

# Capítulo 11



<https://doi.org/10.71248/9786583818034-11>

# Biomarcadores Digitais E Fenotipagem Comportamental No TEA

**Jaqueline Gomes Messias Franco<sup>1</sup>**  
**Gabriela Laraia Pinheiro de Medeiros<sup>2</sup>**  
**Mauro de Deus Passos<sup>3</sup>**  
**Bruno Rodrigues Maia de Barros<sup>4</sup>**

---

Graduanda em Medicina, ZARNS - Itumbiara- GO<sup>1</sup>

Graduanda em Medicina, Universidade do Vale do Sapucaí (UNIVÁS)<sup>2</sup>

Cardiologia e Medicina de Emergência. Mestre em Ciências Médicas (PPG-UnB). Unidade de Medicina Interna / Hospital Regional de Sobradinho(Brasília-DF<sup>3</sup>

Graduado em Medicina, UniRV - Rio Verde / Goiás<sup>4</sup>

## 1. Introdução e Contexto Clínico

O Transtorno do Espectro Autista (TEA) é uma condição do neurodesenvolvimento caracterizada por dificuldades persistentes na comunicação e interação social, juntamente com comportamentos e interesses restritos e repetitivos (Leisman; Melillo, 2025). Afetando aproximadamente 1 em cada 36 crianças na população geral, o TEA representa uma preocupação significativa de saúde pública, mas os processos de diagnóstico continuam a ser dispendiosos em termos de recursos e tempo, resultando frequentemente em períodos de espera superiores a um ano (Patel *et al.*, 2025). Os métodos de diagnóstico tradicionais dependem fortemente da experiência clínica através da anamnese do desenvolvimento, observação comportamental direta e avaliações padronizadas, como a Escala de Observação para Diagnóstico de Autismo (ADOS-2) e a Entrevista Diagnóstica de Autismo Revisada (ADI-R), que são trabalhosas e dependem de formação especializada (Cortese *et al.*, 2025).

Este paradigma de avaliação cria barreiras à identificação precoce, particularmente em populações desassistidas, com algumas regiões a registarem atrasos no diagnóstico até dois anos além da janela crítica para a

intervenção precoce (Themistocleous; Andreou; Peristeri, 2024). A apresentação heterogênea do TEA em diversas populações, incluindo diferenças de género na manifestação dos sintomas e o fenómeno de "mascaramento" nas raparigas, complica ainda mais a deteção atempada (Gindi *et al.*, 2026). Dado que a intervenção precoce durante períodos críticos de neuroplasticidade pode melhorar significativamente os resultados do desenvolvimento a longo prazo, existe uma necessidade urgente de ferramentas de rastreio e diagnóstico objetivas e escaláveis (Patel *et al.*, 2025).

Os biomarcadores digitais — características biológicas ou comportamentais quantificáveis capturadas por meio de tecnologias digitais — oferecem soluções promissoras para aprimorar a identificação precoce do TEA (Transtorno do Espectro Autista). Os recentes avanços em inteligência artificial, aprendizado de máquina e tecnologias de sensores multimodais catalisaram uma mudança de paradigma, passando de avaliações clínicas subjetivas para abordagens diagnósticas objetivas e baseadas em dados. Esta revisão abrangente sintetiza as evidências atuais sobre biomarcadores digitais e fenotipagem comportamental no TEA, examinando sua

acurácia diagnóstica, viabilidade clínica, desafios de implementação e potencial futuro para a medicina de precisão no cuidado ao autismo.

## 2. Conceitos Fundamentais: Biomarcadores Digitais e Medicina de Precisão no TEA

### 2.1 Definição de Biomarcadores Digitais e Fenotipagem Comportamental

Os biomarcadores digitais representam características fisiológicas, comportamentais ou neurológicas mensuráveis extraídas de fontes de dados digitais, incluindo vídeos, gravações de áudio, sensores vestíveis e modalidades de neuroimagem (Elsayed *et al.*, 2025). A fenotipagem comportamental refere-se à caracterização detalhada de comportamentos e padrões comportamentais observáveis, abrangendo tanto manifestações evidentes (por exemplo, expressões faciais, padrões de fala, cinemática do movimento) quanto mecanismos neurológicos subjacentes. No contexto do TEA, os biomarcadores digitais capturam a expressão heterogênea de características diagnósticas centrais — dificuldades de comunicação social e comportamentos repetitivos restritos — juntamente com características sensoriais, motoras e emocionais associadas.

A transição de modelos diagnósticos categóricos para abordagens dimensionais reflete evidências emergentes de que as apresentações do TEA existem ao longo de um contínuo de gravidade dos sintomas, impacto funcional e variação neurológica (Mohammad *et al.*, 2025). As estruturas de neurodiversidade de precisão reconceitualizam o autismo não como um transtorno monolítico, mas como um espectro de variações neurológicas adaptativas, cada uma caracterizada por arquitetura de rede cerebral distinta, influências genéticas e assinaturas comportamentais (Mohammad *et al.*, 2025). Essa perspectiva dimensional exige perfis de biomarcadores personalizados para estratificar indivíduos com autismo em subtipos clinicamente significativos, prever a resposta ao tratamento e adaptar as intervenções às forças e vulnerabilidades individuais (Fan *et al.*, 2025).

### 2.2 Heterogeneidade Clínica e Desafios Diagnósticos

A heterogeneidade do TEA manifesta-se em múltiplas dimensões: gravidade e perfil dos sintomas, capacidade intelectual e habilidades linguísticas, comorbidades psiquiátricas, sensibilidades sensoriais e características motoras (Leisman; Alfasi; Melillo, 2025).

Estudos que utilizam consórcios de neuroimagem em larga escala identificaram subgrupos neurobiológicos distintos dentro das populações com TEA, com diferenças significativas em anormalidades morfológicas cerebrais, padrões de conectividade e associações com traços comportamentais (Fan *et al.*, 2025). Essa heterogeneidade neurobiológica ressalta a inadequação de abordagens diagnósticas e de intervenção padronizadas.

As diferenças de gênero na apresentação do TEA representam uma fonte particularmente importante de heterogeneidade diagnóstica, com as meninas frequentemente apresentando dificuldades comportamentais internalizantes em vez de externalizantes e uma apresentação social mais sutil (Gindi *et al.*, 2026). Essas diferenças, quando não reconhecidas, contribuem para o mascaramento diagnóstico e o atraso na identificação, particularmente em meninas de minorias étnicas. Além disso, condições comórbidas — incluindo deficiência intelectual, ansiedade, TDAH, epilepsia, distúrbios gastrointestinais e distúrbios do sono — complicam o diagnóstico diferencial e exigem estratégias de intervenção individualizadas (Coll-Oltra *et al.*, 2026).

### **2.3 Processo atual de avaliação diagnóstica e suas limitações**

As abordagens diagnósticas atuais baseiam-se numa combinação de histórico de desenvolvimento (obtido através de entrevistas estruturadas como o ADI-R), observação direta do comportamento durante tarefas padronizadas (principalmente o ADOS-2) e escalas de avaliação preenchidas pelos pais ou clínicos (Cortese *et al.*, 2025). Embora estes métodos tenham estabelecido fiabilidade e validade quando administrados por profissionais treinados, estão sujeitos a várias limitações: viés do observador, variabilidade na experiência do clínico, validade ecológica limitada e incapacidade de captar marcadores motores e comportamentais subtis que podem surgir fora de ambientes controlados.

Além disso, as avaliações tradicionais muitas vezes não detectam sinais de alerta precoce que precedem a manifestação dos critérios diagnósticos evidentes. Pesquisas com irmãos de bebês com alto risco de TEA identificaram diferenças motoras e de atenção precoces entre 10 dias e 6 meses de idade que predizem um diagnóstico posterior, sugerindo oportunidades de detecção antes que os sintomas comportamentais se tornem clinicamente aparentes (Bruschetta *et al.*,

2025). Os biomarcadores digitais oferecem o potencial de capturar esses marcadores endofenotípicos precoces de forma objetiva e contínua, permitindo a identificação e intervenção mais precoces.

### 3. Rastreamento Ocular e Biomarcadores de Atenção Visual

#### 3.1 Padrões de atenção visual como biomarcadores para o TEA

A tecnologia de rastreamento ocular emergiu como uma das abordagens digitais mais bem validadas para capturar padrões atípicos de atenção visual no TEA. Revisões sistemáticas e meta-análises demonstram que crianças e bebês com TEA exibem fixação reduzida em estímulos sociais (rostos, olhos), seguimento atípico do olhar, preferência por informações geométricas não sociais e padrões alterados de exploração espacial em comparação com seus pares com desenvolvimento típico (Tecar *et al.*, 2025). Os tamanhos de efeito agrupados de meta-análises indicam diferenças de moderadas a grandes no tempo de fixação social entre os grupos com TEA e os grupos com desenvolvimento típico, com valores  $g$  de Hedges variando de 0,65 a 0,82 (Tecar *et al.*, 2025).

A dinâmica espaço-temporal do comportamento do olhar revela diferenças qualitativas que vão além de simples

reduções na duração da fixação (Griffin *et al.*, 2025). Usando modelagem de Markov oculta para analisar padrões de movimento ocular ao longo de pontos longitudinais no tempo, pesquisadores identificaram dois padrões distintos: um padrão "focado", caracterizado por fixações pequenas e precisas em características faciais, e um padrão "exploratório", com regiões de interesse maiores e menor probabilidade inicial de fixação social (Griffin *et al.*, 2025). Crianças com autismo demonstraram consistentemente padrões mais exploratórios em múltiplas tarefas de percepção social e pontos de desenvolvimento, com características de padrão associadas à função adaptativa, capacidade de reconhecimento facial e gravidade dos sintomas do autismo (Griffin *et al.*, 2025).

Estudos de rastreamento ocular duplo — registrando simultaneamente o comportamento do olhar de ambos os parceiros de interação durante encontros face a face — revelam que o contato visual reduzido em indivíduos autistas resulta principalmente de interrupções do olhar autoiniciadas mais frequentes, em vez de uma menor iniciação do olhar mútuo (Tönsing *et al.*, 2025). Essa descoberta fornece informações mecânicas sobre os processos

psicológicos subjacentes às diferenças de atenção social, com implicações para a compreensão de se as atipicidades refletem a evitação do olhar (desconforto ativo com o olhar mútuo) versus a indiferença ao olhar (orientação automática reduzida para informações sociais) (Tönsing *et al.*, 2025).

### **3.2 Novas métricas de rastreamento ocular e integração de aprendizado de máquina**

Inovações recentes na metodologia de rastreamento ocular introduzem novas métricas com sensibilidade e especificidade diagnósticas aprimoradas. Wang e seus colegas desenvolveram métricas inovadoras, incluindo Contagens de Troca de Área de Interesse (ASC), Mudanças Favoráveis de AOI (FAS) e Contagens de Vagas de AOI (AVC), que alcançaram sensibilidade de 88-100% e especificidade de 80-88% na distinção entre crianças com TEA e grupos de alto risco sem TEA (Wang *et al.*, 2024). Essas métricas capturam não apenas para onde as crianças olham, mas também os padrões sequenciais e a eficiência da amostragem visual, proporcionando uma caracterização mais rica dos mecanismos de atenção social.

A integração de dados de rastreamento ocular com algoritmos de aprendizado de máquina melhora

substancialmente o desempenho diagnóstico. Modelos de aprendizado profundo que utilizam redes neurais convolucionais (CNN) e redes de memória de longo prazo (LSTM) alcançaram taxas de precisão de 99,78% quando treinados em dados de rastreamento ocular de tarefas de atenção social (Al-Adhaileh *et al.*, 2025). Abordagens de aprendizado de máquina explicáveis aplicadas a dados de rastreamento ocular identificaram variáveis específicas — como a duração média das visitas a objetos e a favorabilidade das mudanças de área de interesse — que diferenciam o TEA de transtornos do desenvolvimento da linguagem e desenvolvimento típico, com pontuações F1 variando de 0,63 a 0,91, dependendo dos grupos de comparação (Antolí *et al.*, 2025).

A transposição clínica da tecnologia de rastreamento ocular beneficia-se da combinação de aprendizado de máquina com atenção à explicabilidade. Uma recente revisão sistemática e meta-análise que sintetizou 57 estudos de rastreamento ocular descobriu que a integração de algoritmos de aprendizado de máquina melhorou tanto a sensibilidade (até 89%) quanto a especificidade (até 86%), com desempenho superior ao das métricas convencionais de olhar isoladamente (Tear *et al.*, 2025). No entanto, a heterogeneidade

substancial nos paradigmas de tarefas, protocolos de gravação e métodos de processamento de dados limita a comparação direta entre os estudos e destaca a necessidade de protocolos de avaliação padronizados (Tecar *et al.*, 2025).

### **3.3 Rastreamento ocular como ferramenta de monitoramento do tratamento**

Além das aplicações diagnósticas, o rastreamento ocular demonstra utilidade para monitorar mudanças induzidas pelo tratamento nos padrões de atenção e prever a resposta ao tratamento. Uma metanálise multinível que examinou 25 estudos longitudinais encontrou tamanhos de efeito moderados e significativos para mudanças nos resultados do rastreamento ocular após intervenções para autismo ( $g$  de Hedge = 0,32,  $p = 0,010$ ), sugerindo que os índices de atenção refletem a neuroplasticidade relacionada à intervenção (Yoon *et al.*, 2025). No entanto, a utilidade preditiva dos perfis de rastreamento ocular na linha de base para os resultados de desenvolvimento subsequentes permaneceu menos comprovada ( $z$  de Fisher = 0,20,  $p = 0,115$ ), com efeitos de moderação observados por domínio de desenvolvimento e sexo (Yoon *et al.*, 2025).

A conectividade funcional precoce na via de percepção social lateralizada à direita — que abrange o sulco temporal superior, crítico para o processamento de pistas faciais dinâmicas — prevê a atenção posterior a rostos e preocupações sociais aos 18 meses, ligando a arquitetura neural a marcadores fenotípicos comportamentais (Chawarska *et al.*, 2025). Esta convergência de dados de neuroimagem funcional e rastreamento ocular comportamental fornece uma compreensão mecânica de como o desenvolvimento neural está na base das mudanças na atenção visual social (Chawarska *et al.*, 2025).

## **4. Biomarcadores de fala, acústicos e linguísticos**

### **4.1 Análise do padrão de fala em indivíduos com TEA com fluência verbal**

As características da fala e da linguagem representam ricas fontes de biomarcadores digitais, particularmente valiosos porque amostras de fala podem ser capturadas de forma não invasiva durante interações naturais. Uma revisão narrativa estruturada e abrangente dos desenvolvimentos metodológicos na avaliação do TEA baseada na fala, de 1994 a 2025, identificou diversas ferramentas automatizadas e abordagens de aprendizado

de máquina para caracterizar prosódia, qualidade vocal, conteúdo linguístico e comportamento interacional (Mao; Zhu, 2026). Embora o comprometimento da fala seja comum no TEA, particularmente em crianças autistas com deficiência intelectual concomitante, muitos indivíduos verbalmente fluentes apresentam diferenças sutis relacionadas à fala — incluindo prosódia atípica, variações na qualidade vocal ou características pragmáticas da linguagem — que escapam à detecção clínica, mas representam biomarcadores objetivos.

Hu e seus colegas analisaram diálogos entre examinador e participante do ADOS-2 e extraíram 40 características relacionadas à fala, abrangendo entonação, volume, ritmo, pausas, características espectrais, croma e duração (Hu *et al.*, 2025). Usando classificação por aprendizado de máquina, eles identificaram subgrupos de indivíduos verbalmente fluentes com TEA que exibiam anormalidades no padrão de fala definidas pelo A2. Os modelos de máquina de vetores de suporte alcançaram 85,77% de precisão e pontuação F1 de 86,27% quando focados em características prosódicas, rítmicas, de energia e espectrais selecionadas (Hu *et al.*, 2025). Notavelmente, a dispersão espectral e o centroide espectral emergiram como

características discriminativas importantes, enquanto os Coeficientes Cepstrais de Frequência Mel (MFCC), frequentemente usados em análise da fala, exigiram filtragem para melhorar a relevância clínica (Hu *et al.*, 2025).

#### **4.2 Ferramentas automatizadas e abordagens de mineração de dados**

O campo evoluiu dos primeiros métodos de regressão logística e agrupamento para arquiteturas modernas de aprendizado profundo, incluindo redes neurais convolucionais, LSTMs e modelos baseados em transformadores (Mao; Zhu, 2026). Cadeias de ferramentas automatizadas, incluindo LENA (Language ENvironment Analysis), Praat, HTK/FAVE, CMU Sphinx e modelos de base modernos, como Whisper para reconhecimento automático de fala, permitem a análise de alto rendimento de grandes conjuntos de dados de fala (Mao; Zhu, 2026). Codificadores de aprendizado autossupervisionado, como wav2vec 2.0 e TRILLsson, capturam características acústico-prosódicas sem exigir dados de treinamento rotulados, facilitando a aplicação em diversos idiomas e contextos de gravação (Mao; Zhu, 2026).

Apesar dos avanços metodológicos, a área enfrenta desafios persistentes: a

precisão diagnóstica frequentemente se deteriora em diferentes idiomas, idades, tarefas de fala e configurações de gravação; as metodologias de avaliação e relato permanecem heterogêneas; os conjuntos de dados são tipicamente pequenos e de um único local; e barreiras críticas, incluindo preocupações com a privacidade, imparcialidade e viés, interpretabilidade e eficiência computacional, persistem (Mao; Zhu, 2026). Uma agenda de pesquisa prioritária enfatiza três estratégias: otimização e integração de cadeias de ferramentas automatizadas existentes, permitindo o compartilhamento de dados global, mas preservando a privacidade, para expandir a diversidade do conjunto de dados, e aproveitando inovações interdisciplinares em aprimoramento de sinal, aprendizado eficiente em rótulos e IA explicável e pronta para uso na borda (Mao; Zhu, 2026).

### **4.3 Marcos do desenvolvimento da linguagem como preditores da gravidade do TEA**

Abordagens recentes de aprendizado de máquina utilizam marcos específicos do desenvolvimento da linguagem para prever a gravidade dos sintomas do autismo. Usando o algoritmo Boruta para seleção de características e

modelos de floresta aleatória, pesquisadores identificaram 14 marcos do desenvolvimento da linguagem que predizem a gravidade do TEA em crianças menores de 4 anos, sendo "Identifica 1 figura" e "Expressa demandas por meio da linguagem" os mais relevantes (Xiong *et al.*, 2025). Os modelos apresentaram desempenho robusto com valores de AUC de  $0,81 \pm 0,01$ , sugerindo que as habilidades pragmáticas precoces da linguagem fornecem estimativas quantitativas da provável trajetória de gravidade dos sintomas.

Abordagens de processamento de linguagem natural aplicadas a amostras de narrativas e vocabulário de histórias infantis alcançaram 96% de precisão na distinção entre crianças com TEA e crianças com desenvolvimento típico, com modelos de gradient boosting e XGBoost demonstrando desempenho superior (Themistocleous; Andreou; Peristeri, 2024). Essas descobertas ressaltam o potencial da análise da fala e da linguagem para fornecer estimativas precoces e objetivas tanto do diagnóstico quanto da gravidade, orientando a intensidade e o direcionamento da intervenção.

## **5. Análise Comportamental Cinemática e Baseada em Vídeo**

### **5.1 Análise automatizada de vídeo e aplicações de aprendizado profundo**

A análise comportamental baseada em vídeo representa uma abordagem escalável para capturar comportamentos naturais relacionados ao TEA sem equipamentos especializados ou ambientes de laboratório controlados. Kim e colegas desenvolveram um sistema de triagem baseado em IA usando vídeos gravados em casa, seguindo três protocolos baseados em tarefas (resposta ao nome, imitação, brincadeira com bola), cada um com duração inferior a um minuto (Kim *et al.*, 2025). Características de aprendizado profundo específicas da tarefa foram extraídas e combinadas com dados demográficos por meio de classificadores de aprendizado de máquina, alcançando uma área sob a curva ROC de 0,83 e uma acurácia de 0,75 (Kim *et al.*, 2025). Essa abordagem totalmente automatizada demonstra viabilidade para priorizar encaminhamentos clínicos e possibilitar intervenção precoce em contextos com recursos limitados.

Conjuntos de aprendizado profundo multimodal, combinando características de vídeo e áudio de interações sociais semi-padronizadas, alcançaram 82,5% de precisão (pontuação F1: 0,816) para triagem de TEA em crianças de 1 a 5 anos (Natraj *et*

*al.*, 2024). A abordagem de conjunto permitiu compensações flexíveis entre sensibilidade e especificidade, alcançando 92,5% de especificidade (poucos falsos positivos) ou 90% de sensibilidade (poucos falsos negativos), dependendo do contexto clínico (Natraj *et al.*, 2024). Notavelmente, as modalidades da rede neural mapearam especificamente características distintas do TEA atualmente padronizadas pela avaliação padrão-ouro ADOS-2, fornecendo evidências de que o aprendizado profundo captura efetivamente características comportamentais clinicamente relevantes (Natraj *et al.*, 2024).

### **5.2 Reconhecimento de Expressões Faciais e Detecção de Sorrisos**

O reconhecimento de expressões faciais representa um marcador comportamental sutil que pode ser capturado por meio de análise de vídeo. Um estudo de prova de conceito examinou o reconhecimento automatizado de expressões faciais durante a avaliação ADOS-2, com foco em eventos de sorriso (Dotzer *et al.*, 2025). O reconhecimento do sorriso (mouthSmile) baseado em unidades de ação facial alcançou sensibilidade de 96,43% e especificidade de 96,08%, com concordância muito alta com avaliadores

humanos ( $\kappa = 0,918$ ) (Dotzer *et al.*, 2025). Esses achados sugerem a viabilidade de integrar o reconhecimento de expressões faciais em sistemas de triagem digital para aumentar a sensibilidade diagnóstica, mantendo alta especificidade.

Características faciais ocultas — incluindo picos de micromovimento facial extraídos de gravações de vídeo de smartphones — revelam competências sociais e emocionais que escapam à percepção a olho nu, mas que diferem marcadamente entre indivíduos autistas e neurotípicos (Torres *et al.*, 2025). Ao analisar micromovimentos ao longo de 68 pontos de referência faciais, os pesquisadores descobriram que as funções de distribuição de probabilidade Gama contínua caracterizavam melhor a variabilidade da velocidade facial, permitindo a classificação automática dos participantes de acordo com os níveis de suporte necessários (Torres *et al.*, 2025). Tanto indivíduos autistas quanto neurotípicos produziram unidades de ação comparáveis durante sondagens emocionais, mas operaram dentro de faixas de parâmetros fora dos limiares perceptivos típicos, revelando assinaturas comportamentais "ocultas" passíveis de captura e quantificação digital (Torres *et al.*, 2025).

### **5.3 Análise Motora e Cinemática na Primeira Infância**

O desenvolvimento motor precoce fornece biomarcadores poderosos para a detecção precoce do TEA. A análise de vídeo sem marcadores, utilizando inteligência artificial para o rastreamento automático de pontos de referência corporais, identificou diferenças significativas na cinemática dos membros inferiores aos 10 dias de idade entre bebês posteriormente diagnosticados com transtornos do neurodesenvolvimento e bebês com desenvolvimento típico (Bruschetta *et al.*, 2025). Três características — Velocidade Mediana, Área diferente da média móvel e Periodicidade — distinguiram os grupos com aproximadamente 85% de precisão, 64% de sensibilidade e 100% de especificidade, utilizando a classificação por Máquina de Vetores de Suporte (Bruschetta *et al.*, 2025). Notavelmente, essas diferenças diminuíram ao longo do tempo, sugerindo uma janela inicial crítica para a detecção de biomarcadores baseados na motricidade (Bruschetta *et al.*, 2025).

A suavidade do movimento dos membros, quantificada usando métricas logarítmicas adimensionais de jerk (LDJ) e

de comprimento de arco espectral (SPARC) da estimativa de pose, mostra associação com resultados de desenvolvimento motor (Lee *et al.*, 2025). Bebês muito prematuros ou com muito baixo peso ao nascer que demonstram suavidade de movimento reduzida na idade equivalente ao termo exibiram taxas mais altas de atraso no desenvolvimento motor aos nove meses, com diferenças significativas entre os grupos nos índices de suavidade em múltiplas articulações (Lee *et al.*, 2025).

A complexidade do movimento, medida através da entropia amostral dos movimentos dos membros, prevê resultados de desenvolvimento semelhantes (Park *et al.*, 2024). Os bebês com atraso no desenvolvimento motor aos 9 meses apresentaram uma redução significativa da entropia amostral na maioria das articulações dos membros superiores e inferiores na idade equivalente ao termo, com medidas de complexidade correlacionando-se significativamente com as pontuações compostas motoras de Bayley (Park *et al.*, 2024).

Uma plataforma vestível de baixo custo que utiliza unidades de medição inercial (KiD) demonstra excelente concordância com sistemas de captura de movimento óptico de última geração para rastrear movimentos infantis [29]. Tais

sistemas portáteis permitem monitoramento contínuo em ambientes domésticos naturais, abordando uma lacuna crítica nas abordagens de avaliação atuais que dependem de avaliações breves baseadas em laboratório [29].

#### **5.4 Análise da marcha e postural**

A análise da marcha usando estimativa de pose baseada em câmera identifica padrões motores relacionados ao TEA. Crianças com TEA demonstram comprimento do passo significativamente reduzido, aumento da elevação do ombro direito e aumento da extensão do cotovelo direito em relação aos seus pares com desenvolvimento típico (Cavallo *et al.*, 2021). A regressão logística binomial alcançou 82% de precisão na classificação de crianças com TEA versus crianças com desenvolvimento típico com base nesses parâmetros de marcha, com algoritmos de máquina de vetores de suporte apresentando desempenho comparável (Cavallo *et al.*, 2021).

Métodos de aprendizado de máquina aplicados à avaliação postural baseada em sensores em crianças de 0 a 12 anos demonstram promessa para a detecção precoce de atrasos no desenvolvimento e TEA (Rico-González *et al.*, 2025). Algoritmos de Floresta Aleatória, Máquina

de Vetores de Suporte e Rede Neural Convolutiva frequentemente alcançaram precisões superiores a 85% para classificação postural e detecção de atraso no desenvolvimento, embora a heterogeneidade substancial na metodologia limite conclusões firmes sobre as abordagens ideais.

## 6. Integração multimodal e biomarcadores de neuroimagem

### 6.1 Abordagens de Fusão de Biomarcadores Multimodais

A integração de múltiplas fontes de dados biomodais — combinando informações comportamentais, acústicas, de vídeo e neurofisiológicas — aumenta substancialmente a precisão da previsão diagnóstica em comparação com abordagens de modalidade única (Malik *et al.*, 2025). Uma estrutura de aprendizado profundo explicável que integra fenótipos comportamentais e ressonância magnética estrutural por meio de um Modelo Aditivo Generalizado com Interações (GAMI-Net) alcançou 99,40% de precisão em conjuntos de teste reservados do conjunto de dados ABIDE-I, com validação cruzada de cinco dobras resultando em 98,56% de precisão (Malik *et al.*, 2025). A interpretabilidade da estrutura permite a identificação de contribuições de

características específicas do sujeito, apoiando a tomada de decisão clínica transparente.

Uma estrutura de IA multimodal de dois estágios, que integra áudio de interação entre pais e filhos com dados de ferramentas de triagem (M-CHAT, SCQ-L, SRS), demonstrou forte concordância com as avaliações padrão-ouro do ADOS-2 (79,59% de precisão) e correlação significativa (Pearson  $r = 0,830$ ,  $p < 0,001$ ) com as avaliações clínicas (Bae *et al.*, 2025). O Estágio 1 diferenciou crianças com desenvolvimento típico de crianças de alto risco/TEA (AUROC 0,942), enquanto o Estágio 2 distinguiu crianças de alto risco de crianças com TEA (AUROC 0,914, Precisão 0,852) (Bae *et al.*, 2025). A coleta de dados de áudio naturalístico e relatos dos pais por meio de aplicativo móvel demonstra viabilidade para triagem escalável e com uso eficiente de recursos (Bae *et al.*, 2025).

### 6.2 Neuroimagem combinada com Inteligência Artificial

Modalidades de neuroimagem, incluindo eletroencefalografia (EEG), ressonância magnética funcional e estrutural e neuroimagem óptica, combinadas com algoritmos de aprendizado de máquina, demonstram um potencial

significativo para a detecção e caracterização precoce do TEA (Gkintoni *et al.*, 2025). Uma revisão sistemática que examinou aplicações de IA em neuroimagem para TEA descobriu que os classificadores de aprendizado de máquina alcançaram alta precisão diagnóstica (85-99%) usando características derivadas de padrões oscilatórios neurais, medidas de conectividade e métricas de complexidade de sinal (Gkintoni *et al.*, 2025). Estudos com populações infantis identificaram a janela de desenvolvimento de 9 a 12 meses como crítica para a detecção de biomarcadores, precedendo a manifestação de sintomas comportamentais evidentes (Gkintoni *et al.*, 2025).

A integração de neuroimagem multimodal — combinando múltiplas técnicas de imagem (por exemplo, fMRI, DTI, sMRI) — melhorou substancialmente as capacidades preditivas além das abordagens de modalidade única (Gkintoni *et al.*, 2025). Análises longitudinais de neuroimagem demonstraram potencial para rastrear trajetórias de desenvolvimento e estimar a resposta ao tratamento, avançando em direção a medidas objetivas de eficácia da intervenção (Gkintoni *et al.*, 2025).

A tomografia óptica difusa de alta densidade (HD-DOT), uma modalidade de neuroimagem minimamente invasiva,

identifica correlatos neurais da percepção do movimento biológico em crianças em idade escolar autistas e não autistas (Yang *et al.*, 2024). Crianças com autismo demonstraram menor contraste de atividade cerebral (movimento coerente > movimento embaralhado) em regiões corticais associadas ao processamento visual, motor e social em comparação com indivíduos neurotípicos (Yang *et al.*, 2024). Múltiplas regiões corticais mostraram associações significativas entre a função cerebral e medidas dimensionais de traços autistas, conforme avaliado pela Escala de Responsividade Social-2, ligando a atividade neural diretamente à gravidade das dificuldades sociocomunicativas (Yang *et al.*, 2024).

Os biomarcadores baseados em EEG mostram-se promissores para a detecção precoce e o monitoramento longitudinal. Crianças com TEA apresentaram disrupção significativa na comunicação direcional da rede cerebral entre regiões em comparação com seus pares neurotípicos, juntamente com alterações na potência alfa occipital e no desenvolvimento da frequência alfa de pico (Tiawongsuwan *et al.*, 2025). Esses achados sugerem que os biomarcadores de EEG capturam a disrupção do desenvolvimento das trajetórias de

maturação cerebral no TEA, com implicações para a compreensão da patologia da doença e a previsão da resposta à intervenção (Tiawongsuwan *et al.*, 2025).

### **6.3 Biomarcadores pré-sintomáticos e biológicos**

Alterações neurobiológicas precoces detectáveis antes da manifestação de sintomas comportamentais representam biomarcadores pré-sintomáticos valiosos. A conectividade funcional neonatal na via de percepção social lateralizada à direita prevê a atenção a rostos aos 4 meses e preocupações sociais aos 18 meses em bebês com risco familiar para autismo (Chawarska *et al.*, 2025). Essa descoberta relaciona o desenvolvimento precoce do circuito neural à expressão fenotípica sociocomportamental posterior, apoiando o construto de trajetórias neurodesenvolvimentais que precedem a manifestação comportamental (Chawarska *et al.*, 2025).

Sensores fisiológicos vestíveis integrados com análise de vídeo em ambientes de aprendizagem de realidade aumentada identificaram padrões fisiológicos específicos de transtornos. A fusão multimodal alcançou 89,3% de precisão na classificação na identificação de padrões de TEA, TDAH e dificuldades

específicas de aprendizagem entre 115 crianças. Os principais biomarcadores incluíram variações de potência teta frontal, índices de variabilidade da frequência cardíaca (relação LF/HF) e padrões de fixação do rastreamento ocular (Zhang *et al.*, 2026).

## **7. Implementação Clínica e Desafios**

### **7.1 Vias Regulatórias e Tradução Clínica**

Diversas ferramentas de diagnóstico baseadas em IA obtiveram aprovação regulatória, sinalizando um impulso em direção à implantação clínica. Uma revisão recente constatou que, entre 110 dispositivos vestíveis usados em pesquisas sobre TEA, 23,6% receberam a aprovação 510(k) da FDA, enquanto 55,45% tinham status indefinido na FDA (Hernández-Capistrán *et al.*, 2024). Aproximadamente 50% dos dispositivos analisados utilizavam sensores fisiológicos (ECG, EEG, PPG, EMG) para monitoramento em tempo real, mas a maioria carece de validação clínica abrangente que sustente a implementação em larga escala (Hernández-Capistrán *et al.*, 2024).

O caminho de implementação clínica requer a abordagem de múltiplos componentes: desempenho em diversas populações, integração em fluxos de trabalho clínicos existentes, requisitos de

treinamento para clínicos e famílias, análises de custo-efetividade e validação de resultados a longo prazo (Patel *et al.*, 2025). Embora muitas tecnologias digitais demonstrem alta precisão em ambientes de pesquisa controlados, o desempenho no mundo real em diversos ambientes clínicos não controlados frequentemente diminui 10-15% abaixo das precisões publicadas, enfatizando a necessidade de estudos de validação em larga escala e multicêntricos antes da implantação clínica generalizada (Gkintoni; Halkiopoulos, 2025).

## **7.2 Questões de equidade, preconceito e acessibilidade**

Os desafios críticos de implementação incluem lidar com o viés algorítmico, garantir o acesso equitativo em diferentes contextos socioeconômicos e geográficos e proteger a privacidade dos dados. Algoritmos de IA treinados em populações homogêneas, predominantemente ocidentais, educadas, industrializadas, ricas e democráticas (WEIRD) frequentemente demonstram desempenho reduzido em populações não ocidentais, minoritárias e sub-representadas (Patel *et al.*, 2025). O viés do conjunto de dados — sub-representação de meninas, minorias e diversos contextos

culturais — introduz erros sistemáticos no desempenho do classificador, perpetuando disparidades diagnósticas (Rakotomanana; Rouhafzay, 2025).

A avaliação por telessaúde para TEA demonstra implicações mistas de equidade: embora amplie o acesso para famílias geograficamente remotas, as barreiras tecnológicas desfavorecem famílias socioeconomicamente desfavorecidas e aquelas com alfabetização digital limitada ou proficiência em inglês. Clínicos e famílias relataram preocupações sobre dificuldades técnicas, desafios na observação remota de certos comportamentos e dúvidas sobre a precisão diagnóstica, juntamente com o reconhecimento do aumento da conveniência e eficiência (Katakis *et al.*, 2025).

## **7.3 Privacidade de dados, interpretabilidade e estrutura ética**

A privacidade e a segurança dos dados representam preocupações primordiais para a implementação de biomarcadores digitais, especialmente dada a natureza sensível das gravações comportamentais de vídeo e áudio de crianças (Patel *et al.*, 2025). Os modelos de aprendizagem automática, particularmente as abordagens de aprendizagem profunda,

funcionam frequentemente como "caixas pretas" que oferecem interpretabilidade limitada relativamente aos recursos que impulsionam as decisões de diagnóstico - uma limitação problemática para a aceitação clínica e a tomada de decisão partilhada transparente com as famílias (Malik *et al.*, 2025).

A necessidade de protocolos padronizados, conjuntos de dados de referência e metodologias de relatórios transparentes é amplamente reconhecida (Rakotomanana; Rouhafzay, 2025). O estabelecimento de conjuntos de dados compartilhados e protegidos pela privacidade, que permitam a validação externa e a comparação entre modelos, representa uma prioridade crítica (Yan; Abdullah, 2025). As estruturas éticas que orientam a integração responsável da IA devem abordar o consentimento informado, a transparência algorítmica, a supervisão humana e os mecanismos de responsabilização (Patel *et al.*, 2025).

#### **7.4 Validação Longitudinal e Desempenho no Mundo Real**

A transição da prova de conceito para a utilidade clínica requer estudos prospectivos de longo prazo que demonstrem que o rastreio baseado em biomarcadores digitais identifica crianças

que posteriormente receberiam diagnósticos de TEA e que a identificação precoce permite intervenções oportunas que melhoram os resultados. Poucos estudos acompanham avaliações de biomarcadores digitais longitudinalmente para documentar a precisão diagnóstica em contextos clínicos reais ao longo de períodos prolongados (Cortese *et al.*, 2025).

A pesquisa de implementação que examina a integração de ferramentas digitais nos fluxos de trabalho clínicos é incipiente, com evidências limitadas sobre a aceitação do usuário, a viabilidade da administração rotineira e as barreiras organizacionais à adoção (Cortese *et al.*, 2025). O treinamento de clínicos para interpretar os resultados dos biomarcadores digitais, incorporar os resultados ao julgamento clínico e comunicar a incerteza às famílias requer um desenvolvimento curricular cuidadoso e suporte contínuo.

## **8. Direções Futuras e Tecnologias Emergentes**

### **8.1 Medicina de Precisão e Fenotipagem Digital em Escala**

A convergência do sequenciamento genômico, da neuroimagem multimodal e da fenotipagem digital cria oportunidades para abordagens de medicina de precisão que adaptam o diagnóstico e a intervenção

aos perfis genéticos e neurobiológicos individuais (Bakr *et al.*, 2025). Os gêmeos digitais — modelos computacionais que simulam sistemas biológicos e comportamentais específicos do indivíduo — permitem o monitoramento personalizado contínuo, a modelagem preditiva e a adaptação da intervenção em tempo real (Gkintoni; Halkiopoulos, 2025). A aplicação de estruturas de gêmeos digitais ao desenvolvimento motor de bebês prematuros demonstra a viabilidade de integrar dados clínicos, demográficos e cinemáticos multimodais em modelos interpretativos unificados (Montagna *et al.*, 2025).

As abordagens de modelagem normativa usando técnicas Bayesianas quantificam os desvios individuais das trajetórias de desenvolvimento, identificando padrões de desenvolvimento atípicos precocemente e com maior sensibilidade do que o diagnóstico categórico (Fan *et al.*, 2025). Os métodos de aprendizado de máquina que estabelecem arquitetura de rede cerebral personalizada permitem a previsão de fenômenos cognitivos, comportamentais e sensoriais a partir de perfis de conectividade neural individuais (Mohammad *et al.*, 2025).

## **8.2 Sistemas de avaliação domiciliar e remota**

Sistemas biométricos comportamentais escaláveis para uso doméstico, que caracterizam sinais biofísicos em todo o sistema nervoso em ambientes naturais, representam abordagens emergentes para avaliação e monitoramento descentralizados (Elsayed *et al.*, 2025). A coleta remota de dados usando ferramentas cinemáticas, eletrocardiográficas, de voz e baseadas em vídeo permite a amostragem comportamental longitudinal frequente sem a necessidade de visitas clínicas, melhorando a validade ecológica e possibilitando o monitoramento da resposta à intervenção no mundo real (Elsayed *et al.*, 2025). Plataformas estatísticas que permitem a análise comportamental individualizada convertem sinais biorrítmicos contínuos em parâmetros de distribuição de probabilidade, classificando automaticamente os participantes (Elsayed *et al.*, 2025).

## **8.3 Monitoramento da intervenção e previsão adaptativa da resposta ao tratamento**

Evidências emergentes sugerem que biomarcadores digitais podem monitorar mudanças de neuroplasticidade induzidas

por intervenção na conectividade cerebral subjacente às melhorias comportamentais, potencialmente prevenindo a resposta ao tratamento antes que ela se manifeste comportamentalmente (Yan *et al.*, 2026). O Modelo Denver de Intervenção Precoce (ESDM), uma intervenção comportamental de desenvolvimento naturalista, promove a neuroplasticidade por meio da remodelação da conectividade cerebral em redes cognitivas sociais, com mudanças mensuráveis por meio de biomarcadores de neuroimagem (Yan *et al.*, 2026).

Sistemas adaptativos de realidade virtual que utilizam aprendizado de máquina e feedback fisiológico (olhar, movimentos motores, sinais cardíacos) em tempo real permitem a adaptação personalizada da intervenção, correspondendo aos níveis individuais de desempenho e engajamento (Maddalon *et al.*, 2024). Tais sistemas demonstram potencial para fornecer intervenções individualizadas em larga escala, sendo particularmente valiosos para atender às necessidades heterogêneas de intervenção do TEA.

#### **8.4 Prioridades de Integração Multimodal e Tradução Clínica**

As direções prioritárias de pesquisa enfatizam: (1) o estabelecimento de

conjuntos de dados colaborativos internacionais em larga escala com representação demográfica diversificada, permitindo o desenvolvimento de algoritmos robustos e validação externa; (2) o desenvolvimento de protocolos de avaliação padronizados, garantindo a comparabilidade entre estudos e permitindo meta-análises; (3) o investimento em abordagens de aprendizado de máquina interpretáveis que apoiem a comunicação clínica transparente; (4) a realização de estudos rigorosos de ciência da implementação, examinando a integração clínica no mundo real; e (5) o enfrentamento das barreiras de equidade, viés e acesso, garantindo que as inovações digitais beneficiem todas as populações (Cortese *et al.*, 2025).

A rápida evolução dos modelos fundamentais e dos grandes modelos de linguagem oferece oportunidades para a análise comportamental automatizada, embora os riscos de alucinação do modelo e os potenciais danos psicológicos decorrentes da dependência excessiva dos sistemas de IA exijam uma gestão cuidadosa através de estruturas éticas e supervisão clínica (Sohn *et al.*, 2025).

#### **Conclusão**

Os biomarcadores digitais e a fenotipagem comportamental computacional representam uma mudança de paradigma na identificação e no monitoramento do autismo, oferecendo potencial para detecção precoce, estratificação mais precisa em subtipos clinicamente relevantes e acompanhamento objetivo da resposta à intervenção. O rastreamento ocular, a análise da fala, a captura de movimento baseada em vídeo e a integração neurofisiológica multimodal demonstraram precisão diagnóstica superior às abordagens tradicionais de avaliação clínica. No entanto, concretizar essa promessa exige atenção contínua à validação clínica, à ciência da implementação, à equidade e ao acesso, aos marcos éticos e a estudos de resultados a longo prazo que demonstrem que a identificação precoce e mais objetiva leva a melhores resultados para os pacientes.

A área está em transição das demonstrações de prova de conceito para a translação clínica, com diversas ferramentas obtendo aprovação regulatória e implementações piloto em ambientes clínicos. No entanto, desafios persistentes — incluindo viés algorítmico, heterogeneidade de dados, tamanhos de amostra insuficientes, limitações de interpretabilidade e preocupações com a

privacidade — devem ser abordados por meio de esforços colaborativos e internacionais que estabeleçam padrões compartilhados, conjuntos de dados diversificados e processos transparentes. À medida que os biomarcadores digitais se integram aos fluxos de trabalho clínicos, manter a supervisão de médicos, apoiar a tomada de decisão compartilhada com as famílias e garantir o acesso equitativo entre as populações será essencial para maximizar os benefícios e minimizar os danos potenciais.

Esta revisão bibliográfica abrangente sintetiza mais de 40 artigos revisados por pares, abrangendo o diversificado panorama de biomarcadores digitais e fenotipagem comportamental no autismo. As pesquisas citadas refletem os avanços de ponta em tecnologias habilitadas por IA, aplicações de aprendizado de máquina, integração de neuroimagem e vias de implementação clínica, fornecendo uma base atual para a compreensão deste campo em rápida evolução

## REFERÊNCIAS

AL-ADHAILEH, Mosleh Hmoud *et al.* Diagnosing autism spectrum disorder based on eye tracking technology using deep learning models. **Frontiers in Medicine**, v. 12, 9 out. 2025.

ANTOLÍ, Adoración *et al.* Using explainable machine learning and eye-tracking for diagnosing autism spectrum and developmental language disorders in social attention tasks. **Frontiers in Neuroscience**, v. 19, 24 jun. 2025.

BAE, Sookyung *et al.* Multimodal AI for risk stratification in autism spectrum disorder: integrating voice and screening tools. **npj Digital Medicine**, v. 8, n. 1, p. 538, 21 ago. 2025.

BRUSCHETTA, Roberta *et al.* Marker-Less Video Analysis of Infant Movements for Early Identification of Neurodevelopmental Disorders. **Diagnostics**, v. 15, n. 2, p. 136, 8 jan. 2025.

CAVALLO, Andrea *et al.* A low-cost stand-alone platform for measuring motor behavior across developmental applications. **iScience**, v. 24, n. 7, p. 102742, jul. 2021.

CHAWARSKA, Katarzyna *et al.* Functional Connectivity in the Social Perception Pathway at Birth Is Linked to Attention to Faces at Four Months. **Biological Psychiatry Global Open Science**, v. 5, n. 6, p. 100597, nov. 2025.

COLL-OLTRA, Julia Valentina *et al.* Non-Suicidal Self-Injury in Autism Spectrum Disorder: A Systematic Review of Associated Factors and Management Difficulties. **Journal of Clinical Medicine**, v. 15, n. 3, p. 1254, 4 fev. 2026.

CORTESE, Samuele *et al.* Latest clinical frontiers related to autism diagnostic strategies. **Cell Reports Medicine**, v. 6, n. 2, p. 101916, fev. 2025.

DOTZER, Maria *et al.* Identification of smile events using automated facial expression recognition during the Autism Diagnostic Observation Schedule (ADOS-2): a proof-of-principle study. **Frontiers in Psychiatry**, v. 16, 1 maio 2025.

ELSAYED, Mona *et al.* Setting Up Our Lab-in-a-Box: Paving the Road Towards Remote Data Collection for Scalable Personalized Biometrics. **Journal of Personalized Medicine**, v. 15, n. 10, p. 463, 1 out. 2025.

FAN, Xue-Ru *et al.* Profiling brain morphology for autism spectrum disorder with two cross-culture large-scale consortia. **Communications Biology**, v. 8, n. 1, p. 1157, 5 ago. 2025.

GINDI, Shahar *et al.* Diagnosing ASD in Children Aged 6–18: Gender Differences and the Diagnostic Process. **Journal of Clinical Medicine**, v. 15, n. 2, p. 803, 19 jan. 2026.

GKINTONI, Evgenia *et al.* Leveraging AI-Driven Neuroimaging Biomarkers for Early Detection and Social Function Prediction in Autism Spectrum Disorders: A Systematic Review. **Healthcare**, v. 13, n. 15, p. 1776, 22 jul. 2025.

GKINTONI, Evgenia; HALKIOPOULOS, Constantinos. Digital Twin Cognition: AI-Biomarker Integration in Biomimetic Neuropsychology. **Biomimetics**, v. 10, n. 10, p. 640, 23 set. 2025.

GRIFFIN, Jason W. *et al.* Spatiotemporal Eye Movement Dynamics Reveal Altered Face Prioritization in Early Visual Processing Among Autistic Children. **Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging**, v. 10, n. 1, p. 45–57, jan. 2025.

HERNÁNDEZ-CAPISTRÁN, Jonathan *et al.* Commercial Wearables for the Management of People with Autism Spectrum Disorder: A Review. **Biosensors**, v. 14, n. 11, p. 556, 15 nov. 2024.

HU, Chuanbo *et al.* Speech pattern disorders in verbally fluent individuals with autism spectrum disorder: a machine learning analysis. **Frontiers in Neuroinformatics**, v. 19, 24 out. 2025.

KIM, Dong Yeong *et al.* Automated AI based identification of autism spectrum disorder from home videos. **npj Digital Medicine**, v. 8, n. 1, p. 607, 10 out. 2025.

LEE, Yae Lim *et al.* Movement smoothness at term-equivalent age is associated with motor developmental delay in preterm infants. **Scientific Reports**, v. 15, n. 1, p. 39256, 10 nov. 2025.

LEISMAN, Gerry; ALFASI, Rahela; MELILLO, Robert. Neurobiological and Behavioral Heterogeneity in Adolescents with Autism Spectrum Disorder. **Brain Sciences**, v. 15, n. 10, p. 1057, 28 set. 2025.

LEISMAN, Gerry; MELILLO, Robert. Autism Spectrum Disorder: What Do We Know and Where Do We Go? **Brain Sciences**, v. 15, n. 9, p. 1010, 18 set. 2025.

MALIK, Wajeeha *et al.* An Explainable Deep Learning Framework for Multimodal Autism Diagnosis Using XAI GAMI-Net and Hypernetworks. **Diagnostics**, v. 15, n. 17, p. 2232, 3 set. 2025.

MAO, Rongjie; ZHU, Yuncheng. Use of Automation Technologies and Data Mining in Speech Recognition for Autism. **Brain and Behavior**, v. 16, n. 2, 28 fev. 2026.

MOHAMMAD, Suleiman Ibrahim *et al.* Precision neurodiversity: personalized brain network architecture as a window into cognitive variability. **Frontiers in Human Neuroscience**, v. 19, 12 nov. 2025.

NATRAJ, Shreyasvi *et al.* Video-audio neural network ensemble for comprehensive screening of autism spectrum disorder in young children. **PLOS ONE**, v. 19, n. 10, p. e0308388, 3 out. 2024.

PARK, Myung Woo *et al.* Reduction in limb-movement complexity at term-equivalent age is associated with motor developmental delay in very-preterm or very-low-birth-weight infants. **Scientific Reports**, v. 14, n. 1, p. 8432, 10 abr. 2024.

PATEL, Rohan *et al.* AI-Enabled Technologies and Biomarker Analysis for the Early Identification of Autism and Related Neurodevelopmental Disorders. **Children**, v. 12, n. 12, p. 1670, 9 dez. 2025.

RAKOTOMANANA, Hajarimino; ROUHAFZAY, Ghazal. A Scoping Review of AI-Based Approaches for Detecting Autism Traits Using Voice and Behavioral Data. **Bioengineering**, v. 12, n. 11, p. 1136, 22 out. 2025.

RICO-GONZÁLEZ, Markel *et al.* Machine Learning Methods in Posture-Related Applications in Children up to 12 Years Old: A Systematic Review. **Bioengineering**, v. 12, n. 12, p. 1311, 29 nov. 2025.

TECAR, Cristina *et al.* Eye-Tracking as a Screening Tool in the Early Diagnosis of Autism Spectrum Disorder: A Systematic Review and Meta-Analysis. **Journal of Clinical Medicine**, v. 14, n. 24, p. 8801, 12 dez. 2025.

THEMISTOCLEOUS, Charalambos K.; ANDREOU, Maria; PERISTERI, Eleni. Autism Detection in Children: Integrating Machine Learning and Natural Language Processing in Narrative Analysis. **Behavioral Sciences**, v. 14, n. 6, p. 459, 29 maio 2024.

TIAWONGSUWAN, Lattika *et al.* Autism spectrum disorder disrupts brain network connectivity maturation during childhood development. **Scientific Reports**, v. 16, n. 1, p. 1355, 1 dez. 2025.

TÖNSING, Daniel *et al.* Altered interactive dynamics of gaze behavior during face-to-face interaction in autistic individuals: a dual eye-tracking study. **Molecular Autism**, v. 16, n. 1, p. 12, 22 fev. 2025.

TORRES, Elizabeth B. *et al.* Hidden social and emotional competencies in autism spectrum disorders captured through the digital lens. **Frontiers in Psychiatry**, v. 16, 7 abr. 2025.

WANG, Raymond Kong *et al.* New eye tracking metrics system: the value in early diagnosis of autism spectrum disorder. **Frontiers in Psychiatry**, v. 15, 11 dez. 2024.

XIONG, Haiyi *et al.* Predicting autism spectrum disorder severity in children based on specific language milestones: a random forest model approach. **Child and Adolescent Psychiatry and Mental Health**, v. 19, n. 1, p. 127, 18 nov. 2025.

YANG, Dalin *et al.* Mapping neural correlates of biological motion perception in autistic children using high-density diffuse optical tomography. **Molecular Autism**, v. 15, n. 1, p. 35, 22 ago. 2024.

YOON, Christy D. *et al.* Eye Tracking as a Treatment Monitoring Tool for Autism: A Multilevel Meta-Analysis. **Autism Research**, v. 18, n. 12, p. 2548–2565, 14 dez. 2025.

ZHANG, Shuyi *et al.* Multimodal physiological monitoring in augmented reality teaching environments for children with neurodevelopmental disorders. **Frontiers in Human Neuroscience**, v. 19, 12 jan. 2026.

