

基于机器学习模型的康复机器人使用意愿影响因素分析*

李柯霖¹ 林睿¹ 闫妍^{2,3} 叶旭春² 任佳雯¹

摘要

目的:基于最优机器学习模型深入分析康复机器人使用意愿的现状及影响因素,为康复机器人的设计及推广、人机交互优化提供参考。

方法:2024年3月—2025年2月,采用便利抽样法选取在康复机器人服务医疗机构接受物理治疗的患者347例为研究对象,采用一般资料调查表、使用意愿问卷、机器人消极态度量表、正负情绪量表、控制感量表、人机交互信任量表对其进行横断面调查。采用单因素分析、相关分析和LASSO回归筛选关键变量,通过K-means聚类划分目标变量二分类标准,采用随机森林、梯度提升决策树、极限梯度提升模型讨论康复机器人使用意愿的影响因素,运用SHAP (SHapley Additive exPlanation)图对最优模型进行可解释化分析。

结果:患者康复机器人的使用意愿得分(4.75 ± 1.43)分,极限梯度提升模型表现出最佳性能(AUC为0.9163,精确率为0.8923,准确率为0.8095,F1分数为0.8529,召回率为0.8169),特征重要性排序显示负性情绪、正性情绪、互惠、对机器人社会影响的消极态度、能力、感知风险、控制感均为影响康复机器人使用意愿的重要因素。

结论:康复机器人的使用意愿处于中等水平,极限梯度提升模型对使用意愿的影响因素评估效能最优,正性情绪、负性情绪、对机器人社会影响的消极态度、人机交互信任、控制感为影响康复机器人使用意愿的关键因素,可结合本模型为康复机器人优化设计及推广提供参考。

关键词 康复机器人;使用意愿;影响因素;机器学习;横断面研究

中图分类号:R493 **文献标识码:**B **文章编号:**1001-1242(2026)-07-1119-07

中国老年人口规模在21世纪前半叶持续增长,预计将于2035年、2050年分别达到4.12亿、4.80亿^[1]。急剧加速的老龄化进程带来持续增长的康复需求。然而,2010年以来,我国人口红利迅速消失,适龄劳动力短缺成为社会发展的重要挑战^[2]。在此背景下,康复机器人可提供重复性、高强度、可反馈的任务导向性训练^[3],提高治疗效果,减轻医务人员负担,成为破解康复需求激增与康复护理人力资源短缺双重困境的关键技术。国际标准化组织(International Organization for Standardization, ISO)将其界定为通过驱动结构,执行机体康复、生理评估或功能补偿的医疗机器人^[4]。尽管康复机器人技术已实现从实验室研发向临床应用的跨越式发展,但其实际应用效能仍受限于感知有用性差、社会互动不足,导致患者接受度不足^[5]。使用意愿(usage intention, UI)是技术接受模型的重要结果变量,强调不同个体面对客观事物时展现出的心理反应及其对该事物的态度,是预测技术采纳行为的核心变量^[6]。机器学习算法具有处理变量间非

线性交互作用、提供跨复杂变量的分析解释,从海量数据中筛选出关键因素的优势^[7],能够作为使用意愿影响因素分析的有效方法。基于此,本研究创新性地引入随机森林、梯度提升决策树、极限梯度提升模型,并基于最优模型深入分析康复机器人使用意愿的现状及影响因素,为康复机器人的设计及推广、人机交互优化提供参考。

1 资料与方法

1.1 研究对象

2024年3月—2025年2月,采用便利抽样法选取南京、上海两地正在康复机器人服务医疗机构接受物理治疗的肢体功能障碍患者347例为研究对象进行横断面研究。纳入标准:①年龄 ≥ 18 周岁;②因脑卒中、脊髓损伤、脑外伤等导致肢体功能完全或部分瘫痪;③无认知功能障碍,能正常对话、交流;④知情同意,自愿参与本研究。排除标准:患者病情不稳定者。根据多因素回归模型构建,样本量至少为自

DOI:10.3969/j.issn.1001-1242.2026.07.014

*基金项目:国家自然科学基金面上项目(71974196);海军军医大学深蓝护理一般项目(2022KYG03);海军军医大学本科生创新实践能力孵化基地项目(FH2023169)

1 海军军医大学基础医学院,上海市,200433; 2 海军军医大学护理系; 3 通讯作者

第一作者简介:李柯霖,男; 收稿日期:2025-05-30

变量数(22个)10—20倍^[8],考虑20%失访率,本研究最低样本量为275例,最终纳入347例符合纳入排除标准的研究对象。本研究获得海军军医大学医学伦理委员会审查核准(伦理号:NMUMREC-2020-GZR-HS-003)

1.2 研究方法

1.2.1 研究工具:通过回顾机器人使用意愿相关文献及相关理论模型(如技术接受模型、感知风险理论、信任理论等)推断,患者对康复机器人的使用意愿可能与对机器人的消极态度、情绪、控制感及人机交互信任有关。基于此,本研究的研究工具包括一般资料调查表、康复机器人使用意愿问卷、机器人消极态度量表、正负情绪量表、控制感量表、人机交互信任量表。

一般资料调查表:采用自设问卷,内容包括性别、年龄、学历、婚姻状况、居住地、治疗地是否为常住地、工作状态、家庭人均月收入、医疗费用支付方式、健康状况、是否使用过机器人、对机器人关注度。

康复机器人使用意愿问卷:康复机器人使用意愿问卷是由Heerink等^[9]基于Almere模型编制,并由毕轩懿^[6]于2022年汉化而成,用于测量患者对康复机器人的使用意愿。该问卷采用Likert 7级评分,“完全不同意”到“完全同意”依次计1—7分,问卷均分越高代表对康复机器人使用意愿越高。具有良好的信效度,中文版Cronbach's α 系数为0.917。

机器人消极态度量表(negative attitudes toward robots scale, NARS):为日本学者Nomura^[10]于2006年编制,由毕轩懿等^[11]汉化而成,用于测量患者对康复机器人的消极态度。该量表包括13个条目,3个维度,即对机器人交互的消极态度(如与机器人交谈,会让我变得敏感多疑)、对机器人社会影响的消极态度(如担心机器人会对孩子的心理造成不良影响)、对机器人情感互动的消极态度(如看到机器人有表达情感的动作,我感觉心情会变好)。采用Likert 5级评分,“非常不同意”到“非常同意”依次计1—5分,其中条目3、5、6为反向计分,各维度得分为条目均分,得分越高说明患者对康复机器人的态度越消极。具有良好的信效度,中文版NARS总的Cronbach's α 系数为0.842。

正负情绪量表(the positive and negative affect scale, PANAS):为Wastson等^[12]编制,由黄丽等^[13]汉化而成,用于测量患者使用康复机器人过程中的正性或负性情绪。该量表由20个条目组成,包括正性情绪和负性情绪两个维度,其中10个条目测量正性情绪,10个条目测量负性情绪。采用Likert 5级评分法,从“几乎没有”到“极其多”依次计1—5分,维度得分为各条目得分之和,正性情绪维度得分越高越积极,负性情绪维度得分越高越消极。具有良好的信效度,中文版PANAS所有条目的Cronbach's α 系数为0.82。

控制感量表:由Strube等^[14]编制,Akalin等^[15]改编而成,用于测量患者对康复机器人的控制感。量表包括三个条目,

采用8级评分,从“低”到“高”依次1—8分,条目2、3为反向计分,得分越高说明患者对康复机器人控制感越高。

人机交互信任量表(human-robot interaction trust scale, HRITS):为Pinto等^[16]于2022年修订,用于测量患者对康复机器人的信任程度。量表包括感知风险(用户对人机交互安全水平的主观看法,此处感知风险为负向计分)、善意(能够为用户提供充分、有效和及时的帮助,最终帮助用户实现与其互动相关的特定目标)、能力(机器人是否具备执行其预定任务所需的全部功能和特征)、互惠(当用户感到机器人有助于自己时,会花更多的时间与之互动)4个维度,共11个条目。采用Likert 5级评分,从“完全不同意”到“完全同意”依次计1—5分,其中除感知风险维度为反向计分外其余各维度均为正向计分,各维度均分为量表得分,均分越高说明用户的人机交互信任水平越高,反之越低。

1.2.2 资料收集方法:研究者向康复机器人服务医疗机构相关部门及研究对象介绍研究目的、意义及过程,并强调研究资料的保密原则,征得知情同意后发放问卷,采用统一介绍语,研究对象填写完成后当场收回。本研究共回收问卷355份,剔除漏答或明显规律性作答的无效问卷8份,有效问卷347份,有效回收率为97.75%。

1.3 统计学分析

采用SPSS27.0软件进行统计分析,计量资料采用均数 $\pm$ 标准差描述,计数资料采用频数(n)和构成比(%)描述。采用t检验分析二分类变量样本使用意愿均值是否有显著性差异;采用方差分析多分类变量样本使用意愿均值是否有显著性差异,方差齐时采用ANOVA检验,方差不齐时采用Welch检验;采用Pearson相关分析使用意愿和其他变量之间的相关性;将方差分析和Pearson相关分析中有显著性意义的变量纳入LASSO回归以筛选用于机器学习模型构建的因素。通过K-means聚类划分患者使用意愿的特征空间,基于聚类所得类别标签,采用Python 3.10先后构建随机森林、梯度提升决策树、极限梯度提升模型,模型的构建参数见表1,通过ROC曲线下面积(AUC)、准确率等指标评估性能,并采用SHAP值解析特征贡献度。

表1 三个模型的构建参数

模型	参数
随机森林	n_estimators=350,max_depth=12, min_samples_split=3,min_samples_leaf=1, max_features='sqrt'
梯度提升决策树	n_estimators=500,learning_rate=0.11, max_depth=10,min_samples_split=5, min_samples_leaf=2, subsample=0.9
极限梯度提升	n_estimators=150,learning_rate=0.26, max_depth=3, subsample=0.5, colsample_bytree=0.6

2 结果

2.1 患者的一般资料及单因素分析结果

本研究共纳入347例正在康复机器人服务医疗机构接受物理治疗的患者。其中,患者年龄范围为18—93(53.25±16.58)岁;男性211例(60.8%),女性136例(39.2%)。单因素分析结果显示,患者的年龄、居住地、工作情况、家庭人均月收入、医疗费用支付方式、康复机器人使用经验和对机器人相关新闻的关注程度不同,康复机器人使用意愿得分差异具有显著性意义($P<0.05$)。见表2。

2.2 康复机器人患者使用意愿及其他各变量得分情况

结果显示,康复机器人使用意愿为(4.75±1.43)分;机器人消极态度的三个维度得分为对机器人交互的消极态度(2.58±1.16)分、对机器人社会影响的消极态度(3.07±1.09)分、对机器人情感互动的消极态度(2.56±0.98)分;正负性情绪中正性情绪为(29.97±3.99)分,负性情绪为(17.77±2.63)分;控制感为(4.58±1.81)分;人机交互信任四个维度得分分别为感知风险(3.07±0.92)分、善意(3.75±0.77)分、能力(3.12±0.99)分、互惠(4.01±0.80)分。见表3。

2.3 康复机器人患者使用意愿与其他各变量的相关性分析

Pearson相关分析结果显示,量表各维度中正性情绪、感知风险、善意、能力、互惠、控制感与康复机器人的使用意愿存在显著正相关关系($P<0.05$),患者对机器人交互的消极态度、对机器人社会影响的消极态度、对机器人情感互动的消极态度、负性情绪与康复机器人的使用意愿存在显著负相关关系($P<0.05$)。见表4。

2.4 基于LASSO回归的特征筛选

将单因素分析及Pearson相关分析中有显著性意义的17个变量纳入LASSO回归分析。LASSO回归路径分析(最佳正则化系数 $\alpha=0.0268$)筛选出12个关键预测变量(图1)。特征系数方向显示互惠($\beta=0.331$)、能力($\beta=0.176$)、感知风险($\beta=0.166$)等变量对康复机器人使用意愿呈显著正向影响,而负性情绪($\beta=-0.158$)、对机器人社会影响的消极态度($\beta=-0.130$)等则呈显著负向影响。

2.5 基于K-means聚类分析的特征空间划分

通过K-means聚类对患者康复机器人使用意愿评分进行无监督分组,Bootstrap重采样法($n=1000$)计算轮廓系数,聚类数 $k=2$ 时平均轮廓系数最高(0.6458),表明二分结构最合理。聚类结果为高意愿组(5.71±0.61)分,样本量213例;聚类结果为低意愿组(3.21±0.92)分,样本量134例。见图2—3。

2.6 机器学习模型构建与评估

基于LASSO回归筛选的12个关键变量,根据K-means聚类二分类标签,采用Python 3.10构建随机森林、梯度提升决策树及极限梯度提升分类模型。采用分层10折交叉验证

表2 患者的一般资料及单因素分析 (n=347)

变量及分类	人数 [n(%)]	使用意愿 得分($\bar{x}\pm s$)	t 值/ F 值	P 值
性别			0.849 ^①	0.396
男	211(60.8)	4.80±1.41		
女	136(39.2)	4.66±1.47		
年龄			3.948 ^②	0.020 ^③
<45岁	97(28.0)	5.01±1.34		
45—59岁	87(25.0)	4.86±1.44		
>60岁	163(47.0)	4.52±1.45		
学历			2.162 ^③	0.072
小学	82(23.6)	4.41±1.56		
初中及中专	107(30.8)	4.65±1.48		
高中	70(20.2)	4.85±1.24		
大专	35(10.1)	5.13±1.29		
本科	46(13.3)	5.09±1.21		
硕士或博士	7(2.0)	4.90±2.17		
婚姻状况			1.943 ^②	0.145
已婚	257(74.1)	4.82±1.40		
未婚	51(14.7)	4.69±1.45		
丧偶	39(11.2)	4.34±1.55		
居住地			2.233 ^①	0.026 ^④
城镇	227(65.4)	4.90±1.38		
农村	120(34.6)	4.51±1.50		
治疗地是否为常住地			1.833 ^①	0.068
是	178(51.3)	4.88±1.38		
否	169(48.7)	4.60±1.47		
工作情况			3.731 ^②	0.012 ^④
在职	106(30.5)	5.09±1.37		
退休	132(38.1)	4.60±1.39		
失业	40(11.5)	4.84±1.34		
从未工作	69(19.9)	4.40±1.56		
家庭人均月收入			3.285 ^②	0.021 ^④
<3000元	51(14.7)	4.24±1.65		
3000—5000元	120(34.6)	4.73±1.43		
5000—10000元	122(35.2)	4.98±1.35		
>10000元	54(15.6)	4.73±1.30		
医疗费用支付方式			4.069 ^②	0.007 ^④
职工医疗保险	81(23.3)	4.72±1.46		
城镇居民基本医疗保险	162(46.7)	4.98±1.31		
新型农村合作医疗保险	72(20.7)	4.29±1.54		
自费	32(9.3)	4.66±1.46		
健康状况			1.820 ^②	0.124
非常差	48(13.8)	4.91±1.43		
差	130(37.5)	4.67±1.42		
一般	118(34.0)	4.59±1.37		
好	37(10.7)	5.26±1.40		
非常好	14(4.0)	4.81±1.86		
康复机器人使用经验			3.110 ^①	0.002 ^④
是	153(44.1)	5.01±1.36		
否	194(55.9)	4.54±1.45		
对机器人相关新闻的关注程度			8.729 ^③	<0.001 ^④
从不关注	81(23.3)	4.22±1.55		
偶尔关注	132(38.1)	4.62±1.42		
有时关注	73(21.0)	5.00±1.28		
经常关注	44(12.7)	5.35±1.22		
总是关注	17(4.9)	5.57±0.91		

注:①独立样本 t 检验,②单因素ANOVA分析,③Welch检验,④ $P<0.05$

以评估模型泛化能力。训练集、测试集模型性能比较显示(表5—6),极限梯度提升模型在测试集上表现最优(AUC=0.9163),高于随机森林(AUC=0.9126)和梯度提升决策树(AUC=0.8890)。训练集与测试集的AUC差值分析进一步表明,极限梯度提升模型的泛化性能最佳且未出现显著过拟合。其他指标中,极限梯度提升模型的精确率达0.8923,F1分数为0.8529,均优于对比模型,表明该模型对类别不平衡问题具有更强的鲁棒性。

2.7 基于SHAP值的模型可解释性分析

采用SHAP框架解析极限梯度提升模型的决策逻辑,计算测试集样本的特征贡献值(图4)。

3 讨论

上述研究结果显示,患者对康复机器人的使用意愿得分为(4.75±1.43)分,处于中等水平,可分为高意愿组和低意愿组进行机器学习模型构建,其中极限梯度提升模型对使用意愿的影响因素评估效能最优,正性情绪、负性情绪、对机器人社会影响的消极态度、人机交互信任、控制感为影响康复机

器人使用意愿的关键因素。

3.1 康复机器人使用意愿现状

患者对康复机器人的使用意愿得分虽略高于Luciani^[17]对外骨骼康复机器人使用意愿的调查结果,但仍处于中等水平,说明患者对是否使用康复机器人还处于较为犹豫的状

表3 康复机器人使用意愿及其他各变量得分(n=347)

变量	得分
康复机器人使用意愿	4.75±1.43
机器人消极态度	
对机器人交互的消极态度	2.58±1.16
对机器人社会影响的消极态度	3.07±1.09
对机器人情感互动的消极态度	2.56±0.98
正负性情绪	
正性情绪	29.97±3.99
负性情绪	17.77±2.63
控制感	4.58±1.81
人机交互信任	
感知风险	3.07±0.92
善意	3.75±0.77
能力	3.12±0.99
互惠	4.01±0.80

表4 康复机器人患者使用意愿与其他各变量的相关性分析

	机器人消极态度量表			正负情绪量表		控制感量表	人机交互信任量表			
	交互	社会影响	情感互动	正性情绪	负性情绪	控制感	感知风险	善意	能力	互惠
使用意愿	- 0.304 ^①	- 0.279 ^①	- 0.183 ^①	0.492 ^①	- 0.481 ^①	0.234 ^①	0.317 ^①	0.386 ^①	0.437 ^①	0.466 ^①

注:①在0.01级别(双侧),相关性显著。

图1 LASSO正则化路径分析图

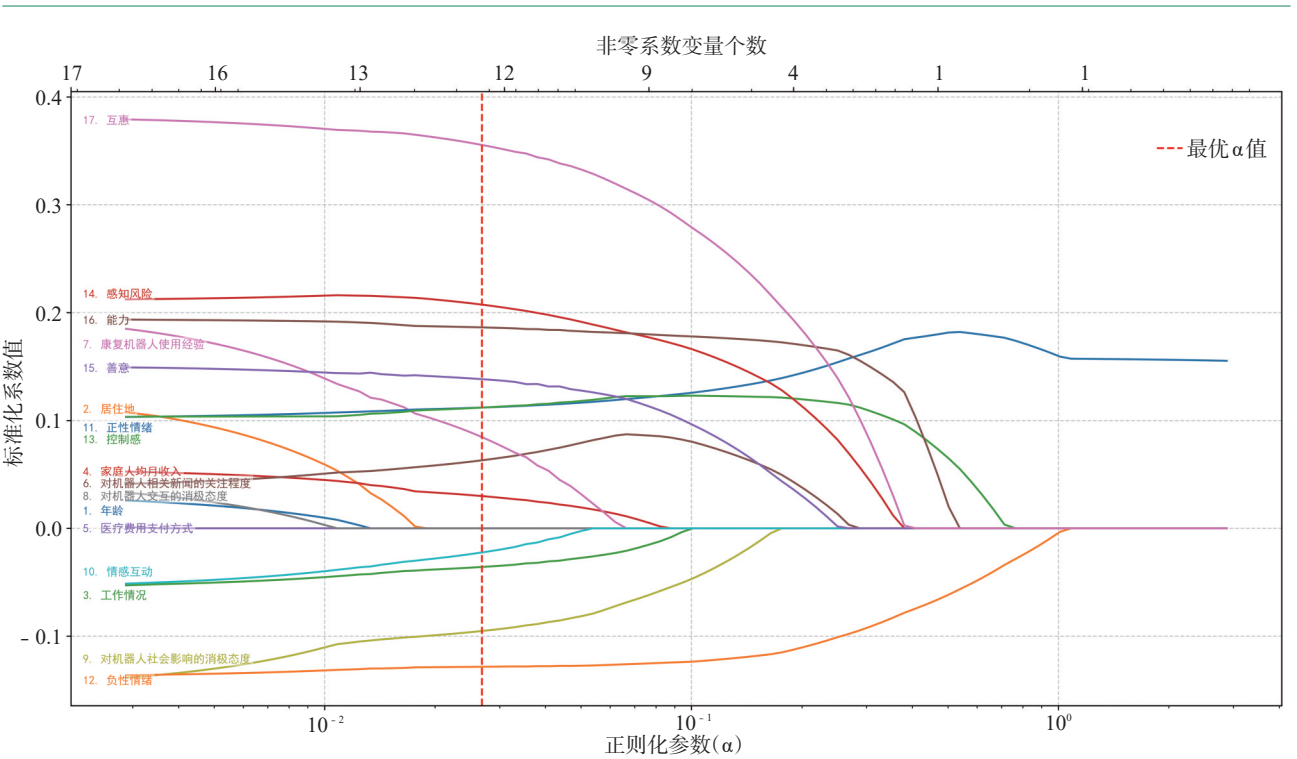


表5 不同模型在训练集上的性能评估

模型	准确率	精确率	召回率	F1分数	AUC(95%CI)
随机森林	0.8926	0.8867	0.9366	0.9110	0.9663 (0.9426—0.9839)
梯度提升 决策树	0.9256	0.9493	0.9225	0.9357	0.9770 (0.9596—0.9903)
极限梯度 提升	0.9545	0.9645	0.9577	0.9611	0.9929 (0.9855—0.9979)

表6 不同模型在测试集上的性能评估

模型	准确率	精确率	召回率	F1分数	AUC(95%CI)
随机森林	0.8000	0.8676	0.8310	0.8489	0.9126 (0.8583—0.9623)
梯度提升 决策树	0.8000	0.8788	0.8169	0.8467	0.8890 (0.8299—0.9432)
极限梯度 提升	0.8095	0.8923	0.8169	0.8529	0.9163 (0.8640—0.9605)

图2 Bootstrap聚类数分析图

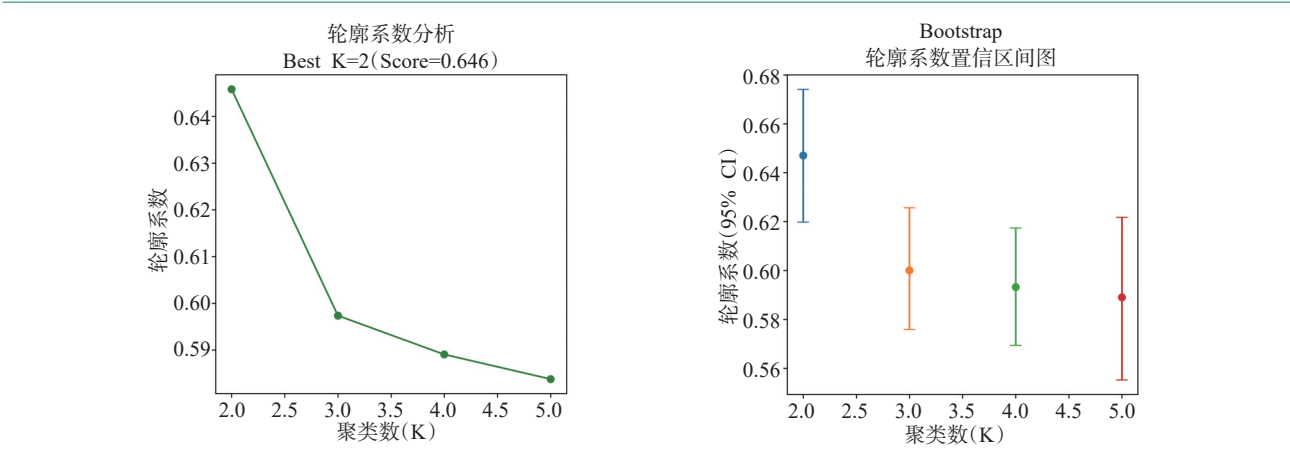
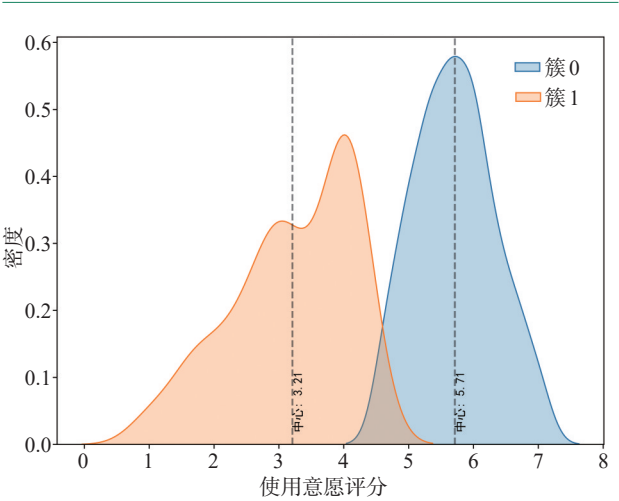


图3 K-means聚类分布图



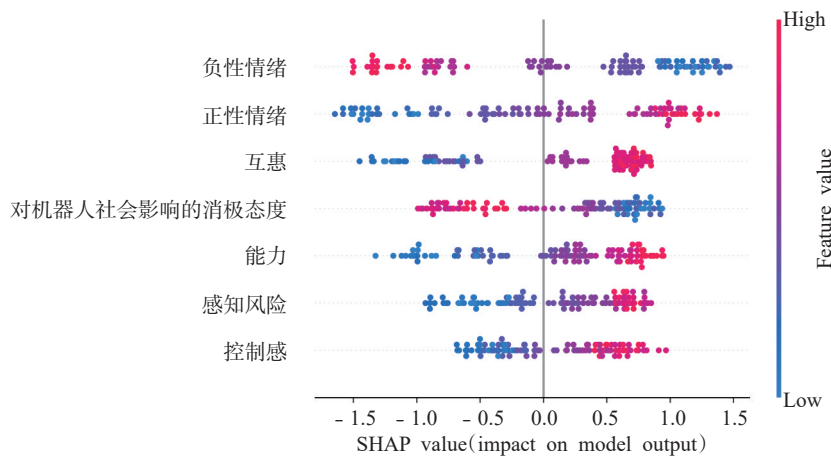
态,这与毕轩懿^[6]质性研究结果相一致。分析原因,可能是康复机器人仍处于发展阶段,尚未大量投入到临床应用,安全性、有效性、智能性仍需进一步提高^[18]。康复机器人交互设计不成熟无法满足患者多样化、个性化需求,使患者潜意识里认为机器人用处不大^[19],因而会对康复机器人的应用效果产生怀疑,抗拒将其应用于康复训练。然后,调查表明人机交互信任中善意(机器人能够为用户提供充分有效和及时的帮助)维度均分(3.75±0.77)、互惠(当用户感到机器人有助于

自己时,会花更多的时间与之互动)维度均分(4.01±0.80)较高,说明患者在与康复机器人交互的过程中,感到康复机器人能提供及时有效的帮助,能够辅助其完成规范的康复训练任务,患者愿意花更多的时间与康复机器人互动。根据人机交互信任理论模型,信任可以提升对人工智能机器人的使用意愿^[20],善意、互惠得分较高表示患者对康复机器人的信任程度较高,这与康复机器人发展现状较为矛盾,所以在利弊权衡之下,患者对康复机器人的使用表现出纠结犹豫的态度。

3.2 康复机器人使用意愿的影响因素

3.2.1 正性情绪和负性情绪:本研究结果表明,正性情绪和负性情绪是患者对康复机器人使用意愿的影响因素。Lu等^[21]发现正性情绪与康复机器人使用意愿呈正相关关系,段玉聪^[22]发现负性情绪(如抑郁、焦虑)对使用新型治疗工具或参与干预措施的意愿有负面影响,均与本研究一致。本研究中,患者对康复机器人正性情绪和负性情绪均较高,说明患者使用康复机器人时积极与消极情绪并存,处于矛盾状态,从而影响用户接受或使用康复机器人^[23]。而研究表明,正念疗法干预可对患者情绪产生积极正向的影响^[24]。因此,在康复训练中,应通过正念冥想与接纳练习,引导患者重新审视自我的状态,使患者关注当下的认知、想法和情绪来弱化对康复机器人的负性情绪^[25-26],增加患者的正性情绪体验,从而使其脱离积极与消极并存的矛盾状态,提高患者对康复机器人的使用意愿。

图4 SHAP全局特征重要性



3.2.2 对康复机器人社会影响的消极态度:本研究结果表明,对康复机器人社会影响的消极态度是影响患者对康复机器人使用意愿的因素,这与Nomura等^[27]研究相一致。Lin等^[28]认为当身边的人赞成或鼓励使用医疗服务机器人时,患者在集体主义文化影响下会产生一种社会认同,认为这种选择是经过“社会验证”,安全的,从而减少患者的决策焦虑和认知负担,提升患者对其的好感。因此,可以让有多次康复使用经验的患者分享使用时的感受,减少孤独感,可以改善患者对康复机器人的消极态度,从而提高患者对康复机器人的使用意愿。

3.2.3 康复机器人人机交互信任:本研究结果表明,康复机器人人机交互信任是影响患者对康复机器人使用意愿的重要因素,这与Naneva等^[29]研究一致。人机交互信任中感知风险,能力,互惠与使用意愿正相关。患者对康复机器人人机交互安全水平的主观看法越好,越感到康复机器人具备协助其进行康复训练的能力且有助于自己时,越愿意与之互动,患者对康复机器人的使用意愿越高。因此,可以通过强化康复机器人的社交互动能力来提升患者对其信任程度,从而提高患者使用意愿。

3.2.4 控制感:本研究结果表明,患者对康复机器人的控制感是影响使用意愿的因素,这与Venkatesh等^[30]研究结果一致。控制感通常被定义为个体对其行为结果掌控能力及影响的自我评估^[31],良好的控制感能够给用户带来积极的情绪体验,增加人们对新事物的使用意愿^[32]。而人机之间存在着信息环路,具有信息(视觉、听觉、触觉)传递的性质,良好的信息反馈能够让用户时刻感觉产品的工作进度在其掌控之中,在主观上会给用户带来很强的控制感^[33]。因此,可以从视觉(如实时显示运动画面,帮助患者及时调整姿势^[34])、听觉(如通过节拍刺激患者大脑,改善平衡功能^[35])、触觉(如通过传感器实时调节患者肢体摆动,个性化加速康复^[36])三个

角度优化康复机器人的反馈机制设计,以增加患者对康复机器人的控制感及使用意愿。

3.3 局限性及未来展望

受外部客观条件的影响,本研究样本仅来源于南京、上海两地,可能会对样本的代表性有一定的限制。未来研究可考虑按照不同地区、不同医院等级进行分层抽样,进一步扩大样本量和样本范围,验证机器学习分析结果进而构建理论模型。本研究还属于横断面研究,未对诸如截瘫等可能使用意愿会更强烈的患者进行深入随访,后期研究团队会继续针对这类特殊患者进行访谈,以便能够更加深入了解其使用意愿情况。

4 结论

目前,康复机器人的使用意愿处于中等水平,极限梯度提升模型对使用意愿的影响因素评估效能最优,正负性情绪、对机器人社会影响的消极态度、人机交互信任和控制感是影响患者对康复机器人使用意愿的关键因素。患者对康复机器人的康复需求涉及多方面且存在差异,可通过改善患者的情绪管理、增强对康复机器人社会影响的正面认知,以及提升人机交互信任和控制感,提高患者对康复机器人的使用意愿。这些改进措施可以为康复机器人的设计及推广、人机交互优化提供参考。

参考文献

[1] 杜鹏,李龙.新时代中国人口老龄化长期趋势预测[J].中国人民大学学报,2021,35(1):96—109.

[2] 蔡昉.如何开启第二次人口红利?[J].国际经济评论,2020(2) 9—24+4.

[3] 刘致含,吴学森,张景春,等.基于用户体验蜂窝模型探讨任务导向性脑卒中上肢康复机器人训练体验的质性研究[J].中国康复医学杂志,2025,40(4):508—515.

[4] ITeH Standards Hub. EN IEC 80601-2-78: 2020 Medical electrical equipment - Part 2-78: Particular requirements for basic safety and essential performance of medical robots for rehabilitation, assessment, compensation or alleviation[EB/OL]. [2020-04-03][2025-05-28].<https://standards.iteh.ai/catalog/standards/clc/833c4267-df4a-4c7a-937b-4e4980dc0e3f/en-iec-80601-2-78-2020>.

[5] 郝瑞敏,赵静,闫东宁,等.老年人持续使用康复机器人的动因研究与设计思考[J].包装工程,2024,45(16):16—29.

[6] 毕轩懿.肢体功能障碍患者对下肢康复机器人的使用意愿及影

- 响因素研究[D].上海:海军军医大学,2023.
- [7] 周丽娟,温贤秀,蒋蓉,等.机器学习在护理领域中的应用研究进展[J].护士进修杂志,2022,37(15):1388—1392.
 - [8] 倪平,陈京立,刘娜.护理研究中量性研究的样本量估计[J].中华护理杂志,2010,45(4):378—380.
 - [9] Heerink M, Kröse B, Evers V, et al. Assessing acceptance of assistive social agent technology by older adults: the Almere model[J]. *Int J of Soc Robotics*, 2010, 2(4):361—375.
 - [10] Nomura T, Suzuki T, Kanda T, et al. Measurement of negative attitudes toward robots[J]. *Interaction Studies: Social Behaviour and Communication in Biological and Artificial Systems*, 2006, 7(3):437—454.
 - [11] 毕轩懿,邓娟,高宇,等.机器人消极态度量表的汉化及信效度检验[J].护理研究,2023,37(11):1921—1925.
 - [12] Watson D, Clark LA, Tellegen A. Development and validation of brief measures of positive and negative affect: the PANAS scales[J]. *J Pers Soc Psychol*, 1988, 54(6):1063—1070.
 - [13] 黄丽,杨廷忠,季忠民.正性负性情绪量表的中国人群适用性研究[J].中国心理卫生杂志,2003(1):54—56.
 - [14] Strube MJ, Werner C. Personal space claims as a function of interpersonal threat: The mediating role of need for control[J]. *J Nonverbal Behav*, 1984, 8(3): 195—209.
 - [15] Akalin N, Kristoffersson A, Loutfi A. Do you feel safe with your robot? Factors influencing perceived safety in human-robot interaction based on subjective and objective measures[J]. *International Journal of Human-Computer Studies*, 2022, 158(C):1—16.
 - [16] Pinto A, Sousa S, Simões S, et al. A trust scale for human-robot interaction: translation, adaptation, and validation of a human computer trust scale[J]. *Human Behavior and Emerging Technologies*, 2022, 2022(1):1—12.
 - [17] Luciani B, Braghin F, Pedrocchi ALG, et al. Technology acceptance model for exoskeletons for rehabilitation of the upper limbs from therapists' perspectives[J]. *Sensors (Basel)*, 2023, 23(3):1721.
 - [18] 姚玉峰,裴硕,郭军龙,等.上肢康复机器人研究综述[J].机械工程学报,2024,60(11):115—134.
 - [19] 何秋,何瑛,李贵妃,等.社区老年人对陪护机器人使用意愿的质性研究[J].护理学报,2022,29(19):6—10.
 - [20] Gulati S, McDonagh J, Sousa S, et al. Trust models and theories in human-computer interaction: A systematic literature review[J]. *Computers in Human Behavior Reports*, 2024, 16:1—17.
 - [21] Lu L, Cai R, Gursay D. Developing and validating a service robot integration willingness scale[J]. *Int J Hosp Manag*, 2019, 80:36—51.
 - [22] 段玉聪.抑郁症诊疗最新进展综述:基于DIKWP认知降维解读[EB/OL]. (2025-3-17) [2025-5-28]. https://www.researchgate.net/publication/389939310_Yiyuzhengzhenliao zuixinjinzhazhongshujiyuDIKWPrenzhijiangweijiedu.
 - [23] Li W, Ding H, Gui J, et al. Patient acceptance of medical service robots in the medical intelligence era: an empirical study based on an extended AI device use acceptance model[J]. *Humanit Soc Sci Commun*, 2024, 11(1):1—13.
 - [24] 赵要松,卢红梅,康佳迅.正念疗法对肺癌患者创伤后成长及生命质量的影响[J].护理学杂志,2024,39(14):84—87+94.
 - [25] Malins S, Biswas S, Rathbone J, et al. Reducing dropout in acceptance and commitment therapy, mindfulness-based cognitive therapy, and problem-solving therapy for chronic pain and cancer patients using motivational interviewing[J]. *Br J Clin Psychol*, 2020, 59(3):424—438.
 - [26] Lindsay EK, Creswell JD. Mindfulness, acceptance, and emotion regulation: perspectives from Monitor and Acceptance Theory (MAT) [J]. *Current Opinion in Psychology*, 2019, 28:120—125.
 - [27] Nomura T, Kanda T, Suzuki T, et al. Prediction of human behavior in human--robot interaction using psychological scales for anxiety and negative attitudes toward robots [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24(2):442—451.
 - [28] Lin H, Chi OH, Gursay D. Antecedents of customers' acceptance of artificially intelligent robotic device use in hospitality services[J]. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 2019, 29(5):530—549.
 - [29] Naneva S, Sarda Gou M, Webb TL, et al. A systematic review of attitudes, anxiety, acceptance, and trust towards social robots[J]. *Int J of Soc Robotics*, 2020, 12:1179—1201.
 - [30] Venkatesh V, Bala H. Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions[J]. *Decision Sciences*, 2008, 39(2):273—315.
 - [31] Bandura A, Freeman WH, Lightsey R. Self-efficacy: the exercise of control[J]. *Journal of Cognitive Psychotherapy*, 1997, 13:158—166.
 - [32] 李铁萌,侯文军,陈冬庆.对移动互联网产品交互设计中控制感的研究[J].北京邮电大学学报:社会科学版,2014(4):7—11.
 - [33] 曹祥哲.人机工程学[M].第1版.北京:清华大学出版社,2018:24—40.
 - [34] Maria Grazia Maggio, Desiree Latella, Giuseppa Maresca, et al. Virtual reality and cognitive rehabilitation in people with stroke: an overview[J]. *J Neurosci Nurs*, 2019, 51(2):101—105.
 - [35] 马海玲,何清,吴召军,等.下肢康复机器人联合视听觉训练对帕金森病患者步态的影响[J].中国社区医师,2020,36(35):158—159.
 - [36] 赵波,王寒明,陈伟,等.下肢康复机器人联合触觉振动反馈训练对脑梗死后偏瘫患者康复效果的研究[J].机器人外科学杂志,2025,6(7):1187—1191.