

# 近10年脑机接口技术用于神经康复领域的可视化分析

郑瑞航<sup>1</sup>, 韩正洋<sup>2</sup>, 沈静宜<sup>1</sup>, 张素妍<sup>1</sup>, 杨曦<sup>2</sup>, 蒋建平<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>杭州医学院康复学院, 浙江 杭州

<sup>2</sup>杭州医学院临床医学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2026年4月27日; 录用日期: 2026年5月19日; 发布日期: 2026年5月28日

## 摘要

目的: 对近10年脑机接口技术用于神经康复领域的研究进行可视化分析, 系统梳理领域研究现状, 识别研究热点并预测其演变趋势, 为领域后续发展提供数据支撑。方法: 检索中国知网与Web of Science核心合集中近10年脑机接口技术用于神经康复领域的相关文献, 通过Citespace 6.4.R1、VOSviewer 1.6.20软件, 绘制并分析解读发文量、国家/地区、机构、作者、关键词、研究领域、共被引等维度的可视化图谱。结果: 共纳入1333篇文献, 其中中文168篇、英文1165篇。该领域国内外年发文量均呈快速增长趋势, 研究热度持续攀升。英文文献中, 中国的发文量最高, 但美国国际合作强度最高, 中国需加强产出质量与国际合作。该领域最有影响力的机构是德国图宾根大学(Univ Tubingen), 国内西安交通大学、中国科学院等6所机构进入发文量前10, 但篇均被引与合作强度普遍偏低; 作者层面, 图宾根大学Niels Birbaumer教授发文量最高, 国内作者间合作存在地域限制, 缺乏高影响力学术团体。研究热点以脑卒中、运动想象与脑电图等为核心。结论: 脑机接口用于神经康复的前景广阔, 未来研究趋势可能会向康复场景精细化、深度融合人工智能等方向发展。

## 关键词

脑机接口, 神经康复, 可视化分析, 运动想象, 脑电图

# A Visualization Analysis of Brain-Computer Interface Applications in Neurorehabilitation for the Last Decade

Ruihang Zheng<sup>1</sup>, Zhengyang Han<sup>2</sup>, Jingyi Shen<sup>1</sup>, Suyan Zhang<sup>1</sup>, Xi Yang<sup>2</sup>, Jianping Jiang<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Rehabilitation, Hangzhou Medical College, Hangzhou Zhejiang

<sup>2</sup>School of Clinical Medicine, Hangzhou Medical College, Hangzhou Zhejiang

\*通讯作者。

文章引用: 郑瑞航, 韩正洋, 沈静宜, 张素妍, 杨曦, 蒋建平. 近10年脑机接口技术用于神经康复领域的可视化分析[J]. 统计学与应用, 2026, 15(5): 245-260. DOI: 10.12677/sa.2026.155122

## Abstract

**Objective:** To analyze the use of brain-computer interface technology in the field of neurorehabilitation in the last decade; systematically review the current state of research in the field; identify research hotspots and predict their evolutionary trends to provide data support for subsequent development in the field. **Methods:** Retrieving relevant literature from the CNKI and Web of Science Core Collection over the past decade concerning the application of brain-computer interface technology in the field of neurorehabilitation. Using Citespace 6.4.R1 and VOSviewer 1.6.20 software, we generated and analyzed visualization maps across dimensions including publication volume, country/region, institution, author, keywords, research field, and co-citations. **Results:** A total of 1333 documents were included, comprising 168 in Chinese and 1165 in English. Both domestic and international publications in this field are experiencing rapid annual growth, with research activity continuing to intensify. In English-language literature, China has the highest volume of publications, but the United States leads in international collaboration intensity. China needs to enhance both the quality of its research outputs and its international cooperation efforts. The most influential institution in this field is the University of Tübingen. Six domestic institutions, including Xi'an Jiaotong University and the Chinese Academy of Sciences, ranked among the top 10 in publication volume, but their average citations per paper and collaborative intensity remained generally low. Among the authors, Professor Niels Birbaumer of the University of Tübingen has the highest number of posts. Collaboration among domestic authors faces geographical constraints and lacks high-impact academic networks. **Key terms** centered on stroke, motor imagery, and electroencephalogram (EEG). **Conclusion:** Brain-computer interfaces hold great promise for neural rehabilitation. Future research trends may evolve toward greater refinement in rehabilitation scenarios and deeper integration with artificial intelligence.

## Keywords

**Brain-Computer Interface, Rehabilitation Medicine, Visualized Analysis, Motor Imagery, Electroencephalogram**

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

以脑卒中、阿尔茨海默病为代表的神经系统疾病，具有高死亡率、高伤残率的特点，已构成全球主要的疾病负担。在中国，随着人均预期寿命的延长与老龄化的加剧，这一态势尤为凸显[1][2]。脑机接口 (Brain-Computer Interface, BCI) 技术可直接解码大脑运动意图，并将其转化为控制信号，驱动外部设备或提供感官反馈[3]。该技术可促进功能和独立性的恢复，最大限度地减少因残疾造成的健康损失，在神经康复中展现出巨大的潜能[4][5]。

近 10 年，BCI 技术用于神经康复领域的研究经历了爆发式增长，展示许多具有疾病治疗潜力的机制探索与新型技术[6][7]。尤其是近 2 年，人工智能的快速发展，为该领域带来了机遇。深度学习算法的介入大幅提升了脑电信号解码的精度与稳定性，有效克服了传统 BCI 在个体差异、噪声干扰等方面的瓶颈

[8]; 强化学习与自适应模型的融合, 更实现了康复训练方案的个性化动态调整, 可根据患者实时脑功能状态优化刺激参数与训练强度[9]。多模态 AI 模型进一步整合脑电、行为学、影像学等多维数据, 不仅增强了运动意图识别的准确性, 更推动 BCI 向语言功能重建、认知障碍干预等更广泛的康复场景延伸[10], 但截至目前, BCI 技术用于神经康复领域的国内外文献可视化分析相对匮乏。

因此, 本研究以中国知网和 Web of Science 核心合集(WOSCC)中收录的相关文献为研究对象, 运用 Citespace 6.4.R1、VOSviewer1.6.20 等专业文献计量分析软件, 构建系统、全面的知识网络图谱, 分析研究现状, 确定研究热点和发展趋势, 从而为该领域内的学者提供有价值的学术见解与文献信息, 推进该领域的进一步发展。

## 2. 资料与方法

### 2.1. 资料来源

中文文献来源于中国知网, 英文文献来源于 WOSCC。为保证文献检索的完整性, 避免遗漏, 采用自由词与主题词结合的方法检索文献, 检索时间设定为 2015 年 6 月 30 日至 2025 年 6 月 30 日。

**中文检索式:** 脑机接口 AND 神经 AND 康复

**英文检索式:** TS = ("Brain-computer interface" or "BCI" or "Neural Interface Technology" or "Brain Computer Interface" or "Brain-Machine Interface" or "Brain Computer Interfaces" or "Brain Machine Interface" or "Brain Machine Interfaces") AND TS = ("rehabilitation" or "recovery") AND TS = ("neurological" or "neural" or "stroke" or "AD" or "CP" or "spinal cord injury" or "Neurological Rehabilitation" or "Neurologic Rehabilitation" or "Neurorehabilitation") AND DT = (Article or Review) AND LA = (English) AND DOP = (2015-06-30/2025-06-30)

### 2.2. 筛选流程

纳入排除标准: 与脑机接口应用于神经康复领域主题相关的期刊类文献, 包括论著和综述, 语言限定为中(英)文; 排除会议、新闻、预发或撤稿的文献, 与主题无关的文献。

检索到的文献先用 Citespace 进行处理, 排除重复、信息不全的条目。对处理后的结果, 按照纳入排除标准, 根据题目、摘要和全文内容进行人工筛选。最终纳入 1333 篇文献, 其中, 中国知网排除 11 篇, 纳入 168 篇; WOS 排除 5 篇, 纳入 1165 篇。

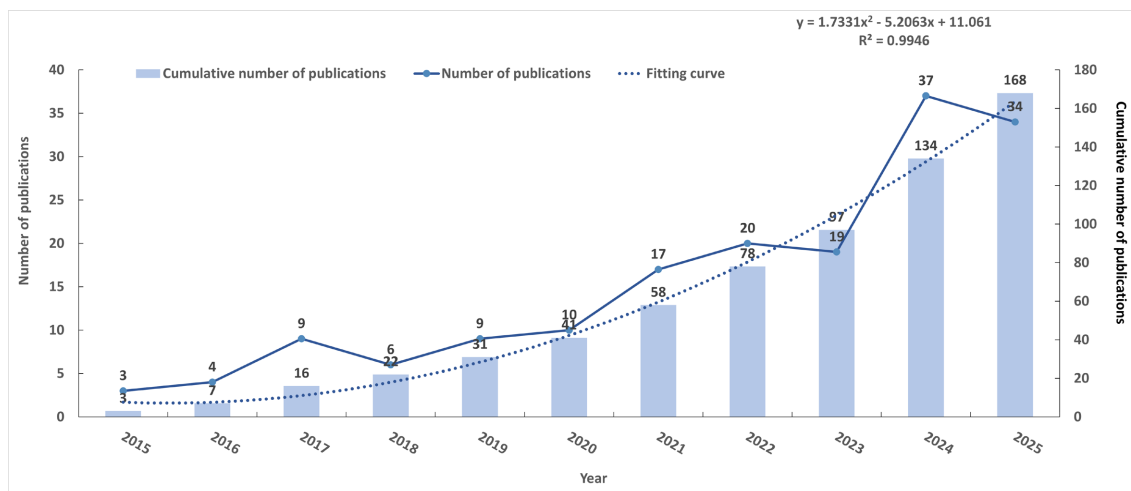
### 2.3. 研究方法

以纯文本的形式将检索到的文献导出, WOS 选择 Full Record and Cited References, 中国知网选择 Refworks 格式, 并用 Citespace 转化为 WOS 格式, 便于统一处理与分析。本研究使用 Excel, VOSviewer 1.6.20, Citespace 6.4.R1 进行数据分析和可视化呈现, 主要包括国家、机构、作者、关键词、研究学科、期刊和参考文献等维度, 并用 Pajek 和 Scimago Graphica 软件对图谱进行优化。

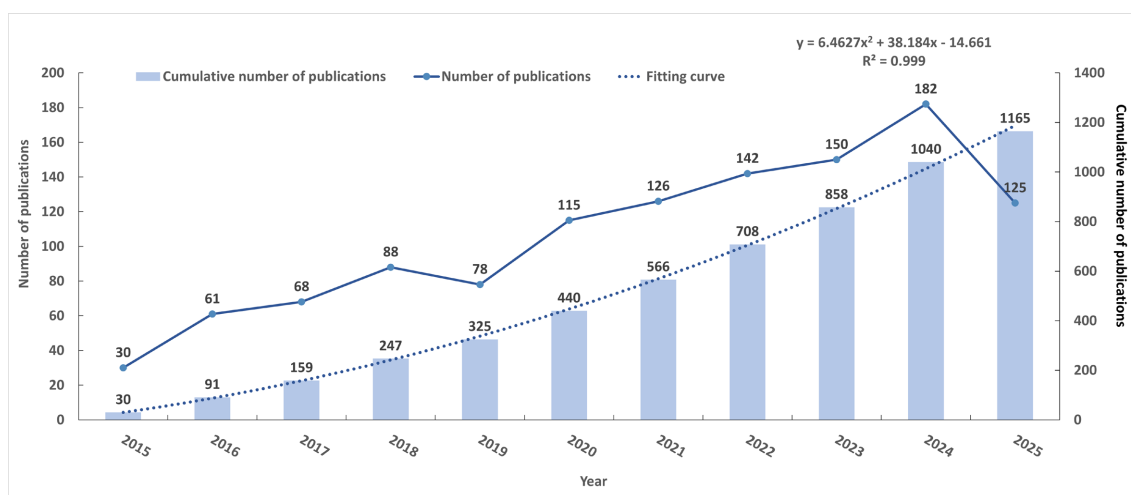
## 3. 结果

### 3.1. 发文量

最终共纳入文献 1333 篇。其中中文 168 篇, 年均发文量 16 篇, 累积发文量遵循二次多项式分布( $y = 1.7331x^2 - 5.2063x + 11.061, R^2 = 0.9946$ ); 英文 1165 篇, 年均发文量 111 篇, 累积发文量遵循二次多项式分布( $y = 6.4627x^2 + 38.184x - 14.661, R^2 = 0.999$ )。英文发文量是中文的 7 倍, 中英文发文量都呈整体快速增长趋势。见图 1、图 2。



**Figure 1.** Trend chart of publication volume of Chinese literature on BCI in neurorehabilitation in the past decade  
**图 1.** 近 10 年脑机接口技术用于神经康复领域中文文献发文量趋势图



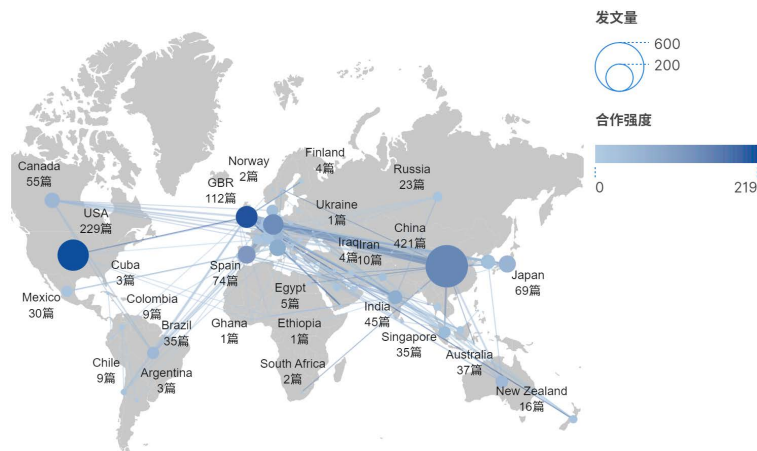
**Figure 2.** Trend chart of publication volume of English literature on BCI in neurorehabilitation in the past decade  
**图 2.** 近 10 年脑机接口技术用于神经康复领域英文文献发文量趋势图

### 3.2. 国家/地区

以英文文献进行分析,运用 VOSviewer 节点选择“Countries”绘制图谱,并导入 Scimago Graphica 生成可视化地图,节点大小代表发文量,节点连线代表合作关系,节点颜色和连线粗细代表合作强度,见图 3。共有 74 个国家/地区为全球科学产出做出了贡献,中国发文量最多(421 篇),美国的总连接强度最高(Total link Strength, TLS),表示其合作强度最高(TLS = 219)。欧洲国家虽然发文量落后于中美,但国际合作普遍较为密切。该领域发文量前 10 的国家见表 1。

### 3.3. 机构

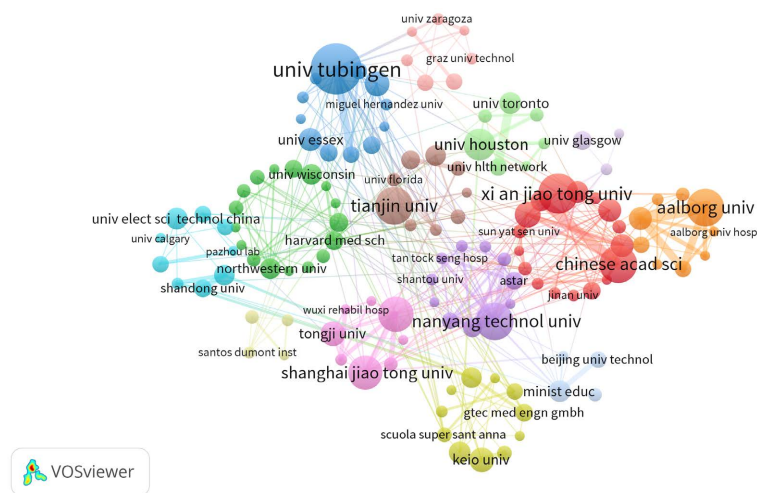
此次纳入研究的英文文献共识别到 1645 个机构,利用 VOSviewer 节点选择 Organizations 绘制图谱,发文量 5 篇以上的机构共有 125 个,见图 4。可见图宾根大学发文量和被引最高,在该领域具有一定的影响力。中国上榜的机构高达 6 个,形成多个以高校为核心的研究团体,但篇均被引和 TLS 普遍偏低,产出质量和团体间合作有待加强。英文文献发文量前 10 的机构见表 2。



**Figure 3.** National/regional collaborative network knowledge map  
**图 3.** 国家地区合作关系知识图谱

**Table 1.** Top 10 countries/regions ranked by number of publications  
**表 1.** 发文量排名前 10 的国家地区

排名	国家	发文量	总被引次数	篇均被引	TLS
1	China	421	5276	12.5	149
2	USA	229	4660	20.3	219
3	Germany	98	2593	26.5	139
4	England	76	801	10.5	126
5	Spain	74	926	12.5	117
6	Japan	69	932	13.5	59
7	Italy	64	724	11.3	82
8	Canada	55	551	10.0	52
9	Korea	48	807	16.8	32
10	Switzerland	47	1610	34.2	76



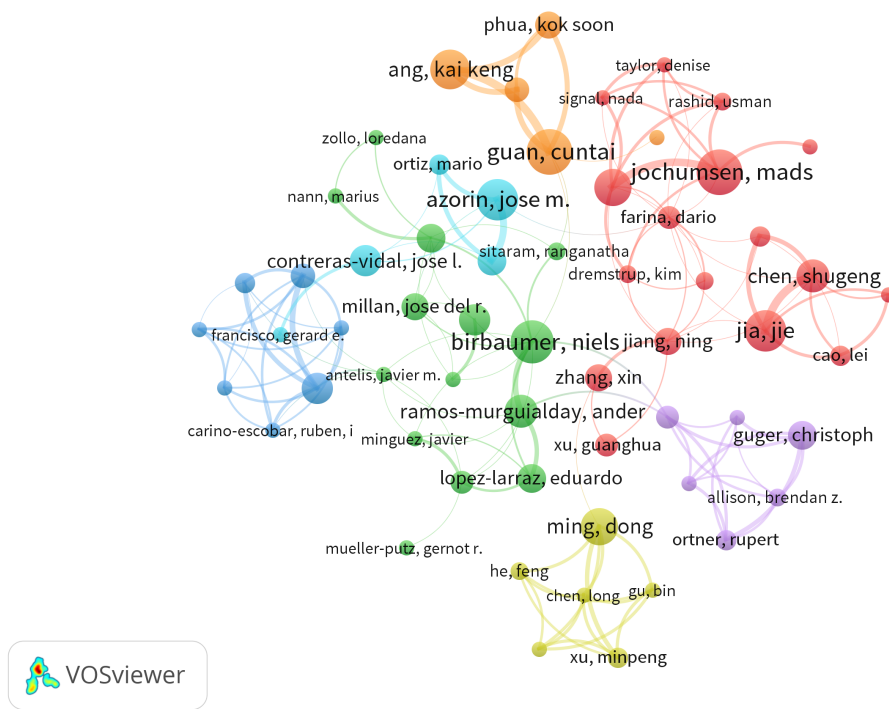
**Figure 4.** Institutional collaboration knowledge network map  
**图 4.** 机构合作关系知识网络图谱

**Table 2.** Top 10 institutions by number of publications in English-Language journals  
**表 2.** 英文文献发文量排名前 10 的机构

排名	机构名称	发文量(篇)	总被引次数	篇均被引	TLS
1	univ tubingen	38	2281	60.03	49
2	xi an jiao tong univ	28	555	19.82	16
3	aalborg univ	26	560	21.54	37
4	chinese acad sci	26	336	12.92	23
5	nanyang technol univ	26	1006	38.69	54
6	tianjin univ	26	306	11.77	7
7	fudan univ	24	392	16.33	36
8	shanghai jiao tong univ	23	532	23.1	23
9	univ houston	21	775	36.9	18
10	tsinghua univ	16	218	13.6	20

### 3.4. 作者

用英文文献通过 VOSviewer 绘制图谱，节点选择 Authors。结果显示，共有 5036 个作者参与了该领域的创作，发文量 5 篇以上的作者共有 128 个，见图 5。图宾根大学的 Birbaumer Niels 教授发文量和篇均被引最高(21, 92.29)。英文文献发文量前 10 的作者见表 3。



**Figure 5.** Temporal map of author collaboration network  
**图 5.** 作者合作关系网络图谱

**Table 3.** The top 10 productive authors with publications concerning BCI in rehabilitation  
**表 3.** BCI 用于神经康复领域发文量排名前 10 的作者

排名	作者名称	发文量	总被引次数	篇均被引	TLS
1	Birbaumer, Niels	21	1938	92.29	29
2	Jochumsen, Mads	19	302	15.89	35
3	Guan, Cuntai	18	1295	71.94	33
4	Azorin, Jose m.	17	503	29.59	22
5	Jia, Jie	17	344	20.24	31
6	Ang, Kai keng	16	1022	63.88	32
7	Ming, Dong	15	216	14.4	28
8	Niazi, Imran khan	15	398	26.53	36
9	Chen, Shugeng	13	293	22.54	29
10	Ramos-murguialday, Ander	13	870	66.92	22

### 3.5. 期刊分析

此次纳入研究的期刊中,英文文献来源于 273 种期刊。其中,《JOURNAL OF NEURAL ENGINEERING》是总被引次数最高的期刊,《FRONTIERS IN NEUROSCIENCE》是发文量最高的期刊,表明这些杂志在该领域的显著影响力。表 4 罗列了总被引次数排名前 10 的期刊,根据布拉德福定律将 273 种期刊分为 3 区,前 7 名属于第 1 区的期刊。

**Table 4.** Top 10 journals ranked by total citations  
**表 4.** 总被引次数排名前 10 的期刊

排名	期刊名称	发文量(篇)	总被引次数	篇均被引
1	JOURNAL OF NEURAL ENGINEERING	76	1888	24.84
2	FRONTIERS IN NEUROSCIENCE	79	1876	23.75
3	FRONTIERS IN HUMAN NEUROSCIENCE	64	1796	28.06
4	IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL SYSTEMS AND REHABILITATION ENGINEERING	70	1511	21.59
5	JOURNAL OF NEUROENGINEERING AND REHABILITATION	40	1129	28.23
6	SENSORS	53	804	15.17
7	IEEE ACCESS	38	580	15.26
8	FRONTIERS IN NEUROLOGY	34	526	15.47
9	IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING	13	520	40
10	SCIENTIFIC REPORTS	23	484	21.04

### 3.6. 关键词

关键词是体现领域研究现状,识别热点与趋势的重要指标。本研究对提取到的关键词进行同义词合并处理,并排除与研究主题相关的主题词进行可视化,突出研究重点。最终共提取到中文文献关键词 353 个,英文文献关键词 3897 个,分别进行共现和突现分析。

### 3.6.1. 关键词共现

关键词时间演化展现了研究转变的轨迹，颜色从冷色到暖色表示时间从远至近。随着时间的推移，研究重点已经从核心应用(脑卒中、脊髓损伤)与技术原理(运动想象、神经可塑性)转向了人工智能融合(深度学习、卷积神经网络)与细分场景(上肢、下肢)。见图 6、图 7。

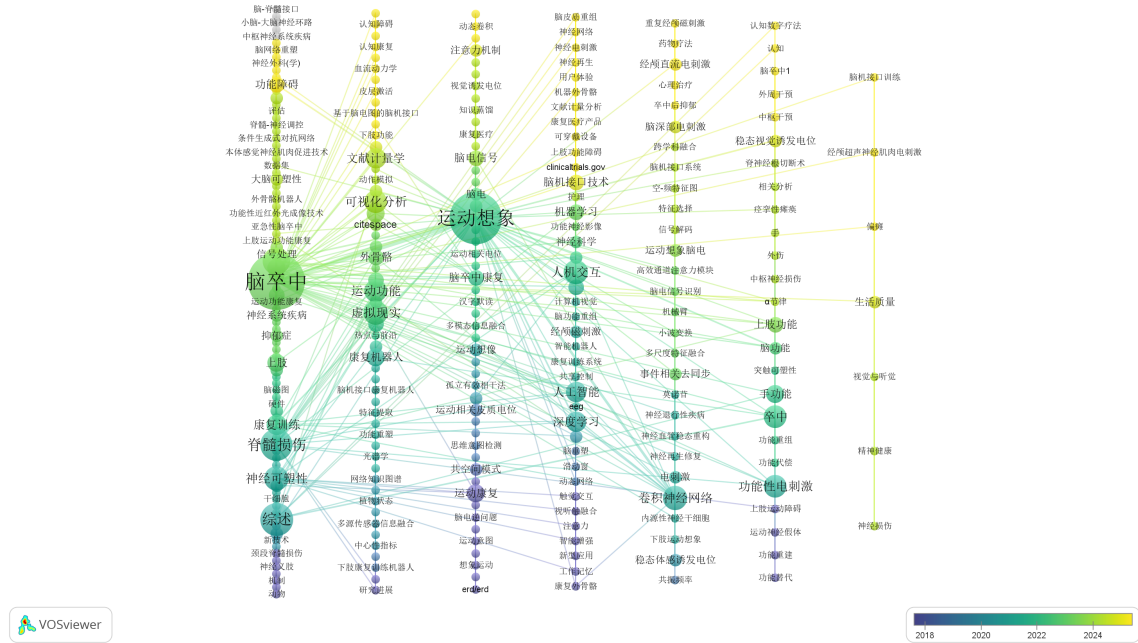


Figure 6. Temporal evolution map of Chinese keywords for BCI in neurorehabilitation  
图 6. 脑机接口技术用于神经康复领域的中文关键词时间演化图谱

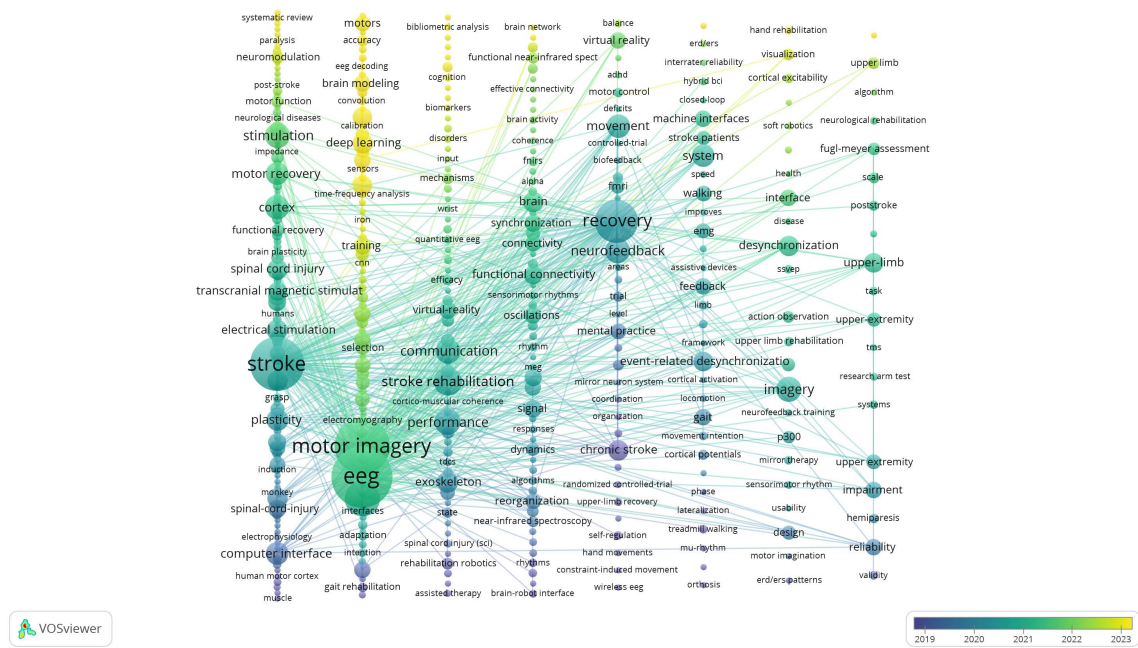


Figure 7. Temporal evolution map of English keywords for BCI in neurorehabilitation  
图 7. 脑机接口技术用于神经康复领域的英文关键词时间演化图谱

### 3.6.2. 关键词突现

通过将爆发时间设置为 2 年，分别选择了中、英文文献突现强度最高的 15 个关键词，最新爆发的关键词则可能为该领域未来研究的重点趋向。最新爆发的关键词主要涉及“深度学习”“神经网络”“信号处理”等，提示未来研究热点可能聚焦于人工智能与 BCI 的结合。见图 8。

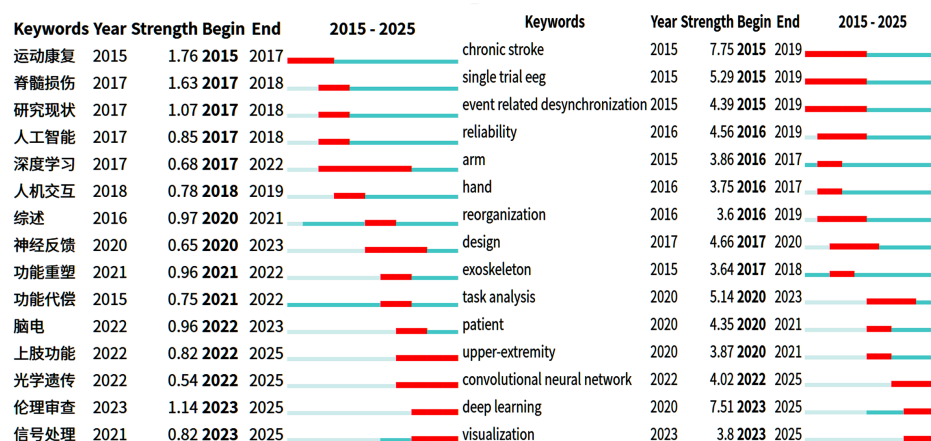


Figure 8. Top 15 Chinese and English keywords with the strongest citation bursts  
图 8. 前 15 中英文关键词突现图谱

## 4. 讨论

### 4.1. 研究概况分析

近 10 年 BCI 在神经康复领域的研究产出持续稳定增长，反映全球对该领域的关注度持续提升，这可能与神经系统疾病的负担加剧与 BCI 技术的持续突破密切相关[11] [12]。中国的相关研究起步较晚，自 2016 年后才出现稳定产出，但增长迅速，目前已成为世界上发文量最高的国家。然而，美国的篇均被引次数(20.3)和 TLS (219)均显著高于中国，这表明美国在全球合作网络中占据中心位置，其研究成果具有更广泛的学术影响力。德国与瑞士等欧洲发达国家的产出质量也普遍较高，篇均被引处于较高水平。在研究机构方面，德国图宾根大学无论在发文量(38 篇)、篇均被引(60.0)还是合作强度(TLS = 49)上均展现出其在该领域占重要地位。中国有 6 家机构进入发文量前十，包括西安交通大学(28 篇)和中国科学院(26 篇)。这些顶尖机构形成了差异化的研究格局，图宾根大学在重症神经重塑上国际领先，首创本体感觉反馈融合脑电 - 肌电双特征解码技术；西安交通大学聚焦临床痛点；天津大学专注研发无创高精度 BCI；南洋理工大学以算法创新与循证医学验证见长；奥尔堡大学专注于 BCI 可用性与人机心理工程，将干预病种拓展至多发性硬化与脑瘫。学者分析显示，图宾根大学的 Birbaumer Niels 教授以 21 篇论文、高达 92.29 的篇均被引，被视为该领域的先驱和核心学者之一。综上所述，中国作为科研产出大国，在研究上具有规模优势，但在构建全球学术引领力方面仍有很大的发展空间，提示研究者不但要重视产出的数量，更要注重质量。

### 4.2. 研究热点分析

关键词分析是识别研究主题的窗口[13]，研究表明，中英文研究在核心主题上高度一致，高频共现词网络的中心都由 EEG、运动想象和脑卒中构成，国内外研究热点主要集中在信号采集、信号处理、反馈模式、康复机制及临床应用等方面。

### 4.2.1. 信号采集

在关键词分析图谱中, EEG 同样备受关注, 它是 BCI 应用中最常用的采集技术。BCI 康复循环的起点是准确采集患者的运动意图, 这要求我们理解其在人脑中的电生理特征。运动意图的产生涉及一系列复杂的皮层活动, 这些活动可以通过 EEG 在时间和频率两个维度上被捕获。运动相关皮层电位是在自主运动前和运动期间观察到的缓慢负向电位变化, 是反映皮层兴奋性改变的可靠时域特征[14]。这种电位包含几个关键成分。早期成分准备电位通常在自主运动开始前 1 至 2 秒出现, 反映运动意图、预期和准备过程, 是 BCI 康复中捕获患者意图的关键时域方法之一[15]。运动电位出现于运动执行期, 显示 M1 的实际激活。关联性负变波常见于提示 - 反应任务中, 在提示信号和运动信号之间出现, 表示对即将到来的运动的预期和准备[16]。频域维度上, 运动意图的生理表征以 ERD 和事件相关同步化为核心, 这也是 EEG 中最常被利用的信号。ERD 指个体在想象运动时感觉运动节律  $\mu$  和  $\beta$  节律的下降, 代表初级运动皮层兴奋性, 是解码运动意图的核心控制信号[17] [18]。EEG 正是通过捕获这些电信号, 最终反映大脑的功能状态与活动模式。它具有无创安全, 成本低, 时间分辨率高等优点, 但空间分辨率较低, 信号不平稳[19]。其他常用的 BCI 采集技术还包括脑磁图、功能性近红外光谱和功能性磁共振等。

### 4.2.2. 信号处理

信号处理包括预处理、特征提取和分类。其中, “特征提取”之所以成为最大的研究聚类, 是因为整个 BCI 闭环的成败取决于能否从充满噪声和伪影的 EEG 信号中, 稳定、准确地提取出代表用户意图的微弱神经信号[20]。但相关研究从一开始就面临一个重大障碍, 即“低效能用户”, 也称作“BCI 文盲”。研究表明, 有相当比例的用户无法通过训练学会控制一个 MI-BCI 系统。这种现象归因于多方面因素, 包括 EEG 信号固有的低信噪比、EEG 信号的非平稳性(即信号特征随时间漂移)、个体在认知(如注意力、空间想象能力)和生理上的差异, 导致信号提取、解码性能不稳定, 使得一些在试验中被证明有效的 BCI 系统, 在实际应用中并不可靠, 难以推广[21] [22]。因此, 该领域的研究重心从医学问题转向了算法技术攻坚。研究者首先试图利用传统机器学习方法提高解码精度和分类性能。他们采用共空间模式(CSP)算法进行特征提取, 辅以线性判别分析(LDA)或支持向量机(SVM)进行分类, 以解决信号不稳定的问题[23]。然而, 这些方法依赖于研究者手动选择最佳的信号频段, 对信号的非平稳性和个体差异非常敏感, 这些缺陷是 BCI 技术难以走出实验室、进入临床常规应用的主要技术障碍[24]。

### 4.2.3. 反馈模式

混合 BCI、康复机器人、虚拟现实关键词聚类的活跃, 表明 BCI 应用于神经康复往往不是单独出现, 而是将 BCI 作为意图检测与转化输出设备, 与康复机器人、功能性电刺激和虚拟现实等执行/反馈设备结合, 构建闭环多模态康复平台。BCI 结合 FES 是最成熟和有效的范式, 通过解码患者的运动意图, 并立即用该信号触发电极刺激目标肌肉, 使其产生功能性收缩[25]。多项研究表明, BCI-FES 组合能显著提高患者的 FMA 评分, 甚至有研究者认为 FES 是 BCI 康复中效果最好的反馈模式[26] [27]。其次是 BCI 与康复机器人的组合。该模式将 BCI 与上肢外骨骼或下肢步行机器人相结合[28] [29], 机器人提供了 BCI-FES 所缺乏的本体感觉反馈, 提升患者参与度。影像学证据显示, 机器人辅助疗法后, 患者的同侧运动区与对侧运动区之间的功能连接得到调节[30]。虚拟现实可以提供一个沉浸式、安全可控的训练环境, 患者通过控制虚拟环境中的化身, 进行在现实中难以实现的高强度重复性运动训练, 这一技术与 BCI 的结合极大提升了患者的参与动机[31] [32]。

### 4.2.4. 康复机制

在关键词共现图谱中, “运动想象”占据主要地位, 它是当前 BCI 应用的核心输入范式。运动想象指在没有实际肢体运动的情况下对运动过程进行认知演练[33]。功能成像研究证实, 运动意图激活的皮层

网络与实际运动执行所涉及的网络高度重叠,包括感觉运动皮层[34][35]。对于因严重中风导致偏瘫、无法产生任何自主运动的患者而言,运动想象提供了激活受损运动皮层的可行途径,使他们能够主动参与到康复训练中[36]。在BCI康复的知识图谱中,“神经反馈”和“神经可塑性”是两个紧密相连的核心聚类。BCI训练本质上是一种条件反射形式的神经反馈,其核心机制基于赫布理论:“共同兴奋的神经元会连接在一起”[37]。卒中等中枢神经损伤导致的最根本问题之一,是连接“运动意图”与“感觉反馈”的感觉运动环路被打破。患者虽然可以产生运动意图,但该意图无法产生实际的运动,也无法接收到相应的本体感觉和视觉反馈[38][39]。BCI系统则通过重塑这一回路以达成康复目标,BCI要求患者主动、重复地激活运动意图,这会调动大脑的运动相关区域,包括初级感觉运动皮层、前运动区和辅助运动区[40]。BCI系统解码患者的运动意图,即时一致地驱动外部设备,提供多模态的感觉反馈,这使得代表“运动意图”的突触前神经元与代表“感觉反馈”的突触后神经元同时激发[41]。这种重复性的同步激活,被认为能够强化受损皮层中潜存的或新生的突触通路,从而驱动皮层重组和功能恢复[42]。研究表明,这种靶向训练有助于将中风后常见的代偿性双侧皮层激活模式,重新纠正为功能性的患侧皮层激活模式[43][44]。这构成了BCI促进功能恢复的神经生理学基础。

#### 4.2.5. 临床应用

关键词共现分析显示,脑机接口技术用于神经康复时,临床应用研究多集中在脑卒中和脊髓损伤,这一分布特征可能与两类疾病的功能障碍特点及BCI技术的适配性高度相关。脑卒中作为我国致死率最高的疾病,患者会遗留上肢运动功能障碍、平衡障碍等后遗症[45]。而BCI通过解码运动想象相关的脑电特征,可精准驱动外骨骼机器人、FES等设备,构建意图-反馈闭环训练,促进患侧脑区神经可塑性重组,这一机制已被多项系统综述和meta分析证实[46]-[48]。脊髓损伤则因损伤平面以下运动通路中断,导致患者丧失自主运动能力,BCI无需依赖受损脊髓传导,通过建立电子旁路或促进损伤部位的神经再生与重组促进运动功能恢复[49]。并且,脑卒中与脊髓损伤的运动功能障碍具有明确的神经电生理表征和成熟的评估工具,更易通过临床对照试验验证BCI的干预效果[50]。

### 4.3. 研究趋势分析

通过对关键词的突现与时间演化分析,可清晰梳理出“研究问题驱动技术发展、新技术重塑研究范式”的技术演进脉络:研究早期,脑卒中、脊髓损伤等疾病的临床重构需求催生了基于EEG的运动想象信号提取技术,但BCI盲、脑电信噪比低等问题成为临床转化的核心障碍;接着,解码稳定性不足的工程瓶颈推动研究重心转向传统机器学习算法攻坚,虽实现了特征提取的局部优化,却仍受限于人工依赖与脑电信号时空漂移问题;自2023年以来,深度学习凭借端到端非线性特征提取能力突破了传统技术瓶颈,不仅大幅提升了解码稳定性,更推动研究范式向融合认知调控、沉浸式反馈的多模态共融闭环康复转变。

#### 4.3.1. 采集技术革新

尽管EEG在BCI的基础研究与初步临床探索中应用普遍,但其固有的功能局限性已难以满足BCI向高精度神经活动解码、长期稳定交互的需求,这一技术瓶颈推动该领域对新型脑信号采集技术进行探索。最近,功能性超声神经成像技术在BCI应用方面展现出巨大潜力,它具有低侵入性、高时空分辨率的特点[51]。当前研究已从动物实验迈向人体应用,通过声学透明的颅窗进行成像,测量成人大脑活动[52]。单一的BCI采集技术往往存在明显的短板,如EEG时间分辨率极高但空间分辨率较低,对伪影敏感;功能性磁共振空间分辨率极高但时间分辨率极低;功能性近红外光谱对伪影耐受性强但时空分辨率较低[53]。未来的采集技术应向多模态融合的方向发展,通过优势互补,构建兼具高时空分辨率、低侵入性与抗干扰能力的新一代BCI神经信号采集系统[54]。

### 4.3.2. 深度学习融合

近两年爆发和热度持续至今的关键词可以代表领域未来可能出现的研究趋势。在关键词突现分析中，“深度学习”、“可视化”和“卷积神经网络”是近三年中爆发强度最高的关键词，标志着解码技术正从传统机器学习方法向更强大的深度学习模型迭代，以期从根本上解决特征提取和分类的难题。深度学习的优势在于“端到端”学习。它不再需要特征提取这个人工步骤，而是能够直接处理原始或接近原始的 EEG 信号，自动学习数据中最具区分度的空间、时间和频率特征。更重要的是，深度学习模型显著提升了“低效能用户”的解码准确率，这极大地扩展了 BCI 的适用人群，使其不再局限于那些能产生标准 EEG 信号的患者[55]。几种关键的深度学习架构主导了这一趋势。其一是轻量化 CNNs：如 EEGNet 和 ShallowConvNet，它们被专门设计用于处理 EEG 信号，并在多个公开数据集中成为新的性能基准[56][57]。其二是循环神经网络与 CNN 的混合模型。CNN 在提取 EEG 信号的空间特征方面表现出色，而循环神经网络则擅长捕捉信号中的时间序列，两者的组合用于同时捕捉 EEG 的时空特征[58]。其三则是源于自然语言处理领域的 Transformers，这些基于注意力机制的模型近来被用于 EEG 解码，它们在捕捉长程时间依赖性方面表现出色，并已在一些基准测试中超越了 CNN 模型[59]。最新的研究已将深度学习模型用于心理语言解码，在恢复患者沟通方面展现出巨大潜力[60]。目前，深度学习模型面临的挑战包括计算成本高、模型复杂和训练困难[61]。未来的趋势将是开发更轻量化、更少通道、更适应便携式设备的算法，值得研究者关注。

### 4.3.3. 临床研究深化

关键词突现和时间演化图谱呈现出一个清楚的信号：BCI 作用于神经康复领域的研究已向更细致、深入的方向发展。首先是应用场景的精细化，比如上肢和下肢等特定部位，以及认知和心理等特定功能关键词的出现。其次是作用的时间窗口。早期的临床随机对照试验大多集中在慢性期患者，虽然取得了统计学意义，但功能改善的绝对值有限。而当前的 BCI 研究明确指出，BCI 康复作为一种驱动可塑性的疗法，其最大价值在于中风后神经可塑性最活跃的亚急性期窗口[62]。BCI 用于神经康复要被临床接受，必须提供高质量的循证医学证据，而当前的证据基础存在明显短板。尽管诸多研究已得出了高度一致的结论，即 BCI 的即时疗效，即训练刚停止时的功能改善是显著的，但关于其长期效果的证据非常有限。许多研究缺乏有效的对照组，未来的研究迫切需要设置“伪 BCI”对照组——即患者执行相同的任务和反馈，但反馈与其实际脑电信号无关。只有表现明显优于伪 BCI 对照组，才能证明疗效来自于 BCI 的神经调控机制，而非仅仅是参与训练的安慰剂效应[63]。此外，当前大多数研究是小样本的单中心试验，迫切需要开展多中心、大样本、具有长期随访的临床随机对照试验[64]。综合以上两部分，未来研究重点可能集中于开发基于 Transformer 架构的、能够适应个体差异的 EEG 解码模型，并应用于亚急性期中患者的闭环神经反馈训练中。

## 5. 结论

本研究基于文献计量学方法，系统梳理近十年 BCI 技术在神经康复领域的中英文文献，全面分析了该领域的文献产出、研究现状、核心热点与发展趋势。研究表明，运动想象、EEG 信号、脑卒中康复是当前领域核心研究方向，同时行业面临信号解码技术瓶颈、临床研究支撑不足等紧迫挑战。未来可通过深度学习技术突破技术壁垒，依托深化临床研究完善循证医学证据，破解现有发展难题，为神经康复领域的技术革新与临床应用提供支撑。

## 基金项目

浙江省大学生创新训练计划(S202513023040)。

## 参考文献

- [1] Steinmetz, J.D., Seeher, K.M., Schiess, N., Nichols, E., Cao, B., Servili, C., *et al.* (2024) Global, Regional, and National Burden of Disorders Affecting the Nervous System, 1990-2021: A Systematic Analysis for the Global Burden of Disease Study 2021. *The Lancet Neurology*, **23**, 344-381. [https://doi.org/10.1016/s1474-4422\(24\)00038-3](https://doi.org/10.1016/s1474-4422(24)00038-3)
- [2] Hay, S.I., Ong, K.L., Santomauro, D.F., A, B., Aalipour, M.A., Aalruz, H., *et al.* (2025) Burden of 375 Diseases and Injuries, Risk-Attributable Burden of 88 Risk Factors, and Healthy Life Expectancy in 204 Countries and Territories, Including 660 Subnational Locations, 1990-2023: A Systematic Analysis for the Global Burden of Disease Study 2023. *The Lancet*, **406**, 1873-1922. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(25\)01637-x](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(25)01637-x)
- [3] Gutierrez-Martinez, J., Mercado-Gutierrez, J.A., Carvajal-Gómez, B.E., Rosas-Trigueros, J.L. and Contreras-Martinez, A.E. (2021) Artificial Intelligence Algorithms in Visual Evoked Potential-Based Brain-Computer Interfaces for Motor Rehabilitation Applications: Systematic Review and Future Directions. *Frontiers in Human Neuroscience*, **15**, Article 772837. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2021.772837>
- [4] Lebedev, M.A. and Nicolelis, M.A.L. (2017) Brain-Machine Interfaces: From Basic Science to Neuroprostheses and Neurorehabilitation. *Physiological Reviews*, **97**, 767-837. <https://doi.org/10.1152/physrev.00027.2016>
- [5] Gao, W., Cui, Z., Yu, Y., Mao, J., Xu, J., Ji, L., *et al.* (2022) Application of a Brain-Computer Interface System with Visual and Motor Feedback in Limb and Brain Functional Rehabilitation after Stroke: Case Report. *Brain Sciences*, **12**, Article 1083. <https://doi.org/10.3390/brainsci12081083>
- [6] 葛祎, 仲颖, 洪文军, 等. 脑机接口在中枢神经系统疾病康复中的应用[J]. 康复学报, 2025, 35(4): 393-398.
- [7] Li, F., Zhang, D., Chen, J., Tang, K., Li, X. and Hou, Z. (2023) Research Hotspots and Trends of Brain-Computer Interface Technology in Stroke: A Bibliometric Study and Visualization Analysis. *Frontiers in Neuroscience*, **17**, Article 1243151. <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1243151>
- [8] Gao, X., Wang, Y., Chen, X., Liu, B. and Gao, S. (2025) Brain-Computer Interface—A Brain-In-The-Loop Communication System. *Proceedings of the IEEE*, **113**, 478-511. <https://doi.org/10.1109/jproc.2025.3600389>
- [9] Eliseyev, A. and Aksenova, T. (2019) Personalized Adaptive Instruction Design (PAID) for Brain-Computer Interface Using Reinforcement Learning and Deep Learning: Simulated Data Study. *Brain-Computer Interfaces*, **6**, 36-48. <https://doi.org/10.1080/2326263x.2019.1651570>
- [10] Teng, J., Cho, S. and Lee, S. (2025) Tri-Manual Interaction in Hybrid BCI-VR Systems: Integrating Gaze, EEG Control for Enhanced 3D Object Manipulation. *Frontiers in Neurorobotics*, **19**, Article 1628968. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2025.1628968>
- [11] Zhang, C., Yang, X., Wan, D., Ma, Q., Yin, P., Zhou, M., *et al.* (2025) Burden of Neurological Disorders in China and Its Provinces, 1990-2021: Findings from the Global Burden of Disease Study 2021. *Med*, **6**, Article ID: 100692. <https://doi.org/10.1016/j.medj.2025.100692>
- [12] Chen, S., Chen, M., Wang, X., Liu, X., Liu, B. and Ming, D. (2025) Brain-Computer Interfaces in 2023-2024. *Brain-X*, **3**, e70024. <https://doi.org/10.1002/brx2.70024>
- [13] 陈悦, 陈超美, 刘则渊, 等. CiteSpace 知识图谱的方法论功能[J]. 科学学研究, 2015, 33(2): 242-253.
- [14] Hallett, M. (19) 9Movement-Related Cortical Potentials. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, **34**, 5-13.
- [15] Shibasaki, H. and Hallett, M. (2006) What Is the Bereitschaftspotential? *Clinical Neurophysiology*, **117**, 2341-2356. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2006.04.025>
- [16] Colebatch, J.G. (2007) Bereitschaftspotential and Movement-Related Potentials: Origin, Significance, and Application in Disorders of Human Movement. *Movement Disorders*, **22**, 601-610. <https://doi.org/10.1002/mds.21323>
- [17] Remsik, A.B., Gjini, K., Williams, L., van Kan, P.L.E., Gloe, S., Bjorklund, E., *et al.* (2021) Ipsilesional Mu Rhythm Desynchronization Correlates with Improvements in Affected Hand Grip Strength and Functional Connectivity in Sensorimotor Cortices Following BCI-FES Intervention for Upper Extremity in Stroke Survivors. *Frontiers in Human Neuroscience*, **15**, Article 725645. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2021.725645>
- [18] Takemi, M., Masakado, Y., Liu, M. and Ushiba, J. (2013) Event-Related Desynchronization Reflects Downregulation of Intracortical Inhibition in Human Primary Motor Cortex. *Journal of Neurophysiology*, **110**, 1158-1166. <https://doi.org/10.1152/jn.01092.2012>
- [19] Olejniczak, P. (2006) Neurophysiologic Basis of EEG. *Journal of Clinical Neurophysiology*, **23**, 186-189. <https://doi.org/10.1097/01.wnp.0000220079.61973.6c>
- [20] Elashmawi, W.H., Ayman, A., Antoun, M., Mohamed, H., Mohamed, S.E., Amr, H., *et al.* (2024) A Comprehensive Review on Brain-Computer Interface (BCI)-Based Machine and Deep Learning Algorithms for Stroke Rehabilitation. *Applied Sciences*, **14**, Article 6347. <https://doi.org/10.3390/app14146347>

- [21] Ahn, M., Cho, H., Ahn, S. and Jun, S.C. (2013) High Theta and Low Alpha Powers May Be Indicative of BCI-Illiteracy in Motor Imagery. *PLOS ONE*, **8**, e80886. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0080886>
- [22] Thompson, M.C. (2019) Critiquing the Concept of BCI Illiteracy. *Science and Engineering Ethics*, **25**, 1217-1233. <https://doi.org/10.1007/s11948-018-0061-1>
- [23] Wierzgała, P., Zapała, D., Wojcik, G.M. and Masiak, J. (2018) Most Popular Signal Processing Methods in Motor-Imagery BCI: A Review and Meta-Analysis. *Frontiers in Neuroinformatics*, **12**, Article 78. <https://doi.org/10.3389/fninf.2018.00078>
- [24] Gutierrez-Martinez, J., Mercado-Gutierrez, J.A., Carvajal-Gómez, B.E., Rosas-Trigueros, J.L. and Contreras-Martinez, A.E. (2021) Artificial Intelligence Algorithms in Visual Evoked Potential-Based Brain-Computer Interfaces for Motor Rehabilitation Applications: Systematic Review and Future Directions. *Frontiers in Human Neuroscience*, **15**, Article 772837. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2021.772837>
- [25] Popović, D.B. (2014) Advances in Functional Electrical Stimulation (FES). *Journal of Electromyography and Kinesiology*, **24**, 795-802. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2014.09.008>
- [26] Ren, C., Li, X., Gao, Q., Pan, M., Wang, J., Yang, F., et al. (2024) The Effect of Brain-Computer Interface Controlled Functional Electrical Stimulation Training on Rehabilitation of Upper Limb after Stroke: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Frontiers in Human Neuroscience*, **18**, Article 1438095. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2024.1438095>
- [27] Zhang, Y., Gao, Y., Zhou, J., Zhang, Z., Feng, M. and Liu, Y. (2025) Advances in Brain-Computer Interface Controlled Functional Electrical Stimulation for Upper Limb Recovery after Stroke. *Brain Research Bulletin*, **226**, Article ID: 111354. <https://doi.org/10.1016/j.brainresbull.2025.111354>
- Bai, Z., Fong, K.N.K., Zhang, J.J., Chan, J. and Ting, K.H. (2020) Immediate and Long-Term Effects of BCI-Based Rehabilitation of the Upper Extremity after Stroke: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, **17**, Article No. 57. <https://doi.org/10.1186/s12984-020-00686-2>
- [28] Forenzo, D., Zhang, Y., Wittenberg, G.F. and He, B. (2025) Continuous Reaching and Grasping with a BCI Controlled Robotic Arm in Healthy and Stroke-Affected Individuals. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, **33**, 3888-3899. <https://doi.org/10.1109/tnsre.2025.3611821>
- [29] Serafini, E.R.d.S., Guerrero-Mendez, C.D., Blanco-Diaz, C.F., da Silva Fiorin, F., de Albuquerque, T.S., A. Dantas, A.F.O., et al. (2025) Cortical Modulation through Robotic Gait Training with Motor Imagery Brain-Computer Interface Enhances Bladder Function in Individuals with Spinal Cord Injury. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 34633. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-18277-3>
- [30] Lau, C.C.Y., Yuan, K., Wong, P.C.M., Chu, W.C.W., Leung, T.W., Wong, W., et al. (2021) Modulation of Functional Connectivity and Low-Frequency Fluctuations after Brain-Computer Interface-Guided Robot Hand Training in Chronic Stroke: A 6-Month Follow-Up Study. *Frontiers in Human Neuroscience*, **14**, Article 611064. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2020.611064>
- [31] Alimardani, M., Nishio, S. and Ishiguro, H. (2016) The Importance of Visual Feedback Design in BCIS; from Embodiment to Motor Imagery Learning. *PLOS ONE*, **11**, e0161945. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0161945>
- [32] Ben Abdallah, I., Bouteraa, Y. and Alotaibi, A. (2025) AI-Driven Hybrid Rehabilitation: Synergizing Robotics and Electrical Stimulation for Upper-Limb Recovery after Stroke. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, **13**, Article 1619247. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2025.1619247>
- [33] Jeannerod, M. (2001) Neural Simulation of Action: A Unifying Mechanism for Motor Cognition. *NeuroImage*, **14**, S103-S109. <https://doi.org/10.1006/nimg.2001.0832>
- [34] Li, M., Liu, Y., Wu, Y., Liu, S., Jia, J. and Zhang, L. (2014) Neurophysiological Substrates of Stroke Patients with Motor Imagery-Based Brain-Computer Interface Training. *International Journal of Neuroscience*, **124**, 403-415. <https://doi.org/10.3109/00207454.2013.850082>
- [35] Ma, Z., Wu, J., Cao, Z., Hua, X., Zheng, M., Xing, X., et al. (2024) Motor Imagery-Based Brain-Computer Interface Rehabilitation Programs Enhance Upper Extremity Performance and Cortical Activation in Stroke Patients. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, **21**, Article No. 91. <https://doi.org/10.1186/s12984-024-01387-w>
- [36] 高诺, 张慧, 高志栋, 等. 基于脑机接口技术的上下肢康复系统研究[J]. 生物医学工程研究, 2021, 40(2): 166-171.
- [37] Krueger, J., Krauth, R., Reichert, C., Perdakis, S., Vogt, S., Huchtemann, T., et al. (2024) Hebbian Plasticity Induced by Temporally Coincident BCI Enhances Post-Stroke Motor Recovery. *Scientific Reports*, **14**, Article No. 18700. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69037-8>
- [38] 贾杰. 老年卒中的感知-运动互调控[J]. 中国卒中杂志, 2022, 17(10): 1037-1039.
- [39] Sato, T., Nakamura, Y., Takeda, A. and Ueno, M. (2021) Lesion Area in the Cerebral Cortex Determines the Patterns of Axon Rewiring of Motor and Sensory Corticospinal Tracts after Stroke. *Frontiers in Neuroscience*, **15**, Article 737034. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.737034>
- [40] Tong, Y., Pandy, J.T., Li, W.A., Du, H., Zhang, T., Geng, X., et al. (2017) Motor Imagery-Based Rehabilitation: Potential

- Neural Correlates and Clinical Application for Functional Recovery of Motor Deficits after Stroke. *Aging and disease*, **8**, 364-371. <https://doi.org/10.14336/ad.2016.1012>
- [41] Sitaram, R., Ros, T., Stoeckel, L., Haller, S., Scharnowski, F., Lewis-Peacock, J., *et al.* (2017) Closed-Loop Brain Training: The Science of Neurofeedback. *Nature Reviews Neuroscience*, **18**, 86-100. <https://doi.org/10.1038/nrn.2016.164>
- [42] Su, F. and Xu, W. (2020) Enhancing Brain Plasticity to Promote Stroke Recovery. *Frontiers in Neurology*, **11**, Article 554089. <https://doi.org/10.3389/fneur.2020.554089>
- [43] Cantillo-Negrete, J., Rodríguez-García, M.E., Carrillo-Mora, P., Arias-Carrión, O., Ortega-Robles, E., Galicia-Alvarado, M.A., *et al.* (2025) The Rehand-BCI Trial: A Randomized Controlled Trial of a Brain-Computer Interface for Upper Extremity Stroke Neurorehabilitation. *Frontiers in Neuroscience*, **19**, Article 1579988. <https://doi.org/10.3389/fnins.2025.1579988>
- [44] Norman, S.L., Wolpaw, J.R. and Reinkensmeyer, D.J. (2022) Targeting Neuroplasticity to Improve Motor Recovery after Stroke: An Artificial Neural Network Model. *Brain Communications*, **4**, fcac264. <https://doi.org/10.1093/braincomms/fcac264>
- [45] 唐春花, 郭露, 张莉莉. 2025 年全球卒中报告数据解读: 卒中疾病负担的梯度演变与精准治理[J]. 诊断学理论与实践, 2025, 24(5): 485-497.
- [46] Ali, U., Khan, J.A., Ahsan, M.T., Altaf, B., Azreen, S., Alamu, O.S., *et al.* (2025) Brain-Computer Interfaces in the Rehabilitation of Stroke and Spinal Cord Injury: A Systematic Review and Meta-Analysis of Clinical Efficacy. *Cureus*, **17**, e94833. <https://doi.org/10.7759/cureus.94833>
- [47] 万春利, 邱怀德, 王雪, 等. 脑机接口对脑卒中患者功能恢复影响的 meta 分析[J]. 中国康复医学杂志, 2022, 37(11): 1535-1540, 1550.
- [48] 韩诗雨, 解益, 董安琴. 基于脑机接口的功能性电刺激改善卒中后患者上肢功能的 meta 分析[J]. 中国康复医学杂志, 2024, 39(12): 1862-1869.
- [49] Anjum, A., Yazid, M.D., Fauzi Daud, M., Idris, J., Ng, A.M.H., Selvi Naicker, A., *et al.* (2020) Spinal Cord Injury: Pathophysiology, Multimolecular Interactions, and Underlying Recovery Mechanisms. *International Journal of Molecular Sciences*, **21**, Article 7533. <https://doi.org/10.3390/ijms21207533>
- [50] Gladstone, D.J., Danells, C.J. and Black, S.E. (2002) The Fugl-Meyer Assessment of Motor Recovery after Stroke: A Critical Review of Its Measurement Properties. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, **16**, 232-240. <https://doi.org/10.1177/154596802401105171>
- [51] Griggs, W.S., Norman, S.L., Deffieux, T., Segura, F., Osmanski, B., Chau, G., *et al.* (2024) Decoding Motor Plans Using a Closed-Loop Ultrasonic Brain-Machine Interface. *Nature Neuroscience*, **27**, 196-207. <https://doi.org/10.1038/s41593-023-01500-7>
- [52] Rabut, C., Norman, S.L., Griggs, W.S., Russin, J.J., Jann, K., Christopoulos, V., *et al.* (2024) Functional Ultrasound Imaging of Human Brain Activity through an Acoustically Transparent Cranial Window. *Science Translational Medicine*, **16**, eadj3143. <https://doi.org/10.1126/scitranslmed.adj3143>
- [53] Sun, Y., Chen, X., Liu, B., Liang, L., Wang, Y., Gao, S., *et al.* (2025) Signal Acquisition of Brain-Computer Interfaces: A Medical-Engineering Crossover Perspective Review. *Fundamental Research*, **5**, 3-16. <https://doi.org/10.1016/j.fmre.2024.04.011>
- [54] Ghosh, S., Máthé, D., Harishita, P.B., Sankarapillai, P., Mohan, A., Bhuvanankantham, R., *et al.* (2024) Review of Multimodal Data Acquisition Approaches for Brain-Computer Interfaces. *BioMed*, **4**, 548-587. <https://doi.org/10.3390/biomed4040041>
- [55] Tibrewal, N., Leeuwis, N. and Alimardani, M. (2022) Classification of Motor Imagery EEG Using Deep Learning Increases Performance in Inefficient BCI Users. *PLOS ONE*, **17**, e0268880. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0268880>
- [56] Zhang, T., Li, X., Hu, X., Zhou, Z., Mu, Q., Chai, X., *et al.* (2025) EEG-Based Deep Learning Model for Hyper-Acute Large Vessel Occlusion Stroke Detection in Mice. *CNS Neuroscience & Therapeutics*, **31**, e70592. <https://doi.org/10.1111/cns.70592>
- [57] Hazrati, H. and Daliri, M.R. (2025) Decoding Covert Visual Attention of Electroencephalography Signals Using Continuous Wavelet Transform and Deep Learning Approach. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 37503. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-21635-w>
- [58] Hao, Y. and Cheng, S. (2025) Motor Imagery EEG Classification Method Using 3D CNN and LSTM for Rehabilitation Application. *Cognitive Neurodynamics*, **19**, Article No. 131. <https://doi.org/10.1007/s11571-025-10317-y>
- [59] Yue, J., Xiao, X., Wang, K., Yi, W., Jung, T., Xu, M., *et al.* (2025) Augmenting Electroencephalogram Transformer for Steady-State Visually Evoked Potential-Based Brain-Computer Interfaces. *Cyborg and Bionic Systems*, **6**, Article ID: 0379. <https://doi.org/10.34133/cbsystems.0379>
- [60] Kunz, E.M., Abramovich Krasa, B., Kamdar, F., Avansino, D.T., Hahn, N., Yoon, S., *et al.* (2025) Inner Speech in Motor

Cortex and Implications for Speech Neuroprostheses. *Cell*, **188**, 4658-4673.e17.

<https://doi.org/10.1016/j.cell.2025.06.015>

- [61] Padfield, N., Zabalza, J., Zhao, H., Masero, V. and Ren, J. (2019) EEG-Based Brain-Computer Interfaces Using Motor-Imagery: Techniques and Challenges. *Sensors*, **19**, Article 1423. <https://doi.org/10.3390/s19061423>
- [62] Qu, H., Zeng, F., Tang, Y., Shi, B., Wang, Z., Chen, X., *et al.* (2024) The Clinical Effects of Brain-Computer Interface with Robot on Upper-Limb Function for Post-Stroke Rehabilitation: A Meta-Analysis and Systematic Review. *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology*, **19**, 30-41. <https://doi.org/10.1080/17483107.2022.2060354>
- [63] Shou, Y., Wang, X. and Yang, G. (2023) Verum versus Sham Brain-Computer Interface on Upper Limb Function Recovery after Stroke: A Systematic Review and Meta-Analysis of Randomized Controlled Trials. *Medicine*, **102**, e34148. <https://doi.org/10.1097/md.00000000000034148>
- [64] Tonin, A., Semprini, M., Kiper, P. and Mantini, D. (2025) Brain-Computer Interfaces for Stroke Motor Rehabilitation. *Bioengineering*, **12**, Article 820. <https://doi.org/10.3390/bioengineering12080820>