

• AI+慢性病康复管理专题 • doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2024.24.006

网络首发 [https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20241202.1547.006\(2024-12-03\)](https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20241202.1547.006(2024-12-03))

基于机器学习算法的带状疱疹后神经痛患者抑郁状态风险预测模型构建*

张林¹, 韦欣潼², 刘勇¹, 李莉¹, 易维君^{1△}

[1. 陆军军医大学第二附属医院疼痛与康复医学科, 重庆 400037; 2. 中国石油大学(华东), 山东青岛 266580]

[摘要] **目的** 基于机器学习算法构建带状疱疹后神经痛(PHN)患者抑郁状态风险预测模型, 为临床 PHN 患者抑郁状态发生的精准预测提供新的思路和方法。**方法** 选取 2022 年 6 月至 2023 年 6 月在陆军军医大学第二附属医院住院的 PHN 患者作为研究对象, 按 8:2 比例随机划分为训练集和测试集, 以是否发生抑郁状态为结局变量, 分别基于 K 近邻(KNN)、决策树(DT)、逻辑回归(LR)、朴素贝叶斯(NB)、随机森林(RF)、支持向量机(SVM)6 种机器学习算法构建 PHN 患者并发抑郁状态风险预测模型。基于受试者工作特征曲线下面积(AUC)、准确度、精确度、召回率、F1 分数评估模型性能, 选出最优模型。**结果** 共纳入 275 例 PHN 患者, 其中 170 例患者发生抑郁状态, 抑郁状态发生率为 61.82%。KNN、DT、LR、NB、RF、SVM 模型的 AUC 分别为 0.574、0.589、0.760、0.742、0.591、0.733, 其中 LR 模型 AUC 值、准确度、精确度、召回率、F1 分数最高。**结论** 基于 LR 机器学习算法构建的 PHN 并发抑郁状态的风险预测模型性能最优, 有助于临床早期评估和预防其抑郁状态的发生。

[关键词] 带状疱疹后神经痛; 机器学习; 抑郁状态; 危险因素; 预测模型

[中图分类号] R749.2 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1671-8348(2024)24-3714-06

Construction of risk prediction model for depressive state in patients with postherpetic neuralgia based on machine learning algorithm*

ZHANG Lin¹, WEI Xintong², LIU Yong¹, LI Li¹, YI Weijun^{1△}

[1. Department of Pain and Rehabilitation Medicine, Second Affiliated Hospital of Army Military Medical University, Chongqing 400037, China; 2. China University of Petroleum (East China), Qingdao, Shandong 266580, China]

[Abstract] **Objective** To construct a risk prediction model for depression in the patients with postherpetic neuralgia (PHN) based on machine learning algorithm to provide a new idea and method for accurate prediction of depressive state occurrence in clinical PHN patients. **Methods** The inpatients with PHN in the Second Affiliated Hospital of Army Military Medical University from June 2022 to June 2023 were selected as the study subjects and randomly divided into the training set and test set according to the ratio of 8:2, and whether or not the depressive state occurring served as the outcome variable. Based on six machine learning algorithms of K-Nearest Neighbor (KNN), Decision Tree (DT), Logistic Regression (LR), Naive Bayes (NB), Random Forest (RF) and Support Vector Machine (SVM), a risk prediction model for PHN patients with complicating depressive state was constructed. The model performance was evaluated based on the area under the curve(AUC), accuracy, precision, recall rate and F1 score, and the optimal model was selected. **Results** A total of 275 PHN patients were included, among them 170 cases developed the depressive state, and the incidence rate of depressive state was 61.82%. The AUC values of KNN, DT, LR, NB, RF and SVM models were 0.574, 0.589, 0.760, 0.742, 0.591 and 0.733, respectively, among which the AUC value, accuracy, precision, recall rate and F1 score of LR model were the highest. **Conclusion** The risk prediction model of PHN complicating depressive state based on LR machine learning algorithm has the best performance, which is helpful for early clinical assessment and prevention of depressive state.

[Key words] postherpetic neuralgia; machine learning; depressive state; risk factor; prediction model

带状疱疹(HZ)是 50 岁及以上人群常见的皮肤 感染性疾病, 带状疱疹后神经痛(PHN)是 HZ 最常见

的并发症^[1]。PHN 表现为 HZ 累及神经处出现持续的或间断的烧灼、针刺、电击甚至刀割样疼痛,有将近 1/2 的患者疼痛持续超过 1 年,甚至有的患者疼痛持续时间超过 10 年^[2]。长期反复发作的剧烈疼痛对机体造成严重折磨,引发患者出现焦虑抑郁等负性情绪。据研究显示,45% 的 PHN 患者因受到疼痛干扰,表现为焦虑、抑郁、注意力不集中等,高达 60% 的 PHN 患者表示曾有过自杀想法,严重影响患者生活质量^[3-4]。但目前的研究主要集中于患者疼痛治疗,忽视了疼痛对患者心理状态的影响。因此,尽早识别并发抑郁状态的高危人群,及时采取有效的干预措施,有助于减少抑郁状态的发生及改善疾病预后。本研究基于机器学习算法挖掘 PHN 患者抑郁状态的风险因素,并基于不同的算法建立 PHN 患者抑郁状态风险预测模型,比较各预测模型的效能,筛选最佳的预测模型,为临床医护人员预测 PHN 患者抑郁状态的发生提供新的思路和参考。

1 资料与方法

1.1 一般资料

选取 2022 年 6 月至 2023 年 6 月在陆军军医大学第二附属医院疼痛与康复医学科住院的 275 例 PHN 患者为研究对象。纳入标准:(1)符合《中国带状疱疹诊疗专家共识(2022 版)》^[2] 诊断标准;(2)理解认知能力正常;(3)有清晰的表达能力,对本研究知情且同意参与。排除标准:(1)合并有严重心脑血管疾病或肝肾功能障碍;(2)既往服用抗焦虑、抗抑郁等药物;(3)有精神疾病病史,如抑郁症等。本研究已通过陆军军医大学第二附属医院医学伦理委员会的审批(审批号:2024-研第 073-02)。

1.2 方法

1.2.1 数据收集

基于本研究目的,结合相关文献、相关临床经验和患者信息的数据特点,收集以下数据:(1)社会学资料,包括患者年龄、性别、BMI、是否吸烟、是否饮酒、医保类型、婚姻状态等;(2)合并疾病,如糖尿病、高血压、冠心病、慢性阻塞性肺疾病等;(3)实验室检查,如血脂、总胆固醇、血清白蛋白/球蛋白比值;(4)疾病资料,包括患者发病部位、皮疹面积(采用手掌估算皮肤损伤面积,将患者单手掌面积定义为体表面积的 1%, $\geq 5\%$ 为大面积, $< 5\%$ 为小面积)、病程、疼痛程度[采用数字评分法(NRS)评估,总分 0~10 分,0~3 分为轻度疼痛,4~6 分为中度疼痛,7~10 分为重度疼痛,得分越高代表疼痛程度越剧烈]、疼痛持续时间(1 d 疼痛总的持续时间分为持续、 ≥ 4 h、 < 4 h)、睡眠状况(有 ≥ 1 次/天夜间痛醒史为影响睡眠);(5)结局指标,选用汉密尔顿抑郁评分量表(HAMD)进行筛选和评估,本评定量表项目共有 24 项,得分 0~7 分为非抑郁状态, ≥ 8 分为抑郁状态,将患者分为正常组和抑郁组。

1.2.2 数据预处理

根据相关专业知识删除重复特征并去除完全共线性特征,将缺失率超过 10% 的变量或者研究对象予以删除,对数据缺失率不足 10% 的变量进行填充。分类变量使用随机插补法进行填充,对文化程度、疱疹发病部位等多分类变量进行独热编码,连续性变量如年龄、住院天数等使用均值方法进行填补,并进行标准化处理,以保证数据分析的一致性。

1.2.3 模型开发与验证

基于 K 近邻(KNN)、决策树(DT)、逻辑回归(LR)、朴素贝叶斯(NB)、随机森林(RF)、支持向量机(SVM)6 种常见的机器学习算法构建模型。首先,将原始数据按照 8:2 比例随机划分为训练集和测试集,训练集用于构建模型,测试集用于评估模型的泛化能力。其次,将单因素分析方法中差异有统计学意义的变量纳入 KNN、DT、LR、NB、RF、SVM 算法中进行训练和测试,根据问题类型和数据特性,选择适当的机器学习算法,并配置每个模型参数,再通过网格搜索调整模型参数,不断对模型进行优化。使用测试集数据评估模型的性能,计算模型的准确率、精准率、召回率、F1 分数等,并选用灵敏度、特异度、准确度、精确度和受试者工作特征(ROC)曲线下面积(AUC)作为评价模型性能的指标。最终绘制 6 个模型 ROC 曲线,更加直观地显示各模型的 AUC 值差异。

1.3 统计学处理

基于 VScode、python3.11 进行数据统计分析和建模。计数资料采用例数或百分比表示,组间比较采用 χ^2 检验或 Fisher 精确概率法。符合正态分布的计量资料以 $\bar{x} \pm s$ 表示,组间比较采用 t 检验;不符合正态分布的计量资料以 $M(Q_1, Q_3)$ 表示,组间比较采用非参数检验。以 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 两组基本特征比较

275 例 PHN 患者中男 139 例,女 136 例;170 例患者处于抑郁状态(抑郁组),105 例患者未处于抑郁状态(正常组),抑郁状态发生率为 61.82%。抑郁组与正常组一般资料比较见表 1。

表 1 正常组与抑郁组一般资料比较

项目	正常组 (n=105)	抑郁组 (n=170)	P
性别(n)			
女	50	86	0.685
男	55	84	
年龄[M(Q ₁ , Q ₃), 岁]	63(24, 92)	67(31, 87)	<0.001
住院时间[M(Q ₁ , Q ₃), d]	11(1, 34)	10(1, 24)	0.702
医保类型(n)			
职工医保	48	69	0.420
新农合	55	99	

续表 1 正常组与抑郁组一般资料比较

项目	正常组 (n=105)	抑郁组 (n=170)	P
自费	0	1	
商业保险	0	1	
文化程度(n)			
小学及以下	35	64	0.231
初中	52	83	
高中或中专	7	14	
大专及以上	11	9	
婚姻状况(n)			
已婚	100	159	0.946
离异	0	1	
丧偶	1	9	
未婚	4	1	
糖尿病(n)			
有	20	38	0.528
无	85	132	
冠心病(n)			
有	5	18	0.052
无	100	152	
高血压(n)			
有	29	51	0.457
无	76	119	
慢性阻塞性肺疾病(n)			
有	14	15	0.232
无	91	154	
BMI(n)			
≤18.4 kg/m ²	8	9	0.970
18.5~23.9 kg/m ²	56	100	
≥24.0 kg/m ²	41	61	
吸烟(n)			
是	19	27	0.62
否	86	143	
饮酒(n)			
是	16	28	0.901
否	89	142	
发病部位(n)			
头面部	28	47	0.576
躯干	57	98	
四肢	13	14	
多部位	7	11	
病程(n)			
<3 个月	78	96	0.080
≥3 个月	27	74	

续表 1 正常组与抑郁组一般资料比较

项目	正常组 (n=105)	抑郁组 (n=170)	P
疱疹面积(n)			
小	49	80	0.981
大	56	90	
疼痛是否影响睡眠(n)			
是	70	134	0.026
否	35	36	
甘油三酯(n)			
正常	70	103	0.487
偏高	35	67	
总胆固醇(n)			
正常	55	93	0.693
偏高	50	77	
白蛋白/球蛋白比值异常(n)			
有	7	10	0.487
无	98	160	
疼痛程度(n)			
轻度	18	13	0.002
中度	47	55	
重度	40	102	
疼痛持续时间(n)			
<4 h	24	39	0.210
≥4 h	23	52	
持续	58	79	

2.2 各模型预测效能比较

基于 KNN、DT、LR、NB、RF、SVM 分别建立了 6 种 PHN 患者抑郁状态风险预测模型,使用测试集进行内部验证得到各模型的预测效能,见表 2、图 1。结果显示,KNN、DT、LR、NB、RF、SVM 模型的 AUC 分别为 0.574、0.589、0.760、0.742、0.591、0.733,其中 LR 模型的 AUC 最高,NB、SVM 模型次之,KNN、DT、RF 模型的 AUC 值低于 0.6。此外,LR 模型准确度、精确度、F1 分数均为最高,即整体的预测效能优于其他 5 种模型。

表 2 6 种预测模型性能评价

模型	准确度	召回率	精确度	F1 分数	AUC
KNN	0.685	0.685	0.730	0.702	0.574
DT	0.685	0.685	0.712	0.697	0.589
LR	0.796	0.796	0.790	0.793	0.760
NB	0.741	0.741	0.741	0.741	0.742
RF	0.667	0.667	0.722	0.687	0.591
SVM	0.796	0.796	0.780	0.785	0.733

2.3 基于 LR 模型对影响 PHN 患者抑郁状态的因

素分析

将单因素分析中 $P < 0.05$ 的 3 个变量纳入逐步 LR 模型中进行变量筛选,结果显示,年龄、疼痛是否影响睡眠、疼痛程度是 PHN 患者并发抑郁状态的影响因素,见表 3。

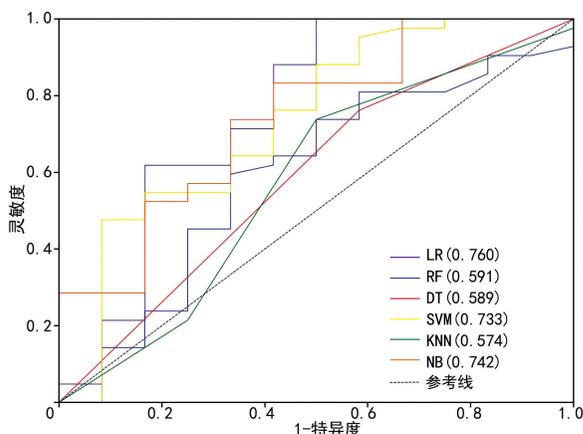


图 1 6 种预测模型 ROC 曲线

表 3 PHN 患者并发抑郁状态的影响因素 logistic 回归分析

因素	β	SE	Wald	P	95%CI
年龄	0.033	0.012	7.582	0.006	1.009~1.057
疼痛是否影响睡眠	0.037	0.101	7.929	0.005	1.205~2.189
疼痛程度	-0.706	0.449	6.228	0.044	0.291~0.897
常量	-1.114	1.037	1.155	0.283	

3 讨 论

3.1 PHN 患者抑郁状态发生率

本研究共纳入 275 例患者,结果显示,61.82% 的患者处于抑郁状态。与廖宇良等^[5]调查 63.6% 的患者处于抑郁状态结果接近,表明 PHN 患者有着较高的风险并发抑郁状态。研究证实,带状疱疹患者较对照组有着更严重的焦虑和抑郁情绪^[6]。同时,一项针对 661 例 PHN 患者的研究指出,其中 69.0% (456/661) 的患者出现焦虑,65.8% (435/661) 的患者出现抑郁,疼痛剧烈且皮疹广泛的女性 PHN 患者罹患焦虑和抑郁症的风险较高^[7]。当疼痛持续存在时,患者心理健康评估分数提高,患者十分担心疾病的预后和症状的复发,情感和人际关系受到较大影响,引发患者出现焦虑和抑郁情绪,甚至产生自杀的想法^[8]。从病理生理学而言,感染 HZ 病毒引起细胞介导免疫可能是一个因素,抑郁症可能与失调的先天性和适应性细胞介导免疫有关,而 HZ 感染引起的 T 细胞介导免疫受损可能直接导致抑郁症的发生^[9-10],但具体发病机制尚未证实。但无论从任何一个角度进行解释,PHN 给患者带来的负性情绪都不可忽视。因此,临床医护人员有必要对 PHN 患者抑郁状态进行早期筛查,及时识别,积极采取应对措施,减少 PHN 给患者带来的困扰和负面影响。

3.2 PHN 患者抑郁状态风险预测模型的分析与

比较

本研究中应用到的 6 种模型中,LR 模型是临床使用最多的模型之一,适用范围广,模型稳定性好,常被用于多种风险的预测。本研究结果显示,LR 模型的 ROC 曲线最靠近左上角,提示 LR 的预测灵敏度更高,效果更好,说明 LR 是预测 PHN 患者抑郁状态效能最佳的模型。分析其主要原因为:(1)本次纳入数据较小,计算复杂度较低,LR 模型更适合数据规模和特征数量较小的模型;(2)LR 模型可以通过结合模型正则化来处理多重共线性问题,这在一定程度上提高了其稳定性;(3)本次纳入数据中除年龄、住院天数等指标外其余指标均为分类变量,而 LR 模型处理分类变量能够将函数值范围压缩,有效处理概率问题的预测。但本研究中 KNN、DT、RF 模型预测效能欠佳,分析其主要原因是这些模型的性能高度依赖于数据标准化和特征,而此次数据集量较小导致预测变量的数量受到影响,从而影响模型的性能。因此,为了提高模型的预测效能,不仅需要根据具体情况选择合适的模型、还需要扩大分析样本量,以便更好地评估这些算法的性能^[11-12]。

3.3 PHN 患者抑郁状态发生的风险因素

本研究中年龄、疼痛程度和睡眠是 PHN 患者并发抑郁状态的风险因素,有研究认为文化程度、病程、疼痛强度与疼痛持续时间是其主要影响因素,也有研究认为性别、月收入是其主要影响因素^[13-14]。目前对于 PHN 患者并发抑郁状态的研究尚处于初步探索阶段,不同的研究可能因样本数量、使用量表不同等原因得出不同的结论。因此,为了进一步探究 PHN 患者抑郁状态的影响因素,进行了如下分析:(1)年龄。本研究结果显示,年龄对 PHN 患者的抑郁状态有影响。年龄是 PHN 发生的主要影响因素,一项 meta 分析中明确指出年龄越大,患 PHN 的风险越大^[15]。由于 PHN 患者神经受损严重,老年患者神经系统保护机制可能较年轻患者弱,神经细胞的再生和修复能力较低,以及疼痛调控系统的改变,而这些系统的变化可能导致疼痛感觉的过度敏感和持久,从而增加患者处于抑郁状态的风险^[16]。然而 PHN 患者并发抑郁状态的机制尚不明确,可能随着年龄的增加,患者面临更多的生活变化、社交活动减少和身体各项机能的逐渐减退,影响患者疼痛的应对能力和感受能力,从而导致负性情绪的增加,增加患者抑郁状态的风险。由于目前相关的研究较少,还需要临床进行进一步的探索。(2)疼痛程度。一方面,疼痛程度是 PHN 患者负性情绪的重要影响因素,疼痛程度越强,患者负性情绪得分越高,这也在其他研究中得到证实^[17-18]。CAO 等^[19]研究发现,当患者疼痛加重时,大脑负责情绪、情绪活动和疼痛调节的区域在静息状态下表现出异常的局部脑活动,表明大脑功能活动和疼痛程度之间的联系可能与抑郁和焦虑症有关。哈佛医院对 385 例 PHN 患者调查发现疼痛程度与焦虑和抑郁得分有着

较强的相关性($r=0.35$),并且疼痛评分大于 7 分或者欧洲五维健康量表(EQ-5D)的评分小于 0.3 分时,会有更多患者并发焦虑和抑郁的情绪,剧烈的疼痛可导致患者产生焦虑、烦躁等负性情绪,这种负性情绪可能加重患者对疼痛的感知,导致疼痛与抑郁共病,给 PHN 患者的治疗带来极大的挑战^[20]。另一方面,疼痛持续时间亦决定着患者负性情绪的发生。疼痛持续时间与患者 HAMD 得分呈正相关,已在多项研究得到证实^[5,21-22]。分析原因可能是疼痛持续时间越长,患者长时间承受疼痛的折磨,疼痛阈值降低,对疼痛耐受能力降低,导致心理适应性降低,产生疾病不能治愈、拖累家人的想法,甚至产生疾病灾难化认识,加重患者的抑郁状态^[23]。研究发现,PHN 患者的心理状态会伴随疼痛持续时间变化而改变,且患者心理状态在患病后 6~18 个月时灾难化得分和运动恐惧得分明显高于 3~6 个月和 4~12 周患者^[22]。这提示临床工作不仅需要关注疼痛本身,还需要重视疼痛带来心理问题,参考患者不同病程时的心理特征以及需求,并根据患者心理特征制订符合患者实际需求和期望的治疗方案,提高治疗有效性。(3)睡眠。研究认为失眠与慢性病疼痛相关,且 PHN 患者失眠的患病率极高,其中疼痛程度是 PHN 患者失眠的最大危险因素^[7,24-25]。由于疼痛导致患者睡眠周期紊乱,睡眠周期紊乱可诱发全身痛觉过敏,进一步加重疼痛,形成疼痛-失眠-疼痛的恶性循环。SCHLERETH 等^[26]研究表明,大约有 40%有睡眠障碍的成年人可能诊断为焦虑或抑郁症。此外,CHIU 等^[27]报告称,抑郁和睡眠障碍与疼痛阈值降低有独立相关性。因此,PHN 患者极易出现睡眠障碍,睡眠障碍可导致患者出现抑郁状态,为此类患者制订治疗策略时,应充分考虑睡眠对患者的影响。

综上所述,本研究基于 KNN、DT、LR、NB、RF、SVM 共 6 种机器学习算法分别构建了不同的 PHN 患者并发抑郁状态的风险预测模型,其中 LR 模型的预测效能较好。该模型可以较好地协助临床医院人员尽早识别 PHN 并发抑郁状态的潜在患者,并根据相关风险因素,及时采取多学科协作或心理干预,降低抑郁状态的发生率,提高患者生活质量。另外,本研究也存在一定的局限性:首先,本研究样本量较少,导致机器学习预测性能欠佳。其次,本研究为单中心研究,存在一定的地域限制,推广性较弱。最后,本研究仅考察了 6 种预测模型,其他机器学习模型的模型有待进一步验证。

参考文献

- [1] 《中华医学杂志》社皮肤科慢病能力提升项目专家组,中国医师协会疼痛科医师分会,国家远程医疗与互联网医学中心皮肤科专委会. 带状疱疹相关性疼痛全程管理专家共识[J]. 中华皮肤科杂志,2021,54(10):841-846.
- [2] 中国医师协会皮肤科医师分会带状疱疹专家共识工作组. 中国带状疱疹诊疗专家共识(2022 版)[J]. 中华皮肤科杂志,2022,55(12):1033-1040.
- [3] MALFLIET A, COPPIETERS I, VAN WILGEN P, et al. Brain changes associated with cognitive and emotional factors in chronic pain: a systematic review[J]. Eur J Pain, 2017, 21(5):769-786.
- [4] 沈意娜,许丽媛. 带状疱疹后神经痛护理文献研究进展[J]. 中国疼痛医学杂志,2022,28(1):60-64.
- [5] 廖宇良,杨少敏,陈盼,等. 带状疱疹性神经痛病人焦虑抑郁状况调查及皮质醇激素水平变化相关性分析[J]. 中国疼痛医学杂志,2020,26(2):137-140.
- [6] KATZ J, COOPER E M, WALTHER R R, et al. Acute pain in herpes zoster and its impact on health-related quality of life[J]. Clin Infect Dis, 2004, 39(3):342-348.
- [7] KIM S H, SUN J M, YOON K B, et al. Risk factors associated with clinical insomnia in chronic low back pain: a retrospective analysis in a university hospital in Korea[J]. Korean J Pain, 2015, 28(2):137-143.
- [8] SCHMADER K, GNANN J J, WATSON C P. The epidemiological, clinical, and pathological rationale for the herpes zoster vaccine[J]. J Infect Dis, 2008, 197(Suppl. 2):207-215.
- [9] IRWIN M R, MILLER A H. Depressive disorders and immunity: 20 years of progress and discovery[J]. Brain Behav Immun, 2007, 21(4):374-383.
- [10] LIAO C H, CHANG C S, MUO C H, et al. High prevalence of herpes zoster in patients with depression[J]. J Clin Psychiatry, 2015, 76(9):e1099-1104.
- [11] 海瑞,王慧,张蓉,等. 基于机器学习的老年慢性心力衰竭病人衰弱风险预测模型的构建[J]. 护理研究,2024,38(12):2103-2109.
- [12] 曾金坤,曹敏讷,刘丹丹,等. 基于机器学习构建单双相抑郁鉴别诊断模型[J]. 中国神经精神疾病杂志,2024,50(3):129-134.
- [13] 刘韦辰. 聚焦解决模式在带状疱疹后神经痛患者焦虑、抑郁情绪中的应用研究[D]. 南昌:南昌大学,2021.
- [14] KAWAI K, GEBREMESKEL B G, ACOSTA C J. Systematic review of incidence and complications of herpes zoster: towards a global per-

- spective[J]. *BMJ Open*, 2014, 4(6):e4833.
- [15] FORBES H J, THOMAS S L, SMEETH L, et al. A systematic review and meta-analysis of risk factors for postherpetic neuralgia[J]. *Pain*, 2016, 157(1):30-54.
- [16] 张文文, 张喜维, 何明伟, 等. 带状疱疹后遗神经痛患者疼痛灾难化的现状和影响因素分析[J]. *中国医药*, 2024, 19(2):221-225.
- [17] LAURENT B, VICAUT E, LEPLEGE A, et al. Prevalence and impact on quality of life of post-herpetic neuralgia in French medical centers specialized in chronic pain management: the ZOCAD study[J]. *Med Mal Infect*, 2014, 44(11/12):515-524.
- [18] 刘韦辰, 王雨彤, 张达颖, 等. 带状疱疹后神经痛病人负性情绪的影响因素分析[J]. *中国疼痛医学杂志*, 2022, 28(7):545-548.
- [19] CAO S, SONG G, ZHANG Y, et al. Abnormal local brain activity beyond the pain matrix in postherpetic neuralgia patients: a resting-state functional mri study[J]. *Pain Physician*, 2017, 20(2):E303-314.
- [20] 岳亮, 熊源长. 神经胶质细胞在神经病理性疼痛和抑郁共病中的作用[J]. *中国疼痛医学杂志*, 2024, 30(6):407-412.
- [21] DU J, SUN G, MA H, et al. Prevalence and risk factors of anxiety and depression in patients with postherpetic neuralgia: a retrospective study[J]. *Dermatology*, 2021, 237(6):891-895.
- [22] KOGA R, YAMADA K, ISHIKAWA R, et al. Association between treatment-related early changes in psychological factors and development of postherpetic neuralgia[J]. *J Anesth*, 2019, 33(6):636-641.
- [23] 张敏. 带状疱疹后神经痛患者疼痛灾难化现状及影响因素分析[J]. *实用临床医学*, 2024, 25(1):113-116.
- [24] SCHUH-HOFER S, WODARSKI R, PFAU D B, et al. One night of total sleep deprivation promotes a state of generalized hyperalgesia; a surrogate pain model to study the relationship of insomnia and pain[J]. *Pain*, 2013, 154(9):1613-1621.
- [25] 胡慧敏, 王晓越, 张媛婧, 等. 短时程脊髓电刺激预防老年带状疱疹后神经痛的临床研究[J]. *中国疼痛医学杂志*, 2024, 30(1):46-51.
- [26] SCHLERETH T, HEILAND A, BREIMHORST M, et al. Association between pain, central sensitization and anxiety in postherpetic neuralgia[J]. *Eur J Pain*, 2015, 19(2):193-201.
- [27] CHIU Y H, SILMAN A J, MACFARLANE G J, et al. Poor sleep and depression are independently associated with a reduced pain threshold. Results of a population based study[J]. *Pain*, 2005, 115(3):316-321.

(收稿日期:2024-04-12 修回日期:2024-09-19)

(编辑:管佩钰)

(上接第 3713 页)

- [38] MINTZ Y, BRODIE R. Introduction to artificial intelligence in medicine[J]. *Minim Invasive Ther Allied Technol*, 2019, 28(2):73-81.
- [39] CHANG C, SHI W, WANG Y, et al. The path from task-specific to general purpose artificial intelligence for medical diagnostics: a bibliometric analysis[J]. *Comput Biol Med*, 2024, 172:108258.
- [40] CHEN Y, JIANG C, CHANG J, et al. An artificial intelligence-based prognostic prediction model for hemorrhagic stroke[J]. *Eur J Radiol*, 2023, 167:111081.
- [41] LUVIZUTTO G J, SILVA G F, NASCIMENTO M R, et al. Use of artificial intelligence as an instrument of evaluation after stroke: a scoping review based on international classification of functioning, disability and health concept AI applications for stroke evaluation [J]. *Top Stroke Rehabil*, 2022, 29(5):331-346.
- [42] SUNG J. Artificial intelligence in medicine: Ethical, social and legal perspectives [J]. *Ann Acad Med Singap*, 2023, 52(12):695-699.
- [43] LOVIS C. Unlocking the power of artificial intelligence and big data in medicine [J]. *J Med Internet Res*, 2019, 21(11):e16607.
- [44] KESKINBORA K H. Medical ethics considerations on artificial intelligence [J]. *J Clin Neurosci*, 2019, 64:277-282.
- [45] GUPTA R, SRIVASTAVA D, SAHU M, et al. Artificial intelligence to deep learning: machine intelligence approach for drug discovery [J]. *Mol Divers*, 2021, 25(3):1315-1360.

(收稿日期:2024-07-28 修回日期:2024-10-29)

(编辑:唐 璞)