

基于机器学习的青少年运动员新冠肺炎疫情 应对能力分析 with 预测

叶春明¹, 赵圣文², 杨秀红³, 刘海韵⁴

(1. 烟台市国民体质监测中心, 山东 烟台 264003; 2. 滨州医学院 公共卫生与管理学院, 山东 烟台 264003;
3. 滨州医学院 临床医学院, 山东 烟台 264003; 4. 烟台市疾病预防控制中心, 山东 烟台 264003)

摘 要: 应用机器学习模型对青少年运动员在新冠肺炎疫情流行期间的应对能力状况进行快速识别和预测。利用“问卷星”在线调查平台对来自烟台市 6 家体育运动学校 1 699 名 7~17 岁青少年运动员开展问卷调查, 收集疫情防护知识与行为信息并计算应对能力得分, 利用动态聚类分析将应对能力分为高、低两个响应级别, 并建立随机森林模型度量各类应对能力影响因素的重要性; 以各类影响因素为输入特征, 建立 BP 神经网络、支持向量机和多元自适应回归样条 3 种机器学习模型对响应级别进行分类预测, 并与 Logistic 回归模型进行预测准度和分类性能的比较。结果显示: 参与调查的青少年运动员对疫情防护知识知晓程度不够全面, 将近 1/2 的运动员无法克服紧张和恐慌心理, 约 3/4 的运动员无法完成训练计划; 疫情应对能力影响因素重要性排序结果显示, 年龄、训练项目和居住地区位居前 3 位; 机器学习模型预测结果显示, 与 Logistic 回归相比, 基于径向基核函数的支持向量机模型平均准确率(80.32%)最高, 提升 7.15%, 多元自适应回归样条加法模型的灵敏度(0.86)最高, 提升 12.24%, 5-3-2-1 双隐含层结构 BP 神经网络模型的特异度(0.83)最高, 提升 62.11%。结果表明: 机器学习模型对青少年运动员新冠肺炎疫情应对能力的模拟具有可行性, 预测准确度和分类性能优于 Logistic 回归模型, 特异度最高的 BPN 模型更擅长判断疫情应对能力较弱的青少年运动员, 推荐用于疫情防控期间干预指导目标的快速识别。

关 键 词: 新冠肺炎; 应对能力; 机器学习; 青少年运动员

中图分类号: G80-05 文献标志码: A 文章编号: 1006-7116(2020)03-0068-06

Analysis and prediction of teenage athletes' ability to cope with the outbreak of COVID-19 based on machine learning

YE Chun-ming¹, ZHAO Sheng-wen², YANG Xiu-hong³, LIU Hai-yun⁴

(1. Yantai National Physique Monitoring Center, Yantai 264003, China; 2. School of Public Health and Management, Binzhou Medical University, Yantai 264003, China; 3. School of Clinical Medicine, Binzhou Medical University, Yantai 264003, China; 4. Yantai Center for Disease Control and Prevention, Yantai 264003, China)

Abstract: The authors used machine learning models to quickly identify and predict the condition of teenage athletes' coping ability during the outbreak of COVID-19. The authors utilized the "Questionnaire Star" online questionnaire platform to carry out a questionnaire survey on 1 699 teenage athletes aged 7-17 at 6 sports schools in Yantai, collected their outbreak protection knowledge and behavior information and calculated their coping ability scores, utilize dynamic clustering analysis to divide coping ability into high and low levels, and established a random forest model to measure the importance of various coping ability affecting factors; by using various affecting factors as input character-

收稿日期: 2020-03-16

基金项目: 山东省社会科学规划研究项目(18CQXJ50); 烟台市重点研发计划项目(社会民生公益类)(2018SFGY125)。

作者简介: 叶春明(1982-), 男, 助理研究员, 硕士研究生, 研究方向: 体育科研与国民体质监测。E-mail: yechunming123@163.com

通讯作者: 刘海韵

istics, the authors established such 3 machine learning models as BP neural network, support vector machine and multivariate adaptive regression spline to classify and predict response levels, and carried out prediction accuracy and classification performance comparison with the Logistic regression model. The results show the followings: the survey participating teenage athletes' outbreak protection knowledge knowing degree was not comprehensive enough, nearly 1/2 of the athletes were unable to overcome their nervous and panic psychology, approximately 3/4 of the athletes were unable to complete training plans; outbreak coping ability affecting factor importance ordering results show that age, training program and residence area were listed top 3; machine learning model predication results show that as compared with Logistic regression, the average accuracy rate (80.32%) of the support vector machine model based on radial basis function was the highest, 7.15% higher, the sensitivity (0.86) of the multivariate adaptive spline addition model was the highest, 12.24% higher, the specificity (0.83) of the BP neural network model of 5-3-2-1 double hidden layer structure was the highest, 62.11% higher. The results indicate the followings: the machine learning models' simulation of teenage athletes' ability to cope with the outbreak of COVID-19 is feasible; the prediction accuracy and classification performance are better than those of the Logistic regression model; the BPN model with the highest specificity is more capable of judging teenage athletes with a weaker outbreak coping ability, recommended for being used for the quick identification of intervention guidance targets during outbreak control.

Key words: COVID-19; coping ability; machine learning; teenage athlete

2019年12月,湖北省武汉市发现多起由未知病毒感染的肺炎病例,后被证实为新型冠状病毒感染引起的新冠状肺炎(Corona Virus Disease 2019, COVID-19,以下简称“新冠肺炎”)^[1],随后疫情迅速向全国各地传播引起全世界的关注^[2-3]。我国青少年体育运动学校普遍实行训练、文化教育、食宿“三集中”管理模式,具有人员高度聚集、以集体活动为主的特殊性,分析青少年运动员防控疫情应对能力状况及其影响因素,并探索适用于青少年运动员疫情应对能力快速准确分类的有效方法,既可以针对性制订居家学习计划,更能为复学复训后相关部门做好疫情防控措施提供依据。

用于疾病影响因素分析的广义线性回归模型如线性回归、泊松回归、Logistic回归等对于特征变量间的复杂非线性关系处理能力有限^[4],同时,由于疫情突发时期的防控资源有限,与影响因素的可解释性分析相比,对高危人群的快速识别对于提高科学决策质量而言具有更重要的现实意义。机器学习在疾病识别、分类及影响因素分析中已经被广泛应用^[5-8],且目前已应用于新冠肺炎发病预测、分类及药物疗效领域,并显示出极大的优越性^[9-12]。为了解决样本数据有限、非线性及高维度模式识别问题,本研究采用BP神经网络、支持向量机和多元自适应回归样条3种机器学习算法进行建模分类和预测,并与经典的Logistic回归进行对比,为疫情下青少年运动员应对能力快速准确分类提供新的思路。

1 研究对象与方法

1.1 研究对象

随机选取山东省烟台市6所体育运动训练学校,

依据日常训练项目采用随机整群抽样方法抽取1699名7~17岁青少年运动员,于2020年2月17~21日开展调查,回收有效问卷1699份。

1.2 调查方法

利用“问卷星”在线调查平台开展调查。调查问卷共45个题项,主要包括:(1)基本情况(4项),包括地区、性别、年龄、训练项目等;(2)新冠肺炎防护知识(14项),包括临床症状、传播途径、潜伏期、密切接触者定义、预防措施等;(3)防护行为(27项),包括疫情发生后采取的各种应对措施、训练计划执行情况以及心理焦虑状况等,其中焦虑状况测量来自焦虑自评量表(SAS)^[13]。应对能力包括防护知识和防护行为两部分各50分,总分为100分。

1.3 质量控制

由统一培训合格的教练员作为质控员,并配备工作指导手册,质控员负责告知调查对象注意事项,监督调查对象独立完成问卷,提醒家长不得对答案进行辅导或暗示。

1.4 统计分析

1)问卷信效度检验。(1)信度分析采用内部一致性系数法,分别计算Spearman-Brown分半系数和Cronbach's α 系数作为信度评价。(2)结构效度检验采用探索性因子分析,以因子载荷度 >0.50 作为问卷题目的剔除条件,选择最大方差法进行因子旋转,计算KMO值并进行Bartlett球形检验。

2)对不同地区、性别、年龄段、学段及训练项目之间的应对能力得分利用 T 检验或 F 检验进行单因素分析。

3)采用 kmeans()函数进行 K-means 动态聚类分析,将应对能力分为高级响应与低级响应两个级别。

4)以响应级别为二分类因变量,以地区、性别、实际年龄、学段和训练项目为影响因素,采用 randomForest 函数包的 randomForest()函数建立随机森林模型,其中,通过 which.min()函数优化决策树数量,通过 tuneRF()函数优化每棵树引入的自变量个数,通过 importance()函数计算 Gini 不纯度下降值(MDG)用于度量各类影响因素的重要性。

1.5 建立预测模型

以应对能力响应级别为目标变量,以差异有统计学意义的影响因素为输入特征,建立 BP 神经网络(BPN)、支持向量机(SVM)与多元自适应回归样条(MARS)3 种机器学习模型,采用混淆矩阵评价模型预测准确度,采用曲线下方面积即 AUC 值(AUC)以及灵敏度和特异度评价模型分类性能,并与 Logistic 回归模型进行对比分析。采用 10 折交叉验证法训练模型,即按 9:1 的比例将总样本随机分为 10 份,轮流将其中 9 份用于训练建模(训练集),1 份用于模型预测效果评价(测试集)。

1)BPN 模型:采用 AMORE 函数包的 newff()函数,利用经验公式 $m = \sqrt{0.43ab + 0.12b^2 + 2.54a + 0.77b + 0.35} + 0.51$ 估计隐含层神经元个数(其中, a 表示输入特征变量个数, b 表示目标变量个数, m 表示隐含层神经元个数)^[14],建立单隐含层和双隐含层神经网络;输入层和输出层均选择双曲正切传递函数,采用含有动量的自适应梯度下降法修正连接权重;神经元学习率为 0.01,动量

参数为 0.01。

2)SVM 模型:采用 e1071 函数包的 svm()函数,分别采用线性、多项式、径向基以及 sigmoid 核函数用于训练模型;采用 tune.svm()函数优化模型参数。

3)MARS 模型:采用 earth 函数包的 earth()函数,分别建立没有交互项的加法模型和存在最多 2 个交互项的乘法模型;每个输入特征仅使用 1 次铰链函数。

4)采用 glm()函数建立二元 Logistic 回归模型。

1.6 统计软件

问卷信效度检验采用 SPSS 22.0 进行分析,采用 R version 3.6.2 进行建模;计量资料以 $\bar{x} \pm s$ 表示,检验水平 α 为 0.05。

2 结果与分析

2.1 信效度检验

信度分析显示,问卷总体的 Cronbach's α 系数为 0.71,分半系数为 0.76,提示问卷内部一致性较好。结构效度检验结果显示,KMO 值为 0.89>0.80,且通过 Bartlett 球形检验($\chi^2=3955.48, P<0.05$),说明问卷的结构效度良好,适合进一步进行因子分析;问卷所有题项共分为 4 个因子(见表 1),共删除 9 个因子载荷量<0.50 的题项,余下 36 个题项与因子对应关系良好,共同性均>0.40,旋转后因子载荷量绝对值位于 0.67~0.84 之间,累积方差解释率为 56.63%>40.00%,满足结构效度的判断标准^[15]。综上分析,本次调查问卷具有较好的信效度,可用于进一步数据分析。

表 1 调查问卷探索性因子分析结果

因子	特征值	方差解释率/%	累积方差解释率/%	KOM 值	Bartlett 值	P 值
1	2.43	24.31	24.31			
2	1.17	11.71	36.01	0.89	3 955.48	<0.001
3	1.05	10.51	46.52			
4	1.01	10.11	56.63			

2.2 基本情况

共调查 1 699 例青少年运动员,其中男性 953 例(56.09%),女性 746 例(43.91%);平均年龄(13.78±2.48)岁,其中男性(14.04±2.40)岁,女性(13.45±2.55)岁;家庭常住地为城市 809 例(47.62%),农村 890 例(52.38%);学段为小学 374 例(22.01%),初中 1 325 例(77.99%);训练项目为田径 181 例(10.65%),游泳 215 例(12.65%)、球类 396 例(23.31%)、射击 160 例(9.42%)、水上运动 124 例(7.30%)、重竞技 477 例(28.08%)和其

他 146 例(8.59%)。

2.3 防护知识与行为状况

青少年运动员疫情防护知识得分及格率为 54.00%,其中,对新冠病毒的存活条件正答率最高(84.34%),对预防病毒感染的方法正答率最低(37.90%);防护行为得分及格率为 68.51%,其中,能够做到戴口罩的比例最高(98.47%),能够努力完成训练计划的比例最低(27.25%)(见表 2)。

表 2 青少年运动员对新冠肺炎疫情应对能力状况

主要防护知识	正答率	主要防护行为	正确率
新冠肺炎患者常见症状	65.74	戴口罩	98.47
新冠病毒的传播途径	43.99	勤洗手	98.18
新冠肺炎的易感人群	62.51	加强室内通风	79.69
密切接触者的定义	68.92	避免去人多的地方	97.23
新冠病毒的潜伏期	83.58	不与野生动物接触	93.76
新冠病毒的存活条件	84.34	良好的作息时间	70.16
预防病毒感染的方法	37.90	克服恐慌心理	54.33
废弃口罩的处理方法	69.86	完成训练计划	27.25
正确的出行方式	65.57		

分析显示, 青少年运动员疫情相关防护信息第一获取途径为父母, 占 40.61%; 第二为教练员, 占 36.20%; 第三为电视, 占 34.26%(见表 3)。

表 3 青少年运动员防护信息的主要获取途径

信息来源	第一途径	第二途径	第三途径
父母	40.61	21.19	13.24
教练员	14.54	36.20	14.18
电视	19.48	15.54	34.26
广播	3.00	10.77	10.06
网络	18.07	7.95	13.71
宣传引导	3.71	3.83	6.30
其他	0.59	4.52	8.25

2.4 应对能力影响因素分析

青少年运动员应对疫情的总得分为(65.12 ± 15.90)分, 得分及格率为 65.98%。单因素分析显示, 不同地区、性别、年龄段、学段及训练项目之间的应对能力得分差异均具有统计学意义($P < 0.05$)(见表 4)。

表 4 不同类别青少年运动员疫情应对能力得分比较

类别	能力得分	t 或 F 值	P 值
地区	城市	69.35±14.59	10.85 <0.001
	农村	61.28±16.08	
性别	男性	63.01±16.32	-6.27 <0.001
	女性	67.83±14.94	
年龄段	10 岁及以下	77.82±11.45 ¹⁾	75.53 <0.001
	11~15 岁	63.43±16.12 ²⁾	
	15 岁以上	63.65±14.64 ²⁾	
学段	小学	73.67±14.54	12.27 <0.001
	初中	62.71±15.44	
训练项目	田径	61.90±15.19 ²⁾	34.78 <0.001
	游泳	76.76±12.95 ¹⁾	
	球类	67.38±15.39 ¹⁾	
	射击	66.03±12.68 ¹⁾	
	水上运动	63.70±15.44 ²⁾	
	重竞技项目	59.84±15.83 ¹⁾	
	其他	63.36±16.01 ²⁾	

1)表示组间两两比较有统计学差异, $P < 0.05$; 2)表示无统计学差异

表 5 各分类模型在测试集上的预测准确率

模型种类	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
BPN	79.20	77.76	70.52	78.84	76.31	79.20	77.39	84.26	78.84	77.03
SVM	83.18	82.82	79.93	78.84	76.31	76.67	80.65	82.74	81.06	80.96
MARS	80.29	80.65	77.39	77.03	79.56	78.48	75.59	78.48	83.85	78.12
Logistic	79.93	72.69	75.59	74.86	73.46	72.29	71.82	77.76	74.86	76.31

聚类结果显示, 应对能力分为 1 009 例高级响应组(中心点值为 75.81)和 690 例低级响应组(中心点值为 49.50), 两组间得分差异具有统计学意义($t=54.40$, $P < 0.05$)。MDG 分析结果显示, 年龄导致的 Gini 不纯度的降低最大(下降值为 47.14), 其他依次为训练项目(42.27)、地区(26.80)、性别(13.89)及学段(10.42)(如图 1 所示)。

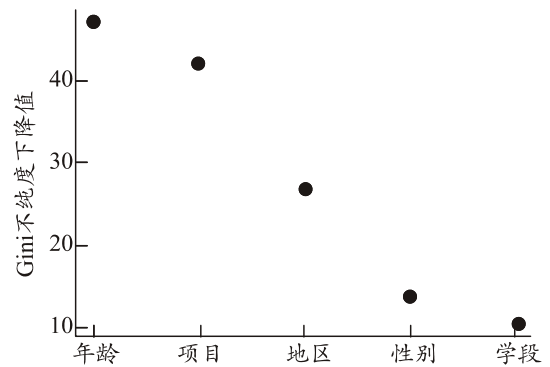


图 1 基于 MDG 分析的应对能力各类影响因素重要性排序

2.5 模型分类预测

10 折交叉验证结果显示, 5-3-2-1 结构 BPN、基于径向基核函数的 SVM 以及加法 MARS 模型的预测准确率最佳, 其总体准确率区间维持在 70.52%~84.26%, 其中 BPN 模型的单次准确率最高, 为 84.26%; SVM 的平均准确率最高, 为 80.32%, 其次为 MARS 和 BPN, 平均准确率分别为 78.94%和 77.94%, 较 Logistic 分别提升 7.15%、5.32%和 3.98%(见表 5)。

SVM 模型 AUC 值最高, 其次为 BPN 和 MARS, 较 Logistic 分别提升 11.95%、10.35%和 5.92%; MARS 模型灵敏度最高, 其次为 SVM 和 BPN, 较 Logistic 分

别提升 12.24%、7.08%和 5.52%; BPN 模型特异度最高, 其次为 SVM 和 MARS, 较 Logistic 分别提升 62.11%、55.82%和 22.24%(见表 6)。

表 6 各分类模型在测试集上的分类性能对比

模型	ACU		灵敏度		特异度	
	分类性能	95%可信区间	分类性能	95%可信区间	分类性能	95%可信区间
BPN	85.51	77.95~93.08	80.58	72.29~88.09	83.37	69.63~96.76
SVM	86.76	80.39~93.12	81.77	75.42~86.82	80.14	67.19~92.94
MARS	82.08	75.93~88.22	85.71	79.84~90.15	62.87	50.42~76.11
Logistic	77.49	70.63~84.36	76.36	70.09~81.70	51.43	40.72~62.70

采用 BPN 模型在最好(根据表 4 单因素分析结果, 得分最高的各类因素组合)和最坏(得分最低的各类因素组合)输入特征水平下的预测结果显示, 居住地为城市、性别为女性、最小年龄、学段为小学、训练项目

为游泳的运动员, 与农村、男性、最高年龄、初中、重竞技运动员相比, 被预测为高级响应级别的概率更高(见表 7)。

表 7 基于 BPN 模型的不同输入特征水平组合下的分类预测¹⁾

组合	地区	性别	年龄/岁	学段	项目	P 值	响应级别
1	城市	女性	7	小学	游泳	0.82	高级
2	农村	男性	17	初中	重竞技	0.34	低级

1)P 值>0.5 时预判为高级响应

3 讨论

青少年运动员新冠肺炎疫情防控知识正答率不及 2/3, 得分及格率仅为 54%, 提示参与调查的青少年运动员对疫情防护知识有一定的了解, 但总体上了解不够全面, 尤其对于病毒传播途径以及具体预防措施的了解较差。面对疫情的发生, 将近 1/2 的运动员无法克服紧张和恐慌心理, 将近 3/4 的运动员无法完成训练计划。调查显示, 青少年运动员疫情防护信息第一来源主要是父母和教练员告知, 占 55.15%; 其次是通过电视和网络, 占 37.55%; 而来自于卫生部门和学校的直接宣传引导仅占 3.71%。专业机构的统一教育和讲解明显缺乏, 容易导致认知和情绪承受力、应激能力有限的青少年运动员难以判断相关知识的真实性。

根据青少年运动员疫情应对能力影响因素的重要性排序, 年龄是影响应对能力的首要因素, 统计显示, 10 岁及以下运动员得分明显高于 10 岁以上, 这与陆小英^[16]和王悦^[17]等的调查分析结果相类似, 即与高年龄青少年相比, 低年龄儿童的思维同一性更高, 行为服从性更好, 焦虑和抑郁情绪更低; 训练项目是应对能力的第 2 位影响因素, 游泳运动员的得分最高, 其次为球类和射击; 地区是第 3 位影响因素, 城市运动员得分明显高于农村地区运动员, 体现出突发公共卫

生事件应对能力在地区间的差异性^[18-19]; 此外, 不同性别和学段之间的得分虽有明显差异, 但对于应对能力的重要性较低。

通过建模测试发现, 3 种机器学习模型对青少年运动员的应对能力分类预测性能优于经典的 Logistic 回归模型, 对疫情应对能力的模拟具有可行性。其中, 基于径向基核函数的 SVM 模型平均准确度最高; MARS 的灵敏度最高, 即擅长发现高级疫情应对能力的运动员; 而 BPN 的特异度最高, 即擅长发现低级应对能力的运动员, 提示出每种学习算法具有不同的优缺点, 应该根据算法的特点以及研究目的去合理选择, 达到分类效果最优, 帮助解决实际问题。疫情期间, 对于青少年运动员关于突发公共卫生事件处理能力及应激能力的培养, 我们更应关注缺乏应激响应的群体^[20], 根据 3 种机器学习模型的性能表现, 本研究最终选取特异度最高的 BPN 模型用于正确识别疫情应对能力较弱的青少年运动员。BPN 网络模型的学习过程就是根据外界提供的训练样本进行不断的学习, 改变网络神经元的连接权重, 使网络具备疫情防控专家或决策者的经验和知识, 能够判断和归纳出青少年运动员群体差异与其疫情应对能力之间的映射关系, 并能通过学习新的样本群体特征, 不断改善自身预测性能, 具有

较强的学习、联想、识别、容错及泛化能力^[21]。以烟台市为例,依据 BPN 模型对调查对象的快速识别结果,学校与卫生部门的干预指导策略应更倾向于应对能力相对更弱的农村家庭、初中以上、年龄相对较大的男性重竞技等运动项目运动员。

参考文献:

- [1] LI Q, GUAN X, Wu P, et al. Early transmission dynamics in Wuhan, China, of novel coronavirus-infected pneumonia[J]. *New England Journal of Medicine*, 2020.
- [2] ZHANG W, DU R, LI B, et al. Molecular and serological investigation of 2019-nCoV infected patients: implication of multiple shedding routes[J]. *Emerging microbes & infections*, 2020, 9(1): 386-389.
- [3] TIAN X, LI C, HUANG A, et al. Potent binding of 2019 novel coronavirus spike protein by a SARS coronavirus-specific human monoclonal antibody[J]. *Emerging microbes & infections*, 2020, 9(1): 382-385.
- [3] 谷恒明, 胡良平. 基于机器学习统计思想实现多重线性回归分析[J]. *四川精神卫生*, 2018, 31(1): 15-18.
- [4] 郭长满, 郭敏, 刘媛媛, 等. 机器学习算法在预测男性行为人群中 HIV 感染的应用[J]. *中国卫生统计*, 2019, 36(1): 28-31, 35.
- [5] 叶雷. 机器学习算法在医疗数据分析中的应用[D]. 武汉: 华中师范大学数学与统计学学院, 2017: 3-6.
- [6] 兰欣, 卫荣, 蔡宏伟, 等. 机器学习算法在医疗领域中的应用[J]. *医疗卫生装备*, 2019, 40(3): 101-105.
- [7] 陈慧灵. 面向智能决策问题的机器学习方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2012: 1-7.
- [8] ALVIN, RAJKOMAR, JEFFREY, et al. Machine Learning in Medicine[J]. *New England Journal of Medicine*, 2019.
- [9] LI M Y, ZHANG Z L, JIANG S M, et al. Predicting the epidemic trend of COVID-19 in China and across the world using the machine learning approach[EB/OL]. <https://doi.org/10.1101/2020.03.18.20038117>[2020-3-30].
- [10] LI Y, ZHANG H T, JORGE CONCALVES, et al. A machine learning-based model for survival prediction in patients with severe COVID-19 infection[EB/OL]. <https://doi.org/10.1101/2020.02.27.20028027>[2020-3-1].
- [11] 王志心, 刘治, 刘兆军. 基于机器学习的新冠状病毒(COVID-19)疫情分析及预测[J/OL]. *生物医学工程研究*, 2020, 39(1): 1-5.
- [12] 许娟娟, 陈洞天, 任宇飞, 等. 基于机器学习的新冠状病毒-典型药物疗效分析[J/OL]. *中国医院药学杂志*(2020-4-21). <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1204.R.20200420.1729.045.html>.
- [13] 汪向东, 王希林, 马弘. 心理卫生评定量表手册[M]. 北京: 中国心理卫生杂志社, 1999, 235.
- [14] 游皓麟. R 语言预测实战[G]. 北京: 电子工业出版社, 2017.
- [15] 贾俊平. 统计学学习指导书[M]. 第 7 版. 北京: 中国人民大学出版社, 2018.
- [16] 陆小英, 方格. SARS 流行期少年儿童学习适应的调查[J]. *中国行为医学科学*, 2005(9): 838-839.
- [17] 王悦, 杨媛媛, 李少闻, 等. 新型冠状病毒肺炎流行期间居家儿童青少年抑郁情绪调查及影响因素分析[J/OL]. *中国儿童保健杂志*(2020-2-18). <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1346.R.20200218.1248.002.html>.
- [18] 程庆林, 胡连鑫, 李杰, 等. 农村居民突发公共卫生事件应对能力调查分析[J]. *中国卫生事业管理*, 2010, 27(8): 547-549.
- [19] 梁秋瑜, 卢雪婷, 徐世杰, 等. 桂林市大学生 H7N9 禽流感知识及影响因素分析[J]. *中国学校卫生*, 2014, 35(9): 1303-1305.
- [20] 冯维, 葛纓. 从 SARS 谈对青少年应激能力的培养[J]. *中国教育学刊*, 2003(9): 16-18.
- [21] 彭利民, 周毅. 基于 BP 神经网络的足球运动员选材研究[J]. *广州体育学院学报*, 2010, 30(1): 82-85.