

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514607

一种面向运动-认知协同康复的脑功能 连接定量分析方法*

刘一诺^{1,2,3}, 卢杰威^{1,2,3}, 刘晋瑞¹, 于宁波^{1,2,3}, 韩建达^{1,2,3}

(1. 南开大学人工智能学院 天津 300350; 2. 南开大学深圳研究院智能技术与机器人系统研究院 深圳 518083;
3. 南开大学可信行为智能算法与系统教育部工程研究中心 天津 300350)

摘要:运动-认知协同康复已被证实可显著改善脑卒中中等中枢神经疾病患者的整体功能。然而,脑区间动态协同机制复杂,如何量化分析运动-认知功能相关的脑区间交互效应是优化康复治疗的一个核心挑战。为此,提出了一种基于最优传输子网络的脑功能连接定量分析方法,旨在从脑电信号中提取可解释的运动-认知神经特征。首先,设计了有、无视觉反馈的握力控制实验范式,同步采集脑电和握力数据;然后,基于锁相值建立功能连接矩阵,使用 Kruskal 优化算法筛选出最关键的节点连接,构建最优传输子网络以强化网络表达;进而,结合最优子网络和滑动任务窗分析提取脑区内连通强度和脑区间连通强度特征,分析握力机制并量化不同任务阶段下脑功能连接的动态变化。招募 15 名受试者开展实验,结果表明视觉反馈显著增强了特定脑区内和脑区间的功能连接,且在不同阶段体现出不同的增强表现。在任务准备阶段,高频信号下前额叶认知区连接增强;在任务启动阶段,低频振荡驱动枕叶皮层视觉区与中央运动区及体感联合皮层耦合增强;在任务稳定阶段,低高频信号共同协调认知区与运动区连接,保证握力持续稳定控制。由此,建立了一种可解释的脑区间交互效应分析与特征提取方法,为运动-认知协同康复提供了技术手段和量化依据。

关键词:运动-认知功能;脑功能连接;EEG;最优传输子网络

中图分类号: TH77 TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Quantitative analysis of brain functional connectivity for motor-cognitive integrated rehabilitation

Liu Yinuo^{1,2,3}, Lu Jiewei^{1,2,3}, Liu Jinrui¹, Yu Ningbo^{1,2,3}, Han Jianda^{1,2,3}

(1. College of Artificial Intelligence, Nankai University, Tianjin 300350, China; 2. Institute of Intelligence Technology and Robotic Systems, Shenzhen Research Institute of Nankai University, Shenzhen 518083, China; 3. Engineering Research Center of Trusted Behavior Intelligence, Ministry of Education, Nankai University, Tianjin 300350, China)

Abstract: Motor-cognitive integrated rehabilitation has proved effectiveness in patients with central nervous system disorders, including stroke. However, the dynamic interactions among brain regions that underlie these benefits are not well understood, and quantitative characterization of network-level interaction effects related to motor-cognitive function is essential for understanding and optimizing rehabilitation interventions. This paper presents a brain functional connectivity analysis method based on optimal-transport subnetworks to extract explainable motor-cognitive neural features from EEG signals. First, the experimental paradigm of grip force control with and without visual feedback was designed, during which EEG and grip force data were recorded simultaneously. Then, the functional connectivity matrix was constructed based on phase locking values and the most critical node connections were selected by the Kruskal algorithm, producing the optimal transport subnetwork with a refined network representation. Further, intra-and inter-ROI connectivity strength features were extracted by combining the optimal subnetwork with sliding task windows, enabling analysis of the grip force control mechanism and quantification of the dynamic changes of brain functional connectivity across different task stages. Fifteen subjects were recruited in the experiment, and the results demonstrated that visual feedback significantly enhanced specific intra-and inter-

收稿日期: 2025-10-21 Received Date: 2025-10-21

* 基金项目: 国家重点研发计划(2024YFB4709900)、国家自然科学基金(U24A20284, 62473214)项目资助

regional functional connectivity, with distinct enhancement patterns at different stages. In the preparation stage, high-frequency signals enhanced the connectivity within the prefrontal cognitive area. In the initiation stage, low-frequency oscillations enhanced coupling among the occipital visual cortex, central motor area and somatosensory association cortex. In the stable stage, low and high frequency signals jointly orchestrated connectivity between cognitive and motor areas to sustain continuous and stable grip control. Thus, this paper has established an explainable method to characterize brain region interaction and extract interpretable features, providing a technical tool and quantitative evidence for motor-cognitive integrated rehabilitation.

Keywords: motor-cognitive function; brain functional connectivity; EEG; optimal transport subnetwork

0 引 言

脑卒中、帕金森等脑神经疾病的康复需求日益凸显^[1]。研究表明,单一模态干预只能诱发局部神经环路的有限突触响应,疗效有限且疗程冗长^[2]。运动-认知联合干预已被证实为显著改善脑疾病患者整体功能的有效手段:Wang 等^[3]设计随机对照试验证明协同康复在执行功能改善上显著优于单模态;Ye 等^[4]通过网络荟萃分析证明运动-认知联合干预是轻度认知障碍患者功能改善的最优策略。解析运动-认知协同神经机制有助于制定个体化精准干预方案^[5]。然而,目前协同策略设计优化上缺乏可解释运动-认知功能标志物,康复训练中脑区动态协同神经机制尚不明确^[6]。

功能连接刻画通道间交互关系^[7],脑电信号(electroencephalography, EEG)能够以高时空分辨率实时追踪其变化^[8-9],是解析大脑信息处理的关键。脑区内连接度量局部聚类水平;脑区间连接刻画跨区信息耦合,二者联合分析可以捕捉任务驱动下的特异性神经机制^[10]。面向运动-认知协同机制的脑网络分析中,现有建模方法有最小生成树(minimum spanning tree, MST)、图卷积网络(graph convolutional networks, GCN)以及阈值法等。Ye 等^[11]基于静息态 EEG 构建 MST 脑网络,提取静态指标刻画阿尔茨海默脑网络异常;石静雯等^[12]提出一种基于时空 GCN 的 EEG 模型,抑郁识别准确率优于传统基线模型;Bott 等^[13]构建功能连接网络评估脑区内与脑区间耦合,揭示其在感知预期整合中作用。上述脑网络构建能在一定程度上表征脑网络。然而,固定阈值法会导致冗余连接的存在掩盖任务特异性下的核心通路^[14-15];现有 MST 方法多基于静态脑网络,忽略了不同任务阶段下的动态变化;而 GCN 多从整体拓扑结构分析,限制了对特定脑区下的运动-认知协同机制分析,难以精准捕捉神经康复中的动态脑区耦合特性。

针对上述问题,提出了一种基于最优传输子网络的脑功能连接定量分析方法,实现网络关键节点连接的精准筛选,将最优子网络节点映射到 8 个先验脑区,并结合滑动窗分析进一步探究脑区特异性运动-认知相关的动

态信息传递和协同作用。实验结果表明,视觉反馈显著增强了握力任务各阶段下特定脑区的功能连接,该方法为运动-认知协同康复训练阶段划分提供客观量化的脑区特异性动态指标,进而为策略优化的方向选择提供了有效技术手段。

1 理论分析

基于最优传输子网络的脑功能连接定量分析方法的理论流程如图 1 所示。首先基于锁相值(phase locking value, PLV)计算通道间相关性,构建功能连接矩阵;然后使用 Kruskal 算法寻找覆盖全脑重要通道的最优传输子网络;最后结合滑动任务窗提出动态特征提取方法,量化任务中脑区功能连接变化。

1.1 基于锁相值的脑功能矩阵构建

PLV 通过信号相位差评估相位同步程度,计算信号间相位关系表征通道间相关程度^[16]。通过希尔伯特变换计算信号瞬时相位,设 $x(t)$ 和 $y(t)$ 分别为两个通道信号,如式(1)所示对其进行希尔伯特变换,即:

$$\begin{cases} HT(x(t)) = \frac{1}{\pi} P. V. \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \\ HT(y(t)) = \frac{1}{\pi} P. V. \int_{-\infty}^{\infty} \frac{y(\tau)}{t - \tau} d\tau \end{cases} \quad (1)$$

其中, $P. V.$ 表示柯西主值, $HT(x(t))$ 和 $HT(y(t))$ 分别为 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的希尔伯特变换结,计算两信号瞬时相位如式(2)所示。

$$\begin{cases} \Phi_x(t) = \arctan\left(\frac{HT(x(t))}{x(t)}\right) \\ \Phi_y(t) = \arctan\left(\frac{HT(y(t))}{y(t)}\right) \end{cases} \quad (2)$$

最后计算 PLV 值,使用欧拉公式计算复信号后幅度平均,如式(3)所示。

$$PLV = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{j \cdot \Delta \varphi_{xy}(t)} \right| \quad (3)$$

PLV 取值范围为 0~1,其值越大表示信号同步性越好,相关性程度越高。网络节点为大脑 60 个通道,边的权重为节点间 PLV 值构建 60×60 的功能连接矩阵。

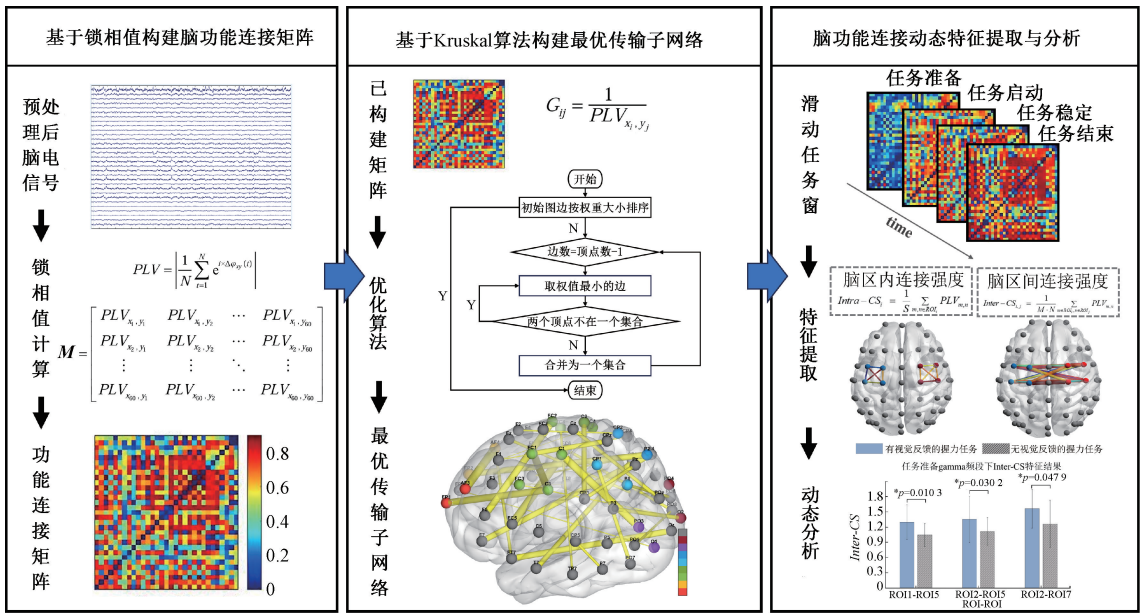


图1 脑功能连接定量分析整体流程

Fig. 1 Overall flowchart for quantitative analysis of brain functional connectivity

1.2 基于Kruskal算法的最优传输子网络构建

功能连接矩阵为最优传输子网络构建提供了权重基础。在对每条边求逆后的转换矩阵中寻找最小生成树即可得到最高相关性的节点连接。具体流程为:

- 1) 设连通矩阵为 $G(V, E, w)$, 构造 n 个顶点, 没有边的非连通图 $T = V$, 每个顶点自成一个连通分量;
- 2) 在 E 中选择最小权值的边, 若该边两个顶点落在不同连通分量上则加入到 T 中, 反之舍去;
- 3) 依次选择权值最小的边, 重复步骤 2) 直到所有顶点在同一连通分量上。

矩阵规模为 60×60 , 基于最小生成树生成的子网络连接所有的 60 个节点, 包含权重最大的 59 条边。

1.3 脑区功能连接量化

为了进一步量化脑区相关性, 在运动-认知相关感兴趣脑区 (region of interest, ROI) 划分基础上, 提出脑区内连通强度 (intra-ROI connectivity strength, Intra-CS) 和脑区间连通强度 (inter-ROI connectivity strength, Inter-CS) 特征提取方法。

Intra-CS 计算了同一 ROI 内部各通道之间的相位锁定平均值, 反映功能区内部神经元的同步化水平。脑区内信息交互强度计算如式 (4) 所示。

$$Intra-CS_i = \frac{1}{S} \sum_{m, n \in ROI_i} PLV_{m, n} \quad (4)$$

其中, ROI_i 表示第 i 个 ROI; $Intra-CS_i$ 表示 ROI_i 的 Intra-CS 值; m 和 n 表示 ROI_i 中的两个通道; $PLV_{m, n}$ 表示 m 和 n 之间的 PLV 值; S 为脑区内边数量。

Intra-CS 代表短程突触连接的抑制或兴奋。如认知区域局部相位同步代表大脑过滤干扰信息, 提升任务注意调动与保持; 而感觉运动区通过局部节律抑制无关肌肉输出, 确保动作精准性。Intra-CS 动态变化可揭示大脑从认知注意向运动控制分配的神经机制, 为康复训练提供局部脑区活动变化的实时客观依据^[13]。

Inter-CS 反映跨功能区域的长程相位同步, 反映脑网络中的跨脑区信息流通水平。各脑区间的信息传输强度计算如式 (5) 所示。

$$Inter-CS_{i, j} = \frac{1}{M \times N_{ROI_i, n \in ROI_j}} \sum_{m \in ROI_i, n \in ROI_j} PLV_{m, n} \quad (5)$$

其中, $Inter-CS_{i, j}$ 表示第 i 和 j 个 ROI 间 Inter-CS 值; $ROI_{m, n}$ 表示 ROI_i 脑区内 m 通道与 ROI_j 脑区内 n 通道间 PLV; M 和 N 表示 ROI_i 和 ROI_j 通道数量。

在运动-认知耦合中, Inter-CS 增强表示各脑区间功能协作提升。例如前额叶认知区与中央前回运动区的连接增强代表大脑通过信息整合实现指令传递, 从目标规划到运动执行; 而中央前回感觉皮层与枕叶视觉区域整合反映了视觉误差指导动作修正。Inter-CS 动态模式可揭示运动-认知网络如何分阶段进行频段特异性重组, 为康复策略提供跨区协调的量化依据^[17]。

Intra-CS 与 Inter-CS 结合可解释运动-认知协同下局部优化与全局整合的神经机制。通过 Intra-CS 判断局部准备与 Inter-CS 建立跨区协作, 可为后续精准划分康复训练阶段, 实现个性化神经调控提供客观依据。

1.4 动态功能连接特征提取

为了捕捉任务中脑功能连接时变特性, 首先基于握

力最大值 (maximum voluntary contraction, MVC) 定义关键时间点进行阶段划分,再从行为学层面分析握力机制,最后结合滑动任务窗提取动态指标。

定义指令发出时间为 $t_0 = 0\text{ s}$;启动时间 t_1 为握力超过 5% MVC 时,即开始产生握力时;稳定开始时间 t_2 为大小超过 35% MVC 时;稳定结束时间 t_3 为大小开始小于 35% MVC 时;结束时间 t_4 为大小开始小于 5% MVC 时。如图 2 所示,将任务分为 4 段:任务准备 $t_0 \sim t_1$ 、任务启动 $t_1 \sim t_2$ 、任务稳定 $t_2 \sim t_3$ 和任务结束 $t_3 \sim t_4$ 。

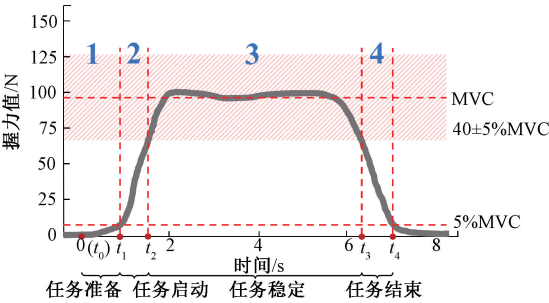


图 2 握力任务分段示意图
Fig. 2 Grip task segment diagram

为了量化握力稳定情况,计算任务稳定相对均方根误差 (relative root mean squared error, rRMSE)。当握力大小处于图 2 阴影区域中时,即为符合要求。超出使用式(6)计算实际握力与平均握力稳定值差值,即:

$$rRMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{F_i^{\text{real}} - F_{\text{stat}}}{F_{\text{stat}}} \right)^2} \quad (6)$$

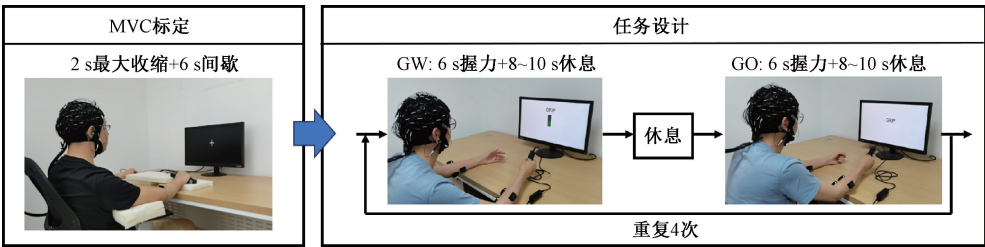


图 3 运动-认知实验范式设计
Fig. 3 Experimental paradigm design

首先标定受试者右手 MVC,最大收缩 2 s、间歇 6 s,重复 10 次取均值。任务包括 6 s 握力和 8~10 s 休息,两任务各进行 10 次。GW 受试者通过显示屏实时接收反馈,保持握力在 $40 \pm 5\%$ MVC 中^[20];GO 受试者无视觉反馈,根据感觉进行目标握力。GW、GO 先后重复 4 次。

2.3 数据分析

1) 脑电信号预处理

使用 EEGLAB 进行预处理减少噪声影响,流程如图 4 所示:(1)定位通道位置,剔除无用通道;(2)降采样

使用式(7)量化握力任务开始时的反应时间,即:

$$t_{\text{response}} = t_2 - t_1 \quad (7)$$

在任务阶段划分基础上,结合滑动任务窗提取动态特征。在窗长定义上,兼顾 EEG 时频分辨率与行为事件最短持续时间,根据不同任务阶段灵活调整滑动窗大小,与任务各阶段对齐,保证每个任务窗内包含足够事件信息^[18];再在任务窗划分基础上,逐窗基于 PLV 计算功能连接,保证包含完整相位锁定周期^[19],随后构建最优传输子网络并提取脑区特征;最后对比分析 8 个 ROI 在各阶段的脑区内连接与脑区间耦合。在统计学分析上,采用 Wilcoxon 符号秩检验分析脑区功能连接指标差异。

2 实 验

2.1 实验环境

实验共招募 15 名健康受试者(13 名男性,2 名女性,年龄: 22.80 ± 1.01 岁),均为右利手且无历史性神经肌肉疾病。实验符合赫尔辛基宣言。EEG 采集使用 64 导 Neuroscan SynAmps2,电极位置采用国际 10~20 系统,电极阻抗 10 kΩ 以下,采样频率 2 000 Hz。握力采集使用 Vernier 握力计,采样频率 200 Hz。

2.2 实验方法

实验设计包括有视觉反馈的握力任务 (grip with visual feedback, GW) 和无视觉反馈的握力任务 (grip without visual feedback, GO)。实验范式如图 3 所示。

到 250 Hz,减少计算量;(3)带通滤波得到 1~45 Hz 频段信号,去除基线漂移保留主要频段,提高信噪比;(4)平均重参考消除原始位置偏差;以任务开始作为 0 s 基准,进行 $[-1\text{ s}, 8\text{ s}]$ 分段和基线校正;(5)使用 ICA 算法去除伪迹;(6)插值坏导,剔除坏段。

2) 运动-认知相关脑区和频段划分

大脑不同频段与区域对应特定功能,为了研究任务中各频段下不同脑区内与脑区间的功能连接变化,首先根据各个脑区功能特点筛选出 8 个运动-认知功能相关

脑区^[21],每个 ROI 包含通道及功能如表 1 所示,位置示意图如图 4 所示。

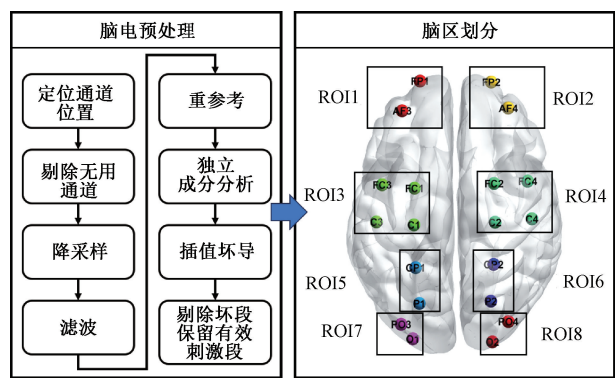


图 4 信号处理与脑区划分示意图

Fig. 4 Diagram of signal processing and brain region segmentation

表 1 感兴趣脑区功能

Table 1 Brain regions of interest functions

ROI	电极	大脑区域	主要功能
ROI1	FP1、AF3	前额叶皮层	认知决策、注意
ROI2	FP2、AF4	(认知区)	力、行为管理
ROI3	FC1、FC3、C1、C3	中央前回	运动规划、运动
ROI4	FC2、FC4、C2、C4	(运动皮层)	执行控制
ROI5	CP1、P1	中央后回	体感信息整合、
ROI6	CP2、P2	(体感皮层)	视觉-运动协调
ROI7	PO3、O1	枕叶皮层	视觉感知、视觉
ROI8	PO4、O2	(视觉区)	信息处理

结合运动-认知机制将信号划分为 5 个主要频段,边界定义上根据表 2 所示的不同频率范围下的功能特点^[22-25],沿用主要经典频段分割,因 alpha 频段中较低段主要关联注意力机制、较高段关联运动控制^[23-24],因此将其细分为 alpha1 和 alpha2 两个频段以分析视觉反馈下握力机制。实际频谱特征受个体差异、任务范式影响,具体机制后续结合实验结果进一步分析。

表 2 EEG 频段功能

Table 2 EEG bands functions

频段	频率范围/Hz	主要功能
theta	4~8	记忆维持、序列运动规划、认知控制 ^[22]
alpha1	8~10	非任务皮层感觉-运动抑制、准备性注意 ^[23-24]
alpha2	10~13	运动准备执行、视觉运动整合、动作控制 ^[23-24]
beta	13~30	运动执行、认知稳定性、运动参数实时调节 ^[25]
gamma	30~45	多模态感觉整合、高级运动规划、认知决策 ^[25]

3) 视觉反馈下的握力控制分析

从握力稳定性和反应时间两方面分析视觉反馈下的握力机制,计算上述两个指标并使用 Wilcoxon 符号秩检验分析任务间行为层面上的统计学差异。

rRMSE 结果如表 3 所示。GW 指标显著小于 GO,说明视觉反馈下握力变化幅度显著减小,受试者实现了更精确稳定的握力控制。视觉反馈提供了实时信息,使受试者能及时调整握力维持更稳定输出。

表 3 两任务下 rRMSE 值统计学分析

Table 3 Statistical analysis of rRMSE under two tasks

指标	GW 任务	GO 任务	p 值
rRMSE	0.017 1±0.011 7 N	0.082 0±0.031 6 N	0.000 1 ***

注:*** $p<0.000\ 1$

t_{response} 结果如表 4 所示。GW 任务下指标值显著大于 GO,说明受试者在接收反馈后需处理视觉信息,导致反应时间延长。

表 4 两任务下反应时间统计学分析

Table 4 Statistical analysis of t_{response} under two tasks

指标	GW 任务	GO 任务	p 值
t_{response}	0.945 7±0.291 3 s	0.710 3±0.159 9 s	0.006 7 **

注:** $p<0.01$

3 实际应用内容

3.1 各阶段脑区内连接强度

Intra-CS 表征脑区内信息交互强度,反映脑区聚集程度。对各阶段 8 个 ROI 指标表现进行统计分析,如表 5 和图 5 所示,结果表明 ROI1、ROI7 在部分阶段指标表现存在组间显著性差异,其他区域内未出现。

任务启动的 gamma 频段中,GW 在 ROI7 内的 Intra-CS 显著大于 GO,表明最开始出现视觉反馈时,枕叶皮层通过高频信号振荡处理视觉信息。

任务稳定的 theta、alpha 和 beta 频段中,GW 任务在 ROI1 内的 Intra-CS 显著大于 GO,表明维持握力稳态需持续调用视觉反馈,认知区低频耦合显著增强,提高注意力与行为控制能力。

3.2 各阶段脑区间连接强度

Inter-CS 量化脑区间的信息交互强度,对任务各阶段各频段分析结果如图 6 所示。

各时期均出现频段-区域特异性增强,具体分别为:

任务准备中,GW 任务在 gamma 频段下部分脑区间 Inter-CS 值显著高于 GO,主要分布在认知-体感和认知-视觉区域间的功能连接。

表 5 两任务下脑区内连接强度统计学分析
Table 5 Statistical analysis of Intra-CS under two tasks

阶段	频段	ROI1	ROI2	ROI3	ROI4	ROI5	ROI6	ROI7	ROI8
任务准备	theta	0.890 4	0.678 8	0.330 3	0.678 8	0.978 0	0.094 6	0.638 7	0.638 7
	alpha1	0.120 5	0.488 7	0.330 3	0.330 3	0.151 4	0.488 7	0.229 3	0.151 4
	alpha2	0.638 7	0.804 0	0.638 7	0.804 0	0.055 4	0.229 3	0.719 7	0.804 0
	beta	0.934 1	0.678 8	0.524 5	0.761 5	1.000 0	1.000 0	0.761 5	0.846 9
	gamma	0.454 3	0.561 4	0.561 4	0.168 8	0.151 4	0.719 7	1.000 0	0.638 7
任务启动	theta	0.107 0	0.207 8	0.073 0	0.276 9	0.073 0	0.761 5	0.804 0	0.135 4
	alpha1	0.168 8	0.719 7	0.524 5	0.561 4	0.846 9	0.804 0	0.719 7	0.083 3
	alpha2	0.804 0	0.561 4	0.524 5	0.151 4	0.524 5	0.934 1	0.678 8	0.454 3
	beta	0.330 3	0.488 7	0.599 5	0.488 7	0.846 9	0.846 9	0.421 2	0.978 0
	gamma	0.934 1	0.934 1	0.524 5	0.488 7	0.890 4	0.389 4	0.041 3 *	0.978 0
任务稳定	theta	0.025 6 *	0.276 9	0.107 0	0.151 4	0.330 3	0.934 1	0.561 4	0.094 6
	alpha1	0.021 5 *	0.599 5	0.454 3	0.135 4	0.135 4	0.638 7	0.151 4	0.890 4
	alpha2	0.025 6 *	0.524 5	0.934 1	0.330 3	0.638 7	0.073 0	0.207 8	0.524 5
	beta	0.015 1 *	0.454 3	0.421 2	0.359 1	0.135 4	0.488 7	0.561 4	0.302 8
	gamma	0.678 8	0.890 4	0.678 8	0.846 9	0.094 6	0.421 2	0.890 4	0.890 4
任务结束	theta	0.168 8	0.389 4	0.330 3	0.004 3	0.934 1	0.330 3	0.151 4	0.846 9
	alpha1	0.151 4	0.719 7	0.055 4	0.561 4	0.804 0	0.018 1 *	0.561 4	0.599 5
	alpha2	0.252 4	0.846 9	0.804 0	0.890 4	0.678 8	0.276 9	0.638 7	0.638 7
	beta	0.330 3	0.890 4	0.454 3	0.761 5	0.207 8	0.599 5	0.890 4	0.804 0
	gamma	0.890 4	0.276 9	0.454 3	0.561 4	0.330 3	0.330 3	0.804 0	0.389 4

注: * $p < 0.05$

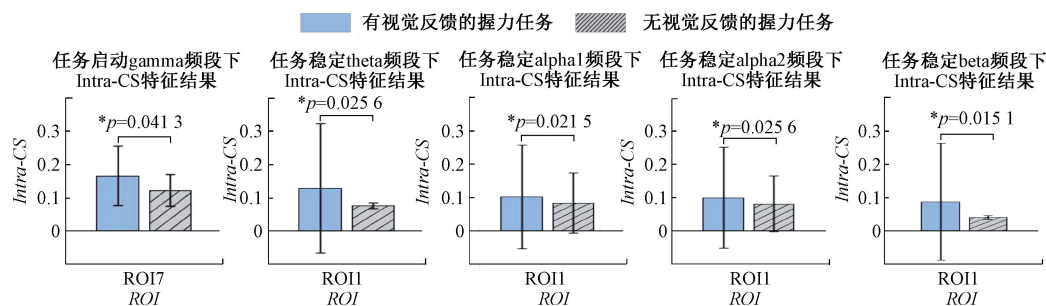


图 5 Intra-CS 特征结果与统计学分析 (* $p < 0.05$)

Fig. 5 Intra-CS characterization results and statistical analysis (* $p < 0.05$)

任务启动中,GW 任务在 theta、alpha1 和 beta 频段下 Inter-CS 值显著大于 GO。视觉反馈下 theta 频段中视觉-认知区域间功能连接显著提高,alpha1 频段中视觉区与运动区、体感区域间耦合均显著增强。

任务稳定中,GW 任务在 alpha、beta 和 gamma 频段部分 Inter-CS 值显著大于 GO,说明稳定控制期间视觉反馈持续强化认知-运动与视觉-体感区域间功能连接。

综上,视觉反馈下特定脑功能连接提高,且不同阶段存在动态差异性。具体而言,任务准备由认知区主导,高频信号先行整合认知-体感与认知-视觉信息,保证注意力集中开始行为管理;任务启动由视觉区主导,运动区开始参与,低频驱动视觉-运动与视觉-体感区连接启动,保证初期运动规划控制;任务稳定持续协调认知-运动区连接,保证持续稳定握力控制。

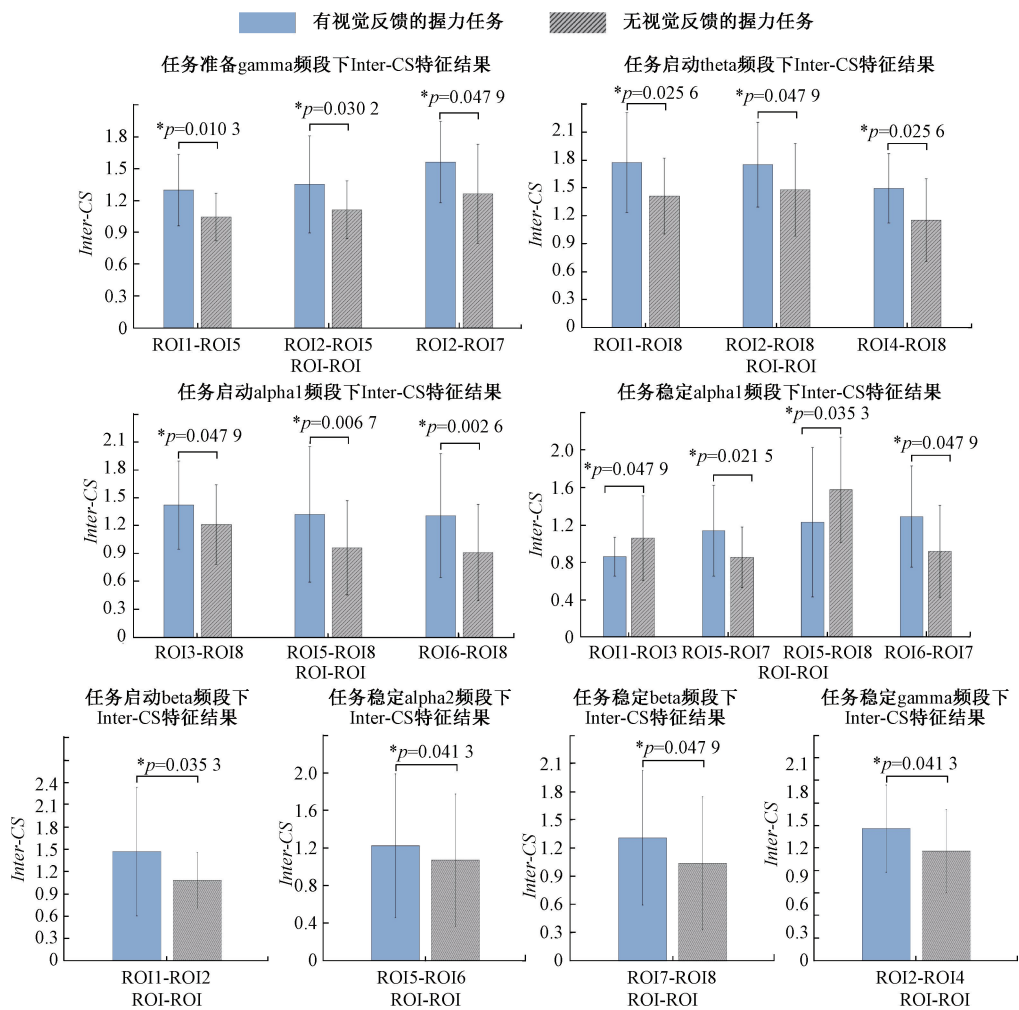


图 6 Inter-CS 特征结果与统计学分析 (* $p<0.05$, ** $p<0.01$)

Fig. 6 Inter-CS characterization results and statistical analysis (* $p<0.05$, ** $p<0.01$)

表 6 两任务下统计学差异总结		
Table 6	Summary of statistical differences under two tasks	
特征	发生频段	发生脑区
Intra-CS	启动: gamma	启动: 视觉区
	稳定: theta、alpha 和 beta	稳定: 认知区
Inter-CS	准备: gamma	准备: 认知-体感、认知-视觉
	启动: theta、alpha 稳定: alpha、beta 和 gamma	启动: 视觉-认知、视觉-运动 视觉-体感 稳定: 认知-运动、视觉-体感

4 讨 论

基于最优传输子网络对有、无视觉反馈握力任务下的脑功能连接进行分析,旨在为运动-认知协同康复提供可量化的神经指标。结果发现视觉反馈显著增强了特定脑区连接,且这种增强效应在不同阶段和频段下表现出差异性,以下基于实验结果进一步讨论。

行为学特征上, GW 下握力稳定性提高而反应时间延长。结合后续分析表明视觉反馈在运动控制中不仅是简单信息输入,还会引发复杂的视觉信息整合、行为决策和协调运动控制过程。结果如表 6 所示。

神经机制上,各频段下脑功能连接变化不同:

1) 低频 theta 和 alpha 频段参与认知区内及视觉-运动/体感区间的功能连接,任务中,前额叶通过低频相位同步向运动区发送目标信息及误差校正信号,形成行为控制通路^[26],协调握力稳定维持在目标范围内。

2) 高频 gamma 频段在视觉区内与运动-认知区间跨区耦合显著增强。gamma 振荡是视觉-运动整合中快速信息传递的关键频段,其相位同步增强与视觉信息触发运动规划过程密切相关^[27]。在视觉反馈毫秒级更新下,高频相位同步在短周期内完成视觉误差检测、运动修正以及体感再确认^[28]的信息传递过程。

动态分析上,视觉反馈下耦合模式增强随任务阶段

呈现显著动态变化:

1) 任务准备期, 认知区与体感皮层和视觉区间脑功能连接增强。前额叶通过视觉反馈将握力目标经高频信号传输至枕叶皮层与中央回路, 在认知区主导下大脑调动注意力机制进行任务理解与行为决策管理, 反映了视觉反馈在任务规划阶段的认知调控作用;

2) 任务启动期, 视觉区与其他 3 个区域之间脑功能连接均显著增强。该阶段受试者需逐步控制握力增大至目标区域, 这一过程主要依赖视觉-运动区域的信息整合与协调控制, 枕叶皮层视觉区作为跨脑区信息枢纽, 驱动运动区投入握力控制, 同时视觉-体感连接在运动指令下发后整合体感信息再校正, 实现运动输出的初始校准;

3) 任务稳定期, 认知-运动、视觉-体感之间的功能连接增强。视觉反馈要求实时调整握力大小, 低频通过相位耦合维持感觉-运动网络的整体稳定性, 保证视觉与体感信息的持续整合; 而高频对应快速的反馈校正机制, 实现对瞬时误差的精准修正。低频稳态与高频校正任务主体阶段协同, 共同支撑视觉-运动稳定控制。

综上, 阶段特异性启发康复训练可按认知准备-运动启动-稳定维持分阶段递进, 分别强化认知策略、视觉反馈与稳态校正, 实现训练难度与神经重塑匹配, 提高训练效率。具有以下实际意义:

1) 自适应网络框架: 相较于 MST、GCN 等建模方法, 最优传输子网络框架首先通过 Kruskal 算法自适应筛选关键连接, 避免了阈值设定主观性; 同时, 基于滑动窗的动态特征提取能够捕捉任务阶段特异性的神经协同模式; 最后, 基于先验运动-认知相关脑区实现脑区特异性神经机制分析。

2) 神经指标: 低频认知-运动耦合强度和低频视觉-运动耦合可分别作为认知活跃度和运动精准度的有效生物标志物, 为协同康复提供了可解释阶段敏感的个体化神经指标, 实现阶段精准识别。具体而言, 在阶段划分上可以以低频认知-运动耦合是否增强为标记, 判断受试者是否进入启动期^[29]; 策略优化上, 若稳定期间高频脑区耦合降低, 则考虑延长视觉反馈呈现时间或降低握力目标, 以提升视觉-运动耦合^[30]。

3) 训练范式: 结合视觉反馈与神经动态变化可实现个性化运动-认知通路重塑, 构建协同康复策略优化系统^[31]。具体而言, 对低频段脑区间耦合持续较低水平患者, 优先采用刺激干预与视觉追踪组合, 而非力量训练; 而高频耦合较低则优先考虑加强运动训练干预。脑功能分析可量化神经评估机制, 为康复策略优化提供理论指导依据与具体实现途径。

本研究尚存在一定局限性。实验样本量为 15 例且性别比例不够均衡。目前面向康复的脑网络研究已证明本研究实验样本量可以满足方法可行性验证^[32], 也有研

究表明性别差异对 EEG 特征结果影响较小^[33]。未来研究将纳入脑卒中等患者群体开展对比验证, 在多中心试验中进行多康复范式横向对比分析, 验证所提方法泛化性。

5 结 论

本研究提出了一种面向运动-认知协同康复的脑功能连接定量分析方法, 设计有、无视觉反馈下的握力实验范式, 提取可解释运动-认知神经特征。实验结果显示, 视觉反馈显著增强了特定脑区功能连接。由此, 建立了一种可解释的脑区间交互效应分析方法, 启发康复训练在阶段划分上可依据 Intra-/Inter-CS 指标波动, 按认知准备-运动启动-稳定维持分阶段递进, 实现训练难度与神经阶段性重塑匹配; 在康复治疗优化上根据低频或高频耦合, 针对性强化视觉反馈或运动干预, 为精准干预提供了量化依据和技术手段。

参考文献

- [1] CIEZA A, CAUSEY K, KAMENOV K, et al. Global estimates of the need for rehabilitation based on the global burden of disease study 2019: A systematic analysis for the global burden of disease study 2019 [J]. *Lancet*, 2021, 396(10267): 2006-2017.
- [2] LIAO C, DUA A N, WOJTASIEWICZ C, et al. Structural neural plasticity evoked by rapid-acting antidepressant interventions [J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2025, 26(2): 101-114.
- [3] WANG Z H, XU X Y, YANG X X, et al. Effects of multicomponent exercise on cognitive function in persons with mild cognitive impairment: A systematic review and meta-analysis [J]. *International Journal of Nursing Studies*, 2024, 158: 104843.
- [4] YE Y F, ZHANG L F. Effects of technology-based cognitive and exercise interventions on cognitive function in persons with mild cognitive impairment: A systematic review, network meta-analysis, and meta regression [J]. *Alzheimer's & Dementia*, 2024, 20(S5): 083781.
- [5] MATHIS M W, ROTONDO A P, CHANG E F, et al. Decoding the brain: From neural representations to mechanistic models [J]. *Cell*, 2024, 187(21): 5814-5832.
- [6] BARNAVELI I, VIGANÒ S, REZNIK D, et al. Hippocampal-entorhinal cognitive maps and cortical motor system represent action plans and their outcomes [J]. *Nature Communications*, 2025, 16(1): 4139.
- [7] GREAVES M D, NOVELLI L, MANSOUR LAKOURAJ S, et al. Structurally informed models of directed brain

- connectivity[J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2025, 26(1): 23-41.
- [8] CAO J, ZHAO Y F, SHAN X C, et al. Brain functional and effective connectivity based on electroencephalography recordings: A review[J]. *Human Brain Mapping*, 2022, 43(2): 860-879.
- [9] 王语珂,朱闻睿,张丽敏,等. 面向神经血动力与电生理监测的一体化 fNIRS-EEG 成像系统[J]. *仪器仪表学报*, 2025, 46(4): 184-192.
- WANG Y K, ZHU W R, ZHANG L M, et al. Integrated neurohemodynamics and electrophysiology imaging system for activation monitoring in daily situations[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(4): 184-192.
- [10] WANG Y ZH, EICHERT N, PAQUOLA C, et al. Multimodal gradients unify local and global cortical organization[J]. *Nature Communications*, 2025, 16(1): 3911.
- [11] YE X, YAN Y X, WANG Y Y, et al. EEG-based minimum spanning tree analysis reveals network disruptions in Alzheimer's disease spectrum: An observational study[J]. *Frontiers in Aging Neuroscience*, 2025, 17: 1604345.
- [12] 石静雯,张仲荣,姜晓梅. 基于时空图卷积神经网络的脑电信号抑郁识别研究[J]. *应用数学进展*, 2025, 14(2): 14-24.
- SHI J W, ZHANG ZH R, JIANG X M. Research on depression recognition of EEG signals based on spatio-temporal graph convolutional neural network[J]. *Advances in Applied Mathematics*, 2025, 14(2): 14-24.
- [13] BOTT F S, NICKEL M M, HOHN V D, et al. Local brain oscillations and interregional connectivity differentially serve sensory and expectation effects on pain[J]. *Science Advances*, 2023, 9(16): 7572.
- [14] 商晓锋,罗志增,史红斐. 基于脑肌耦合导联选择和最小生成树网络的脑电特征提取[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(7): 191-198.
- SHANG X F, LUO ZH Z, SHI H F. EEG feature extraction based on corticomuscular coupling node selection and minimum spanning tree network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(7): 191-198.
- [15] WANG ZH D, JIE B, FENG CH X, et al. Distribution-guided network thresholding for functional connectivity analysis in fMRI-based brain disorder identification[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2022, 26(4): 1602-1613.
- [16] 陈妮,覃玉荣,熊艳婷,等. 基于变分模态分解的脑电锁相刺激方法[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(5): 205-213.
- CHEN N, QIN Y R, XIONG Y T, et al. Phase locked stimulus method of EEG based on variational mode decomposition[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(5): 205-213.
- [17] GONG ZH Q, ZUO X N. Connectivity gradients in spontaneous brain activity at multiple frequency bands[J]. *Cerebral Cortex*, 2023, 33(17): 9718-9728.
- [18] ZHONG H Y, WANG J, LI H Y, et al. Reorganization of brain functional network during task switching before and after mental fatigue[J]. *Sensors*, 2022, 22(20): 8036.
- [19] QIU P T, DAI J X, WANG T, et al. Altered functional connectivity and complexity in major depressive disorder after musical stimulation[J]. *Brain Sciences*, 2022, 12(12): 1680.
- [20] RUDROFF T, JUSTICE J N, HOLMES M R, et al. Muscle activity and time to task failure differ with load compliance and target force for elbow flexor muscles[J]. *Journal of Applied Physiology*, 2011, 110(1): 125-136.
- [21] 马磊,崔文浩,杨汶汶,等. 非侵入性连续中文语言语义解码与重建[J]. *数据采集与处理*, 2025, 40(3): 616-636.
- MA L, CUI W H, YANG W W, et al. Non-invasive continuous Chinese language semantic decoding and reconstruction[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2025, 40(3): 616-636.
- [22] DUFOUR B, THÉNAULT F, BERNIER P M. Theta-band EEG activity over sensorimotor regions is modulated by expected visual reafferent feedback during reach planning[J]. *Neuroscience*, 2018, 385: 47-58.
- [23] CHEN L X, CICHY R M, KAISER D. Alpha-frequency feedback to early visual cortex orchestrates coherent naturalistic vision[J]. *Science Advances*, 2023, 9(45): eadi2321.
- [24] SCHOPP S, DE ZEEUW J, STOTZ S, et al. EEG alpha peak frequency: Cognitive impairment severity marker in isolated REM sleep behavior disorder[J]. *NPJ Parkinson's Disease*, 2025, 11: 185.
- [25] DING Y D, UDOMPANYAWIT C, ZHANG Y SH, et al. EEG-based brain-computer interface enables real-time robotic hand control at individual finger level[J]. *Nature Communications*, 2025, 16(1): 5401.
- [26] BRICKWEDDE M, KRÜGER M C, DINSE H R. Somatosensory alpha oscillations gate perceptual learning efficiency[J]. *Nature Communications*, 2019, 10(1):

263.

[27] HELFRICH R F, HUANG M, WILSON G, et al. Prefrontal cortex modulates posterior alpha oscillations during top-down guided visual perception[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2017, 114(35): 9457-9462.

[28] PALMIGIANO A, GEISEL T, WOLF F, et al. Flexible information routing by transient synchrony [J]. Nature Neuroscience, 2017, 20(7): 1014-1022.

[29] O'KEEFFE R, SHIRAZI S Y, DEL VECCHIO A, et al. Low-frequency motor cortex EEG predicts four rates of force development [J]. IEEE Transactions on Haptics, 2024, 17(4): 900-912.

[30] WANG ZH P, HE B B, ZHOU Y J, et al. Incorporating EEG and EMG patterns to evaluate BCI-based long-term motor training[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2022, 52(4): 648-657.

[31] DUAN X, XIE S Y, XIE X ZH, et al. An online data visualization feedback protocol for motor imagery-based BCI Training [J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2021, 15: 625983.

[32] YANG K, YAO ZH N, ZHANG K Z, et al. Automatically extracting and utilizing EEG channel importance based on graph convolutional network for emotion recognition[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2024, 28(8): 4588-4598.

[33] MUKHERJEE P, HALDER ROY A. EEG sensor driven assistive device for elbow and finger rehabilitation using

deep learning [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 244: 122954.

作者简介



刘一诺,2024 年于南开大学获得学士学位,现为南开大学人工智能学院硕士研究生,主要研究方向为脑功能量化分析、医疗人工智能。

E-mail:2120240558@mail.nankai.edu.cn

Liu Yinuo received her B. Sc. degree from Nankai University in 2024. She is currently a master's student in the College of Artificial Intelligence at Nankai University. Her main research interests include quantitative analysis of brain function and AI in medicine.



卢杰威(通信作者),2016 年于汕头大学获得学士学位,2019 年于汕头大学获得硕士学位,2024 年于南开大学获得博士学位,现为南开大学人工智能学院助理研究员,主要研究方向为脑功能量化分析、智能诊疗。

E-mail:lujiewei@nankai.edu.cn

Lu Jiewei (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Shantou University in 2016 and 2019, and his Ph. D. degree from Nankai University in 2024. He is currently an assistant researcher in the College of Artificial Intelligence at Nankai University. His main research interests include quantitative analysis of brain function and intelligent diagnosis and treatment.