

可预测腰椎间融合器沉降风险的人工智能预测模型

王 犇, 欧云生

摘要 研究鉴定沉降相关风险因素(融合阶段数目、术前/术后椎间隙高度、术后节段前凸角以及术后 PT、SS),并以此为基础构建高斯核 SVM 模型,其预测术后融合器沉降风险的 AUC 为 0.93。此结果将有助于精准医学在脊柱外科的发展。

关键词 人工智能; 椎间融合器沉降; 脊柱外科

中图分类号 R 687.1

文献标志码 A **文章编号** 1000-1492(2020)07-1144-03

doi: 10.19405/j.cnki.issn1000-1492.2020.07.032

融合器沉降与术后的疼痛缓解不佳密切相关。术后过度的融合器沉降可能使本已松解的神经根再次受压,加重患者的疼痛症状^[1]。生物力学研究^[2]表明,融合器沉降与下位椎体中心骨密度、融合器前凸角、材质相关。即融合器沉降的风险是由多个因素所决定的,如何综合多个因素从而准确预测患者术后沉降风险是急需解决的问题。人工智能技术的出现给解决此问题带来了一个转机,人工智能算法的优点主要体现在,与传统方法相比,人工智能技术能够察觉到人类无法察觉的数据细节特征,并通过分析变量之间的隐含关系实现更为高效的诊断能力。该研究将使用人工智能算法对患者术后发生椎间融合器沉降的风险进行预测,以期提供更精确的术后风险评估。

1 材料与方法

1.1 病例资料 收集 2014 年 10 月 10 日~2017 年 12 月 29 日入住重庆医科大学附属第一医院骨科脊柱外科 59 例患者(68 个相关节段)的临床及影像学资料(如图 1 所示)。纳入和排除标准:①随访时间在 1 年以上的行经椎间孔入路腰椎间融合术的患者;②影像学资料完整;③排除肿瘤、感染的患者;

④排除多节段融合患者(3 个及以上节段)。

1.2 影像学测量方法 使用 Carestream 影像学测量软件的距离测量工具与 Cobb 角测量工具分别测量随访影像学资料的距离与角度。节段前凸角定义为手术节段椎间隙下位终板与上位椎体上终板所成夹角。椎间隙高度被定义为手术节段前、中、后椎间隙高度的平均值,最后一次随访时椎间隙高度与术后 7 d 椎间隙高度相差 > 2 mm 即视为融合器沉降。见图 1。

1.3 Logistic 模型/支持向量机模型 首先使用 SPSS 21.0 软件对本研究选取的可疑 cage 沉降相关因素进行单变量分析,筛选 $P < 0.05$ 的变量纳入 Logistic 回归模型和支持向量机模型。

支持向量机模型的构建:支持向量机英文名为 support vector machine (SVM),属于机械学习的内容,其原理为将变量通过内核算法投射到极高维空间,通过构建高维空间中的决策超平面,对事物特征进行分类,其与传统的 Logistic 回归模型相比,通过构建非线性的内核能够更高效地解决多变量情境下的线性不可分问题。在本研究中,使用多项式核函数以及高斯核函数分别构建了多项式支持向量机模型以及基于高斯核的支持向量机。高斯核(radial basis function, RBF)是首选的 SVM 核函数,其可展开为无穷维度的多项式函数,其参数较小,无论大样本还是小样本都有比较好的性能。但特定情况下多项式核函数可能表现出更优的性能,因此本研究同时采用了两个核函数,其原理如图 2 所示。左图为线性决策平面,通过划分一条线段将红色样本点与黑色样本点进行分类,Logistic 回归模型建立的分类方法就是这种线性的决策边界。而支持向量机可以使用非线性核心对样本进行非线性分割,如图 2 右侧图例所示,非线性的决策线相比线性决策线更适合于复杂的分类环境以及能够实现更好的分类效果。

1.4 统计学处理 连续性变量使用 T 检验,检验沉降组与非沉降组相比差异有无统计学意义,若方差不齐,则采用 Wilcoxon-Mann-Whitney 检验。结果以均值 ± 标准误表示,二分类变量使用卡方检验,检验水平 $\alpha = 0.05$ 。

2020-03-27 接收

基金项目:国家自然科学基金面上项目(编号:81572634)

作者单位:重庆医科大学附属第一医院骨科脊柱外科病区,重庆 400016

作者简介:王 犇,男,硕士研究生;

欧云生,男,教授,主任医师,博士生导师,责任作者, E-mail: ouyunsheng2001@163.com

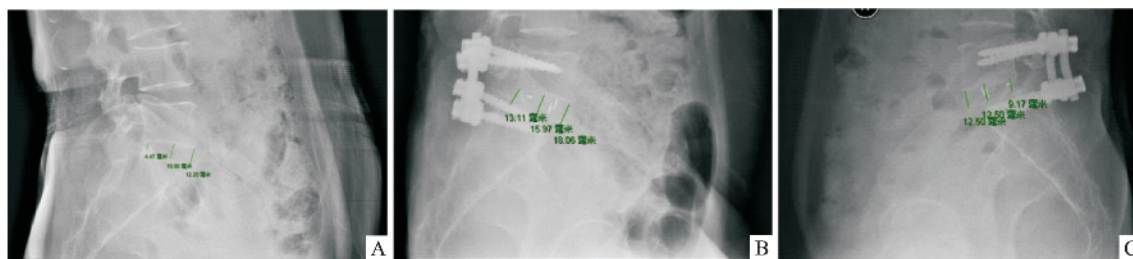


图1 发生椎间融合器沉降患者的随访影像学资料

A: 椎间融合术前; B: 椎间融合术后; C: 随访1年后

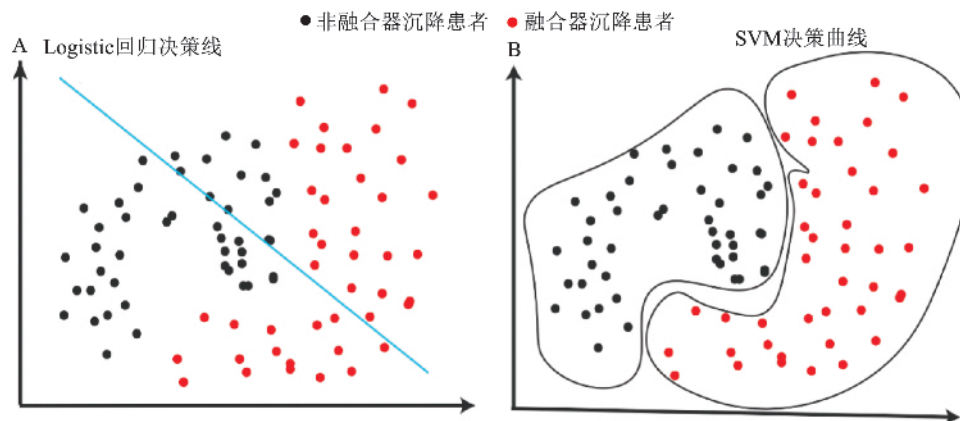


图2 线性与非线性分类决策边界

A: 线性分类决策边界; B: 非线性分类决策边界

2 结果

2.1 基本信息 研究流程如图3所示。结果表明,与非沉降组相比,沉降组的手术融合节段数目,术前/术后椎间隙高度,术后L₄节段前凸角以及术后PT、SS变量方面差异有统计学意义。见表1。

2.2 SVM模型与Logistic回归模型效能对比 使用十倍交叉验证法,以此6个变量所构建的Logistic回归模型及SVM模型的诊断效能指标如表2所示。RBF的SVM模型表现出了较高的预测准确性,综合性能优于polynomial SVM模型以及Logistic回归模型。

3 讨论

人工智能技术在近10年内得到了突破性的进展,数个将人工智能算法与临床实践结合的研究提示人工智能技术能够显著改善目前诊断方法的不足,在多个方面表现出了优异的诊断效能。如《Nature》一项研究表明使用人工智能技术能够准确预测糖尿病患者的慢性肾脏病的早期风险,其研究成果将有助于对糖尿病相关并发症进行早期干预^[3-4]。

Hannun et al^[5]研究结果也表明,基于心电图数据的

表1 单变量分析结果($\bar{x} \pm s$)

基本特征	沉降组($n=35$)	非沉降组($n=33$)	t/χ^2 值	P 值
年龄(岁)	52.86 ± 16.29	53.79 ± 13.59	0.255	0.800
性别(n)				
男	15	14		
女	20	19	0.001	0.971
Cage插入节段(n)				
L4~L5	15	18		
L5~S1	20	15	0.929	0.335
随访时间(d)	514.06 ± 245.27	474.76 ± 269.13	-0.63	0.531
融合节段数目(n)				
单节段	24	14		
双节段	11	19	4.710	0.030
术前椎间隙高度(mm)	11.71 ± 2.83	9.28 ± 3.46	-3.177	0.002
术后椎间隙高度(mm)	15.45 ± 2.42	13.04 ± 2.95	-3.690	0.000
术前L4前凸角(°)	11.37 ± 5.10	9.27 ± 5.28	-1.669	0.100
术前L5前凸角(°)	18.45 ± 7.32	14.70 ± 8.30	-1.973	0.053
术后L4前凸角(°)	13.27 ± 5.30	10.43 ± 5.10	-2.245	0.028
术后L5前凸角(°)	19.80 ± 5.36	17.92 ± 6.47	-1.300	0.198
术后PT	22.39 ± 8.32	26.73 ± 8.79	2.092	0.040
术后SS	38.27 ± 8.59	34.01 ± 8.59	-2.040	0.045
术后PI	60.66 ± 11.94	60.75 ± 12.34	0.030	0.976

深度神经网络能够有效地对心电图数据进行分析分类,其F1评分(0.837)(敏感度和特异度的调和平均数)超过了心脏病专家的平均值(0.780)。

表2 Logistic 回归模型与 SVM 模型的各项参数比较

评价指标	Logistic 回归模型	SVM 模型 (高斯核)	SVM 模型 (Polynomial)
ROC 曲线下面积(AUC)	0.82	0.93	0.82
准确性(95% CI)	0.82(0.71 ~ 0.90)	0.93(0.84 ~ 0.98)	0.85(0.75 ~ 0.93)
敏感度	0.84	0.89	0.78
特异度	0.80	0.97	1.0
阳性预测值	0.80	0.97	1.0
阴性预测值	0.85	0.88	0.70

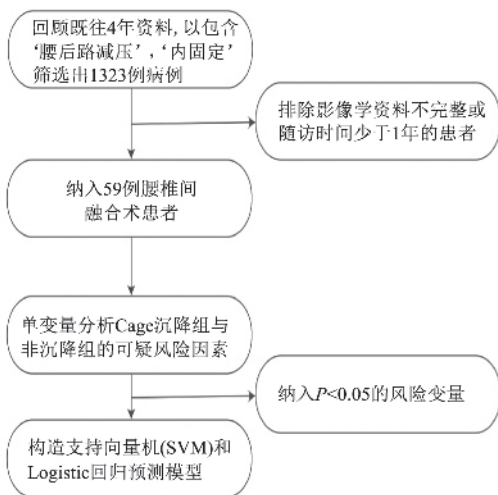


图3 研究设计

然而,目前国内医学领域对此方面的关注不足,与国外先进水平有一定的差距。

国内外融合器沉降相关研究已经报道了多个沉降相关风险因素,但骨盆参数与融合器沉降风险间的相关性尚未见报道。本研究表明,与非沉降患者相比,沉降患者的 PT 相对较高,SS 相对较低,但骨盆参数是否沉降的独立因素还需进一步的深入研究。本研究的主要优势体现在对于融合器沉降风险的综合评估方法尚属国内外首次报道,综合了既往研究中对于椎间融合器沉降相关风险因素的报道对其进行了人工智能建模^[6]。

Artificial intelligence prediction model for the risk of lumbar interbody cage subsidence

Wang Ben, Ou Yunsheng

(Dept of Orthopedics, The First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400016)

Abstract A Gaussian kernel SVM model was constructed based on identified risk factors (including number of surgical segments, preoperative/postoperative intervertebral height, postoperative L₄ segment lordosis, and postoperative PT, SS) related to cage subsidence. The AUC was 0.93. The results will help the development of precision medicine in spine surgery.

Key words artificial intelligence; cage subsidence; spine surgery

本研究的局限性表现在: ① 由于患者的随访习惯较差加上早年影像学资料的丢失, 尽管筛选了近5年的临床资料, 然而初筛的200例患者中仅有68例患者进行了1年以上的随访, 相对较小的样本量其代表性可能不足, 未来需有目的收集数据并建立数据库, 进一步扩大研究的样本量; ② 人工智能模型并不具备人类的逻辑思维能力, 其预测结果只能作为临床医生的参考, 具有逻辑思维能力的人工智能模型属于计算机研究方面最前沿的领域, 目前人工智能模型还需要人类的共同合作下才能发挥最大的效用; ③ 本研究为回顾性研究, 未来将于前瞻性数据集对构建的模型进行验证。

参考文献

- [1] Macki M, Anand S K, Surapaneni A, et al. Subsidence rates after lateral lumbar interbody fusion: a systematic review [J]. *World Neurosurg*, 2019, 122: 599–606.
- [2] Zhang Z, Fogel G R, Liao Z, et al. Biomechanical analysis of lumbar interbody fusion cages with various lordotic angles: a finite element study [J]. *Comput Methods Biomech Biomed Engin*, 2018, 21(3): 247–54.
- [3] Tomasev N, Glorot X, Rae J W, et al. A clinically applicable approach to continuous prediction of future acute kidney injury [J]. *Nature*, 2019, 572(7767): 116–9.
- [4] Sun M, Baron J, Dighe A, et al. Early prediction of acute kidney injury in critical care setting using clinical notes and structured multivariate physiological measurements [J]. *Stud Health Technol Inform*, 2019, 264: 368–72.
- [5] Hannun A Y, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network [J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 65–9.
- [6] Zhang B, Li S, Miao D, et al. Risk factors of cage subsidence in patients with ossification of posterior longitudinal ligament (OPLL) after anterior cervical discectomy and fusion [J]. *Med Sci Monit*, 2018, 24: 4753–9.