

机器学习在脊髓损伤诊治中的应用进展

钟琳兴 魏梁锋

福建医科大学福总临床医学院(联勤保障部队第九〇〇医院)神经外科,福州 350025

通信作者:魏梁锋, Email: wlf74@163.com

【摘要】 脊髓损伤可导致患者出现暂时或永久性的运动和感觉功能障碍,不仅给患者带来巨大的痛苦和不便,也为社会及家庭带来难以预估的经济负担。随着科技水平的不断进步,机器学习已被应用于脊髓损伤的诊疗、康复过程中,临床医生可以利用现有的数据构建模型,更高效、准确地指导诊断、治疗和康复。本文针对近年来机器学习在脊髓损伤诊治中的应用进展进行综述,以期对该病的临床治疗提供帮助。

基金项目:福建省自然科学基金(2021J011276);联勤医学重点专科项目(LQZD-SW)

DOI: 10.3760/cma.j.cn112050-20230808-00027

脊髓损伤(spinal cord injury, SCI)是一种严重的神经系统疾病,通常由创伤性事件引起,如交通事故、跌倒或暴力损伤,也可由感染、肿瘤、脊柱退行性疾病、缺血性再灌注损伤和血管原因等引起^[1]。SCI 可导致肢体运动障碍、感觉缺失以及自主神经功能紊乱等,对患者的生命质量和功能造成严重影响^[2]。现有数据显示,中国共有 759 302 例因创伤原因引起的 SCI 患者,每年新增 66 374 例^[3]。在美国,SCI 患者的平均终身康复费用可能超过 75 万美元/人,致使该国 SCI 的年支出总额高达 60 亿美元^[4];而对于完全性 SCI 患者而言,出院后的长期康复、照护等费用更是加重了家庭的经济负担。因此,早期精确诊断 SCI 并根据病情提供个体化的治疗至关重要。近年来,机器学习作为人工智能的重要研究方向已遍及医学的各个领域,相关研究也层出不穷。从进行简单的早产风险预测^[5]到高度准确预测蛋白质结构^[6],再到各种恶性肿瘤预后的预测^[7],机器学习在不断发展。不同于以往的传统方法,机器学习的最大优势是能够摆脱规则束缚,学习并处理未知数据,其在某些领域已经可以与人类智能相媲美,甚至可实现人脑难以达到的智能水平^[8],这让机器学习运用于 SCI 中成为可能。

本综述旨在总结机器学习在 SCI 疾病中的应用进展,主要针对机器学习在 SCI 的诊断、术中管理、预后预测、康复等方面进行探讨。

一、机器学习的相关概述

机器学习是一门研究计算机如何从数据中学习的学科,是统计学和计算机科学的交叉学科,统计学试图从数据中寻找不同因素的规律性及相关性;而计算机科学则更强调高效的计算算法^[9]。机器学习包括传统的决策树(decision tree, DT)、随机森林(random forests, RF)、k-近邻算法(k-nearest neighbor, KNN)、线性回归和 logistic 回归等,还包括深度学习,如卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、循环神经网络和生成对抗网络等^[10]。根据学习类型的不同,

主要分为监督学习和无监督学习。监督学习涉及被人为标识的数据集,以便预测未知数据的结果,所以这类模型较为准确且不易产生偏差^[11]。而无监督学习则涉及没有因变量的数据集,目标是探索数据并得到数据之间的潜在规律^[12]。事实上,机器学习在医学方面的应用大部分仍采用监督学习,常用的方法包括 DT、RF 和 KNN 算法等。机器学习最早的研究可追溯至 1943 年,由 Warren 等学者提出神经网络层次结构模型,并确立了有关神经网络的计算模型理论,这为后续机器学习的发展奠定了基础。1959 年 Brodman 等研究认为,从各个方面对疾病的症状做出正确解读都是一个合乎逻辑的过程,可以由机器来代替执行^[13]。由此拉开了机器学习在医学领域运用的序幕。随着研究的不断深入,机器学习已被广泛应用于医学的各个领域中,临床医生可以利用现有的数据进行分析,可更高效、准确地对某一疾病进行全方位预测,提高了医疗服务的质量。

二、机器学习在 SCI 诊断中的应用

及时、准确地诊断 SCI 对于其治疗和康复至关重要。传统的诊断方法主要依赖于影像学表现,如 X 线、CT、MRI 等。其中 X 线和 CT 是基本方法,可显示脊髓旁椎体压缩的情况、骨质形态结构及椎间隙改变等,从而帮助临床医生作出初步判断,但这两种检查方法均无法直接反映脊髓的受压情况。因此,现阶段对于 SCI 的诊断主要依赖 MRI,其能清晰地显示脊髓受损以及严重程度,同时也能提示脊髓水肿、髓内出血和周围软组织等情况,有利于尽早解除脊髓压迫,从而防止迟发性损伤。

目前,机器学习在 SCI 诊断方面展现出了巨大潜力,其通过对大量数据进行训练,从中提取有效特征并建立模型,以帮助临床医生进行更为准确的诊断。Arslan 等^[14]通过人工神经网络及利用皮肤阻抗分析来辅助 SCI 中无意识或无法配合患者的诊断。在此项研究中还使用了支持向量机和层次聚类树分析来进行数据分类,基于这三种机器学习模型

与对照组在 SCI 患者的分类上进行了比较。结果表明,支持向量机和层次聚类树分析比人工神经网络具有更高的识别精度,这有助于提高 SCI 诊断的整体性能。Tay 等^[15]开发的机器学习模型可用于检测从弥散张量成像(DTI)中收集的脊髓单个纵向切面是否存在 SCI。该研究首先构建工具用于分离脊髓图像,再利用脊髓不同截面各向异性的特点来训练和验证模型。结果显示,训练所得的模型在 DTI 图像检测 SCI 方面的特异度为 95.2%,灵敏度为 91.2%。Merali 等^[16]开发的 CNN 模型主要用于检测颈椎 MRI 中的脊髓压迫情况。该研究团队共纳入 289 例患者作为总数据集,其中 201 例患者共计 6 588 幅图像作为训练集,88 例患者共计 2 991 幅图像作为验证集。结果表明,在 Holdout 数据集上,模型的总体曲线下面积(area under the curve, AUC)为 94.0%,灵敏度为 88.0%,特异度为 89.0%,F1 分数为 82.0%,该模型提高了颈椎 MRI 图像判读的准确性和客观性。此外,McCoy 等^[17]通过纳入 47 例于 24 h 内接受 MRI 检查的 SCI 患者,基于二维 CNN 开发图像分析系统用于全脊髓和髓内病变分割,其有助于后续 MRI 标志物的识别和 SCI 的精确诊断。Masood 等^[18]对 5 只 SCI 模型猕猴进行了尾肌肌电图分析,该研究基于肌电图信号所得的数据与 CNN 相结合,构建一个非人类灵长类动物 SCI 分类系统。结果显示,与传统机器学习模型 KNN 相比,基于肌电图信号与 CNN 结合构建的分类系统具有更高的诊断准确性。综上所述,机器学习在 SCI 的诊断中具有一定的优越性,可以帮助临床医生处理大量数据并从中提取有效信息,从而提高工作效率、降低误诊率和漏诊率。

三、机器学习在 SCI 术中管理的应用

急性 SCI 的病情复杂多变,临床强调早期行手术减压,所以在术中更应进行科学、全面的管理,以免术后发生切口感染、深静脉血栓形成和脑脊液漏等并发症。现阶段,机器学习已开始应用于手术室,可用于优化手术过程,帮助临床医生管理患者术中的血压、心率、氧饱和度等,尤以血压管理最为重要。SCI 手术中若出现高血压或低血压均会影响患者的手术进程及术后神经功能恢复情况,且术中平均动脉压(mean arterial pressure, MAP)与患者术后运动恢复之间可能存在直接关系^[19]。以 MAP 为目标最大限度地提高脊髓灌注是 SCI 患者的临床护理基石^[20]。Torres-Espín 等^[21]对 118 例 SCI 患者的术中记录和神经结局数据进行了临床分析,选取 MAP、心率、年龄、手术时间、手术至出院时的天数等为变量,建立拓扑网络分析算法(即 Isomap),同时应用传统 logistic 回归和 Lasso 回归确定最佳 MAP 范围,研究结果表明,最佳 MAP 的范围:最低值为 76 ~ 104 mm Hg,最高值为 76 ~ 117 mm Hg(1 mm Hg = 0.133 kPa),且超过最佳 MAP 范围的手术时间越长,神经功能恢复的概率越低。Chou 等^[22]基于自动机器学习模型进一步加强了术中血流动力学监测,该模型阐明了术中高血压的预后风险,并确定了术中高血压与患者结局的不利关系。Agarwal 等^[23]在上述研究的基础上,通过 DT 算法来获得术中 MAP 管理的临床可行阈值。该项研究对 74 例行手术治疗的 SCI 患者进行了回顾性分析,

每例患者均行术中血流动力学监测,每隔 5 min 记录 1 次,累计 28 594 min,并纳入血管升压药物的种类、剂量、药物相关并发症、术中 MAP 等作为变量,根据美国脊髓损伤协会损伤量表(American Spinal Injury Association impairment scale, AIS)评分评估患者的临床结局。结果表明,MAP 为 80 ~ 96 mm Hg 的患者出院时 AIS 评分明显改善,而 MAP < 76 mm Hg 或 > 104 mm Hg 的患者则多提示神经功能发生恶化。上述多项研究表明,基于机器学习建立的术中血压管理模型若能在临床上得到普及,将帮助临床医生更合理地使用血管升压药物及提高手术效率。然而,由于 SCI 的发生发展过程具有诸多不确定性,在手术不同阶段相关参数也会发生变化。因此,有必要进一步优化参数,提高 SCI 术中管理的临床价值。

四、机器学习在 SCI 预后预测中的应用

机器学习作为一门新兴技术,其不断发展为 SCI 的预后预测提供了新的视角。相较于传统上依赖临床医生经验性评估而可能出现主观性和不确定性等问题,机器学习能够对现有的大量数据进行学习和分析,并根据所得结果作出快速预测。Kapoor 和 Xu^[24]利用美国国家统计局中心数据库的数据来构建机器学习模型,从而预测急性创伤性 SCI 患者出院时的 AIS 评分情况。结果显示,用于预测出院时 AIS 评分的最佳模型是岭回归分类器,并且其准确性随着样本量的增加而提高。Li 等^[25]通过收集在院 SCI 患者的临床资料,如年龄、性别、AIS 评分以及是否患有高血压、糖尿病等,构建用于预测术后院内肺部感染发生率的机器学习模型。结果显示,RF 模型为最佳预测模型,这为筛选术后发生肺部感染的高危患者提供了新的选择,可帮助临床医生作出相应的干预和诊疗措施。Shimizu 等^[26]通过对 135 例 24 h 内行手术治疗的创伤性 SCI 患者进行了回顾性分析,并构建机器学习模型用于预测术后 6 个月的神经功能预后情况。结果发现,CatBoost 模型显示出最高的准确度和 AUC。此外,入院时 AIS 评分、髓内出血、髓内 MRI T2 高信号的纵向范围和糖化血红蛋白被确定为预测该模型的重要特征。Kalyani 等^[27]采用 XGBoost 算法构建的机器学习模型用于预测颈部 SCI 患者的神经功能恢复情况。该研究将患者的性别、年龄、既往治疗史、MRI 结果等数据纳入训练集,训练 XGBoost 模型、logistic 回归和 DT 算法。结果显示,XGBoost 模型的 AUC 和准确度均高于传统 logistic 回归和 DT 算法,这为预测 SCI 患者神经功能的恢复情况提供了有力支持。Yang 和 Guo^[28]收集并分析了 1 231 例 SCI 患者的病例资料,进行数据预处理后,筛选出与出院后日常活动能力(activity of daily life, ADL)评分密切相关的 6 个特征,即入院时 ADL 评分、年龄、损伤节段、损伤原因、损伤部位和损伤程度。然后,采用哈里斯鹰优化算法(Harris Hawks optimizer, HHO)优化后的 RF(即 HHORF)和 RF 模型来预测患者出院后的 ADL 评分,结果发现 HHORF 的整体预测效果比 RF 更接近真实值,优化后模型的预测能力也得到很大提升。DeVries 等^[29]开发了无监督式机器学习模型来评估功能独立性测量评分,用于预

测 SCI 患者 1 年后的行走能力,并将结果与既往研究所得模型进行了比较,最终显示无监督模型使用更多数据后其准确性并无显著提高。Amrein 等^[30]基于机器学习模型来预测 SCI 患者使用手动轮椅时肩部所承受的负荷。该研究论证了模型预测肩部负荷的可行性,有利于减轻长期使用手动轮椅患者的肩部疼痛,从而改善患者的远期预后。Fallah 等^[31]开发和验证了可预测 SCI 患者住院及 1 年病死率的机器学习模型,结果显示该模型预测住院及 1 年病死率的 AUC 为 85% 和 86%,远高于基于损伤严重程度评分开发的模型。Fan 等^[32]开发了机器学习分类器,用于预测重症 SCI 患者在重症监护病房(ICU)的住院时长,有助于临床管理,合理利用医疗资源,从而减少患者的住院支出费用。

目前,机器学习在 SCI 的预后预测方面已取得了显著进展,但在预测肠道功能、褥疮等方面的研究鲜见报道。综上所述,机器学习的潜力巨大,期待未来可与 SCI 的其他临床指标相结合,以辅助临床医生早期识别各项预后风险。

五、机器学习在 SCI 康复中的应用

SCI 患者术后的早期康复尤为重要,传统康复模式多依赖于医生的相对主观意见来判断患者选用何种康复方式,这不利于患者的个体化恢复。因此,将机器学习运用于 SCI 患者的康复中,可为大样本患者提供康复的新思路,从而节约人力和物力,进行科学管理和改善患者的预后。Hori 等^[33]基于 DT 算法开发了临床预测准则,用于预测部分无法独立生活的 SCI 患者。该项研究共纳入 1 282 例 SCI 患者进行分析,纳入年龄、性别、残余功能水平、入院时 AIS 评分、住院时间等作为变量。结果显示,804 例 SCI 患者难以独立生活,该模型的 AUC 为 81.3%,分类准确度为 78.6%,灵敏度为 80.7%,特异度为 75.1%。尽管这些评估指标的水平不高,但仍具有积极的潜在价值,可为临床医生制定个体化康复方案提供帮助。对于 SCI 患者而言,恢复手指或手臂功能被认为是康复过程中功能的重大改善。O'Neill 等^[34]利用人类与啮齿类动物“伸手进食”这一相似性行为,基于机器学习分析小鼠的前肢伸手行为,从而评估 SCI 后小鼠肢体功能的恢复情况。同样,Duque 等^[35]基于机器学习并利用 DeepLabCut 视频分析软件记录 SCI 后松鼠猴从不同深度孔中抓取糖丸的行为。该研究根据视频抓取行为分析表明,松鼠猴受伤后至少 14 周内的精细功能仍然存在缺陷。Facchinello 等^[36]对 172 例 SCI 患者进行了前瞻性研究,并基于回归树形式开发机器学习模型预测 SCI 患者的远期功能预后。结果表明,患者入院时神经功能缺损的严重程度是最重要的预测因素,其他重要预测因素包括损伤严重程度评分、年龄和神经损伤水平。该模型可为术后早期康复阶段的优化康复计划提供参考。上述多项研究显示,机器学习在 SCI 康复中拥有广阔的应用前景,且随着科技的不断创新将成为一项不可或缺的数据分析技术。

六、展望

机器学习是一种强大的工具,具有将大量数据和变量联系在一起的能力,并从中找出复杂的非线性关系,这与传统的回归模型相比是其优势所在。尽管机器学习已在 SCI

的诊断、预后预测及康复等方面被广泛应用,但其过程仍易被样本量所影响,结果往往产生偏倚或误差。再者,模型的可解释性也是需要考量的因素。模型的可解释性越高,临床医生就越容易理解模型的预测价值,从而制定出符合患者利益的临床决策方案^[37]。为此,Lundberg 等^[38]采用 Shapley 加性解释(Shapley additive explanation, SHAP)算法用于解释任何机器学习模型的输出,并通过 SHAP 值对模型中每个变量的贡献值进行量化,从而促进模型的临床应用。未来将会有其他相关研究不断突破这一难以解释的问题^[39]。另外,受不同医疗中心诊断信息偏倚、专家意见以及医生水平参差不齐等因素的影响,使得模型的可重复性较差^[40]。因此,如何提高模型的可重复性也将成为今后研究的重点。

目前,关于机器学习的研究进展纷至沓来,特别是聊天机器人 ChatGPT 的问世,其可以在一些专业医学问题上提供高度精确和可靠的答案^[41]。未来可利用 ChatGPT 对 SCI 实施超早期救治。基于机器学习的人工智能领域依然有许多方面值得进一步探索,如机器学习预测 SCI 后肠道功能紊乱、褥疮等并发症的发生情况;通过机器学习有效干预 SCI 后患者心理疾患的发生情况;通过大数据分析和更新有关 SCI 诊疗的医保政策,进而减轻家庭和社区的负担等。相信不久的将来会有越来越多的研究不断推动机器学习在 SCI 疾病中的进一步应用。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

参 考 文 献

- [1] Alizadeh A, Dyck SM, Karimi-Abdolrezaee S. Traumatic spinal cord injury: an overview of pathophysiology, models and acute injury mechanisms[J]. Front Neurol, 2019, 10: 282. DOI: 10.3389/fneur.2019.00282.
- [2] 戎宏涛, 李思鹏, 郑博雯, 等. 硬膜外脊髓电刺激对慢性脊髓损伤后自主神经功能的影响[J]. 中华神经外科杂志, 2023, 39(9): 892-898. DOI: 10.3760/cma.j.cn12050-20221124-00548.
- [3] Jiang B, Sun D, Sun H, et al. Prevalence, incidence, and external causes of traumatic spinal cord injury in China: a nationally representative cross-sectional survey[J]. Front Neurol, 2021, 12: 784647. DOI: 10.3389/fneur.2021.784647.
- [4] Flack JA, Sharma KD, Xie JY. Delving into the recent advancements of spinal cord injury treatment: a review of recent progress[J]. Neural Regen Res, 2022, 17(2): 283-291. DOI: 10.4103/1673-5374.317961.
- [5] Woolery LK, Grzymala-Busse J. Machine learning for an expert system to predict preterm birth risk[J]. J Am Med Inform Assoc, 1994, 1(6): 439-446. DOI: 10.1136/jamia.1994.95153433.
- [6] Jumper J, Evans R, Pritzel A, et al. Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold[J]. Nature, 2021, 596(7873): 583-589. DOI: 10.1038/s41586-021-03819-2.
- [7] Swanson K, Wu E, Zhang A, et al. From patterns to patients: advances in clinical machine learning for cancer diagnosis, prognosis, and treatment[J]. Cell, 2023, 186(8): 1772-1791. DOI: 10.1016/j.cell.2023.01.035.
- [8] 杨军. 大数据与精准医学时代的智能神经外科[J]. 中华神经外科杂志, 2021, 37(9): 865-868. DOI: 10.3760/cma.j.cn12050-20210706-00334.
- [9] Deo RC. Machine learning in medicine[J]. Circulation, 2015, 132(20): 1920-1930. DOI: 10.1161/CIRCULATIONAHA.115.001593.
- [10] 崔东明, 陶春生. 腰椎间盘突出症机器学习的研究进展[J]. 中国矫形外科杂志, 2023, 31(12): 1121-1125. DOI: 10.3977/j.

- issn. 1005-8478. 2023. 12. 13.
- [11] 耿新, 成睿, 吉宏明. 人工智能在神经外科领域的应用进展[J]. 中华神经外科杂志, 2020, 36 (7): 748-751. DOI: 10.3760/cma.j.cn12050-20191011-00435.
 - [12] Burzykowski T, Rousseau AJ, Geubbelmans M, et al. Introduction to machine learning[J]. Am J Orthod Dentofacial Orthop, 2023, 163(5): 732-734. DOI: 10.1016/j.ajodo.2023.02.005.
 - [13] Haug CJ, Drazen JM. Artificial intelligence and machine learning in clinical medicine, 2023[J]. N Engl J Med, 2023, 388(13): 1201-1208. DOI: 10.1056/NEJMra2302038.
 - [14] Arslan YZ, Demirer RM, Palamar D, et al. Comparison of the data classification approaches to diagnose spinal cord injury[J]. Comput Math Methods Med, 2012, 2012; 803980. DOI: 10.1155/2012/803980.
 - [15] Tay B, Hyun JK, Oh S. A machine learning approach for specification of spinal cord injuries using fractional anisotropy values obtained from diffusion tensor images[J]. Comput Math Methods Med, 2014, 2014; 276589. DOI: 10.1155/2014/276589.
 - [16] Merali Z, Wang JZ, Badhiwala JH, et al. A deep learning model for detection of cervical spinal cord compression in MRI scans[J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 10473. DOI: 10.1038/s41598-021-89848-3.
 - [17] McCoy DB, Dupont SM, Gros C, et al. Convolutional neural network-based automated segmentation of the spinal cord and contusion injury: deep learning biomarker correlates of motor impairment in acute spinal cord injury[J]. AJNR Am J Neuroradiol, 2019, 40(4): 737-744. DOI: 10.3174/ajnr.A6020.
 - [18] Masood F, Sharma M, Mand D, et al. A novel application of deep learning (convolutional neural network) for traumatic spinal cord injury classification using automatically learned features of eng signal[J]. Sensors (Basel), 2022, 22(21): 8455. DOI: 10.3390/s22218455.
 - [19] Ehsanian R, Haefeli J, Quach N, et al. Correction: exploration of surgical blood pressure management and expected motor recovery in individuals with traumatic spinal cord injury[J]. Spinal Cord, 2020, 58(8): 943-945. DOI: 10.1038/s41393-020-0504-9.
 - [20] Hawryluk G, Whetstone W, Saigal R, et al. Mean arterial blood pressure correlates with neurological recovery after human spinal cord injury: analysis of high frequency physiologic data[J]. J Neurotrauma, 2015, 32(24): 1958-1967. DOI: 10.1089/neu.2014.3778.
 - [21] Torres-Espín A, Haefeli J, Ehsanian R, et al. Topological network analysis of patient similarity for precision management of acute blood pressure in spinal cord injury[J]. Elife, 2021, 10: e68015. DOI: 10.7554/eLife.68015.
 - [22] Chou A, Torres-Espin A, Kyritsis N, et al. Expert-augmented automated machine learning optimizes hemodynamic predictors of spinal cord injury outcome[J]. PLoS One, 2022, 17(4): e0265254. DOI: 10.1371/journal.pone.0265254.
 - [23] Agarwal N, Aabedi AA, Torres-Espin A, et al. Decision tree-based machine learning analysis of intraoperative vasopressor use to optimize neurological improvement in acute spinal cord injury[J]. Neurosurg Focus, 2022, 52(4): E9. DOI: 10.3171/2022.1.FOCUS21743.
 - [24] Kapoor D, Xu C. Spinal cord injury AIS predictions using machine learning[J]. eNeuro, 2023 (2023-02-03) [2023-08-08]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9831144>. DOI: 10.1523/ENEURO.0149-22.2022. [published online ahead of print].
 - [25] Li MP, Liu WC, Wu JB, et al. Machine learning for the prediction of postoperative nosocomial pulmonary infection in patients with spinal cord injury[J]. Eur Spine J, 2023, 32(11): 3825-3835. DOI: 10.1007/s00586-023-07772-8.
 - [26] Shimizu T, Suda K, Maki S, et al. Efficacy of a machine learning-based approach in predicting neurological prognosis of cervical spinal cord injury patients following urgent surgery within 24 h after injury[J]. J Clin Neurosci, 2023, 107: 150-156. DOI: 10.1016/j.jocn.2022.11.003.
 - [27] Kalyani P, Manasa Y, Ahammad SH, et al. Prediction of patient's neurological recovery from cervical spinal cord injury through XGBoost learning approach[J]. Eur Spine J, 2023, 32(6): 2140-2148. DOI: 10.1007/s00586-023-07712-6.
 - [28] Yang F, Guo X. Research on rehabilitation effect prediction for patients with sci based on machine learning[J]. World Neurosurg, 2022, 158: e662-e674. DOI: 10.1016/j.wneu.2021.11.040.
 - [29] DeVries Z, Hoda M, Rivers CS, et al. Development of an unsupervised machine learning algorithm for the prognostication of walking ability in spinal cord injury patients[J]. Spine J, 2020, 20(2): 213-224. DOI: 10.1016/j.spinee.2019.09.007.
 - [30] Amrein S, Werner C, Arnet U, et al. Machine-learning-based methodology for estimation of shoulder load in wheelchair-related activities using wearables[J]. Sensors (Basel), 2023, 23(3): 1577. DOI: 10.3390/s23031577.
 - [31] Fallah N, Noonan VK, Waheed Z, et al. Development of a machine learning algorithm for predicting in-hospital and 1-year mortality after traumatic spinal cord injury[J]. Spine J, 2022, 22(2): 329-336. DOI: 10.1016/j.spinee.2021.08.003.
 - [32] Fan G, Yang S, Liu H, et al. Machine learning-based prediction of prolonged intensive care unit stay for critical patients with spinal cord injury[J]. Spine (Phila Pa 1976), 2022, 47(9): E390-E398. DOI: 10.1097/BRS.0000000000004267.
 - [33] Hori T, Imura T, Tanaka R. Development of a clinical prediction rule for patients with cervical spinal cord injury who have difficulty in obtaining independent living[J]. Spine J, 2022, 22(2): 321-328. DOI: 10.1016/j.spinee.2021.08.010.
 - [34] O'Neill N, Mah KM, Badillo-Martinez A, et al. Markerless tracking enables distinction between strategic compensation and functional recovery after spinal cord injury[J]. Exp Neurol, 2022, 354: 114085. DOI: 10.1016/j.expneurol.2022.114085.
 - [35] Duque DH, Racca JM, Manzanera Esteve IV, et al. Machine-learning-based video analysis of grasping behavior during recovery from cervical spinal cord injury[J]. Behav Brain Res, 2023, 443: 114150. DOI: 10.1016/j.bbr.2022.114150.
 - [36] Facchinello Y, Beauséjour M, Richard-Denis A, et al. Use of regression tree analysis for predicting the functional outcome after traumatic spinal cord injury[J]. J Neurotrauma, 2021, 38(9): 1285-1291. DOI: 10.1089/neu.2017.5321.
 - [37] 罗泉, 程义, 吴骑, 等. 预测重症缺血性脑卒中死亡风险的模型: 基于内在可解释性机器学习方法[J]. 南方医科大学学报, 2023, 43(7): 1241-1247. DOI: 10.12122/j.issn.1673-4254.2023.07.21.
 - [38] Lundberg SM, Erion G, Chen H, et al. From local explanations to global understanding with explainable ai for trees[J]. Nat Mach Intell, 2020, 2(1): 56-67. DOI: 10.1038/s42256-019-0138-9.
 - [39] Magrabi F, Ammenwerth E, McNair JB, et al. Artificial intelligence in clinical decision support: challenges for evaluating AI and practical implications[J]. Yearb Med Inform, 2019, 28(1): 128-134. DOI: 10.1055/s-0039-1677903.
 - [40] Adamson AS, Welch HG. Machine learning and the cancer-diagnosis problem - no gold standard[J]. N Engl J Med, 2019, 381(24): 2285-2287. DOI: 10.1056/NEJMp1907407.
 - [41] Ayers JW, Poliak A, Dredze M, et al. Comparing physician and artificial intelligence chatbot responses to patient questions posted to a public social media forum[J]. JAMA Intern Med, 2023, 183(6): 589-596. DOI: 10.1001/jamainternmed.2023.1838.

(收稿: 2023 - 08 - 08 修回: 2024 - 05 - 04)

(本文编辑: 刘岩红)