

# 自闭症筛查与诊断的客观评估工具

## ——一项系统性综述

司 轩

苏州大学教育学院, 江苏 苏州

收稿日期: 2024年2月23日; 录用日期: 2024年3月28日; 发布日期: 2024年4月9日

### 摘 要

目前对自闭症的筛查与诊断往往基于需要主观评级的标准化访谈或量表, 这样的评估方式往往依赖于经验丰富的专业人员, 而且具有较强的主观性, 耗时耗力, 不便普及。较少研究对筛选ASD群体的客观评估工具进行综述。因此, 本综述总结了近五年用于自闭症筛查与诊断的客观评估工具及相关可量化的指标, 根据研究方法主要总结为以下四类: (1) 基于计算机化测验的行为学研究; (2) 基于眼动追踪技术的研究; (3) 基于脑成像技术的研究; (4) 基于机器学习分类算法的研究, 以期ASD群体的客观筛查方式提供一定的参考依据。

### 关键词

自闭症, 筛查, 诊断, 评估, 客观工具

# Objective Assessment Tools for Screening and Diagnosis of ASD

## —A Systematic Review

Xuan Si

School of Education, Soochow University, Suzhou Jiangsu

Received: Feb. 23<sup>rd</sup>, 2024; accepted: Mar. 28<sup>th</sup>, 2024; published: Apr. 9<sup>th</sup>, 2024

### Abstract

At present, the screening and diagnosis of autism is often based on standardized interviews or scales that require subjective ratings, which often rely on experienced professionals, and are highly subjective, time-consuming, and inconvenient to popularize. Few studies reviewed objec-

tive assessment tools for screening populations with ASD. Therefore, this review summarizes the objective assessment tools and related quantifiable indicators used for autism screening and diagnosis in the past five years, which are mainly summarized into the following four categories according to the research methods: (1) Behavioral research based on computerized tests; (2) Research based on eye tracking technology; (3) Research based on brain imaging technology; (4) Research based on machine learning classification algorithm, in order to provide a certain reference for the objective screening method of ASD population.

## Keywords

Autism (ASD), Screening, Diagnosis, Assess, Objective Tools

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

自闭症谱系障碍(Autism spectrum disorder, ASD)是一种终生神经发育障碍,其特征是社交互动和沟通障碍,以及重复和受限行为、兴趣或活动(American Psychiatric Association, 2013)。

正常群体与自闭症谱系障碍(ASD)的差异通常通过临床上的第三方评估确定,这些评估方式通常需要经验丰富的医生,或是经过专业训练的相关人员使用主观评级的标准化访谈、问卷或量表(He et al., 2021),比如自闭症群体和多动症群体的筛查需要家长或老师完成对被试的主观评估,很多综述或元分析对现有的自闭症谱系障碍筛选与评估工具进行了总结和比较,如 Sobieski 等人(Sobieski et al., 2022)就综述了英文发表的用于 ASD 早期筛选的问卷或量表,国内的李婷婷(李婷婷等, 2019)、陈光华等(陈光华等, 2022)也做了类似的工作。

然而这些评估方式由于需要训练有素的专业人员辅助,往往耗时耗力,难以普及,而且需要老师或看护者的主观评级,因此分数取决于信息提供者的主观性。此外,由于社会期望偏差的影响,还有可能出现过度报告期望行为的现象(陈光华等, 2022)。

随着计算机的普及和应用,将计算机化的认知评估任务或游戏化的认知评估任务(如 CANTAB (Cambridge Neuropsychological Test Automatic Battery)、TOVA (Test of Variables of Attention)等测试)用于区分典型发育群体和障碍群体(如 ASD、ADHD (Attention Deficit Hyperactivity Disorder))的研究越来越多,这些任务往往对反应时、正确率等客观行为指标有较为准确的记录,而且不易受到评价者主观因素的影响。也有研究将眼动追踪技术(He et al., 2021; Tsuchiya et al., 2021)、脑成像技术(谢点, 孔令志, 2021; Grossi et al., 2017, 2019; Yasuhara, 2010)、机器学习技术(Dawson et al., 2018)等应用与 ASD 群体的筛查和诊断,为自闭症的筛查与诊断提供了相对客观的工具和方法。

然而目前对于筛选 ASD 群体的客观评估工具的综述还比较少。一方面,由于客观评估的进步主要依赖于计算机化的测试,而计算机化的测试相较于主观量表发展成熟得比较晚(Luciana, 2003),另一方面,有研究者认为(Garb & Schramke, 1996),客观评估的单一标准可能不足以确定特定的障碍群体,仍需要与主观评价、医疗机构等相结合(比如对神经系统的检查),才能得出确定的结果。然而,随着计算机化测试的进步和成熟,客观评估仍有希望作为区分正常群体与障碍群体的参考标准之一。已有元分析表明,相较于单一的主观评估,基于计算机化的客观评估与主观评估相结合的方式对于临床决策更有效(Grove et

al., 2000)。此外，使用计算机进行的客观心理测验有诸多优势，比如精准的反应时记录、完全标准化的测验方式、自动调整任务难度以适应被试的认知水平等(Roper, Ben-Porath, & Butcher, 1995)。

因此，本综述的主要目的是总结近五年用于自闭症筛查与诊断的客观评估工具及相关可量化的指标，并为 ASD 群体的客观筛查方式提供一定的参考依据。

## 2. 研究方法

采用国际上广泛使用的系统性文献综述和元分析方法(Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses, PRISMA), 并参考 PRISMA statement (Moher et al., 2010)对确定纳入研究的论文进行总结。该方法包括 4 个文献筛选阶段，分别为检索、初筛、纳入和综合，综述项目包括文献标题、摘要、研究目的、研究方法和研究结果等。本文选取在自闭症儿童筛查和诊断中应用计算机化或数字化等客观评估方法的文献。在 Web of Science (WoS)、Google Scholar、CNKI 等网站以“ASD”或“autism”或“autism spectrum disorders”或“自闭症”与“assess”或“measure”或“evaluate”或“diagnose”或“diagnosis”或“diagnostic”或“screening”或“discrimination”或“筛查”或“评估”与“computerized”或“digital”为关键词进行文献检索。本文选取近 5 年自闭症儿童筛选和评估的客观方法为主题的文献，具体检索日期范围为 2018 年 1 月 1 日~2023 年 5 月 27 日。筛选与主题相关的文献，排除由家长或老师填写问卷等主观评价方式的文献(如 Megerian et al., 2022)和需要对儿童的行为问题主观评级和编码的文献(如 Hoffmann et al., 2022)，限定检索范围为同行评议(Peer-reviewed)期刊，发表语言为中文或英文，获得 3456 篇文献。作者共同阅读文献的标题、摘要及正文，删除重复、不符合既定标准的论文，最后获取纳入综述的文献 27 篇(见图 1)，对剩余文献进行综述。

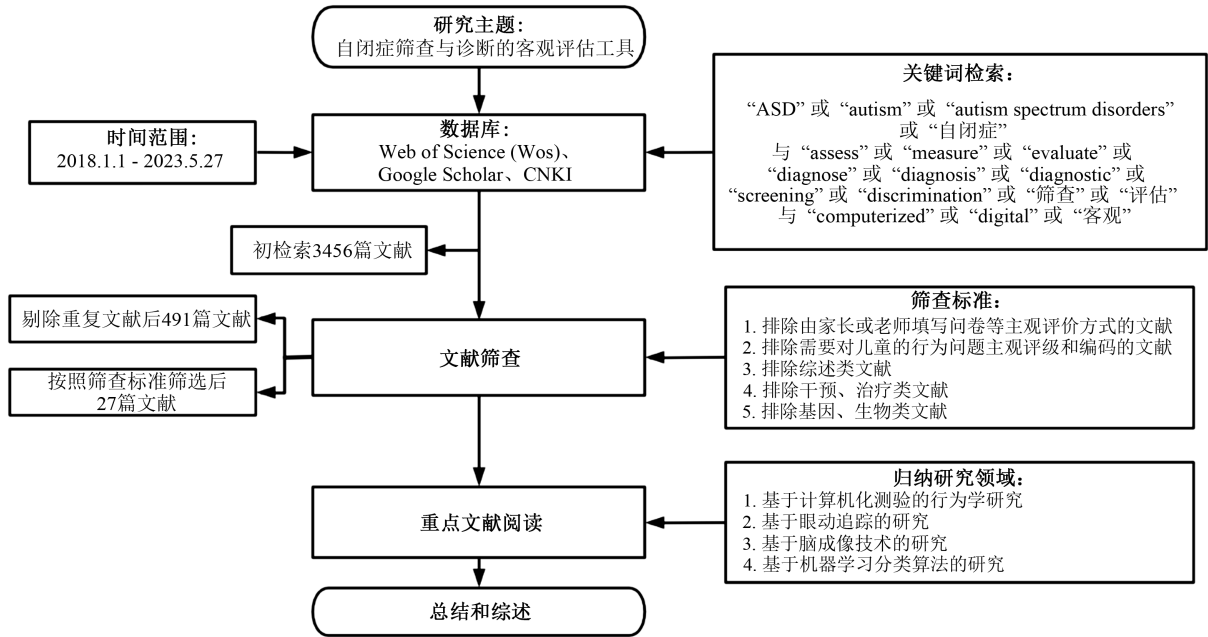


Figure 1. Diagram of the literature retrieval and screening  
图 1. 文献检索与筛查过程图

## 3. 自闭症筛查与诊断的客观评估工具

对重点文献阅读后将研究领域归纳为以下四类，分别为：(1) 基于计算机化测验的行为学研究(见表 1)；

(2)基于眼动追踪的研究(见表 2); (3) 基于脑成像技术的研究(见表 3); (4) 基于机器学习分类算法的研究(见表 4)。部分研究同时应用了眼动技术与机器学习分类算法(如 He et al., 2021), 或同时使用了脑成像技术与机器学习分类算法(如 Grossi et al., 2019); 本篇综述将前者总结在(4)基于机器学习分类算法的研究中(见表 4), 后者总结在(3)基于脑成像技术的研究中(见表 3)。

**Table 1.** Summary of the results of behavioral research  
**表 1.** 行为学研究的结果总结

作者及年份	被试群体	设备	测量方法	主要结果 (分类准确性)
(Cremone-Caira et al., 2021)	7~11 岁的儿童 155 名(ASD 组 49 人; TD 组 58 人; ASD + ADHD 组 27 人; ADHD 组 21 人)	计算机	三个计算机化的行为任务(Stroop 任务; Stop-Change 任务; Hungry Donkey 任务(对爱荷华州赌博任务 Iowa Gambling Task 的改编))测量四个抑制子领域: 干扰控制, 反应性抑制, 主动抑制和动机抑制	ASD + ADHD 组在三个抑制控制任务表现上都显著差于其他组, ASD 与 ADHD 共病的儿童在反应性抑制方面的损害更大
(DiCriscio et al., 2021)	5~16 岁的儿童 87 名, 其中 ASD 组 48 名, 非 ASD 组 39 名	-	视觉感知技能测试 - 第 3 版 (TVPS-3)行为任务的测量, 该测试包含 7 个子测试: 视觉歧视(VD)、视觉记忆(VM)、空间关系(SR)、表格恒常性(FC)、顺序记忆(SM)、图形地面(FG)和视觉闭合(VC)	无 ASD 的儿童的 TVPS 总分, TVPS 基本过程得分以及 TVPS 视觉记忆和顺序记忆子测试分数都显著高于 ASD 儿童; 而两组儿童的 RDI 指数接近
(Johnston, 2019)	自闭症成人(n = 110), 年龄和智商匹配的对照组(n = 31)	-	用 BADS (The Behavioural Assessment of Dysexecutive Syndrome)中钥匙搜索(The Key Search)和动物地图(The Zoo Map)两个子任务测量执行功能的计划子成分; 海林和布里克斯顿测试(The Hayling and Brixton Test)测量执行功能的抑制和认知灵活性; COWA (Controlled Oral Word Association, 又叫 FAS)受控口语联想测量语言流畅性	四个执行功能任务上, ASD 组成人都表现出显著受损, 而且完成任务的平均时间也显著长于对照组, 表明 ASD 组在执行功能上受损
(Oie et al., 2020)	14~15 岁的青少年共 43 名, ASD 组(n = 21)和神经分裂症 EOS 组(n = 22)	-	分别用霍普金斯语言学习测试 - 修订版(HVLT-R)、简短的视觉空间记忆测试 - 修订版(BVMT-R)、D-KEFS 的颜色字干涉测试、韦氏斯勒智力量表简短版(WASI)测量语言学习和记忆、视觉学习和记忆、语言处理速度、抑制和心理灵活性以及语言和非语言智力	ASD 和 EOS 青少年在神经心理损伤水平上表现相似, 两组青少年在言语学习、言语延迟回忆方面表现都较差, 而且在两年后的随访中都有所改善, 但根据神经心理学任务表现, 可能很难区分 EOS 和 ASD 的青少年

续表

(Nilsson Jobs et al., 2018)	35名3岁ASD儿童的兄弟姐妹, 其中被诊断为ASD (n = 12), 未被诊断为ASD (n = 23), 以及14名典型发育且没有ASD家族史的对照组	-	执行修改版的儿童嵌入式数字测试(CEFT, Children's Embedded Figures Test)、图形地面任务(FG, Figure Ground task)、隐藏图片(H, Hidden Pictures)三个局部任务和碎片图片测试(FPT, The Fragmented Picture Test)、格式塔测试(GC, Gestalt Closure)两个全局任务, 任务执行过程录像并用软件进行离线分析	ASD组与非ASD组在隐藏图片(H, Hidden Pictures)这一局部任务上的准确率存在显著差异, 而在全局任务上没有表现出显著差异, 表明ASD儿童可能存在局部视觉处理的增强
(Carlsson et al., 2018)	5~9岁的68名ASD儿童和98名年龄匹配的典型发育(TD)对照组	计算机平板电脑上的应用程序	执行包含: (1) 叙事, (2) 沉默和(3) 干扰三种不同的听觉条件的错误信念理解任务(False-Belief Understanding Task)	ASD组在FB任务的任何条件下都没有显著高于机会水平, 而对照组在FB任务的任何条件下都显著高于机会水平
(Goris et al., 2020)	18岁到50岁的成年人161名	-	使用三种不同的范式研究了ASD对可预测性和相同性的偏好, 通过调查自闭症特征(用神经典型人群中的自闭症谱系和社会反应量表测量)与三个不同任务(“音乐偏好”任务、“感知流畅性”任务和“赌博”任务)的分数之间的相关性	自闭症特征与音乐偏好和感知流畅性任务中对可预测性的偏好之间存在正相关关系, 没有发现与赌博行为的假设相关性, 但确实观察到事后相关性, 表明具有更多自闭症特征的被试更快地选择可预测牌组, 总体上, 有更多自闭症特征的神经典型成年人对可预测的曲调有更强的偏好

### 3.1. 行为学研究

计算机化的客观评估工具往往是基于现有的认知评估任务开发的, 如CANTAB的测验就包含了很多对注意、工作记忆、短时记忆等执行功能进行测量的经典任务。有研究(Mohai et al., 2022)指出, 技术(软传感器)方法在评估神经发育障碍(例如自闭症谱系障碍(ASD)、注意力缺陷多动障碍(ADHD)和特定学习障碍)特有的神经认知功能障碍中的作用。在许多情况下, 神经认知功能障碍可以在神经发育障碍中检测到, 其中一些具有明确的综合征特异性临床模式。许多基于证据的神经心理学测试可用于识别这些特定领域的功能。认知功能(如执行功能)的非典型模式几乎存在于所有发育障碍中。计算机化的任务增强了原始测试的诊断能力和灵敏度, 通过更精确地测量目标认知能力及其局限性, 可以帮助获得更准确的诊断。这在一些发育障碍(例如, ADHD, ASD)的诊断, 干预等方面非常有用(Mohai et al., 2022)。

综合以上行为学研究结果, 大部分研究的被试群体集中于18岁以下的未成年人, 少部分研究(Johnston, 2019)以成年ASD群体和发育正常群体作为研究对象, 其原因可能是ASD作为一种发育障碍导致的特殊群体, 可能会在成长发育后减小与正常群体的差异。一部分行为学任务(如测量抑制控制的任务 Stroop 任务、Stop-Change 任务、Hungry Donkey 任务; 测量视觉感知技能的 TVPS-3 测试; 测量局部

和全局的视觉任务隐藏图片(Hidden Pictures)任务; 错误信念理解任务(False-Belief Understanding Task, 等)已被证明能够区分未成年的 ASD 群体与年龄相匹配的正常发育群体(Carlsson et al., 2018; Cremone-Caira et al., 2021; DiCriscio et al., 2021; Nilsson Jobs et al., 2018), 并且当 ASD 与 ADHD 或其他发育障碍导致的特殊群体是共病时, 其行为学结果与正常对照组的差异更显著(Cremone-Caira et al., 2021)。对行为学结果的衡量指标通常为所执行任务的正确率、反应时或得分(Goris et al., 2020)。

### 3.2. 眼动研究

ASD 群体的特点之一是比较正常群体更少的社会性注意, 表现为更少地注释他人面孔的眼睛区域, 和更少的社会性互动。因此, 很多眼动研究(Carter Leno et al., 2021; Reisinger et al., 2020; Tsuchiya et al., 2021)以眼睛区域的注视作为感兴趣区域, 追踪执行任务时的眼球运动, 研究 ASD 和正常群体的差异。其中 Tsuchiya 等人使用视频任务(Tsuchiya et al., 2021), 同时记录眼动注视时, 对 ASD 和正常群体的分类准确率可达 78%。

**Table 2.** Summary of results based on eye tracking research

**表 2.** 基于眼动追踪研究的结果总结

作者及年份	被试群体	设备	测量方法	主要结果 (分类准确性)
(Carter Leno et al., 2021)	11~15 岁被临床诊断为 ASD 的儿童 46 名	Tobii TX-300 眼动仪	使用 Tobii Studio 呈现情绪识别任务, 并记录观察行为, 记录该行为为任务的正确率和反应时, 感兴趣区域为对眼睛和嘴巴的注视数据	在情绪识别任务的正确率和反应时上, 情绪的主效应显著, 而且 ASD 青少年的冷酷无情(CU)特征与成功识别恐惧的反应时增加和观看恐惧面孔时对眼睛更少的注视有关
(Tsuchiya et al., 2021)	5~17 岁的儿童和青少年共 165 名, 其中 39 名没有任何共病神经发育异常的 ASD 患者 (ASD 组), 102 名典型发育个体(TD 组)和 24 名个体的独立样本(第二对照组)	Gazefinde (该系统在带有监视器的个人计算机中配备了一组用于捕获眼睛凝视模式和刺激电影剪辑的设备)	记录儿童和青少年观看视频时的眼睛注视	最佳拟合算法的曲线下面积(AUC)为 0.84, 灵敏度、特异性和准确度分别为 74%、80%和 78%; 交叉验证的 AUC 为 0.74, 第二个对照组的验证 AUC 为 0.91
(DiCriscio et al., 2021)	5~14 岁的儿童共 89 名, 其中 ASD 儿童 43 名, 非 ASD 儿童 46 名	眼动仪	儿童执行使用单色刺激(黑色, 白色, 灰色)的被动眼动追踪任务, 以量化功能性瞳孔反应指标作为与 ASD 相关的惩罚和奖励敏感性的生理相关性, 记录眼球运动和瞳孔直径, 监测眼睛凝视和瞳孔扩张, 还测量了由家长填写的儿童对惩罚的敏感性和对奖励的敏感性问卷(SPSRQ-C)和社会响应量表 - 第 2 版(SRS-2)	静息瞳孔直径(PD), 功能性瞳孔反应指标(即在黑暗和明亮条件下持续瞳孔反应的扩张幅度与 PD 的差异: $A_D$ 与收缩幅度与 PD 的差异差异: $A_C$ ), 奖励敏感性的定量测量 (SPSRQ-C)和 ASD 特征(SRS-2)之间存在相关关系, 而且幅度指标 ( $A_D$ 与 $A_C$ )是 ASD 特征的重要预测指标

续表

(Tan et al., 2018)	6 岁 ASD 组(N = 13), 8 岁 ASD 组(N = 21), 6 岁 TD 组(N = 25)和 8 岁 TD 组(N = 20)	Tobii X60 眼动仪	使用 Honomichl 和 Chen (2006)开发的场景类比任务测量儿童的类比推理能力,并记录儿童在任务期间的眼球运动,此外,还测量数字回忆任务、块回忆任务, The Day-Night 和 Happy-Sad Stroop 任务, 维度变化排序任务和灵活的项目选择任务, 评估认知技能和执行功能	ASD 儿童解决类比问题的能力不如 TD 儿童, 眼动数据进一步表明, ASD 组和 TD 组的儿童表现出不同的注意力模式和处理策略, 即与 ASD 组相比, TD 儿童花更多的时间注视关系项目, 并在目标和关系位置之间显示更多的扫视
(Reisinger et al., 2020)	42 名 ASD 患者, 29 名发育障碍(DD)对照组和 62 名 3 至 25 岁之间的典型发育(TD)对照组	计算机、眼动仪	使用情绪面孔眼动追踪范式, ASD 组在大约 2 个月后重测, 检验执行任务时的平均注视比例和注视特定兴趣区域(AOI)的数量, 并观察不同情绪面孔时瞳孔反应性的变化	无论所呈现的情绪如何, ASD 组通过减少注视比例和注视眼睛的数量来进行非典型面部扫描。此外, 瞳孔测量能够检测到 ASD 组瞳孔向快乐面孔的扩张增加; 重测信度系数在差和优秀范围之间变化, 其中注视比例显示出最高的信度系数

### 3.3. 脑成像研究

脑成像研究较其他研究方法成本更高, 采用的技术方法也不一而足, 如脑电图、脑磁图、磁共振成像、无创计算机断层扫描等, 用于评估 ASD 与正常群体的变量也不尽相同。虽然有研究(Bosl et al., 2018; Grossi et al., 2019)结果表明对 ASD 与其他群体的分类准确率可超过 90%, 但考虑到其较高的技术成本与较低的被试年龄, 从应用层面来看依然较难广泛地推广。

**Table 3.** Summary of results based on brain imaging research

**表 3.** 基于脑成像研究的结果总结

作者及年份	被试群体	设备	测量方法	主要结果 (分类准确性)
(Bosl et al., 2018)	99 名 3 个月到 36 个月的 ASD 儿童和 89 名低风险对照组	采集脑电信号的设备	从脑电图信号计算非线性特征, 并用作统计学习方法的输入	特异性、敏感性和 PPV 都很高, 在某些年龄段超过 95%, 而且仅使用儿童 3 个月大时采集的脑电图数据预测研究中所有婴儿的 ADOS 校准严重程度评分与实际测量分数密切相关

续表

(Grossi et al., 2019)	4~14 岁的儿童, 20 名被诊断患有 ASD 和 20 名被诊断患有其他神经精神疾病 NPD 的儿童, 其中注意缺陷多动障碍 (ADHD) (n = 16), 情绪障碍(n = 2), 焦虑障碍(n = 2)	采集脑电信号的设备	对脑电图采用多尺度排名组织图/隐性功能作为挤压时间(MS-ROM/IFAST)的处理方法, 在 MS-ROM/IFAST 中输入持续 10 分钟连续无伪影脑电图数据片段, 从 MS-ROM/IFAST 创建的新变量中, 根据相关准则选择了 12 个特征, 作为监督机器学习系统(MLS)盲分类器的输入	区分 ASD 与其他 NPD 病例的总体预测能力范围为 93%至 97.5%
(Jung et al., 2021)	8~18 岁的青年共 79 名, 其中 ASD 组 49 名, 智商匹配的典型发育(TD)组 30 名	采集功能性磁共振成像数据、皮肤电导和心率的设备	首先在功能性磁共振成像期间经历轻度厌恶的触觉和听觉刺激, 然后测量皮肤电导(SCR)和心率(HR), 并由父母报告了孩子的感觉过度反应(SOR)严重程度	ASD 组对轻度厌恶的感觉刺激表现出更高的生理唤醒, 特别是心率反应显示出与 SOR 的大脑和行为测量的关联
(Yamada et al., 2020)	平均年龄 4.3 岁的 ASD 儿童 109 名和平均年龄 4.5 岁的典型发育儿童 60 名	无创计算机断层扫描 (CT)仪	使用无创计算机断层扫描 (CT)评估这些儿童是否可能出现颅内压升高	患有 ASD 的儿童可能有患慢性颅内高压的风险
(Ono et al., 2020)	5~7 岁的 23 名 ASD 儿童和 32 名 TD 儿童	定制的脑磁图设备	在 20 Hz 和 40 Hz 下测量了听觉稳态反应(ASSR)并评估了考夫曼儿童测试测量的智力功能的相关性	两组均明确检测到对 20 Hz 和 40 Hz 的反应, 未发现显著差异, 而在两组中都观察到 40 Hz ASSR 的右侧优势
(Lalani et al., 2018)	5~19 岁的 ASD 组 56 名(38 名 AIQ, 18 名 LIQ), TDC 组 30 名	采集功能性磁共振成像数据的设备	执行记忆和学习测试 (TOMAL, Test of Memory and Learning)并扫描获取的磁共振图像, 定义 SN 和 DMN 的皮质区域为关键解剖区域(ROIs), 例如额叶上区, 前扣带和小脑, 还检查了总灰质和总脑体积	(AIQ, LIQ, TDC)三组在任何听觉注意相关的脑容量上没有显著差异; 而体积大小 - 注意力功能存在显著的相互作用的趋势; 此外, AIQ ASD 组的楔前容积和听觉注意表现呈负相关, 表明较大的体积与较差的表现有关

### 3.4. 机器学习分类算法的应用

与其他研究方法相比, 基于机器学习分类算法的研究不仅在采集数据上更方便快捷, 而且对未成年 ASD 群体与其他群体的分类评估准确率基本可达 80%左右(He et al., 2021; Javed et al., 2020; Perochon et al., 2021)。这些研究多是在执行计算机化任务的同时, 通过便携电子设备的摄像头记录被试的眼动注视或头部运动, 并对其进行编码, 再用机器学习分类算法进行分类, 评估方法更加客观。



**Table 4.** Summary of the results of classification algorithm research based on machine learning  
**表 4.** 基于机器学习分类算法研究的结果总结

作者及年份	被试群体	设备	测量方法	主要结果 (分类准确性)
(Kochler et al., 2022)	ASD 成年人(n = 16); 非 ASD 成年人(n = 23)	运动能量分析 版本 3.10 (MEA; Ramseyer & Tschacher, 2011)	对访谈视频中的人际同步(IPS)的潜力, 使用 MEA 独立于观察者的客观工具, 量化头部和上半身的运动并进行客观评估	ASD 相较于对照组在自然谈话中人际同步(IPS)减少
(He et al., 2021)	4~6 岁的儿童共 74 名, 其中 26 名 HFA (高功能自闭症儿童), 24 名年龄匹配的 LFA (低功能自闭症儿童)和 24 名年龄匹配的 TD (典型发育)儿童	计算机、眼动仪	使用包含凝视或非凝视不同方向线索的计算机化视觉定向任务(computerized visual-orienting task), 触发参与者的注视跟随行为, 同时记录眼动数据, 对眼动数据使用机器学习的 KNN 算法进行分类	总体准确率达 81.08%, HFA、LFA 和 TD 组的 AUC 分别为 0.775、0.908 和 0.927
(Dawson et al., 2018)	104 名 16~31 个月大的幼儿	计算机	使用计算机视觉分析来评估儿童的姿势控制, 主要是中线位置的头部姿势控制, 这一指标能够反映在主动注意力状态下的自发头部运动率	ASD 组头部运动率显著高于非 ASD 组
(Perochon et al., 2021)	17~37 个月大的幼儿 910 名	计算机、iPhone 或 iPad 设备的摄像头和应用程序	使用计算机视觉分析(CVA)的方法和基于 iPhone 或 iPad 设备的摄像头和应用程序, 对儿童的头部运动进行编码	同时使用头部转动频率和头部转动延迟信息时, 分类器 AUC 可达 0.83
(Bovery et al., 2021)	16·31 个月儿童共 104 名, 其中 ASD 儿童 22 名	计算机、iPad 中的前置摄像头	记录儿童观看不同类视频的头部和虹膜位置, 然后通过计算机视觉算法自动分析头部和虹膜位置, 以检测注意力的方向	结果表明 ASD 组整体注意力不足, 而且更多地关注非社会刺激而不是社会刺激
(Mouga et al., 2021)	15~16 岁的青少年共 33 名, 其中 ASD 组 17 名, TD 组 16 名	计算机、眼动仪	使用名为 EcoSupermarketX 的虚拟现实实验任务, 执行任务期间同时监测被试的眼球运动	随着认知负荷的增加, ASD 组受到的影响更大; 而且 ASD 组表现出针对线索提示的显著受损, 无论是社会性的还是非社会的线索; 眼动追踪表明, ASD 组在社会性提示下的注视时间显著长于 TD 组

续表

(Drimalla et al., 2020)	无智力障碍的 ASD 成年人 37 名和 43 名健康成年人的对照组	自动量化社交互动缺陷生物标志物的数字工具	使用模拟互动任务(SIT), 通过视频进行标准化的 7 分钟模拟对话, 并自动分析面部表情, 凝视行为和语音特征	仅根据 ASD 的面部表情和声音特征, 以 73% 的准确率, 67% 的灵敏度和 79% 的特异性检测出 ASD 患者, 其中, 社会性微笑和面部模仿的减少以及更高的声音基频和和谐噪声比是 ASD 患者的特征
(Javed et al., 2020)	年龄在 4~12 岁之间的共 18 名儿童, 其中 13 名 TD 组和 5 名 ASD 组	机器人	在感官迷宫游戏的设置中与机器人进行一次性互动, 在针对儿童感觉处理技能的儿童-机器人交互环境中收集视频、音频和运动跟踪数据, 并通过训练多通道和多层卷积神经网络, 生成个性化的社交参与模型	在训练阶段, 该网络对 TD 组分类的平均准确率为 0.7985, 对 ASD 组分类的平均准确率为 0.8061。对于测试数据, 性能保持稳定, ASD 组的平均准确度为 0.7767, TD 组的平均准确度为 0.7918

#### 4. 总结与讨论

目前的研究主要综述了: (1) 基于计算机化测验的行为学研究; (2) 基于眼动追踪的研究; (3) 基于脑成像技术的研究; (4) 基于机器学习分类算法的研究, 这四类用于自闭症筛查与诊断的客观评估工具。不同的研究方法有不同的优势, 比如基于计算机化测验的行为学研究和基于机器学习分类算法的研究往往比较方便操作, 便于评估, 比如使用平板或手机记录儿童的头部运动特征对 ASD 分类就能够可达 0.83 的 AUC (Perochon et al., 2021)。而基于眼动追踪技术和脑成像技术的研究分类准确率较高(He et al., 2021; Tsuchiya et al., 2021), 但是由于设备条件不够普及, 对儿童的脑成像记录往往较困难, 因此这样的方法可能更适合正式的临床诊断, 而非早期的广泛筛查。此外, 将客观评估工具与主观评价的标准化量表相结合, 可以帮助提高筛查与诊断的准确性(Grove et al., 2000)。

#### 5. 展望

目前的研究表明, 基于机器学习算法对自闭症进行筛查与诊断的客观工具表现出巨大的潜力, 这样的评估方式不仅便捷高效, 而且表现出较高的分类正确率, 还适用于幼儿(Bovery et al., 2021; Dawson et al., 2018; Perochon et al., 2021)的早期筛查, 由于早发现才能便于早治疗, 因此这样的评估方式还方便对偏远地区的儿童进行普及。

#### 致 谢

感谢我的导师张功亮老师, 对本综述的指导性建议和对我的教导, 感谢国家社会科学基金对此项研究课题的支持, 也感谢课题组的其他同学, 室友们和我的家人、朋友, 你们的鼓励和支持是我完成综述的动力。

#### 基金项目

本研究获得国家社会科学基金教育学一般课题“自闭症儿童的注意加工机制及注意力提升方法研究”的支持, 课题批准号: BBA220201。

## 参考文献

- 陈光华, 陶冠澎, 翟璐煜, 白学军(2022). 自闭症谱系障碍的早期筛查工具. *心理科学进展*, 30(4), 738-763.
- 李婷婷, 郭磊, 李帅, 高靖洁(2019). 孤独症谱系障碍测评工具的研究述评. *心理技术与应用*, 7(2), 107-117.
- 谢点, 孔令志(2021). 基于脑磁图的自闭症谱系障碍早期筛查和诊断指标. *中国听力语言康复科学杂志*, 19(3), 232-237.
- American Psychiatric Association, DSM-5 Task Force (2013). *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders: DSM-5™* (5th ed.). American Psychiatric Publishing, Inc. <https://doi.org/10.1176/appi.books.9780890425596>
- Bosl, W. J., Tager-Flusberg, H., & Nelson, C. A. (2018). EEG Analytics for Early Detection of Autism Spectrum Disorder: A Data-Driven Approach. *Scientific Reports*, 8, Article No. 6828. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-24318-x>
- Boverly, M., Dawson, G., Hashemi, J., & Sapiro, G. (2021). A Scalable Off-the-Shelf Framework for Measuring Patterns of Attention in Young Children and Its Application in Autism Spectrum Disorder. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 12, 722-731. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2018.2890610>
- Carlsson, E., Miniscalco, C., Gillberg, C., & Åsberg Johnels, J. (2018). Assessing False-Belief Understanding in Children with Autism Using a Computer Application: A Pilot Study. *Journal of Psycholinguistic Research*, 47, 1085-1099. <https://doi.org/10.1007/s10936-018-9579-2>
- Carter Leno, V., Bedford, R., Chandler, S., White, P., Yorke, I., Charman, T., Pickles, A., & Simonoff, E. (2021). Callous-Unemotional Traits in Youth with Autism Spectrum Disorder (ASD): Replication of Prevalence Estimates and Associations with Gaze Patterns When Viewing Fearful Faces. *Development and Psychopathology*, 33, 1220-1228. <https://doi.org/10.1017/S0954579420000449>
- Cremonese-Caira, A., Trier, K., Sanchez, V., Kohn, B., Gilbert, R., & Faja, S. (2021). Inhibition in Developmental Disorders: A Comparison of Inhibition Profiles between Children with Autism Spectrum Disorder, Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder, and Comorbid Symptom Presentation. *Autism*, 25, 227-243. <https://doi.org/10.1177/1362361320955107>
- Dawson, G., Campbell, K., Hashemi, J., Lippmann, S. J., Smith, V., Carpenter, K., Egger, H., Espinosa, S., Vermeer, S., Baker, J., & Sapiro, G. (2018). Atypical Postural Control Can Be Detected via Computer Vision Analysis in Toddlers with Autism Spectrum Disorder. *Scientific Reports*, 8, Article No. 17008. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-35215-8>
- DiCriscio, A. S., Smith, J., & Troiani, V. (2021). Comprehensive Assessment of Visual Perceptual Skills in Autism Spectrum Disorder. *Frontiers in Psychology*, 12, Article ID: 662808. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.662808>
- Drimalla, H., Scheffer, T., Landwehr, N., Baskow, I., Roepke, S., Behnia, B., & Dziobek, I. (2020). Towards the Automatic Detection of Social Biomarkers in Autism Spectrum Disorder: Introducing the Simulated Interaction Task (SIT). *NPJ Digital Medicine*, 3, Article No. 25. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0227-5>
- Garb, H. N., & Schramke, C. J. (1996). Judgement Research and Neuropsychological Assessment: A Narrative Review and Meta-Analyses. *Psychological Bulletin*, 120, 140-153. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.120.1.140>
- Goris, J., Brass, M., Cambier, C., Delplanque, J., Wiersema, J. R., & Braem, S. (2020). The Relation between Preference for Predictability and Autistic Traits. *Autism Research*, 13, 1144-1154. <https://doi.org/10.1002/aur.2244>
- Grossi, E., Buscema, M., Della Torre, F., & Swatzyna, R. J. (2019). The “MS-ROM/IFAST” Model, a Novel Parallel Nonlinear EEG Analysis Technique, Distinguishes ASD Subjects From Children Affected with Other Neuropsychiatric Disorders with High Degree of Accuracy. *Clinical EEG and Neuroscience*, 50, 319-331. <https://doi.org/10.1177/1550059419861007>
- Grossi, E., Olivieri, C., & Buscema, M. (2017). Diagnosis of Autism through EEG Processed by Advanced Computational Algorithms: A Pilot Study. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 142, 73-79. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2017.02.002>
- Grove, W. M., Zald, D. H., Lebow, B. S., Snitz, B. E., & Nelson, C. (2000). Clinical versus Mechanical Prediction: A Meta-Analysis. *Psychological Assessment*, 12, 19-30. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.12.1.19>
- He, Q., Wang, Q., Wu, Y., Yi, L., & Wei, K. (2021). Automatic Classification of Children with Autism Spectrum Disorder by Using a Computerized Visual - Orienting Task. *PsyCh Journal*, 10, 550-565. <https://doi.org/10.1002/pchj.447>
- Hoffmann, A., Thurman, A., Sterling, A., Kover, S., Finestack, L., Berry-Kravis, E., Edgin, J., Drayton, A., Fombonne, E., & Abbeduto, L. (2022). Analysis of a Repetitive Language Coding System: Comparisons between Fragile X Syndrome, Autism, and Down Syndrome. *Brain Sciences*, 12, Article No. 575. <https://doi.org/10.3390/brainsci12050575>
- Javed, H., Lee, W., & Park, C. H. (2020). Toward an Automated Measure of Social Engagement for Children with Autism Spectrum Disorder—A Personalized Computational Modeling Approach. *Frontiers in Robotics and AI*, 7, Article No. 43. <https://doi.org/10.3389/frobt.2020.00043>
- Johnston, K. (2019). Executive Function: Cognition and Behaviour in Adults with Autism Spectrum Disorders (ASD). *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 49, 4181-4192.

- Jung, J., Zbozinek, T. D., Cummings, K. K., Wilhelm, F. H., Dapretto, M., Craske, M. G., Bookheimer, S. Y., & Green, S. A. (2021). Associations between Physiological and Neural Measures of Sensory Reactivity in Youth with Autism. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, *62*, 1183-1194. <https://doi.org/10.1111/jcpp.13387>
- Koehler, J. C., Georgescu, A. L., Weiske, J., Spangemacher, M., Burghof, L., Falkai, P., Koutsouleris, N., Tschacher, W., Vogeley, K., & Falter-Wagner, C. M. (2022). Brief Report: Specificity of Interpersonal Synchrony Deficits to Autism Spectrum Disorder and Its Potential for Digitally Assisted Diagnostics. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, *52*, 3718-3726. <https://doi.org/10.1007/s10803-021-05194-3>
- Lalani, S. J., Duffield, T. C., Trontel, H. G., Bigler, E. D., Abildskov, T. J., Froehlich, A., Prigge, M. B. D., Travers, B. G., Anderson, J. S., Zielinski, B. A., Alexander, A., Lange, N., & Lainhart, J. E. (2018). Auditory Attention in Autism Spectrum Disorder: An Exploration of Volumetric Magnetic Resonance Imaging Findings. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, *40*, 502-517. <https://doi.org/10.1080/13803395.2017.1373746>
- Luciana, M. (2003). Practitioner Review: Computerized Assessment of Neuropsychological Function in Children: Clinical and Research Applications of the Cambridge Neuropsychological Testing Automated Battery (CANTAB): Use of the CANTAB in Pediatric Neuropsychology. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, *44*, 649-663. <https://doi.org/10.1111/1469-7610.00152>
- Megerian, J. T., Dey, S., Melmed, R. D., Coury, D. L., Lerner, M., Nicholls, C. J., Sohl, K., Rouhbakhsh, R., Narasimhan, A., Romain, J., Golla, S., Shareef, S., Ostrovsky, A., Shannon, J., Kraft, C., Liu-Mayo, S., Abbas, H., Gal-Szabo, D. E., Wall, D. P., & Taraman, S. (2022). Evaluation of an Artificial Intelligence-Based Medical Device for Diagnosis of Autism Spectrum Disorder. *NPJ Digital Medicine*, *5*, Article No. 57. <https://doi.org/10.1038/s41746-022-00598-6>
- Mohai, K., Kálózi-Szabó, C., Jakab, Z., Fecht, S. D., Domonkos, M., & Botzheim, J. (2022). Development of an Adaptive Computer-Aided Soft Sensor Diagnosis System for Assessment of Executive Functions. *Sensors*, *22*, Article No. 5880. <https://doi.org/10.3390/s22155880>
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., & Altman, D. G. (2010). Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses: The PRISMA Statement. *International Journal of Surgery*, *8*, 336-341. <https://doi.org/10.1016/j.ijsu.2010.02.007>
- Mouga, S., Duarte, I. C., Café, C., Sousa, D., Duque, F., Oliveira, G., & Castelo-Branco, M. (2021). Attentional Cueing and Executive Deficits Revealed by a Virtual Supermarket Task Coupled with Eye-Tracking in Autism Spectrum Disorder. *Frontiers in Psychology*, *12*, Article ID: 671507. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.671507>
- Nilsson Jobs, E., Falck-Ytter, T., & Bölte, S. (2018). Local and Global Visual Processing in 3-Year-Olds with and without Autism. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, *48*, 2249-2257. <https://doi.org/10.1007/s10803-018-3470-8>
- Øie, M. G., Andersen, P. N., Hovik, K. T., Skogli, E. W., & Rund, B. R. (2020). Similar Impairments Shown on a Neuropsychological Test Battery in Adolescents with High-Functioning Autism and Early Onset Schizophrenia: A Two-Year Follow-Up Study. *Cognitive Neuropsychiatry*, *25*, 163-178. <https://doi.org/10.1080/13546805.2020.1713736>
- Ono, Y., Kudoh, K., Ikeda, T., Takahashi, T., Yoshimura, Y., Minabe, Y., & Kikuchi, M. (2020). Auditory Steady-State Response at 20 Hz and 40 Hz in Young Typically Developing Children and Children with Autism Spectrum Disorder. *Psychiatry and Clinical Neurosciences*, *74*, 354-361. <https://doi.org/10.1111/pcn.12998>
- Perochon, S., Di Martino, M., Aiello, R., Baker, J., Carpenter, K., Chang, Z., Compton, S., Davis, N., Eichner, B., Espinosa, S., Flowers, J., Franz, L., Gagliano, M., Harris, A., Howard, J., Kollins, S. H., Perrin, E. M., Raj, P., Spanos, M., & Dawson, G. (2021). A Scalable Computational Approach to Assessing Response to Name in Toddlers with Autism. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, *62*, 1120-1131. <https://doi.org/10.1111/jcpp.13381>
- Ramseyer, F., & Tschacher, W. (2011). Nonverbal Synchrony in Psychotherapy: Coordinated Body Movement Reflects Relationship Quality and Outcome. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, *79*, 284-295. <https://doi.org/10.1037/a0023419>
- Reisinger, D. L., Shaffer, R. C., Horn, P. S., Hong, M. P., Pedapati, E. V., Dominick, K. C., & Erickson, C. A. (2020). Atypical Social Attention and Emotional Face Processing in Autism Spectrum Disorder: Insights from Face Scanning and Pupillometry. *Frontiers in Integrative Neuroscience*, *13*, Article No. 76. <https://doi.org/10.3389/fnint.2019.00076>
- Roper, B. L., Ben-Porath, Y. S., & Butcher, J. N. (1995). Comparability and Validity of Computerized Adaptive Testing with the MMPI-2. *Journal of Personality Assessment*, *65*, 358-371. [https://doi.org/10.1207/s15327752jpa6502\\_10](https://doi.org/10.1207/s15327752jpa6502_10)
- Sobieski, M., Sobieska, A., Sekulowicz, M., & Bujnowska-Fedak, M. M. (2022). Tools for Early Screening of Autism Spectrum Disorders in Primary Health Care—A Scoping Review. *BMC Primary Care*, *23*, Article No. 46. <https://doi.org/10.1186/s12875-022-01645-7>
- Tan, E., Wu, X., Nishida, T., Huang, D., Chen, Z., & Yi, L. (2018). Analogical Reasoning in Children with Autism Spectrum Disorder: Evidence from an Eye-Tracking Approach. *Frontiers in Psychology*, *9*, Article No. 847. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.00847>
- Tsuchiya, K. J., Hakoshima, S., Hara, T., Ninomiya, M., Saito, M., Fujioka, T., Kosaka, H., Hirano, Y., Matsuo, M., Kiku-

- chi, M., Maegaki, Y., Harada, T., Nishimura, T., & Katayama, T. (2021). Diagnosing Autism Spectrum Disorder without Expertise: A Pilot Study of 5- to 17-Year-Old Individuals Using Gazefinder. *Frontiers in Neurology, 11*, Article ID: 603085. <https://doi.org/10.3389/fneur.2020.603085>
- Yamada, S., Nakagawa, I., Nishimura, F., Motoyama, Y., Park, Y.-S., & Nakase, H. (2020). The Possibility of Intracranial Hypertension in Patients with Autism Spectrum Disorder Using Computed Tomography. *Journal of Clinical Medicine, 9*, Article No. 3551. <https://doi.org/10.3390/jcm9113551>
- Yasuhara, A. (2010). Correlation between EEG Abnormalities and Symptoms of Autism Spectrum Disorder (ASD). *Brain and Development, 32*, 791-798. <https://doi.org/10.1016/j.braindev.2010.08.010>