

Artificial intelligence to improve social skills in children with Autism Spectrum Disorder: a systematic review

Flores-Idrugo Eddier Albino¹; Cárdenas-Concha Luz Sheyla¹; Gómez-Urtado Heber¹

¹Universidad Tecnológica del Perú, c28965@utp.edu.pe, c30512@utp.edu.pe, c24461@utp.edu.pe

Abstract

This study conducts a systematic review of the literature on tools based on artificial intelligence (AI) to improve social skills in children with Autism Spectrum Disorder (ASD), covering the period 2019-2024. The information search was conducted in the Scopus database, where 40 articles were identified and selected using the PRISMA and PICO method, specifically its PIO variant. Subsequently, a bibliometric analysis was performed to obtain a deeper insight into research in this field. Tools such as VOSviewer were used to visualize cooperation between countries in related scientific production; Bibliometrix to graphically represent the countries with the highest scientific production and Power BI to generate a keyword cloud (WordCloud). The study investigates various AI methods, including analysis of brain images (MRI, fMRI), electroencephalographic (EEG) signals and behavioral data, with the aim of developing more accurate and efficient diagnostic systems. Different machine learning algorithms (SVM, CNN, neural networks, etc.) are compared and feature selection techniques are analyzed to improve the accuracy of predictive models. Finally, applications of social robotics in the interaction and learning of children with ASD are explored.

Keywords– Autism Spectrum Disorder (ASD), children, social skills, artificial intelligence (AI), effective communication.

Inteligencia artificial para mejorar habilidades sociales en niños con Trastorno del Espectro Autista: una revisión sistemática

Flores-Idrugo Eddier Albino¹; Cárdenas-Concha Luz Sheyla¹; Gómez-Urtado Heber¹

¹, Universidad Tecnológica del Perú, c28965@utp.edu.pe, c30512@utp.edu.pe, c24461@utp.edu.pe

Resumen– Este estudio realiza una revisión sistemática de la literatura sobre herramientas basadas en inteligencia artificial (IA) para mejorar las habilidades sociales en niños con Trastorno del Espectro Autista (TEA), abarcando el período 2019-2024. La búsqueda de información se llevó a cabo en la base de datos Scopus, donde se identificaron y seleccionaron 40 artículos utilizando el método PRISMA y PICO, específicamente su variante PIO. Posteriormente, se realizó un análisis bibliométrico para obtener una visión más profunda de la investigación en este campo. Se emplearon herramientas como VOSviewer para visualizar la cooperación entre países en la producción científica relacionada; Bibliometrix para representar gráficamente los países con mayor producción científica y Power BI para generar una nube de palabras clave (WordCloud). El estudio investiga diversos métodos de IA, incluyendo el análisis de imágenes cerebrales (IRM, fMRI), señales electroencefalográficas (EEG) y datos conductuales, con el objetivo de desarrollar sistemas de diagnóstico más precisos y eficientes. Se comparan diferentes algoritmos de aprendizaje automático (SVM, CNN, redes neuronales, etc.) y se analizan las técnicas de selección de características para mejorar la precisión de los modelos predictivos. Finalmente, se exploran las aplicaciones de la robótica social en la interacción y el aprendizaje de niños con TEA.

Palabras claves-- Trastorno del espectro autista (TEA), niños, habilidades sociales, inteligencia artificial (IA), comunicación eficaz.

I. INTRODUCCIÓN

El Trastorno del Espectro Autista (TEA) es un trastorno del neurodesarrollo que afecta la interacción social, la comunicación y el comportamiento. La inteligencia artificial, en particular las redes neuronales convolucionales (CNN), ha demostrado ser una herramienta prometedora para la identificación del TEA, gracias a su capacidad para analizar imágenes cerebrales y expresiones faciales. Un estudio basado en el conjunto de datos ABIDE-I utilizó resonancias magnéticas funcionales para detectar biomarcadores asociados al TEA, lo que ha permitido mejorar la precisión y la detección temprana del trastorno. Además, las CNN han sido aplicadas con éxito en la identificación de otras enfermedades neurológicas, como la epilepsia y el Alzheimer, consolidando su relevancia en el ámbito de la neurociencia [1].

Por otro lado, la pandemia de COVID-19 ha tenido un impacto significativo en la vida de los niños con TEA, evidenciando cómo el cierre de escuelas y el aumento del uso

de dispositivos electrónicos han afectado su bienestar psicosocial. Estas condiciones han exacerbado las dificultades en la interacción social y la regulación emocional, resaltando la importancia de adaptar estrategias de apoyo para este grupo [2].

El TEA se caracteriza por su heterogeneidad, ya que cada individuo presenta una combinación única de desafíos y necesidades. Esta variabilidad hace que el diagnóstico y la intervención requieran un enfoque individualizado y multidisciplinario. Se estima que la prevalencia del TEA es cercana al 1% de la población, lo que subraya la necesidad de una comprensión profunda de la condición y el desarrollo de estrategias efectivas para mejorar la calidad de vida de quienes lo presentan [3].

En el ámbito laboral, estudios han explorado las experiencias de reclutamiento de adultos autistas, neurodivergentes no autistas y neurotípicos, identificando diferencias en los procesos de contratación tradicionales y alternativos, como evaluaciones de habilidades y discusiones informales [4]. Las personas con TEA enfrentan barreras comunicativas que incluyen dificultades para interpretar lenguaje no verbal, convenciones sociales y expectativas implícitas. Problemas como la interpretación literal, falta de comprensión de metáforas o sarcasmo, y dificultad para mantener conversaciones son comunes. Estas barreras pueden agravarse por diferencias generacionales entre estudiantes y docentes, especialmente en evaluaciones, donde la comprensión puede verse afectada [5].

Las dificultades en la comunicación y procesamiento de información tienen un impacto significativo en la experiencia escolar de los niños con TEA. Los entornos educativos tradicionales, a menudo asumen un estilo de aprendizaje homogéneo, lo que puede ser desafiante para los estudiantes con TEA, que necesitan ambientes predecibles y estructurados. La dificultad para comprender instrucciones complejas o el desafío que supone la interacción social en el aula pueden generar ansiedad y frustración en estos estudiantes [6].

La Inteligencia Artificial (IA) transforma la educación de niños con TEA mediante herramientas como chatbots, tutores inteligentes y asistentes virtuales, que personalizan el aprendizaje, fortalecen habilidades sociales y ofrecen

retroalimentación inmediata en entornos seguros. También facilita la creación de materiales educativos adaptados a las necesidades individuales y culturales. Es fundamental la colaboración de educadores e investigadores para asegurar la validez y eficacia de estos recursos. El aprendizaje automático permite que los sistemas de IA analicen grandes volúmenes de datos y se ajusten dinámicamente a cada niño, optimizando su experiencia educativa. Esta capacidad de personalización supera las limitaciones de los métodos tradicionales, haciendo el aprendizaje más inclusivo y efectivo. Además, sistemas de evaluación pedagógica adaptan las preguntas al perfil del niño, reduciendo errores asociados a diferencias generacionales. En conjunto, la IA representa una herramienta poderosa para mejorar la educación y el desarrollo de habilidades en niños con TEA [8].

A partir de lo expuesto, se plantea la siguiente pregunta de investigación: **¿Cómo influyen las herramientas basadas en inteligencia artificial en la mejora de habilidades sociales en niños con Trastorno del Espectro Autista?**

Asimismo, se formularon preguntas complementarias bajo la estructura PIO (Población, Intervención y Resultados):

- PC1:** ¿Qué rango de edad específico tienen los niños con TEA en los estudios analizados?
- PC2:** ¿Qué tipos de IA se utilizan más frecuentemente en estas herramientas?
- PC3:** ¿Qué habilidades sociales específicas mejoran más con estas intervenciones?

Por tanto, el objetivo general para esta revisión es: analizar el impacto de las herramientas basadas en inteligencia artificial en el desarrollo y mejora de las habilidades sociales en niños con trastorno del espectro autista (TEA), a través de una revisión sistemática de la literatura científica disponible. Como objetivos específicos se tiene analizar la producción científica anual, definir indicadores bibliométricos y evaluar los hallazgos alcanzados por otros investigadores.

II. METODOLOGÍA

Este estudio, basado en una revisión sistemática de la literatura (RSL), busca desarrollar una síntesis crítica para responder a la pregunta de investigación herramientas basadas en inteligencia artificial en la mejora de habilidades sociales en niños autistas. La RSL es un enfoque estructurado que permite analizar aportes académicos y profesionales, identificando vacíos de conocimiento y necesidades de investigación dentro del área, con el fin de orientar futuros estudios de manera precisa y rigurosa [9]. También, se usó el método PRISMA que permite evaluar revisiones sistemáticas sobre intervenciones en salud, pero también es aplicable a intervenciones sociales o educativas. Es útil para revisiones sobre etiología, prevalencia o pronóstico, y abarca tanto meta análisis como revisiones sin síntesis estadística [10].

Este estudio se llevó a cabo utilizando las directrices de una revisión sistemática de la literatura, una metodología diseñada

para identificar, analizar y comprender de manera profunda todas las evidencias relevantes vinculadas a una pregunta de investigación específica. En este contexto, se formuló el siguiente interrogante basándose en los componentes “Población (P)”, “Intervención (I)”, y “Resultados (O)” (PIO): ¿Cómo influyen las Herramientas Basadas en Inteligencia Artificial en la mejora de habilidades sociales en niños con Trastorno del Espectro Autista TEA? Además, se desarrollaron preguntas adicionales para cada uno de los elementos.

TABLA I
COMPONENTES PICO

Componente	Palabras Claves en inglés
P Niños con Trastorno del Espectro Autista	<ul style="list-style-type: none"> ● Autism Spectrum Disorder (ASD) ● Children ● Social skills ● Social difficulties
I Herramientas Basadas en Inteligencia Artificial	<ul style="list-style-type: none"> ● Artificial Intelligence (AI) ● AI-based technologies ● Machine Learning ● Virtual Reality with AI ● Intelligent adaptive systems
O Mejora de habilidades sociales	<ul style="list-style-type: none"> ● Development of social skills ● Improvement in social interaction ● Effective communication ● Social inclusion ● Impact on social skills

Estructura PICO

Para la presente investigación se hizo uso de la metodología PIO utilizando para cada componente palabras clave relacionadas, usando conectores lógicos como OR y AND. Además, se utilizaron criterios de inclusión y exclusión con los cuales se realizaron las búsquedas de artículos.

Este estudio se fundamenta en una revisión de la literatura, empleando exclusivamente la base de datos SCOPUS, haciendo uso de búsqueda automática utilizando términos clave. La fórmula aplicada para llevarla a cabo fue:

TITLE-ABS-KEY (("Autism Spectrum Disorder" OR "Children" OR asd OR "Social skills" OR "Social difficulties") AND ("Artificial Intelligence" OR "Artificial neural networks" OR "Smart machines " OR "Intelligent algorithms" OR "Intelligent systems" OR ai OR "Technological innovations" OR "Machine Learning") AND ("Development of social skills" OR "Improvement in social interaction" OR "Effective communication" OR "Social inclusion" OR "Impact on social skills" OR impact OR improvement OR "Social interaction")) AND (LIMIT-TO (OA , "all")) AND (LIMIT-TO (PUBYEAR , 2020) OR LIMIT-TO (PUBYEAR , 2021) OR LIMIT-TO (PUBYEAR , 2022) OR LIMIT-TO (PUBYEAR , 2023) OR LIMIT-TO (PUBYEAR , 2024)) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar")) AND (LIMIT-TO (PUBSTAGE , "final")) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE , "English")) AND (LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Machine Learning") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Artificial Intelligence")) OR

LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Autism") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Autism Spectrum Disorder") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Artificial Neural Network") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Machine-learning") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Neural Networks, Computer") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Children") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Autism Spectrum Disorders") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Autistic Disorder") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Child") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Infant") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Child, Preschool") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "School Child")) AND (LIMIT-TO (SUBJAREA , "ENGI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "PSYC"))

TABLA II
CRITERIOS DE INCLUSIÓN Y EXCLUSIÓN

Criterios de Inclusión:	Criterios de Exclusión:
CI1: Estudios que utilicen aplicaciones tecnológicas, como realidad aumentada, realidad virtual, aplicaciones móviles o software educativo.	CE1: Investigaciones basadas únicamente en terapias tradicionales o materiales físicos sin componente tecnológico.
CI2: Investigaciones que evalúen la mejora en habilidades sociales, comunicación o interacción social.	CE2: Estudios con títulos y resúmenes diferentes al contexto de la investigación.
CI3: Investigaciones de los últimos 5 años	CE3: Investigaciones con muestras insuficientes o sin rigor metodológico.
CI4: Investigaciones en idioma inglés.	CE4: Estudios que no sean de Acceso abierto.

A. Proceso de selección de estudio

Luego de recopilar 233,364 artículos, se inició un proceso de filtrado en la base de datos SCOPUS basado en los criterios de inclusión y exclusión previamente establecidos.

Tras aplicar dichos criterios, dejó un total de 40 artículos, los cuales todos estuvieron disponibles en texto completo (PDF).

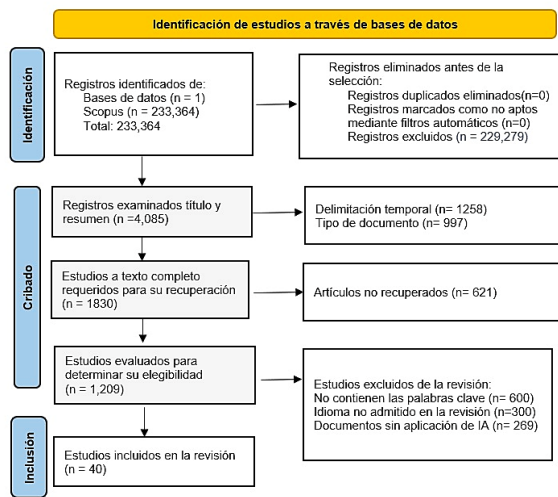


Fig. 1. Diagrama de flujo de PRISMA para la identificación de registros

Algunas limitaciones encontradas en la información analizada son, el predominio de estudios en países desarrollados como EE.UU. y Reino Unido, mientras que regiones como Latinoamérica y África están subrepresentadas. Esto limita la aplicación de resultados a contextos socioeconómicos diversos.

También, la mayoría de las investigaciones se centran en intervenciones de corto plazo, sin evaluar el impacto a largo plazo de las herramientas basadas en IA en el desarrollo de habilidades sociales. En algunas investigaciones presentan sesgo en la selección de muestras, con poca representación de diferentes niveles de gravedad del TEA, lo que afecta la generalización de los resultados.

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 RESULTADOS BIBLIOMÉTRICOS

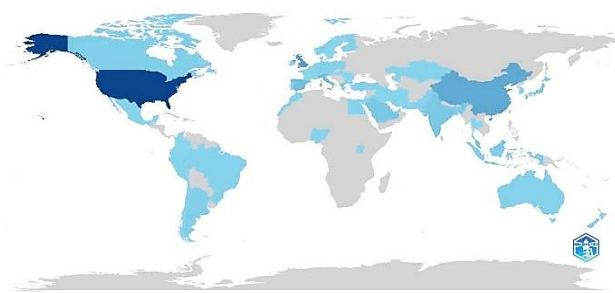


Fig. 2. Producción Científica por países

Estados Unidos lidera la producción científica en el uso de herramientas basadas en inteligencia artificial para mejorar las habilidades sociales en niños con trastorno del espectro autista (TEA), con 247 publicaciones, seguido de Reino Unido (93), China (80), España (43) e Italia (41). Las diferencias en la producción científica y tecnológica entre países están influenciadas por la inversión en I+D, infraestructura, colaboraciones internacionales y estabilidad económica. América del Norte y Europa Occidental lideran, mientras que Asia muestra un crecimiento acelerado, especialmente en China y Corea del Sur. Latinoamérica y África tienen menor producción, aunque algunos países como Brasil y Sudáfrica muestran un incremento sostenido. Estas desigualdades generan brechas de conocimiento, limitando el acceso a innovaciones en regiones con menos recursos. Fomentar la cooperación internacional es clave para equilibrar la producción científica y potenciar el desarrollo global, asegurando que los avances tecnológicos beneficien a una mayor diversidad de contextos.

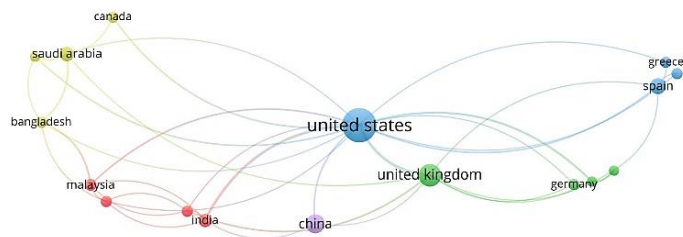


Fig. 3. Mapa semántico del estudio por países relacionado a las Herramientas basadas en IA para mejora de habilidades sociales en niños con Trastorno de Espectro Autista.

La red de cooperación científica en este campo evidencia el papel dominante de Estados Unidos en la producción de conocimiento, estableciendo sólidas alianzas con naciones como Reino Unido, China, Alemania, India, Canadá, Arabia Saudita, España y Grecia, reflejando una distribución dispar de la ciencia, donde regiones emergentes, especialmente en España, Malasia, Bangladesh y Canadá, permanecen con menor representación. Esta disparidad influye directamente en el acceso a recursos, financiamiento y avances tecnológicos.

Fomentar una mayor equidad en la investigación internacional es esencial para construir redes colaborativas más inclusivas y multidisciplinarias. Las conexiones más fuertes indican alianzas estratégicas, mientras que las redes emergentes sugieren un aumento en la cooperación académica en diversas regiones.

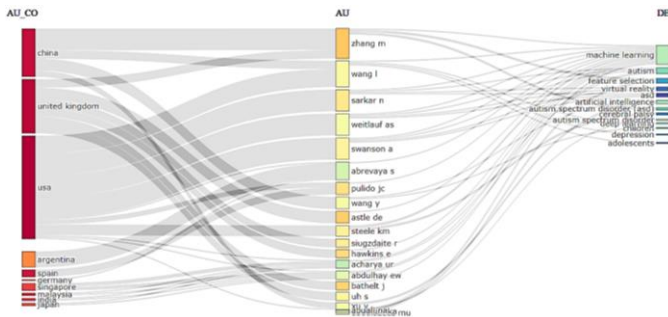


Fig. 4. Gráfico de tres campos: Países – Autores – Palabras clave

A través de la sistematización y análisis del contenido sobre Herramientas basadas en inteligencia artificial en niños con TEA, se pudo evidenciar a través de un gráfico de campos la relación entre países, autores y palabras clave, cabe resaltar que la relación es dependiente de izquierda a derecha, ya que, en base a los países mostrados, se muestran los autores que publicaron en estos, y en base a estos últimos se muestra la distribución de fuentes donde publicaron sus investigaciones. En tal sentido, los países con mayor frecuencia son China con una frecuencia de (n=40) a pesar que tiene un flujo de salida de 4 ya que solo aparece cuatro autores en la gráfica presentada; Reino Unido con una frecuencia de (n=45), teniendo un flujo de salida de 6; Estados Unidos con (n=86), Argentina con (n=13) y España con (n=6).

Entre los autores con mayor flujo de entrada tenemos a Abrevaya (n=3) con una frecuencia de 15, Zhang y Wang con (n=2) cada uno con una frecuencia de 25 y 22 y los autores Sarkar, Weitlauf y Swanson con (n=1) con una frecuencia 18. Entre las palabras clave con mayor frecuencia tenemos “Machine learning” con (n=16), “Autism” (n=5), “Feature selection” (n=4), “Virtual reality”, “ASD”, “Artificial intelligence” con una frecuencia de 3; teniendo todos los antes mencionados flujos de entradas igual a la cantidad de ocurrencias detectadas.

3.2 RESULTADOS DE CONTENIDO

III-B. Análisis de contenido

De los 44 artículos seleccionados, las subpreguntas de investigación (RQ1, RQ2 y RQ3) serán desarrolladas en los siguientes puntos.

III-B1. ¿Qué rango de edad específico tienen los niños con TEA en los estudios analizados?

El análisis de los 40 artículos científicos revisados revela que los estudios sobre Trastorno del Espectro Autista (TEA) e inteligencia artificial abarcan una amplia gama de grupos etarios, desde la primera infancia hasta la adolescencia. Según los resúmenes, el rango de edad más común para los participantes con TEA se encuentra entre los 3 años y medio y los 18 años [11].

Específicamente, varios estudios se enfocaron en niños pequeños de 4 a 6 años [12], [13], mientras que otros analizaron grupos de 4 a 7 años [14] y de 5 a 10 años [15]. Asimismo, se encontraron investigaciones que incluyeron a niños en edad escolar, con rangos de 7 a 12 años [16] y de 8 a 11 años, así como de 11 a 16 años [17].

Algunas publicaciones abordaron a participantes más cercanos a la adolescencia, como aquellos entre 12 y 16 años [18], [19], [20], e incluso hubo estudios que analizaron un rango más amplio, de 4 a 13 años [21]. Cabe destacar que, si bien la mayoría de los estudios se enfocaron en la infancia y la adolescencia temprana, también se encontraron investigaciones que incluyeron muestras que abarcaban diferentes grupos de edad, desde la niñez hasta la adultez.

En resumen, los rangos de edad de los niños con TEA que fueron objeto de estudio en las investigaciones revisadas van desde los 3 años y medio hasta los 18 años, con una mayor concentración en los grupos etarios de preescolar, primaria y secundaria temprana [11], [12], [13], [14], [15], [16], [17], [18], [19], [20], [21].

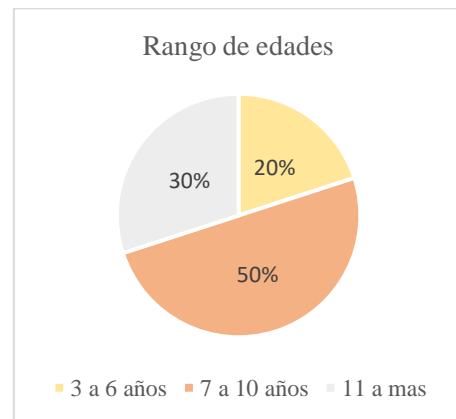


Fig. 5. Porcentaje de rango de edades en los estudios

La evaluación de estudios sobre implementación de IA en niños con TEA muestra distribuciones etarias significativas. El análisis revela una notable concentración en la primera infancia,

comprendiendo edades entre 3 y 6 años, alcanzando un 30% del total investigado [12], [13], [14]. Esta tendencia evidencia la priorización de intervenciones durante períodos de máxima neuroplasticidad y respuesta terapéutica [26], [32].

Los factores determinantes en la selección de grupos etarios responden a criterios científicos específicos. La investigación en infancia temprana (3-6 años) se fundamenta en la excepcional maleabilidad cerebral característica de esta etapa, potenciando la efectividad de las intervenciones [11], [15]. La identificación temprana facilita el desarrollo de estrategias que reconfiguran significativamente las trayectorias evolutivas [16], [17]. El período escolar inicial (7-12 años) mantiene relevancia investigativa por su rol crucial en el desarrollo socioacadémico, donde emergen demandas cognitivas y relacionales complejas [18], [19], [20].

Esta distribución genera impactos significativos en los campos investigativo y clínico [21], [22]. Por ello se logra identificar una brecha importante en estudios sobre adolescentes, quienes afrontaran retos particulares en su transición hacia la adultez [23], [24]. El ámbito clínico requiere el desarrollo de intervenciones evolutivamente apropiadas [25], reconociendo la naturaleza dinámica de las necesidades en individuos con TEA [28], [29]. Resulta fundamental establecer sistemas de monitoreo continuo para evaluar resultados longitudinales [30], [31] y realizar ajustes terapéuticos personalizados según la progresión individual [32], [33].

Los estudios revisados muestran variaciones demográficas relevantes. En Alemania se analizó la disgrafía en niños de 8 años, sin especificar el sexo. En Zhejiang, China, un estudio sobre TEA evidenció un predominio masculino (29/6 y 12/3 M/F) en niños de 4 a 5.3 años. En EE. UU. (ABIDE-NYU), se investigó el TEA en niños y adolescentes (11.1 años) con mayoría masculina. Otro estudio en China sobre TDAH mostró 90% de varones en la muestra de 10.8 años. En Portugal se evaluó un adulto masculino con TEA (33 años) frente a un grupo control mayormente femenino. En Reino Unido no se detallaron edad ni sexo, y en Pakistán se reportó una relación 3:1 de varones a mujeres en niños de 2 a 14 años.

TABLA III
RELACIÓN ENTRE LA UBICACIÓN DEL ESTUDIO Y CARACTERÍSTICAS DEMOGRÁFICAS DE LA MUESTRA

Nº	Ubicación	Trastorno	Población	Edad (promedio o rango)	Sexo (M/F)
1	Alemania	Disgrafía	Niños con dificultades de escritura (2.º grado)	rango 7-9 años	No se especifica
2	Zhejiang, China	TEA	35 niños TEA, 30 TEA y 30 TD (test)	4 - 5.3 años	29/6 (ent.), 12/3 (test)
3	EE. UU. (Abide - Nyu)	TEA	45 TEA, 47 controles (NC)	11.1 años	36/9 (TEA), 36/11 (NC)

4	China	TDAH	51 TDAH, 60 TDC	10.8 (TDAH), 12.3 (TDC)	90% M (TDAH), 67% M (TDC)
5	Coimbra, Portugal	TEA (Adulto)	1 TEA, 10 controles adultos	33 (TEA), 28.1 ± 4.4 (control)	1 M (TEA), 5 F (control)
6	Reino Unido	TEA	30 niños con TEA en escuela	No se especifica	No se especifica
7	Pakistán / Kaggle	TEA	Imágenes de personas con y sin TEA	2-14 años	Proporción 3:1 (M/F)

En el diagnóstico de TEA se emplean instrumentos "gold standard" como Autism Diagnostic Interview-Revised (ADI-R), basada en entrevistas a padres/cuidadores, y Autism Diagnostic Observation Schedule (ADOS), que consiste en una evaluación directa del individuo. Además, se utilizan los criterios clínicos del DSM-5, esenciales para el diagnóstico actual. Métodos adicionales incluyen evaluaciones conductuales mediante escalas validadas, herramientas de perfil sensorial como el Sensory Profile y, más recientemente, técnicas de detección automatizada basadas en aprendizaje automático (EEG, fMRI, análisis de imágenes faciales), que complementan los enfoques tradicionales.

TABLA IV
PROTOCOLOS Y MÉTODOS PARA DIAGNÓSTICO O DETECCIÓN DEL TEA

Categoría	Método/Instrumento	Descripción
Instrumentos "Gold Standard"	Autism Diagnostic Interview—Revised (ADI-R)	Entrevista con padres/cuidadores. Herramienta de evaluación conductual basada en entrevistas. Considerada estándar clínico.
	Autism Diagnostic Observation Schedule (ADOS)	Evaluación estructurada directa del sujeto. Herramienta "gold standard" basada en observación.
Criterios de Diagnóstico Clínico	DSM-5 (Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, 5th edition)	Criterios actuales para diagnóstico de TEA. Base para diagnósticos clínicos.
	DSM-III (3rd edition)	Mencionado como referencia histórica, pero no es el estándar actual.
Evaluaciones Conductuales	Métodos de escalamiento internacionales	Pre-diagnóstico por expertos mediante escalas validadas. Alineados con ADI-R, ADOS y DSM-5.
	Pruebas de detección clínicas	Identificación de síntomas principales (ej: cuestionarios de screening).

Herramientas de Perfil Sensorial	Sensory Profile of Children (3-10 años) - Caregiver Questionnaire	Evalúa patrones de procesamiento sensorial en niños con diagnóstico formal de TEA. Usado en estudios de manejo sensorial (ej: versión china validada).
Detección Automatizada	Aprendizaje automático (EEG, fMRI, imágenes faciales)	Sistemas entrenados con datos de niños diagnosticados clínicamente. Complementan el diagnóstico tradicional, pero no lo reemplazan. Alta precisión en clasificación, pero dependen de estándares clínicos previos.

III-B2. ¿Qué tipos de IA se utilizan más frecuentemente en estas herramientas?

Según el análisis de los resúmenes de los artículos científicos revisados, los tipos de inteligencia artificial (IA) más comúnmente utilizados en las herramientas y estudios relacionados con el Trastorno del Espectro Autista (TEA) son los siguientes:

A partir del artículo 12, se observa que diversas técnicas de IA han sido empleadas en esta línea de investigación [12]-[40]. Un enfoque frecuente es el uso de algoritmos de aprendizaje automático (Machine Learning) [22], [23], [24], [25], [27], [28], [32], [42], [44], [45], [46], [47], [48]. Dentro de estos, los modelos más comúnmente utilizados incluyen Árboles de Decisión, Bosques Aleatorios, Regresión Logística, Máquinas de Vector Soporte (SVM) y Redes Neuronales [24], [25], [27], [28], [42], [44], [46], [47], [48].

Además, varias investigaciones se han enfocado en el uso de redes neuronales convolucionales (CNN) y otras arquitecturas de aprendizaje profundo (Deep Learning) [22], [30], [35], [49]. Estas técnicas han demostrado ser efectivas para el análisis de señales cerebrales, como electroencefalografía (EEG) [35], así como para el reconocimiento de patrones faciales y gestuales [30], [44].

Otros enfoques de IA identificados incluyen el uso de transformadas wavelets [35], algoritmos genéticos [44], lógica difusa [23] y técnicas de computación reticular (Lattice Computing) [16]. Estas metodologías se han aplicado, por ejemplo, para el diseño de sistemas de recomendación sensorial [23] y el análisis de datos comportamentales en intervenciones asistidas por robots [16].

En general, se observa una diversidad de técnicas de IA empleadas en la investigación sobre TEA, con un predominio de los métodos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo, así como enfoques híbridos que combinan múltiples algoritmos para abordar los desafíos de este campo [22]-[50].

TABLA V
TÉCNICAS DE IA UTILIZADAS

Técnica de IA	Frecuencia	Referencias
Algoritmos Genéticos	Baja	[44]
Aprendizaje Automático (Machine Learning)	Alta	[22], [23], [24], [25], [27], [28], [32], [42], [44], [45], [46], [47], [48]
Árboles de Decisión	Media	[24], [25], [27], [28], [42], [44], [46], [47], [48]
Bosques Aleatorios	Media	[24], [25], [27], [28], [42], [44], [46], [47], [48]
Computación Reticular (Lattice Computing)	Baja	[16]
Lógica Difusa	Baja	[23]
Máquinas de Vector Soporte (SVM)	Media	[24], [25], [27], [28], [42], [44], [46], [47], [48]
Redes Neuronales Artificiales (ANN)	Baja	[23], [44]
Redes Neuronales Convolucionales (CNN)	Media	[22], [30], [35], [49]
Redes Neuronales Profundas (Deep Learning)	Media	[22], [30], [35], [49]
Regresión Logística	Media	[24], [25], [27], [28], [42], [44], [46], [47], [48]
Transformadas Wavelet	Baja	[35]

III-B3. ¿Qué habilidades sociales específicas mejoran más con estas intervenciones?

De acuerdo con la revisión de los artículos, las intervenciones apoyadas con IA muestran mejoras en diversas habilidades sociales específicas en personas con TEA. A continuación, mencionamos las habilidades sociales que se benefician:

La autodevelación y expresión personal emerge como una de las habilidades que muestra mejoras significativas. En particular, [19] demuestra que la interacción con robots sociales que practican la autodevelación fomenta una mayor apertura y expresión personal en los niños, facilitando una comunicación más fluida y natural.

La comunicación expresiva y el desarrollo del vocabulario muestran avances notables. El estudio [21] documenta mejoras en las habilidades narrativas y el vocabulario expresivo, especialmente en el uso de pronombres, términos afectivos y lenguaje figurado. Complementariamente, [28] reporta progresos en el vocabulario expresivo y la producción de frases cortas mediante el uso de asistentes de voz virtuales.

La regulación emocional y el reconocimiento de emociones también presentan mejoras significativas. [29] evidencia que el uso de robots sociales como mediadores ayuda a desarrollar la inteligencia emocional, específicamente en aspectos como la percepción, empatía, expresión y regulación de emociones. Esta mejora se ve respaldada por [30], que utiliza análisis de dibujos infantiles para detectar y trabajar con diferentes estados emocionales.

La agencia sociomotora y la autonomía social muestran progresos mediante intervenciones específicas. [4] documenta mejoras en la capacidad de los niños para mantener un equilibrio entre la autonomía motora y el control durante las interacciones sociales, lo cual facilita encuentros sociales más efectivos.

Es importante notar que varios estudios [10], [13], [23] sugieren que la detección temprana y el monitoreo continuo de comportamientos mediante IA facilitan intervenciones más oportunas y efectivas, lo que indirectamente contribuye a mejores resultados en el desarrollo de habilidades sociales.

Sin embargo, es necesario señalar una limitación importante: muchos de los estudios revisados [3], [5], [7], [17] se centran más en el diagnóstico y detección que en la intervención directa para mejorar habilidades sociales. Esto sugiere una oportunidad para futuras investigaciones que evalúen específicamente el impacto de las intervenciones basadas en IA en el desarrollo de habilidades sociales específicas.

También es relevante mencionar que las mejoras observadas tienden a ser más significativas cuando las intervenciones se realizan de manera temprana, como lo sugieren varios estudios [26], [32], que enfatizan la importancia de la detección e intervención temprana para maximizar los beneficios en el desarrollo de habilidades sociales.

TABLA VI
HABILIDADES SOCIALES MEJORADAS POR TIPO DE INTERVENCIÓN

Tipo de intervención	Habilidades sociales mejoradas	Referencias
Robots Sociales	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Autodevelación y expresión personal ▪ Motivación para interacción social ▪ Bienestar social. ▪ Expresión emocional 	[19], [29], [6]
Asistentes de Voz Virtuales	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Vocabulario expresivo ▪ Producción de frases cortas 	[28]

	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Interacción verbal 	
Análisis de Narrativas	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Habilidades narrativas ▪ Uso de pronombres ▪ Términos afectivos ▪ Lenguaje figurado 	[21]
Sistemas de Monitoreo Sensorial	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Reducción de estrés en interacciones ▪ Atención social ▪ Participación social 	[13], [23]
Screeners Digitales	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Agencia sociomotora ▪ Autonomía en interacciones ▪ Control motor social 	[4]
Sistemas de Predicción Conductual	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Prevención de conductas problemáticas. ▪ Facilitación de interacciones positivas 	[10]
Interfaces Cerebro	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Computadora. ▪ Monitoreo de errores. ▪ Motivación social. ▪ Reducción de ansiedad social 	[16]
Análisis de Dibujos	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Reconocimiento emocional. ▪ Expresión emocional. ▪ Comunicación no verbal 	[30]

TABLA VII
DISTRIBUCIÓN DE ENFOQUES DE INVESTIGACIÓN EN HABILIDADES SOCIALES

Enfoque Principal	Número de Estudios	Porcentaje	Referencias
Intervención Directa en Habilidades Sociales	8	20%	[4], [6], [19], [21], [28], [29], [30], [16]
Diagnóstico/Detección con Impacto Indirecto	15	37.5%	[3], [5], [7], [13], [17], [23], [26], [32], [35], [36], [38], [39], [44], [45], [48]
Monitoreo y Seguimiento de Progreso	6	15%	[10], [31], [34], [40], [41], [43]
Evaluación de Tecnologías/Methodologías	7	17.5%	[1], [2], [8], [11], [12], [14], [15]
Otros (no relacionados directamente)	4	10%	[9], [18], [24], [25]

TABLA VII
EJEMPLOS DE ROBOTS SOCIALES UTILIZADOS

Robot social	Propósito	Población Objetivo
Kaspar	Fomentar interacción social y empatía	Niños con TEA
Leonardo	Facilitar interacciones sociales	Niños con TEA
Zeno	Mejorar habilidades de comunicación	Niños con TEA
Milo	Desarrollar habilidades de juego y participación	Niños con TEA

TABLA VIII
COMPONENTES DE RETROALIMENTACIÓN Y RECOMPENSA EN INTERVENCIONES

Componente	Descripción	Ejemplos de Uso
Retroalimentación	Evaluación y corrección continua de comportamientos	Asistentes virtuales que ofrecen correcciones en tiempo real
Recompensa	Refuerzo positivo para comportamientos sociales positivos	Juegos que otorgan puntos o premios por interacciones exitosas
Diagnóstico	Registro y análisis de respuestas durante interacciones, proporcionando información útil a terapeutas	Plataformas de IA que analizan datos de comportamiento

Otro aspecto, es que la literatura presenta estudios de herramientas de IA enfocadas en TEA y TDAH. El SMRS mostró mejoras moderadas en atención y pequeñas en reducción de estrés en niños con TEA, dentro de sesiones de 30 minutos, sin datos de seguimiento. El estudio de detección de TDAH mediante cambios en la materia blanca reveló una correlación positiva entre cambios cerebrales y mejoras cognitivas en atención y memoria a corto y largo plazo, aunque no fue una intervención directa. Finalmente, la validación del BCI en personas con TEA demostró la capacidad de detectar errores y reconocer rostros, pero no reportó mejoras conductuales, ya que está en fase técnica preliminar, con ensayos clínicos previstos en el futuro [10]-[32].

También, se han encontrado las condiciones individuales y sociales/ambientales necesarias para el uso efectivo de herramientas diseñadas para TEA, TDAH y Disgrafía. A nivel individual, se requiere que los usuarios presenten el trastorno específico, tengan una edad específica y nivel cognitivo adecuados, interactúen con la tecnología (sensores, BCI, lápices inteligentes) y exhiban respuestas fisiológicas o conductuales detectables. Socialmente, es crucial el involucramiento de adultos (cuidadores, maestros) para implementar estrategias y guiar el uso. Además, se necesita un entorno físico apropiado, un diseño participativo que incluya a usuarios y cuidadores, mecanismos de retroalimentación efectivos que guíen acciones correctivas, y la capacidad de interpretar los datos generados por las herramientas. Estas condiciones aseguran que las soluciones sean efectivas y adaptadas a las necesidades de los usuarios [9]-[15].

Los hallazgos muestran un avance significativo en beneficio de la salud respecto al Trastorno del Espectro Autista (TEA), destacando la mejora en la integración social. Aunque los estudios son aún limitados, los avances en las herramientas de Inteligencia Artificial (IA) y algoritmos ofrecen alternativas para integrar habilidades de expresión, comunicación, interacción social, autonomía y control. Estas mejoras no solo impactan en la detección y diagnóstico del TEA, sino también en el desarrollo de intervenciones más efectivas, promoviendo una mayor comprensión de sus bases biológicas y conductuales

y fomentando experiencias inclusivas y de apoyo para las personas con autismo.

La investigación realizada presenta un panorama de diversos estudios que convergen en la aplicación de tecnologías avanzadas para comprender, diagnosticar y tratar los trastornos del espectro autista (TEA) y otras condiciones neurológicas relacionadas. Los enfoques varían desde el desarrollo de modelos de aprendizaje automático (ML) para analizar datos complejos, como imágenes de resonancia magnética estructural (sMRI) [15], [46], hasta la implementación de robots sociales y asistentes virtuales en intervenciones terapéuticas [16], [38].

Asimismo, se han desarrollado múltiples esfuerzos para optimizar la precisión y eficacia del diagnóstico temprano del TEA [46], [17], además de identificar biomarcadores que permitan comprender mejor sus mecanismos subyacentes [15], [26]. La integración de datos genéticos, conductuales y fisiológicos es clave en este proceso [32]. Un desafío importante es la personalización de las intervenciones, considerando factores individuales como edad, género y características específicas de cada persona con TEA [14], [15], [20], [26], [34], [38]. Además, se investigan nuevas metodologías para evaluar la interacción social y motora mediante biometría, análisis de micromovimientos y computación reticular [14], [16].

En este contexto, las interfaces cerebro-computadora (BCI) basadas en aprendizaje por refuerzo y los entornos de realidad virtual han surgido como enfoques innovadores para la neuro-rehabilitación y el desarrollo de habilidades [26], [34]. Paralelamente, herramientas de inteligencia artificial (IA) han demostrado mejorar la socialización en niños con TEA [16], [31]. Los robots sociales, como Kaspar y Nao, crean entornos controlados que reducen el estrés social y fomentan la interacción [39].

Asimismo, los asistentes virtuales de voz fortalecen la comunicación y permiten personalizar actividades según las necesidades de cada niño [16], [38]. Los juegos serios con aprendizaje automático simulan situaciones reales, facilitando la evaluación y el tratamiento del TEA en un entorno seguro [33].

Finalmente, las herramientas de IA para mejora de habilidades sociales en niños con TEA son prometedoras, pero enfrentan obstáculos como altos costos, limitada accesibilidad y falta de validación científica en estudios a largo plazo. La personalización sigue siendo un desafío debido a la variabilidad individual del espectro. Además, existen riesgos éticos por el uso de datos sensibles y la ausencia de regulación adecuada. También preocupa la posible reducción de la interacción humana, clave para el desarrollo social. Superar estas barreras requiere enfoques multidisciplinarios que integren tecnología, clínica y educación basadas en evidencia.

V. CONCLUSIÓN

En conclusión, el presente estudio ha permitido analizar la aplicación de la inteligencia artificial (IA) en la atención de niños con Trastorno del Espectro Autista (TEA), abordando tres aspectos clave: el rango de edad de los participantes en los estudios, los tipos de IA más utilizados y las habilidades sociales que mejoran con estas intervenciones.

En primer lugar, los estudios revisados abarcan un amplio rango etario, desde los 3 años y medio hasta los 18 años, con una mayor concentración en los grupos de edad de preescolar, primaria y secundaria temprana. Esto indica que la mayoría de las investigaciones se han enfocado en etapas críticas del desarrollo, donde las intervenciones pueden generar un mayor impacto en la mejora de habilidades sociales y comunicativas en niños con TEA.

En cuanto a las técnicas de IA empleadas, el aprendizaje automático (Machine learning) es la metodología más utilizada, destacándose algoritmos como Árboles de Decisión, Bosques Aleatorios, Regresión Logística, Máquinas de Vector Soporte (SVM) y Redes Neuronales. Además, el aprendizaje profundo (Deep learning), particularmente a través de Redes Neuronales Convolucionales (CNN), ha mostrado ser una herramienta eficaz en el análisis de patrones cerebrales, expresiones faciales y reconocimiento de emociones. Otros enfoques, como los algoritmos genéticos, la computación reticular y la lógica difusa, han sido empleados con menor frecuencia, pero han demostrado aplicabilidad en escenarios específicos.

Respecto a las habilidades sociales que se ven beneficiadas por las intervenciones basadas en IA, se ha identificado mejoras en la autodevelación y expresión personal, la comunicación expresiva y el desarrollo del vocabulario, la regulación emocional y el reconocimiento de emociones, así como en la agencia sociomotora y la autonomía social. En este sentido, los robots sociales, asistentes de voz virtuales y sistemas de monitoreo sensorial han sido particularmente efectivos en la facilitación de la interacción social y la comunicación en niños con TEA.

Cabe destacar que, aunque existen diversas investigaciones centradas en el diagnóstico y detección temprana del TEA mediante IA, todavía hay oportunidades de explorar el desarrollo de herramientas específicas para mejorar las habilidades sociales en distintas etapas del desarrollo. Además, en regiones con menos recursos, la implementación de herramientas basadas en IA puede verse restringida por la falta de infraestructura tecnológica y personal capacitado. Además, los estudios indican que las intervenciones realizadas a edades tempranas tienden a generar mayores beneficios, lo que resalta la importancia de la detección precoz y el diseño de estrategias de apoyo oportunas. Finalmente, la inteligencia artificial representa un campo prometedor para la mejora de las habilidades sociales en niños con TEA, con una diversidad de enfoques que han demostrado resultados positivos. Sin embargo, es necesario continuar investigando y desarrollando modelos de intervención que optimicen la aplicación de la IA

en este contexto, garantizando su accesibilidad y efectividad en distintos entornos educativos y terapéuticos.

AGRADECIMIENTO/RECONOCIMIENTO

A la Universidad Tecnológica del Perú, por incentivar a los docentes a seguir adquiriendo mayores conocimientos en el ámbito de la investigación.

REFERENCIAS

- [1] A. Sharma and P. Tanwar, "Model for autism disorder detection using deep learning," *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 13, no. 1, pp. 391–398, Mar. 2024, doi: 10.11591/ijai.v13.i1.pp391-398.
- [2] C. Bolbocean, K. B. Rhidenour, M. McCormack, B. Suter, and J. L. Holder, "COVID-19 Induced Environments, Health-Related Quality of Life Outcomes and Problematic Behaviors: Evidence from Children with Syndromic Autism Spectrum Disorders," *J Autism Dev Disord*, vol. 53, no. 3, pp. 1000–1016, Mar. 2023, doi: 10.1007/s10803-022-05619-7.
- [3] M. Schulte-Rüther et al., "Using machine learning to improve diagnostic assessment of ASD in the light of specific differential and co-occurring diagnoses," *J Child Psychol Psychiatry*, vol. 64, no. 1, pp. 16–26, Jan. 2023, doi: 10.1111/jcpp.13650.
- [4] J. Davies, B. Heasman, A. Livesey, A. Walker, E. Pellicano, and A. Remington, "Access to employment: A comparison of autistic, neurodivergent and neurotypical adults' experiences of hiring processes in the United Kingdom," *Autism*, vol. 27, no. 6, pp. 1746–1763, Aug. 2023, doi: 10.1177/13623613221145377.
- [5] É. Karl, E. Nagy, G. Molnár, and Z. Szűts, "Supporting the Pedagogical Evaluation of Educational Institutions with the Help of the WTCAl System."
- [6] G. Li, M. A. Zarei, G. Alibakhshi, and A. Labbafi, "Teachers and educators' experiences and perceptions of artificial-powered interventions for autism groups," *BMC Psychol*, vol. 12, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1186/s40359-024-01664-2.
- [7] K. Kanders, L. Stupple-Harris, L. Smith, and J. L. Gibson, "Perspectives on the impact of generative AI on early-childhood development and education," *Infant Child Dev*, vol. 33, no. 4, Jul. 2024, doi: 10.1002/icd.2514.
- [8] E. Leriou, "Understanding and Measuring Child Well-being in the Region of Attica, Greece: Round Five," *Child Indic Res*, vol. 16, no. 4, pp. 1395–1451, Aug. 2023, doi: 10.1007/s12187-023-10030-4.
- [9] F. J. García-Peñalvo, "Developing robust state-of-the-art reports: Systematic Literature Reviews," 2022, Ediciones Universidad de Salamanca. doi: 10.14201/eks.28600.
- [10] M. J. Page et al., "The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews," Mar. 29, 2021, BMJ Publishing Group. doi: 10.1136/bmj.n71.
- [11] F. David, G. Kalibala, B. Pichon, and J. Treur, "A Network Model for Modulating Sensory Processing Sensitivity in Autism Spectrum Disorder: Epigenetics, Adaptivity, and Other Factors," *Cogn Syst Res*, vol. 87, Sep. 2024, doi: 10.1016/j.cogsys.2024.101240.
- [12] K. M. Mumenin, P. Biswas, M. A. M. Khan, A. S. Alammary, and A. Al Nahid, "A Modified Aquila-Based Optimized XGBoost Framework for Detecting Probable Seizure Status in Neonates," *Sensors*, vol. 23, no. 16, Aug. 2023, doi: 10.3390/s23167037.
- [13] H. Alkahtani, T. H. H. Aldhyani, and M. Y. Alzahrani, "Deep Learning Algorithms to Identify Autism Spectrum Disorder in Children-Based Facial Landmarks," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 13, no. 8, Apr. 2023, doi: 10.3390/app13084855.
- [14] T. Bermperidis, R. Rai, and E. B. Torres, "Digital screener of socio-motor agency balancing motor autonomy and motor control," *Front Hum Neurosci*, vol. 18, 2024, doi: 10.3389/fnhum.2024.1442799.
- [15] R. A. Bahathiq, H. Banjar, S. K. Jarraya, A. K. Bamaga, and R. Almoallim, "Efficient Diagnosis of Autism Spectrum Disorder Using Optimized Machine Learning Models Based on Structural MRI," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 14, no. 2, Jan. 2024, doi: 10.3390/app14020473.
- [16] C. Lytridis et al., "Behavioral Data Analysis of Robot-Assisted Autism Spectrum Disorder (ASD) Interventions Based on Lattice Computing Techniques," *Sensors*, vol. 22, no. 2, Jan. 2022, doi: 10.3390/s22020621.

- [17] B. S. Falih, M. K. Sabir, and A. Aydın, "Impact of Sliding Window Overlap Ratio on EEG-Based ASD Diagnosis Using Brain Hemisphere Energy and Machine Learning," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 14, no. 24, Dec. 2024, doi: 10.3390/app142411702.
- [18] C. E. Corona-González, M. Ramos-Flores, L. M. Alonso-Valerdi, D. I. Ibarra-Zarate, and V. Issa-Garcia, "Psychophysiological evaluation of the Smartick method in children with reading and mathematical difficulties," *Front Hum Neurosci*, vol. 18, 2024, doi: 10.3389/fnhum.2024.1287544.
- [19] B. Lee, D. Park, J. Yoon, and J. Kim, "Better Data from AI Users: A Field Experiment on the Impacts of Robot Self-Disclosure on the Utterance of Child Users in Home Environment," *Sensors*, vol. 23, no. 6, Mar. 2023, doi: 10.3390/s23063026.
- [20] Z. K. Zheng et al., "A predictive multimodal framework to alert caregivers of problem behaviors for children with asd (Premac)," *Sensors (Switzerland)*, vol. 21, no. 2, pp. 1–19, Jan. 2021, doi: 10.3390/s21020370.
- [21] M. Bublin et al., "Handwriting Evaluation Using Deep Learning with SensoGrip," *Sensors*, vol. 23, no. 11, Jun. 2023, doi: 10.3390/s23115215.
- [22] S. Lu and P. Wang, "Multi-dimensional fusion: transformer and GANs-based multimodal audiovisual perception robot for musical performance art," *Front Neurobot*, vol. 17, 2023, doi: 10.3389/fnbot.2023.1281944.
- [23] L. Deng and P. Rattadilok, "A Sensor and Machine Learning-Based Sensory Management Recommendation System for Children with Autism Spectrum Disorders †," *Sensors*, vol. 22, no. 15, Aug. 2022, doi: 10.3390/s22155803.
- [24] F. Zhao et al., "Multi-classifier fusion based on belief-value for the diagnosis of autism spectrum disorder," *Front Hum Neurosci*, vol. 17, 2023, doi: 10.3389/fnhum.2023.1257987.
- [25] H. L. Chiang, C. S. Wu, C. Le Chen, W. Y. I. Tseng, and S. S. F. Gau, "Machine-learning-based feature selection to identify attention-deficit hyperactivity disorder using whole-brain white matter microstructure: A longitudinal study," *Asian J Psychiatr*, vol. 97, Jul. 2024, doi: 10.1016/j.ajp.2024.104087.
- [26] G. Pires et al., "A new error-monitoring brain-computer interface based on reinforcement learning for people with autism spectrum disorders," *J Neural Eng*, vol. 19, no. 6, Dec. 2022, doi: 10.1088/1741-2552/aca798.
- [27] S. L. Oh et al., "A novel automated autism spectrum disorder detection system," *Complex and Intelligent Systems*, vol. 7, no. 5, pp. 2399–2413, Oct. 2021, doi: 10.1007/s40747-021-00408-8.
- [28] M. Maniruzzaman, M. A. M. Hasan, N. Asai, and J. Shin, "Optimal Channels and Features Selection Based ADHD Detection From EEG Signal Using Statistical and Machine Learning Techniques," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 33570–33583, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3264266.
- [29] S. Lemaignan, N. Newbutt, L. Rice, and J. Daly, "It's Important to Think of Pepper as a Teaching Aid or Resource External to the Classroom: A Social Robot in a School for Autistic Children," *Int J Soc Robot*, vol. 16, no. 6, pp. 1083–1104, Jun. 2024, doi: 10.1007/s12369-022-00928-4.
- [30] T. Farhat, S. Akram, H. S. AlSagari, Z. Ali, A. Ahmad, and A. Jaffar, "Facial Image-Based Autism Detection: A Comparative Study of Deep Neural Network Classifiers," *Computers, Materials and Continua*, vol. 78, no. 1, pp. 105–126, 2024, doi: 10.32604/cmc.2023.045022.
- [31] C. K. Themistocleous, M. Andreou, and E. Peristeri, "Autism Detection in Children: Integrating Machine Learning and Natural Language Processing in Narrative Analysis," *Behavioral Sciences*, vol. 14, no. 6, Jun. 2024, doi: 10.3390/bs14060459.
- [32] J. Peral, D. Gil, S. Rotbei, S. Amador, M. Guerrero, and H. Moradi, "A machine learning and integration based architecture for cognitive disorder detection used for early autism screening," *Electronics (Switzerland)*, vol. 9, no. 3, Mar. 2020, doi: 10.3390/electronics9030516.
- [33] E. I. Toki, J. Pange, G. Tassis, K. Plachouras, and I. G. Tsoulos, "Utilizing Constructed Neural Networks for Autism Screening," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 14, no. 7, Apr. 2024, doi: 10.3390/app14073053.
- [34] D. Vickers et al., "Involving Children and Teenagers With Bilateral Cochlear Implants in the Design of the BEARS (Both EARS) Virtual Reality Training Suite Improves Personalization," *Front Digit Health*, vol. 3, Nov. 2021, doi: 10.3389/fdgh.2021.759723.
- [35] Q. M. Ud Din and A. K. Jayanthi, "Wavelet Scattering Transform and Deep Learning Networks Based Autism Spectrum Disorder Identification Using EEG Signals," *Traitement du Signal*, vol. 39, no. 6, pp. 2069–2076, Dec. 2022, doi: 10.18280/ts.390619.
- [36] D. Fernandez-Lanvin, M. Gonzalez-Rodriguez, J. De-Andres, and R. Camero, "Towards an automatic early screening system for autism spectrum disorder in toddlers based on eye-tracking," *Multimed Tools Appl*, vol. 83, no. 18, pp. 55319–55350, May 2024, doi: 10.1007/s11042-023-17694-8.
- [37] M. N. Ahmadi, T. G. Pavey, and S. G. Trost, "Machine learning models for classifying physical activity in free-living preschool children," *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 16, pp. 1–14, Aug. 2020, doi: 10.3390/s20164364.
- [38] M. F. Safi, B. Al Sadrani, and A. Mustafa, "Virtual Voice Assistant Applications Improved Expressive Verbal Abilities and Social Interactions in Children with Autism Spectrum Disorder: A Single-Subject Experimental Study," Mar. 03, 2021, doi: 10.21203/rs.3.rs-269745/v1.
- [39] B. N. Lizeta and A. S. Drigas, "Technological development process of emotional intelligence as a therapeutic recovery implement in children with ADHD and ASD comorbidity," *International journal of online and biomedical engineering*, vol. 16, no. 3, pp. 75–85, 2020, doi: 10.3991/IJOE.V16I03.12877.
- [40] A. Alshahrani, M. M. Almatrafi, J. I. Mustafa, L. S. Albaqami, and R. A. Aljabri, "A Children's Psychological and Mental Health Detection Model by Drawing Analysis based on Computer Vision and Deep Learning," *Engineering, Technology and Applied Science Research*, vol. 14, no. 4, pp. 15533–15540, Aug. 2024, doi: 10.48084/etasr.7812.
- [41] M. Emanuele et al., "Motor synergies: Evidence for a novel motor signature in autism spectrum disorder," *Cognition*, vol. 213, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.cognition.2021.104652.
- [42] A. Saha, D. Barua, M. C. Mishu, Z. Mohib, and S. B. Z. Choya, "Development of an Interactive Dashboard for Analyzing Autism Spectrum Disorder (ASD) Data using Machine Learning," *International Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 14, no. 4, pp. 14–24, Aug. 2022, doi: 10.5815/ijitcs.2022.04.02.
- [43] W. J. Fong et al., "Comparing feature selection and machine learning approaches for predicting CYP2D6 methylation from genetic variation," *Front Neuroinform*, vol. 17, 2023, doi: 10.3389/fninf.2023.1244336.
- [44] F. Ullah, N. A. AbuAli, A. Ullah, R. Ullah, U. A. Siddiqui, and A. A. Siddiqui, "Fusion-Based Body-Worn IoT Sensor Platform for Gesture Recognition of Autism Spectrum Disorder Children," *Sensors*, vol. 23, no. 3, Feb. 2023, doi: 10.3390/s23031672.
- [45] N. Aimie-Salleh et al., "Assessment of Heart Rate Variability Response in Children with Autism Spectrum Disorder using Machine Learning," *International Journal of Integrated Engineering*, vol. 14, no. 2, pp. 33–38, 2022, doi: 10.30880/ijie.2022.14.02.005.
- [46] M. A. Mareeswaran and K. Selvarajan, "A computational intelligent analysis of autism spectrum disorder using machine learning techniques," *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 13, no. 1, pp. 807–816, Mar. 2024, doi: 10.11591/ijai.v13.i1.pp807-816.
- [47] N. A. Mashudi, N. Ahmad, and N. M. Noor, "Classification of adult autistic spectrum disorder using machine learning approach," *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 10, no. 3, pp. 743–751, Sep. 2021, doi: 10.11591/ijai.v10.i3.pp743-751.
- [48] R. K. Reghunathan, P. N. P. Venkidasamy, R. G. Kurup, B. George, and N. Thomas, "Machine Learning-Based Classification of Autism Spectrum Disorder across Age Groups †," *Engineering Proceedings*, vol. 62, no. 1, 2024, doi: 10.3390/engproc2024062012.
- [49] A. El Mouatasim and M. Ikermane, "Control learning rate for autism facial detection via deep transfer learning," *Signal Image Video Process*, vol. 17, no. 7, pp. 3713–3720, Oct. 2023, doi: 10.1007/s11760-023-02598-9.
- [50] J. A. Haegele and A. J. Maher, "Male Autistic Youth Experiences of Belonging in Integrated Physical Education."