

基于BP神经网络的医疗卫生服务质量满意度研究

果爽,程伟,刘鑫鑫,刘洪雷,邓彤
北京积水潭医院,北京 100035

【摘要】目的:应用BP神经网络及其他机器学习算法对医疗卫生服务质量满意度进行综合评价,分析患者对医疗卫生服务质量的满意度及其影响因素,为提升医疗机构卫生服务质量提供参考。**方法:**在北京市所辖33家医疗卫生服务机构中按照一定比例对年满16周岁的患者进行满意度问卷调查,探究患者对医疗卫生服务的医疗安全性、患者体验、医疗服务跟进效果以及医疗服务及时性的满意状况。**结果:**在患者满意度的预测中,BP神经网络在准确率、召回率和调和平均数3个指标均优于传统的机器学习算法;在患者满意度的决策中,满意度重要性系数依次为医疗服务及时性(1.0214)、患者体验(0.9239)、医疗安全性(0.8981)、医疗服务跟进效果(0.1798)。**结论:**医疗服务及时性、患者体验以及医疗安全性是医疗卫生服务质量满意度的重要影响因素,医疗卫生服务机构应进一步加强以上3个方面的培训建设。

【关键词】医疗卫生服务;满意度;BP神经网络;比较研究

【中图分类号】R195

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)06-0788-05

Evaluation of satisfaction with medical and health services using BP neural network

GUO Shuang, CHENG Wei, LIU Xinxin, LIU Honglei, DENG Tong
Beijing Jishuitan Hospital, Beijing 100035, China

Abstract: Objective To comprehensively evaluate the patient satisfaction with medical and health services using BP neural network and other machine learning algorithms, and analyze the factors affecting patient satisfaction, thereby providing reference for improving the quality of health services in medical institutions. **Methods** A questionnaire survey was conducted on patients over the age of 16 admitted to 33 medical and health service institutions in Beijing to explore patient satisfaction with nursing safety, patient experience, nursing follow-up and nursing-timeliness. **Results** In the prediction of patient satisfaction, the accuracy, recall rate and harmonic average of BP neural network were all higher than those of the traditional machine learning algorithms. The importance coefficient of satisfaction in the decision on patient satisfaction was as follow: nursing-timeliness (1.0214), patient experience (0.9239), nursing safety (0.8981) and nursing follow-up (0.1798). **Conclusion** Nursing-timeliness, patient experience and nursing safety are the important factors affecting the satisfaction with medical and health services. Medical and health service institutions should further strengthen the training in the above 3 aspects.

Keywords: medical and health services; satisfaction; BP neural network; comparative study

前言

随着我国医疗卫生体制的改革不断深化,医疗卫生服务机构逐渐树立起以患者为中心的服务理念,并将患者满意度作为评价我国医疗卫生服务质量的一个重要指标^[1]。然而,国内外关于医疗卫生服务质量的科学研究鲜有对患者主观感受的分析研究。因此,为了提升医疗卫生服务质量,亟须对患者

者满意度评价数据进行研究。目前,研究患者满意度的难点主要体现在两个方面,一方面调查问卷设计的合理性以及填写问卷的目标人群差异性会对问卷分析的结果产生较大程度的影响^[2],另一方面问卷数据具有结构多样性的特点,对分类算法要求较高。因此,为了更好地分析患者满意度评价数据,研究影响患者满意度的主要因素,迫切需要寻找一个可靠的满意度分析方法。

随着机器学习与深度神经网络在各个领域的应用逐渐深入,在实际应用中展现出巨大的发展潜力以及应用前景。近些年,机器学习与深度神经网络在医学领域发展迅速,应用成果显著:Gao等^[3]提出一种用于儿童新冠病毒识别的图神经网络模型,并

【收稿日期】2023-02-04

【基金项目】北京市科委科技新星交叉合作项目(20220484166)

【作者简介】果爽,助理研究员,研究方向:卫生管理,E-mail: ggss_666@163.com

且成功提取到识别新冠病毒的相关特征;Yang等^[4]提出一种针对高血压患者的风险预测模型,提高了对相应疾病的诊断成功率;Hu等^[5]创建一种自适应的机器学习算法,将其应用于术后并发症的预测中取得了较好的预测效果。关于患者满意度的分析是一种典型的特征提取任务^[6],相关的研究较少,且研究方法主要采用传统的统计分析方法,如Suleiman等^[7]提出使用偏最小二乘结构方程的统计建模方法分析患者对于医疗服务质量的满意度;Riangkam等^[8]使用非参数统计检验方法对义齿种植满意度进行分析;Ismayilova等^[9]使用卡方检验、Fisher精确检验和Spearman等级相关性等多种统计检验方法分析样本特征与结果之间的相关性。然而基于传统的统计检验分析方法经过Sánchez-Salmerón等^[10]研究证明其预测效果弱于机器学习方法。本研究将BP神经网络应用在患者满意度分析中,从而为医疗卫生服务机构提供更为精准的决策支持。

1 资料与方法

1.1 一般资料

1.1.1 问卷设计 以2020年北京市所辖33家医疗卫生服务机构为调查对象,年满16周岁的患者为目标调查人群。每家医疗卫生服务机构随机抽取50名就诊患者进行问卷调查,共发放问卷1650份,回收有效问卷1529份,问卷有效率为92.67%。调查问卷的设计依据中国患者住院满意度调查问卷^[11]以及美国德克萨斯州NIX医疗中心的患者满意度调查问卷^[12],经过专家咨询以及文献查询对患者住院满意度问题进行凝练,并经过预调查修订。调查问卷包括卫生程度、疾病控制能力、医生交流程度、护士交流程度、病房安静程度、病情掌握程度、康复信息、医疗人员反应能力以及开药效率9部分。问卷内容以条目的形式呈现,问题选项设置5个评价维度,使用Likert5级评分法量化结果^[13],分别计分1~5分。根据上述问题,本研究将调查问卷的问题分为4个维度,见表1。

1.1.2 问卷可靠性、有效性验证方法 为了保证调查问卷的可靠性及有效性,本研究采用克隆巴哈系数的问卷信度分析方法衡量调查问卷的可靠性^[14],它主要侧重于检验同一维度下的不同问题之间的一致性关系,并采用巴特利特球形检验方法进一步衡量调查问卷的有效性^[15],它主要用于检验同一维度下的各个问题之间是否具有强相关性。克隆巴哈系数以及巴特利特球形检验的计算公式如下所示:

$$\alpha = \frac{N}{N-1} \left(1 - \frac{\sum S_i^2}{S_x^2} \right)$$

(1)

表1 调查问卷的维度与指标
Table 1 Dimensions and indicators of the questionnaire

维度	指标
医疗安全性	卫生程度、疾病控制能力
患者体验	医生交流程度、护士交流程度、病房安静程度
医疗服务跟进效果	病情掌握程度、康复信息
医疗服务及时性	医疗人员反应能力、开药效率

$$\text{Bartlett} = \frac{(N-k) \ln \left(\frac{\sum_{i=1}^k (n_i-1) S_i^2}{N-k} \right) - \sum_{i=1}^k (n_i-1) \ln (S_i^2)}{1 + \frac{1}{3(k-1)} \left[\left(\sum_{i=1}^k \frac{1}{n_i-k} \right) - \frac{1}{N-k} \right]}$$

(2)

其中,N表示同一维度下的问题项数, S_i^2 表示同一维度下各个问题的评分方差, S_x^2 表示同一维度下所有问题总分的方差。

1.2 研究方法

1.2.1 BP神经网络 BP神经网络是一种基于反向传播误差优化方法进行训练的多层前馈神经网络模型^[16]。BP神经网络的基础结构由3个神经网络组成,分别为输入层、隐藏层和输出层,每一层都由若干个神经元节点组成,具体结构如图1所示。

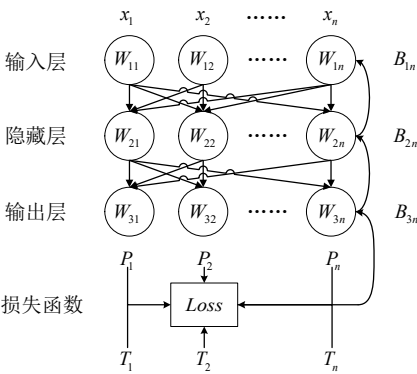


图1 BP神经网络结构图

Figure 1 BP neural network structure

x :输入的自变量; P :输出的预测值; T :真实值; B :真实值与预测值经过损失函数的计算与反向传播得到的偏差损失; W :各个神经元节点的权重

由图1可知,BP神经网络主要包含两个阶段:第一个阶段是正向传播过程,神经网络的输入层接收从外部传入的自变量 x ,经过隐藏层的各个神经元根据其当前的权重对输入向量进行变换,最后将预测值 P 通过输出层输出到外部。然而,在建立模型的开

始,各个神经元的权重是随机的,因而经过完全随机的神经元的变换,输出的预测值很难拟合真实的数据,因此,需要对神经元的权重参数进行优化,使得模型预测值能够拟合真实的数据分布。第二个阶段为反向传播阶段,可以进一步地优化模型,首先利用损失函数计算真实值与预测值之间的偏差,然后将偏差值反向传播回输出层,然后再利用梯度下降优化算法对输出层的神经元权重参数进行调优,通过链式传导法将偏差值向上一个神经元层传播并迭代优化每一层的神经元参数。优化过程的实质就是神经网络的训练过程。当模型的偏差变化随着迭代次数的增加而逐渐变得稳定时,则视为模型收敛,即模型训练结束。

1.2.2 环境与参数 本文使用的代码由 Windows 10 21H2 操作系统构建,采用 Python 3.7 进行编程,并在编程中调用 Numpy、Pandas、Sklearn 等第3方辅助软件包。使用的神经网络模型的超参数及对应值见表2。

表2 模型超参数及对应值
Table 2 Model hyperparameters and their corresponding values

超参数	对应值
优化器	Adam
学习率	1.00E-05
隐藏层结构	(5, 5, 5, 5)
激活函数	ReLU
批大小	16
最大迭代次数	1 000
训练样本与测试样本分割比例	7:3

1.2.3 性能评价指标 为了评估BP神经网络在调查问卷中的预测性能,将数据集按比例划分为训练集和测试集,并将患者的满意度星级作为因变量,其他问题得分作为自变量,将分割后的数据集输入模型进行训练。本文使用准确率($\gamma_{Accuracy}$)、召回率(γ_{Recall})和调和平均数(F_1)3个指标共同衡量模型的效果^[17],各评价指标的计算方式如下:

$$\gamma_{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

(3)

$$\gamma_{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

(4)

$$F_1 = \frac{2\gamma_{Accuracy}\gamma_{Recall}}{\gamma_{Accuracy} + \gamma_{Recall}}$$

(5)

其中,TP为预测标签和真实标签都为正例的数量;FP为预测是正例而实际是反例的数量;TN为预测标签

和真实标签都为反例的数量;FN为预测的是反例而实际是正例的数量。

2 结果

2.1 调查问卷的检验结果

为了验证调查问卷的可靠性及有效性,调查问卷问题的4个维度的克朗巴哈系数以及巴特利特球形检验计算结果见表3。

表3 问卷的可靠性与有效性检验
Table 3 Reliability and validity of the questionnaire

维度	克朗巴哈系数	巴特利特球形检验	
		显著性水平	近似卡方
医疗安全性	0.988 8	6.50E-41	179.415 3
患者体验	0.997 6	5.14E-06	24.358 6
医疗服务跟进效果	0.998 2	0.025 2	5.007 2
医疗服务及时性	0.997 6	1.84E-05	18.346 4
总体	0.913 2	3.17E-70	347.452 7

根据表3可知,根据整体以及不同维度的调查问卷得到的克朗巴哈系数均大于0.9,说明调查问卷的可靠性极佳。通过巴特利特球形检验,整体以及不同维度的调查问卷得出的显著性水平均低于0.05,说明调查问卷之间存在着较强的相关性,同时也体现了调查问卷的可靠性。

2.2 BP神经网络在调查问卷中的预测性能结果

为了比较BP神经网络与传统机器学习算法的预测性能,分别使用BP神经网络、支持向量机^[18]、决策树^[19]、逻辑斯蒂回归^[20]模型在相同的数据上进行实验。实验结果见表4。

表4 BP神经网络与其他模型比较结果
Table 4 Comparison of BP neural network and the other models

模型	准确率	召回率	调和平均数
BP神经网络	0.982 0	0.975 9	0.978 6
支持向量机	0.979 2	0.971 7	0.975 1
决策树	0.936 0	0.916 2	0.925 2
逻辑斯蒂回归	0.757 6	0.760 9	0.758 8

由表4可以看出,基于BP神经网络的调查问卷预测方法在准确率、召回率和调和平均数3个评价指标上均明显优于决策树和逻辑斯蒂回归模型,且相较于支持向量机模型仍有较好的效果,验证了BP神

神经网络的有效性。BP神经网络预测准确率达到98%以上,说明在医疗安全性、患者体验、医疗服务跟进效果以及医疗服务及时性4个维度下,BP神经网络均较为准确地预测患者对于其所就医的医疗卫生服务机构的满意程度。

2.3 不同维度和指标的满意度重要性分析结果

在预测医疗卫生服务机构的患者满意度之后,基于BP神经网络进一步提取特征重要性,分析调查问卷问题的4个维度在患者满意度决策中所占的比例。BP神经网络计算的满意度重要性及其占整体的比例见表5。

表5 不同维度和指标的满意度重要性
Table 5 Importance of different dimensions and indicators for satisfaction

维度和指标	满意度重要性系数	满意度重要性占整体的比例
医疗安全性	0.898 1	0.297 1
卫生程度	0.881 3	
疾病控制能力	0.915 0	
患者体验	0.923 9	0.305 6
护士交流程度	1.125 0	
医生交流程度	0.742 3	
病房安静程度	0.904 5	
医疗服务跟进效果	0.179 8	0.059 5
病情掌握程度	0.245 2	
康复信息	0.114 5	
医疗服务及时性	1.021 4	0.337 9
医疗人员反应能力	0.645 0	
开药效率	1.398 0	

在患者满意度的决策中,根据调查问卷4个维度进行排序,影响最主要的是医疗服务及时性,其次是患者体验以及医疗安全性,影响程度最小的是医疗服务跟进效果。

3 讨论

3.1 医疗服务及时性对患者满意度影响最为显著

研究显示医疗卫生服务中的医疗服务及时性对患者满意度产生正向效应,相较于医疗人员的反应能力,开药效率对患者满意度有更为明显的影响,由此可见,患者注重服务的时效性。王美英等^[21]研究发现患者对医疗卫生服务质量优劣的评价很大程度上与心理感受和主观评价相关,而医疗人员的开药效率越高,为患者带来的就医安全感也就越高,进而

也会影响患者的满意度。因此,通过提升医疗服务及时性从而改善患者对医疗卫生服务的满意度,需从提高医疗卫生服务的时效性入手,注重医疗人员的专业技术水平以及工作责任感的提升,缩短候诊时间,尽可能提高开药效率。

3.2 患者体验和医疗安全性是影响患者满意度的重要因素

医疗卫生服务的患者体验和医疗安全性对患者满意度有着重要的影响,患者体验和医疗安全性越高,患者满意度也越高。医疗卫生服务注重患者体验,护士与患者的交流程度对满意度的影响更为明显。在医疗卫生服务过程中,护士关注患者的情绪变化,可以耐心倾听并给予积极回复,多与患者沟通,可以增加患者的安全感,提高对医疗卫生服务的满意度,并进一步印证了患者满意度和心理感受与主观评价相关。在医疗卫生服务中,存在着环境因素、医疗设备因素以及医疗人员因素等安全隐患,不仅会直接影响到医疗人员反应能力,也会降低患者的满意度。为提高患者的医疗安全性,医疗卫生服务过程中需要采取必要的风险管理,提前预知风险,降低医疗过程中不良事件发生率,提高患者的满意度。

综上所述,医疗服务及时性、患者体验以及医疗安全性是医疗卫生服务质量满意度的重要影响因素,医疗卫生服务机构应进一步加强以上3个方面的培训建设。

【参考文献】

[1] 刘京硕,刘金萍,崔严尹,等. 基于结构方程模型的吉林省城市社区卫生服务患者满意度研究[J]. 医学与社会, 2021, 34(10): 69-73.
Liu JS, Liu JP, Cui YY, et al. Research on patients' satisfaction of urban community health service in Jilin province based on structural equation modeling[J]. Medicine and Society, 2021, 34(10): 69-73.

[2] Wei J, Shen L, Yang HB, et al. Development and validation of a Chinese outpatient satisfaction questionnaire: evidence from 46 public general hospitals and 5 151 outpatients[J]. Public Health, 2015, 129(11): 1523-1529.

[3] Gao J, Yang C, Heintz J, et al. MedML: fusing medical knowledge and machine learning models for early pediatric COVID-19 hospitalization and severity prediction[J]. Iscience, 2022, 25(9): 104970.

[4] Yang Y, Zheng J, Du Z, et al. Accurate prediction of stroke for hypertensive patients based on medical big data and machine learning algorithms: a retrospective study[J]. JMIR Med Inform, 2021, 9(11): e30277.

[5] Hu XY, Liu H, Zhao X, et al. Automated machine learning-based model predicts postoperative delirium using readily extractable perioperative collected electronic data[J]. CNS Neurosci Ther, 2022, 28(114): 608-618.

[6] 敖琴,贾利高,刘军安,等. 城乡基层医疗卫生机构基本公共卫生服务居民满意度研究:以湖北省为例[J]. 中国卫生政策研究, 2018, 11(4): 73-76.
Ao Q, Jia LG, Liu JA, et al. Study on residents' satisfaction of basic public health services of urban and rural primary health care institutions[J]. Chinese Journal of Health Policy, 2018, 11(4): 73-76.

[7] Suleiman S, Abdulkadir Y. Partial least square structural equation

- modelling (PLS-SEM) of patient satisfaction on service quality in Katsina public hospitals[J]. *Asian J Probab Stat*, 2022, 17(3): 49-60.
- [8] Riengkam C, Sriyuktasuth A, Pongthavornkamol K, et al. Effects of a mobile health diabetes self-management program on HbA1C, self-management and patient satisfaction in adults with uncontrolled type 2 diabetes: a randomized controlled trial[J]. *J Health Res*, 2022, 36(5): 878-888.
- [9] Ismayilova M, Yaya S. "I felt like she didn't take me seriously": a multi-methods study examining patient satisfaction and experiences with polycystic ovary syndrome (PCOS) in Canada[J]. *BMC Women's Health*, 2022, 22(1): 1-21.
- [10] Sánchez-Salmerón R, Gómez-Urquiza JL, Albendín-García L, et al. Machine learning methods applied to triage in emergency services: a systematic review[J]. *Int Emerg Nursing*, 2022, 60: 101109.
- [11] Wei J, Wang X, Yang H, et al. Development of an in-patient satisfaction questionnaire for the Chinese population[J]. *PLoS One*, 2015, 10(12): 144785.
- [12] Apolone G, Mosconi P. Satisfaction surveys: do we really need new questionnaires[J]. *Quality Health Care*, 2005, 17(6): 463-464.
- [13] Joshi A, Kale S, Chandel S, et al. Likert scale: explored and explained [J]. *Br J Appl Sci Tech*, 2015, 7(4): 396.
- [14] Sijtsma K, Pfadt JM. Part II: on the use, the misuse, and the very limited usefulness of Cronbach's alpha: discussing lower bounds and correlated errors[J]. *Psychometrika*, 2021, 86(4): 843-860.
- [15] Thao NT, Van Tan N, Tuyet MT. KMO and Bartlett's test for components of workers' working motivation and loyalty at enterprises in Dong Nai province of Vietnam[J]. *Int Trans J Eng Manag Appl Sci Tech*, 2022, 13(10): 1-13.
- [16] Suárez-Varela J, Ferriol-Galmés M, López A, et al. The graph neural networking challenge: a worldwide competition for education in AI/ML for networks[J]. *Comput Commun Rev*, 2021, 51(3): 9-16.
- [17] Miao J, Zhu W. Precision-recall curve (PRC) classification trees[J]. *Evol Intell*, 2022, 15(3): 1545-1569.
- [18] Narangifard M, Tahayori H, Ghaedsharaf HR, et al. Early diagnosis of coronary artery disease by SVM, decision tree algorithms and ensemble methods[J]. *Int J Med Eng Inform*, 2022, 14(4): 295.
- [19] Priya E. Resnet based feature extraction with decision tree classifier for classification of mammogram images[J]. *Turcomat*, 2021, 12(2): 1147-1153.
- [20] Munn JS, Lanting BA, MacDonald SJ, et al. Logistic regression and machine learning models cannot discriminate between satisfied and dissatisfied total knee arthroplasty patients[J]. *J Arthroplasty*, 2022, 37(2): 267-273.
- [21] 王美英, 黄成茂. 病人满意度调查[J]. *中国卫生质量管理*, 2007, 14(3): 27-29.
Wang MY, Huang CM. Patient satisfaction surveys[J]. *Chinese Health Quality Management*, 2007, 14(3): 27-29.

(编辑:黄开颜)