

文章编号: 2095-4980(2025)03-0302-06

大学生心理健康发展偏差趋势预测算法

袁 欣, 魏 丰

(西安医学院 药学院, 陕西 西安 710021)

摘 要: 当大学生的心理压力过大时会出现严重的心理问题, 需要通过有效的方式对其心理健康发展情况进行预测。基于此, 本文对大学生心理健康发展偏差趋势预测算法进行研究。通过加权关联规则量化处理大学生心理数据, 采用多边邻域矩阵表征心理数据发展趋势时序, 基于自相关函数预测大学生心理发展趋势偏差, 完成预测方法设计。实验结果表明: 以不同的压力事件作为影响大学生心理健康发展的测试内容, 分别通过平均绝对误差、均方误差、均方根误差进行预测对比, 新方法能够实现最小误差下的发展趋势预测, 误差值均在 0.1 以下。该方法能够保证对大学生心理健康发展的真实判断, 具有应用价值。

关键词: 加权关联规则; 大学生心理健康; 心理活动; 心理发展变化; 偏差预测

中图分类号: G434

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2023294

Prediction algorithm for deviation trend of college students' mental health development

YUAN Xin, WEI Feng

(College of Pharmacy, Xi'an Medical College, Xi'an Shaanxi 710021, China)

Abstract: When college students are under excessive psychological stress, they may experience severe psychological problems, necessitating effective methods to predict their mental health development. Based on this, the prediction algorithm is studied for the deviation trend of college students' mental health development. By quantifying college students' psychological data through weighted association rules and characterizing the development trend of psychological data using a multi-edge neighborhood matrix, the prediction of the deviation in the mental health development trend of college students is achieved based on the autocorrelation function, completing the design of the prediction method. Experimental results show that, using different stress events as test content affecting the mental health development of college students and comparing predictions through mean absolute error, mean squared error, and root mean squared error, the new method can achieve trend prediction with minimal error, with error values all below 0.1. This method can ensure an accurate judgment of the mental health development of college students and has practical application value.

Keywords: weighted association rules; psychological health of college students; psychological activities; changes in psychological development; deviation prediction

大学时期是一个人成长过程中的重要阶段, 在这一阶段中大学生会面临各种各样的变化, 如生理变化、心理变化、人际交往变化等, 因此, 产生了一定的成长挑战。在社交网络的快速发展中, 越来越丰富的信息引导大学生对不同事件的看法, 大学生也更加愿意在社交平台中表达自己的心理诉求。不同的社交平台会对大学生的心理健康产生一定影响, 基本上可分为正面和负面两种心理情绪, 但无论是哪一种心理诉求和心理变化, 都会在一定程度上影响大学生的心理健康发展^[1]。青少年早期负面评价恐惧存在逐年上升趋势, 且超过 80% 的大学生具有中度负面评价恐惧^[2]。为保证大学生心理健康的正向发展, 及时调整负面情绪, 需对大学生在不同事件中的心理发展变化情况进行判断。现阶段, 对大学生心理健康发展最重要的因素为心理压力, 由于大学生在网络中接收到的信息类型较多, 当其在现实和网络中进行信息交换时, 会产生紧张、抑郁、愤怒、疲劳以及慌乱等

收稿日期: 2023-10-07; 修回日期: 2023-12-01

多种负面情绪。一旦大量的负面情绪堆积在大学生内心时会造成严重的心理压力，进一步会发展为心理问题。因此，需对大学生的心理健康发展进行预测，判断其在未来一段时间内的心理变化，若产生负面情况时能够进行疏导。但只有预测的结果与实际变化贴近时，才能保证提供的心理疏导具有应用价值，可对大学生进行有效的心理修正，使其能够真正地达到心理压力调节。为此，本文选择加权关联规则设计一个大学生心理健康发展偏差趋势的预测算法，为实现大学生心理的健康发展提供技术支持。

1 加权关联规则量化处理大学生心理数据

为实现大学生心理健康发展的趋势预测，需对不同的分析特征进行量化处理。本文选择加权关联规则对与大学生心理活动相关的数据进行选择，直接将其作为后续关联的属性维度^[3]。假定需要处理的样本数量为 q ，配置有 w 个属性，通过样本数量和特征属性，构建大学生心理数据期望矩阵：

$$e = (e_1, e_2, \dots, e_q) = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \dots & e_{1w} \\ e_{21} & e_{22} & \dots & e_{2w} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{q1} & e_{q2} & \dots & e_{qw} \end{bmatrix} \quad (1)$$

再按照特征排序，在相似变换的基础上进行特征向量转换，提取出最大的特征值 t 。根据最大特征值构建心理健康数据特征向量矩阵：

$$r = (r_1, r_2, \dots, r_t) = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1t} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{q1} & r_{q2} & \dots & r_{qt} \end{bmatrix} \quad (2)$$

在对应的大学生心理数据的特征向量转换中，按照加权关联规则对其进行量化处理，使所有可作为参考的数据在同一个值域中，并具有相同的变化幅度：

$$r_{qt}'' = \frac{r_{qt} - \bar{r}_{qt}}{\alpha y_{qt}} = \frac{r_{qt} - \frac{1}{q} \sum_{q=1}^q r_{qt}}{\sqrt{\frac{1}{q} \sum_{q=1}^q (r_{qt} - \bar{r}_{qt})^2} y_{qt}} \quad (3)$$

$$r_{qt}'' = \frac{r_{qt}}{r_{qt_{\max}}} = \frac{r_{qt}}{\max(r_{1t}, r_{2t}, \dots, r_{qt})} \quad (4)$$

$$r_{qt}'' = \frac{r_{qt} - r_{qt_{\min}}}{r_{qt_{\max}} - r_{qt_{\min}}} \quad (5)$$

式中： r_{qt}'' 为加权处理后的大学生心理数据； r_{qt} 为原始心理数据^[4]； $\bar{r}_{qt}$ 为均值； y_{qt} 为权值； α 为标准差； $r_{qt_{\max}}$ 为极大值； $r_{qt_{\min}}$ 为极小值。式(3)为标准差规则化形式，式(4)为极大值规则化形式，式(5)为极差规则化形式。基于此，在处理原始心理数据后对其发展趋势进行表征。

2 多边邻域矩阵表征心理数据发展趋势时序

大学生的心理变化具有多样性，从其发展过程中对发展趋势进行预测，需对不同时序内的关系进行分析。因此，采用多边邻域矩阵表示心理数据的发展趋势时序。按照多节点任务等级进行划分，将大学生的初始心理状态作为边界，以线性变化形式进行模糊关系确定，过程如下：

$$\begin{cases} Q_w^{-(1)} = [E_w^{-(1)}, 0] \\ Q_w^{(R-1)} = TE_w^{-(R-1)} + Y \sum_{w=1} U_w^{(R-1)} I_w^{(R-1)} + P \\ Q_w^{(R)'} = \tan(TU_w^{(R)} + Y(S_w^{(R)} \otimes Q_w^{(R-1)})) \\ Q_w^{(R)} = (1 - A_w^{(R)}) \otimes Q_w^{(R-1)} + A_w^{(R)} \otimes Q_w^{(R)'} \end{cases} \quad (6)$$

$$U_W^{(R)} = [U_1^{(R)}, U_2^{(R)}, \dots, U_W^{(R-1)}] + P \quad (7)$$

$$A_W^{(R)} = D(T^A U_W^{(R)} + Y^A Q_W^{(R-1)}) \quad (8)$$

$$S_W^{(R)} = D(T^S U_W^{(R)} + Y^S Q_W^{(R-1)}) \quad (9)$$

式中： $Q_W^{(1)}$ 、 $Q_W^{(R-1)}$ 、 $Q_W^{(R)'}$ 、 $Q_W^{(R)}$ 为不同条件下的输出结果^[5]； E 为连接维度； T 为多边邻接矩阵^[6]； $U_W^{(R)}$ 为不同特征向量下的邻接模式； W 为时序节点； R 为连接步长； P 为偏差； Y 为学习参数； $A_W^{(R)}$ 、 $S_W^{(R)}$ 为时序的重置和更新； $\otimes$ 为多边连接过程； $D(\bullet)$ 为线性表达函数； $I_W^{(R-1)}$ 为不同特征向量下的标准模式。

根据不同连接条件下的特征向量模式，将不同信息内具有相关性的时序节点进行相连，以此表示大学生心理健康发展过程中的变化情况。按照心理活动特征的线性变化模式，对不同节点特征下的心理发展趋势进行表征：

$$G_{HJ} = K(YU_W^{(R-1)}, YU_W^{(R)}) = \exp(L(YU_W^{(R-1)}, YU_W^{(R)})) \quad (10)$$

式中： G_{HJ} 为2个相邻时序节点下的特征值，可对相邻的节点进行比较，以此选择出更具有代表性的心理特征所在时序， $H \in W$ 、 $J \in W$ ； $\exp(\bullet)$ 为指数函数^[7]； L 为注意机制。根据心理活动的变化趋势，以自相关函数进行发展趋势预测。

3 自相关函数预测大学生心理发展趋势偏差

由于数据的时序分布具有随机性，在获取其特征向量排序和趋势分布后，以高斯回归过程对每一个数据向量进行正态分布，以此寻找不同心理活动数据之间的联系。

在预测过程中，将规则化处理后的数据，以时序排序方式构造为一组心理发展趋势训练集合，表示为 $(\Delta u, i_o, i_p)$ ，其中， $(\Delta u, i_o)$ 为输入， i_p 为输出， Δu 为时间间隔，则：

$$\begin{cases} i_p = a_c|_{(\Delta u, i_o)} - a_c|_{(\Delta u, i_o, h)} \\ here(a_c) = d(\Delta u, i_o) \left[d(\Delta u, i_o)^2 \right] + \beta^2 * f_t \end{cases} \quad (11)$$

式中： i_o 为真实的心理变化值； $here(\bullet)$ 为高斯回归函数^[8]； a_c 为心理趋势变化的待估值； d 为协方差矩阵； f_t 为单位矩阵； β^2 为高斯噪声； h 为预测过程的填补值。

根据大学生心理活动数据的发展特征，以及时间序列下的发展趋势，按照更加直观的分析方法进行发展趋势预测^[9]。选择刻画时间序列的自相关(Autocorr, A)函数进行表征，在满足数据稳定性的前提下完成预测：

$$A(\bullet) = \frac{g[(j_u - \bar{j}_u)(j_{u+\lambda} - \bar{j}_u)]}{\sqrt{g[(j_u - \bar{j}_u)^2]g[(j_{u+\lambda} - \bar{j}_u)^2]}} \quad (12)$$

式中： u 为刻画心理活动的一个时间序列； j_u 为时间序列下的预测值； $\bar{j}_u$ 为时间序列下的预测均值； $(u+\lambda)$ 为心理活动变化趋势所在的时间段； g 为期望值。

在选择的心理活动刻画时间段内，对于下一个时刻与该时段内的预测结果，需要考虑上一时刻的时间序列值，并以该值所在的特征向量进行分析。过程如下：

$$j_{u+1} = l + \sum_{v_1=0}^{v_1-1} z_x j_{u-1} + \sum_{v_2=0}^{v_2-1} c_x \bar{j}_u + \sum_{v_1=0, v_2=0}^{v_2} b_x j_{u-1} + \eta_{u+1} \quad (13)$$

式中： z_x 、 c_x 、 b_x 为预测参数； v_1 、 v_2 为预测阶数； η 为满足稳定性关系下的白噪声误差项； l 为常数项； j_{u-1} 为一个时间序列中的心理变化数据； j_{u+1} 为下一个时刻的预测结果。

通过自相关函数选择能够刻画心理活动变化的时间序列，对同时段及上下时段的心理数据进行分析，实现大学生心理发展趋势偏差预测。

至此，本文通过加权关联规则实现预测方法设计。

4 测试分析

通过对比测试的方法验证设计的预测算法对大学生心理健康发展偏差预测的有效性,选择基于深度学习的预测算法和基于数据挖掘技术的预测算法作为对照组,与本文算法进行实验测试。在测试前,以大学生在社交媒体中的社交数据作为测试数据,并通过“00”后标签作为个人信息筛选条件,在“学校”、“考试”等关键词中确定其大学生用户身份。由于不同的社交媒体中包含的信息要素具有差异性,在进行大学生用户行为特征抓取过程中,以社交数据的生成频率作为抓取阈值,只选择数据频率超过0.7的用户作为测试对象。通过数据特征分析及用户筛选,共选择456位大学生用户的抖音数据作为测试对象,并从中抽取65位具有代表性的大学生作为实验数据集合,其平均抖音条数超过500条,平均时间跨度超过600天,能够体现大学生在大学阶段的心理发展。在具体分析大学生数据特征的基础上,设置测试数据及测试指标。

4.1 实验数据与测试指标设置

将获取的抖音数据信息直接以压力测试进行等级划分,以每周作为聚类力度,获取代表大学生压力时间序列下的数据信息。若在评级过程中出现信息缺失时间点,直接通过高斯过程进行补缺。将统计后的压力时间序列数据作为本次大学生心理健康发展偏差趋势的预测基础。在大学生心理健康发展偏差趋势预测中,主要以心理压力作为研究内容,因此,在通过不同的算法进行压力预测时,需对预测结果进行度量,保证产生的预测信息能够用于大学生心理健康发展偏差趋势评估中。以预测误差作为度量指标,选择多个度量方法对预测算法性能进行评价:

$$Z = \frac{\sum_{v=1}^X |C_v - C'_v|}{X} \quad (14)$$

$$B = \frac{\sum_{v=1}^X (C_v - C'_v)^2}{X} \quad (15)$$

$$N = \sqrt{\frac{\sum_{v=1}^X (C_v - C'_v)^2}{X}} \quad (16)$$

$$M = \frac{\sqrt{\frac{1}{X} \sum_{v=1}^X (C_v - C'_v)^2}}{\sqrt{\frac{1}{X} \sum_{v=1}^X (C_v)^2} \sqrt{\frac{1}{X} \sum_{v=1}^X (C'_v)^2}} \quad (17)$$

式中: Z 为平均绝对误差; B 为均方误差; N 为均方根误差; M 为统计量; X 为预测所需数据数量; $v=1,2,\dots,X$ 。 C_v 为实际的压力值; C'_v 为对应产生的预测压力值。

共选择4种度量方式进行预测算法的评估,由式(14)~(17)可知,无论哪一种度量指标均与误差相关,因此,在获取的结果中各组指标值越小,说明对大学生心理健康发展的趋势预测越精准。通过测试数据的设计和评价指标的选择,分别对各组预测算法的性能进行比较和分析。

4.2 压力时间序列下的预测误差对比结果

在获取大学生用户数据信息后,以时间序列形式表示,将其作为大学生心理健康发展趋势,在不同算法应用下,以周为时间间隔,对大学生的下一个时间序列心理压力进行预测。分别对各个指标的最大值、最小值以及平均值进行比较,具体结果见图1。从图1可以看出,无论是压力平均值、最大值还是最小值,本文算法能够保证不同的预测误差指标均低于两组传统算法。新方法的预测误差均能够体现其预测效果,能够贴近大学生在下一个时间序列中的心理压力变化情况。

4.3 不同压力事件中的预测误差对比结果

为进一步验证新算法的应用效果,对筛选的抖音数据进行压力类型划分。通过压力检测工具在数据中发现了影响大学生心理健康发展的压力事件,包括期末考试、社团活动、谈恋爱等,可以划分为“学业事件”、“人际关系交往事件”、“自我认知事件”、“情感事件”这4个类型。因此,直接以压力事件作为预测数据,仍以时间序列作为压力预测时刻,分别通过3种算法预测各组压力事件对大学生心理健康发展的影响,如图2所示。

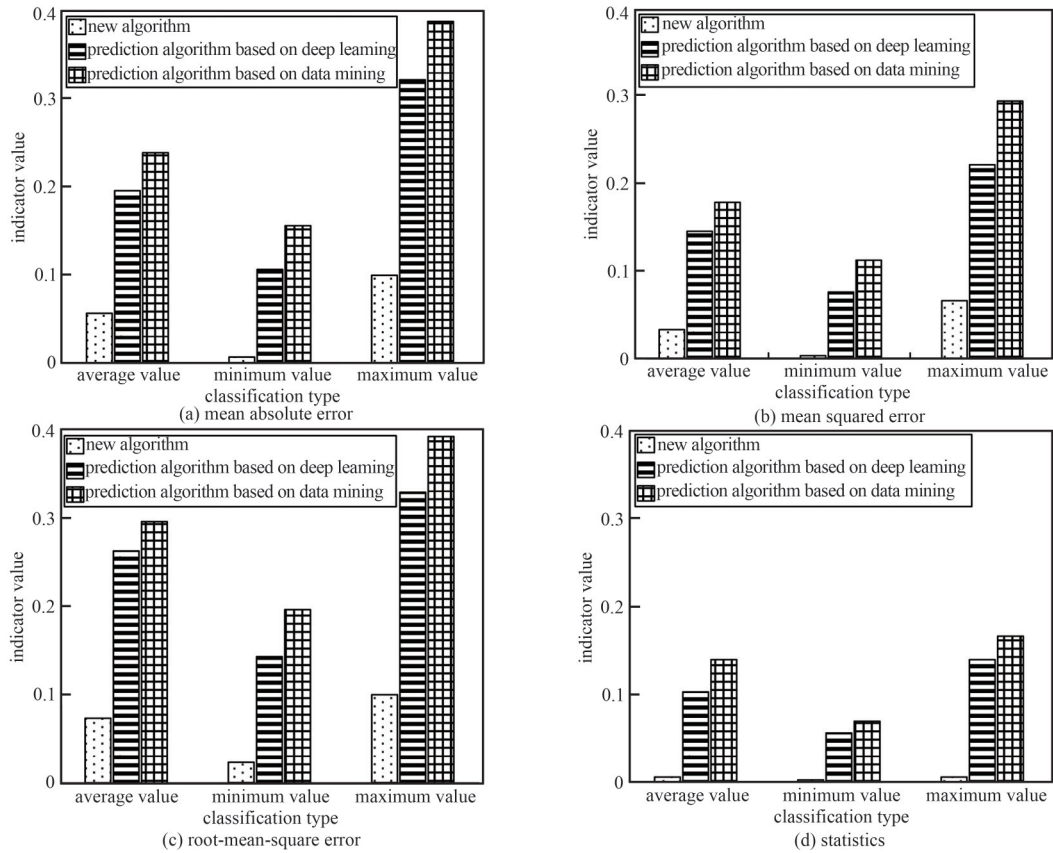


Fig.1 Contrast results of prediction error

图1 预测误差对比结果

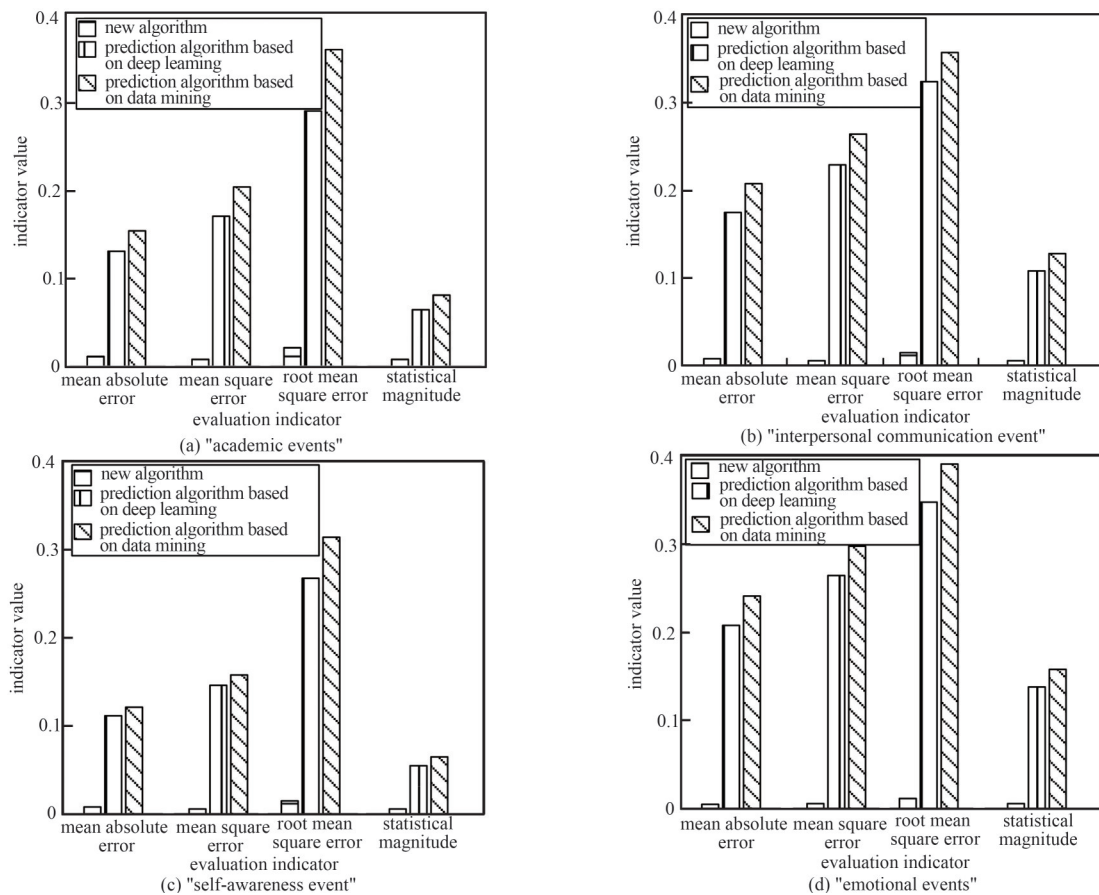


Fig.2 Prediction effect of stress events

图2 压力事件预测效果

在不同的压力事件对大学生心理健康发展趋势影响中,通过本文算法进行预测能够保证较小的预测误差,预测结果能够贴近大学生心理压力的变化,当其产生心理波动时能够进行精准干预,心理能够得到缓解。两组算法的预测误差在各个压力事件中较本文算法具有一定差距,预测结果误差较大,尤其在“人际关系事件”和“情感事件”中,预测误差比“学业事件”和“自我认知事件”更大。

综合上述情况说明:以时间序列作为测试时间变化阶段,在不同预测算法下对大学生的心理压力变化情况进行预测,本文算法得到的预测结果与实际情况较为相似,基本与大学生的心理变化贴近,在其发生心理健康变化时,能够对大学生的心理压力进行疏导,提供合理的建议,为大学生心理健康发展提供数据保证。

5 结论

大学生的心理变化会影响其行为,当其心理压力过大时会产生心理问题,若心理问题得不到解决,会对其未来的发展造成影响。为实现大学生心理健康的分析和研究,本文通过加权关联规则设计了一个心理健康发展预测方法,并通过实验测试论证了其预测的精准性。但由于此次研究时间有限,在测试过程中直接通过压力测试工具进行大学生数据的分析,具有一定的不足之处,后续研究中会针对不足进行改进,为实现全方面的预测算法设计提供理论支持。

参考文献:

- [1] 刘寒梅,钟年,王娟. 基于积极心理学视角下的"大学生心理健康教育"教学探索与实践[J]. 中国医学教育技术, 2023,37(3): 340-345. (LIU Hanmei,ZHONG Nian,WANG Juan. Exploration and practice of mental health education for college students based on the perspective of positive psychology[J]. China Medical Education Technology, 2023,37(3):340-345.)
- [2] 张晴晴,陈婷婷,刘姗姗,等. 负面评价恐惧对抑郁的影响:认知重评、表达抑制和社交焦虑的多重序列中介作用[J]. 中国临床心理学杂志, 2022,30(6): 1292-1296. (ZHANG Qingqing,CHEN Tingting,LIU Shanshan,et al. Effect of Fear of negative evaluation on depression:multiple serial mediating role of cognitive reappraisal,expressive suppression,and social anxiety[J]. Chinese Journal of Clinical Psychology, 2022,30(6):1292-1296.) doi: 10.16128/j.cnki.1005-3611.2022.06.006.
- [3] 刘取芝,蒋柯,王志琳. 近十年特殊人群心理健康研究热点与趋势——基于WoS的可视化分析[J]. 医学与哲学, 2022,43(7): 46-51. (LIU Quzhi,JIANG Ke,WANG Zhilin. The hotspots and trend of mental health research about special population in recent ten years:a visualized analysis based on WoS[J]. Medicine and Philosophy, 2022,43(7):46-51.)
- [4] 夏勇,丁岐鹏,尤路. 基于大数据的雷达健康管理系统[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2019,17(4):686-690. (XIA Yong,DING Qijuan,YOU Lu. Radar prognostic and health management technology based on big data[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2019,17(4):686-690.) doi:10.11805/TKYDA201904.0686.
- [5] 王翔,谢胜军. 加权社会网络低维冗余数据快速挖掘算法仿真[J]. 计算机仿真, 2021,38(8):372-375,477. (WANG Xiang,XIE Shengjun. Simulation of fast mining algorithms for low-dimensional redundant data in weighted social networks[J]. Computer Simulation, 2021,38(8):372-375,477.) doi:10.3969/j.issn.1006-9348.2021.08.074.
- [6] 刘月,韩波,阿英嘎. 基于自我决定理论的运动员心理疲劳预测模型构建[J]. 天津体育学院学报, 2023,38(1):112-118. (LIU Yue,HAN Bo,A Yingga. Construction of athlete mental fatigue prediction model based on self-determination theory[J]. Journal of Tianjin University of Sport, 2023,38(1):112-118.) doi:10.13297/j.cnki.issn1005-0000.2023.01.017.
- [7] 张晗,贾甜远,骆方,等. 面向网络文本的BERT心理特质预测研究[J]. 计算机科学与探索, 2021,15(8):1459-1468. (ZHANG Han,JIA Tianyuan,LUO Fang,et al. Study on predicting psychological traits of online text by BERT[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2021,15(8):1459-1468.) doi:10.3778/j.issn.1673-9418.2007009.
- [8] 林媛. 数据挖掘技术的心理障碍预测模型研究[J]. 现代电子技术, 2021,44(5):109-113. (LIN Yuan. Research on mental disorder prediction model based on data mining technology[J]. Modern Electronics Technique, 2021,44(5):109-113.) doi:10.16652/j.issn.1004-373x.2021.05.023.
- [9] 晋欣泉,姜强,梁芮铭,等. 深度学习视域下认知偏差对知识建构的影响机制研究[J]. 电化教育研究, 2021,42(7):75-82. (JIN Xinquan,JIANG Qiang,LIANG Ruiming,et al. A study on influencing mechanism of cognitive bias on knowledge construction for deep learning[J]. Eeducation Research, 2021,42(7):75-82.) doi:10.13811/j.cnki.eer.2021.07.011.

作者简介:

袁 欣(1992-),女,硕士,讲师,主要研究方向为大学生思想政治教育、大学生心理健康教育.email: yxmemory1992@126.com.

魏 丰(1989-),男,硕士,讲师,主要研究方向为大学生思想政治教育、大学生心理健康教育.