

临床预测模型在脊柱外科的研究进展和未来展望

Advances in clinical prediction models in spine surgery
and future perspectives李文乐^{1,2},董晟韬³,刘 强⁴,胡朝晖⁵,杨平林¹(1 西安交通大学第二附属医院骨二科 71000 西安市;2 厦门大学分子影像暨转化医学研究中心,
分子疫苗学与分子诊断学国家重点实验室 361000 厦门市;3 大连医科大学第二附属医院骨科 116000 大连市;
4 咸阳市中心医院骨科中心 712000 咸阳市;5 柳州市人民医院脊柱外科 545000)

doi:10.3969/j.issn.1004-406X.2022.07.11

中图分类号:R681.5 文献标识码:A 文章编号:1004-406X(2022)-07-0653-06

老龄化、大数据、精准医疗等在近些年成为热门,人们经常在新闻或者专业的文献期刊上发现他们的身影。这些看似“时髦”的名词,却是在社会进步与发展的同时,给人们带来的挑战。老龄化一定程度代表了社会经济的发展,使拥有更高质量的生活和更长的生存时间。与此同时,部分疾病的发病率也因为老龄化有上升趋势,脊柱疾病便是其中一种。有研究表明,脊柱疾病因老龄化和手机、电脑等普及,发病率持续上升,给人民群众带来影响^[1]。脊柱是人体活动中重要的结构,其在维持人体姿势、负担人体重量以及保护脊髓中处于关键地位^[2]。脊柱的解剖结构是十分复杂的,即使是对高年资的脊柱外科医生,复杂的脊

柱外科手术也是有难度的。相对于其他专科的骨科医生,脊柱外科医生需要的培养周期更长。同时,在我国,医疗资源的分布十分不均衡,大部分优质的医疗资源都集中在一线城市或者省会的大型三甲医院中。因此,如何将其优质的医疗资源和经验开发成为工具,用于提升整体的脊柱外科医疗、预防的质量,是十分具有现实价值的。

临床预测模型(clinical prediction model)是利用数学模型评估某研究的对象未来发生某种结局的概率,其可以是参数、半参数或非参数的模型^[3,4]。临床预测模型可以在医疗领域有巨大的发展空间和实用价值,例如,临床医生可以作出更有利于患者医疗决策、患者及患者家属也可以选择性价比最高的治疗方案,甚至于公共卫生人员在疾病三级预防中均可以使用,提高医疗资源的利用效率^[5]。因此,临床预测模型在某种程度上是解决脊柱外科医疗资源分布不均衡和医生培养周期较长的一种有效解决方案。目前临床预测模型在脊柱外科的治疗、预防和科研领域存在的巨大潜力,但是目前针对脊柱外科领域临床预测模型仍然缺乏综述性的报道。笔者拟从临床预测模型不同类型和

基金项目:国家自然科学基金(81260274);陕西省创新能力支撑计划(2021TD-59);陕西省重点研发计划(2020SF-099);陕西省卫生健康科研基金项目(2022E006)

第一作者简介:男(1992-),临床医学博士生,骨外科学硕士,研究方向:人工智能与医学领域交叉研究和骨科疾病的诊疗工作
电话:(029)33287603 E-mail:drlee0910@163.com

47. Li J, Jiang DJ, Wang XW, et al. Mid-term outcomes of anterior cervical fusion for cervical spondylosis with sympathetic symptoms[J]. Clin Spine Surg, 2016, 29(6): 255-260.
48. Shin S, Kim J, Yu A, et al. Can a traditional Korean manual therapy be a complementary and alternative strategy for cervicogenic dizziness: a study protocol for a randomized-controlled trial[J]. Evid Based Complement Alternat Med, 2018, 2018: 1062593.
49. 方军,王鹏,徐泉珍. 脊柱定点旋转复位手法治疗颈性眩晕疗效观察[J]. 中国骨伤, 2010, 22(5): 354-356.
50. Hahn T, Halatsch ME, Wirtz C, et al. Response to cervical medial branch blocks in patients with cervicogenic vertigo[J]. Pain Physician, 2018, 21(3): 285-294.
51. Dargon PT, Liang CW, Kohal A, et al. Bilateral mechanical

rotational vertebral artery occlusion[J]. J Vasc Surg, 2013, 58(4): 1076-1079.

52. Strickland BA, Pham MH, Bakhsheshian J, et al. Bow hunter's syndrome: surgical management (video) and review of the literature[J]. World Neurosurg, 2017, 103: 953.
53. Choi KD, Choi JH, Kim JS, et al. Rotational vertebral artery occlusion: mechanisms and long-term outcome [J]. Stroke, 2013, 44(7): 1817-1824.
54. Li JP, Cai J, Gan XM. Observation of therapeutic effects on cervical vertigo treated with different methods [J]. Zhongguo Zhen Jiu, 2011, 31(5): 405-408.

(收稿日期:2020-10-20 修回日期:2021-12-22)

(本文编辑 姜雅浩)

在脊柱外科不同疾病方面,综述临床预测模型在脊柱外科研究现状和未来发展趋势。

1 临床预测模型的在脊柱外科中常见表现形式

目前,临床预测模型常见的形式有如下 3 种,其中大部分是参数模型或者半参数模型,如 Logistic 回归或者 Cox 回归。目前也有一些机器学习的算法使用在预测模型的建立上面,有不少学者认为其拥有更好的预测能力,但是这对于没有计算机背景的临床医生理解是比较困难的,提高了开发和应用门槛^[5]。

(1)Nomogram(列线图),目前比较常见的类型、同时也是研究的热点。其通过将回归分析,包括线性模型、Logistic 模型和 Cox 模型等可视化,它们能够根据患者和疾病特征来估计每个不同情况患者的个性化风险^[6,7]。

(2)网页计算器或手机 App,与 Nomogram 类似。相比于 Nomogram,其将方程制作或者机器学习算法制作成网页计算器或者手机 App,能够更加具有效率的评估具体某一患者的风险,甚至可以批量计算,这在术后随访和公共卫生领域有巨大应用前景^[8,9]。

(3)评分系统,量化的评分系统,同样是将回归模型通过数学模型转化成为有实用价值的一种方式^[10]。如各种指南中常见的评分表。

这 3 种表现形式,是目前临床预测模型中最常见的。对于研究者来说需要考虑开发的模型应用场景,选择合适的表现方式,再进行进一步的模型构建。同时,临床预测模型的研究关键在于,寻找对于进行临床决策有指导价值的因素。因此,我们在下文综述了多种脊柱外科疾病构建临床预测模型时不同的方式与切入点。

2 临床预测模型在脊柱外科疾病的应用与研究思路

2.1 颈椎部位疾病

颈椎疾病对于患者的生存质量影响是十分重大的,因此颈椎手术治疗的也是已恢复患者功能为主,改善患者生存质量。另一方面,术后止痛也能直接影响患者对于手术满意度,很多脊柱外科医生都会给术后患者使用阿片类药物。因此,有研究人员以此为切入点构建了临床预测模型。

过去几十年来,颈椎疾病的手术量呈指数级增长,根据一些研究估计,每年的累计成本负担超过 20 亿美元^[11]。颈椎疾病给患者造成严重的经济负担,所以为了明确某些临床和手术因素与预测患者重返工作岗位关系,2018 年,有一项来自美国多地区脊柱外科与神经外科的多中心研究对此进行了探讨并构建了临床预测模型^[12]。该模型使用 Nomogram 这种方式,在收集的数据中筛选出 10 个预测因子纳入了模型中用于预测使用手术治疗颈椎疾病的患者 3 个月后重返工作岗位的可能性。通过该研究开发的 Nomogram,脊柱外科医生可以用来快速评估患者重返工作岗位的可能性,并且,这样的临床预测工具可以在与患

者及患者家属术前沟通期间增强共享的决策方法,并提供一个长期改善患者结果和降低成本的可能。

颈椎疾病的患者在术后持续使用阿片类药物的是十分常见的,其对病人造成的副作用值得相关研究者和临床医生关注^[13]。考虑到长期使用阿片类药物给患者带来的风险,2019 年一项发表于 Spine J、来自美国哈佛大学麻省总院的研究,该研究使用机器学习的预测模型对颈椎前路椎间盘切除融合术(anterior cervical discectomy fusion, ACDF)术后患者持续使用阿片类药物的风险进行预测^[14]。该研究纳入了 2737 例接受过 ACDF 治疗的患者,并且构建了 5 种机器学习算法的模型,包括随机梯度增压(stochastic gradient boosting)、随机森林(random forest)、支持向量机(support vector machine)、神经网络(neural network)和惩罚 Logistic 回归(penalized Logistic regression)。该研究建立基于机器学习的临床预测模型可用于对需要进行 ACDF 的患者长期使用阿片类药品风险进行分层,并且针对不同患者量身定制围手术期的管理,以降低这一人群长期使用阿片类药物的可能性。当然,对于绝大多数没有计算机专业背景的临床医生而言,想要深刻理解机器学习算法是困难的。临床医生可以将机器学习算法当作一个“黑箱”的工具来服务于临床工作,而不是必须搞清其背后复杂的机理。

2.2 腰椎部位疾病

手术治疗带来的医源性损伤也是脊柱外科医生经常被困扰的问题。如何高效、准确地预测脊柱外科手术中出现的医源性损伤,这对于指导手术的方式、策略有着极大的价值。与此同时,影像学证据也是在术前对患者评估的一项重要依据,便捷的影像学辅助工具在未来也会成为脊柱外科医生的一大利器。

腰椎前路手术并发医源性血管损伤的发生率大概在 2.5%~24%^[15]。为了在腰椎前路手术前预测医源性血管损伤的风险,来自美国哈佛医学院的 Karhade 等基于机器学习算法开发了预测模型用于在术前评估患者的风险^[16]。该作者基于机器学习的自然语言处理(natural language processing, NLP)算法,纳入 6 项预测因子构建临床预测模型。值得一提的是,为了便于使用,作者建立了网页计算器(https://sorg-apps.shinyapps.io/lumbar_vascular_injury/),这极大提高了预测模型的临床实用价值。在网络状况良好的地区,脊柱外科医生可以简单地使用手机登录网页就可以轻松且准确地评估患者血管损伤风险,为降低术中不良事件提供了更多机会。

腰椎管狭窄造成的脊髓或神经根压迫目前认为是腰椎间盘突出神经根病和脊髓病的基础,这两种疾病都是影响患者生存治疗的主要原因^[17]。2019 年,一项来自美国加州大学洛杉矶分校的 Gaonkar 博士等基于医学影响信息和机器学习方法建立了腰椎椎管面积定量分析的临床预测模型^[18]。该研究使用机器学习算法在腰椎 MRI 的轴位面上分割腰椎管区域,在腰椎矢状面上分割椎间盘,同时用来测量每

个腰椎水平(L1~L5)的椎管面积。并且将机器生成的轮廓与人工测量生成的轮廓进行比较,以验证该模型。结果显示,该模型可以在没有人工输入的情况下,可以准确地检测和定量测量腰椎管的面积,并且与人工测量的结果无明显差异。可以想象,在未来,腰椎管狭窄的放射学诊断中引入客观范例已经不止存在于想象之中。机器学习技术结合影像学的,在未来对于脊柱外科疾病诊断甚至是医疗决策对的选择都能提供巨大帮助。

2.3 脊柱肿瘤

2.3.1 脊柱原发肿瘤 临床预测模型在很多肿瘤疾病中都有研究和应用^[8,19-21]。与其他疾病相比,肿瘤学的相关预测模型开发是最为常见的。尤其是作为评价肿瘤治疗结果的生存期而言,临床预测模型在多因素的研究中有着传统的肿瘤分期中(如 TNM 分期)不可比拟的优势,可以纳入更多影响预后的人口学、临床病理和治疗等多种因素,有着更加准确的预测能力^[2]。这些优势在脊柱原发肿瘤和转移瘤中同样存在。同时,考虑到肿瘤疾病的特点,寻找临床预测模型开发的切入点也有不同的思路。

脊柱原发肿瘤的发病率较低,因此单一机构的病例数量对于构建临床预测模型来说是比较困难的。所以,很多学者将注意力集中在一些公共数据库中,如美国国立癌症研究所的监测、流行病学和结果(National Cancer Institute, The Surveillance, Epidemiology, and End Results Program, SEER)数据库。基于 SEER 数据库开发的脊柱相关肿瘤的临床预测模型在中文和英文相关研究均有不少发表,包括如骨肉瘤^[23]、尤文氏肉瘤^[24]、脊索瘤^[21]等。这些研究采用的分析方法大致相同,在生存预测模型上使用 Kaplan-Meier 生存曲线或者 Cox 回归筛选从 SEER 数据库中相关因素,根据统计学结果(大部分研究使用 $P < 0.05$,也有研究使用 $P < 0.1$ 或 0.2)、文献报告或者业界共识等标准纳入相关预测因子构建临床预测模型,并且均选择了 Nomogram 这一表现形式。在处理连续变量上,有学者使用 x-tile 软件选取截断值,将连续变量转化为分类变量^[25]。在这一点上其实存在争议,因为连续变量可能存在更多的细节,但是在临床应用起来并没有分类变量更容易解释和使用。一项预测脊柱骨肉瘤生存期的预测模型中^[25],将年龄这种连续变量通过 x-tile 划分出 20 岁这个截断值,但是实际中 21 岁真的比 20 岁的患者高了 2.2 倍的风险吗?答案显然不是。因此,在数字化的时代应该开发出动态的 Nomogram 或者网页计算器方便临床工作使用并使用连续变量保留更多数据细节,提高预测准确率,而不是使用传统 Nomogram,简单的转化成为分类变量。

临床预测模型也不仅限于应用在肿瘤的生存预测上。从 2010 年起,SEER 数据库提供了肿瘤特定部位转移的相关数据,因此有部分学者注意到了该数据的临床价值。2020 年,来自郑州大学第一附属医院骨科的 Jie Wang 等人利用 SEER 数据库,构建了预测尤文氏肉瘤肺转移风险的临床预测模型^[26]。该研究通过最小绝对收缩和选择算

子(the least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)和多因素 Logistic 回归分析确定尤文氏肉瘤肺转移的预测因子。利用受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic, ROC)和校准曲线(calibration curve)验证了模型的判别和校准能力。同时,该研究者采用决策曲线分析(Decision curve analysis, DCA)评价预测模型的临床有用性和净效益。该研究在使用了 DCA 用于评估模型的临床价值比其他研究仅仅使用 ROC 曲线下的面积更有说服力。目前有很多顶级期刊有相关报告支持 DCA 的价值^[27,28],因此临床预测模型的研究者们应更加关注 DCA 的研究和应用。

2.3.2 脊柱转移瘤 保守治疗与手术治疗谁能给患者的结局带来更好的结局一直是外科医生关心的话题。临床预测模型有可能成为解决这一难题的辅助工具。

由于癌症诊断技术的进步,肿瘤骨转移的患者数量呈上升趋势^[29]。在肿瘤骨转移的患者中,脊柱是最常见的转移部位^[30]。脊柱转移可能导致严重的顽固性疼痛、病理性骨折、脊髓压迫和脊柱不稳,甚至直接危及生命^[31]。目前,脊柱转移瘤治疗的主要目标通常是尽可能延长患者的寿命,从而最大限度地缓解症状,从而提高患者的生活质量。有研究者认为脊柱转移瘤的手术被认为与围手术期的高发病率以及医源性神经功能下降的可能性有关。因此,许多患者会选择非手术治疗,以避免围手术期并发症。然而,有研究认为,在非手术治疗后再接受手术的患者伤口破裂、感染和结构失败的风险增加^[32]。因此,在确诊时识别非手术治疗失败的风险增加的患者将是有很重要的价值。Schoenfeld 等为此开发了一项预测非手术治疗“失败”的临床预测模型^[33]。

天津医院骨肿瘤科的 Yang 等收集了三个医学中心的脊柱转移瘤患者的相关数据,回顾性分析确定转移性脊柱疾病的重要预后因素,并创建一个 Nomogram 来预测存活率^[34]。对于单中心或者来自中国大陆以外的地区的数据库建立的模型而言,来自中国的多中心研究对于中国的脊柱外科医生更有说服力和适用性。但是考虑到多中心合作的困难,想要使用来自非本地区数据或者公共的数据库建立的临床预测模型,可以通过收集本地数据对其做外部验证,已明确其在该地区是否仍有识别和预测能力。2016 年,来自美国骨骼肿瘤学研究组(Skeletal Oncology Research Group, SOG)的研究者建立了一个 Nomogram 来预测脊柱转移疾病患者的生存,同时该研究者还基于算法绘制了评分表^[35]。临床预测模型通常在开发它们的数据上更准确,需要外部验证来证明其能否被广泛使用^[36]。因此,2017 年,来自美国马萨诸塞州总医院整形外科的 Nuno Rui Paulino Pereira 的博士收集了外部数据对 SOG 开发的临床预测模型进行了外部验证^[37]。该研究结果显示了 SOG 开发的 Nomogram 准确估计可手术脊柱转移性疾病的 3 个月和 12 个月存活率。相对于上述大部分研究使用的内部验证,或者拆分为训练组和验证组分别进行建模和

验证的预测模型,使用外部数据进行验证会增加模型的适用范围。当然,考虑到 SOG Nomogram 的外部验证数据集同样来自北美地区,在人种构成、生活饮食习惯以及就医模式等与中国情况差异巨大,在中国范围内使用该预测模型前,建议使用来自中国的数据进行再一次外部验证。

2.4 脊柱其他疾病

不仅仅是对于脊柱疾病的治疗上可以应用临床预测模型,在其术后护理、医疗经济层面、术后内固定等,均有开发的潜力。2019 年,美国霍普金斯医院的 Pennington 等依据患者在门诊自述的症状和健康状况在脊柱外科门诊预测手术可行性和手术利用率方面的 Nomogram^[38]。该研究目前的试点研究开发的 Nomogram 能够基层骨科或者脊柱外科医师在门诊用来识别非手术患者。这些患者可以直接进行非手术治疗,如物理治疗或疼痛管理,潜在地提高了患者的总体满意度,降低了医疗成本。

随着对高质量护理和康复的日益重视,许多医院手术科室一直在努力提高质量和效率,减少并发症。脊柱手术术后恢复延迟或者转诊去康复机构会导致住院时间延长,医保和患者成本增加,医院获得性并发症的风险更大,患者满意度降低^[39]。2020 年,约翰·霍普金斯大学神经外科脊椎畸形和脊柱肿瘤外科的 Lubelski 博士等^[40]收集了人口学变量、保险状况、基线合并症、麻醉药品使用、手术特点、术后住院时间和出院处置等资料,进行单变量和多变量分析以确定术后患者住院时间延长相关因素,并且建立的网页计算器用来识别最有可能出院到康复机构的患者,并预测脊柱手术后的住院时间(<https://jhuspine1.shinyapps.io/RehabLOS/>)。该模型有 89% 的预测准确率,在临床工作中用于简化脊柱外科患者的术后时间,优化资源利用,改善为患者提供的护理。

脊椎融合术后融合器沉降是影响患者生活质量的一大因素,甚至导致神经根再度受压^[41]。重庆医科大学的王犇等^[42]综合了相关报道中导致椎间融合器沉降影响因素,通过传统的 Logistics 回归和机器学习算法中的 SVM,建立预测融合器沉降的临床预测模型。该研究首次关注到了骨盆参数对于椎间融合器的影响。即使是经过验证过的模型,通过不断研究和认识的进步,纳入新的、有价值的参数更新模型,在临床预测模型的整个生命周期中需要动态存在。但是,该研究并未将模型可视化,这使该模型的临床实用性大打折扣。

3 临床预测模型在脊柱外科的应用前景和未来展望

培养一个优秀的脊柱外科医生需要的大量的经验与实践。与此同时,我国依然长期处在社会主义初级阶段,医疗资源分配不均衡,优质的医疗资源依然集中在一线城市和各大省会城市的顶级三甲医院中。而基层医院,如农村医院、县城医院和一些偏远地区的三级医院,面对复杂的脊柱外科疾病时会出现较高的误诊率,治疗手段同样有限,不得不将患者转诊至上级医院,增加了医疗成本和患

者负担。通过建立临床预测模型,将顶级三甲医院的多年积累临床经验转化为可以量化、可视化与动态化的网页计算器或者手机 App,可以最大限度地提升基层医院的脊柱外科医疗水平。得益于我国智能手机的普及率和强大的基建能力,基层医师或者公共卫生人员可以简单便捷地使用手机或者电脑评估各种不同情况患有脊柱外科疾病患者各种风险,基于这些客观指标,可以降低误诊率和医疗资源的浪费。

另一个方面,临床预测模型在未来有可能成为一项常规的辅助工具,如图实验室检查或者 CT、MRI 等。但是目前其依然没有发展到可以代替医生做临床决断,这牵扯到医学伦理问题。如同无人驾驶汽车一样,出现车祸的事故责任是驾驶员还是开发人工智能的研究人员。临床预测模型模型并不能做到理想与现实的绝对一致性,因此导致的医疗风险出现,责任划分同样也需要伦理专家更加深入思考。

目前,脊柱外科领域的临床预测模型研究来看,目前大多数研究依然是单一中心的回顾性研究,这些单中心研究很难有强大的说服力提高模型的使用率。同时,这些研究没有统一的预测因子筛选办法,甚至有部分基于 SEER 数据库同一病理类型的肿瘤做相同的预后模型时,纳入的相关预测因子也不尽相同。这不得不导致研究者和临床医生对这些模型的识别能力和预测准确率的质疑。建立一个统一、得到业界认可的预测因子纳入标准,是临床预测模型发展必要条件。这需要临床医生与统计学专家共同努力。

同时,模型的开发者在前期研究时,也会出现有相关文献报告有统计学差异的预测因子,但是在自己收集的数据中无明显差异。这是单中心数据集的局限性,也无法避免回顾性分析的数据偏倚风险。有学者^[43]建议应综合统计学、既往文献报道和临床共识等三个标准筛选预测因子。这能在一定程度上避免单中心回顾性研究的缺点,但是也有研究者质疑为什么要纳入没有统计学差异的预测因子。

医学从先前的经验医学,发展到如今的循证医学,在未来针对不同患者情况的精准医学。在未来建立中国自己的多中心数据库,对于从循证医学迈入精准医疗有重大意义。随着经济发展、技术逐渐进步,数据的收集也更加容易,机器学习算法能发现更复杂数据的细节,临床预测模型能更加精准的服务于脊柱外科医生和患者。

4 参考文献

1. Ponkilainen VT, Toivonen L, Niemi S, et al. Incidence of spine fracture hospitalization and surgery in Finland in 1998–2017[J]. Spine, 2020, 45(7): 459–464.
2. 欧阳汉强,姜亮,刘晓光,等. 人工智能在脊柱影像中的应用现状及发展趋势相关研究进展[J]. 中国脊柱脊髓杂志, 2019, 29(12): 1129–1132.
3. 谷鸿秋,周支瑞,章仲恒,等. 临床预测模型:基本概念、应用

- 场景及研究思路[J]. 中国循证心血管医学杂志, 2018, 10(12): 1454-1456.
4. Moons KG, Altman DG, Reitsma JB, et al. Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis (TRIPOD): explanation and elaboration [J]. *Ann Intern Med*, 2015, 162(1): W1-73.
5. Bi WL, Hosny A, Schabath MB, et al. Artificial intelligence in cancer imaging: clinical challenges and applications[J]. *CA Cancer J Clin*, 2019, 69(2): 127-157.
6. Li W, Wang H, Dong S, et al. Establishment and validation of a nomogram and web calculator for the risk of new vertebral compression fractures and cement leakage after percutaneous vertebroplasty in patients with osteoporotic vertebral compression fractures[J]. *Eur Spine J*, 2022, 31(5): 1108-1121.
7. 李文乐, 王浩胜, 宁丽俊, 等. 骨质疏松患者经皮椎体成形后骨水泥渗漏风险分析及预测模型验证[J]. 中国组织工程研究, 2022, 26(10): 1477-1482.
8. Dong S, Yang H, Tang ZR, et al. Development and validation of a predictive model to evaluate the risk of bone metastasis in kidney cancer[J]. *Front Oncol*, 2021, 11: 731905. doi: 10.3389/fonc.2021.731905.
9. Li W, Wang J, Liu W, et al. Machine learning applications for the prediction of bone cement leakage in percutaneous vertebroplasty[J]. *Front Public Health*, 2021, 9: 812023. doi: 10.3389/fpubh.2021.812023.
10. 雷明星, 刘耀升, 周诗国, 等. 肺癌脊柱转移瘤脊髓压迫后路减压内固定术生存期预测模型的建立[J]. 中华骨与关节外科杂志, 2015, 8(6): 495-501.
11. Lubelski D, Alentado V, Nowacki AS, et al. Preoperative nomograms predict patient-specific cervical spine surgery clinical and quality of life outcomes[J]. *Neurosurgery*, 2018, 83(1): 104-113.
12. Devin CJ, Bydon M, Alvi MA, et al. A predictive model and nomogram for predicting return to work at 3 months after cervical spine surgery: an analysis from the quality outcomes database[J]. *Neurosurg Focus*, 2018, 45(5): E9. doi: 10.3171/2018.8.FOCUS18326.
13. Brummett CM, Waljee JF, Goesling J, et al. New persistent opioid use after minor and major surgical procedures in US adults [J]. *JAMA Surg*, 2017, 152(6): e170504. doi: 10.1001/jamasurg.2017.0504.
14. Karhade AV, Ogink PT, Thio Q, et al. Machine learning for prediction of sustained opioid prescription after anterior cervical discectomy and fusion[J]. *Spine J*, 2019, 19(6): 976-983.
15. Bateman DK, Millhouse PW, Shahi N, et al. Anterior lumbar spine surgery: a systematic review and meta-analysis of associated complications[J]. *Spine J*, 2015, 15(5): 1118-1132.
16. Karhade AV, Bongers MER, Groot OQ, et al. Development of machine learning and natural language processing algorithms for preoperative prediction and automated identification of intraoperative vascular injury in anterior lumbar spine surgery[J]. *Spine J*, 2021, 21(10): 1635-1642.
17. Andaloro A. Lumbar spinal stenosis[J]. *JAAPA*, 2019, 32(8): 49-50. doi: 10.1097/01.JAA.0000569788.21941.ca.
18. Gaonkar B, Villaroman D, Beckett J, et al. Quantitative analysis of spinal canal areas in the lumbar spine: an imaging informatics and machine learning study[J]. *AJNR Am J Neuroradiol*, 2019, 40(9): 1586-1591. doi: 10.3174/ajnr.A6174.
19. Li W, Dong S, Wang H, et al. Risk analysis of pulmonary metastasis of chondrosarcoma by establishing and validating a new clinical prediction model: a clinical study based on SEER database[J]. *BMC Musculoskelet Disord*, 2021, 22(1): 529. doi: 10.1186/s12891-021-04414-2.
20. 李文乐, 胡朝晖, 王永辉, 等. 列线图在骨肿瘤疾病的应用与研究进展[J]. 中国骨与关节杂志, 2021, 10(8): 624-629.
21. 李文乐, 胡朝晖, 王永辉, 等. 基于 SEER 数据库脊索瘤临床预测模型的建立及验证[J]. 中国骨与关节杂志, 2021, 10(2): 85-92.
22. Lee YH, Bang H, Kim DJ. How to establish clinical prediction models[J]. *Endocrinol Metab(Seoul)*, 2016, 31(1): 38-44. doi: 10.3803/EnM.2016.31.1.38.
23. Li W, Dong S, Wang B, et al. The construction and development of a clinical prediction model to assess lymph node metastases in osteosarcoma[J]. *Front Public Health*, 2022, 9: 813625. doi: 10.3389/fpubh.2021.813625.
24. Zhang J, Pan Z, Yang J, et al. A nomogram for determining the disease-specific survival in Ewing sarcoma: a population study [J]. *BMC Cancer*, 2019, 19(1): 667. doi: 10.1186/s12885-019-5893-9.
25. 徐仑, 程默, 严望军. 基于 SEER 数据库脊柱骨肉瘤预后预测模型列线图的建立[J]. 医学研究杂志, 2020, 49(11): 38-43.
26. Wang J, Fan Y, Xia L. Lung metastasis probability in Ewing sarcoma: a nomogram based on the SEER database[J]. *Curr Oncol*, 2020, 28(1): 69-77. doi: 10.3390/curroncol28010009.
27. Fitzgerald M, Saville BR, Lewis RJ. Decision curve analysis [J]. *JAMA*, 2015, 313(4): 409-410. doi: 10.1001/jama.2015.37.
28. Coylewright M, O'Neill E, Sherman A, et al. The learning curve for shared decision-making in symptomatic aortic stenosis [J]. *JAMA Cardiol*, 2020, 5(4): 442-448. doi: 10.1001/jamacardio.2019.5719.
29. Groenen KHJ, Van Der Linden YM, Brouwer T, et al. The Dutch national guideline on metastases and hematological malignancies localized within the spine: a multidisciplinary collaboration towards timely and proactive management [J]. *Cancer Treat Rev*, 2018, 69: 29-38. doi: 10.1016/j.ctrv.2018.05.013.
30. Ren G, Esposito M, Kang Y. Bone metastasis and the

- metastatic niche[J]. J Mol Med(Berl), 2015, 93(11): 1203–1212. doi: 10.1007/s00109-015-1329-4.
31. Quinn RH, Randall RL, Benevenia J, et al. Contemporary management of metastatic bone disease: tips and tools of the trade for general practitioners [J]. Instr Course Lect, 2014, 63: 431–441.
 32. Barzilai O, McLaughlin L, Amato MK, et al. Predictors of quality of life improvement after surgery for metastatic tumors of the spine: prospective cohort study [J]. Spine J, 2018, 18(7): 1109–1115. doi: 10.1016/j.spinee.2017.10.070.
 33. Schoenfeld AJ, Schwab JH, Ferrone ML, et al. Non-operative management of spinal metastases: a prognostic model for failure[J]. Clin Neurol Neurosurg, 2020, 188: 105574. doi: 10.1016/j.clineuro.2019.105574.
 34. Yang XG, Feng JT, Wang F, et al. Development and validation of a prognostic nomogram for the overall survival of patients living with spinal metastases[J]. J Neurooncol, 2019, 145(1): 167–176. doi: 10.1007/s11060-019-03284-y.
 35. Paulino Pereira NR, Janssen SJ, Van Dijk E, et al. Development of a prognostic survival algorithm for patients with metastatic spine disease[J]. J Bone Joint Surg Am, 2016, 98(21): 1767–1776. doi: 10.2106/JBJS.15.00975.
 36. Collins GS, Reitsma JB, Altman DG, et al. Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis (TRIPOD): the TRIPOD statement [J]. BMJ, 2015, 350: g7594. doi: 10.1136/bmj.g7594.
 37. Paulino Pereira NR, McLaughlin L, Janssen SJ, et al. The SORG nomogram accurately predicts 3- and 12-months survival for operable spine metastatic disease: external validation[J]. J Surg Oncol, 2017, 115(8): 1019–1027. doi: 10.1002/jso.24620.
 38. Pennington Z, Lubelski D, Tanenbaum J, et al. Utility of patient-reported symptoms and health conditions for predicting surgical candidacy and utilization of surgery via an outpatient spine clinic nomogram [J]. Clin Spine Surg, 2019, 32(10): E407–E415.
 39. Ogink PT, Karhade AV, Thio Q, et al. Predicting discharge placement after elective surgery for lumbar spinal stenosis using machine learning methods[J]. Eur Spine J, 2019, 28(6): 1433–1440. doi: 10.1007/s00586-019-05928-z.
 40. Lubelski D, Ehresman J, Feghali J, et al. Prediction calculator for nonroutine discharge and length of stay after spine surgery[J]. Spine J, 2020, 20(7): 1154–1158. doi: 10.1016/j.spinee.2020.02.022.
 41. Macki M, Anand SK, Surapaneni A, et al. Subsidence rates after lateral lumbar interbody fusion: a systematic review[J]. World Neurosurg, 2019, 122: 599–606. doi: 10.1016/j.wneu.2018.11.121.
 42. 王犇, 欧云生. 可预测腰椎间融合器沉降风险的人工智能预测模型[J]. 安徽医科大学学报, 2020, 55(7): 1144–1146.
 43. 谷鸿秋, 王俊峰, 章仲恒, 等. 临床预测模型:模型的建立[J]. 中国循证心血管医学杂志, 2019, 11(1): 14–16, 23.

(收稿日期:2021-09-29 末次修回日期:2022-01-13)

(本文编辑 彭向峰)

更正

《中国脊柱脊髓杂志》2022 年第 6 期 538 页的表 3 中数据出现错误,特此更正如下(左侧为原表,右侧为更正后的表格)。对因此给作者及读者造成的不便深表歉意。

表 3 影像学测量结果

Table 3 Imaging measurement results

	a值(mm) Values of a
C3-4	1.43±0.07
C4-5	1.95±0.14
C5-6	3.03±0.19
C6-7	4.98±0.21

表 3 影像学测量结果

Table 3 Imaging measurement results

	a值(mm) Values of a
C3-4	1.45±0.06
C4-5	1.96±0.11
C5-6	3.06±0.16
C6-7	5.03±0.19