

不同引导方式的精细运动想象皮层活跃度分析<sup>\*</sup>

王虎 谢俊 刘俊杰 胡博

(新疆大学智能制造现代产业学院 乌鲁木齐 830017)

**摘要:** 为研究不同引导方式对精细运动想象皮层活跃度的影响,提出了一种结合视觉和听觉引导的精细运动想象方法,旨在探索不同引导方式在精细运动想象中对大脑皮层活跃度的增强效果及其规律。设计了一种针对腕、肘、肩3个关节的精细运动想象实验范式,包括简单视觉引导、听觉引导、动态视觉引导以及动态视觉结合听觉引导方式。通过时域、频域上 ERD 和 ERS 的指标作为分析测度,评估大脑皮层活跃度效果。利用能量分布和脑网络功能连接观察大脑空间特征分布,分析不同引导方式下大脑皮层活跃程度。实验结果表明,不同引导方式中动态视觉结合听觉引导下,ERD 和 ERS 的变化幅度显著高于其他引导方式。此外,大脑皮层的活跃区域在视觉和听觉结合引导下更加广泛,且在多个区域表现出较强的同步性和去同步性。相比于简单视觉引导、听觉引导、以及单一的动态视觉引导方式,动态视觉结合听觉引导方式显著增强了精细运动想象中大脑皮层的活跃度。该方法为精细运动想象训练提供了一种新的引导手段,有助于提高训练效果和康复效率,具有潜在的实际应用价值。

**关键词:** 精细运动想象;脑电信号;不同引导;活跃度分析

**中图分类号:** TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 410.04

## Analysis of cortical activation in fine motor imagery under different guidance modalities

Wang Hu Xie Jun Liu Junjie Hu Bo

(School of Intelligent Manufacturing and Modern Industrial Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

**Abstract:** To investigate the effect of different guidance methods on the cortical activation during fine motor imagery, a novel fine motor imagery method combining visual and auditory guidance is proposed. The goal is to explore the enhancement of cortical activation during fine motor imagery using different guidance approaches and to uncover the underlying patterns of cortical activity. An experimental paradigm was designed for fine motor imagery of the wrist, elbow, and shoulder joints, incorporating four guidance methods: simple visual guidance, auditory guidance, dynamic visual guidance, and dynamic visual combined with auditory guidance. ERD and ERS in the time and frequency domains were used as metrics to assess cortical activation. Energy distribution and brain network functional connectivity were utilized to observe the spatial distribution of cortical activity and analyze the degree of cortical activation under different guidance methods. The experimental results indicate that the dynamic visual combined with auditory guidance led to significantly higher ERD and ERS amplitudes compared to the other guidance methods. Additionally, under the visual and auditory combined guidance, the activated cortical regions were more extensive, and stronger synchronization and desynchronization were observed in multiple brain areas. Compared to simple visual guidance, auditory guidance, and single dynamic visual guidance, the dynamic visual combined with auditory guidance significantly enhanced cortical activation during fine motor imagery. This method provides a new guidance strategy for fine motor imagery training, contributing to improved training effectiveness and rehabilitation efficiency, with potential practical applications.

**Keywords:** fine motor imagery; EEG signals; different guidance; activity analysis

## 0 引言

运动想象脑机接口技术(motor imagery-brain-computer interface, MI-BCI)近年来已经被广泛应用于脑

卒中后运动障碍患者的康复训练。作为一种有效的非侵入式神经康复手段,为神经损伤患者提供了重要的功能恢复路径<sup>[1]</sup>。研究表明,运动想象可激活与实际运动相同的神经网络,通过训练能够增强大脑的神经可塑性,从而改善受

损运动功能<sup>[2]</sup>。这使得 MI-BCI 成为脑卒中康复领域的重要工具,尤其在患者恢复神经肌肉功能和改善运动协调性方面显示出显著潜力。然而,当前研究在 MI-BCI 的识别正确率上仍面临诸多挑战。尽管许多研究致力于优化分类算法,例如采用深度学习模型或特征提取技术提高系统的解码准确性<sup>[3-4]</sup>,但仅从算法角度进行优化可能存在局限性。运动想象的引导方式对信号的可控性和特征质量同样起着重要作用。因此用辅助手段引导运动想象,是具有研究价值的,良好的引导手段可以帮助被试者更好地控制和调节他们的脑电信号,使患者能有效激活大脑皮层,提高运动想象的有效度,从而提高脑机接口系统的性能和可用性<sup>[5]</sup>。

目前,研究主要集中于左右手运动想象(motor imagery,MI)任务,而针对同一肢体不同关节的 MI 任务,即精细 MI 范式,的研究相对较少。近年来,精细 MI 解码逐渐受到神经康复与认知科学领域的关注,其潜力已被初步认识到,但如何通过优化引导方式增强其效果仍是一个开放性问题<sup>[6]</sup>。针对这一问题,不同的引导方式对精细运动想象任务的影响已成为研究热点,尤其是视觉和听觉引导方式的作用。

视觉引导被认为可以显著增强感觉运动区域的活跃程度和特征显著性。例如,Nagai 等<sup>[7]</sup>通过设计特定的视觉任务,揭示了视觉与运动区域之间的协作过程,其研究表明视觉引导能够提升感觉运动区的脑皮层活跃程度。Zhang 等<sup>[8]</sup>在研究视觉提示下的运动想象任务时发现,有视觉提示引导的脑电图(electroencephalogram,EEG)信号具有更高的确定性,不同类别的运动想象信号之间区分度显著增强。此外,Bastos 等<sup>[9]</sup>的研究表明,与静态图像相比,动态视觉引导能够显著提高运动想象事件相关去同步(event-related desynchronization,ERD)的强度,表明动态视觉刺激可以改善被试者的心理意象质量并增强 BCI 性能。

听觉引导的研究同样表明其具有增强运动想象效果的潜力。Li 等<sup>[10]</sup>的研究显示,听觉诱导不仅能促进感觉皮层的激活,同时还能增强中枢运动系统的活动水平。此外,听觉与视觉结合的多模态引导被认为可以进一步增强运动想象的效果,如通过同步声音和图像的组合提高用户对任务的专注度和参与感<sup>[11]</sup>。

尽管已有大量研究探索视觉和听觉引导的潜在作用,但在精细 MI 任务中,不同引导方式的具体效果以及如何优化这些方式以适应个体差异仍需深入探讨。现有研究主要关注标准范式,如左右手 MI 的引导策略,针对精细 MI 任务的引导方式缺乏系统性的研究。此外,对于诱发信号本身的研究往往局限于少数特定范式和信号特征,缺乏对引导方式如何影响 MI 任务信号稳定性和区分度的分析。因此,本文研究不同引导方式对精细运动想象任务的影响,通过实验验证其对脑电信号特征的优化效果,旨在为设计

更高效的训练和康复方案提供新的见解。

## 1 实验范式设计

### 1.1 不同引导方式下精细运动想象范式的设计

精细运动想象不同于左右手运动想象,它旨在想象更精细的执行动作特别是想象单一肢体不同关节、同一关节不同自由度的动作。而不同的引导方式可能会对个体进行精细运动想象时的大脑活动产生不同的影响,从而影响精细运动想象的效果。本研究针对同一肢体的腕、肘、肩 3 个关节的精细运动想象动作设计了 4 种引导方式,以腕关节想象为例其参数如表 1 所示。

表 1 腕关机运动想象下不同引导方式参数

Table 1 Parameters of different guidance modes under the wrist shutdown motion imagination

引导方式	简称	组数	引导时间/s
简单视觉引导	SV	20	2
听觉引导	AU	20	2
动态视觉引导	DV	20	2
动态视觉+听觉引导	DVA	20	2

3 个关节每个关节想象有 4 种引导方式。简单视觉引导(simple vision guidance,SV):使用静态文字图像来引导受试者进行精细运动想象,如“腕关节运动”的字样。听觉引导(auditory guidance,AU):使用音频指令来引导受试者进行精细运动想象,如语音播报“想象腕关节运动”。动态视觉引导(dynamic visual guidance,DV):相较于简单视觉引导,动态视觉引导使用视频形式的动态视觉刺激,为受试者提供更为丰富和具体的动作想象背景,如一段 2 s 的腕关节运动视频引导受试者进行精细运动想象。动态视觉结合听觉引导(dynamic visual and auditory guidance,DVA):结合动态视觉和听觉刺激,通过同时提供视觉动画和相应的语言指令或声音刺激,为受试者创造一个多感官的想象环境,如在播放腕关节运动视频的同时播放“想象腕关节运动”的语音引导受试者进行精细运动想象。

整个范式的设计为 1 s 的实验开始提示,2 s 的运动想象任务引导,5 s 的运动想象,最后是 2 s 的休息时间,具体时序图如图 1 所示。

每位受试者在同一肢体的腕、肘、肩 3 个不同关节精细运动想象的 4 种不同引导方式下每种引导方式随机出现并进行 20 组实验。另外整个实验范式的编写利用 matlab 中 Psychtoolbox 编写。

### 1.2 不同引导方式下精细运动想象训练实验

实验在一个控制环境中进行,实验场景如图 2 所示,受试者被安置在一个安静且舒适的座椅上,双手自然放在大腿上,面对一台距离大约 75 cm 的显示器,显示器用于展示实验范式,此设置模拟了一个理想的训练环境,确保受试者

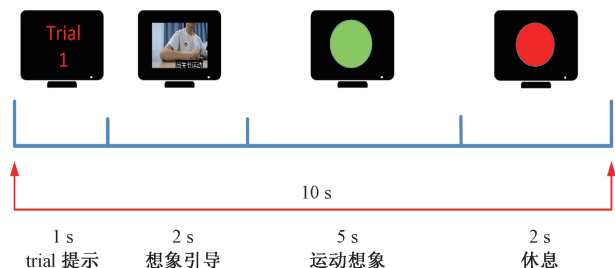


图 1 不同引导方式精细运动想象范式时序图

Fig. 1 Timing diagram of fine motor imagination paradigms with different guidance modes

能够专注于屏幕上的引导内容而无外界干扰。



图 2 实验场景

Fig. 2 Experimental scene

为了确保受试者充分理解实验内容,实验开始前受试者会先了解精细运动想象的具体内容做好实验准备,按照实验设置的流程进行,另外实验过程中受试者被要求尽量减少眨眼以及身体的运动,从而认真的完成实验任务。实验开始时,显示器进入写好的范式程序,开始播放,背景设置为黑色开始 1 s 的 trials 提示,接着随机出现 SV、AU、DV、DVA 中的一种引导方式持续 2 s,接着在屏幕的正中心出现绿色实心圆表示受试者进入运动想象阶段,此过程持续 5 s,最后在屏幕正中间出现红色实心圆此时受试者进入为其 2 s 的休息阶段。一组实验 3 个关节 4 种引导方式随机出现共 12 个数据标签,每个受试者进行每次进行 20 组实验。此实验任务通常要求高度的集中注意力和心理活动,可能会导致受试者在心理疲劳和生理疲劳。因此每组实验之间会有 5 min 的休息时间使得受试者从这种疲劳中恢复,确保他们可以以最佳状态参与下一组实验。

实验的采集设备选择由 g. tec 公司生产的高精度 EEG 采集设备,具体型号为两个并联的 16 导联 g. USBamp 放大器连接 32 个导联的脑电帽进行采集。所有导联都采用 g. tec 公司配套的 AgCl 电极,32 导联电极按照国际 10-20 系统进行安放如图 3 所示。采样频率为 1 200 Hz,右耳乳突为参考电极,电极的阻抗控制在 5 k $\Omega$  以下。另外由于实验初步探索性质旨在验证引导方式对脑皮层活跃度的潜在影响,而非全面推广性研究。以及实验条件限制,高质量

EEG 数据采集时间及资源有限。因此整个实验招募了 6 名实验被试,6 名被试均为男性,听力以及视力或矫正视力正常,且实验前均了解实验内容并签署了知情书,实验得到新疆大学伦理道德委员会的支持。

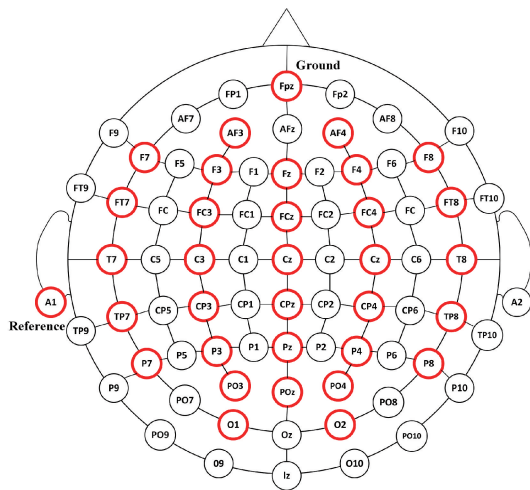


图 3 测试点的电极位置分布

Fig. 3 Electrode position distribution at the test point

## 2 不同引导的精细运动象引导效果分析

### 2.1 预处理

实验收集到的实验数据为 2 s 引导和 5 s 运动想象期间的数据,采样频率为 1 200 Hz,即一位受试者每个动作的每种引导方式得到 8 400 $\times$ 32 $\times$ 20 的样本数据。为了提高数据的质量,为后续的数据分析和解释提供坚实的基础,先对原始的脑电数据进行预处理。首先,使用共同平均参考(common average reference, CAR)对数据进行空间滤波。CAR 的主要目的是提高信号的信噪比(signal-to-noise ratio, SNR),通过减去整体平均值,可以消除或减弱多个电极共有的噪声成分,特别是那些分布在所有电极上的全局噪声,这有助于突出局部脑区的活动,使得分析更加集中于脑电活动的特定变化,而不是外部干扰或全局电生理噪声<sup>[12]</sup>。然后,对 0.1 ~ 40 Hz 范围内的数据进行时域滤波,滤波器采用 4 阶 Butterworth 滤波器,其具有平滑的频率响应特性,可在保持任务相关脑电信号的同时有效去除低频漂移和高频噪声。其中,低截止频率设置为 0.1 Hz,以去除与运动伪影相关的低频成分,高截止频率设置为 40 Hz,以排除与肌电和电源线干扰相关的高频噪声。通过此范围的时域滤波,可以有效去除无关的低频和高频噪声,专注于分析与任务相关的脑电活动,提高数据分析的精确度和可靠性。最后,利用 EEGLAB 中的自动伪影去除工具箱(automatic artifact removal toolbox, AAR)中的 efica 算法进行伪影处理,该算法是一种高效的独立分量分析(independent component analysis, ICA)技术,用于从 EEG 数据中高效识别、去除 EEG 中的眨眼、心电干扰和肌电噪



声这类伪影<sup>[13]</sup>。在 ICA 分解过程中,组件数量设置为与 EEG 通道数一致,即 32 个独立分量。efica 算法中迭代次数设置为默认值 1 000 次,学习率设置为 0.001,通过自动化方法识别并去除眨眼伪影、心电干扰以及肌电噪声。伪影标记完成后,利用投影矩阵将信号重构为去伪影信号。通过这三步预处理工作得到了各受试者更纯净的脑电信号,为后续的数据分析和解释奠定了坚实的基础。

## 2.2 ERD/ERS 指标分析

ERD 和事件相关同步(event related synchronization, ERS)现象是大量神经元活动在生理电信号上的共振结果,揭示了特定频段脑电活动对应神经元与局部神经元之间的相互作用,特别是在运动想象过程 EEG 显著表现为特定频段内的 ERD/ERS 现象,反映了大脑神经元在没有实际运动执行时的激活模式<sup>[14]</sup>。当个体进行运动想象时,感觉运动区域的 EEG 信号在  $\mu$  节律(8~13 Hz)和  $\beta$  节律(13~30 Hz)上表现出规律性的能量变化。在进行运动想象时与实际运动执行时大脑感觉运动区所观察到的 ERD/ERS 现象相似,尤其是在 C3、C4 电极对应的感觉运动区域中较为显著<sup>[15]</sup>。基于这一理论基础,本研究选用  $\mu$  节律和  $\beta$  节律(8~30 Hz)在频域和时域上 C3、C4 通道的差异性 ERD/ERS 值作为评估大脑皮层活跃程度的量化测度,进而对不同引导条件下运动皮层活跃度进行深入分析。

### 1) 时域分析

$\mu$  和  $\beta$  节律(8~30 Hz 频段)的能量减少率是指在进行特定运动想象任务期间相对于静息状态(准备期)的  $\mu$  和  $\beta$  节律能量的变化比例。进一步讲,在运动想象期间  $\mu$  和  $\beta$  节律的能量减少,则认为发生了 ERD 现象,相反能量增加则认为发生了 ERS 现象。因此,通过对 C3、C4 通道  $\mu$  和  $\beta$  节律能量减少率之差的绝对值进行计算,可以获得一个量化的时域 ERD/ERS 值,定义此值为  $ERDt/ERS_t$ 。这个值越大则认为在任务想象时间区间上 ERD/ERS 现象越显著,因此  $ERDt/ERS_t$  作为时域量化测度评估不同引导条件下运动皮层活跃度。 $ERDt/ERS_t$  的计算方法包括以下几个步骤:

(1) 选择 C3 与 C4 通道预处理后的数据进行 8~30 Hz 频段的带通滤波。

(2) 对滤波后的所有 EEG 采样值计算均值,记作  $\bar{x}_j$ 。

(3) 从每个采样值中减去均值,然后计算差分的平方;

$$y_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \quad (1)$$

其中,  $x_{ij}$  为第  $i$  次实验的第  $j$  个采样值。

(4) 计算差分平方的均值以获得功率采样均值;

$$A_j = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N y_{ij} \quad (2)$$

其中,  $N$  为实验次数。

(5) 选择事件发生前的某个时段作为参考间期,计算该时段的平均能量。

$$R = \frac{1}{k} \sum_{r_0}^{r_0+k} A_j \quad (3)$$

其中,  $r_0$  为参考间期开始点,  $k$  为参考间期长度。

(6) 计算能量变化,即运动想象期间的能量减少率的绝对值用于评估 ERD 或 ERS。

$$E = |W| = \frac{1}{n-m} \left| \sum_{j=m}^n (A_j - R) / R \right| \quad (4)$$

其中,  $[m, n]$  为运动想象区间,  $W$  为能量减少率,  $W$  负为 ERD 现象,  $W$  正为 ERS 现象。

(7) 计算时域量化测度  $ERDt/ERS_t$  值。

$$\frac{ERDt}{ERS_t} = |E_{C3} - E_{C4}| \quad (5)$$

其中,  $E_{C3}$ ,  $E_{C4}$  分别为 C3 与 C4 通道能量减少率的绝对值。

### 2) 频域分析

功率谱是一种表示信号功率随频率分布的表达,它显示了信号中不同频率成分的能量大小。在脑电分析中它能揭示大脑电活动的频率特征,因此利用功率谱作为频域分析<sup>[16]</sup>。同样在频域分析中重点关注 ERD/ERS 现象,通过计算 C3 和 C4 通道在运动想象任务期间相对于静息基线状态的功率谱密度(power spectral density, PSD)之差的绝对值可以获得一个量化的频域 ERD/ERS 值,定义此值为  $ERDf/ERSf$ 。此值越大则认为在任务想象时间区间上 ERD/ERS 现象越显著,因此  $ERDf/ERSf$  作为频域量化测度评估不同引导条件下运动皮层活跃度。 $ERDf/ERSf$  的计算方法包括以下几个步骤:

(1) 对 C3 和 C4 通道的信号  $x(t)$  进行快速傅里叶变换(fast fourier transform, FFT),以获得频域表示  $X(f)$ 。

$$X(f) = FFT\{x(t)\} \quad (6)$$

(2) 计算每个通道的功率谱密度  $P(f)$ 。

$$P(f) = \frac{1}{N} |X(f)|^2 \quad (7)$$

其中,  $N$  是 FFT 点数,  $|X(f)|^2$  代表幅度的平方,对应于每个频率分量的功率。

(3) 选取特定频段,  $\mu$  波(8~13 Hz)和  $\beta$  波(13~30 Hz)频段,计算此频段在运动想象任务期间  $PSD_{task}$  和静息基线状态  $PSD_{baseline}$  下的 PSD 平均值,接着计算 PSD 差异。

$$\Delta PSD = PSD_{task} - PSD_{baseline} \quad (8)$$

(4) 计算时域量化测  $ERDf/ERSf$  值。

$$\frac{ERDf}{ERSf} = |\Delta PSD_{C3} - \Delta PSD_{C4}| \quad (9)$$

通过上述计算得到了反映特定频段内运动想象效果的频域  $ERDf/ERSf$  值,量化分析不同引导方式对运动想象效果的影响。

## 2.3 空间特征分布

西安交通大学王保增等<sup>[17]</sup>在研究单一运动想象范式与动作观察运动想象范式在手部伸-握动作效果的对比分析中利用大脑能量地形分布以及脑功能网络连接的方法探

讨了两种范式下的脑电特征,结果表明动作观察更有效。因此为了进一步理解并比较不同引导方式对运动想象任务中大脑活动的影响,同样利用大脑能量地形分布图以及脑功能网络连接的变化来分析其空间特征分布。

大脑的能量地形分布图通过可视化特定频段内的能量,提供了一种直观的方式来观察大脑在运动想象过程中的能量活动变化<sup>[18]</sup>。在本研究中通过时间-频率分析使用 Welch 方法计算了受试者在接受 4 种不同引导方法时每种引导方法下 Alpha(8~13 Hz)和 Beta(13~30 Hz)频段的功率谱密,根据计算得到的平均功率谱密度,画出脑电地形图展示静息态和运动想象态的能量分布。这些图像帮助本文识别了在运动想象任务中活跃度增加或减少的大脑区域,以及这些变化在空间上的分布特征。

另外脑神经网络能反映受试者动作执行、运动想象以及心理活动对大脑的激活状态,大脑越活跃,其对应的脑功能网络连接越显著<sup>[19]</sup>。因此本研究通过构建脑功能网络绘制出不同引导方式下的脑网络功能连接图来观察大脑各区域间的连接模式从而分析不同引导下大脑皮层活跃程度。具体过程为:将预处理后的脑电数据进行分段,截取每次实验中运动想象任务进行时的数据片段,对于每个片段,计算各对脑电通道之间的 Pearson 相关系数,作为每对脑电通道间的功能连接指标,根据这些相关系数,设定一个阈值,仅保留高于该阈值的连接,只有高于该阈值的连接才会在地形图上显示,从而构建了代表大脑网络功能连接图<sup>[20]</sup>。通过脑网络功能连接图可以更直观的比较出哪种引导策略能更有效地促进大脑区域间的信息交流,从而评估哪种引导方式可以更有效的促进大脑活跃程度,使得大脑更活跃。

### 3 结果及讨论

#### 3.1 ERD/ERS 指标对比分析

通过式(1)~(5)的计算出 6 个被试通过不同引导方式下想象腕、肘、肩 3 个关节的精细运动想象脑电数据下 8~30 Hz 下平均时域  $ERDt/ERS_t$  值如表 2 所示。

表 2 不同引导范式下 8~30 Hz 下平均时域  $ERDt/ERS_t$  值  
Table 2 Average time domain  $ERDt/ERS_t$  values under different guiding paradigms at 8~30 Hz

	$\mu V^2/Hz$			
想象 动作	简单视 觉引导	听觉 引导	动态视 觉引导	动态视觉结 合听觉引导
腕关节运动	0.173 5	0.193 0	0.246 8	0.271 8
肘关节运动	0.195 5	0.219 8	0.309 3	0.339 7
肩关节运动	0.174 4	0.186 0	0.269 2	0.281 5

从表 2 中可以观察到 4 种不同引导范式下时域 ERD/ERS 值规律为,动态视觉结合听觉引导方式值最大,其次

是动态视觉引导下,然后是听觉引导方式,简单视觉引导方式值最小。通过 t 检验对各组时域  $ERDt/ERS_t$  做均值差异显著性分析,简单视觉引导组和听觉引导组之间差异显著( $P<0.05$ ),听觉引导组和动态视觉引导组之间差异显著( $P<0.05$ ),动态视觉引导与动态视觉结合听觉引导组之间差异显著性较低( $P>0.05$ )。因此在时域指标分析下不同引导方式下大脑皮层活跃程度规律为:动态视觉结合听觉引导>动态视觉引导>听觉引导>简单视觉引导。

根据式(6)~(9)计算出所有被试通过不同引导方式下想象腕、肘、肩 3 个关节的精细运动想象脑电数据下 8~30 Hz 频段下平均频域  $ERDf/ERS_f$  值如表 3 所示。

表 3 不同引导范式下 8~30 Hz 下平均时域  $ERDf/ERS_f$  值  
Table 3 Average time domain  $ERDf/ERS_f$  values at 8~30 Hz under different boot paradigms  $\mu V^2/Hz$

	简单视 觉引导	听觉 引导	动态视 觉引导	动态视觉结 合听觉引导
想象 动作				
腕关节运动	0.016 3	0.022 2	0.031 5	0.039 0
肘关节运动	0.019 8	0.026 1	0.035 2	0.042 7
肩关节运动	0.017 8	0.021 7	0.038 9	0.044 0

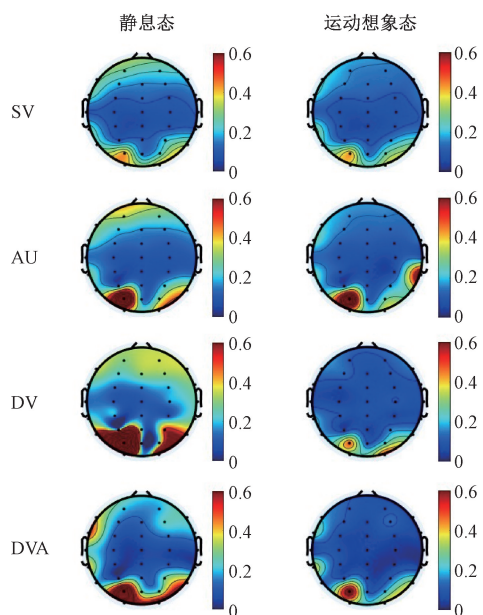
从表 3 中同样可以观察到 4 种不同引导范式下频域 ERD/ERS 值规律为,动态视觉结合听觉引导方式值最大,其次是动态视觉引导下,然后是听觉引导方式,简单视觉引导方式值最小。同样通过 t 检验对各组频域  $ERDf/ERS_f$  值做均值差异显著性分析,简单视觉引导组和听觉引导组之间差异显著( $P<0.05$ ),听觉引导组和动态视觉引导组之间差异显著( $P<0.05$ ),动态视觉引导与动态视觉结合听觉引导组之间差异显著( $P<0.05$ )。因此得出在频域指标分析下大脑皮层活跃程度规律为:动态视觉结合听觉引导>动态视觉引导>听觉引导>简单视觉引导。

根据以上两种不同的 ERD/ERS 测度作为指标对比分析可以发现,相比于简单的视觉引导,听觉引导以及动态视觉方式,动态视觉结合听觉引导方式在提高大脑皮层活跃度方面更为有效。

#### 3.2 空间特征分布对比分析

为了观察 4 种不同引导方式下精细运动想象下大脑空间特征,首先对每种不同引导不同动作运动想象范式 20 次实验 32 个通道预处理后的脑电数据选择 Alpha(8~13 Hz)和 Beta(13~30 Hz)频段,然后以引导的 2 s 时间作为静息态后 5 s 的运动想象时间作为运动想象态。根据计算得到的平均功率谱密度,绘制出 4 种不同引导方式下的脑电地形图,展示出静息态和运动想象态的能量分布,观察不同运动想象任务下不同引导时静息态与运动想象任务期间的大脑能量分布及变化,如图 4 所示。

根据图 4(a)~(d)所示,可以观察到,在 3 种不同想象任务下,面对 4 种不同引导方式下“静息态”与“运动想象状态”都有着同一个规律即相比于简单的视觉和听觉引导方式,动态视觉引导与动态视觉结合听觉的引导下“运动想象态”相对“静息态”有更强烈的能量变化,特别是动态视觉结合听觉的引导下可以观察到很明显的能量差异,这也说明在这种引导方式下运动想象任务下的大脑活动变化更强烈。



(c) “肩关节”运动想象任务时“静息态”与“运动想象态”下的能量分布图

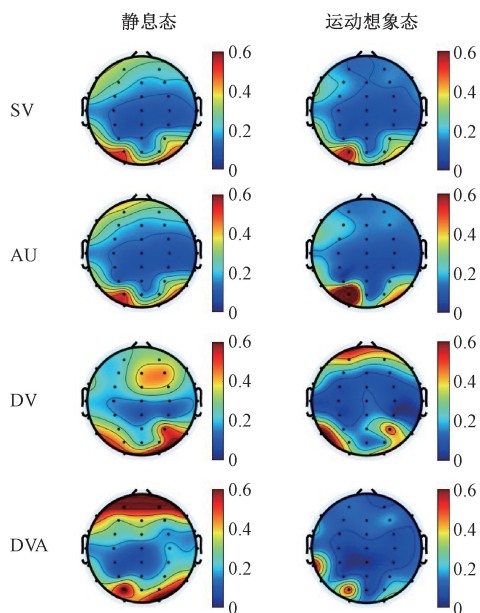
(c) Energy distribution between resting state and motor imagery state during shoulder joint motor imagery task

图 4 不同动作 4 种引导方式下“静息态”与“运动想象态”下的能量分布图

Fig. 4 Energy distribution of "resting state" and "imagined state of motion" under four guiding modes of different actions

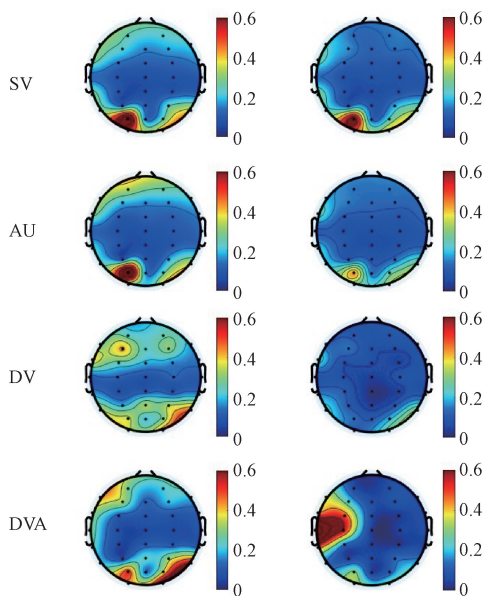
另外为了进一步观察不同动作不同引导方式下大脑空间特征分布,通过构建脑功能网络来分析大脑各区域间的连接模式。通过绘制出了不同动作 4 种引导方式下的大脑网络功能连接图,结果如图 5 所示。

从图 5(a)~(c) 3 幅子图中明显发现,3 种不同的运动想象任务中随着引导方式复杂性的增加(从 SV 到 DVA),功能连接数目和强度呈现明显的增加趋势,在 SV 引导方式下脑网络连接较少,特别是在运动区和枕区,这反映了这种状态下,大脑区域之间的相互作用较为有限,对于目标任务的想象大脑活动响应分散不活跃,在 AU 引导方式下脑网络连接相对增强表明,听觉刺激促进了大脑特定区域之间的交互,在 DV 引导下功能连接明显进一步增强,尤其在网络中心部分。这可能表示视觉信息处理活动的增加,尤其是在运动区和枕区,表明视觉刺激可能激活了与视觉处理和运动想象相关的神经网络,在 DVA 引导下功能连接相对最强网络非常密集,不论是运动区还是枕区几乎所有电极都通过较强的连接联系在一起,可能是因为当大脑同时处理听觉和视觉信息时,大量区域被激活,并进行密集的信息交换,这反映了大脑对于复合引导方式的响应强烈。因此再次说明相比于单一的视觉或听觉引导方式,动态视觉结合听觉引导方式在提高大脑皮层活跃度方面更为有效。



(a) “腕关节”运动想象任务时“静息态”与“运动想象态”下的能量分布图

(a) Energy distribution between resting state and motor imagery state during wrist joint motor imagery task



(b) “肘关节”运动想象任务时“静息态”与“运动想象态”下的能量分布图

(b) Energy distribution between resting state and motor imagery state during elbow joint motor imagery task



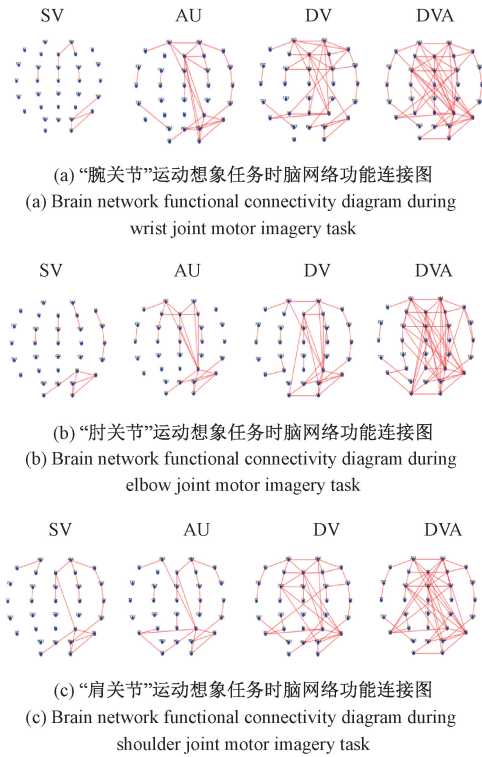


图 5 不同动作 4 种引导方式下的脑网络功能连接图

Fig. 5 Functional connections of brain networks under four guiding modes of different actions

## 4 结 论

本文设计并研究了一种结合视觉和听觉引导的精细运动想象方法,设计了 4 种不同引导方式在腕、肘、肩 3 个关节的精细运动想象任务的对比实验范式,根据得到的实验数据利用时域与频域的 ERD/ERS 值作为分析指标,以及通过分析 4 种不同引导方式的大脑能量分布和脑网络功能连接作为空间特征分布,验证了不同引导方式对精细运动想象脑皮层活跃度的影响及效果。验证结果表明,相比于简单视觉和听觉引导方式及动态视觉引导方式,动态视觉结合听觉引导方式在提高大脑皮层活跃度方面更为有效,实现了精细运动想象的脑皮层活跃的最佳效果,这一验证说明在精细运动想象中视听结合的引导方式有助于提高训练效果和康复效率,为运动康复患者的运动想象辅助训练任务范式设计提供新思路。

后续的研究将在现有的工作基础上探究视听结合引导方式下执行腕、肘、肩 3 个关节精细运动想象时不同动作大脑响应的具体特征,以及如何在根据特征设计分类算法上提高腕、肘、肩 3 个关节精细运动想象任务下的分类准确率。另外本研究使用小样本研究方式,样本局限性依然不容忽视。在未来的研究中,计划通过以下几种方式改进,扩大样本规模,招募更多受试者参与实验,从而提高研究结果的统计效能,增加受试者的多样性,特别是引入女性受试者

以及不同年龄段的受试者,增强实验结论的普适性和代表性,结合多中心或跨文化的实验设计,从更广泛的群体中验证本研究的发现。

## 参考文献

- [1] KHAN M A, DAS R, IVERSEN H K, et al. Review on motor imagery based BCI systems for upper limb post-stroke neurorehabilitation: From designing to application[J]. Computers in Biology and Medicine, 2020, 123: 103843.
- [2] CERVERA M A, SOEKADAR S R, USHIBA J, et al. Brain-computer interfaces for post-stroke motor rehabilitation: A meta-analysis[J]. Annals of Clinical and Translational Neurology, 2018, 5(5): 651-663.
- [3] 郭玉雪,于洪丽,么航,等.基于离散小波变换的卷积自编码运动想象脑电信号的分类[J].电子测量技术, 2023, 46(19): 188-196.
- GUO Y X, YU H L, YAO H, et al. Classification of motor imagery EEG signals using convolutional autoencoder based on discrete wavelet transform[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(19): 188-196.
- [4] 朱康,吴晓红,郭远哲,等.基于 MTACNet 网络的运动想象脑电分类[J].电子测量技术, 2023, 46(16): 24-31.
- ZHU K, WU X H, GUO Y ZH, et al. Motor imagery EEG classification based on MTACNet network[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(16): 24-31.
- [5] 刘昭君,赵丽,边琰,等.单侧电刺激辅助的下肢运动想象研究[J].电子测量技术, 2021, 44(17): 79-87.
- LIU ZH J, ZHAO L, BIAN Y, et al. Research on unilateral electrical stimulation-assisted lower limb motor imagery [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(17): 79-87.
- [6] 邱爽,张裕坤,吴晨瑶,等.基于精细运动想象的脑机接口技术研究进展[J].人工智能, 2021(6): 40-50.
- QIU SH, ZHANG Y K, WU CH Y, et al. Research progress of brain-computer interface technology based on fine motor imagination[J]. Artificial Intelligence, 2021(6): 40-50.
- [7] NAGAI H, TANAKA T. Action observation of own hand movement enhances event-related desynchronization[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2019, 27(7): 1407-1415.
- [8] ZHANG X, HOU W SH, WU X Y, et al. A novel online action observation-based brain-computer interface that enhances event-related desynchronization[J]. IEEE

- Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2021, 29: 2605-2614.
- [9] BASTOS F T F, VILLA-PARRA A C, GUERRERO-MÉNDEZ C D, et al. A novel methodology based on static visual stimuli and kinesthetic motor imagery for upper limb neurorehabilitation [J]. Research on Biomedical Engineering, 2024, 40:687-700.
- [10] LI L, ZHANG Y L, FAN L M, et al. Activation of the brain during motor imagination task with auditory stimulation [J]. Frontiers in Neuroscience, 2023, 17: 1130685.
- [11] LIAO W ZH, LI J H, ZHANG X S, et al. Motor imagery brain-computer interface rehabilitation system enhances upper limb performance and improves brain activity in stroke patients: A clinical study[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2023, 17: 1117670.
- [12] SUHAIMI N S, MOUNTSTEPHENS J, TEO J. EEG-based emotion recognition: A state-of-the-art review of current trends and opportunities [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2020: 8875426, DOI:10.1155/2020/8875426.
- [13] HUANG G, HU Z, ZHANG L, et al. Removal of eye-blinking artifacts by ICA in cross-modal long-term EEG recording[C]. 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society(EMBC). IEEE, 2020: 217-220.
- [14] TARIQ M, TRIVAILO P M, SIMIC M. Mu-Beta event-related ( de ) synchronization and EEG classification of left-right foot dorsiflexion kinaesthetic motor imagery for BCI [J]. PLoS One, 2020, 15(3): e0230184.
- [15] BENZY V K, VINOD A P, SUBASREE R, et al. Motor imagery hand movement direction decoding using brain computer interface to aid stroke recovery and rehabilitation[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2020, 28(12): 3051-3062.
- [16] KIM C, SUN J W, LIU D, et al. An effective feature extraction method by power spectral density of EEG signal for 2-class motor imagery-based BCI [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2018, 56: 1645-1658.
- [17] 王保增,李大海,张进华,等. 结合运动想象和动作观察的伸-握动作识别方法[J]. 西安交通大学学报,2019, 53(10):151-158.  
WANG B Z, LI D H, ZHANG J H, et al. A recognition method of spread and combining motion imagination and action observation[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(10): 151-158.
- [18] PADFIELD N, ZABALZA J, ZHAO H M, et al. EEG-based brain-computer interfaces using motor-imagery: Techniques and challenges [J]. Sensors, 2019, 19(6): 1423.
- [19] 徐晓晓,喻婧,雷旭. 想象未来的认知加工成分及其脑网络[J]. 心理科学进展,2015, 23(3): 394-404.  
XU X X, YU J, LEI X. Cognitive processing components of Imagining the future and their brain networks [J]. Advances in Psychological Science, 2015, 23(3): 394-404.
- [20] DIESSEN V E, NUMAN T, DELLEN V E, et al. Opportunities and methodological challenges in EEG and MEG resting state functional brain network research[J]. Clinical Neurophysiology, 2015, 126(8): 1468-1481.

## 作者简介

王虎,硕士,主要研究方向为脑机接口与康复应用。

E-mail: 1461613706@qq.com

谢俊(通信作者),教授,博士生导师,主要研究方向为生物电信号检测与处理、脑机接口与康复应用。

E-mail: xiejun@xju.edu.cn