

面向孤独症儿童机器人辅助学习的深度—模糊个性化框架

吴浩铭

重庆大学经济与工商管理学院, 重庆 400044, 重庆, 中国

摘要: 关于机器人在孤独症治疗中成效的研究, 此前主要依赖“绿野仙踪”(Wizard-of-Oz)方法, 即由机器人执行预先设定的行为, 但该方法高度依赖人工干预, 因而受到限制。为突破这一局限, 本文提出一种面向社交机器人的新型深度—模糊个性化框架, 以增强其与孤独症儿童交互时的适应性。该框架包含一个平均精度均值达 93% 的深度学习模型——单次检测式情绪检测器 (SED), 以及一个基于模糊逻辑的参与度预测引擎; 后者利用得分、智商水平与任务复杂度等因素, 估计孤独症儿童在与机器人交互过程中的参与度。本文在人形机器人 RoCA 上实现该框架, 评估这一个性化方法对加纳孤独症儿童在人机交互中学习成效的影响。统计分析 (曼—惠特尼检验, $U=3.0$, $P=0.012$) 表明, RoCA 采用深度—模糊方法后, 学习增益获得显著提升。

关键词: 非洲; 孤独症; 深度学习; 模糊逻辑; 个性化; 机器人

Deep-fuzzy Personalisation Framework for Robot-assisted Learning for Children with Autism

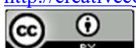
HaoMing Wu

School of Economics and Business Administration, Chongqing University, Chongqing 400044, China

Abstract: Research exploring the efficacy of robots in autism therapy has predominantly relied on the Wizard-of-Oz method, where robots execute predetermined behaviours. However, this approach is constrained by its heavy reliance on human intervention. To address this limitation, we introduce a novel deep-fuzzy personalization framework for social robots to enhance adaptability in interactions with autistic children. This framework incorporates a deep learning model called singleshoot emotion detector (SED) with a mean average precision of 93% and a fuzzy-based engagement prediction engine, utilizing factors such as scores, IQ levels, and task complexity to estimate the engagement of autistic children during robot interactions. Implemented on the humanoid robot RoCA, our study assesses the impact of this personalization approach on learning outcomes in interactions with Ghanaian autistic children. Statistical analysis, specifically Mann Whitney tests ($U=3.0$, $P=0.012$), demonstrates the significant improvement in learning gains associated with RoCA's adoption of the deep-fuzzy approach.

Keywords: Africa; Autism; Deep Learning; Fuzzy Logic; Personalization; Robots

一、引言



机器人可以执行重复性任务,并可被编程以在稳定条件下持续表现出可预期的行为。这使它们有可能成为孤独症儿童的适宜伙伴——这类儿童往往难以适应周围环境的突然变化 [1-3]。在孤独症治疗中,机器人可承担多种角色,包括但不限于:作为治疗辅助工具、游戏中的伙伴、社交互动的促成者以及社交行为的示范者 [4]。许多其他单日与纵向研究表明,被诊断为孤独症谱系障碍(ASD)的儿童更偏好社交辅助机器人(SAR)。虽然短期与纵向研究都凸显出机器人作为孤独症治疗有益工具的潜力,但在课堂环境中利用社交机器人支持孤独症儿童学业发展方面仍存在空白。HUIJNEN 等指出,课堂环境下社交机器人在孤独症教育中的应用尚未得到广泛评估。因此,亟需研究这类机器人如何有效促进孤独症儿童在社交、学业、模仿与共同注意等技能上的发展。THILL 等认为,机器人辅助孤独症治疗的研究应优先探索减轻治疗师工作负担的方法,可通过为社交机器人赋予受监督的自主性来实现,使其在人工监督下更为独立地运行。

目前需要不依赖特定平台、且能够推断儿童内部状态以作出恰当反应的先进机器人模型 [5]。随着机器学习(ML)等技术的近期进展,正是探索社交机器人如何感知交互环境数据、加以分析并调整自身行为,从而营造支持性学习氛围、维持儿童兴趣的良好时机。近来,研究重心已转向利用 ML 进行孤独症的诊断与干预,其中多数工作集中于孤独症诊断的 ML 方法 [6]。CRIPPA 等开发了一种有监督机器学习(SML)算法,依据上肢运动对低功能孤独症儿童加以归类。其他用于预测孤独症的 SML 算法则依赖特定脑区的皮层厚度、多参数磁共振成像数据以及面孔加工异常 [7]。

在面向孤独症儿童的机器人辅助治疗过程中,研究者可用 ML 技术分析并预测儿童的情绪状态与行为,从而引导社交机器人提供针对每个儿童独特需求的定制化干预。为满足人机交互中实施 ML 对速度、响应性与能效的要求,鉴于传统 ML 方法存在局限,有必要探索利用人工神经网络的 ML 新分支——深度学习。当前,提升孤独症儿童与机器人交互中的自主性是一项显著挑战:鉴于孤独症儿童行为难以预测,期望社交机器人对交互情境具备精确认知并不现实。以处理不精确性与不确定性见长的模糊逻辑可能提供一种有前景的方案 [8],适于控制孤独症治疗中社交机器人的行为。基于情绪状态、人格特质、社会情境与生理状况等多模态数据,可构建 ML 与模糊计算模型,用以估计孤独症儿童在与社交机器人实时交互中的情绪状态与参与度水平。

本文提出一种面向孤独症儿童与机器人交互、用于个性化机器人辅助学习的新型深度一模糊框架。该框架由两个核心部分组成,借助前沿技术提升交互质量。第一个部分称为单次检测式情绪检测器(SED),采用先进的深度学习方法,通过机器人摄像头采集的实时视频分析孤独症儿童所表达的情绪;第二个部分是基于模糊逻辑的参与度估计系统,能够整合得分、智商水平与任务复杂度等多种输入因素,评估孤独症儿童与社交机器人交互期间的参与度水平。该框架在人形机器人 RoCA 上实现,随后开展实证研究,以评估深度一模糊框架所支持的个性化方法对孤独症儿童与机器人交互中学习成效的影响。

人机交互(HRI)中的情感识别:情感指个体情绪的生理层面。自动检测并归类人的情感可保证更自然的双向沟通,改善人机交互。在特殊教育领域,尤其对可能存在言语沟通困难的孤独症儿童而言,研究者可把机器人作为治疗伙伴,感知儿童的非言语线索并预判其情绪状态,从而按需调整干预。面部表情在社会交往中至关重要,可揭示一个人的情绪或意图。在人机交互等动态环境中自动识别面部情绪(FER)是计算机视觉中的一项挑战性任务:由于计算需求高、技术条件受限且需要对情绪状态实时处理,自动检测情绪相当复杂。与人的行为类似,社交机器人必须整合来自环境的多传感数据并加以解释,以推断情绪状态与参与度水平,进而相应调整自身行为。人机交互中为机器人提出的许多 FER 系统都依赖传统的特征提取与 ML 方法。

在 GIORGAN 与 PLOEGER 的研究中,研究者从人脸图像中提取 Gabor 特征,并用支持向量机(SVM)与 Adaboost 两种 ML 算法为家用机器人构建情绪分类系统。ALONSO-MARTIN 等用 openCV 进行人脸检测,并借

助 SHORE 与 CERT 两套外部软件系统为机器人 Maggie 构建 FER 系统。CID 等用 Gabor 滤波器提取特征、以动态贝叶斯网络作为分类器，使机器人 Muecas 能够识别人的情绪。LEO 等开发了基于方向梯度直方图（HOG）描述子与 SVM 的 FER 系统，并在 Robokind™ R25 机器人上实现。LIU 等设计了采用二维 Gabor 滤波器、局部二值模式（LBP）与极限学习分类器的 FER 系统，用于 Nao 机器人。

然而，这些传统方法依赖浅层学习或 LBP、尺度不变特征变换（SIFT）、HOG 与非负矩阵分解等手工特征，需要大量计算资源，难以用于实时人机交互场景。SVM 等传统 ML 算法能有效预测受控实验室环境下所获图像的情绪，但对自然环境中随机拍摄的图像适用性有限。在存在多种噪声源的复杂环境中，情绪识别可借助深度神经网络加以解决。大量基于深度学习的 FER 系统采用图像分类思路。例如用 OpenCV 检测人脸，并在 CK+ 与 JAFFE 数据集上用深度卷积神经网络（CNN）提取特征以进行情绪分类。YU 与 ZHANG 通过人脸检测器与分类器的集成来观察面部表情并归类情绪。在人机交互中，机器人若能理解环境中物体的类别及其精确位置，即可改进决策；因此，探索基于目标检测的 ML 模型用于人机交互恰逢其时。目标检测指的是这样一类计算机视觉技术：在数字图像与视频序列中识别物体（如猫、狗、人脸、书本），用边界框定位并随后加以分类。

目标识别是图像分类的扩展形式。图像分类通常把一幅图像归入单一类别（可带或不带定位），而目标检测算法可识别多个物体、用边界框定位并把每个物体归入其预测类别。在人机交互中，目标检测算法能迅速检出物体的存在与精确位置，因而具有显著优势。在面向孤独症儿童的机器人辅助学习等场景中，目标检测算法使机器人能够识别环境中的物体，从而在儿童接近潜在危险或不直接接触的物体时采取适当行动。借助快速的目标检测算法，机器人可预测孤独症儿童的情绪状态并相应调整行为。尽管目标检测在飞机与舰船检测、机器人环境感知与物体操作等领域已被证明高效有力，但其在社交机器人与孤独症儿童交互中实时情绪识别方面的潜力尚未被充分挖掘。

孤独症儿童—机器人交互的个性化：每个孤独症儿童都有独特的优势与困难，因此必须制定契合其具体需求的个体化干预方案。在交互过程中，机器人应能感知并分析儿童的情绪状态与参与度等数据，以便实时调整，从而优化学习成效。尽管潜在益处显著，但把深度学习情绪识别系统用于增强 ASD 机器人介导治疗的研究仍然有限：现有情绪识别系统主要依赖在典型发育个体数据集与音频线索上训练的传统 ML 算法。

领域专用数据集的匮乏导致 FER 系统在人机交互情境中的预测准确率欠佳。为解决这些问题，本文提出一种基于目标检测算法 SSDLite 迁移学习的模型。所提出的 SED 是一套由深度学习驱动、同时完成人脸定位与面部表情分类的系统。通过把人脸检测与分类过程整合到统一流水线中，该模型保证了较高的每秒帧数（FPS）、极低的时延与高效的功耗，从而支撑实时情绪检测任务。

为优化学习成效，社交机器人必须能够在孤独症儿童与机器人的实时交互（ACRI）中评估儿童的参与度水平。通过测量儿童当前的情绪状态与估计的参与度，机器人可依据个体需求定制学习环节。然而，迄今为止 ACRI 情境下的参与度估计尚未受到研究者的广泛关注。现有参与度估计模型通常依赖面部图像、头部动作与身体姿态等单一感知模态。鉴于 ASD 的复杂性，融合情感状态、智商水平、学习进度与生理指标的多模态数据组合可对参与度水平给出更准确的实时估计。本文还提出并评估了把模糊逻辑技术——一种以在不确定与不精确环境中效果显著而著称的方法——用于孤独症儿童与机器人交互。

二、方法

在孤独症干预领域，社交机器人被用作交互促成者，能够依据孤独症儿童的个体档案、情绪状态与学习进度定制自身行为。这类社交机器人可被赋予一定自主性，在实时交互中感知孤独症儿童的情绪状态与参与度水

平并相应调整学习过程。为此,本文提出一种个性化交互框架,把新型 SED 与模糊推理系统(FIS)结合起来,以促成孤独症儿童与机器人之间持久而有意义的长期交互。本文把基于深度学习的 SED 模型与以 C#插件形式建模的 FIS 系统集成到 RoCA 机器人中,实现并评估了该框架,并通过多次实验评估个性化对孤独症儿童参与的人机交互学习成效的影响。

(一) 基于深度学习的单次检测式情绪检测器

由于情绪在不同文化间存在差异,或在不同文化情境中含义不同,情绪识别系统在多元文化场景下表现欠佳。现有 FER 系统并未在孤独症儿童特有的面部表情上训练,因而在面向孤独症领域的应用中很可能表现不佳。本研究旨在为人形机器人 RoCA 开发一套 FER 系统,用于面向加纳孤独症谱系儿童的机器人介导治疗。为此,本文采集了两个数据集:GHANED 数据集,包含加纳人表现六类情绪(高兴、悲伤、愤怒、恐惧、中性与惊讶)的图像;以及孤独症儿童数据集(ACD),由若干预实验与纵向研究中采集的孤独症儿童面部表情构成。更快的区域卷积神经网络(Faster-RCNN)与 You-Only-Look-Once(YOLO)等目标检测系统计算开销较大,在孤独症儿童与机器人的实时交互中可能运行缓慢;相比之下,单次多框检测器(SSD)以处理迅速、结果精确而突出。

所提出的情绪预测模型采用基于 SSDLite(SSD 的轻量化变体,专为移动端与嵌入式设备设计)的迁移学习框架。选择迁移学习的首要目的在于充分利用 SSDLite 模型在大型通用数据集(如 COCO 或 ImageNet)上预训练所获得的权重参数——这些预训练权重已编码了丰富的通用视觉表征,尤其是对边缘、纹理、形状等底层特征的提取能力,从而显著加速模型在目标任务上的收敛进程,并有效降低对大规模标注数据的依赖。

考虑到多数卷积神经网络的前若干层所提取的特征具有任务无关性,能够迁移适用于多种视觉识别场景,本文采取冻结 SSDLite 模型除输出层之外的全部网络层,仅使用自定义数据集对最后一层进行重新训练。这一策略既保留了预训练模型强大的通用特征提取能力,又通过仅更新决策层来使模型适配特定的人脸情绪检测任务,在保证性能的同时大幅减少了可训练参数量与过拟合风险。

模型训练采用两阶段微调策略。第一阶段,在 GHANED 数据集上进行有监督微调,该数据集包含 532 幅加纳人面部图像,覆盖“表演式”与“自然状态”两种情绪表达类型,旨在使模型初步学习目标人群的面部情绪特征分布。第二阶段,在 ACD 数据集上进一步精调,该数据集包含 287 幅取自前期预实验及纵向实验中的孤独症儿童面部图像,记录了这些儿童在与机器人互动过程中的真实情绪反应。通过先在规模较大的 GHANED 数据集上获得稳定的情绪识别基础,再迁移至规模较小但更具挑战性的 ACD 数据集上进行领域适应,该两阶段策略有效缓解了目标域数据稀缺的问题,显著提升了模型在目标群体上的检测精度。

训练图像的标注遵循 Pascal VOC 格式规范。在 Pascal VOC 标准中,每张图像的标注信息被组织为 XML 文件,包含训练文件夹名称、图像文件名、存储路径、目标边界框坐标(左上角及右下角位置)以及图像尺寸(宽度、高度及通道深度)等字段,确保标注数据的完整性与结构化,便于模型训练阶段的解析与加载。

该训练流程先在目标人群的面部表情数据集上进行通用情绪特征的充分学习,继而针对孤独症儿童这一特定群体进行精细适配,从而在有限的标注样本条件下取得了较高的检测准确率。

本文采用平均精度均值(mAP)作为模型性能评估的核心指标,该指标是目标检测领域广泛认可的标准评价尺度。mAP 通过分别计算每个类别的平均精度(即精确率-召回率曲线下的插值面积),再对所有类别求取算术平均值得到,能够综合反映模型在检测精度与召回能力之间的平衡表现。实验结果表明,所提出的 SED(情绪表达检测)模型在该评估体系下取得了 93%的 mAP,充分验证了所采用的迁移学习策略与两阶段微调方案在面部情绪检测任务上的有效性。

完整的基于深度学习的情绪识别模型训练流程如图 1 所示，GHANED 与 ACD 两个数据集的基本构成与统计信息则汇总于表 1 中，供读者参考与复现。

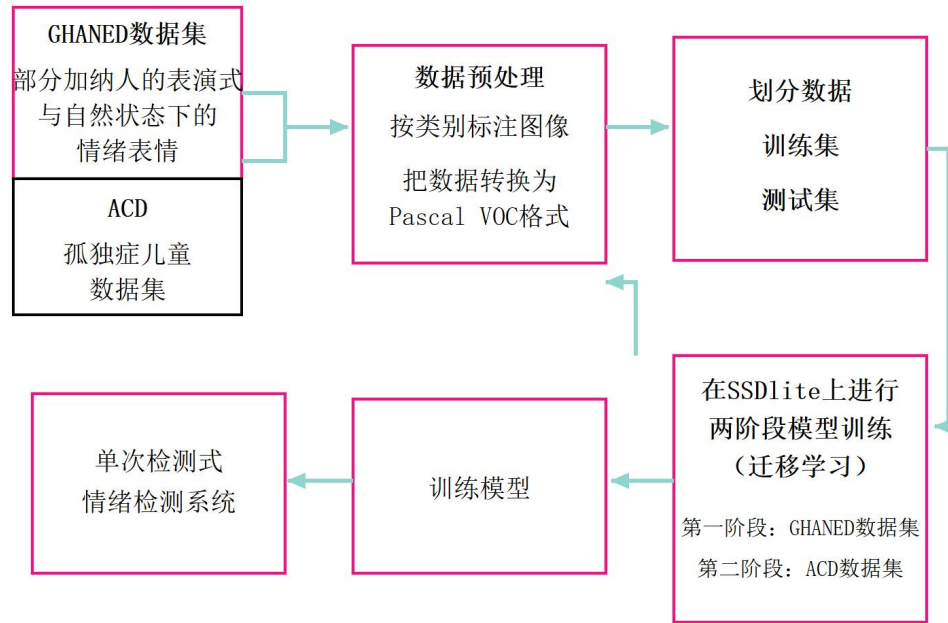


Figure 1 Development Process of the Proposed Deep-learning Based SED

图 1 所提出的基于深度学习的 SED 的开发流程

Table 1 Overview of the GHANED and ACD Datasets

表 1 GHANED 与 ACD 数据集概况

数据集	高兴	悲伤	恐惧	惊讶	中性	愤怒	合计
GHANED	92	87	88	90	89	86	532
ACD	50	47	43	49	50	48	287
合计							819

注：表中数值为各情绪类别的标签数量。

（二）基于模糊逻辑的参与度估计系统

所提出框架的第二个部分是模糊逻辑推理模型，它是一种由人工智能驱动算法，使机器人能够推理并对每个儿童的个体需求作出恰当响应。模糊逻辑为处理不确定性、并基于不精确、含糊或含噪数据得出结论提供了稳健的方法。该推理模型包含三个明确输入（语言变量）：儿童在学习环节某一时点的得分、任务的难度等级以及儿童的智商水平；输出变量为儿童的参与度水平。在模糊化阶段，本文为输入与输出变量分别建立模糊集。尽管还有梯形、单点与高斯等其他模糊化方式，本文采用三角形隶属函数进行模糊化（见图 2），因为它易于移植到微控制器上。

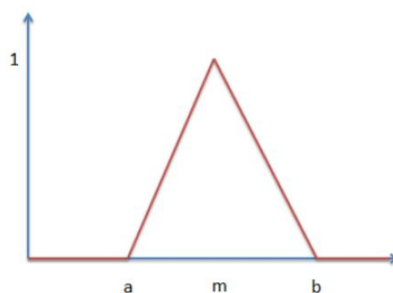


Figure 2 Triangular Membership

图2 三角形隶属函数

儿童得分被模糊化为高、中、低三个隶属函数；任务难度被模糊化为易、中、难三个隶属函数；儿童智商水平被赋予低、中、高三个隶属函数；儿童的参与度水平被模糊化为高度参与（HE）、参与（E）与未参与（NE）三个隶属函数。模糊规则依据与孤独症儿童照护领域专家的咨询结果制定。

本文采用 Mamdani 推理方法，用“IF...THEN”规则把三个输入变量（智商、得分与任务难度）映射到输出变量（参与度）。例如，若得分低、智商低且任务难度为易，则判定该儿童“未参与”。规则评估的输出始终是一个模糊集；在解模糊化步骤中，模糊输出被转换为供机器人使用的明确值。本文考察了重心法、面积和心法与最大准则法等解模糊化技术，最终选用重心法，因为与其他方法相比它计算效率高且应用广泛。

（三）深度一模糊个性化框架

所提出的个性化交互框架，由 SED 与基于模糊逻辑的参与度估计系统构成。该框架可应用于社交机器人，以促进人机交互并推动孤独症儿童与机器人之间持久而有意义的长期互动。本文已在人形机器人 RoCA 上实现并测试该框架，其运行流程如下：机器人的机载摄像头被激活，在与孤独症儿童交互时进行实时视频流传输；同时在于对 RoCA 编程的集成开发环境 Ez-Builder 中启动 HTTP 服务器，该服务器使外部应用可通过统一资源定位符（URL）访问机器人摄像头，该 URL 在用 Python 编写的基于深度学习的 SED 程序中配置。在儿童一机器人交互过程中，OpenCV 从机器人摄像头捕获实时图像流并输入 SED 模型；SED 模型对所收到的图像执行单次目标定位与面部表情分类，并把所定位人脸的推断情绪类别记入文件。机器人在交互过程中持续采集实时画面、发送给 SED 模型进行预测，并把结果记入文件。

在预设时点 t （例如课程进行到一半时），机器人执行模糊逻辑控制器以估计儿童的参与度水平。模糊逻辑控制器利用儿童姓名、智商水平、任务难度与得分等信息估计参与度（HE、E 或 NE）。该模糊控制器的推理引擎包含 27 条用于估计参与度的规则，这些规则与孤独症儿童照护者合作制定。模糊推理系统的输出连同聚合后占比最高的情绪类别，被送入深度一模糊活动选择引擎；当儿童的预测参与度为低或中等时，该引擎会向教师建议应采取的适当措施（例如更换课程内容或安排休息）。

（四）深度一模糊机器人行为适配框架的评估

本文用 RoCA 机器人的两种不同配置开展实证研究：一是 RSEDFuzzy 配置，机器人配备 SED 模型与模糊推理引擎，以半自主方式运行；二是 RWOZ 配置，机器人由人工操控。在 RSEDFuzzy 配置下，机器人充分运用深度一模糊个性化框架，依据预测占比最高的情绪状态、得分与任务难度为儿童提供定制化课程。例如，若 SED 模型检测到某儿童在学习过程中的主导情绪为悲伤、得分较低但任务难度为易，机器人便通过播放音乐或更换课程内容加以干预，以重新吸引该儿童。反之，在 RWOZ 模式下运行时，机器人不考虑任何因素，一直讲

授课程直至环节结束。该实证研究旨在评估基于 RSEDFuzzy 的个性化相较随机操控机器人 (RWOZ) 对孤独症儿童学习成效的影响。所提出的研究问题是：与“绿野仙踪”方式操控的机器人相比，采用基于 RSEDFuzzy 的个性化机器人开展“水果学习课程”时，ASD 儿童的任务得分是否更高？自变量为 RSEDFuzzy 与 RWOZ，因变量为任务得分。

研究招募了 12 名被诊断为 ASD、就读于加纳库马西花园城特殊学校的参与者（11 名男性、1 名女性），年龄介于 11 至 26 岁之间。本文采用随机对照研究设计，随机分配 6 名参与者进入 RSEDFuzzy 组，其余 6 名进入 RWOZ 组。RSEDFuzzy 组的平均年龄为 18.0 岁、标准差为 5.4；RWOZ 组的平均年龄为 16.7 岁、标准差为 5.5。本文用曼-惠特尼 U 检验评估两组年龄差异的显著性，结果为 $U=16$ 、 $P=0.747$ ，表明两组儿童的年龄无显著差异。

1. 实验装置

实验在加纳花园城特殊学校的计算机实验室内、用人形机器人 RoCA 开展，并已取得学校的知情同意。每名儿童与机器人进行 9 次交互，共计 108 次。研究方案包括两次前测（两组相同）、随后五次训练以及两次即时后测。整个实验过程中，均有一名教师陪同儿童进入实验室。机器人通过说“做得好”提供正强化，并按需给出言语提示。RoCA 上固定有一台平板电脑以播放所选水果的视频录像，RoCA 旁摆放两张桌子，一张放香蕉、另一张放苹果。最初两次为前测课程，用以评估儿童识别苹果与香蕉两种水果的能力。每次开始前，操作者在机器人控制系统的文本框中输入儿童姓名，据此从数据库中调取该儿童的信息，包括智商水平与任务难度。RoCA 会向儿童自我介绍：“你好+儿童姓名，我叫 RoCA。今天我们来学习水果。+儿童姓名，请从桌上把苹果拿起来。”若儿童选对水果，即获得一次得分，机器人随后要求他们把水果交给老师；对另一种水果（香蕉）重复同样流程。每问一题后，机器人等待操作者确认任务是否完成正确（通过点击软件界面上的“奖励”按钮）。若十秒内未点击“做得好”按钮，机器人会重复该指令并等待确认，或在再过十五秒后给出最后一次提示，然后进入下一题。问答环节结束后，机器人以播放音乐与舞蹈收尾，向儿童示意本次交互结束。

在第 3 至第 7 次交互中，RoCA 采用视频示范技术与互动环节，教导儿童识别与食用苹果和香蕉。为避免孤独症儿童常见的感官超载，课程仅聚焦这两种水果。每次交互均以 RoCA 称呼儿童姓名并宣布课程主题开始，例如“你好+儿童姓名，今天我们来学习水果”。指定水果（如苹果）的图片出现在机器人所附的平板上，RoCA 念出该水果名称，随后平板上播放一段展示该水果的短视频；RoCA 接着做出手势并把头转向旁边桌上的对应水果，同时再次说出其名称。随后提示儿童去取指定的水果，并按需给予奖励或补充言语提示。对另一种水果重复该流程。最后，RoCA 以一首歌曲结束本次交互。在 RWOZ 组中，机器人以非自适应模式运行，提供标准化的学习内容，不考虑儿童的情绪状态、学习进度或任务难度；相反，在 RSEDFuzzy 组中，RoCA 充当自适应主体，依据深度学习模型与基于模糊逻辑的参与度预测引擎所接收的输入（包括儿童的主导情绪状态、学习进度、智商与任务难度）定制学习内容。最后两次为后测，用以评估教学环节之后儿童的知识掌握情况，RoCA 在这两次中所用的脚本与第 1、2 次相同。前测与后测中，儿童每正确完成一项任务计 5 分。

2. 数据分析

为评估个性化对学习成效的影响，本文在前测阶段测量儿童对水果的基线知识，并通过后测衡量学习环节之后的知识获得。前测与后测中每正确完成一项任务计 5 分。本文用曼-惠特尼检验判定两组前测得分之间是否存在显著差异，并考察后测得分的差异。之所以采用曼-惠特尼检验，是因为它属非参数方法，适用于小样本与测验分数，能在数据有限的情况下保证分析的稳健性。

三、结果与讨论

表 2 给出两组儿童的前测与后测得分。两组前测总分相差 20 分；对前测得分所作的曼—惠特尼检验表明两组之间无明显差异（ $U=13.0$ ， $P=0.37$ ）。相比之下，两组后测总分相差 55 分（见表 2）；对后测得分所作的曼—惠特尼检验则显示两组之间存在显著差异（ $U=3.0$ ， $P=0.012$ ）。这些结果表明，接受 RoCA 基于 RSEDFuzzy 系统提供个性化课程的儿童在后测中表现更佳，从而印证了深度—模糊个性化框架所带来的个性化的积极作用。

Table 2 Pretest and Post-test Scores of the Children in the RSEDFuzzy and RWOZ Groups

表 2 RSEDFuzzy 组与 RWOZ 组儿童的前测与后测得分

条件	被试	前测	后测
RSEDFuzzy	1	15	20
	2	0	10
	3	0	15
	4	10	20
	5	0	20
	6	15	10
RSEDFuzzy 组总分		40	95
RWOZ	7	10	10
	8	0	10
	9	10	10
	10	0	5
	11	0	0
	12	0	5
RWOZ 组总分		20	40

（一）讨论

近年来，面向孤独症儿童的机器人介导治疗备受关注，研究者探索了多种提升机器人与孤独症儿童交互成效的路径。传统的“绿野仙踪”方法（由机器人执行预设行为）一直是众多研究的主要方式，但该方法本身存在局限：它需要大量人力，且在实时交互中缺乏适应性。本研究提出一种新型深度—模糊个性化框架，旨在突破这些局限并提升孤独症儿童机器人介导治疗的成效。

RSEDFuzzy 组与 RWOZ 组前测得分无显著差异，说明所有儿童在实验开始时对苹果与香蕉的认知水平相当。干预之后，两组的后测成绩都表明学习增益有所提升：一些起初难以识别水果的儿童取得进步，另一些前测得分较低的儿童在后测中表现改善。这些发现与既往研究一致，表明孤独症儿童可能从与机器人的反复学习中长期获益。考察表 2 可见，两组虽都出现学习增益的提高，但曼—惠特尼检验显示接受机器人个性化交互的 RSEDFuzzy 组增益更高。这凸显出在孤独症儿童与机器人的交互中建立融洽关系并维持参与度的重要性：机器人采用深度—模糊个性化框架，促进了 RSEDFuzzy 组的配合、延长了双向沟通并提高了注意力水平。

文献中的许多研究使用 Nao 机器人，实验的关注领域集中在共同注意、目光接触练习、模仿与沟通技能。儿童的参与程度也因其心智与认知能力不同而有所差异。深度学习在人机交互中因能提供个性化而逐渐显现出益处。尽管益处可期，但机器人设计与开发的高昂成本以及深度学习算法训练的复杂性，使低收入国家难以从中受益。还需进一步确认这些学习增益能否延伸至课堂之外并伴随终身。

深度一模糊个性化框架借助深度学习技术与模糊逻辑的进展,赋予社交机器人在与孤独症儿童交互时的适应性与响应性。基于深度学习的情绪检测系统具有 93% 的高平均精度均值,使机器人能够准确感知并解读儿童的情绪状态;模糊参与度估计器则支持交互中的实时调整。个性化与自适应的干预贴合每个孤独症儿童独特的需求与偏好;机器人依据对情绪状态与参与度的实时评估调整自身行为,可促成更有意义、更有效的交互,从而改善治疗成效。所提出的方法减少了对人工干预的需求,使孤独症治疗更具可扩展性与成本效益。

在加纳这样技术资源有限的发展中国家,所提出的基于轻量级 ML 与模糊模型的框架有助于补充专业人员的工作。尽管益处可期,仍应有意识地应对与社交辅助机器人相关的隐私与伦理问题——若置之不理,这些问题可能抵消其优势。还需依据儿童在孤独症谱系上的不同水平研究并设计多用途活动。未来研究应考察孤独症儿童在长期交互中是否会对机器人表现出攻击行为。本研究印证了 ML 应用可用于设计面向孤独症儿童的干预方案。

四、结论

本文提出一种用于孤独症儿童与机器人交互的机器人行为个性化框架,它整合了新型 SED 与基于模糊逻辑的参与度估计系统,分别用 Python 与 C# 实现。本文在人形机器人 RoCA 上通过与孤独症儿童的多次交互对该框架加以评估,结果表明个性化课程可加快学习进程。本研究所产生的数据有助于进一步探索资源受限环境下适用于孤独症儿童的机器人介导干预方案。

尽管本研究结果令人鼓舞,仍需正视若干局限与未来研究方向。首先,本文实证研究的样本量相对较小,需要更大规模的试验以进一步验证深度一模糊个性化框架的有效性。其次,还需开展长期随访研究,以评估所观察到的学习成效改善能否持续,并探索其在不同环境与不同孤独症儿童群体中的推广可能。此外,考虑到孤独症谱系儿童常见的行为不可预测性,建议未来研究探索融合面部表情、音频线索与身体姿态的集成 ML 模型,用以预测这类儿童的情绪状态。再者,研究者有必要致力于采集孤独症儿童专用数据集,以开发能够同时满足儿童及其照护者需求的 ML 应用。

参考文献

- [1] 高丽梅, 汪凯, 李丹丹. 社交机器人在孤独症谱系障碍儿童中的应用. 心理科学进展, 2024, 32(5): 834-844.
- [2] Cabibihan J J, Javed H, Ang M, et al. Why robots? A survey on the roles and benefits of social robots in the therapy of children with autism. International Journal of Social Robotics, 2013, 5(4): 593-618.
- [3] Scassellati B, Admoni H, Matarić M. Robots for use in autism research. Annual Review of Biomedical Engineering, 2012, 14(1): 275-294.
- [4] 王志丹, 王畅. 机器人辅助治疗在孤独症谱系障碍儿童中的应用研究进展. 护理研究, 2021, 35(16): 2938-2941.
- [5] Huijnen C A, Lexis M A S, de Witte L P. Robots as new tools in therapy and education for children with autism. International Journal of Neurorehabilitation, 2017, 4(4).
- [6] Thill S, Pop C A, Belpaeme T, et al. Robot-assisted therapy for autism spectrum disorders with (partially) autonomous control: challenges and outlook. Paladyn, 2012, 3(4): 209-217.
- [7] 华裕, 朱敏, 张跃. 儿童康复机器人应用现状及发展趋势. 中国康复理论与实践, 2018, 24(6): 667-670.
- [8] 潘威, 赵楠, 王建艳. 化身辅助干预在孤独症谱系障碍儿童康复中的应用与展望. 中国康复医学杂志, 2025, 40(3).