

机器学习在癫痫疾病诊疗中的应用*

杨德波 牛彩琅 李鹏宏 景 玮

(山西医科大学第三医院/山西白求恩医院神经内科 太原 030032)

〔摘要〕 目的/意义 对机器学习在癫痫发作预测、诊断预测、发作检测、抗癫痫药物的疗效预测、癫痫手术预测等方面的近期应用情况进行总结分析。方法/过程 通过 PubMed 检索文献,总结各机器学习模型的性能及优缺点,以及机器学习技术面临的挑战。结果/结论 机器学习对癫痫疾病的诊疗具有重要作用,可为临床医生的诊疗工作提供参考。

〔关键词〕 机器学习; 癫痫发作预测; 癫痫诊断预测; 癫痫发作检测; 癫痫手术预测

〔中图分类号〕 R-058 〔文献标识码〕 A 〔DOI〕 10.3969/j.issn.1673-6036.2023.11.009

Application of Machine Learning in the Diagnosis and Treatment of Epilepsy

YANG Debo, NIU Cailang, LI Penghong, JING Wei

Neurology Department, Third Hospital of Shanxi Medical University/Shanxi Bethune Hospital, Taiyuan 030032, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** The recent applications of machine learning in epilepsy seizure prediction, diagnosis prediction, seizure detection, efficacy prediction of antiepileptic drugs, and epilepsy surgery prediction are summarized and analyzed. **Method/Process** Literatures are searched through PubMed to summarize the performance of each machine learning model and the challenges existing in machine learning technology. **Result/Conclusion** Machine learning plays an important role in the diagnosis and treatment of epilepsy, and can provide reference for clinical doctors' diagnosis and treatment work.

〔Keywords〕 machine learning; epilepsy seizure prediction; epilepsy diagnosis prediction; epilepsy seizure detection; epilepsy surgery prediction

1 引言

癫痫 (epilepsy) 是一种神经系统常见的慢性病^[1-3], 具有高致残率和高致死率的特点^[4]。癫痫发作的不确定性影响患者生活质量, 因此如何提升癫痫

发作的预测准确率、癫痫患者的治愈率仍是较大挑战。

人工智能 (artificial intelligence, AI) 是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术和应用系统。机器学习 (machine learning, ML) 尝试通过计算来近似或模仿人类识别模式。传统的 ML 模型包括支持向量机 (support vector machine, SVM)、决策树、逻辑回归及随机森林等。深度学习 (deep learning, DL) 是 ML 领域中一个新的研究方向, 主要采用多层神经网络, 显著增强了计算能力^[5]。近年来, ML 越来越多地应用于各种医疗场景, 包括脑卒中诊断^[6]、肺栓塞诊断^[7]、脑动脉瘤破裂风险预测^[8]等。ML 在癫痫疾病诊疗

〔修回日期〕 2023-04-21

〔作者简介〕 杨德波, 硕士研究生, 发表论文 1 篇; 通信作者: 景玮, 博士, 副主任医师。

〔基金项目〕 中国抗癫痫协会科研基金 (项目编号: CU-A-2021-26); 山西省自然科学基金 (项目编号: 20210302123486)。

中的应用也取得了进展，本文主要对近期 ML 在癫痫发作预测、癫痫发作检测、癫痫诊断预测、抗癫痫药物（antiepileptic drug, AED）疗效预测及癫痫手术预测方面的应用进行总结分析。

2 机器学习与癫痫发作预测

准确可靠的癫痫预测系统可以在癫痫发作前发出警报，最大限度地减少或避免癫痫发作造成的损害，因此，癫痫发作预测极其重要。通过 ML 解码癫痫发作前的异常脑电，可以有效进行癫痫发作预测。研究表明，DTAFNet^[9]、几何深度学习（geometric deep learning, GDL）^[10]、卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）^[11]及 SVM^[12]等模型显示出良好的癫痫发作预测性能。DTAFNet 模型对利用颅内和头皮脑电信号预测癫痫发作均具有良好性能，但该研究未选取最具代表性的患者脑电数据训练基本模型，未进一步提高模型的训练速度。GDL 独立受试者癫痫发作预测器在两个数据集上的预测准确率都超过了 95%，但其模型所采用的图形生成方法有待改进，以便更好地捕获数据中与对象无关的模式。CNN 和 SVM 模型也显示了良好的预测性能。SVM 模型^[12]在保持较低的误预测率的同时，提高了灵敏度。但该模型未在属于不同患者的训练和测试数据上执行，进而未收集关于不同患者发作前形态相似性的一些信息。以上研究表明基于脑电信号构建的 ML 模型可以有效预测癫痫发作，从而减少癫痫发作带来的伤害，见表 1。

表 1 癫痫发作预测的 ML 方法概述

作者	方法	数据库	模型性能
Yu Z Y 等 ^[9]	DTAFNet	SWEC - ETHZ	灵敏度 95.56%，FPR 0.27/h
	模型	CHB - MIT	灵敏度 89.47%，FPR 0.34/h
Dissanayake T 等 ^[10]	GDL	CHB - MIT - EEG	准确率 95.38%
	模型	Siena - EEG	准确率 96.05%
Singh K 等 ^[11]	CNN	CHB - MIT	发作前准确率 98.3%，发作间期准确率 97.4%
	模型		
Epmoghaddam D 等 ^[12]	SVM	CHB - MIT	准确率 99.05%，特异度
	模型		93.56%，灵敏度 99.09%，AUC 0.99

构建癫痫发作预测模型，对于减少癫痫患者的发作，合理管理用药以及改善生活质量有重要意义。然而，ML 临床应用面临重大挑战，包括监管问题、大数据要求和不明确的性能基准^[13]。ML 通常需要大量、一致的数据集训练算法。患者的一般情况、不同算法解决方案和统计分析等因素可以积极影响癫痫发作预测的有效性和可行性^[14-15]。

3 机器学习与癫痫诊断预测

癫痫诊断主要依据病史和脑电图，对于没有明确的癫痫发作以及脑电图没有表现出发作间期癫痫样放电（interepisodic epileptic discharges, IED）的患者，诊断需要更长时间。此外，不同癫痫专家对 IED 的判断不同^[16]。因此，基于 ML 构建癫痫诊断预测模型极为重要，见表 2。SVM 模型在癫痫诊断预测中也有应用。基于静息状态功能磁共振成像（resting state functional MRI, RS - fMRI）构建 SVM 模型^[17-18]，具有较高准确率和灵敏度，证实了基于有向图度量的 SVM 模型可作为临床颞叶癫痫（temporal lobe epilepsy, TLE）诊断的生物标志物。在 DL 领域，CNN^[19]模型在癫痫诊断预测方面也显示出了较好的预测性能，其可能有助于癫痫诊断实践。此外，有研究^[20]提出基于正电子发射断层显像（positron emission tomography, PET）的 DL 模型可有效识别儿童 TLE 患者的癫痫病灶，可用于癫痫患儿的未来诊断。虽然这些研究样本量有限，但说明了 ML 技术在成像分析中实现了新的探索。综上，许多研究已经将 ML 技术应用于成像数据分析。此外，ML 技术也能够从临床数据中诊断癫痫。例如，使用 SVM，Won D 等^[21]检查对比增益控制的视觉诱发电位测量，在区分特发性全面性癫痫患者方面获得良好性能。但是，在癫痫诊断预测领域，ML 应用推广存在障碍，包括训练数据集的大小、混杂的临床变量以及数据的可收集性和接受的可变性。

表2 癫痫诊断预测的 ML 方法概述

作者	方法	数据库	模型性能
Hao S 等 ^[17]	利用图论方法和 SVM	首都医科大学附属北京天坛医院收治的 23 例患者（男性 15 例，女性 8 例）	准确率 94.55%，灵敏度 91.30%，F1 分数 93.33%
Gao Y 等 ^[18]	SVM	武汉科技大学附属天佑医院诊断为 TLE 的 82 例患者	准确率 99.34%，灵敏度 100%，特异度 98.55%
Rijnders B 等 ^[19]	CNN	TUH EEG 癫痫数据库	准确率 85%，F1 分数 85%
Zhang Q 等 ^[20]	CNN	201 例儿童 TLE 患者	AUC 0.93

4 机器学习与癫痫发作检测

4.1 构建癫痫发作检测系统的意义

癫痫发作检测和诊断通常需要长时间监测患者的脑电信号。然而，不同阅图者之间的主观异质性及长时间信号的手动检查过程使其具有挑战性，因此，构建癫痫发作检测系统对于及时识别癫痫发作具有重要意义。

4.2 构建方法

基于脑电图信号^[22-23]构建 SVM 模型，在癫痫发作检测方面具有良好预测性能，更适合便携式/可穿戴

设备，同时可加快临床医生发现癫痫并对其进行特征描述。但脑电癫痫识别具有挑战性。DL 神经网络方法为脑电信号自动分类研究开辟新途径。研究表明，AnoVAE^[24]、BRRM-ONASNet^[25]以及 CNN^[26-27]模型在癫痫发作检测方面具有较高预测准确率（86.68% ~ 100%），显著提高癫痫检测性能。其中 AnoVAE 算法具有较高灵敏度和较低假阳性率（false positive rate, FPR），提高了自动癫痫检测性能。但是该算法是在住院患者中进行评估的，可能会降低在日常生活中的监测性能。BRRM-ONASNet 检测系统框架在一定程度上避免了传统 ML 方法的重要非线性特征丢失现象；对比研究表明，基于 BRRM 的生物标志物有效地识别了癫痫模式，见表 3。

表3 癫痫发作检测的 ML 方法概述

作者	方法	数据库	模型性能
Wen Y 等 ^[22]	SVM	CHB - MIT	灵敏度 91.86%，FPR 0.17/h
Ehrens D 等 ^[23]	SVM	美国约翰霍普金斯医院收治的 35 例患者颅内记录	灵敏度 87%（早期癫痫发作检测） 灵敏度 97.7%（一般癫痫发作检测）
You S 等 ^[24]	AnoVAE 算法	韩国首尔三星医疗癫痫中心 16 例患者（耳后脑电图）	灵敏度 94.2%，FPR 0.29/h（校正后）
Song Z 等 ^[25]	BRRM-ONASNet 癫痫发作检测系统	德国波恩大学癫痫数据库	准确率 100%
Gramacki A 等 ^[26]	基于 CNN 的 DL 模型	芬兰赫尔辛基医院新生儿重症监护病房 79 例新生儿脑电记录	准确率 96% ~ 97%
Duan L 等 ^[27]	基于 DL 癫痫发作自动检测	德国波恩大学数据集 CHB - MIT	准确率 97.2%，特异度 100% 准确率 86.68%，特异度 93.71%

4.3 癫痫发作检测领域面临的挑战

使用 ML 技术构建模型，提高了癫痫发作检测

性能，对癫痫早期预警、临床管理和靶向治疗具有重要意义。但癫痫发作检测领域仍面临着众多挑战。首先，网络上公共数据集存在不可访问以及不

能便捷获取数据问题；其次，可用于癫痫发作检测的数据集记录数量有限；最后，不同数据集采样频率不一致，较难将其集成到 DL 网络中。建立全面数据集有助于开发准确和稳健的模型。

5 机器学习与抗癫痫药物疗效预测

目前癫痫的主要治疗方法是 AED，主要依靠医生主观预测评估药物疗效，缺乏客观有效的生物学指标。因此，构建 AED 疗效预测模型至关重要。有研究^[28]通过评估 13 种 ML 算法在预测 AED 疗效方面的性能，表明随机森林算法性能最佳。该研究可帮助临床医生更好地预测家族遗传性全身性癫痫（genetic generalized epilepsy, GGE）患者的预后。但该研究在

进行模型训练时存在一定随机性，最终结果的数据量在实验数据中分布不平衡。有研究^[29]将 SVM 算法与 RS - fMRI 相结合，在预测 AED 疗效方面显示出良好性能，为 AED 病理生理机制和有效性提供关键见解。同样，国内也有相关研究^[30]利用 SVM 算法建立了预测丙戊酸钠血药浓度的模型，其准确度、模型预测值与实际观测值相关性较好，可为临床制订个体化给药方案提供参考。还有研究^[31]利用偏最小二乘法（partial least squares, PLS），对比分析使用左乙拉西坦前后 3 个月的脑电图特征，成功预测了 TLE 患者对 AED 的临床反应。此外，基于 DL 的 Transformer 模型^[32]在预测 AED 疗效中也显示出中等性能。以上研究均证明 ML 技术在预测 AED 疗效方面的能力，对癫痫患者药物选择具有指导意义，见表 4。

表 4 抗癫痫药物疗效预测的 ML 方法概述

作者	方法	数据库	模型性能
Wu J 等 ^[28]	随机森林（性能最佳）、逻辑回归、SVM 等 13 种模型	重庆医科大学附属第一医院的 854 例家族 GGE 患者	准确率 91.23%，F1 分数 84.21%
Wang X 等 ^[29]	SVM	山东第一医科大学附属山东省立医院儿科收治的儿童失神癫痫患儿 35 例，其中男性 20 例	准确率 84.22%，灵敏度 78.76%，特异度 89.65%，AUC 0.96
Croce P 等 ^[31]	PLS 算法	罗马大学医院新诊断的 23 例 TLE 患者	AUC 0.80
Hakeem H 等 ^[32]	Transformer 模型	4 个国家新诊断癫痫患者的 5 个纵向队列数据集	AUC 0.65（5 个队列合并，80% 训练模型，20% 验证） AUC 0.52 ~ 0.60（1 个队列训练，4 个队列外部验证）

综上，基于 ML 模型，可有效预测 AED 疗效，进一步指导医生用药。未来，应考虑应用先进 ML 技术，解决不平衡分类等问题^[26]；同时也应将研究中得到的 ML 模型在更多的卫生保健环境中进行评估，以进一步确定模型的可推广性^[32]。

6 机器学习与癫痫灶定位及癫痫手术结果预测

癫痫对人类健康有严重危害，若明确癫痫灶位置则可进行手术治疗。然而，由于许多患者的 MRI 呈阴性，定位癫痫病灶具有挑战性。基于 RS - fMRI

构建的 3DCNN 模型^[33]在识别 TLE 患者癫痫发作区方面显示出较高准确率。定位癫痫病灶之后可以对癫痫患者进行术前评估，但尚不确定每位患者的临床特征和术前评估结果如何结合起来影响术后结果。因此，构建癫痫手术结果预测模型具有重要意义。Sinclair B 等^[34]基于成人癫痫患者术前 MRI 和 PET 成像构建多种 ML 模型，结果均显示出中等预测性能。Yossofzai O 等^[35]利用 7 个 ML 模型预测小儿癫痫术后结果，结果显示 XGBoost 性能最佳且优于逻辑回归。从整体上看，上述研究证明 ML 技术在典型术前评估中获得的复杂、多模态数据具有癫痫手术结果预测能力，可能改善患者选择，见表 5。

表5 癫痫灶定位及癫痫手术结果预测的 ML 方法概述

作者	方法	数据库	模型性能
Luckett P H 等 ^[33]	3DCNN	美国华盛顿大学成人癫痫中心 32 例 TLE 患者（健康对照半球分类）	准确率 96%
Sinclair B 等 ^[34]	ML 算法	美国华盛顿大学成人癫痫中心 32 例 TLE 患者 澳大利亚墨尔本皇家墨尔本和奥斯汀医院癫痫项目 82 例患者	准确率 90.6% 准确率 70% ~80% AUC 0.75 ~0.81
Yossofzai O 等 ^[35]	7 个 ML 模型（XGBoost 最佳）	北美 5 个儿科癫痫中心接受癫痫手术的 801 例儿童患者	AUC 0.74

ML 方法越来越多地应用于癫痫手术计划和手术结果预测，针对成人、儿童患者均有相关研究。然而，此类模型应用于临床实践仍需要更大、更多样化的数据集进行进一步证实，并需要增加外部验证相关研究。

7 结语

随着信息化技术的快速发展，ML 技术已经在癫痫疾病诊疗研究中得到广泛应用，同时仍面临挑战。一是目前相关研究所用样本量不大，且现有医疗环境在数据共享方面还存在较大壁垒，预测模型准确率有待进一步提高^[36]。二是 ML 技术的外部验证研究非常少，模型应用于临床实践仍需要更大、更多样化的数据集进行进一步证实。三是 ML 对计算机知识背景要求较高，但目前多数医务工作者对该领域了解不多，使其应用受限。随着 ML 技术的快速发展，可推荐医务工作者接受 ML 相关培训，同时加强计算机科学领域与医务工作者的合作^[36]。四是在将 ML 和 DL 技术引入临床实践之前，要解决以下问题：机器可以学习各种图像特征，包括部分人类无法识别的特征，但是 ML 的技术机制基本上是无法被理解的。在现实世界中使用机器模型时，如缺乏对工作机制的理解可能会引发法律和伦理问题^[37]，过拟合问题尚待解决，必须开发标准化的方法以测试各种机器模型功能，以便在临床实践中普遍以及精确地应用 ML 和 DL 技术。

参考文献

1 GBD 2016 Epilepsy Collaborators. Global, regional, and

national burden of epilepsy, 1990 – 2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016 [J]. *Lancet neurology*, 2019, 18 (4): 357 – 375.

- 2 CHEN Z, BRODIE M, LIEW D, et al. Treatment outcomes in patients with newly diagnosed epilepsy treated with established and new antiepileptic drugs: a 30 – year longitudinal cohort study [J]. *JAMA neurology*, 2018, 75 (3): 279 – 286.
- 3 SONG P, LIU Y, YU X, et al. Prevalence of epilepsy in China between 1990 and 2015: a systematic review and meta – analysis [J]. *Journal of global health*, 2017, 7 (2): 020706.
- 4 SALOMON J A, HAAGSMA J A, DAVIS A, et al. Disability weights for the Global Burden of Disease 2013 study [J]. *The lancet global health*, 2015, 3 (11): e712 – 723.
- 5 BAHADO – SINGH R O, VISHWESWARAIAH S, AYDAS B, et al. Deep learning/artificial intelligence and blood – based DNA epigenomic prediction of cerebral palsy [J]. *International journal of molecular sciences*, 2019, 20 (9): 2075.
- 6 MURRAY N M, UNBERATH M, HAGER G D, et al. Artificial intelligence to diagnose ischemic stroke and identify large vessel occlusions: a systematic review [J]. *Journal of neurointerventional surgery*, 2020, 12 (2): 156 – 164.
- 7 WEISBERG E M, CHU L C, AND FISHMAN E K. The first use of artificial intelligence (AI) in the ER: triage not diagnosis [J]. *Emergency radiology*, 2020, 27 (4): 361 – 366.
- 8 LIU J Y, CHEN Y C, LAN L, et al. Prediction of rupture risk in anterior communicating artery aneurysms with a feed – forward artificial neural network [J]. *European radiology*, 2018, 28 (8): 3268 – 3275.
- 9 YU Z Y, ALBERA L, LE BOUQUIN JEANNES R, et al. Epileptic seizure prediction using deep neural networks via transfer learning and multi – feature fusion [J]. *International journal of neural systems*, 2022, 32 (7): 2250032.

- 10 DISSANAYAKE T, FERNANDO T, DENMAN S, et al. Geometric deep learning for subject independent epileptic seizure prediction using scalp EEG signals [J]. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 2022, 26 (2): 527 – 538.
- 11 SINGH K, MALHOTRA J. Deep learning based smart health monitoring for automated prediction of epileptic seizures using spectral analysis of scalp EEG [J]. *Physical and engineering sciences in medicine*, 2021, 44 (4): 1161 – 1173.
- 12 EPMOGHADDAM D, SHETH S A, HANEED Z, et al. Epileptic seizure prediction using spectral width of the covariance matrix [J]. *Journal of neural engineering*, 2022, 19 (2): 026029.
- 13 BENICZKY S, KAROLY P, NURSE E, et al. Machine learning and wearable devices of the future [J]. *Epilepsia*, 2021, 62 (S2): s116 – s124.
- 14 RASHEED K, QAYYUM A, QADIR J, et al. Machine learning for predicting epileptic seizures using EEG signals: a review [EB/OL]. [2021 – 01 – 22]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32746369/>.
- 15 STIRLING R E, COOK M J, GRAYDEN D B, et al. Seizure forecasting and cyclic control of seizures [J]. *Epilepsia*, 2021, 62 (S1): s2 – s14.
- 16 SMITH S J. EEG in the diagnosis, classification, and management of patients with epilepsy [J]. *Journal of neurology, neurosurgery, and psychiatry*, 2005, 76 (S2): s2 – s7.
- 17 HAO S, YANG C, LI Z, et al. Distinguishing patients with temporal lobe epilepsy from normal controls with the directed graph measures of resting – state fMRI [EB/OL]. [2022 – 01 – 17]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35066345/>.
- 18 GAO Y, XIONG Z, WANG X, et al. Abnormal degree centrality as a potential imaging biomarker for right temporal lobe epilepsy: a resting – state functional magnetic resonance imaging study and support vector machine analysis [EB/OL]. [2022 – 02 – 11]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35158018/>.
- 19 RIJNDERS B, KORKMAZ E E, YILDIRIM F. Hybrid machine learning method for a connectivity – based epilepsy diagnosis with resting – state EEG [J]. *Medical & biological engineering & computing*, 2022, 60 (6): 1675 – 1689.
- 20 ZHANG Q, LIAO Y, WANG X, et al. A deep learning framework for (18) F – FDG PET imaging diagnosis in pediatric patients with temporal lobe epilepsy [J]. *European journal of nuclear medicine and molecular imaging*, 2021, 48 (8): 2476 – 2485.
- 21 WON D, KIM W, CHAOVALITWONGSE W A, et al. Altered visual contrast gain control is sensitive for idiopathic generalized epilepsies [J]. *Clinical neurophysiology*, 2017, 128 (2): 340 – 348.
- 22 WEN Y, ZHANG Y, WEN L, et al. A 65nm/0.448 mW EEG processor with parallel architecture SVM and lifting wavelet transform for high – performance and low – power epilepsy detection [EB/OL]. [2022 – 03 – 09]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35305503/>.
- 23 EHRENS D, CERVENKA M C, BERGEY G K, et al. Dynamic training of a novelty classifier algorithm for real – time detection of early seizure onset [EB/OL]. [2022 – 01 – 06]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35065325/>.
- 24 YOU S, HWAN CHO B, SHON Y M, et al. Semi – supervised automatic seizure detection using personalized anomaly detecting variational autoencoder with behind – the – ear EEG [EB/OL]. [2021 – 11 – 17]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34839270/>.
- 25 SONG Z, DENG B, WANG J, et al. Epileptic seizure detection using brain – rhythmic recurrence biomarkers and ONASNet – based transfer learning [EB/OL]. [2022 – 04 – 19]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35380964/>.
- 26 GRAMACKI A, GRAMACKI J. A deep learning framework for epileptic seizure detection based on neonatal EEG signals [J]. *Scientific reports*, 2022, 12 (1): 13010.
- 27 DUAN L, WANG Z, QIAO Y, et al. An automatic method for epileptic seizure detection based on deep metric learning [J]. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 2022, 26 (5): 2147 – 2157.
- 28 WU J, WANG Y, XIANG L, et al. Machine learning model to predict the efficacy of antiseizure medications in patients with familial genetic generalized epilepsy [EB/OL]. [2022 – 02 – 11]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35176621/>.
- 29 WANG X, HU T, YANG Q, et al. Graph – theory based degree centrality combined with machine learning algorithms can predict response to treatment with antiepileptic medications in children with epilepsy [EB/OL]. [2021 – 07 – 26]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34373040/>.
- 30 马攀, 贾运涛, 刘芳, 等. 基于支持向量机技术预测丙戊酸钠血药浓度 [J]. *安徽医药*, 2021 (1): 35 – 39.

种终端, 医患双方均可便捷知晓手术台次、手术状态等实时情况, 住院患者满意度达到 98.35%。

6.3 多维度数据互联和挖掘提高手术资源利用率

医院由规模扩张向提质增效转型, 必须实现手术资源高效利用。手术具有流程复杂、管理难度大等特点, 既往手术分析往往存在滞后性问题^[14]。本研究利用数字孪生技术实现真实世界手术全程数据实时采集和智能分析, 使医院管理者能够及时、全面地掌握手术运行情况。本研究结果显示, 观察组的平均接台时间显著短于对照组 ($P < 0.001$), 表明通过大数据分析和决策, 有助于医院更好地协调手术资源, 提高手术室、麻醉科工作效率, 加快手术室运营周转速率, 提升医疗服务能级。未来, 将进一步扩大数据采集范围, 纳入手术设备、术中病理等业务, 持续完善手术管理指标体系, 助推医院手术服务高质量发展。

参考文献

- 1 陈玉倩, 侯晓慧, 朱碧帆, 等. 数字孪生在精准医疗应用中的研究进展和挑战 [J]. 海军军医大学学报, 2023, 44 (1): 97-101.
- 2 陶飞, 刘蔚然, 张萌, 等. 数字孪生五维模型及十大领域应用 [J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25 (1): 1-18.
- 3 阴艳超, 冯嘉胜, 易斌, 等. 面向流程制造的数字孪生车间可视化监控系统研究 [EB/OL]. [2023-04-26].

<https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1006>.

- 4 刘玉霞. 数字经济时代下的智慧医院发展分析 [J]. 医学信息学杂志, 2022, 43 (2): 52-56.
- 5 余云红, 刘洋, 赵体玉, 等. 我国手术室工作效率现状及提升策略研究进展 [J]. 中国临床护理, 2021, 13 (10): 650-653.
- 6 GALETSI P, KATSALI AKI K. Big data analytics in health: an overview and bibliometric study of research activity [J]. Health information and libraries journal, 2020, 37 (1): 5-25.
- 7 中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要 [EB/OL]. [2023-04-16]. http://www.gov.cn/xinwen/2021-03/13/content_5592681.htm.
- 8 许琴, 邱燕, 朱涛. 基于数据融合技术的手术信息管理系统 [J]. 微型电脑应用, 2020, 36 (2): 156-159.
- 9 张晶. 基于数字孪生技术的图书馆空间再造研究 [J]. 微型电脑应用, 2022, 38 (2): 138-140.
- 10 高瞻, 高艳, 韩玖阳, 等. 以诊疗数据挖掘为指导的三甲医院发展策略研究 [J]. 医学信息学杂志, 2022, 43 (2): 43-47.
- 11 袁骏毅, 沈颖洁, 潘常青. 医院互联网健康咨询系统应用研究 [J]. 医学信息学杂志, 2022, 43 (1): 73-77.
- 12 王玲英. 精细化管理对手术室护理质量及手术效率的影响分析 [J]. 中国社区医师, 2022, 38 (27): 111-113.
- 13 高誉峰, 王颖, 徐聘, 等. 提高手术室首台择期手术准时开台方法的探索 [J]. 中国卫生标准管理, 2022, 13 (1): 22-27.
- 14 许辉, 肖明, 孙咏梅, 等. 全闭环转运信息系统在手术患者流转安全的应用 [J]. 中国医药指南, 2022, 20 (30): 1-4.

(上接第 51 页)

- 31 CROCE P, RICCI L, PULITANO P, et al. Machine learning for predicting levetiracetam treatment response in temporal lobe epilepsy [J]. Clinical neurophysiology, 2021, 132 (12): 3035-3042.
- 32 HAKEEM H, FENG W, CHEN Z, et al. Development and validation of a deep learning model for predicting treatment response in patients with newly diagnosed epilepsy [J]. JAMA neurology, 2022, 79 (10): 986-996.
- 33 LUCKETT P H, MACCOTTA L, LEE J J, et al. Deep learning resting state functional magnetic resonance imaging lateralization of temporal lobe epilepsy [J]. Epilepsia, 2022, 63 (6): 1542-1552.
- 34 SINCLAIR B, CAHILL V, SEAH J, et al. Machine learning

approaches for imaging - based prognostication of the outcome of surgery for mesial temporal lobe epilepsy [J]. Epilepsia, 2022, 63 (5): 1081-1092.

- 35 YOSSOFZAI O, FALLAH A, MANIQUIS C, et al. Development and validation of machine learning models for prediction of seizure outcome after pediatric epilepsy surgery [J]. Epilepsia, 2022, 63 (8): 1956-1969.
- 36 詹世鹏, 马攀, 刘芳. 机器学习在治疗药物监测与个体化用药中的应用 [J]. 中国药房, 2023, 34 (1): 117-121, 128.
- 37 LEE, E J, KIM Y H, KIM N, et al. Deep into the brain: artificial intelligence in stroke imaging [J]. Journal of stroke, 2017, 19 (3): 277-285.