DOI: 10.14188/j.1671-8852.2024.0237 **文章编号** 1671-8852(2025)10-1247-07

基于机器学习的抽动障碍共患注意缺陷与多动障碍的风险评估模型研究

刘 芳[1] 王华倩[1] 牛 萍[1] 姚宝珍[1] 叶静萍[1] 王高华[2]
武汉大学人民医院 [1]儿科，[2]精神科 湖北 武汉 430060

摘要 目的：基于机器学习方法构建抽动障碍（TD）共患注意缺陷与多动障碍（ADHD）的风险评估模型及筛选风险因素。方法：调查收集363例TD患儿的临床及人口学和家庭环境信息作为研究数据。采用准确率、精确率、召回率/灵敏度、特异度、F1值及ROC曲线下面积（*AUC*），比较基于Logistic回归、朴素贝叶斯（NB）、随机森林（RF）、K最近邻（KNN）分类算法和支持向量机（SVM）5种机器学习方法的TD共患ADHD风险评估模型的性能。采用RF算法进行特征重要性排序和采用多因素Logistic回归分析筛选风险因素。结果：在准确率指标上，NB模型表现最优；在F1值、召回率/灵敏度指标上，Logistic回归模型表现均最优；在精确率、特异度指标上，SVM模型表现均最优；NB、RF、Logistic回归模型的ROC曲线*AUC*较大（分别为0.896、0.891、0.882）。RF算法显示TD病情严重程度、家庭教养方式、合并行为问题为特征重要性排序前三位的因素，多因素Logistic回归分析显示TD病情中重度（*OR*=25.92，95%*CI*：12.18～55.13）、合并行为问题（*OR*=3.72，95%*CI*：1.89～7.33）、放纵型家庭教养方式（*OR*=2.59，95%*CI*：1.05～6.40）是TD共患ADHD的危险因素。结论：机器学习模型可用于TD共患ADHD的风险评估。TD病情严重程度、合并行为问题、家庭教养方式是TD共患ADHD的显著风险因素。

关键词 抽动障碍；ADHD；机器学习；风险评估模型；风险因素
中图分类号 R749
文献标识码 A **开放科学（资源服务）标识码（OSID）：**

Risk assessment models of tic disorders with comorbid attention deficit hyperactivity disorder based on machine learning

LIU Fang[1], WANG Huaqian[1], NIU Ping[1], YAO Baozhen[1], YE Jingping[1], WANG Gaohua[2]
[1]Dept. of Pediatrics, [2]Dept. of Psychiatry, Renmin Hospital of Wuhan University, Wuhan 430060, Hubei, China

Abstract

Objective: To develop risk assessment models for tic disorders (TD) with comorbid attention deficit hyperactivity disorder (ADHD) and to screen for risk factors using machine learning. **Methods:** The clinical, demographic, and family environmental information of 363 children with TD were investigated and collected as study data. The performance of five machine learning models of TD with comorbid ADHD based on logistic regression, Naive Bayes (NB), Random Forest (RF), K-Nearest Neighbor (KNN) classification algorithm, and Support Vector Machine (SVM) was compared using metrics such as accuracy, precision, recall/sensitivity, specificity, F1-score, and area under the curve

课题来源：武汉大学医学腾飞计划项目（编号：TFLC2018001）
作者简介：刘芳，女，1985—，医学博士，主治医师，主要从事儿童保健、神经心理及发育行为研究，E-mail：liufangann@163.com
通信作者：叶静萍，女，1970—，医学博士，副主任医师，主要从事儿科、儿童保健、发育行为研究，E-mail：jpy7012@163.com；王高华，男，1964—，医学博士，教授，主任医师，主要从事精神病与精神卫生研究，E-mail：WGH6402@163.com

(*AUC*) of ROC. Feature importance was ranked using the RF algorithm, and multivariate logistic regression analysis was conducted to identify risk factors. **Results:** The NB model demonstrated the highest accuracy; the logistic regression model performed best in terms of F1-score and recall/sensitivity; the SVM model achieved the highest precision and specificity. The *AUC* values of the NB, RF, and logistic regression models were relatively large (0.896, 0.891, and 0.882, respectively). Multivariate logistic regression analysis showed that moderate/severe tic severity (*OR*=25.92, 95%*CI*: 12.18-55.13), behavioral problems (*OR*=3.72, 95%*CI*: 1.89-7.33), and indulgent parenting pattern (*OR*=2.59, 95%*CI*: 1.05-6.40) were risk factors for TD with comorbid ADHD. **Conclusion:** Machine learning models can be effectively used for risk assessment of TD with comorbid ADHD. Tic severity, comorbid behavioral problems, and parenting pattern were identified as significant risk factors.

Key Words Tic Disorders; ADHD; Machine Learning; Risk Assessment Model; Risk Factors

抽动障碍(tic disorders, TD)是一种以不自主的、无目的、快速、刻板的单一或多部位肌肉收缩为主要临床表现的神经精神疾病[1],病因和发病机制尚不明确,目前认为其可能是遗传、神经、免疫和环境因素等多方面共同作用的结果[2-3]。TD容易共患各种精神障碍和行为问题,其中以注意缺陷与多动障碍(attention deficit hyperactivity disorder, ADHD)和强迫障碍最为常见[4-5]。研究[6-8]认为TD与ADHD可能有相同的遗传起源、致病途径和潜在的神经环路,两者可单独存在,也可以彼此共患的形式存在。TD和ADHD均起源于儿童青少年时期,对儿童学习、认知和社会功能损害方面的影响较为突出,当两者共患时,影响和损害往往更显著,甚至有时ADHD起主导作用[9-10]。因此临床诊疗时应尽早关注TD患儿共患ADHD的风险,早预测、早干预对改善患儿的预后意义重大。近年来随着大数据时代机器学习的发展,基于机器学习方法开发的疾病风险评估/预测模型在临床中也逐渐得到越来越多的关注和深入应用[11-12]。本研究基于机器学习方法来构建TD共患ADHD的风险评估模型,通过比较不同机器学习模型的性能及筛选风险因素,旨在为临床早期干预TD共患ADHD提供支持。

1 资料与方法

1.1 研究对象 采用连续入组的方式纳入2019年7月至2022年6月在武汉大学人民医院儿科门诊以抽动为首要症状就诊,且首次诊断为TD的363例4～16岁儿童。纳入标准:符合DSM-5[13]和《儿童抽动障碍诊断与治疗专家共识(2017实用版)》[14]中的TD诊断标准。TD诊断类型[短暂性TD(provisional tic disorder, PTD)、慢性TD(chronic tic disorder, CTD)和Tourette综合征(Tourette syndrome, TS)]及ADHD诊断均依据DSM-5诊断标准。排除标准:(1)精神分裂症、情感障碍、孤独症、精神发育迟滞、癫痫等神经精神疾病史;(2)合并严重躯体疾病;(3)资料不全,未完成调查问卷和相关评估的。所有纳入对象及家属均了解检查及评估内容,并已签署知情同意书。本研究已获得武汉大学人民医院临床研究伦理委员会的审批(编号:WDRY2022-K024)。

1.2 资料收集和研究因素

1.2.1 临床资料 收集TD患儿首诊时性别、年龄、抽动形式、诊断类型、耶鲁综合抽动严重程度量表(Yale Global Tic Severity Scale, YGTSS)、Achenbach儿童行为量表(Child Behavior Checklist, CBCL)评估结果等临床资料。量表评估方法参照文献[15-16]。TD病情严重程度分级:YGTSS总分<25分为轻度,25～50分为中度,>50分为重度[3, 14]。CBCL任何一个维度评分或总分超过第98百分位的标准化值提示存在行为问题[16]。研究因素包括:性别、年龄、抽动形式、TD诊断类型、TD病情严重程度、合并行为问题。

1.2.2 人口学和家庭环境信息 基于研究目的,通过文献研究和专题组讨论的方法自行设计调查问卷,调查收集TD患儿的人口学和家庭环境信息。研究因素包括:出生疾病史、基础疾病史、家庭结构、家庭教养方式、家庭氛围、父母参与照料、父母文化程度以及家族史。出生疾病史包括高胆红素血症、呼吸窘迫/窒息、新生儿肺炎、颅内出血等疾病,基础疾病史包括过敏性鼻炎、哮喘、反复湿疹、

结膜炎、沙眼、反复感染、遗尿等疾病。家庭教养方式根据 MACCOBY 和 MARTIN[17] 的家庭教养方式理论的“要求”和“回应”两个维度分为民主型（适度的要求、充分的回应）、权威型（高要求且偏干涉、回应偏低）、放纵型（低要求、低回应）三种类型。

1.3　研究方法及统计学处理　采用 R4.3.0 和 IBM SPSS 22.0 软件对收集的资料数据进行分析。计数资料用例（%）描述，组间比较采用卡方检验或 Fisher 精确概率法。为尽量避免遗漏有意义的因素，本次纳入单因素分析 $P<0.20$ 的因素作为 TD 共患 ADHD 的机器学习模型的风险评估指标。对纳入的变量进行多重共线性诊断，方差膨胀因子（variance inflation factor，VIF）>5 且容忍度（tolerance，TOL）<0.1 被认为存在共线性，对存在共线性的变量进行合理处理或剔除。

随机抽取总样本中 70% 的样本作为训练集来构建模型，剩余 30% 的样本作为测试集来验证模型。采用准确率、精确率、召回率/灵敏度、特异度、F1 值及受试者工作特征（ROC）曲线的曲线下面积（*AUC*），比较 Logistic 回归、朴素贝叶斯（Naive Bayes，NB）、随机森林（Random Forest，RF）、K 最近邻（K-Nearest Neighbor，KNN）分类算法和支持向量机（Support Vector Machine，SVM）模型的性能。机器学习模型性能指标：准确率=（TP+TN）/（TP+TN+FP+FN）；精确率=TP/（TP+FP）；召回率/灵敏度=TP/（TP+FN）；特异度=TN/（TN+FP）；F1 值=（2×精确率×召回率）/（精确率+召回率）。TP：真阳性率；TN：真阴性率；FP：假阳性率；FN：假阴性率。一般 *AUC*<0.60 为低区分度；0.60～0.75，中区分度；>0.75，高区分度。基于 RF 算法，采用 Mean Decrease Gini 指标对总样本进行特征重要性排序，该值越大，表示该变量的重要性越大。采用多因素 Logistic 回归分析法（向前：LR）进行 TD 共患 ADHD 的影响因素分析。以上均采用双侧检验，以 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2　结果

2.1　基本情况　363 例 TD 患儿中，男性 291 例（80.17%），女性 72 例（19.83%）。诊断为 PTD 的 284 例（78.24%），为 CTD 的 31 例（8.54%），为 TS 的 48 例（13.22%）。病情为轻度的 248 例（68.32%），为中度的 104 例（28.65%），为重度的 11 例（3.03%）。诊断共患 ADHD 的 76 例（20.94%），未共患 ADHD 的 287 例（79.06%）。

2.2　机器学习模型的风险评估指标纳入及多重共线性诊断　TD 共患 ADHD 组与 TD 未共患 ADHD 组的单因素比较分析见表 1。纳入以下 11 个因素作为机器学习模型的风险评估指标：年龄、出生疾病史、抽动形式、TD 诊断类型、TD 病情严重程度、合并行为问题、家庭结构、家庭教养方式、父母参与照料、父亲文化程度和母亲文化程度。多重共线性诊断显示纳入的变量间不存在共线性（表 2，均 VIF<5 且均 TOL>0.1）。

2.3　基于机器学习的 TD 共患 ADHD 风险评估模型的性能比较　分别基于 Logistic 回归、NB、RF、KNN、SVM 机器学习方法构建的 TD 共患 ADHD 风险评估模型并进行验证。各模型比较结果显示（图 1），在准确率指标上，NB 模型表现最优；在 F1 值、召回率/灵敏度指标上，Logistic 回归模型表现均最优；在精确率、特异度指标上，SVM 模型表现均最优。不同模型的 ROC 曲线及 *AUC* 见图 2，测试集验证显示 NB、RF、Logistic 回归模型的 *AUC* 较大，分别为 0.896、0.891、0.882。

2.4　TD 共患 ADHD 的特征重要性排序及多因素 Logistic 回归分析　基于 RF 算法、采用 Mean Decrease Gini 指标进行 TD 共患 ADHD 的特征重要性排序（图 3），结果显示 TD 病情严重程度、家庭教养方式、合并行为问题为排序前三位的因素。将 TD 共患 ADHD 作为因变量（TD 未共患 ADHD=0，TD 共患 ADHD=1），实施多因素 Logistic 回归分析。结果显示，TD 病情中重度、合并行为问题、放纵型家庭教养方式是 TD 共患 ADHD 的危险因素（$P<0.05$），见表 3。

3　讨论

本研究通过临床真实世界调查数据，开发了 5 种基于机器学习的 TD 共患 ADHD 的风险评估模型并进行了性能比较，同时基于 RF 算法进行特征重要性排序和采用多因素 Logistic 回归分析法筛选风险因素。研究结果显示，NB、RF、Logistic 回归模型均表现出较好的性能。另外，基于 RF 算法和多因素 Logistic 回归分析法筛选出的 TD 共患 ADHD 的风险因素一致，包括 TD 病情严重程度、合并行为问题和家庭教养方式。研究结果可为临床和公共卫生决策提供一定参考。

评估个体未来发生疾病的风险是健康管理的

表1 TD共患ADHD组与未共患ADHD组的人口学、家庭环境和临床特征比较[例(%)]

项目		总体TD(N=363)	共患ADHD(n=76)	未共患ADHD(n=287)	χ^2	P
性别	男	291(80.17)	63(82.89)	228(79.44)	0.450	0.502
	女	72(19.83)	13(17.11)	59(20.56)		
年龄/岁	4～5	76(20.94)	13(17.11)	63(21.95)	9.980	0.007
	6～11	269(74.10)	54(71.05)	215(74.91)		
	12～16	18(4.96)	9(11.84)	9(3.14)		
出生疾病史	无异常	261(71.90)	49(64.47)	212(73.87)	2.625	0.105
	异常	102(28.10)	27(35.53)	75(26.13)		
基础疾病史	无	145(39.94)	28(36.84)	117(40.77)	0.386	0.535
	有	218(60.06)	48(63.16)	170(59.23)		
抽动形式	运动性/发声性抽动	200(55.10)	24(31.58)	176(61.32)	21.489	＜0.001
	混合性抽动	163(44.90)	52(68.42)	111(38.68)		
TD诊断类型	PTD	284(78.24)	49(64.47)	235(81.88)	10.694	0.001
	CTD/TS	79(21.76)	27(35.53)	52(18.12)		
TD病情严重程度	轻度	248(68.32)	12(15.79)	236(82.23)	122.551	＜0.001
	中重度	115(31.68)	64(84.21)	51(17.77)		
合并行为问题	否	258(71.07)	32(42.11)	226(78.75)	39.239	＜0.001
	是	105(28.93)	44(57.89)	61(21.25)		
家庭结构	核心家庭	151(41.60)	24(31.58)	127(44.25)	—	0.053*
	主干家庭	193(53.17)	45(59.21)	148(51.57)		
	其他	19(5.23)	7(9.21)	12(4.18)		
家庭教养方式	民主型	122(33.61)	17(22.37)	105(36.59)	10.015	0.007
	权威型	157(43.25)	32(42.11)	125(43.55)		
	放纵型	84(23.14)	27(35.53)	57(19.86)		
父母参与照料	完全参与	178(49.04)	34(44.74)	144(50.17)	3.750	0.153
	部分参与	109(30.03)	20(26.32)	89(31.01)		
	未参与	76(20.94)	22(28.95)	54(18.82)		
家庭氛围	和睦	305(84.02)	61(80.26)	244(85.02)	1.012	0.315
	不和睦	58(15.98)	15(19.74)	43(14.98)		
父亲文化程度	初中及以下	78(21.49)	26(34.21)	52(18.12)	11.179	0.004
	高中	73(20.11)	17(22.37)	56(19.51)		
	大学及以上	212(58.40)	33(43.42)	179(62.37)		
母亲文化程度	初中及以下	85(23.42)	23(30.26)	62(21.60)	5.600	0.061
	高中	63(17.36)	17(22.37)	46(16.03)		
	大学及以上	215(59.23)	36(47.37)	179(62.37)		
家族史	无TD/精神疾病史	336(92.56)	70(92.11)	266(92.68)	—	0.927*
	有TD史	16(4.41)	4(5.26)	12(4.18)		
	有精神疾病史	11(3.03)	2(2.63)	9(3.14)		

*Fisher精确概率法

关键一步。在构建疾病风险评估模型时,模型中的因素并不是越多越好,纳入的因素越多,在建模时越容易出现过拟合的情况。另外,要考虑到因素信息是否方便获取、便于测量,越是方便获取或便于测量,模型的可推广性越好。机器学习算法可以更准确地从复杂数据集中提取关键特征,已被越来越多地应用于不同疾病的诊断和预后预测中[18]。机器学习是人工智能领域的一部分,通过算法迭代方式从数据中学习,利用数据训练出有效预测模型,同时不同机器学习模型还可进行比较分析[11,19]。目前TD领域尚缺乏相关疾病风险评估模型,本研究基于机器学习首次构建TD共患ADHD风险评估模型,对预防TD疾病发展和改善患儿结局具有切实意义。由于每个机器学习模型都以独特的方式处理分类问题,因此在进行预测时各个模型具有相对的优势和不足[19]。本研究比较不同机器学习

表 2　纳入变量的多重共线性诊断结果

变量	共线性统计	
	TOL	VIF
年龄	0.904	1.106
出生疾病史	0.949	1.053
抽动形式	0.858	1.165
TD诊断类型	0.892	1.121
TD病情严重程度	0.827	1.210
合并行为问题	0.827	1.210
家庭结构	0.708	1.412
家庭教养方式	0.917	1.090
父母参与照料	0.694	1.442
父亲文化程度	0.429	2.331
母亲文化程度	0.430	2.324

TOL：容忍度；VIF：方差膨胀因子

模型的性能发现，NB、RF、Logistic 回归模型在 TD 共患 ADHD 的风险评估方面均表现出较好的性能。其中，Logistic 回归模型在 F1 值、召回率/灵敏度指标上表现均最优，ROC 曲线 *AUC* 为 0.882，在各模型中排名第三，说明传统的 Logistic 回归模型与不同新机器学习模型比较，仍然具有较高的性能优势。

本研究中，TD 患儿共患 ADHD 的发生率为 20.94%，表明 TD 患儿共患 ADHD 的情况较为多见，因此早期识别其相关风险因素是十分必要的。本次基于 RF 算法对总样本的特征重要性排序结果显示 TD 病情严重程度、家庭教养方式、合并行为问题为排序前三位的因素。另外，根据多因素 Logistic 回归分析结果可知，TD 病情中重度、合并行为问题、放纵型家庭教养方式是 TD 共患 ADHD 的危险因素。由此可见两种不同机器学习方法筛选出的 TD 共患 ADHD 的风险因素是一致的，虽然因素在重要性/效应大小排序上有所差异。TD 共患 ADHD 与 TD 病情严重程度之间的相关性在既往一些研究[20-21]中已有证实。儿童行为问题指影响儿童社交功能的异常行为，可分为外化行为和内化行为障碍两个维度。外化行为是指个体对外部环境做出消极反应的一系列外向性行为，如攻击、多动、违

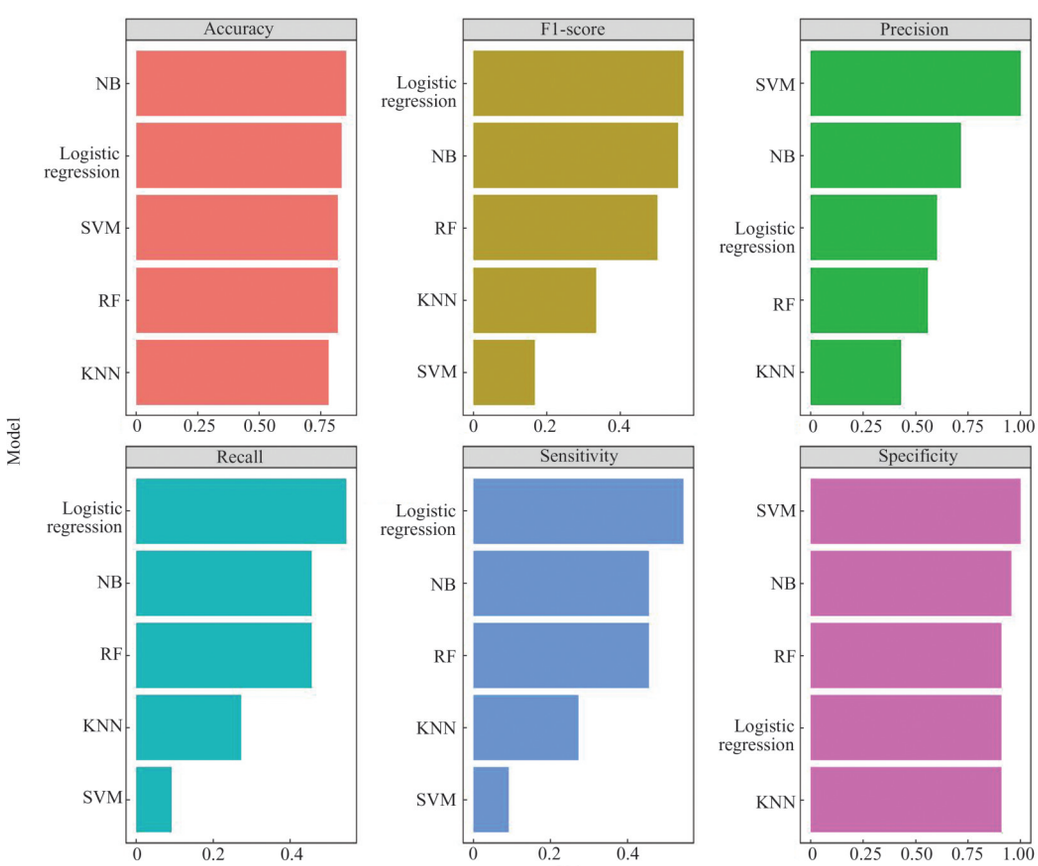


图 1　基于不同机器学习方法的 TD 共患 ADHD 风险评估模型的性能比较

图中模型包括 Logistic Regression：Logistic 回归；NB：朴素贝叶斯；RF：随机森林；KNN：K 最近邻分类算法；SVM：支持向量机。评价指标包括 Accuracy：准确率；F1-Score：F1 值；Precision：精确率；Recall：召回率；Sensitivity：灵敏度；Specificity：特异度

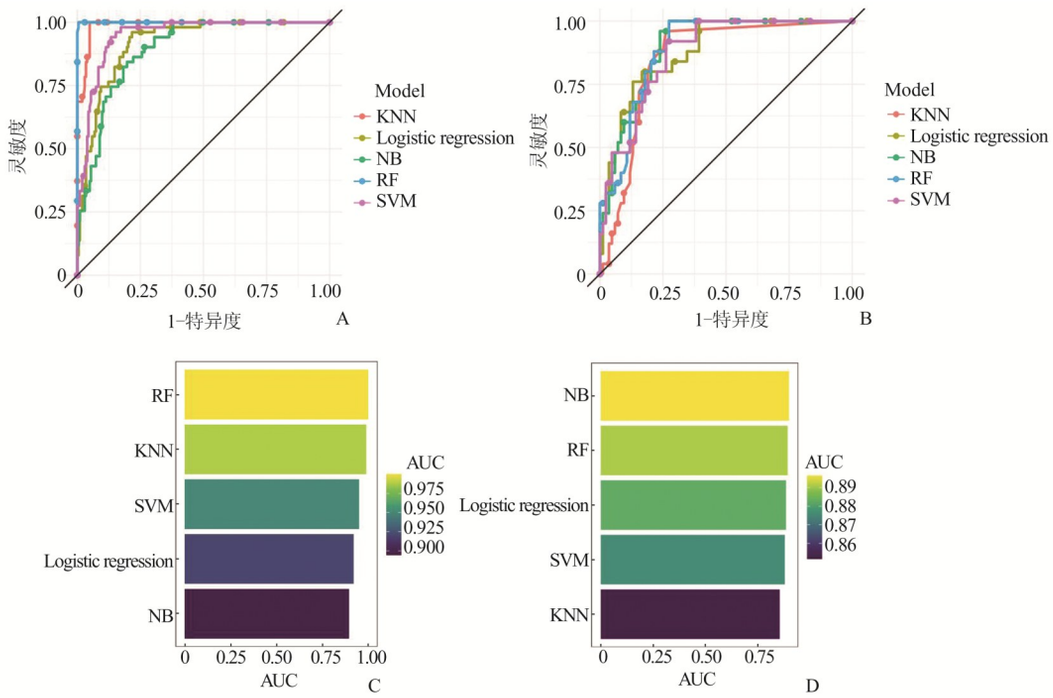


图2 TD共患ADHD的机器学习模型ROC曲线及*AUC*情况比较

A. 基于不同机器学习方法构建的模型ROC曲线;B. 测试集验证不同机器学习模型ROC曲线;C. 基于不同机器学习方法构建的模型ROC曲线*AUC*比较;D. 测试集验证不同机器学习模型ROC曲线*AUC*比较。图中模型包括Logistic Regression: Logistic回归;NB:朴素贝叶斯;RF: 随机森林;KNN: K最近邻分类算法;SVM: 支持向量机。

表3 TD共患ADHD多因素Logistic回归分析

因素	β	$SE(\beta)$	$Wald\ \chi^2$	P	OR	95%CI
TD病情严重程度						
轻度					Ref	
中重度	3.25	0.39	71.45	<0.001	25.92	12.18～55.13
合并行为问题						
否					Ref	
是	1.31	0.35	14.39	<0.001	3.72	1.89～7.33
家庭教养方式			9.08	0.011		
民主型					Ref	
权威型	−0.31	0.42	0.55	0.457	0.73	0.32～1.67
放纵型	0.95	0.46	4.26	0.039	2.59	1.05～6.40

Ref:参照水平

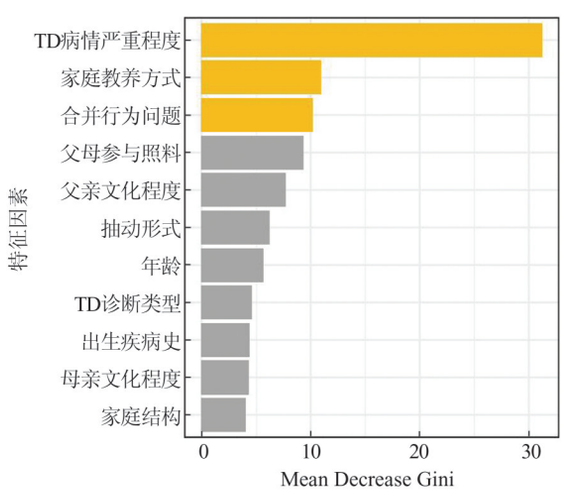


图3 基于RF算法的特征重要性排序

纪、强迫、脾气暴躁等;内化行为相对隐蔽,主要指个体体验到的焦虑、抑郁、惊恐、社交退缩等消极的情绪体验[22-23]。行为问题对儿童的人际关系、教育过程、家庭活动、精神健康等方面均可产生较大影响。临床上ADHD与行为问题常高度并存[24-26],建议要及早发现、及时矫治或干预儿童的行为问题。家庭环境作为孩子生活的首要环境,对儿童发展的影响无疑是不可忽视的。流行病学调查[27-28]结果表明,放纵型家庭教养方式如缺乏监督、有限的交谈时间和亲子互动,可能导致儿童出现自我控制问题、社交问题、情绪问题、学习成绩下降以及不良行为问题。因此,在临床实践中为TD患儿的父母提供适当的育儿方式建议,积极改善家庭养育环境,对预防ADHD及行为问题发生具有积极的作用。

本研究尚存在一定局限性:(1)使用的数据来自单中心;(2)样本量相对机器学习的处理容量可能有些不足;(3)构建的风险评估模型进行了内部验证,尚缺乏外部验证。未来可通过开展多中心研究、扩大样本量等来进一步验证。

综上所述,机器学习模型可用于TD共患

ADHD 的风险评估，其中 NB、RF、Logistic 回归模型均表现出较好的性能。TD 患儿共患 ADHD 与临床和家庭环境因素均相关，因此 TD 诊疗过程中应充分考虑到疾病病情及家庭环境因素等的影响，加强对疾病的综合认知和早期干预，以防止 TD 共患病的发展。

参考文献

[1] 卢青，孙丹，刘智胜 . 中国抽动障碍诊断和治疗专家共识解读[J]. 中华实用儿科临床杂志，2021，36(9)：647-653.
LU Q，SUN D，LIU Z S. Interpretation of expert consensus for diagnosis and treatment of tic disorders in China[J]. Chin J Appl Clin Pediatr，2021，36(9)：647-653.

[2] JIANG J L，CHEN M X，HUANG H F，et al. The aetiology of tourette syndrome and chronic tic disorder in children and adolescents：A comprehensive systematic review of case-control studies[J]. Brain Sci，2022，12(9)：1202.

[3] LIU Z S，CUI Y H，SUN D，et al. Current status，diagnosis，and treatment recommendation for tic disorders in China[J]. Front Psychiatry，2020，11：774.

[4] HIRSCHTRITT M E，LEE P C，PAULS D L，et al. Lifetime prevalence，age of risk，and genetic relationships of comorbid psychiatric disorders in Tourette syndrome[J]. JAMA Psychiatry，2015，72(4)：325-333.

[5] GROTH C，MOL DEBES N，RASK C U，et al. Course of tourette syndrome and comorbidities in a large prospective clinical study[J]. J Am Acad Child Adolesc Psychiatry，2017，56(4)：304-312.

[6] HIRSCHTRITT M E，DARROW S M，ILLMANN C，et al. Genetic and phenotypic overlap of specific obsessive-compulsive and attention-deficit/hyperactive subtypes with Tourette syndrome[J]. Psychol Med，2018，48(2)：279-293.

[7] ROTHENBERGER A，HEINRICH H. Co-occurrence of tic disorders and attention-deficit/hyperactivity disorder–Does it reflect a common neurobiological background？[J]. Biomedicines，2022，10(11)：2950.

[8] Cross-Disorder Group of the Psychiatric Genomics Consortium. Genomic relationships，novel loci，and pleiotropic mechanisms across eight psychiatric disorders[J]. Cell，2019，179(7)：1469-1482. e11.

[9] TERMINE C，LUONI C，FONTOLAN S，et al. Impact of co-morbid attention-deficit and hyperactivity disorder on cognitive function in male children with Tourette syndrome：A controlled study[J]. Psychiatry Res，2016，243：263-267.

[10] GREIMEL E，WANDERER S，ROTHENBERGER A，et al. Attentional performance in children and adolescents with tic disorder and co-occurring attention-deficit/hyperactivity disorder：new insights from a 2×2 factorial design study[J]. J Abnorm Child Psychol，2011，39(6)：819-828.

[11] LEE D Y，OH A R，PARK J，et al. Machine learning-based prediction model for postoperative delirium in non-cardiac surgery[J]. BMC Psychiatry，2023，23(1)：317.

[12] DU L，DU JJ，YANG M，et al. Development and external validation of a machine learning-based prediction model for the cancer-related fatigue diagnostic screening in adult cancer patients：A cross-sectional study in China[J]. Support Care Cancer，2023，31(2)：106.

[13] American Psychiatric Association. Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders[M]. 5th ed. Washington DC：American Psychiatric Publishing，2013.

[14] 中华医学会儿科学分会神经学组 . 儿童抽动障碍诊断与治疗专家共识(2017 实用版)[J]. 中华实用儿科临床杂志，2017，32(15)：1137-1140.
The Neurology Group of Chinese Pediatric Society，Chinese Medical Association. Expert consensus on diagnosis and treatment of tic disorder in children (2017 practical edition)[J]. Chin J Appl Clin Pediatr，2017，32(15)：1137-1140.

[15] LECKMAN J F，RIDDLE M A，HARDIN M T，et al. The Yale Global Tic Severity Scale：Initial testing of a clinician-rated scale of tic severity[J]. J Am Acad Child Adolesc Psychiatry，1989，28(4)：566-573.

[16] 忻仁娥，唐慧琴，张志雄，等 . 全国 22 个省市 26 个单位 24 013 名城市在校少年儿童行为问题调查：独生子女精神卫生问题的调查，防治和 Achenbach′s 儿童行为量表中国标准化[J]. 上海精神医学，1992，4(1)：47-55.
XIN R E，TANG H Q，ZHANG Z X，et al. Investigation on behavior problems of 24 013 school children in 26 units in 22 provinces and cities：Nationwide-investigation and prevention of mental health problems of the only child and standardization of Achenbach′s children′s behavior scale in China[J]. Shanghai Arch Psychiatry，1992，4(1)：47-55.

[17] MACCOBY E E，MARTIN J A. Socialization in the Context of the Family：Parent-Child Interactions [M]// Mussen PH，Hetherington EM. Handbook of child psychology. 4th ed. NewYork，USA：Wiley，1983.

[18] DEO RC. Machine learning in medicine[J]. Circulation，2015，132(20)：1920-1930.

[19] HARRINGTON P. Machine learning in action[M]. Shelter Island，NY：Manning Publications Co.，2012.

（下转第 1281 页）