

doi: 10.7499/j.issn.1008-8830.2306024

论著·临床研究

基于机器学习和儿童神经心理行为检查量表鉴别 孤独症谱系障碍和全面发育迟缓儿童的研究

周刚¹ 张晓斌² 曲行达¹ 罗美芳³ 彭琼玲³ 马丽亚³ 赵众¹

(1.深圳大学机电与控制工程学院, 广东深圳 518060; 2.深圳市光明区疾控中心,
广东深圳 518107; 3.深圳市宝安区妇幼保健院发育行为儿科, 广东深圳 518102)

[摘要] **目的** 探索儿童神经心理行为检查量表2016版(以下简称“儿心量表”)鉴别孤独症谱系障碍(autism spectrum disorder, ASD)和全面发育迟缓(global developmental delay, GDD)的效能及其所需指标。**方法** 回顾性选取18~48月龄的ASD($n=277$)和GDD($n=415$)患儿为研究对象,采用儿心量表评估两组儿童在大运动、精细运动、适应能力、语言、社会行为、警示行为6大能区的发育水平,并将获得的智龄和发育商(developmental quotient, DQ)共13个指标的数据作为特征,应用5种机器学习(machine learning, ML)分类器进行模型训练,计算各分类器对两组被试的分类准确度、灵敏度和特异度。**结果** 警示行为DQ同时在5个分类器中作为第一个特征被选中,且在使用警示行为DQ单个特征时,分类准确度达到78.90%;当警示行为DQ与警示行为智龄、大运动智龄和语言能力智龄协同作用时,最高分类准确度为86.71%。**结论** ML结合儿心量表能有效区分ASD和GDD儿童;警示行为DQ在ML中起重要作用,而与其他特征联合能提高分类的准确度,对临床高效、准确鉴别ASD和GDD儿童有一定的提示意义和参考价值。

[中国当代儿科杂志, 2023, 25 (10): 1028-1033]

[关键词] 孤独症谱系障碍; 全面发育迟缓; 机器学习; 儿童神经心理行为检查量表2016版; 儿童

Differential diagnosis of autism spectrum disorder and global developmental delay based on machine learning and Children Neuropsychological and Behavioral Scale

ZHOU Gang, ZHANG Xiao-Bin, QU Xing-Da, LUO Mei-Fang, PENG Qiong-Ling, MA Li-Ya, ZHAO Zhong. College of Mechatronics and Control Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China (Zhao Z, Email: zzhao@szu.edu.cn); Developmental-Behavioral Pediatrics, Shenzhen Bao'an Women's and Children's Hospital, Shenzhen, Guangdong 518102, China (Ma L-Y, Email: maliya226@qq.com)

Abstract: Objective To investigate the efficacy and required indicators of Children Neuropsychological and Behavioral Scale-Revision 2016 (CNBS-R2016) in the differential diagnosis of autism spectrum disorder (ASD) and global developmental delay (GDD). **Methods** A total of 277 children with ASD and 415 children with GDD, aged 18-48 months, were enrolled as subjects. CNBS-R2016 was used to assess the developmental levels of six domains, i.e., gross motor, fine motor, adaptive ability, language, social behavior, and warning behavior, and a total of 13 indicators on intelligence age and developmental quotient (DQ) were obtained as the input features. Five commonly used machine learning classifiers were used for training to calculate the classification accuracy, sensitivity, and specificity of each classifier. **Results** DQ of warning behavior was selected as the first feature in all five classifiers, and the use of this indicator alone had a classification accuracy of 78.90%. When the DQ of warning behavior was used in combination with the intelligence age of warning behavior, gross motor, and language, it had the highest classification accuracy of 86.71%. **Conclusions** Machine learning combined with CNBS-R2016 can effectively distinguish children with ASD from those with GDD. The DQ of warning behavior plays an important role in machine learning, and its combination

[收稿日期] 2023-06-06; [接受日期] 2023-08-28

[基金项目] 国家自然科学基金面上项目(82171539)。

[作者简介] 周刚,男,硕士研究生。

[通信作者] 马丽亚,女,主任医师,Email: maliya226@qq.com; 赵众,男,副教授,Email: zzhao@szu.edu.cn。

with other features can improve classification accuracy, providing a basis for the efficient and accurate differential diagnosis of ASD and GDD in clinical practice.

[Chinese Journal of Contemporary Pediatrics, 2023, 25(10): 1028-1033]

Key words: Autism spectrum disorder; Global developmental delay; Machine learning; Children Neuropsychological and Behavioral Scale-Revision 2016; Child

孤独症谱系障碍 (autism spectrum disorder, ASD) 是一类以社交障碍、重复刻板行为、兴趣狭隘为特征的神经发育障碍^[1]。ASD早期与全面发育迟缓 (global developmental delay, GDD) 存在相应症状的重叠。ASD患儿在语言^[2]、运动^[3]、社交^[4]等方面往往存在不同程度的发育滞后, 而GDD患儿早期也可能出现社交互动能力欠佳等表现, 这就使得早期两类儿童容易混淆。因此, 如何快速准确鉴别ASD与GDD具有重要临床意义。

2016年金春华团队在0~6岁儿童神经心理发育量表的基础上修订并编制出儿童神经心理行为检查量表2016版 (以下简称“儿心量表”), 该量表信效度良好^[5-6]。新版儿心量表增加了交流互动警示行为能区 (以下简称“警示行为能区”), 能够有效鉴别正常儿童和ASD儿童^[7], 然而, 并无直接证据表明该能区能有效鉴别ASD与GDD儿童。有研究显示, 警示行为能区能以77%的准确度鉴别ASD和GDD儿童^[8], 然而, 目前尚未有研究探索其他能区是否有助于鉴别ASD和GDD儿童。

近年来, 机器学习 (machine learning, ML) 的广泛应用为提高ASD早期筛查、检测和诊断的准确性和可靠性提供了新的机会^[9-10]。国际上已有诸多学者将ML应用于ASD的筛查和诊断, 并获得了很好的效果^[11-12], 展示了ML在筛查ASD方面的强大性能。然而, 虽然ML在ASD分类方面的应用较多, 但目前国内外尚未发现有研究应用ML算法区分ASD和GDD儿童。本研究旨在利用ML的算法探索儿心量表哪些指标能有效地鉴别ASD和GDD儿童, 并验证警示行为指标是否会被ML算法优先选中为最重要的指标, 为ASD与GDD儿童的快速鉴别提供新的思路。

1 资料与方法

1.1 研究对象

回顾性选取2019—2022年就诊于深圳市宝安区妇幼保健院儿童心理行为康复科门诊, 并初次诊断为ASD或单纯GDD的18~48月龄儿童为研究对象。样本共包含277例ASD和415例GDD儿童,

所有儿童均未接受过专业康复训练。

ASD组纳入标准: (1) 在社区健康服务中心初筛阳性后, 经 ≥ 2 名的主治医师级别儿童发育行为医生严格按照精神障碍诊断与统计手册第5版 (Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, Fifth Edition, DSM-5) 中ASD的诊断标准^[1]进行确诊; (2) 儿童孤独症评定量表 (Childhood Autism Rating Scale, CARS) 得分 ≥ 30 分。排除标准: 有明显出生缺陷或肢体残疾 (如视听觉丧失) 的患儿。

单纯GDD组纳入标准: (1) 在社区健康服务中心初筛阳性后, 经 ≥ 2 名的主治医师级别儿童发育行为医生严格按照DSM-5中GDD诊断标准^[1]进行确诊; (2) 2个或以上的发育维度没有达到预期的发育标志, 即发育商 (developmental quotient, DQ) < 70 分; (3) 无法接受系统性智力测验, 病情的严重程度无法确切评估^[13]。排除标准: 患ASD、有明显出生缺陷或肢体残疾 (如视听觉丧失) 的患儿。

本研究已通过深圳市宝安区妇幼保健院医学伦理委员会审批 (LLSC-2021-02-7-14-KS); 患儿及父母自愿配合参与评估, 并签署知情同意书。

1.2 儿心量表评估

由具备儿心量表主试资格的测评师与患儿进行一对一互动式测评, 严格按照指导手册上的操作标准施测, 对受试者在大运动、精细运动、适应能力、语言、社会行为及警示行为6大能区的发育程度进行评估。每个能区的结果用智龄表示, 用DQ ($DQ = \text{测验月龄} / \text{实际月龄} \times 100$) 衡量儿童的发育情况^[7]。每个被试者共得到13个指标评分, 即大运动智龄、精细运动智龄、适应能力智龄、语言能力智龄、社会行为智龄、警示行为智龄, 以及大运动DQ、精细运动DQ、适应能力DQ、语言能力DQ、社会行为DQ、警示行为DQ、综合DQ。

1.3 数据集

智龄作为儿心量表的直接评测结果, 可以判断儿童个体智能是否达标, 而DQ由智龄计算得来, 是儿心量表评估测试儿童发育情况的主要指标^[7, 14]。一般来说, 智龄衡量的是个体纵向发展

上各维度的发育程度，不宜作为群体评价指标。然而，鉴于 ML 的主要工作是将所有被试者进行分类，除 DQ 外，本研究仍将智龄作为指标之一纳入了特征集。因此，ML 过程使用的原始数据集为 692 (被试数) × 13 (特征数) 的矩阵。

1.4 ML 过程

整个 ML 的程序运算均在 MATLAB (2021a) 中实现。本研究采用包括支持向量机 (support vector machine, SVM)、线性判别分析 (linear discriminant analysis, LDA)、随机森林 (random forest, RF)、集成学习 (ensemble learning, ENS) 和 K 近邻 (K-nearest neighbor, KNN) 5 种常用的 ML 分类器来进行分类任务，以探索各分类器的分类效果和最优模型下对应的特征集。

本研究将 13 个特征输入分类器，采用前向特征选择的方法训练并测试 ML 模型。通过使用前向特征选择，每个分类器都能得到不同数量下的最高分类准确度的特征组合。

为了最大限度地减少潜在的过拟合问题，本研究在 ML 训练模型和测试模型中实施留一交叉验证 (每次抽出一个被试作为测试样本) 的方法。分类的准确度、灵敏度和特异度作为分类器的评价指标。准确度定义为在两组中正确分类的被试样本的百分比；灵敏度为正确区分 ASD 的人数占所有 ASD 人数的百分比；特异度为正确区分 GDD 的人数占所有 GDD 人数的百分比。

1.5 统计学分析

采用 SPSS 26.0 软件进行统计分析。正态分布的计量资料用均数 ± 标准差 ($\bar{x} \pm s$) 表示，两组间比较采用两样本 *t* 检验；非正态分布的计量资料以中位数 (四分位数间距) [$M(Q_1, Q_3)$] 表示，组间比较采用 Mann-Whitney *U* 检验。计数资料以例数或百分比 (%) 表示，组间比较采用 χ^2 检验。绘制各模型鉴别 ASD 的受试者操作特征曲线 (receiver operator characteristic curve, ROC 曲线)，并计算曲线下面积 (area under the curve, AUC)。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 两组患儿一般情况比较

本研究共纳入 692 例患儿，男性 526 例，女性 166 例，中位入组月龄为 24.8 (22.3, 27.5) 个月。ASD 组 277 例，GDD 组 415 例，两组患儿性别构成

($\chi^2=0.198, P=0.656$) 和入组月龄 ($Z=0.198, P=0.647$) 比较差异均无统计学意义。

2.2 两组患儿儿心量表评估结果比较

ASD 组和 GDD 组患儿精细运动智龄、适应能力智龄、语言能力智龄、社会行为智龄、警示行为智龄、大运动 DQ、精细运动 DQ、适应能力 DQ、语言能力 DQ、社会行为 DQ、警示行为 DQ、综合 DQ 得分比较差异有统计学意义 ($P < 0.05$)，见表 1。

表 1 ASD 组与 GDD 组患儿儿心量表评估结果比较

[$M(Q_1, Q_3)$, 分]

| 项目 | GDD 组 (n=415) | ASD 组 (n=277) | Z 值 | P 值 |
|---------|------------------|------------------|---------|--------|
| 大运动智龄 | 21.0(19.5, 24.0) | 21.0(18.0, 24.0) | -1.762 | 0.078 |
| 精细运动智龄 | 16.5(15.0, 18.0) | 15.0(13.5, 16.5) | -6.303 | <0.001 |
| 适应能力智龄 | 19.5(17.0, 21.0) | 17.5(14.0, 19.5) | -6.913 | <0.001 |
| 语言能力智龄 | 13.5(11.0, 16.5) | 10.0(8.0, 12.0) | -12.132 | <0.001 |
| 社会行为智龄 | 15.0(12.0, 18.0) | 12.5(10.5, 15.0) | -8.458 | <0.001 |
| 警示行为智龄 | 17.3(15.3, 19.2) | 15.4(13.6, 17.0) | -8.584 | <0.001 |
| 大运动 DQ | 88.0(80.0, 97.0) | 84.0(77.0, 94.5) | -2.184 | 0.029 |
| 精细运动 DQ | 68.0(61.0, 74.0) | 62.0(56.0, 69.0) | -6.718 | <0.001 |
| 适应能力 DQ | 79.0(69.0, 86.0) | 71.0(60.0, 79.0) | -7.650 | <0.001 |
| 语言能力 DQ | 55.0(47.0, 63.0) | 41.0(35.0, 49.0) | -13.209 | <0.001 |
| 社会行为 DQ | 59.0(52.0, 67.0) | 56.0(48.0, 66.0) | -3.068 | 0.002 |
| 警示行为 DQ | 4.0(0, 9.0) | 23.0(12.0, 32.0) | -16.913 | <0.001 |
| 综合 DQ | 71.0(64.0, 76.0) | 63.0(57.0, 68.0) | -10.804 | <0.001 |

注：[ASD] 孤独症谱系障碍；[GDD] 全面发育迟缓；[DQ] 发育商。

2.3 ML 分类 ASD 与 GDD 患儿的结果

5 种 ML 分类器的分类准确度随特征数量的变化而变化，见图 1。对于 ENS 分类器，特征数为 1 时，准确度为 78.90% (灵敏度：82.67%，特异度：76.39%)，被选中的特征是警示行为 DQ。该分类器最高准确度为 86.71% (灵敏度：83.75%，特异度：88.67%)，模型包含 4 个特征：警示行为 DQ、警示行为智龄、大运动智龄和语言能力智龄。对于 KNN 分类器，特征数为 1 时，准确度仅为 64.31% (灵敏度：98.56%，特异度：41.45%)。当特征数等于 2 时，准确度为 77.89% (灵敏度：74.37%，特异度：80.24%)。使用 6 个特征时准确度最高，为 81.21% (灵敏度：74.73%，特异度：85.54%)，这 6 个特征分别是：警示行为 DQ、语言能力 DQ、精细运动智龄、适应能力智龄、大运动 DQ 和语言能力智龄。SVM、LDA 和 RF 分类器的准确度随特征数变化的浮动较小。对于 SVM 分类器，

使用6个特征时准确度最高，为79.77%（灵敏度：70.76%，特异度：85.78%），这6个特征分别是：警示行为DQ、语言能力DQ、社会行为DQ、语言能力智龄、精细运动智龄和适应能力智龄。对于LDA分类器，使用7个特征时准确度最高，为79.91%（灵敏度：68.59%，特异度：87.47%），这7个特征分别是：警示行为DQ、语言能力智龄、社会行为DQ、大运动DQ、适应能力智龄、精细运动智龄和社会行为智龄。对于RF分类器，使用8个特征时准确度最高，为79.19%（灵敏度：70.04%，特异度：85.30%），这8个特征分别是：警示行为DQ、社会行为智龄、大运动DQ、精细运动DQ、社会行为DQ、适应能力智龄、语言能力智龄和综合DQ。见图1、表2。ENS分类器的最大AUC达到了0.909（ $P<0.001$ ），且所有分类器的AUC均大于0.85（ $P<0.001$ ），这表明所选的分类器性能均表现良好，见图2。5个分类器最高准确度下的混淆矩阵见表3。

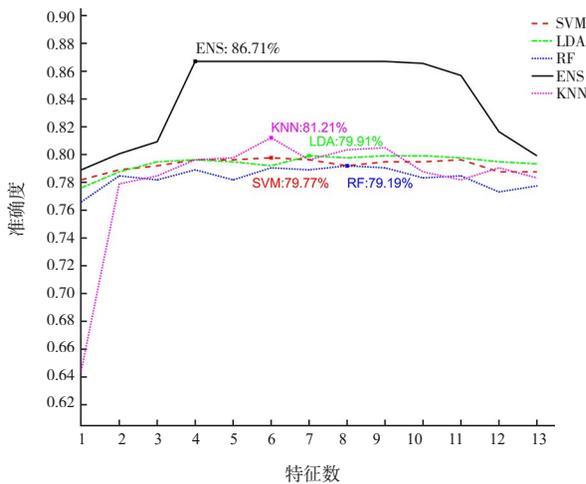


图1 特征数与分类器准确度的函数曲线 每条折线代表对应分类器的分类准确度随所选特征组合的变化，标记的方格点代表该分类器的最高准确度。[SVM] 支持向量机；[LDA] 线性判别分析；[RF] 随机森林；[ENS] 集成学习；[KNN] K-近邻。

表2 5个ML分类器的最高准确度、灵敏度和特异度

| 分类器 | 最高准确度的特征数 | 准确度 (%) | 灵敏度 (%) | 特异度 (%) | 曲线下面积 |
|-----|-----------|---------|---------|---------|-------|
| SVM | 6 | 79.77 | 70.76 | 85.78 | 0.876 |
| LDA | 7 | 79.91 | 68.59 | 87.47 | 0.875 |
| RF | 8 | 79.19 | 70.04 | 85.30 | 0.850 |
| ENS | 4 | 86.71 | 83.75 | 88.67 | 0.909 |
| KNN | 6 | 81.21 | 74.73 | 85.54 | 0.863 |

注：[SVM] 支持向量机；[LDA] 线性判别分析；[RF] 随机森林；[ENS] 集成学习；[KNN] K-近邻。

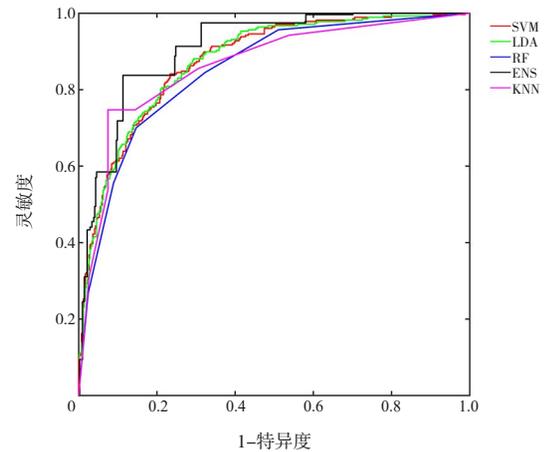


图2 SVM、LDA、RF、ENS和KNN分类器最高分类准确度对应的ROC曲线 [SVM] 支持向量机；[LDA] 线性判别分析；[RF] 随机森林；[ENS] 集成学习；[KNN] K-近邻。

表3 各个ML分类器的最高准确度下的混淆矩阵 (例)

| 实际组别 | SVM预测组别 | | LDA预测组别 | | RF预测组别 | | ENS预测组别 | | KNN预测组别 | |
|------|---------|-----|---------|-----|--------|-----|---------|-----|---------|-----|
| | ASD | GDD | ASD | GDD | ASD | GDD | ASD | GDD | ASD | GDD |
| ASD | 196 | 81 | 190 | 87 | 194 | 83 | 232 | 45 | 207 | 70 |
| GDD | 59 | 356 | 52 | 363 | 61 | 354 | 47 | 368 | 60 | 355 |

注：[SVM] 支持向量机；[LDA] 线性判别分析；[RF] 随机森林；[ENS] 集成学习；[KNN] K-近邻；[ASD] 孤独症谱系障碍；[GDD] 全面发育迟缓。

3 讨论

本研究纳入277例ASD，415例GDD，共692名研究对象。其中ENS分类器的最高分类准确度为86.71%（灵敏度：83.75%，特异度：88.67%，AUC：0.909），该分类效果高于罗美芳等^[8]在类似样本情况下使用ROC曲线分析的结果（准确度：77.81%，灵敏度：75.00%，特异度：79.80%，AUC：0.835）。另外，Chen等^[15]使用ROC曲线分析方法对130例ASD和86例GDD进行分类，其分类准确度为87.50%（灵敏度：89.20%，特异度：84.90%，AUC：0.910）。本研究的分类准确度略低于Chen等^[15]结果。可能的原因是本研究样本量更大，更大的样本量意味着纳入临界值附近被试的概率增大，从而会削弱ML的分类效果。以上结果表明，ML在鉴别ASD和GDD儿童方面能够获得较高的分类准确度，且可靠性良好，对未临床快速鉴别诊断ASD与GDD提供了一定的参考价值。

为了提高适用性，儿心量表设置6大能区全面评估儿童的发育情况，但对于区分ASD和GDD来

说,并非所有能区都能发挥作用。本研究将儿心量表的大运动、精细运动、适应能力、语言、社会行为和警示行为6大能区共13个指标全都纳入特征集,ENS分类器选中4个特征(警示行为DQ、警示行为智龄、大运动智龄和语言能力智龄)时,获得超过86%的准确度。该结果表明,临床上只需要对警示行为、大运动和语言能力3个能区进行测试,便能较准确地对ASD和GDD进行区分,能有效提升筛查的效率。

既往研究已经证明只使用警示行为能区能够有效鉴别ASD和GDD^[15],而本研究发现其他能区可以为鉴别ASD和GDD提供帮助。SVM和KNN分类器达到最高准确度时都提取了6个特征,且准确度均超过79%。同时,LDA和RF分类器在分别提取7个和8个特征时,也分别获得超过78%的准确度。值得指出的是,警示行为DQ在本研究中起到重要作用,其原因是5个分类器均在首个特征选中警示行为DQ,而ENS分类器仅选取警示行为DQ作为第一个特征就取得78.90%的准确度。以上结果表明,警示行为能区在检测ASD方面确实能发挥重要作用,但是搭配儿心量表其他能区的指标,可以进一步提升准确度。这表明其他能区的指标能起到一定的辅助作用,这对改进诊断方法有一定的指导意义。

尽管本研究采用ML的方法提高了鉴别ASD和GDD儿童的效率和准确度,但仍然存在一些局限性。例如,遗传、孕产期和家庭教育已经被证明会影响ASD和GDD的发生^[16]。由于本研究中部分被试的既往史、抚养人水平和家庭教育情况等信息未录入系统,导致无法将其纳入ML的特征集中。后续的研究可以考虑丰富被试的相关社会人口学信息,进一步提高ML的分类效能。其次,儿心量表作为一种问卷需要专业评测师操作,其人工操作的主观性无法避免。而基于客观指标作为数据,采用ML方法预测分类是当前研究的重要方向。既往研究显示,客观指标在识别ASD儿童方面表现出色。Crippa等^[17]将15例ASD儿童和15例正常儿童纳入研究,利用简单的上肢运动提取7个客观运动学特征,可以准确地分类ASD和正常儿童(准确度为96.70%)。Li等^[18]将14例ASD儿童和16例正常儿童纳入研究,借助运动追踪技术确定9个运动参数,ML的最大分类准确度可达86.70%。值得注意的是,以上研究的样本量较小,而本研究在相对大样本量的情况下通过ML选出的

特征同样具有良好的分类效果。这不仅弥补了ML应用于鉴别ASD与GDD领域的空白,同样可以对未来基于客观数据鉴别ASD与GDD提供一定的参考价值。

本研究创新地采用ML的方法,使用儿心量表数据对277例ASD儿童和415例GDD儿童进行分类预测,获得了良好的预测结果。进一步证实警示行为能区在检测ASD方面效果显著,并且发现联合其他能区指标可以获得更好的预测效果,为临床快速准确鉴别ASD和GDD提供了可行的方法。

利益冲突声明:所有作者声明无利益冲突。

[参 考 文 献]

- [1] American Psychiatric Association. Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders[M]. 5th ed. Arlington, VA: American Psychiatric Association, 2013: 591-643.
- [2] 张雅如,邵智.孤独症儿童语言障碍及其认知神经机制[J].中国妇幼保健,2014,29(4):647-650.
- [3] Bhat AN, Landa RJ, Galloway JC. Current perspectives on motor functioning in infants, children, and adults with autism spectrum disorders[J]. Phys Ther, 2011, 91(7): 1116-1129. PMID: 21546566. DOI: 10.2522/ptj.20100294.
- [4] 郭翠华,静进.婴幼儿孤独症谱系障碍的早期筛查工具(综述)[J].中国心理卫生杂志,2017,31(9):704-709. DOI: 10.3969/j.issn.1000-6729.2017.09.007.
- [5] 李瑞莉,金春华,张丽丽,等.《中国儿童发育量表》(4~6岁部分)信度与效度研究[J].中国儿童保健杂志,2015,23(9):934-936. DOI: 10.11852/zgetbjzz2015-23-09-12.
- [6] 张丽丽,金春华,李瑞莉,等.《中国儿童发育量表》北京地区常模(0-4岁部分)修订与信度分析[J].中国儿童保健杂志,2015,23(6):573-576. DOI: 10.11852/zgetbjzz2015-23-06-05.
- [7] 金春华.儿童神经心理行为检查量表(2016版)[M].北京:北京出版社,2016.
- [8] 罗美芳,肖博,赵晓丽,等.儿童神经心理行为检查量表2016版在孤独症谱系障碍幼儿中的临床应用[J].中国当代儿科杂志,2020,22(5):494-498. PMID: 32434647. PMID: PMC7389401. DOI: 10.7499/j.issn.1008-8830.2001035.
- [9] Ibrahim S, Djemal R, Alsuwailem A. Electroencephalography (EEG) signal processing for epilepsy and autism spectrum disorder diagnosis[J]. Biocybern Biomed Eng, 2018, 38(1): 16-26. DOI: 10.1016/j.bbe.2017.08.006.
- [10] Liu W, Li M, Yi L. Identifying children with autism spectrum disorder based on their face processing abnormality: a machine learning framework[J]. Autism Res, 2016, 9(8): 888-898. PMID: 27037971. DOI: 10.1002/aur.1615.
- [11] Duda M, Kosmicki JA, Wall DP. Testing the accuracy of an observation-based classifier for rapid detection of autism risk[J]. Transl Psychiatry, 2014, 4(8): e424. PMID: 25116834. PMID: PMC3389401.

- PMC4150240. DOI: 10.1038/tp.2014.65.
- [12] Wall DP, Kosmicki J, Deluca TF, et al. Use of machine learning to shorten observation-based screening and diagnosis of autism[J]. *Transl Psychiatry*, 2012, 2(4): e100. PMID: 22832900. PMCID: PMC3337074. DOI: 10.1038/tp.2012.10.
- [13] 中华医学会儿科学分会神经学组, 中国医师协会神经内科分会儿童神经疾病专业委员会. 儿童智力障碍或全面发育迟缓病因诊断策略专家共识[J]. *中华儿科杂志*, 2018, 56(11): 806-810. PMID: 30392203.
DOI: 10.3760/cma.j.issn.0578-1310.2018.11.003.
- [14] 辛志宇, 林莉. 家庭环境因素对儿童语言发育影响的调查研究[J]. *中国医药科学*, 2021, 11(18): 168-170.
DOI: 10.3969/j.issn.2095-0616.2021.18.043.
- [15] Chen S, Zhao J, Hu X, et al. Children Neuropsychological and Behavioral Scale-Revision 2016 in the early detection of autism spectrum disorder[J]. *Front Psychiatry*, 2022, 13: 893226. PMID: 35935438. PMCID: PMC9354041.
DOI: 10.3389/fpsy.2022.893226.
- [16] 田戈. 儿童孤独症发病因素分析[J]. *临床医药文献电子杂志*, 2015, 2(10): 1879-1880.
DOI: 10.16281/j.cnki.jocml.2015.10.081.
- [17] Crippa A, Salvatore C, Perego P, et al. Use of machine learning to identify children with autism and their motor abnormalities[J]. *J Autism Dev Disord*, 2015, 45(7): 2146-2156. PMID: 25652603. DOI: 10.1007/s10803-015-2379-8.
- [18] Li B, Sharma A, Meng J, et al. Applying machine learning to identify autistic adults using imitation: an exploratory study[J]. *PLoS One*, 2017, 12(8): e0182652. PMID: 28813454. PMCID: PMC5558936. DOI: 10.1371/journal.pone.0182652.
- (本文编辑: 王颖)
- (版权所有©2023 中国当代儿科杂志)