

脑机接口框架下的人工智能在康复医学领域中的应用*

岳寿伟¹ 徐舫舟² 任晓民¹

1 人工智能的定义及内涵

人工智能是研究计算机模拟大脑某些思维过程和人的智能行为,如自主学习、逻辑推理、独立思考、统筹规划等的学科。涉及计算机科学、自然科学及社会科学,但其范畴已远远超出计算机科学。它是思维科学的一个技术应用的拓展,不仅限于逻辑思维,而且还涉及形象思维及灵感思维。人工智能的根基在于数学^[1],它借用多种数学工具在标准逻辑、模糊数学等领域发挥作用。数学应用于人工智能学科,极大地促进了人工智能的发展和应用^[2]。

人工智能通过机器存储康复医学相关信息,将其作为知识保留,然后再应用到临床诊疗活动中。算法是人工智能在康复医学领域应用的基础,随着诊疗经验的增加而依据算法自动改进^[3],所以医疗大数据及相关的数据处理能力则是人工智能的关键所在。因此,人工智能与康复医学数据高效结合的关键部分包括算法、大数据和计算处理能力^[4]。现阶段,在互联网的发展浪潮中,我国各级医疗康复中心、行政管理机构及社区居民都普遍了解互联网知识,这有利于康复医疗大数据的发展。

大多数神经功能障碍患者需要康复治疗,比如常见的疾病脑卒中、脑损伤和由各种中枢神经疾病或损伤引起的肢体功能障碍患者。目前临床康复的主要方法如运动疗法、作业疗法、言语疗法等对康复治疗师及康复器械的依赖性较大。康复诊疗的效果评估方法大多是主观的,这取决于康复医生和治疗师的专业知识和经验,缺乏标准化和准确性。因此,在康复诊疗过程中很难跟踪肢体功能的客观变化^[5]。人工智能康复技术不仅能为患者提供客观、准确的功能评估,促进临床治疗的调整,而且还可以在康复治疗过程中从视觉、听觉和触觉等方面优化人机交互,从而最大限度地改善康复体验,提高康复诊疗效果^[6]。近几年,脑机接口(brain-computer interface, BCI)作为一种新型的康复技术,已被逐步应用到患者的康复治疗中^[6]。

2 BCI的原理及其应用

BCI是一种获取大脑信号活动并将其转化输出的系统,它可替代、恢复、增强、补充或改善现有的大脑信号,修饰或改变大脑与其内部或外部环境之间的持续互动^[7]。简单地说,BCI是“将大脑信号转化为新型输出”的系统。系统在获得脑电信号后,BCI评估脑信号并提取已被证明对任务执行有用的信号特征,将其转化为计算机命令来控制外部辅助设备^[8]。以BCI技术为基础的康复手段考虑到患者运动想象(motor imagery, MI)意图和实际运动效果之间的功能耦合,更符合神经功能重建的理论要求,能够更快更好地实现患者运动功能的恢复^[9]。

BCI的信号源有脑电图(electroencephalogram, EEG)、脑磁图(magnetoencephalography, MEG)、功能性磁共振(functional magnetic resonance imaging, fMRI)、功能性近红外光谱(functional near-infrared spectroscopy imaging, fNIRS)和功能性经颅多普勒超声(functional transcranial Doppler ultrasonography, fTCD),其中脑电图因可直接反映神经元的电活动,具有分



岳寿伟教授

DOI:10.3969/j.issn.1001-1242.2022.11.001

*基金项目:山东省重大科技创新工程项目(2019JZZY011112)

1 山东大学齐鲁医院康复科,山东省济南市,250012; 2 齐鲁工业大学(山东省科学院)光电科学与技术学院

第一作者简介:岳寿伟,男,博士,教授,主任医师;收稿日期:2022-04-11

辨率高、准确性高、便于使用等优点,是目前应用最广泛的BCI信号源^[10]。EEG信号相对于肌电信号来说,可以直接反映并快速识别出患者的主观运动意图,实时性强。对于肌肉严重萎缩的患者来说,肌电信号采集是比较困难的,所以采集EEG信号是一个比较好的替代方法,可以通过EEG信号来识别其运动意图,从而控制康复机器人实现自主康复运动训练^[11]。

基于EEG的BCI架构主要分为EEG采集、EEG信号处理、应用及反馈系统三个方面。BCI系统依据采集方式不同,分为侵入式和非侵入式BCI系统。侵入式BCI的特点是高频、准确、可平滑的控制外部机械,完成复杂的动作,侵入式BCI不仅能通过读取EEG信号来控制外部设备,而且还可以通过精确的电刺激激活大脑皮层而产生特定的感觉和运动意图。但侵入式的电极需要通过手术将电极植入颅内的大脑皮层,故很难被受试者接受。非侵入式BCI采集到的信息是头皮EEG,因此,信息的精度和区分度都差了很多,在相当长的一段时间内,EEG能编码的事件非常少,只停留在能做判断题的阶段。但非侵入式BCI风险很小,容易被受试者接受。

BCI架构核心部分是信号处理。传统的信号处理方法大部分使用机器学习算法进行特征提取与分类,在识别复杂的高维数据结构方面的性能差强人意^[12]。现代信号处理方法脱胎于传统的机器学习,与深度学习相结合,弥补了这一不足。其主要分为三大深度学习网络^[13]:生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)。

生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)使用零和博弈论将生成器和判别器两个相互竞争的神经网络结合起来,产生更加清晰、离散的输出^[14]。随着对EEG信号进行数据增强的研究日益增多,Fahimi等^[15]提出一个基于深度卷积GAN的框架,用于生成人工EEG,以扩大训练集,进一步提高BCI分类器的性能。Corley等^[16]提出一种基于GAN的新型深度EEG信号超分辨率方法。这种方法可以从低分辨率样本中产生高空间分辨率的EEG数据,通过生成通道方式的上采样数据来有效地插入大量缺失的通道,从而减少对昂贵采集设备的依赖。Hartmann等^[17]使用GAN生成单通道EEG,他们验证GAN在EEG生成中具有潜在的应用,并建议将探索多通道EEG生成作为未来的工作。Roy等^[18]提出一种基于双向长短期记忆(long short-term memory, LSTM)的GAN模型,用于生成人工EEG数据。结果表明,Roy提出的模型可以提取EEG数据的重要特征(如 β 波的功率变化等)。Zhang等^[19]提出一种基于多生成器的条件WGAN的EEG增强方法,通过使用不同的生成器来生成高质量的人工数据。结果表明,通过添加所提出的模型生成的数据,可以有效地提高基于EEG的情绪分类模型的性能。

Bruna等^[20]提出第一代谱卷积,引入图谱论的知识来构造卷积运算。图上的谱卷积可以定义为信号与滤波器在傅里叶域的乘积。每次卷积操作需要考虑所有节点,针对EEG处理没有传统CNN的空间局部性。后来,Defferrard等^[21]使用多项式逼近来表示滤波器,进一步简化图卷积公式的计算,使用神经网络模型学习的自由参数的Chebyshev多项式,在谱域中获得近似平滑滤波,使得提取的EEG特征更加明显,这是第二代谱卷积(称为ChebNet)。但该方法仅考虑K跳邻居,因此,具有一定的局部连接性,与第一代谱卷积相比,计算复杂度降低。与谱卷积不同,空间卷积直接在拓扑图上进行操作。Micheli等^[22]提出的NN4G是第一个基于空间的图卷积网络,它将节点的邻居信息直接累加来进行图卷积操作,此外,采用残差连接和跳跃连接来记忆每一层的信息。然而采用非标准化的邻接矩阵作为输入可能会引起数值不稳定问题。Chen等^[23]提出双重注意力图卷积,应用注意力图卷积层自动学习节点每跳邻居的重要性,根据不同的权重将不同跳邻居的信息加权求和来提取分层局部子结构特征,注意力图池化层学习节点在不同子空间的权重系数,将节点表示和权重系数相乘得到图表示,然而对于节点特征只关注了节点标签信息。Gao等^[24]提出hGANet,对于EEG,首先使用投影向量计算所有信道节点的重要性得分,然后提出Hard Graph Attention机制为每个查询节点选择前K个最重要的节点特征更新查询节点的嵌入。Huang等^[25]提出注意力池化ATTPOOL,首先使用全局注意力机制来评估图中每个节点在全局上的重要性,然后自适应地选择判别节点构建注意力加权子图结构,并采用全局池化的方法聚合节点特征从而生成分层图表示。

LSTM网络是一种特殊的RNN,能够学习到长期依赖关系。LSTM由Hochreiter等提出^[26],许多研究者的工作对其改进并使之发扬光大。循环门单元(gate recurrent unit, GRU)是2014年提出的一种LSTM改进算法,它将忘记门和输入门合并成为一个单一的更新门,同时合并了数据单元状态和隐藏状态,使得模型结构比LSTM更为简单。LSTM由于其特有的网络结构:输入门、遗忘门和输出门,适合于处理和预测包括间距和延迟很长重要事件的时序信息。LSTM在许多问题上效果非常好,现在被广泛使用。Kumar等^[27]使用共同空间模式和LSTM的组合来获得改进的MI EEG信号分类,提高了上肢运动想象分类准确率。Zhang等^[28]使用LSTM分别提取不同时期的特征,用于目标图像和非目标图像的分类。Tortora等^[29]将Lstm网络用于步态活动解码。Sheth等^[30]利用一个LSTM模型在每个时间点辨别受试者发出的所有音素的概率分布,实现语音解码系统的BCI性能评估。Pradeepkumar等^[31]将基于长短期记忆的神经网络用于手势解码,实现82.4%的平均分类准确率。

3 基于EEG和人机交互的外骨骼机器人

目前,康复外骨骼机器人主要用于治疗运动障碍,尤其是脑卒中引起的偏瘫和脊髓损伤引起的截瘫^[32]。康复外骨骼机器人主要包括被动训练康复机器人和主动训练康复机器人两种类型,被动训练康复机器人主要用于靠自身肌力无法活动的患者人群,主动训练康复机器人主要是根据患者的运动意图进行主动康复训练,相比于被动康复训练,主动训练康复机器人的外骨骼控制技术难度更大,实时有效的传感技术和安全可靠的人机交互技术对于主动训练康复机器人的稳定运行至关重要^[33]。人工智能的应用使得基于EEG信号的传感技术及BCI的交互控制技术对主动训练康复机器人的发展起到了很大的推动作用^[34]。

EEG是系统采集神经元细胞间进行信号传递的生物电信号,通过分析EEG信号可以感知患者的主观运动意图,从而控制外骨骼机器人的运动轨迹。传统的EEG信号的分析方法较为繁琐,主要包括模型法、时频分析、小波分析等时频方法,它们在对EEG信号模式识别及处理方面有不同的优缺点。近年来,随着神经网络的深入研究及广泛应用,人工神经网络逐步成为高效的EEG信号分析方法^[35]。人机交互控制系统需要根据康复训练任务需求,由感知系统获得患者运动意图并结合机器人的实时状态信息作为反馈,据此采取一定的控制策略,构建人机交互闭环控制系统,实现机器人的安全可靠有效控制^[36-37]。基于EEG信号的康复机器人交互控制是通过BCI来实现的,通过采集能够表达患者运动思维的EEG信号,进行特征分析,基于模式分类结果实现患者运动意图的识别,再利用这些识别结果作为康复机器人的控制指令,控制机器人带动患者进行运动康复训练,促进患者的运动功能康复^[36]。

EEG信号运动意图识别、多自由度操作、基于多模态信息的人机交互系统、感觉角度神经反馈、非结构化环境认知与导航规划在故障自诊断、自修复等关键技术领域取得突破,为智能医疗康复机器人系统人机自然、精准交互提供共性支撑技术^[38]。

4 展望

当今人工智能技术高速发展,BCI、人机交互及康复机器人在康复医学中得到广泛应用。而算法是人工智能得以应用于康复医学的基础,强化算法训练可以帮助我们创造出快速和准确的在线BCI,来满足运动康复更高的需求^[39]。未来随着研究人员研究经验的增加,算法也需进一步改进以促进智能康复的发展。另外,BCI在康复医学领域的应用虽然有些许缺陷,但仍是当今人工智能在康复医学应用领域的前沿方向。它在康复上的研究热点主要集中在对于脑卒中的康复上,尤其是脑卒中上肢及手功能的康复,下肢康复及语言、认知的研究相对较少^[40]。BCI研究也应用于脊髓损伤的患者,但相关研究也比较少。未来BCI的多模态联合应用方案也将是研究热点。

参考文献

- [1] Zhang Y, Yu H, Dong R, et al. Application prospect of artificial intelligence in rehabilitation and management of myasthenia gravis[J]. Biomed Res Int, 2021, 2021: 5592472.
- [2] 李晓理, 张博, 王康, 等. 人工智能的发展及应用[J]. 北京工业大学学报, 2020, 46(6): 583—590.
- [3] Anderson D. Artificial intelligence and applications in PM&R[J]. Am J Phys Med Rehabil, 2019, 98(11): e128—e129.
- [4] 李金峰, 郑子微, 张元鸣飞, 等. 人工神经网络在康复评定中的应用进展[J]. 中国康复医学杂志, 2020, 35(12): 1527—1531.
- [5] Huo CC, Zheng Y, Lu WW, et al. Prospects for intelligent rehabilitation techniques to treat motor dysfunction[J]. Neural Regen Res, 2021, 16(2): 264—269.
- [6] 陈柯羽, 刘纾羽, 吉祥, 等. 中国康复医学领域中的人工智能及发展趋势分析[J]. 中国医学科学院学报, 2021, 43(5): 773—784.
- [7] Daly JJ, Huggins JE. Brain-computer interface: current and emerging rehabilitation applications[J]. Arch Phys Med Rehabil, 2015, 96(3 Suppl): S1—7.
- [8] Xu F, Miao Y, Sun Y, et al. A transfer learning framework based on motor imagery rehabilitation for stroke[J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 19783.
- [9] Xu F, Xu X, Sun Y, et al. A framework for motor imagery with LSTM neural network[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2022, 218: 106692.
- [10] 龚瑜, 蔺俊斌, 郝赤子, 等. 脑机接口在脊髓损伤康复中的应用进展[J]. 中国康复医学杂志, 2020, 35(6): 744—748.
- [11] 常琪, 单新颖, 毕胜. 基于脑电图的脑机接口在肢体康复中的应用进展[J]. 中国康复医学杂志, 2019, 34(12): 1488—1492.
- [12] Jo T, Nho K, Saykin AJ. Deep learning in Alzheimer's disease: Diagnostic classification and prognostic prediction using neuroimaging data[J]. Front Aging Neurosci, 2019, 11: 220.
- [13] Hu X, Yuan S, Xu F, et al. Scalp EEG classification using deep Bi-LSTM network for seizure detection[J]. Comput Biol Med, 2020, 124: 103919.
- [14] Jin L, Tan F, Jiang S. Generative adversarial network technologies and applications in computer vision[J]. Comput Intell Neuro-

- sci, 2020, 2020: 1459107.
- [15] Fahimi F, Dosen S, Ang KK, et al. Generative adversarial networks-based data augmentation for brain-computer interface[J]. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 2021, 32(9): 4039—4051.
- [16] Corley IA, Huang Y. Deep EEG super-resolution: Upsampling EEG spatial resolution with Generative Adversarial Networks; proceedings of the 2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)[C]. F 4-7 March 2018, 2018.
- [17] Gregor Hartmann K, Tibor Schirrmeister R, Ball T. EEG-GAN: Generative adversarial networks for electroencephalographic (EEG) brain signals [J/OL] 2018, arXiv:1806.01875 <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2018arXiv180601875G>.
- [18] Roy S, Dora S, McCreddie K, et al. MIEEG-GAN: Generating artificial motor imagery electroencephalography signals; proceedings of the 2020 International Joint Conference on Neural Networks(IJCNN)[C]. F 19-24 July 2020, 2020.
- [19] Zhang A, Su L, Zhang Y, et al. EEG data augmentation for emotion recognition with a multiple generator conditional Wasserstein GAN[J]. Complex & Intelligent Systems, 2021:1—13.
- [20] Bruna J, Zaremba W, Szlam A, et al. Spectral networks and locally connected networks on graphs[J/OL] 2013, arXiv: 1312.6203 <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2013arXiv1312.6203B>.
- [21] Defferrard M, Bresson X, Vandergheynst P. Convolutional neural networks on graphs with fast localized spectral filtering [J/OL] 2016, arXiv:1606.09375 <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2016arXiv160609375D>.
- [22] Micheli A. Neural network for graphs: a contextual constructive approach [J]. IEEE Trans Neural Netw, 2009, 20(3): 498-511.
- [23] Chen F, Pan S, Jiang J, et al. DAGCN: Dual Attention Graph Convolutional Networks [J/OL] 2019, arXiv:1904.02278 <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2019arXiv190402278C>.
- [24] Gao H, Ji S. Graph Representation learning via hard and channel-wise attention networks [J/OL] 2019, arXiv:1907.04652 <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2019arXiv190704652G>.
- [25] Huang J, Li Z, Li N, et al. Attnpool: Towards hierarchical feature representation in graph convolutional networks via attention mechanism; proceedings of the Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision[C]. F, 2019.
- [26] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Comput, 1997, 9(8): 1735—1780.
- [27] Kumar S, Sharma A, Tsunoda T. Brain wave classification using long short-term memory network based optical predictor [J]. Sci Rep, 2019, 9(1): 9153.
- [28] Zhang H, Zhu L, Xu S, et al. Two brains, one target: Design of a multi-level information fusion model based on dual-subject RSVP[J]. J Neurosci Methods, 2021, 363: 109346.
- [29] Tortora S, Tonin L, Chisari C, et al. Hybrid Human-Machine Interface for Gait Decoding Through Bayesian Fusion of EEG and EMG Classifiers [J]. Front Neurorobot, 2020, 14: 582728.
- [30] Sheth J, Tankus A, Tran M, et al. Generalizing neural signal-to-text brain-computer interfaces [J]. Biomed Phys Eng Express, 2021, 7(3):035023.
- [31] Pradeepkumar J, Anandakumar M, Kugathan V, et al. Decoding of hand gestures from electrocorticography with LSTM based deep neural network [J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2021, 2021: 420—423.
- [32] 程雪, 白定群, 彭晓华. 下肢外骨骼康复机器人在脑卒中康复中的应用和研究进展[J]. 中国康复医学杂志, 2021, 36(10): 1327—1332.
- [33] 鲁守银, 袁鲁浩. 康复机器人的人机交互控制技术研究进展 [J]. 山东建筑大学学报, 2021, 36(5): 91—102.
- [34] Li Z, Li J, Zhao S, et al. Adaptive neural control of a kinematically redundant exoskeleton robot using brain-machine interfaces [J]. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 2019, 30(12): 3558—3571.
- [35] Ari B, Sobahi N, Alçin Ö, et al. Accurate detection of autism using Douglas-Peucker algorithm, sparse coding based feature mapping and convolutional neural network techniques with EEG signals [J]. Computers in Biology and Medicine, 2022, 143: 105311.
- [36] 徐会友, 王琦, 马珂, 等. 脑-机接口技术在脊髓损伤患者康复的研究进展[J]. 中国康复医学杂志, 2018, 33(10): 1234—1237.
- [37] Giansanti D. The social robot in rehabilitation and assistance: What is the future?[J]. Healthcare(Basel), 2021, 9(3):244.
- [38] 董润霖, 张小栋, 李瀚哲, 等. 虚拟诱导患者下肢主动运动意图及其脑电精准感知方法[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(2): 130—138.
- [39] Gutierrez-Martinez J, Mercado-Gutierrez J, Carvajal-Gómez B, et al. Artificial intelligence algorithms in visual evoked potential-based brain-computer interfaces for motor rehabilitation applications: systematic review and future directions[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2021, 15: 772837.
- [40] 陈树耿, 束小康, 贾杰. 基于闭环脑机接口的脑卒中患者的手功能康复研究[J]. 中国康复医学杂志, 2016, 31(11): 1189—1194.