

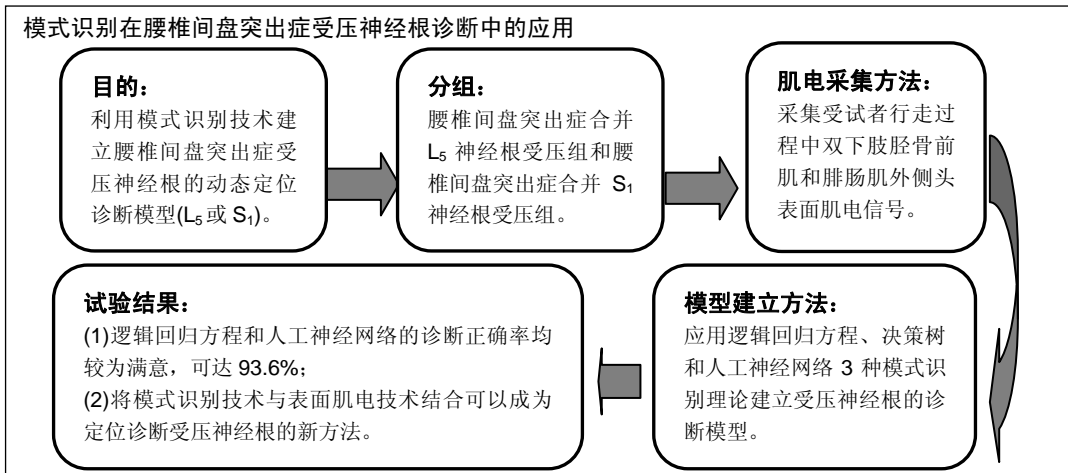
三种模式识别模型诊断腰椎间盘突出症受压神经根的准确率

李祥蓉¹, 程琳², 席家宁³, 李伟³ (¹北京大学医院, 北京市 100871; ²中央军委装备发展部原亚运村门诊部, 北京市 100101; ³首都医科大学附属北京康复医院, 北京市 100144)

DOI:10.3969/j.issn.2095-4344.0318

ORCID: 0000-0002-6415-5082(李祥蓉)

文章快速阅读:



李祥蓉, 女, 1965年生, 四川省西充县人, 汉族, 1988年重庆医科大学毕业, 副主任医师, 主要从事健康管理及保健医学、医学统计学建模方面的研究。

通讯作者: 李伟, 博士, 主治医师, 首都医科大学附属北京康复医院, 北京市 100144

中图分类号:R318

文献标识码:A

稿件接受: 2018-05-31



文题释义:

模式识别: 是指从大量的数据中获取那些有效的、有用的数据的过程。模式识别方法会通过大量繁琐无序的信息资料进行整理分类, 并在杂乱无章的信息中寻找出潜在的、具有特征的联系和信号信息, 从而实现有效的信息分类和预测。文章主要利用3种最常见的模式识别技术对腰椎间盘突出症患者的表面肌电信号参数进行筛选分类, 分析3种方法的优劣, 并建立了受压神经根的动态诊断模型。

表面肌电技术: 表面肌电图是通过放置在人体皮肤表面的电极记录下来的肌肉活动时发出的信号, 实现对神经肌肉功能进行动态评估、监测的设备, 具有无创、便携和动态的特点。而目前基于静态的腰椎间盘突出症受压神经根的客观检查方法都面临着诊断正确率不足的问题, 而此次研究则将步行过程中的表面肌电信号参数用于受压神经根的定位诊断, 这为进一步提高受压神经根的诊断正确率提供新思路。

摘要

背景: 目前关于腰椎间盘突出症受压神经根的客观检查都面临着诊断能力不足的问题, 将模式识别技术与表面肌电技术结合将提高受压神经根的诊断正确率提供新思路。

目的: 通过3种不同的模式识别方法建立腰椎间盘突出症受压神经根的表面肌电识别模型, 计算3种模型的诊断准确率并分析不同模式识别技术的应用特点。

方法: 采集2015年10月至2016年10月住院并接受手术治疗的24例L₄/L₅节段椎间盘突出合并L₅神经根受压和23例L₅/S₁节段椎间盘突出合并S₁神经根受压患者的表面肌电参数, 应用逻辑回归方程、决策树和人工神经网络建立受压神经根的识别模型, 计算3种模型的灵敏度、特异度和诊断正确率, 通过受试者工作特征曲线比较3种模型的诊断正确率。

结果与结论: ①逻辑回归方程最终建立了一个三参数的诊断模型, 其诊断率从85.7%~100%, 平均为93.6%, 该诊断方程的灵敏度和特异度分别为0.98和0.92; ②卡方自交互测决策树诊断模型的诊断率为42.86%~85.71%, 平均为66.43%, 该诊断方程的灵敏度和特异度分别为0.77和0.56; ③分类回归决策树诊断模型的诊断率为57.14%~85.71%, 平均为72.14%, 该诊断方程的灵敏度和特异度分别为0.71和0.73; ④神经网络诊断模型诊断率为85.7%~100%, 平均为92.14%, 该诊断方程的灵敏度和特异度分别为0.93和0.92; ⑤受试者工作特征曲线的曲线下面积评价3种分类模型时, 神经网络为0.98, 逻辑回归方程为0.97, 决策树为0.90; ⑥结果表明, 神经网络模型与逻辑回归模型识别受压神经根的正确率均非常满意, 明显高于MRI的检查结果, 其中神经网络模型的诊断效能更加稳定, 故其可以作为一种新的定位诊断受压神经根的辅助方法; 在没有条件建立神经网络诊断模型的情况下, 逻辑回归同样非常适用; 决策树在重要危险因素的筛选方面性能突出, 其可以和其他方法联合使用提高识别准确率。

关键词:

腰椎间盘突出症; 模式识别; 表面肌电技术; 受压神经根; 诊断模型; 诊断正确率

主题词:

腰椎; 椎间盘移位; 脊神经根; 模型; 统计学; 组织工程

基金资助:

首都特色临床应用研究与成果推广课题(Z16110000516127)

Li Xiang-rong, Associate chief physician, Peking University Hospital, Beijing 100871, China

Corresponding author: Li Wei, M.D., Attending physician, Beijing Rehabilitation Hospital of Capital Medical University, Beijing 100144, China

Accuracy of three kinds of pattern recognition models in the diagnosis of nerve root compression in lumbar disc herniation

Li Xiang-rong¹, Cheng Lin², Xi Jia-ning³, Li Wei³ (¹Peking University Hospital, Beijing 100871, China; ²Out-Patient Department of Asian Games Village, Equipment Development Department of Central Military Commission, Beijing 100101, China; ³Beijing Rehabilitation Hospital of Capital Medical University, Beijing 100144, China)

Abstract

BACKGROUND: Nerve root compression of lumbar disc herniation is difficult to diagnose. Pattern recognition technology combined with surface electromyography will provide new ideas for improving the diagnostic accuracy of compressed nerve roots.

OBJECTIVE: To establish the recognition model of the nerve root compression of lumbar disc herniation through three kinds of pattern recognition methods, and to analyze the diagnostic accuracy of the models.

METHODS: Twenty-four cases of disc herniation at L₄/L₅ segments combined with L₅ nerve root compression and 23 cases of disc herniation at L₅/S₁ segments combined with S₁ nerve root compression from October 2015 to October 2016 were enrolled. The surface electromyography parameters were collected and the Logistic regression equation, decision tree and artificial neural network were used to establish the identification model of compressed nerve roots. The sensitivity, specificity and diagnosis accuracy of the three models were calculated. The diagnosis accuracy was compared by receiver operating characteristic curve.

RESULTS AND CONCLUSION: (1) The logistic regression model had established the three models and the accuracy increased from 85.7% to 100%, with an average of 93.6%, and the sensitivity and specificity of the model was 0.98 and 0.92, respectively. (2) The Chi-squared Automatic Interaction Detector showed an accuracy of 42.86%–85.71%, with an average of 66.43%, the sensitivity and specificity of the model was 0.77 and 0.56, respectively. (3) The Classification and Regression Tree showed an accuracy of 57.14%–85.71%, with an average of 72.14%, the sensitivity and specificity of the model was 0.71 and 0.73, respectively. (4) The neural network model showed an accuracy of 85.7%–100%, with an average of 92.14%, and the sensitivity and specificity of the model were 0.93 and 0.92, respectively. (5) The area under the Receiver Operating Characteristic Curve was used to evaluate the three models, and the neural network was 0.98, the logistic regression was 0.97, and the decision tree was 0.90. (6) These results indicate that both neural network model and the logic regression model show satisfactory results in recognition of the compressed nerve roots, which are superior to MRI. The neural network model is more stable and it may be a more suitable auxiliary method for the diagnosis of nerve root compression. The Logistic regression model is suitable when no neural network diagnostic model is established. The decision tree shows a good performance in the screening of risk factors, and which can be combined with other methods to improve the recognition accuracy.

Subject headings: Lumbar Vertebrae; Intervertebral Disk Displacement; Spinal Nerve Roots; Models, Statistical; Tissue Engineering

Funding: the Capital Clinical Application Research and Achievement Promotion Project, No. Z161100000516127

0 引言 Introduction

腰椎间盘突出症是指在腰椎间盘在不同程度退行性改变后,在不同外力的因素下,纤维环断裂伴髓核组织突出,压迫或刺激邻近脊神经根或脊髓,从而产生一侧或双侧下肢放射性疼痛、麻木、腰痛、腰部活动受限等临床症状与体征^[1]。腰椎间盘突出症的年发病率为5%^[2],在国内的一项流行病学调查中发现,三级医院脊柱外科门诊中,腰椎间盘突出症的患者可以占到所有门诊患者总量的15%–21%^[3],同时腰椎间盘突出症也算是引起坐骨神经痛的主要原因^[4]。腰椎间盘突出症治疗的主要目的就是找到责任神经根并解除来自于椎间盘的压迫^[5-6],因此对责任神经根的诊断对于腰椎间盘突出症的治疗有着重要的意义。目前对于腰椎间盘突出症受压神经根的诊断是依靠症状、体征和客观检查的一个综合判断^[7],而CT、MRI以及针电极肌电图则是临床上常用的诊断方法,同时MRI被推荐为最佳的客观检查^[8]。但是根据文献报道,目前的辅助诊断方法在责任神经根的诊断能力上都需要进一步的提高,其中神经功能查体的诊断率为35%–64%^[9]、针电极肌电图的诊断率为51%–86%^[10],而MRI的诊断率也仅为57.6%–81.8%^[11]。Tawa等^[12]的研究发现,在定位诊断受压神经根时,MRI的特异度可达0.92,而灵敏度仅为0.25。Oikawa等^[13]学者指出,CT、MRI和脊髓造影等影像学检查,虽然能够发现椎间盘及其周围组织的一些形态学改变,但是这些检查却不能发现受压神经根的具体损伤情况和损伤程度。Kuijper等^[14]则认为,虽然MRI技术水平不断的提高,但是其错误的诊断,以及不恰当的排除疾患依然是目前很棘手,而且还是会经常出现的问题。

而Reinhold等^[15]的研究结果则显示,MRI在定位诊断老年腰椎间盘突出症患者时,其失误差较高。此次研究的前期试验已经证实,表面肌电图在运动状态下采集到的肌电信号可以区分L₅神经根受压和S₁神经根受压的腰椎间盘突出症患者,而如何将这些肌电信号进行归纳并用于临床决策,就需要利用模式识别技术得以实现。

模式识别是指对表征事物或现象的各种形式的信息进行处理和分析,对事物或现象进行描述、辨认、分类和解释的过程,是信息科学和人工智能的重要组成部分^[16]。模式识别首选会对大量繁琐无序的信息资料进行整理分类,在杂乱无章的信息中寻找出潜在的联系和具有特征的信号信息,从而实现有效的信息利用和分类。模式识别的实现工具又包括有很多种,但是在临床分类识别的应用选择中,逻辑回归方程(Logistic回归)、人工神经网络和决策树因其具有较强的分类能力而备受青睐应用也最为广泛^[17-18]。课题组在前期的试验结果基础上,旨在应用Logistic回归方程、决策树和人工神经网络建立腰椎间盘突出症患者受压神经根的识别模型(L₅或S₁),并讨论3种模式识别方法的特点及各自的识别准确率。

1 对象和方法 Subjects and methods

1.1 设计 对比观察试验。

1.2 时间及地点 于2015年10月至2016年10月在天津医院脊柱外科完成。

1.3 对象 在天津医院脊柱外科住院并接受手术治疗的腰椎间盘突出症患者共47例纳入研究,其中包括24例L₄/L₅节段椎

间盘突出合并L₅神经根受压和23例L₅/S₁节段椎间盘突出合并S₁神经根受压患者,其基本资料见表1。患者手术前需行CT、MRI检查,具体受压的神经根需要手术确认(图1)。

表1 腰椎间盘突出症患者基本信息

Table 1 Baseline data of the patients with lumbar disc herniation

项目	L ₅ 神经根受压组 (n=24)	S ₁ 神经根受压组 (n=23)	P值
男/女(n)	19/5	15/8	0.28
年龄($\bar{x}\pm s$, 岁)	40.42±14.02	43.61±12.89	0.79
身高($\bar{x}\pm s$, cm)	170.04±8.48	167.91±7.45	0.82
体质量($\bar{x}\pm s$, kg)	75.15±12.74	72.62±8.62	0.78

纳入标准:①腰椎间盘突出症伴有坐骨神经放射痛患者;②受压神经根局限于L₅神经根或者S₁神经根;③患者具备手术适应证,且需要手术治疗;④患者感觉纤维传导正常,无神经电生理禁忌证,可以进行表面肌电图检查;⑤所有患者的症状自第一次出现到检查时的时间超过1个月。

排除标准:①患者有起搏器或用铁磁材料制成的任何植入物;②患者伴有相关周围神经或其他周围神经疾病的运动纤维中的传导阻滞;③下肢肌肉发生痉挛性麻痹或者其他肌肉病变;④患者存在脊柱外科的相关手术病史;⑤患者合并的椎管狭窄;⑥患者合并其他严重的心肺疾病,不能长距离行走。

1.4 方法

1.4.1 数据采集 根据前期试验的结果以及相关的文献结果证实^[19-20],此次研究使用DELSYS无线动态肌电测试仪(Trigno™ Wireless Systems, Delsys Inc, 美国)采集患者双下肢胫骨前肌和腓肠肌外侧头的表面肌电信号,参数包括时域肌电均方根峰值、峰值出现时间(峰值出现位置所在的一个完整步态周期的百分比),平均功率频率和中位频率(图2)。为了消除个体之间的差异,选择了应用最为广泛的比值法进行数据的统一,即取患者患侧与健侧的比值作为建立诊断模型的输入参数^[21]。因此,此次研究中共有8个可输入的参数:即患侧与健侧胫骨前肌均方根峰值的比值、胫骨前肌均方根峰值出现位置的比值、胫骨前肌平均功率的比值和胫骨前肌中位频率的比值,以及患侧与健侧腓肠肌外侧头均方根峰值的比值、腓肠肌外侧头均方根峰值出现位置的比值、腓肠肌外侧头平均功率的比值和腓肠肌外侧头中位频率的比值,胫骨前肌的比值分别被记做X₁, X₂, X₃, X₄;腓肠肌外侧头的比值分别被记做X₅, X₆, X₇, X₈。

1.4.2 逻辑回归方程模型建立方法 研究中因变量的分类结果只有2类,即L₅神经根或者S₁神经根,因此,此次研究选择二分类逻辑回归方程模型,软件为SPSS 19.0完成。采用最大似然估计的后退法(LR)进行自变量筛选,入选标准取0.05,排除标准取0.10,根据样本量的要求,需要在X₁-X₈中筛选出3-4个自变量作为方程的参数^[22],建立的诊断方程应像下面的形式:

$$P = 1 - \frac{1}{1 + e^y}$$

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_m X_m$$

方程中,P为诊断具体受压神经根时的预测概率值; β_m 是回归系数,通过最大似然法求得; X_m 就是出入参数; $e = 2.718 28$ 。通过受试者工作特征曲线计算约登指数(灵敏度+特异度-1)达到最大值时所对应的P值作为诊断分界点。最后利用所有患者的数据建立最终的Logistic回归诊断方程,并使用受试者工作特征曲线对模型的诊断效能进行预测评估。

1.4.3 决策树识别模型建立过程 卡方自交互预测决策树算法和分类回归树算法均可用于决策树的构建,而且2种方法经常被同时应用于模型建立的过程中,且识别效果仍然存在着争议^[23-24],故此研究分别用2种算法进行模型的建立,实现软件是SPSS 19.0。决策树模型的参数选择及验证方法与Logistic回归模型建立一致,输入8个参数作为特征属性进行训练,分别计算每一个属性的信息增益,每一次均选择信息增益最大的属性进行分类,参数设置中,在卡方的显著性水平中拆分节点及合并分类都设置为0.05;设置最大生长深度为5层;保存生成的分类规则;无交互验证。

1.4.4 神经网络模型建立过程 此次研究选择应用最为广泛的反向传播神经网络建立分类模型,实现软件是MATLAB 2016。此次研究设定为输入层节点数是8,输出层是2;隐含层的设置根据误差计算的大小进行确定,最大训练次数设置为1 000,最小均方根误差0.005。

1.5 主要观察指标 应用逻辑回归方程、决策树和人工神经网络建立受压神经根的识别模型,计算3种模型的灵敏度、特异度和诊断正确率,通过受试者工作特征曲线比较3种模型的诊断正确率。

1.6 统计学分析 在建立诊断模型时,根据重复预留实验的原理将受试者的步态肌电数据随机的按照7:3的比例分为诊断建模组和验证组,建模和验证过程重复10遍^[25-26]。根据计算的结果绘制四格表,并计算每次的灵敏度、特异度和诊断正确率,并利用平均正确率和受试者工作特征曲线的曲线下面积对3种诊断模型诊断效率进行评估,所有数据的处理均采用统计学软件SPSS 19.0进行分析处理, $P < 0.05$ 认为数据的差异有显著性意义。

2 结果 Results

2.1 逻辑回归方程结果 逻辑回归方程的诊断率从85.7%-100%,平均为93.6%。该诊断方程的灵敏度、特异度和Kappa系数分别为0.98, 0.92和0.87(表2)。而MRI成像的诊断正确率仅为87.23%。最后采用所有的患者数据建立了最终的一个三参数的诊断模型,其诊断方程为:

$$P = 1 - \frac{1}{1 + e^y}$$

$$y = 10.76 - (5.95 \times x_1) - (0.38 \times x_2) - (5.44 \times x_3)$$

公式中, x_1 是胫骨前肌患侧与健侧的均方根峰值的比值; x_2 是胫骨前肌患侧与健侧的峰值出现时间的比值; x_3 是腓肠肌外侧头患侧与健侧的峰值出现时间的比值。当预测概率值 $P < 0.5$ 时,诊断为L₅神经根受压;当预测概率值 $P \geq 0.5$ 时,诊断为S₁神经根受压。

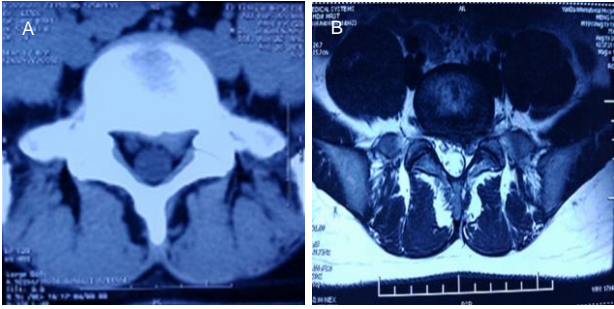


图 1 研究纳入的患者术前行腰椎 CT(图 A)和腰椎 MRI(图 B)检查证实存在腰椎间盘突出并且伴有神经根受压迫

Figure 1 Preoperative lumbar CT (A) and MRI (B) to confirm lumbar disc herniation combined with nerve root compression

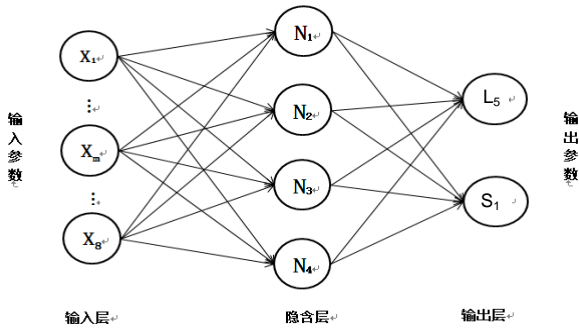


图 5 此次研究设计的三层神经网络示意图
Figure 5 Three-layer neural network designed in this study



图 2 腰椎间盘突出症患者的采样电极放置位置
Figure 2 Electrode placement position in a patient with lumbar disc herniation

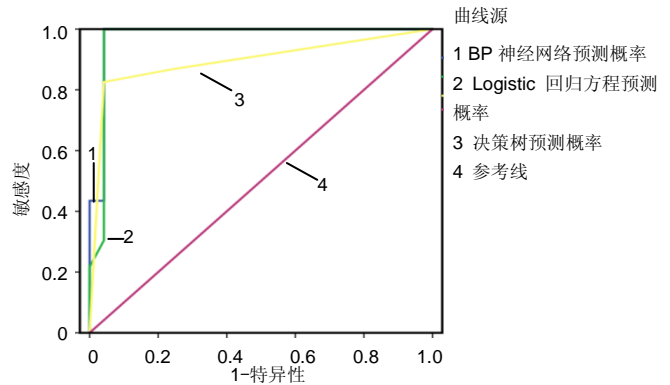


图 6 利用受试者工作特征曲线评估神经网络、逻辑回归方程和决策树的预测诊断能力

Figure 6 Receiver operating characteristic curves for assessing neural network, Logistic regression and decision tree

图注: 可见 3 种诊断模型诊断能力均较为满意, 其中神经网络预测结果最优。

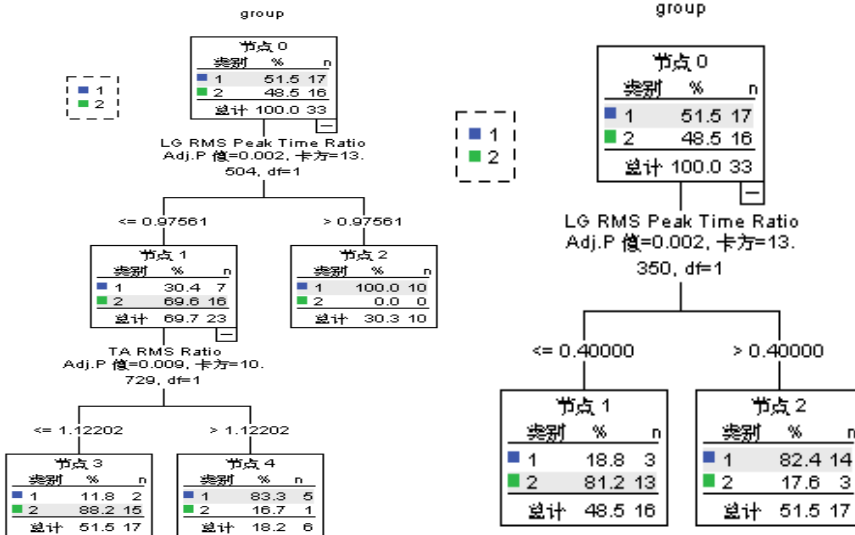


图 3 决策树模型以两叉或三叉分类树为主

Figure 3 Decision tree model mainly has two or three times classification

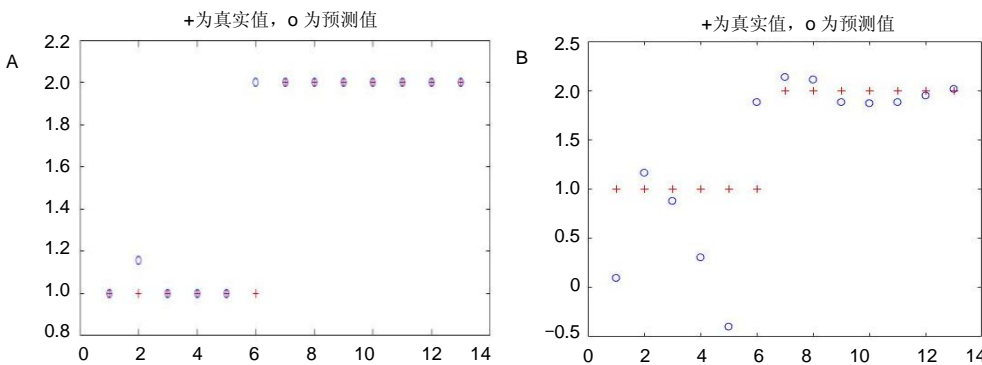


图 4 三层神经网络和四层神经网络的拟合度比较

Figure 4 Comparison of the degree of fitting between three-layer and four-layer neural networks

图注: 3 层神经网络的训练拟合优度(A)明显的优于 4 层神经网络(B), 其预测值与真实值的符合程度更高。

表2 Logistic模型的验证诊断正确率、灵敏度和特异度

Table 2 Diagnosis accuracy, sensitivity and specificity of the Logistic diagnosis model

次数	表面肌电图结果	术中验证结果			准确率	敏感度	特异度	Kappa 值	P 值
		L ₅	S ₁	合计					
1	L ₅	6	0	6	92.86%	0.88	1.00	0.86	< 0.01
	S ₁	1	7	8					
	合计	7	7	14					
2	L ₅	7	1	8	92.86%	1.00	0.88	0.86	< 0.01
	S ₁	0	6	6					
	合计	7	7	14					
3	L ₅	7	0	7	100%	1.00	1.00	1.00	< 0.01
	S ₁	0	7	7					
	合计	7	7	14					
4	L ₅	7	1	8	92.86%	1.00	0.88	0.86	< 0.01
	S ₁	0	6	6					
	合计	7	7	14					
5	L ₅	7	1	8	92.86%	1.00	0.88	0.86	< 0.01
	S ₁	0	6	6					
	合计	7	7	14					
6	L ₅	7	2	9	85.71%	1.00	0.78	0.71	0.01
	S ₁	0	5	5					
	合计	7	7	14					
7	L ₅	6	0	6	92.86%	0.88	1.00	0.86	< 0.01
	S ₁	1	7	8					
	合计	7	7	14					
8	L ₅	7	0	7	100%	1.00	1.00	1.00	< 0.01
	S ₁	0	7	7					
	合计	7	7	14					
9	L ₅	7	2	9	85.71%	1.00	0.78	0.71	0.01
	S ₁	0	5	5					
	合计	7	7	14					
10	L ₅	7	0	7	100%	1.00	1.00	1.00	< 0.01
	S ₁	0	7	7					
	合计	7	7	14					
平均					93.57%	0.98±0.05	0.92±0.09	0.87±0.11	0.001

2.2 决策树分类模型 在决策树模型中,分类会在2次分类以内停止,故决策树以二义和三义分类居多(图3)。

2.2.1 卡方自交互验证决策树算法结果 卡方自交互验证决策树诊断模型的诊断率从42.86%–85.71%,平均为66.43%。该诊断方程的灵敏度和特异度分别为0.77, 0.56; Kappa系数无统计学意义(表3)。在建立模型的8个参数中,被选为决策节点最多的是腓肠肌外侧头的峰值出现时间的比值为41.18%,其次是胫骨前肌的峰值出现时间的比值为23.53%,均方根峰值的比值为23.53%。

2.2.2 分类回归树算法结果 分类回归树诊断模型的诊断率为57.14%–85.71%,平均为72.14%。该诊断方程的灵敏度和特异度分别为0.71, 0.73; Kappa系数无统计学意义(表4)。在建立模型的8个参数中,被选为决策节点最多的是腓肠肌外侧头的峰值出现时间的比值为54.55%,其次是胫骨前肌的峰值出现时间的比值为18.19%,均方根峰值的比值为18.19%。

2.3 神经网络诊断模型结果 在此次研究中通过比较3层神经网络和4层神经网络的误差发现3层神经网络,且隐含层神经元节点数为4时,其均方根误差明显的小于其他情况(表5,图4)。故此次研究设定的神经网络为3层,输入参数是8个,输

出参数是2个,隐含层1层,隐含层4个神经元节点(图5)。神经网络的诊断率为85.7%–100%,平均为92.14%。该诊断方程的灵敏度、特异度和Kappa系数分别为0.93, 0.92和0.85(表6)。

2.4 各种识别模型比较 在利用受试者工作特征曲线评估神经网络、逻辑回归方程和决策树的预测诊断能力时(图6),结果显示3种决策方法的曲线下面积分别为:神经网络为0.98,逻辑回归方程为0.97,决策树为0.90(表7)。

3 讨论 Discussion

此研究选择了目前应用广泛的3种分类器对腰椎间盘突出症受压神经(L₅或S₁)建立了不同的识别模型,结果显示神经网络模型和逻辑回归方程模型识别过程稳定,均可以达到较为满意的诊断效能。虽然决策树的识别效能略低于神经网络模型和逻辑回归方程模型,但是它在识别和筛查危险因素方面却有着明显的优势。

神经网络、逻辑回归方程以及决策树因其具有良好的预测和识别能力,因此被广泛的应用于医学、经济学等学科的预测和效果评价中^[27-28]。在医学中,刘绿^[29]就应用神经网络、逻

表3 卡方自交互侦测决策树模型的诊断准确率

Table 3 Diagnosis accuracy of Chi-squared Automatic Interaction Detector model

次数	表面肌电图	术中诊断			准确率	决策节点	敏感度	特异度	Kappa 值	P 值
		L ₅	S ₁	Total						
1	L ₅	1	0	1	57.14%	LG 峰点比值	0.14	1.00	-0.14	0.52
	S ₁	6	7	13		TA 峰点比值				
	Total	7	7	14						
2	L ₅	4	2	6	64.29%	LG 峰点比	0.57	0.71	0.28	0.28
	S ₁	3	5	8		TA 峰值比				
	Total	7	7	14						
3	L ₅	5	1	6	78.57%	LG 峰点比	0.71	0.86	0.57	0.03
	S ₁	2	6	8		TA 峰值比				
	Total	7	7	14						
4	L ₅	6	7	13	42.86%	LG 平均功率比值	0.86	0.00	-0.14	0.29
	S ₁	1	0	1						
	Total	7	7	14						
5	L ₅	7	2	8	85.71%	TA 峰值比	1.00	0.71	0.71	0.01
	S ₁	0	5	5		TA 峰点比				
	Total	7	7	14						
6	L ₅	7	3	10	78.57%	LG 峰点比值	1.00	0.57	0.57	0.02
	S ₁	0	4	4						
	Total	7	7	14						
7	L ₅	5	2	7	71.43%	LG 峰点比值	0.71	0.71	0.43	0.13
	S ₁	2	5	7		TA 的中位频率比值				
	Total	7	7	14						
8	L ₅	7	5	12	64.29%	LG 峰点比值	1.00	0.29	0.29	0.13
	S ₁	0	2	2						
	Total	7	7	14						
9	L ₅	7	4	11	71.43%	TA 峰值比	1.00	0.43	0.43	0.05
	S ₁	0	3	3		TA 峰点比值				
	Total	7	7	14						
10	L ₅	5	5	10	50.00%	LG 峰点比值	0.71	0.29	0.00	1.00
	S ₁	2	2	4		TA 峰点比值				
	Total	7	7	14						
平均					66.43%		0.77±0.26	0.56±0.29	0.29±0.28	0.24±0.29

表注: TA 为胫骨前肌; LG 为腓肠肌外侧头。

表5 三层和四层神经网络不同神经节点的网络训练误差

Table 5 Training errors of neural network about three and four layers

节点数	三层网络误差	四层网络误差
3	4.25×10 ⁻³	3.80×10 ⁻⁶
4	5.12×10 ⁻⁹	3.73×10 ⁻⁶
5	1.72×10 ⁻⁶	4.96×10 ⁻⁵
6	3.12×10 ⁻⁶	3.15×10 ⁻²
7	4.30×10 ⁻⁷	2.84×10 ⁻⁴
8	4.03×10 ⁻⁷	1.62×10 ⁻²
9	4.57×10 ⁻²	6.90×10 ⁻⁴
10	2.41×10 ⁻³	1.18×10 ⁻²
11	1.18×10 ⁻²	2.49×10 ⁻³
12	2.53×10 ⁻²	1.43×10 ⁻²
13	9.38×10 ⁻²	2.69×10 ⁻²
14	5.93×10 ⁻²	7.52×10 ⁻³
15	4.24×10 ⁻²	4.69×10 ⁻³
16	9.18×10 ⁻²	5.28×10 ⁻³
17	6.63×10 ⁻⁴	4.31×10 ⁻³

表7 各种预测模型的受试者工作特征曲线比较结果

Table 7 Receiver operating characteristic curve results for the three predictive models

检验结果变量	面积	P 值	95%置信区间	
			下限	上限
反向传播神经网络预测概率	0.98	< 0.01	0.93	1.00
Logistic 回归方程预测概率	0.97	< 0.01	0.91	1.00
决策树预测概率	0.90	< 0.001	0.79	0.99

辑回归方程以及决策树建立了乳腺癌的彩超影像诊断模型, 并发现利用模式识别技术建立的乳腺彩超诊断数学模型有助于提高乳腺彩超诊断的准确性; 而黄晓霞等^[28]应用神经网络、逻辑回归方程以及决策树对脑卒中高危因素进行了筛查并发现职业、是否患有高脂血症和高血压、是否有规律的体育锻炼、高血压家族史对脑卒中的发病有着明显的统计学意义; Chou 等^[30]学者则将逻辑回归方程, 人工神经网络和决策树应用于乳腺癌存活率的分析研究中, 并筛选出21个可以预测乳腺癌复发的基因片段。因此, 模式识别技术对于新诊断方法的建立以及疾病发生风险因素的筛查中, 都有着重要的意义。

表 4 分类回归决策树模型的诊断准确率

Table 4 Diagnosis accuracy of classification and regression tree model

次数	表面肌电图	术中诊断			准确率	决策节点	敏感度	特异度	Kappa 值	P 值
		L ₅	S ₁	Total						
1	L ₅	1	0	1	57.14%	LG 峰点比值	0.14	1.00	-0.14	0.52
	S ₁	6	7	13		TA 峰点比值				
	Total	7	7	14						
2	L ₅	5	2	7	71.43%	TA 峰值比	0.71	0.71	0.43	0.11
	S ₁	2	5	7						
	Total	7	7	14						
3	L ₅	7	2	9	85.71%	TA 中位频率的比值	1.00	0.71	0.72	0.01
	S ₁	0	5	5						
	Total	7	7	14						
4	L ₅	6	3	9	71.42%	LG 峰点比值	0.86	0.57	0.43	0.09
	S ₁	1	4	5						
	Total	7	7	14						
5	L ₅	5	2	7	71.42%	TA 峰点比	0.71	0.71	0.43	0.11
	S ₁	2	5	7						
	Total	7	7	14						
6	L ₅	6	3	9	71.42%	LG 峰点比值	0.86	0.57	0.43	0.09
	S ₁	1	4	5						
	Total	7	7	14						
7	L ₅	6	3	9	64.28%	LG 峰点比值	0.71	0.57	0.43	0.09
	S ₁	1	4	5						
	Total	7	7	14						
8	L ₅	7	3	10	78.57%	LG 峰点比值	1.00	0.57	0.58	0.02
	S ₁	0	4	4						
	Total	7	7	14						
9	L ₅	6	1	7	85.71%	TA 峰值比	0.86	0.86	0.72	0.01
	S ₁	1	6	7						
	Total	7	7	14						
10	L ₅	2	0	2	64.29%	LG 峰点比值	0.29	1.00	0.29	0.13
	S ₁	5	7	12						
	Total	7	7	14						
平均					72.14%		0.71±0.29	0.73±0.17	0.43±0.24	0.11±0.15

表注：TA 为胫骨前肌；LG 为腓肠肌外侧头。

在不同的模式识别分类方法中，逻辑回归方程是最常用的预测自变量的属性存在与否的方法。但是，当预测的数据集合为离散型或者图形时，决策树则被认为是最佳的方法^[31]。但是通过对3个诊断模型的识别正确率进行比较时发现，决策树的识别正确率明显的低于逻辑回归方程和神经网络模型。分析其原因主要在于决策树在每一次进行分类时，都是在众多的分类规则中选择信息增益最高的一个规则作为分类准则进行分类，而不能结合所有分类规则的特点后进行统一的分类。因此，这种特殊的分类规则也就限制了二元决策树的识别准确率。Chou等^[30]也同样认为决策树模型的特点在于可以有效地筛选变量的特征，以决策树模型筛选重要变量作为其他模型的输入参数为基础建立的识别模型可以明显的改善模型的诊断效能。而Amini等^[32]也同样认为，决策树在识别或筛选高风险因素时，具有独到的优势。这个结论在此次研究中的结果也得到证实，决策树应用最多的分类指标分别依次为患侧和健侧腓肠肌外侧头峰值位置点的比值；患侧和健侧胫骨前肌峰值位置点的比值以及和患侧与健侧胫骨前肌均方根峰值的比值，这个分类结果也与逻辑回归方程后退法筛选自变量的结果是一致的。这也说明，胫骨前肌和腓肠肌外侧头的峰值出现位置可以较其他指标可以更

敏感的用于诊断腰椎间盘突出症患者的受压伸进根。

人工神经网络作为一种非线性、灵活和通用的分类工具能够处理不同形式和不同组成的数据，近年来也在医学和工程学等领域得到了广泛的应用^[33-34]。这种方法是基于人脑表现的信息处理工具，具有较高融合性，能同时将各个影响因素的特点组合后进行分类。神经网络模型一般是由输入层，输出层和隐含层组成，输入层包括影响结果发生的所有危险因素，而输出层则根据分类的实际要求进行设置。为了实现神经网络的最佳性能，一般需根据经验和计算确定隐含层的层数和包含的神经元的数量。神经网络的学习算法通常是迭代算法，其通过反复训练实现对权重的逐步修改优化，而学习的训练的目标则是通过改变权值和阈值使训练集的样本最终尽可能的都能被明确的分类。神经网络不像逻辑回归方程那样对样本量有着极高的要求，其适用的范围更加的广泛，特别使用于下列情况的分类问题：①数据量比较小，缺少足够的样本建立数学模型；②数据的结构难以用传统的统计方法来描述；③分类模型难以表示为传统的统计模型。

对于决策树、逻辑回归方程和神经网络模型是3种不同的分类模型，关于其分类能力强弱目前尚无定论。Wang等^[35]学者的

表6 神经网络模型的诊断正确率、灵敏度和特异度
Table 6 Diagnosis accuracy, sensitivity and specificity of neural network model

次数	表面肌电图结果	术中验证结果			准确率	敏感度	特异度	Kappa 值	P 值
		L ₅	S ₁	合计					
1	L ₅	6	0	6	92.86%	0.86	1.00	0.86	0.001
	S ₁	1	7	8					
	合计	7	7	14					
2	L ₅	6	1	7	85.71%	0.86	0.86	0.71	0.008
	S ₁	1	6	7					
	合计	7	7	14					
3	L ₅	7	1	8	92.86%	1.00	0.86	0.86	0.001
	S ₁	0	6	6					
	合计	7	7	14					
4	L ₅	7	1	8	92.86%	1.00	0.86	0.86	0.001
	S ₁	0	6	6					
	合计	7	7	14					
5	L ₅	7	1	8	92.86%	1.00	0.86	0.86	0.001
	S ₁	0	6	6					
	合计	7	7	14					
6	L ₅	7	1	8	92.86%	1.00	0.86	0.86	0.001
	S ₁	0	6	6					
	合计	7	7	14					
7	L ₅	6	0	6	92.86%	0.86	1.00	0.86	0.001
	S ₁	1	7	8					
	合计	7	7	14					
8	L ₅	7	0	7	100%	1.00	1.00	1.00	0.00
	S ₁	0	7	7					
	合计	7	7	14					
9	L ₅	7	0	7	100%	1.00	1.00	1.00	0.00
	S ₁	0	7	7					
	合计	7	7	14					
10	L ₅	5	1	6	78.57%	0.71	0.86	0.60	0.02
	S ₁	2	6	8					
	合计	7	7	14					
平均					92.14%	0.93±0.09	0.92±0.07	0.85±0.11	0.003±0.005

研究发现,应用神经网络和决策树来预测胃癌患者的住院费用时,发现决策树的平均绝对误差明显的小于神经网络。Aguilar等^[36]的研究则发现,在应用决策树和神经网络对阿尔茨海默病中的MRI数据进行分类时,几种方法之间没有统计学差异。

结合国内外众多的研究结果以及此次试验的研究成果发现,决策树的分类能力明显的低于神经网络和逻辑回归方程,而对于神经网络和逻辑回归方程两种识别模式的比较,似乎没有普遍的结论,要取决于具体的情况和具体的数据类型。但在理论上,在用于预测二分类结果或用于临床诊断决策时,神经网络较逻辑回归方程应该具有明显的优势,神经网络模型的优点主要体现在处理输入参数和预测结果之间的复杂的非线性方面,以及在处理预测因素之间复杂的相互作用,嘈杂或不完整的输入能力方面。同时,神经网络可以调用不同的学习算法也是其独到的优势^[37]。但是,神经网络同样也会存在一些不足:诸如神经网络因为其没有提供关于如何使用权重和连接的集合来形成分类,未能指出结果与预测因子之间的明确关系,以及神经网络在独立的个体预测因素评价时缺乏必要的科学解释性,有过度拟合的倾向等等缺点^[38-39]。

在此次研究中,通过比较3种不同的常用分类方法,发现

神经网络模型在建立腰椎间盘突出症受压神经根(L₅神经根或S₁神经根)的识别模型中,其性能明显优于其他模型。虽然在重复预留实验的验证过程中,其识别正确率与逻辑回归方程模型类似,但是其每次的识别结果相差更小,表现出了更加稳定的诊断效能。为了比较3种识别模型的优劣,此次研究选择曲线下面积作为最优的比较诊断效能的方法,因为它可以结合所有的敏感性和特异性,并计算得到他们的平均值进行比较。而在曲线下面积的比较中,神经网络模型的曲线下面积也要明显高于其他2种方法,该节段的研究将采集到的不同神经根受压腰椎间盘突出症患者的表面肌电信号数据,应用了3种不同的分类方法对其受压神经根(L₅神经根或S₁神经根)建立了识别模型。结果显示神经网络模型在识别受压神经根正确率与逻辑回归方程均较为满意,但神经网络模型操作更加方便和诊断效能更加稳定,故其可以作为一种精准定位诊断的新的辅助诊断方法;而逻辑回归方程诊断模型的诊断效能也同样满意,对于没有条件建立神经网络诊断模型的情况下,同样非常适用;而决策树的诊断效能与神经网络诊断模型和逻辑回归方程诊断模型相比较会略低一些,但其在重要危险因素的筛选方面性能突出,其可以和其他方法联合使用提高识别准确率。

致谢: 感谢所有受试者和科室医护人员的支持。

作者贡献: 课题的设计和结果分析由李祥蓉和席家宁完成; 数据采集和文章的写作由程琳和李伟共同完成。

经费支持: 该文章接受了“首都特色临床应用研究与成果推广课题(Z16110000516127)”的基金资助。所有作者声明, 经费支持没有影响文章观点和对研究数据客观结果的统计分析及其报道。

利益冲突: 文章的全部作者声明, 在课题研究 and 文章撰写过程, 不存在利益冲突。

机构伦理问题: 该临床研究的实施符合《赫尔辛基宣言》和天津医院对研究的相关伦理要求。天津医院具有开展腰椎间盘突出手术资质的资质。

知情同意问题: 参与试验的患病个体及其家属为自愿参加, 均对试验过程完全知情同意, 在充分了解本治疗方案的前提下签署了“知情同意书”。

写作指南: 该研究遵守《观察性临床研究报告指南》(STROBE指南)。

文章查重: 文章出版前已经过专业反剽窃文献检测系统进行3次查重。

文章外审: 文章经小同行外审专家双盲外审, 同行评议认为文章符合本刊发稿宗旨。

生物统计学声明: 本文统计学方法已经过首都医科大学流行病学与统计学专家审核。

文章版权: 文章出版前杂志已与全体作者授权人签署了版权相关协议。

开放获取声明: 这是一篇开放获取文章, 根据《知识共享许可协议》“署名-非商业性使用-相同方式共享4.0”条款, 在合理引用的情况下, 允许他人以非商业性目的基于原文内容编辑、调整和扩展, 同时允许任何用户阅读、下载、拷贝、传递、打印、检索、超级链接该文献, 并为之建立索引, 用作软件的输入数据或其它任何合法用途。

4 参考文献 References

- [1] Lee JK, Amorosa L, Cho SK, et al. Recurrent lumbar disk herniation. *J Am Acad Orthop Surg*. 2010;18(6):327-337.
- [2] Schoenfeld AJ, Laughlin M, Bader JO, et al. Characterization of the incidence and risk factors for the development of lumbar radiculopathy. *J Spinal Disord Tech*. 2012;25(3):163-167.
- [3] 杜金龙. 肌电图在腰椎间盘突出(L4-5节段)受损神经根定位诊断中的应用[D]. 宁夏医科大学, 2014.
- [4] Konstantinou K, Dunn KM. Sciatica: review of epidemiological studies and prevalence estimates. *Spine (Phila Pa 1976)*. 2008;33(22):2464-2472.
- [5] Huang YP, Bruijn SM, Lin JH, et al. Gait adaptations in low back pain patients with lumbar disc herniation: trunk coordination and arm swing. *Eur Spine J*. 2010;20(3):491.
- [6] Lee JH, An JH, Lee SH, et al. Three-dimensional gait analysis of patients with weakness of ankle dorsiflexor as a result of unilateral L5 radiculopathy. *J Back Musculoskelet Rehabil*. 2010;23(2):49-54.
- [7] 胡有谷. 腰椎间盘突出症[M]. 4版. 北京: 人民卫生出版社, 2011.
- [8] Kreiner DS, Hwang SW, Easa JE, et al. An evidence-based clinical guideline for the diagnosis and treatment of lumbar disc herniation with radiculopathy. *Spine J*. 2014;14(1):180-191.
- [9] Al NN, Schneiders AG, Hendrick PA. Neurological examination of the peripheral nervous system to diagnose lumbar spinal disc herniation with suspected radiculopathy: a systematic review and meta-analysis. *Spine J*. 2013;13(6):657-674.
- [10] Micankova AB, Vohanka S, Dusek L, et al. Prediction of long-term clinical outcome in patients with lumbar spinal stenosis. *Eur Spine J*. 2012;21(12):2611-2619.
- [11] Chawalparit O, Churojana A, Chiewvit P, et al. The limited protocol MRI in diagnosis of lumbar disc herniation. *J Med Assoc Thai*. 2006;89(2):182-189.
- [12] Tawa N, Rhoda A, Diener I. Accuracy of magnetic resonance imaging in detecting lumbo-sacral nerve root compromise: a systematic literature review. *BMC Musculoskelet Disord*. 2016;17(1):386.
- [13] Oikawa Y, Eguchi Y, Inoue G, et al. Diffusion tensor imaging of lumbar spinal nerve in subjects with degenerative lumbar disorders. *Magn Reson Imaging*. 2015;33(8):956-961.
- [14] Kuijper B, Tans JT, van der Kallen BF, et al. Root compression on MRI compared with clinical findings in patients with recent onset cervical radiculopathy. *J Neurol Neurosurg Psychiatry*. 2011;82(5):561-563.
- [15] Reinhold M, Ederer C, Henninger B, et al. Diffusion-weighted magnetic resonance imaging for the diagnosis of patients with lumbar nerve root entrapment syndromes: results from a pilot study. *Eur Spine J*. 2015;24(2):319-326.
- [16] 向为. 生物视觉启发下的特征提取和目标分类方法研究[D]. 北京交通大学, 2009.
- [17] 黄晓霞, 严玉洁, 尉敏琦, 等. logistic回归、决策树和神经网络在脑卒中高危筛查中的性能比较[J]. *中国慢性病预防与控制*, 2016, 24(6):412-415.
- [18] Delen D, Walker G, Kadam A. Predicting breast cancer survivability: a comparison of three data mining methods. *Artif Intell Med*. 2005; 34(2): 113-127.
- [19] Barr K. Electrodiagnosis of lumbar radiculopathy. *Phys Med Rehabil Clin N Am*. 2013;24(1):79-91.
- [20] Wang Y, Nataraj A. Foot drop resulting from degenerative lumbar spinal diseases: clinical characteristics and prognosis. *Clin Neurol Neurosurg*. 2014;117:33-39.
- [21] Boccia G, Dardanello D, Rosso V, et al. The Application of sEMG in Aging: A Mini Review. *Gerontology*. 2015;61(5):477-484.
- [22] 李云超, 邱虹, 陈广, 等. 颅内动脉瘤破裂的临床危险因素分析[J]. *中国全科医学*, 2012, 15(21):2388-2390.
- [23] 米丹飞, 陈雪东. 基于决策树的门脉高压脾切除术并发门脉血栓的早期诊断与预测[J]. *湖州师范学院学报*, 2013, 35(6):69-74.
- [24] 王剑, 刘殿武, 曹国玉, 等. 树模型在慢性乙肝与肝硬化和肝癌临床诊断中的应用[J]. *医学争鸣*, 2008, 29(12):1135-1137.
- [25] Wickenberg-Bolin U, Göransson H, Fryknäs M, et al. Improved variance estimation of classification performance via reduction of bias caused by small sample size. *Bmc Bioinformatics*. 2006;7(1):1-8.
- [26] Mordohai P. Dimensionality Estimation, Manifold Learning and Function Approximation using Tensor Voting. *J Mach Learn Res*. 2010;11(1):411-450.
- [27] 陈卉, 王晓华. 数据挖掘技术在计算机辅助肺癌诊断中的应用[J]. *中国组织工程研究*, 2007, 11(5):879-881.
- [28] 黄晓霞, 严玉洁, 尉敏琦, 等. Logistic回归、决策树和神经网络在脑卒中高危筛查中的性能比较[J]. *中国慢性病预防与控制*, 2016, 24(6):412-415.
- [29] 刘绿. Logistic回归模型、神经网络模型和决策树模型在乳腺癌的彩超影像诊断中的比较研究[D]. 南华大学, 2013.
- [30] Chou HL, Yao CT, Su SL, et al. Gene expression profiling of breast cancer survivability by pooled cDNA microarray analysis using logistic regression, artificial neural networks and decision trees. *BMC Bioinformatics*. 2013; 14(1):100.
- [31] Jenhani I, Amor NB, Elouedi Z. Decision trees as possibilistic classifiers. *Int J Approx Reason*. 2008;48(3):784-807.
- [32] Amini P, Ahmadiania H, Poorolajal J, et al. Evaluating the high risk groups for suicide: A comparison of Logistic regression, support vector machine, decision tree and artificial neural network. *Iran J Public Health*. 2016;45(9):1179-1187.
- [33] Montá AO, Moreno JJ, Palmer PA, et al. Artificial neural networks applied to forecasting time series. *Psicothema*. 2011;23(2):322-329.
- [34] Delen D, Oztekin A, Tomak L. An analytic approach to better understanding and management of coronary surgeries. *Dec Support Syst*. 2012;52(3):698-705.
- [35] Wang J, Li M, Hu YT, et al. Comparison of hospital charge prediction models for gastric cancer patients: neural network vs. decision tree models. *Bmc Health Serv Res*. 2009;9(1):161.
- [36] Aguilar C, Westman E, Muehlboeck JS, et al. Different multivariate techniques for automated classification of MRI data in Alzheimer's disease and mild cognitive impairment. *Psychiatry Res*. 2013;212(2):89-98.
- [37] Chen H, Zhang J, Xu Y, et al. Performance comparison of artificial neural network and logistic regression model for differentiating lung nodules on CT scans. *Exp Syst Appl*. 2012;39(13):11503-11509.
- [38] Ayer T, Chhatwal J, Alagoz O, et al. Informatics in radiology: comparison of logistic regression and artificial neural network models in breast cancer risk estimation. *Radiographics*. 2010;30(1):13-22.
- [39] Pai DR, Lawrence KD, Klimberg RK, et al. Experimental comparison of parametric, non-parametric, and hybrid multigroup classification. *Exp Syst Appl*. 2012;39(10):8593-8603.