílio ao diagnóstico do TDAH.

5. DISCUSSÃO

Os resultados dos estudos incluídos nesta revisão permitiram identificar os principais usos das ferramentas de Inteligência Artificial para o diagnóstico precoce do TDAH, bem como outras contribuições para classificação, triagem e acompanhamento dessa condição. Dentre os achados, destaca-se a utilização da Inteligência Artificial na triagem do TDAH (Kim *et al.*, 2022; Chu *et al.*, 2023), no diagnóstico do transtorno (Hamedí *et al.*, 2022; Ter-Minassian *et al.*, 2022; Guigou *et al.*, 2025), na classificação de indivíduos com TDAH e controles saudáveis (Parashar *et al.*, 2021; Maniruzzaman *et al.*, 2022) e no acompanhamento de pacientes com TDAH (Sujar *et al.*, 2022).

Com relação à triagem do TDAH, Kim *et al.*, (2022) desenvolveram um sistema baseado em Inteligência Artificial capaz de identificar sinais precoces do transtorno a partir da análise de dados comportamentais e cognitivos. De forma semelhante, Chu *et al.* (2023) demonstraram que algoritmos de aprendizado de máquina podem auxiliar na identificação de crianças com maior risco para TDAH por meio da análise automatizada de informações neurocomportamentais. Esses achados evidenciam o potencial da Inteligência Artificial como ferramenta complementar para o rastreamento precoce do transtorno.

No que se refere ao diagnóstico do TDAH, Hamedí *et al.* (2022) utilizaram modelos de aprendizado de máquina associados à análise de sinais neurofisiológicos, obtendo elevada precisão diagnóstica. Ter-Minassian *et al.* (2022) identificaram a capacidade dos algoritmos computacionais em integrar múltiplos indicadores clínicos e comportamentais para melhorar a acurácia diagnóstica. Da mesma forma, Guigou *et al.* (2025) demonstraram que biomarcadores digitais analisados por sistemas de Inteligência Artificial podem contribuir significativamente para a identificação do TDAH, reduzindo a subjetividade inerente à avaliação clínica tradicional.

Quanto à classificação do TDAH, Parashar *et al.* (2021) desenvolveram um modelo de aprendizado de máquina capaz de distinguir crianças com TDAH de controles saudáveis por meio da análise de diferentes variáveis clínicas e comportamentais. Resultados semelhantes foram observados por Maniruzzaman *et al.* (2022), que empregaram técnicas de machine

learning para classificar indivíduos segundo a presença ou ausência do transtorno, alcançando elevados índices de desempenho.

Em relação ao acompanhamento do TDAH, Sujar *et al.* (2022) demonstraram que tecnologias digitais associadas à Inteligência Artificial podem ser utilizadas para monitorar continuamente aspectos comportamentais e cognitivos dos pacientes, contribuindo para o acompanhamento clínico e avaliação da evolução dos sintomas ao longo do tempo.

De modo geral, os estudos abordaram principalmente o uso de Inteligência Artificial e aprendizado de máquina aplicados ao diagnóstico, predição, classificação, rastreamento e acompanhamento do Transtorno do Déficit de Atenção e Hiperatividade (TDAH), utilizando ferramentas como eletroencefalografia (EEG) (Hamedi *et al.*, 2022), magnetoencefalografia (MEG) (Ter-Minassian *et al.*, 2022), videogames digitais (Sujar *et al.*, 2022), dispositivos digitais vestíveis (Chu *et al.*, 2023) e registros clínicos populacionais (Maniruzzaman *et al.*, 2022).

Uma limitação dos estudos desta revisão foi que a maioria destes registrou etapas iniciais de validação em amostras pequenas e heterogêneas (Parashar *et al.*, 2021; Hamedi *et al.*, 2022; Guigou *et al.*, 2025). Embora esses resultados sejam promissores, a validação clínica robusta exige amostras maiores, replicação multicêntrica e comparação direta com padrões-ouro diagnósticos padronizados (p. ex., avaliação psiquiátrica estruturada como K-SADS-PL ou MINI). Assim, os resultados atuais apontam para uma validação preliminar das ferramentas baseadas em EEG, MEG, biometria multimodal e fenótipos digitais, mas ainda insuficiente para serem generalizados em contextos clínicos diversos.

Além disso, os estudos populacionais e de coorte (Ter-Minassian *et al.*, 2022; Garcia-Argibay *et al.*, 2023; Kim *et al.*, 2023) trazem desafios metodológicos, como vieses de seleção, variabilidade nos registros clínicos e necessidade de ajuste para determinantes sociais e demográficos. Assim, recomenda-se que pesquisas futuras adotem desenhos prospectivos com seguimento longitudinal e protocolos padronizados de coleta de dados, uma vez que são aspectos fundamentais para incorporar essas ferramentas como suporte confiável ao diagnóstico precoce do TDAH.

Por fim, os estudos concluíram que a Inteligência Artificial representa uma estratégia promissora para auxiliar no rastreamento, diagnóstico e acompanhamento do TDAH, favorecendo a identificação precoce do transtorno e contribuindo para maior precisão clínica (Parashar *et al.*, 2021; Hamedi *et al.*, 2022; Maniruzzaman *et al.*, 2022; Sujar *et al.*, 2022; Ter-Minassian *et al.*, 2022; Kim *et al.*, 2022; Chu *et al.*, 2023; Guigou *et al.*, 2025).

6. CONCLUSÃO/ CONSIDERAÇÕES FINAIS.

A presente revisão narrativa permitiu identificar que a Inteligência Artificial e as técnicas de aprendizado de máquina vêm sendo amplamente utilizadas como ferramentas auxiliares no diagnóstico precoce do Transtorno do Déficit de Atenção e Hiperatividade (TDAH). Os estudos analisados evidenciaram resultados promissores relacionados à triagem, classificação, diagnóstico e acompanhamento de indivíduos com o transtorno, demonstrando potencial para aumentar a precisão e a objetividade das avaliações.

Observou-se que diferentes tecnologias, como eletroencefalografia (EEG), magnetoencefalografia (MEG), biometria multimodal, videogames, dispositivos digitais vestíveis e análise de registros clínicos, têm sido empregadas para identificar padrões associados ao TDAH. Essas ferramentas possibilitam a análise de grandes volumes de dados e contribuem para a detecção precoce de sinais e sintomas, favorecendo intervenções mais oportunas.

Os achados também demonstraram que a Inteligência Artificial pode reduzir limitações relacionadas aos métodos diagnósticos tradicionais, principalmente aquelas associadas à subjetividade das avaliações clínicas. Entretanto, as evidências apontam que essas tecnologias devem ser utilizadas como ferramentas complementares ao julgamento clínico especializado, não substituindo a avaliação realizada pelos profissionais de saúde.

Dessa forma, conclui-se que a Inteligência Artificial representa uma importante inovação no campo da saúde mental e do neurodesenvolvimento, apresentando potencial para contribuir com o diagnóstico precoce do TDAH. Contudo, torna-se necessário o desenvolvimento de novas pesquisas que ampliem as evidências científicas sobre sua aplicabilidade, segurança, confiabilidade e utilização na prática clínica, especialmente em populações pediátricas.

REFERÊNCIAS

ADDA TEAM. *Undiagnosed ADHD in Adults: Signs, Risks, and Why It Matters*. ADDA Editorial, 2024.

Disponível em: <https://add.org/undiagnosed-adhd-in-adults/>. Acesso em: 2 dez. 2025.

AMERICAN PSYCHIATRIC ASSOCIATION (APA). *Manual diagnóstico e estatístico de transtornos mentais: DSM-5-TR*. 5. ed., revisão de texto. Arlington, VA: American Psychiatric Publishing, 2022.

ASHRAF, I.; JUNG, S.; HUR, S.; PARK, Y. A systematic literature review of neuroimaging coupled with machine learning approaches for diagnosis of attention deficit hyperactivity disorder. *Journal of Big Data*, v. 11, Art. 140, 2024.

Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s40537-024-00998-3>.

BARKLEY, R. A. et al. Comorbidity of adult ADHD and substance use disorder in a sample of inpatients with bipolar disorder in Iran. *BMC Psychiatry*, v. 22, p. 480, 2022.

Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s12888-022-04124-6>.

BELLAGUARDA, L. D. *Indicadores de testes diagnósticos para dados agrupados*.

Brasília-DF: Universidade de Brasília, 2020.

Disponível em:

https://bdm.unb.br/bitstream/10483/31114/1/2020_LuizaDiasBellaguarda_tcc.pdf. Acesso em: 16 jun. 2024.

Elaborado pela autora com base em Parashar et al. (2021), Hamedi et al. (2022), Sujar et al. (2022), Ter-Minassian et al. (2022), Maniruzzaman et al. (2022), Kim et al. (2023), Chu et al. (2023), Garcia-Argibay et al. (2023) e Guigou et al. (2025).

FARAONE, S. V. et al. The World Federation of ADHD International Consensus Statement: 208 evidence-based conclusions about the disorder. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, v. 128, p. 789–818, 2021.

MATTOS, P.; MORAES, C. E. F.; SICHIERI, R.; HAY, P.; FARAONE, S. V.; APPOLINARIO, J. C. Adult ADHD symptoms in a large metropolitan area from Brazil: prevalence and associations with psychiatric comorbidity, bullying, sexual abuse, and quality of life. *Journal of Attention Disorders*, v. 28, n. 7, p. 1082–1091, 2024.
DOI: 10.1177/10870547241229097.

MENEZES, A. M. B. et al. Birth conditions and attention deficit/hyperactivity disorders (ADHD) in adults in the Pelotas (Brazil) birth cohorts of 1982 and 1993. *Cadernos de Saúde Pública*, v. 39, n. 10, e00233222, 2023.

OH, S.; JOUNG, Y.-S.; CHUNG, T.-M.; LEE, J.; SEOK, B. J.; KIM, N.; SON, H.-M. Diagnosis of ADHD using virtual reality and artificial intelligence: an exploratory study of clinical applications. *Frontiers in Psychiatry*, v. 15, 2024.
DOI: 10.3389/fpsy.2024.1383547.

OLIVEIRA, D. B.; RAGAZZO, A. C. S. M.; BARRETO, N. M. P. V.; OLIVEIRA, I. R. Prevalência do transtorno de déficit de atenção e hiperatividade (TDAH) em uma escola pública da cidade de Salvador, Bahia. *Revista de Ciências Médicas e Biológicas*, v. 15, n. 3, p. 354–358, 2016.

Disponível em: <https://periodicos.ufba.br/index.php/cmbio/article/view/18215>.

OUZZANI, M.; HAMMADY, H.; FEDOROWICZ, Z.; ELMAGARMID, A. Rayyan – a web and mobile app for systematic reviews. *Systematic Reviews*, v. 5, p. 210, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s13643-016-0384-4>.

PEARCE, A. et al. Childhood attention-deficit hyperactivity disorder: socioeconomic inequalities in symptoms, impact, diagnosis and medication. *Child and Adolescent Mental Health*, v. 29, n. 2, p. 126–135, 2024.

POLANCZYK, G. et al. The worldwide prevalence of ADHD: a systematic review and meta-regression analysis. *American Journal of Psychiatry*, v. 164, n. 6, p. 942–948, 2007.

ROHDE, M. A. et al. Associated factors of attention deficit/hyperactivity disorder diagnosis and psychostimulant use: a nationwide representative study. *Brazilian Journal of Psychiatry*, v. 44, n. 4, p. 367–373, 2022.