

基于可解释机器学习的青少年厌学风险识别与关键预测因素分析

崔乐康¹ 刘璇^{1*} 阮晨阳¹ 周晚¹ 王欢¹ 左万里²

1. 浙大宁波理工学院, 中国·浙江 宁波 315100

2. 宁波大学, 中国·浙江 宁波 315211

摘要: 厌学风险受到个体、家庭与学校等多层因素共同影响, 传统线性方法难以充分识别复杂非线性关系。本研究基于 PISA 2022 数据, 从学校环境、家庭背景和个体特征三个维度构建 13 项预测指标, 采用决策树、逻辑回归、K 近邻、支持向量机和 CatBoost 进行分类, 并以 SHAP 解释模型。结果显示, 五种模型 AUC 均超过 0.90; KNN 在 AUC 和 F1-score 方面表现最佳。SHAP 分析表明, 留级经历、毅力与坚持性、合作能力、换位思考能力和父母情感支持是 CatBoost 预测的重要特征。研究为青少年厌学风险的早期识别与学生支持提供数据驱动参考。

关键词: 厌学; 机器学习; PISA 2022; 风险预测; SHAP

Identification of Adolescent School Disengagement Risk and Analysis of Key Predictive Factors Based on Explainable Machine Learning

Cui Lekang¹, Liu Xuan^{1*}, Ruan Chenyang¹, Zhou Wan¹, Wang Huan¹, Zuo Wanli²

1. NingboTech University, China Zhejiang Ningbo 315100

2. Ningbo University, China Zhejiang Ningbo 315211

Abstract: School disengagement is associated with adolescents' learning, development, and well-being and may reflect interacting individual, family, and school factors. Using PISA 2022 data, this study constructed 13 predictors across school environment, family background, and individual characteristics. Decision tree, logistic regression, K-nearest neighbors, support vector machine, and CatBoost classifiers were compared, and SHAP was used to interpret CatBoost predictions. All models achieved AUC values above 0.90, while KNN showed the best AUC and F1-score. SHAP identified grade retention, perseverance, collaboration, perspective taking, and parental emotional support as influential predictive features. The findings support a multidimensional, data-driven approach to early risk identification and targeted student support.

Keywords: School disengagement; Machine learning; PISA 2022; Risk prediction; SHAP

0 引言

近年来, 青少年学习投入不足、学校疏离及厌学行为逐渐成为教育与心理健康领域的重要议题。厌学不仅会影响学生当前的学业表现和学习投入, 还可能增加后续学校适应困难风险^[1-2]。相关研究表明, 学生的成就情绪与学业表现密切相关^[3]。随着教育竞争压力增加及学生心理需求不断变化, 准确识别厌学风险并探究其影响因素, 对于促进青少年健康发展具有重要意义。厌学并非由单一因素引起, 而是个体、家庭与学校环境共同作用的结果。生态系统理论指出, 青少年发展受到个体、家庭、学校及社会环境等多层因素影响, 各层级之间的相互作用共同塑造其学习行为与心理适应^[4]。学校作为青少年成长的重要情境, 其组织特征、师生关系及同伴环境会持续影响学生的学习投入与学校适应^[5]。因此, 本研究从学校环境、家庭背景

和个体心理三个维度构建厌学风险预测体系。传统线性回归和结构方程模型在解释变量关系方面具有优势, 但面对多维教育数据时, 较难充分识别变量间复杂的非线性关系。机器学习能够基于数据驱动方式捕捉复杂特征交互, 已广泛应用于教育数据挖掘与风险预测^[6]。其中, 决策树、随机森林和梯度提升等算法具有较强的非线性建模能力^[7-9]。针对机器学习模型可解释性不足的问题, 本研究进一步引入 SHAP 方法, 量化各特征对预测结果的贡献及作用方向^[10]。基于 PISA 2022 学生数据, 本研究选取师生关系质量、学校归属感、校园欺凌经历、认知激活教学、家庭物质资本、家庭文化资本、父母受教育水平、父母情感支持、毅力与坚持性、合作能力、换位思考能力、学校有用感和留级经历等 13 项特征^[11-12], 构建融合厌学风险预测与模型解释的可解释机器学习研究框架, 如图 1 所示。

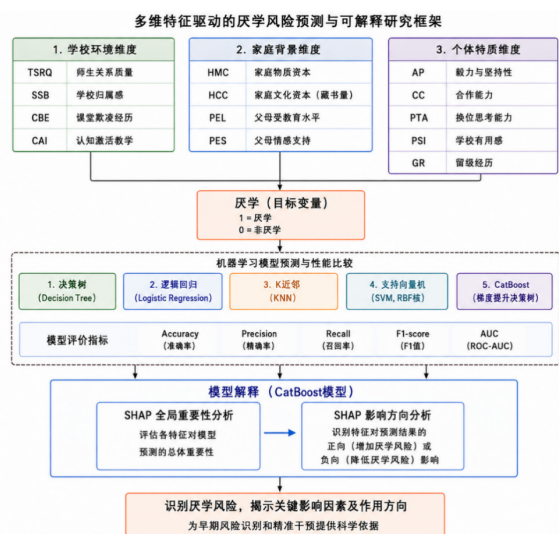


图1 基于多维生态因素和可解释机器学习的厌学风险识别理论框架

本研究关注三个问题：不同机器学习算法能否有效识别厌学风险；哪些学校、家庭和个体特征具有较高预测贡献；关键特征如何影响模型判断。目标是构建兼顾预测性能与可解释性的风险识别框架。

1 方法

1.1 数据来源与研究对象

本研究使用 OECD 发布的 PISA 2022 学生问卷数据^[13], 选取香港、澳门和台湾地区样本, 并筛选学校体验、家庭背景和个体心理相关变量。经初步筛选获得 668 名学生, 其中厌学组 95 名、非厌学组 573 名。剔除缺失预测变量超过 2 项的样本后, 最终纳入 662 人, 其中厌学组 89 名、非厌学组 573 名。

1.2 厌学定义与数据处理

本研究以多指标构建操作性厌学风险标签。厌学组要求曾连续缺学超过 3 个月, 且 ST261Q01JA 将“无聊 (I was bored)”报告为长期缺学原因。若 ST301Q05JA 或 ST301Q10JA 对学习新事物选择“同意”或“非常同意”, 则排除。非厌学组要求各学段均无连续缺学超过 3 个月经历, 近两周无整天逃课、部分逃课和迟到, 并在学习兴趣与动力指标上呈积极倾向。该标签用于本研究的分类预测, 不等同于临床诊断。

数据先按 8 : 2 划分训练集与测试集。缺失值仅利用训练集拟合的随机森林回归迭代插补模型处理, 并将同一模型应用于测试集。随后以训练集参数进行 Min-Max 归一化, 将特征映射至[0,1], 以降低数据泄漏风险。

1.3 机器学习分类模型构建与评价

构建决策树、逻辑回归、K 近邻、支持向量机和

CatBoost 五种分类模型。训练阶段采用 5 折交叉验证与网格搜索优化超参数, 并搜索分类阈值以在预设精确率、召回率约束下最大化 F1。测试集以 Accuracy、Precision、Recall、F1 和 AUC 评价。为兼顾较好的预测表现与树模型解释便利, 进一步对 CatBoost 进行 SHAP 分析, 比较特征重要性及其对厌学风险预测的正负贡献^[10]。

2 结果

2.1 机器学习模型预测性能比较

五种模型在测试集上以 Accuracy、Precision、Recall、F1-score 和 AUC 进行比较, 结果见图 2。

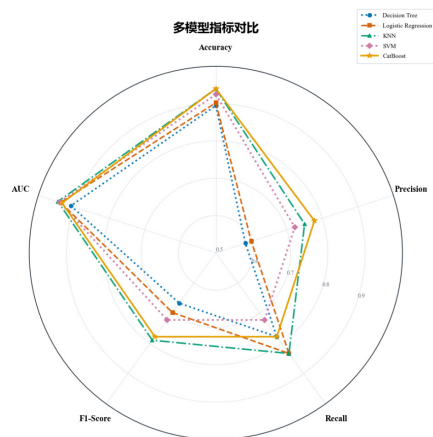


图2 不同机器学习模型的厌学风险预测性能比较

五种模型 AUC 均超过 0.90, 均具较好的区分能力。KNN 与 CatBoost 取得最高准确率, 其中 KNN 的 AUC 和 F1-score 最佳。结果说明, 不同机器学习模型均可识别本研究定义的厌学风险, 但模型优势应结合多项指标综合判断。

2.2 CatBoost 模型解释与关键预测因素分析

为考察非线性集成模型的决策依据, 本研究对 CatBoost 进行 SHAP 解释。各特征的整体贡献及方向见图 3。

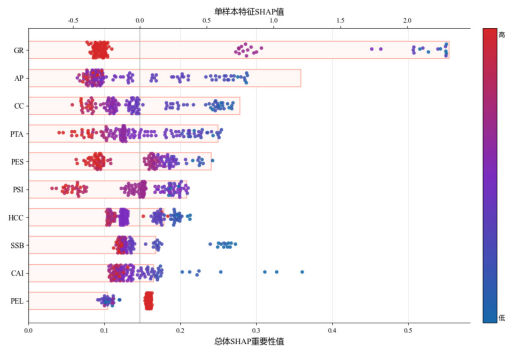


图3 基于 SHAP 方法的 CatBoost 模型特征贡献分析
注: 图中按平均绝对 SHAP 值展示前十项特征; 红色表示较高特征值, 蓝色表示较低特征值。SHAP 值为正表示推动模型预测为厌学风险, 为负表示降低该预测概率。

SHAP 结果显示,留级经历 (GR)、毅力与坚持性 (AP)、合作能力 (CC)、换位思考能力 (PTA) 和父母情感支持 (PES) 贡献较高,其中 GR 的平均绝对 SHAP 值最高。按本研究编码,GR 低值更倾向于推动模型预测为厌学风险,高值则相反。学校有用感 (PSI) 和学校归属感 (SSB) 亦具有一定解释贡献,较积极的学校体验总体与较低预测风险相联系。上述结果表明,模型的重要特征覆盖既往学习经历、个体心理资源、家庭支持和学校体验等层面;SHAP 反映的是模型中的预测关联,不应解释为因果效应。

3 结语

本研究基于 PISA 2022 数据构建机器学习与 SHAP 相结合的青少年厌学风险识别框架。五种模型 AUC 均超过 0.90, KNN 在 AUC 和 F1-score 方面表现最佳。CatBoost 的 SHAP 解释显示,留级经历、毅力与坚持性、合作能力、换位思考能力及父母情感支持具有较高预测贡献。结果提示,学校可结合学习经历、心理资源、家庭支持和学校联结开展多维风险筛查。需要强调的是,本研究采用横断面数据和操作性风险标签,结果仅反映预测关联,不能推断因果关系,也不能替代专业诊断。未来应结合纵向数据、外部样本和不同文化背景检验模型的稳定性与可推广性。

参考文献:

- [1] FREDRICKS J A, BLUMENFELD P C, PARIS A H. School engagement: Potential of the concept, state of the evidence[J]. *Review of Educational Research*, 2004, 74(1): 59-109.
- [2] FINN J D, ZIMMER K S. Student engagement: What is it? Why does it matter?[M]//CHRISTENSON S L, RESCHLY A L, WYLIE C, eds. *Handbook of Research on Student Engagement*. Boston: Springer, 2012: 97-131.
- [3] PUTWAIN D W, WOOD P, PEKRUN R. Achievement emotions and academic achievement: Reciprocal relations and the moderating influence of academic buoyancy[J]. *Journal of Educational Psychology*, 2022, 114(1): 108-126.
- [4] BRONFENBRENNER U. *The Ecology of Human Development: Experiments by Nature and Design*[M]. Cambridge, MA: Harvard University Press, 1979.
- [5] ECCLES J S, ROESER R W. Schools as developmental contexts during adolescence[J]. *Journal of Research on Adolescence*, 2011, 21(1): 225-241.
- [6] BAKER R S, INVENTADO P S. Educational data mining and learning analytics[M]//LARUSSON J A, WHITE B, eds. *Learning Analytics: From Research to Practice*. New York: Springer, 2014: 61-75.
- [7] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45: 5-32.
- [8] FRIEDMAN J H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine[J]. *The Annals of Statistics*, 2001, 29(5): 1189-1232.
- [9] CHEN T, GUESTRIN C. XGBoost: A scalable tree boosting system[C]//*Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM, 2016: 785-794.
- [10] LUNDBERG S M, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions[C]//*Advances in Neural Information Processing Systems* 30. 2017: 4765-4774.
- [11] WENTZEL K R. Teacher-student relationships[M]//WENTZEL K R, MIELE D B, eds. *Handbook of Motivation at School*. 2nd ed. New York: Routledge, 2016.
- [12] ALLEN K A, KERN M L, VELLA-BRODRICK D, et al. What schools need to know about fostering school belonging: A meta-analysis[J]. *Educational Psychology Review*, 2018, 30(1): 1-34.
- [13] OECD. PISA 2022 Assessment and Analytical Framework[R]. Paris: OECD Publishing, 2023.

基金项目: 浙江省青少年和青少年工作研究课题 (ZQ26094) 名称: 数据驱动视阈下青少年厌学行为生成机理与智能干预路径研究; 宁波市哲社规划课题教育专项 (G25-5-JY23) 名称: 数据驱动下人工智能发展与教学方式变革研究。

作者简介: 崔乐康 (2006-), 男, 汉族, 河北衡水人, 计算机科学与技术专业本科生, 主要研究方向: 包括机器学习及其在教育数据分析中的应用。

* 通讯作者: 刘璇 (1989-), 女, 汉族, 浙江宁波人, 工学博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 模式识别、机器学习及其在教育大数据领域的应用。