

• 综 述 •

孤独症谱系障碍外显性数字生物标志物的研究进展

陈宇希, 代英

重庆医科大学附属儿童医院儿童青少年生长发育与心理健康中心, 儿童神经发育与认知障碍重庆市重点实验室,
国家儿童健康与疾病临床医学研究中心, 儿童发育疾病研究教育部重点实验室, 重庆 401146

摘 要: 孤独症谱系障碍(ASD)的诊断主要依赖临床观察和量表评估, 存在主观性和局限性, 因此亟需客观、可量化的生物标志物辅助早期识别。外显性数字生物标志物作为 ASD 研究的新方向, 主要包括运动模式、眼球运动和表情特征, 通过智能终端设备采集数据, 结合机器学习算法分析, 实现对 ASD 的高精度识别。本文综述了外显性数字生物标志物的研究进展, 为 ASD 的早期筛查、诊断和精准干预提供了新思路, 有助于推动临床筛查诊断工具的优化和个性化诊疗的发展。

关键词: 孤独症谱系障碍; 外显性数字生物标志物; 运动模式; 眼球运动; 表情

中图分类号: R749.94 文献标识码: A 文章编号: 1008-6579(2026)03-0319-05 doi:10.11852/zgetbjzz2025-0613

Research progress on explicit digital biomarkers of autism spectrum disorder

CHEN Yuxi, DAI Ying

*Growth, Development and Mental Health Center of Children and Adolescents, Children's Hospital of
Chongqing Medical University; Chongqing Key Laboratory of Child Neurodevelopment and Cognitive Disorders;
National Clinical Research Center for Child Health and Disorders; Ministry of Education Key Laboratory of
Child Development and Disorders, Chongqing 401146, China*

Corresponding author: DAI Ying, E-mail: dai@hospital.cqmu.edu.cn

Abstract: The diagnosis of autism spectrum disorder (ASD) primarily relies on clinical observation and scale assessments, which are subjective and have limitations. Therefore, there is an urgent need for objective and quantifiable biomarkers to assist in early identification. As a new direction in ASD research, explicit digital biomarkers mainly include movement patterns, eye movements, and facial expression characteristics. By collecting data through smart terminal devices and analyzing it with machine learning algorithms, high-precision identification of ASD can be achieved. This article reviews the research progress of explicit digital biomarkers, providing new insights for early screening, diagnosis, and precise intervention of ASD, which will help optimize clinical screening and diagnostic tools and promote the development of personalized treatment.

Keywords: autism spectrum disorder; explicit digital biomarkers; movement patterns; eye movement; facial expression

孤独症谱系障碍(autism spectrum disorder, ASD)是一种神经发育障碍, 主要表现为社交沟通障碍、刻板行为和兴趣狭窄。据世界卫生组织(world health organization, WHO)2025 年数据估计, 在全球范围内, 每 127 名儿童中就有 1 名患有 ASD^[1], 患病率为 0.79%。美国疾病控制与预防中心(Centers for Disease Control and Prevention, CDC)最新报道, 美国 8 岁儿童 ASD 患病率为 3.22%^[2]。2020 年我国流行病学调查数据显示, 学龄期(6~12 岁)儿童 ASD 患病率为 0.7%^[3]。目前, ASD 的诊断主要依赖临床行为观察和标准化筛查、诊断量表, 但该方法存在主观性强、早期识别困难等问题, 因此亟需客观、可量化的生物标志物辅助诊断。近年来, ASD 生物标志物研究主要集中在基因(如拷贝数变异、SHANK3 基因突变)^[4]、头颅影像学(如磁共振成像、近红外脑功能成像)、电生理(如脑电图)和生化指标(如血清素、催产素水平)等方面^[5-6]。然而, 这些方法通常成本高、侵入性强, 难以广泛应用于临床。随着数字技术的发展, 外显性数字生物标志物(explicit digital biomarkers)因其客观性、非侵入性、可长期动态监测等优势, 成为 ASD 研究的新方向。本文重点阐述外显性数字生物标志物在 ASD

基金项目: 国家重点研发计划(2023YFC3604805)

作者简介: 陈宇希(1998—), 女, 硕士研究生在读, 主要研究方向为孤独症谱系障碍。

通信作者: 代英, E-mail: dai@hospital.cqmu.edu.cn

研究中的应用进展及未来发展方向。

1 数字生物标志物的定义

数字生物标志物是通过传感器、可穿戴设备、智能手机等数字技术收集客观、可量化的个体生理、行为数据,是传统生物标志物的数字化延伸,可用于疾病诊断、长期动态监测、预测治疗效果^[7-8]。行为特征常可直接观测,被称为外显性数字生物标志物,包括行为运动模式、眼动轨迹、表情特征等临床特征。

2 ASD 外显性数字生物标志物

ASD 的核心症状包括社交沟通与互动障碍、狭隘兴趣和重复刻板行为,本文重点关注与 ASD 核心症状相关的运动、眼动、表情等方面的外显性数字生物标志物,为 ASD 的早期识别和干预治疗提供新思路。

2.1 运动数字标志物 运动数字标志物是 ASD 外显性数字生物标志物研究中最广泛的领域之一,主要包括儿童的运动模式、手眼协调能力及智能设备交互特征等方面。总结各研究的具体方法及结果见表 1。

表 1 ASD 运动数字标志物的相关研究

Tab. 1 Researches regarding digital biomarkers for ASD-related movements

参考文献	研究对象	数字化设备	任务范式	研究结果
Anzulewicz ^[9] (2016)	1)37 名 3~6 岁 ASD 儿童。 2)45 名年龄、性别匹配的典型发育儿童。	iPad mini (配备触摸屏和三轴加速度计、陀螺仪、磁力计等惯性传感器)。	1)分享游戏:切割食物并分发给卡通角色。 2)创造性游戏:自由涂色和绘画。	1)机器学习算法分类结果:准确率 93%,灵敏度 83%,特异度 85%。 2)ASD 儿童在游戏中表现出更大的接触力、更快的动作速度、更大的手势范围和更快的屏幕点击。
Moradi ^[10] (2017)	1)25 名 3~7 岁 ASD 儿童。 2)25 名年龄匹配的典型发育儿童。	智能玩具车 (配备三轴加速度计、WiFi 模块和发光二极管)。	儿童自由玩耍智能玩具车。	1)支持向量机分类结果:准确率 85%,灵敏度 93%,特异度 76%。 2)ASD 儿童表现出重复、低能量且空间受限的运动模式。
Wilson ^[11] (2024)	1)60 名 12 月龄高风险 ASD 婴儿。 2)29 名 12 月龄高风险 ADHD 婴儿。 3)29 名 12 月龄低风险 ADHD 婴儿。	Empatica E4 传感器	使用传感器记录三组婴儿踝部的连续运动数据。	1)36 月龄分组:ASD 组 19 人、ADHD 症状组 17 人、对照组 82 人。 2)ASD 组的运动曲率在 18、24 和 36 月龄时显著低于 ADHD 组和对照组。
Luongo ^[12] (2024)	1)10 名 3~6 岁 ASD 儿童。 2)10 名 3~6 岁典型发育儿童。	平板电脑	“拖放”任务:将屏幕的图像拖动到目标图像上。	1)两特征模型:灵敏度为 83%,特异度为 54%,准确率为 76%。 2)四特征模型:灵敏度为 92%,特异度为 77%,准确率为 90%。
Mahmoudi-Nejad ^[13] (2017)	1)5 名 4~7 岁 ASD 儿童 (均为男性)。 2)7 名 4~8 岁典型发育儿童 (3 名女性,4 名男性)。	智能手机或平板电脑	手眼协调视频游戏	ASD 儿童在手眼协调任务中表现较差。
Ganai ^[14] (2025)	1)32 名平均年龄 5.97 岁的 ASD 儿童。 2)29 名平均年龄为 4.86 岁的典型发育儿童。	彩色相机	在步行道上从 A 点走到 B 点并返回。	1)ASD 儿童的步长和右肘运动角度减少,右肩运动角度增加。 2)Logit 模型分类的准确率为 82%,灵敏度为 100%,特异度为 67%。

2.1.1 运动模式 多项研究通过智能设备成功捕捉了 ASD 儿童的特征性运动模式。Anzulewicz 等^[9]的研究通过智能平板记录 3~6 岁儿童游戏时的手势运动 (如触屏力度、运动速度和空间分布),发现 ASD 儿童表现出 3 个典型特征:1)更大的触屏冲击力;2)更快且更短的运动轨迹;3)重复固定的运动模式。基于这些特征构建的机器学习模型实现了 93% 的识别准确率 (灵敏度 83%,特异度 85%)。此外, Moradi 等^[10]设计了一款智能玩具车,通过加速度传感器记录儿童操作玩具车时的三维加速度和摇

晃频率等运动数据,发现 ASD 儿童表现出更重复、低能量且空间受限的运动模式,而典型发育 (typically developing, TD) 儿童更倾向于突发性、高能量的互动行为 (如快速推动玩具车)。研究采用支持向量机 (support vector machine, SVM) 模型区分 ASD 的准确率为 85% (灵敏度为 93%,特异度为 76%)。在证实 ASD 存在特征性运动模式的基础上, Wilson 等^[11]开展了一项纵向研究,通过创建“运动曲率”这一新指标来量化运动的复杂性和变异性。研究者使用可穿戴三轴加速度计,分别收集了高风

险 ASD 婴儿、高风险注意缺陷多动障碍 (Attention Deficit Hyperactivity Disorder, ADHD) 婴儿和低风险 ADHD 婴儿在 12、18、24 月龄及 36 月龄时的运动数据,并在 36 月龄时使用孤独症诊断观察量表第二版 (Autism Diagnostic Observation Schedule, second edition, ADOS-2)、注意缺陷多动障碍评定量表学龄前版本 (Attention Deficit Hyperactivity Disorder Rating Scale, preschool version)、马伦早期学习量表 (Mullen Scales of Early Learning, MSEL) 对所有婴儿进行临床评估。研究结果显示,确诊 ASD 的儿童在 18~36 个月期间表现出显著更低的运动曲率。即使在调整家族风险因素后,该指标仍能显著预测 ASD 诊断 ($AUC=0.9$),这表明运动变异性降低可能是 ASD 特有的早期运动特征。这些结果进一步验证了运动模式作为 ASD 潜在生物标志物的有效性。

在精细运动方面, Luongo 等^[12]的研究通过“拖放”任务收集儿童的运动轨迹数据,并构建了两个机器学习模型进行比较分析。其中,两特征模型仅使用原始坐标 (x 和 y) 数据,而四特征模型在此基础上增加了速度和加速度特征。研究结果显示,两特征模型对 ASD 的识别准确率为 76% (灵敏度 83%, 特异度 54%), 而四特征模型分类性能显著提升,识别准确率达到 90% (灵敏度 92%, 特异度 77%)。这一发现进一步证实,精细运动模式有望成为 ASD 的潜在数字生物标志物。

2.1.2 运动协调性 ASD 儿童常伴随运动协调障碍。Mahmoudi-Nejad 等^[13]采用触摸屏游戏评估 ASD 儿童的手眼协调能力,通过记录触摸位置、反应时间、得分和错误率等指标,发现 ASD 儿童表现出更低的操作速度和更大的运动轨迹偏离度,且游戏得分明显低于正常儿童。在步态研究方面, Ganai 等^[14]对 32 名 ASD 儿童和 29 名正常儿童进行了步态分析。研究显示, ASD 儿童具有以下异常步态特征:步长缩短、右肘运动角度减小以及右肩运动角度增大。基于这些步态参数建立的识别模型取得了 82% 的准确率 (灵敏度 100%, 特异度 67%)。表明运动协调障碍可以作为识别和检测 ASD 的潜在行为指标之一。需要指出的是, ASD 与发育性协调障碍 (developmental coordination disorder, DCD) 在运动表现上存在高度相似性,其运动协调障碍的特异性有待未来研究进一步验证。

综上所述,现有研究证实运动标志物具有较高的客观性和可量化性,结合智能设备可实现大规模筛查,为 ASD 的客观评估提供了新思路,并且 ASD 儿童的运动发育障碍常常在早期出现,甚至可能早于 ASD 的核心症状的出现^[15]。因此运动标志物可

为 ASD 早期识别提供重要线索,但其临床应用效果仍需通过更多研究加以验证。

2.2 眼动数字标志物 眼球运动包括注视、扫视、追视等多种形式,一些眼球运动模式的特征,如注视点的位置、扫视的速度和幅度、追随运动的时长、瞳孔大小变化等,可以反映个体的生理或心理状态。ASD 儿童在早期即开始表现出对有意义的社交刺激的视觉关注减少,对人尤其是人眼部的关注意明显减少,常视而不见,目光不聚焦。因此,通过分析个体在视觉刺激任务中的眼球运动特征,可以识别出 ASD 的潜在生物标志物。

现有研究主要通过眼动仪或智能眼镜采集不同任务状态下的眼动数据^[16-17]。多项研究一致发现,相较于正常儿童, ASD 儿童对非社交刺激的注视偏好更强,而对社交刺激的注视时间明显减少^[18-22]。例如 Pierce 等^[23]的研究采用几何图案与社交场景交替呈现的实验范式,发现 ASD 儿童存在显著的几何偏好 (注视时间占比 $>69\%$), 这一特征在 3~4 岁尤为突出。此外,具有几何偏好的 ASD 亚组表现出更严重的语言和社交缺陷,提示几何偏好可能是症状较重亚型的早期生物标志物。然而,该研究的特异度虽高达 98%, 灵敏度仅为 21%, 说明其更适用于辅助诊断而非筛查。既往有研究发现 ASD 儿童可能更喜欢狗脸而不是非社交刺激^[24], 因此 Gale 等^[25]进一步拓展了研究范式,创新性地引入动物面孔作为刺激材料。研究发现当人脸被狗脸取代时, ASD 儿童依旧偏好非社交刺激。即使单独呈现非社交刺激时, ASD 组对非社交刺激的注视时间仍比 TD 组高出 37% ($P<0.001$)。表明 ASD 儿童的几何图案偏好并非源于社交回避,而是主动选择。这一发现为理解 ASD 的注意机制提供了新视角。

眼动标志物具有非侵入性和高时间分辨率的优势,但要实现其在临床筛查中的广泛应用,仍需进一步优化分类算法,以增强其泛化能力。

2.3 表情数字标志物 表情作为社交的载体,是非语言沟通的核心组成部分。然而,多数 ASD 儿童具有表情识别困难和表达单一的特征,这与其社交障碍密切相关。Carpenter 等^[26]通过平板电脑的前置摄像头记录儿童观看影片时的面部表情,发现与正常儿童相比, ASD 儿童的中性表情频率更高,而兴趣相关表情 (如挑眉、张嘴) 明显减少。

在情绪识别方面, Lozier 等^[27]的研究发现, ASD 患者存在选择性的情绪识别障碍,对愤怒、恐惧、惊讶的识别困难大于快乐、悲伤,并且这种障碍呈现随年龄加重的趋势。一项基于智能手机的游戏 “GuessWhat?” 的研究^[28]也证实了上述观点,该研究表明 ASD 儿童与正常儿童在识别厌恶和惊讶表

情时的差异最为显著,可作为有效的区分指标。

此外,Jyoti 等^[29]结合虚拟现实(virtual reality, VR)和人机交互(human-computer interaction, HCI)设计了4种共同注意(joint attention, JA)任务,采用4种不同的提示指向目标物体,分别是注视、注视+转动头部、注视+转动头部+手指指向、注视+转动头部+手指指向+目标物体闪烁,通过分析儿童对虚拟人物表情的反应,发现 ASD 儿童与正常儿童存在差异,并且随着提示信息量的增加,ASD 儿童的表现得到了显著改善。

虽然表情标志物的研究尚处于早期阶段,但随着计算机视觉和机器学习技术的不断发展,表情标志物有望成为 ASD 筛查的重要辅助工具。

2.4 多模态数字标志物 近年来,通过整合多种数据源的多模态数字标志物成为了研究热点,通过整合不同类型的生物信号显著提升了对 ASD 的诊断效能。例如,Minissi 等^[30]基于 VR 平台,同步采集了行为表现、运动技能、皮肤电活动(electrodermal activity, EDA)和眼球运动4种生物信号,研究发现,单一模态中以运动技能的识别效能最佳(准确率 81%,灵敏度 71%,特异度 89%),而融合所有生物信号的多模态模型则展现出更优的特异性(准确率 83%,灵敏度 66%,特异度 98%)。

与此同时,Perochon 等^[31]开发的"Sense To Know"应用程序创新性地结合了计算机视觉分析(computer vision analysis, CVA)技术。该程序通过视频刺激和互动游戏诱发 ASD 特征性行为,并利用平板摄像头捕捉面部表情、眼球运动等六类行为指标。该研究发现社交注意力和面部动态复杂性是 ASD 最显著的特征,此外,对名字反应延迟和头部运动模式也具有重要预测价值。

远程监测技术的发展为多模态研究提供了新思路。RADAR-base 平台^[32]通过智能终端实现了多模态数据的远程采集,为长期监测建立了可行方案。在此基础上,Toki 等^[33]进一步验证了游戏行为、心率、回答问题的语音、眼动等多模态数据在儿童神经发育障碍筛查中的潜力,特别是眼动追踪和语音分析的结合能有效识别社交沟通障碍等核心症状。

此外, Ness 等^[34]利用了 Janssen Autism Knowledge Engine (JAKE[®])系统结合实验室和可穿戴生物传感器,收集 ASD 儿童实时行为报告(如眼动、表情)和脑电图(electroencephalogram, EEG)、心电图(electrocardiogram, ECG)及 EDA 等客观生理测量数据,发现眼动追踪和面部表情分析可量化 ASD 的社交注意力缺陷。Alcañiz 等^[35]的研究结合生物信号(如 EEG、EDA、眼动、心率)、VR 和人工智能(AI),提出了“虚拟现实行为生物标志

物(Virtual Reality Based Behavioral Biomarkers, VRBB)"的概念,即通过在 VR 环境中引导 ASD 儿童进行社交互动,并借助 AI 技术,将其行为表现转化为可量化的客观指标,进而提取出的一种客观的生物标志物,这一方法显著提高了诊断的客观性和个性化水平。

尽管多模态方法能够更全面地捕捉 ASD 的异质性,但仍面临数据融合算法优化、标准化协议建立等技术挑战,这将是未来研究的重要方向。

3 总结与展望

数字生物标志物具有客观、非侵入性、可量化等优势,能够弥补传统诊断方法的主观性和局限性。其中,行为标志物和眼动标志物已在多项研究中证实具有优异的分类性能,而多模态数字标志物的兴起显著提升了筛查准确性,为 ASD 评估提供了全新的客观工具。然而,当前研究仍面临若干挑战:样本量普遍偏小、真实临床场景验证不足、远程检测中的隐私保护等问题。基于此,未来研究应重点推进以下方向:一是结合人工智能算法优化标志物检测,以提高其敏感性和特异性;二是开发更便携、低成本的检测设备;三是开展多中心、大样本的临床验证研究;四是探索外显性数字标志物与内隐性数字标志物的关联机制,从而构建更全面的 ASD 评估体系。尽管数字生物标志物为 ASD 的早期识别和精准干预开辟了新路径,但要实现其临床转化,仍需跨领域协作与技术突破。

参考文献

- [1] 2021 Global Burden of Disease (GBD)[online database]. Seattle: Institute for Health Metrics and Evaluation[EB/OL]. [2026-01-26]. <https://vizhub.healthdata.org/gbd-results>.
- [2] Shaw KA, Williams S, Patrick ME, et al. Prevalence and early identification of autism spectrum disorder among children aged 4 and 8 years — autism and developmental disabilities monitoring network, 16 Sites, United States, 2022[J]. 2025, 74(2).
- [3] Jiang X, Chen X, Su J, et al. Prevalence of autism spectrum disorder in mainland china over the past 6 years: A systematic review and meta-analysis[J]. BMC Psychiatry, 2024, 24(1): 404.
- [4] Ruzzo EK, Pérez-Cano L, Jung JY, et al. Inherited and de novo genetic risk for autism impacts shared networks[J]. Cell, 2019, 178(4): 850-866. e26.
- [5] Loth E, Spooren W, Ham LM, et al. Identification and validation of biomarkers for autism spectrum disorders[J]. Nat Rev Drug Discov, 2016, 15(1): 70-73.
- [6] 赵文璐,李晶. 孤独症早期鉴别:从细胞通路到神经标记物[J]. 中国科学:生命科学, 2025, 55: 98-112.
Zhao WL, Li J. Early screening of autism spectrum disorders: From cellular pathway to neural marker[J]. Sci Sin

- Vitae, 2025, 55: 98-112. (in Chinese)
- [7] Coravos A, Khozin S, Mandl KD. Developing and adopting safe and effective digital biomarkers to improve patient outcomes[J]. NPJ Digit Med, 2019, 2(1): 14.
- [8] Choo M, Park D, Cho M, et al. Exploring a multimodal approach for utilizing digital biomarkers for childhood mental health screening [J]. Front Psychiatry, 2024, 15: 1348319.
- [9] Anzulewicz A, Sobota K, Delafield-Butt JT. Toward the autism motor signature: Gesture patterns during smart tablet gameplay identify children with autism[J]. Sci Rep, 2016, 6: 31107.
- [10] Moradi H, Amiri SE, Ghanavi R, et al. Autism screening using an intelligent toy car[C]//Ochoa SF, Singh P, Bravo J. Ubiquitous Computing and Ambient Intelligence: Vol. 10586. Cham: Springer International Publishing, 2017: 817-827.
- [1] Wilson RB, Vangala S, Reetzke R, et al. Objective measurement of movement variability using wearable sensors predicts ASD outcomes in infants at high likelihood for ASD and ADHD[J]. Autism Res, 2024, 17(6): 1094-1105.
- [12] Luongo M, Simeoli R, Marocco D, et al. Enhancing early autism diagnosis through machine learning: Exploring raw motion data for classification [J]. PLoS One, 2024, 19(4): e0302238.
- [13] Mahmoudi-Nejad A, Moradi H, Pouretmad HR. The differences between children with autism and typically developed children in using a hand-eye-coordination video game[C]//International Conference on Ubiquitous Computing and Ambient Intelligence. Cham: Springer International Publishing, 2017: 256-264.
- [14] Ganai UJ, Ratne A, Bhushan B, et al. Early detection of autism spectrum disorder: Gait deviations and machine learning[J]. Sci Rep, 2025, 15(1): 873.
- [15] Posar A, Visconti P. Early motor signs in autism spectrum disorder[J]. Children, 2022, 9(2): 294.
- [16] Wei Q, Cao H, Shi Y, et al. Machine learning based on eye-tracking data to identify autism spectrum disorder: A systematic review and meta-analysis[J]. J Biomed Inform, 2023, 137: 104254.
- [17] Nag A, Haber N, Voss C, et al. Toward continuous social phenotyping: analyzing gaze patterns in an emotion recognition task for children with autism through wearable smart glasses[J]. J Med Internet Res, 2020, 22(4): e13810.
- [18] Frazier TW, Strauss M, Klingemier EW, et al. A meta-analysis of gaze differences to social and nonsocial information between individuals with and without autism[J]. J Am Acad Child Adolesc Psychiatry, 2017, 56(7): 546-555.
- [19] Shic F, Naples A J, Barney EC, et al. The autism biomarkers consortium for clinical trials: Evaluation of a battery of candidate eye-tracking biomarkers for use in autism clinical trials[J]. Mol Autism, 2022, 13(1): 15.
- [20] Minissi ME, Chicchi Giglioli IA, Mantovani F, et al. Assessment of the autism spectrum disorder based on machine learning and social visual attention: A systematic review [J]. J Autism Dev Disord, 2022, 52(5): 2187-2202.
- [21] Bradshaw J, Shic F, Holden AN, et al. The use of eye tracking as a biomarker of treatment outcome in a pilot randomized clinical trial for young children with autism[J]. Autism Res, 2019, 12(5): 779-793.
- [22] Papagiannopoulou EA, Chitty KM, Hermens DF, et al. A systematic review and meta-analysis of eye-tracking studies in children with autism spectrum disorders[J]. Soc Neurosci, 2014: 1-23.
- [23] Pierce K, Marinero S, Hazin R, et al. Eye tracking reveals abnormal visual preference for geometric images as an early biomarker of an autism spectrum disorder subtype associated with increased symptom severity[J]. Biol Psychiatry, 2016, 79(8): 657-666.
- [24] Prothmann A, Ettrich C, Prothmann S. Preference for, and responsiveness to, people, dogs and objects in children with autism[J]. Anthrozoös, 2009, 22(2): 161-171.
- [25] Gale CM, Eikeseth S, Klintwall L. Children with autism show atypical preference for non-social stimuli[J]. Sci Rep, 2019, 9(1): 10355.
- [26] Carpenter KLH, Hahemi J, Campbell K, et al. Digital behavioral phenotyping detects atypical pattern of facial expression in toddlers with autism[J]. Autism Res, 2021, 14(3): 488-499.
- [27] Lozier LM, Vanmeter JW, Marsh AA. Impairments in facial affect recognition associated with autism spectrum disorders: A meta-analysis[J]. Dev Psychopathology, 2014, 26(4pt1): 933-945.
- [28] Deveau N, Washington P, Leblanc E, et al. Machine learning models using mobile game play accurately classify children with autism[J]. Intell Based Med, 2022, 6: 100057.
- [29] Jyoti V, Lahiri U. Human-computer interaction based joint attention cues: Implications on functional and physiological measures for children with autism spectrum disorder[J]. Comput Human Behav, 2020, 104: 106163.
- [30] Minissi ME, Altozano A, Marin-Morales J, et al. Realidad virtual y biomarcadores digitales: Una herramienta clínica para el diagnóstico del autismo[J]. Medicina (B Aires), 2024, 84(Suppl 1): 57-64.
- [31] Perochon S, Di Martino JM, Carpenter KLH, et al. Early detection of autism using digital behavioral phenotyping [J]. Nat Med, 2023, 29(10): 2489-2497.
- [32] Rashid Z, Folarin AA, Ranjan Y, et al. Disease insight through digital biomarkers developed by remotely collected wearables and Smartphone data[J]. arXiv Preprint arXiv, 2023:2308.02043.
- [33] Toki EI, Tatsis G, Tatsis VA, et al. Applying neural networks on biometric datasets for screening speech and language deficiencies in child communication[J]. Mathematics, 2023, 11(7): 1643.
- [34] Ness SL, Bangerter A, Manyakov NV, et al. An observational study with the janssen autism knowledge engine (JAKE®) in individuals with autism spectrum disorder[J]. Front Neurosci, 2019, 13: 111.
- [35] Alcaniz Raya ML, Giglioli-Giglioli IA, Sirera M, et al. Biomarcadores del trastorno del espectro autista basados en bioseñales, realidad virtual e inteligencia artificial [J]. Medicina (Buenos Aires), 2020, 80(Suppl 11): 10-17.