

【工程与技术】

基于多维度脑电图信号处理的
认知功能量化测评系统李嘉俊¹, 张洪欣¹, 褚明礼², 于红军², 杨 晨¹

(1. 北京邮电大学 电子工程学院, 北京 100876;

2. 北京金博智慧健康科技有限公司, 北京 100190)

摘 要: 认知功能的客观评估对注意缺陷多动障碍(ADHD)等神经精神疾病的诊断和康复监测至关重要。现有的临床评估方法依赖于主观量表, 缺乏实时反映脑神经活动动态的能力, 而脑电图(EEG)分析工具大多侧重离线分析, 缺少实时处理能力和临床可解释性。设计并开发了一种基于多维 EEG 信号处理的端到端认知功能量化测评系统, 该系统是一个融合频谱功率、功能连接和空间模式的多维建模系统, 可实现实时 EEG 数据接入、并行特征计算和可视化呈现。该系统可有效统计大脑状态的多种指标, 并以直观的方式呈现, 可为临床医生评估患者认知水平提供客观的量化数据与辅助参考。基于公开 ADHD 脑电数据集的实验结果表明, 该系统能够稳定复现典型神经病理特征, 包括功能性断连和注意力波动模式。该系统在临床认知评估中提供了一个可扩展、可解释且具有辅助决策价值的解决方案。

关键词: 脑电图信号处理; 认知评估; 功能连接; 非线性动力学; 辅助诊断

中图分类号: R 318; R 749 **文献标识码:** A **DOI:** 10.13486/j.issn.2097-4973.2026.04.008

认知功能(如注意力和执行控制)是人类完成复杂任务的核心能力, 与多种神经精神疾病[如注意缺陷多动障碍(Attention Deficit Hyperactivity Disorder, ADHD)、阿尔茨海默病]密切相关。构建客观、可重复、量化的认知功能评估方法对疾病的早期诊断、疗效评估和康复监测具有重要意义。当前, 临床对认知功能的评估仍主要依赖行为学量表和主观问卷, 这些工具虽然操作简便, 但难以反映脑部活动的实时动态, 且在长期跟踪和个体差异分析上存在显著局限性。脑电图(Electroencephalogram, EEG)由于其高时间分辨率、非侵入性和低成本的优势, 被认为是认知功能评估中最有潜力的工具^[1]。但是单一维度的分析难以全面刻画复杂的大脑活动。频域能量分析能够揭示大脑唤醒水平与注意力的波动特征^[2], 功能连接分析能够表征脑区间的协同工作模式与网络效率^[3], 而非线性动力学分析则能反映神经系统的复杂性与信息处理能力^[4]。这些分析方法已被证实能有效捕捉不同神经精神疾病(如认知障碍、注意力缺陷等)特有的神经病理特征, 为差异化诊断提供了丰富的生物标记物。

针对这一需求, 本文设计并开发了一种基于多维脑电信号处理的端到端认知功能量化测评系统。该

收稿日期: 2026-01-13

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(62376035, 62006024); 北京邮电大学基础研究项目(2025AI4S04)

第一作者简介: 李嘉俊(2001—), 男, 江西上饶人, 硕士研究生, 主要从事脑机接口系统及其应用研究。

E-mail: lijiajun1017@163.com

通信作者简介: 杨 晨(1986—), 男, 河南唐河人, 副教授, 博士, 主要从事脑机接口研究。

E-mail: yangchenyc@bupt.edu.cn

系统将频域能量分布、全脑功能连接网络和非线性动力学特征融于一体,是一个多维建模系统^[5],可实现对脑电数据的深度挖掘与综合分析。该系统能够通过多角度量化大脑状态的关键指标,并以直观的可视化方式呈现所得结果,可为临床医生评估患者认知水平提供客观的量化数据与科学的辅助参考。

1 测评系统的设计

认知功能量化测评系统的整体信号处理与特征分析流程如图 1 所示。系统设计遵循任务驱动、模块解耦与并行计算的工程原则,将脑电数据的预处理、多维特征提取及结果可视化划分为相互独立但可协同运行的功能模块。所有模块均通过统一接口进行调用,可根据具体应用场景灵活配置,从而满足临床环境中对实时性、稳定性及可扩展性的需求。

图 1 上半部分展示了从 EEG 信号采集、特征提取到多场景应用的完整分析流程。系统融合了频域分析、功能连接及非线性动力学三个维度的分析方法,通过多域特征构建模块实现数据的综合建模,从而支持包括 ADHD 辅助诊断、认知负荷监测等在内的多种临床与认知评估任务。图 1 下半部分呈现了系统的软件实现路径,通过参数配置驱动分析算法,并将结果转化为直观的脑地形图与数据可视化输出。

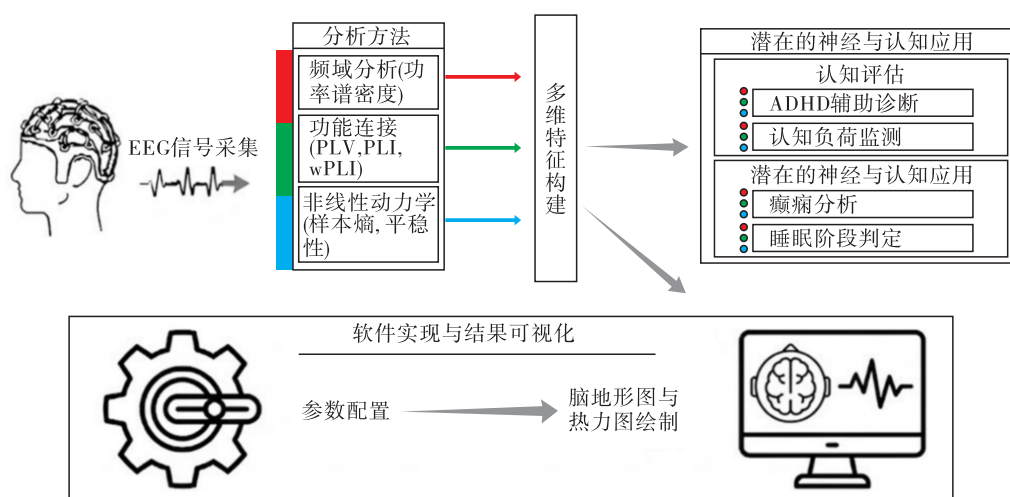


图 1 信号处理与特征分析流程图

1.1 基础信号预处理流水线

在信号预处理阶段,系统采用模块化、任务导向的策略,以确保多维特征提取的稳定性与可比性。系统集成高灵活度的带通滤波模块,针对不同的信噪比环境与数据特性,支持动态调整滤波器的阶数及通带范围,在有效抑制低频基线漂移和宽带背景噪声的同时,精准保留与认知任务相关的目标关注频段。系统支持滤波策略的灵活配置,可根据具体分析需求,在信号的相位保真度与幅频响应陡峭度之间取得最佳平衡。此外,系统支持滑动时间窗对脑电信号进行降采样和分段,这可以显著提升长时程数据分析的平稳性以及特征计算的可比性。

1.2 离散多维特征提取模型:解决“评估单一”问题

为了突破传统脑电分析仅依赖单一频域指标的局限,本研究依据既往神经精神病理学文献中关于 ADHD 的核心病理特征^[2,6-7]全面量化认知功能状态,构建了包含频域能量、网络连接及非线性动力学的多维评估指标。

1.2.1 频域能量分析:功率谱密度

本系统采用 Welch 法计算相对功率谱密度。对于离散脑电信号 $x[n]$,其功率谱估计

$$P(f) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |X_i(f)|^2。$$

式中: $P(f)$ 为估计的功率谱密度函数,代表将原始信号进行滑动加窗处理后得到的数据段总数; $X_i(f)$ 为第 i 个加窗数据段经过快速傅里叶变换后的频域复数序列。上式通过对各分段模平方的累加求平均,可有效降低随机噪声引起的谱估计方差。

1.2.2 功能连接分析:加权相位滞后指数

为准确评估真实的神经耦合强度并有效抑制容积导体效应引起的虚假连接,本系统引入加权相位滞后指数。 $wPLI$ 通过量化交叉谱虚部的符号分布来识别真实的相位锁定特征^[8]:

$$wPLI = \frac{\left| \sum_{t=1}^N |\text{Im}(S_{xy,t})| \times \text{sign}(\text{Im}(S_{xy,t})) \right|}{\sum_{t=1}^N |\text{Im}(S_{xy,t})|}。$$

式中: $S_{xy,t}$ 为信号 x 与信号 y 在第 t 个观察窗口内的复数交叉谱密度,包含了信号间的相位差信息,其虚部 $\text{Im}(S_{xy,t})$ 仅保留具有非零相位滞后的成分,从而能够有效剔除在交叉谱实部中由于容积传导产生的瞬时虚假连接。

1.2.3 非线性动力学与稳定性

“注意力波动”是 ADHD 的核心症状之一,表现为反应时和执行能力的极度不稳定。多尺度熵理论指出,这种病理性的不稳定状态往往伴随着神经信号复杂度的改变^[4]。为捕捉非线性动态特征,本系统引入以下互补指标。

样本熵 (Sample Entropy): 用于量化神经放电模式的随机性。对于长度为 N 的时间序列,样本熵定义为在嵌入维数 m 和容限 r 下,序列产生新模式概率的负对数^[9]

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln\left(\frac{A^m(r)}{B^m(r)}\right)。$$

式中: N 为原始脑电序列的总长度; m 为模式匹配的嵌入维数; r 为判断序列相似性的容限阈值(通常根据信号标准差设定); $B^m(r)$ 与 $A^m(r)$ 分别为在维数为 m 与 $m+1$ 时,序列中满足相似性条件的模式对出现的概率,通过计算两者的比例并取负对数,样本熵能够反映信号产生新模式的可能性,较高的熵值直接对应于脑电信号更高的随机性与非规律性。

平稳性指数 (Stationarity Index): 用于量化神经信号统计特性在时间尺度上的恒定性。本系统采用增广迪基-富勒 (ADF) 统计量作为平稳性指标,该指标通过检测信号是否存在单位根,反映神经系统在认知任务中维持神经放电基准稳定的能力。其回归模型为

$$\Delta X_t = \alpha + \gamma X_{t-1} + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta X_{t-i} + \epsilon_t。$$

式中: X_t 为 t 时刻的信号强度, Δ 为一阶差分算子, α 为截距项, γ 为单位根测试系数, p 为滞后阶数, β_i 为第 i 个滞后差分项回归系数, ϵ_t 为服从白噪声分布残差项。系统通过计算其 ADF 统计量得到平稳性指数。

1.3 认知指标映射与可视化逻辑

图 2 为多维度认知特征提取与临床决策支持流程示意图,该流程实现了从原始脑电信号输入到临床辅助应用的端到端处理路径。中间模块为多维特征提取层,分别从频谱功率、功能连接和空间模式三个维度对 EEG 信号进行并行量化分析。右侧模块为临床决策支持终端,多维特征被综合映射为客观指标与可视化病理画像,为医生提供针对 ADHD 等神经精神疾病的辅助诊断依据。

为弥合复杂信号处理结果与临床应用之间的解释鸿沟,系统设计了一套面向应用的可视化映射策略。所有特征指标采用统一的色彩映射方案以保证不同被试与不同实验条件下结果的可比性。

系统利用球形样条插值方法将离散电极点上的特征值投影至连续的二维头皮模型上,生成平滑的脑地形图,用以直观展示特定认知指标在空间上的分布模式。同时,功能连接特征以节点强度 (Node Strength) 的脑地形图形式呈现,从整体层面反映脑区间信息交互的强弱变化。该可视化机制使系统输出

不再依赖复杂的数值矩阵解读,而是以直观的空间模式与网络结构形式呈现,有效降低了临床使用门槛。临床人员可通过观察颜色分布与连接模式,快速识别潜在异常脑区及功能失调特征,从而为认知功能评估与辅助诊断提供直观依据。

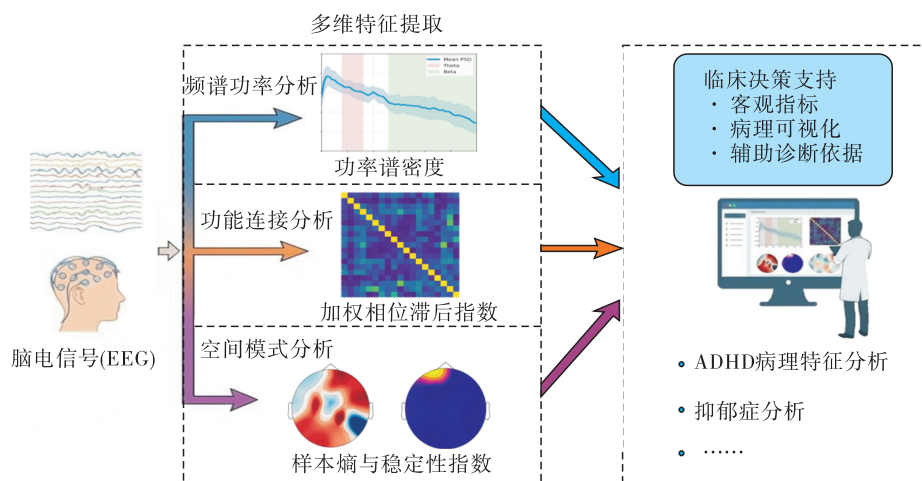


图 2 多维度认知特征提取与临床决策支持流程示意图

2 实验方法与模型

为了验证本系统在真实临床场景下的有效性与生物学效度,将本系统部署于公开的 ADHD 脑电数据集上进行了端到端的测试^[10],重点评估本系统能否在持续视觉注意力任务下,自动提取并可视化符合神经病理学预期的神经病理特征图谱。

2.1 数据集与实验范式

本研究使用公开的“EEG Data for ADHD / Control Children”数据集进行了实验验证^[10]。该数据集共包含 121 名受试者,年龄介于 7~12 岁。受试者被分为两组:ADHD 患者组有 61 人,经(Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, Fourth Edition, DSM-IV)标准确诊;健康对照组(Healthy Control, HC)有 60 人,无神经精神病史。

与传统的静息态(Resting-state)采集不同,该数据集采用持续视觉注意力任务范式。受试者在采集过程中需持续观看卡通图像并执行字符计数任务,这是为了给大脑施加持续的认知负荷,从而有效诱发与注意力保持及执行控制相关的神经病理机制。数据采集采用了包含 19 个 EEG 通道的标准电极帽,采样率为 128 Hz,参考电极位于耳垂(A1/A2),该数据集已被多项深度学习研究作为基准数据^[11]。

2.2 数据预处理

本系统内置的预处理模块对数据进行清洗,采用四阶巴特沃斯(Butterworth)带通滤波器(通带范围 0.5~30 Hz)去除基线漂移及高频肌电伪迹,同时严格保留信号的相位信息。为确保分析结果与临床先验知识的可比性,分析过程中保留了物理参考(A1/A2)设置。

2.3 评价指标与数学模型

基于 ADHD 的神经精神病理机制,构建了从工程信号特征到临床病理表征的理论映射系统。针对频域能量、网络连接及非线性动力学三个维度,根据既往文献报道的典型神经生理异常^[2-7],确立用于评估相关病理特征的具体量化指标。

既往神经生理学研究指出,ADHD 患者常表现出“皮层慢波化”特征^[2]。Loo 和 Barkley 进一步指出,在执行高负荷认知任务时,患者往往被迫动用代偿性的高频资源(Beta 激增)^[6]。此外,针对本研究采用的持续视觉任务范式,视觉皮层(枕叶)的唤醒水平至关重要。正常视觉加工通常伴随“Alpha 阻滞”现

象,而 ADHD 患者可能存在该机制的缺失。基于上述理论,本研究采用全脑平均功率谱密度(PSD)量化整体能量分布,同时特异性提取枕叶区域(O1、O2、Pz 等)的 Alpha 频段功率,以评估视觉皮层的抑制控制功能。

认知功能的实现依赖于脑区及网络间的有效信息整合。Murias 等通过相关性分析发现,ADHD 患者存在长距离神经通路的连接异常,特别是视觉网络与额叶控制网络之间表现出同步性显著降低的特征^[7]。针对这一网络耦合减弱现象,本研究构建全脑功能连接网络,并重点选取枕叶关键区域(O1、O2、Pz)作为感兴趣区(ROI),采用加权相位滞后指数均值作为评价指标,量化视觉信息摄入区域的神经网络连接强度与协同效率,使网络连接维度符合复杂脑网络图论分析的基本框架^[3]。

非线性动力学维度依据 Costa 等的多尺度熵理论,病理性的行为不稳定往往伴随着神经信号复杂度的改变^[4]。相关研究指出,ADHD 患者负责执行控制的前额叶区域,常表现出随机性增加(高熵值)的“高背景噪声”特征,以及表现出在某些任务状态下缺乏动态变化、统计特性过度平稳的“状态锁定”特征^[2,4,6]。针对这一空间分布特征,本研究将考察非线性特征的全脑拓扑模式,并重点在前额叶区域(Fp1、Fp2、Fz)引入两类量化指标:一是样本熵,用于评估神经系统内部的信号随机性;二是平稳性指数,用于评估信号的统计持久性,以此考察大脑的动态调节能力。

3 实验结果与分析

3.1 频域特征效度验证:频谱能量分布

实验利用独立样本 t 检验对两组受试者的脑电功率数据进行了差异性分析。图 3(a)展示了全脑 19 个通道的平均相对功率随频率变化的分布曲线,涵盖了本研究分析的 Theta、Alpha 及 Beta 频段。此外,针对持续视觉注意力任务的特点,本研究重点提取了枕叶区域(包括 O1、O2、Pz、P3、P4 通道)的局部能量分布,并在图中以不同颜色区域分别标示出 Theta(4~8 Hz)、Alpha(8~13 Hz)及 Beta(13~30 Hz)频段,见图 3(b)。

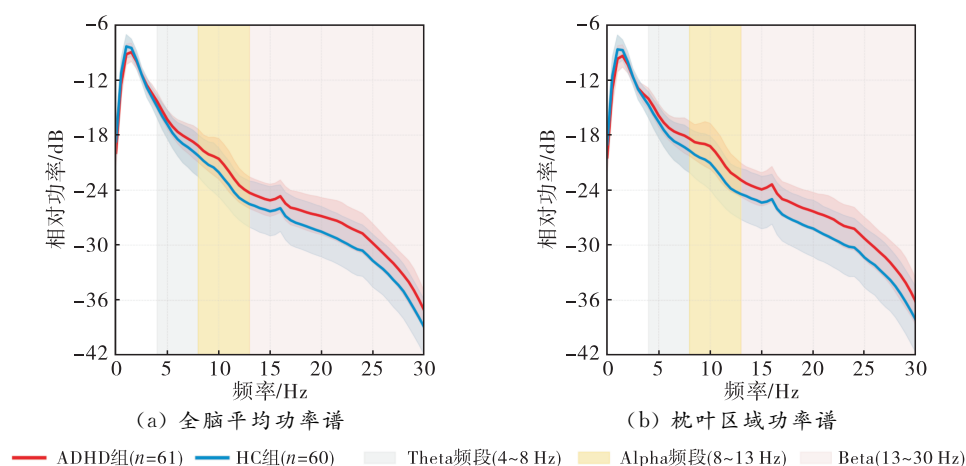


图3 ADHD组与HC组的功率谱密度对比图

统计结果显示:在 Theta 频段,ADHD 组的相对功率均值为 -17.23 ± 1.19 dB,显著高于 HC 组的 -18.03 ± 1.72 dB($t=2.945$, $p=0.004$)。这一结果复现了 Barry 等报道的典型“皮层慢波化”特征,证实了患者存在基础皮层唤醒水平的迟滞^[2]。

针对视觉任务的关键处理区域,进一步分析了枕叶区域的频谱特征,如图 3(b)所示。结果显示,ADHD 组均值为 -21.60 ± 1.74 dB,高于 HC 组 -22.90 ± 2.38 dB($t=3.405$, $p<0.001$),表现出显著的能量残留。结合视觉任务范式,这种 Alpha 升高的现象表明 ADHD 患者未能有效产生“Alpha 阻滞”,反映了视觉皮层对干扰信息的抑制过滤功能受损。

在 Beta 频段, ADHD 组表现出显著的功率升高现象[ADHD 组的功率为 -28.50 ± 1.84 dB vs. HC 组的功率为 -30.16 ± 2.66 dB ($t=3.943, p<0.001$)]。受此影响, ADHD 组的 TBR [Theta/Beta 的比率] 为 3.14 ± 1.07 , HC 组的 TBR 为 3.93 ± 1.76 ($t=-2.951, p=0.004$), TBR 呈现出显著的统计学差异。这一“枕叶高 Alpha(抑制失败)伴随全脑高 Beta(代偿努力)”的模式,与 Loo 和 Barkley 描述的“神经效率低下”机制一致,即由于基础视觉处理环节的抑制不足,大脑被迫启动了代偿性的高频活动以维持任务表现^[6]。

3.2 脑网络连通性验证:功能性断连

实验利用本系统对两组受试者的脑网络同步性进行了量化分析,结果如图 4 所示。图 4 上排为全脑地形图,展示了各特征在全脑的空间分布模式,下排为对应关键区域的量化差异箱线图。在箱线图中,中心线代表中位数,盒体上下边缘表示四分位距(IQR),须线延伸至 1.5 倍 IQR 范围,散点代表个体数据分布。所有组间统计差异均由独立样本 t 检验确定。

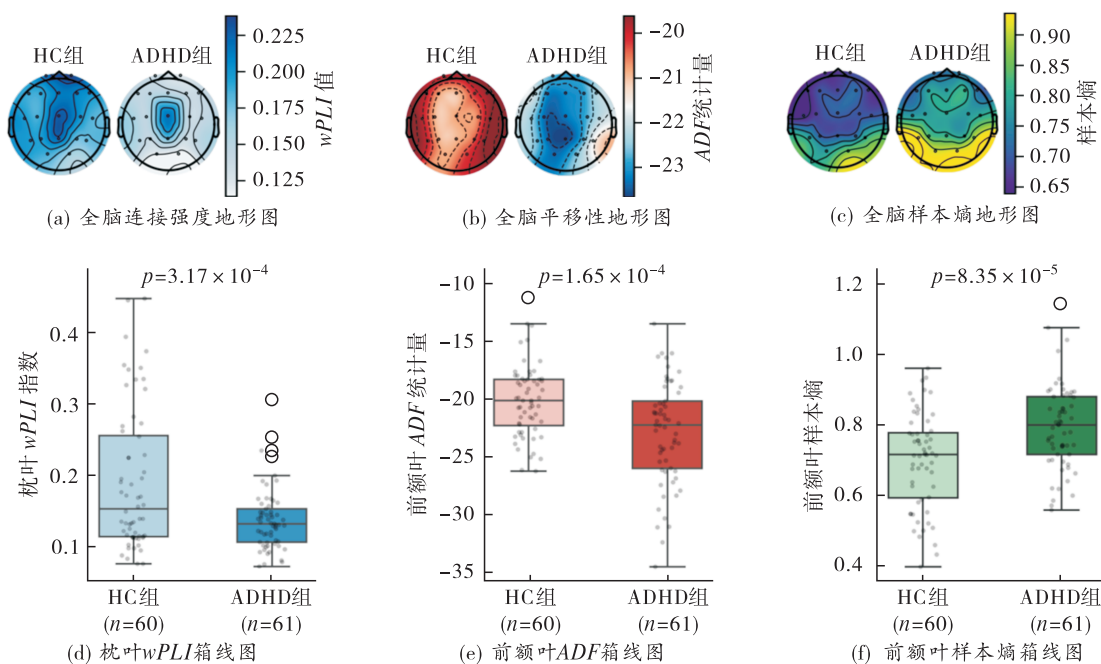


图 4 组间神经电生理特征的统计对比图

针对 ADHD 的“功能性断连”病理特征,实验结合全脑拓扑分布与枕叶视觉区域量化指标进行验证。全脑连接强度地形图如图 4(a)所示,直观展示了连接强度的空间分布差异。与 HC 组相比,ADHD 组在全脑范围内呈现出整体的连接强度减弱,尤以负责视觉处理的枕叶后部区域差异最显著。实验提取了枕叶视觉区域(O1、O2、Pz)的 $wPLI$ 指标进行统计分析,枕叶区域箱线图如图 4(d)所示。结果显示,HC 组在该区域的连接强度均值为 0.190 ± 0.098 ,而 ADHD 组仅为 0.138 ± 0.044 ,组间差异极显著($t=3.763, p=3.26627 \times 10^{-4}$),这一“全脑普遍减弱、枕叶特异性显著”的实测结果,与 Murias 等关于“同步性降低”的文献报道相吻合^[7]。它证实了 ADHD 患者在负责视觉信息摄入的关键节点上确实存在网络耦合减弱,导致信息传输与整合效率的衰减,在实验数据层面验证了“功能性断连”现象的客观存在。

3.3 非线性动力学验证:时空特征辨识

为了验证关于动力学异常的两个核心假说,实验结合全脑空间分布与关键区域量化指标,对前额叶区域的非线性特征进行了统计检验。

在信号平稳性方面,全脑平稳性地形图如图 4(b)所示,HC 组在前额叶及中央区域数值较小,而 ADHD 组则数值更小,表明其全脑信号普遍具有更高的平稳性。量化统计结果[图 4(e)]显示,ADHD 组

在前额叶区域的 ADF 平稳性指数均值为 -22.926 ± 4.407 , 相比 HC 组的 -20.204 ± 3.095 显著降低 ($t=3.904, p=1.65086 \times 10^{-4}$), 更小的 ADF 值代表信号具有更强的统计持久性。这一结果与文献描述的“统计特性过度平稳”一致, 印证了 ADHD 患者的大脑在动力学上存在“状态锁定”现象, 即缺乏根据任务需求灵活切换神经状态的能力^[2,4-6]。

在神经复杂度方面, 全脑样本熵地形图如图 4(c) 所示, 揭示了截然相反的分布模式: HC 组全脑普遍呈现低熵值, 而 ADHD 组在前额叶及前部区域呈现代表高熵值, 提示该区域存在异常活跃的随机信号。统计结果[图 4(f)]证实, ADHD 组前额叶区域的样本熵 0.794 ± 0.119 显著高于 HC 组 0.700 ± 0.134 ($t=-4.077, p=8.34580 \times 10^{-5}$), 显著升高的熵值表明神经放电模式的随机性增加。这一数据复现了 Costa 等提出的“高背景噪声”特征, 证实了看似“平稳”的信号背后实际上充满了无序的随机干扰, 导致神经系统处理信息的信噪比降低^[4]。

4 结论

本研究设计并开发了一套标准化、高度集成的认知功能量化测评系统, 实现了从脑电数据采集到频域、时域及非线性动力学多维特征分析的自动化闭环处理。通过对公开 ADHD 数据集的实验验证, 研究表明认知障碍在脑电信号层面具有高度的可观测性, 证明了利用多维度指标量化大脑认知状态具有普遍的科学性与可靠性。在真实复杂的临床诊疗环境下, 实时去伪迹算法对剧烈体动等极端干扰的抑制能力仍需进一步优化, 且模型在跨年龄段与跨病种评估方面的普适性尚待更大规模的临床样本验证。本系统在理论上整合了多维神经电生理机制的有效路径, 在实用层面则能提供客观量化的生物学参考, 作为传统行为学量表主观评估之外的有力补充, 辅助医生制定个性化康复方案。未来的研究应侧重于提升系统的自适应噪声处理能力, 并探索将其与闭环神经反馈训练相结合, 实现从评估到干预的功能延伸, 从而提升临床转化的应用广度。

参考文献:

- [1] Loh H W, Ooi C P, Barua P D, et al. Automated detection of ADHD: current trends and future perspective[J]. Computers in Biology and Medicine, 2022, 146: 105525.
- [2] Barry R J, Clarke A R, Johnstone S J. A review of electrophysiology in attention-deficit/hyperactivity disorder: I. qualitative and quantitative EEG[J]. Clinical Neurophysiology, 2003, 114(2): 171-183.
- [3] Bullmore E, Sporns O. Complex brain networks: graph theoretical analysis of structural and functional systems[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2009, 10(3): 186-198.
- [4] Costa M, Goldberger A L, Peng C K. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series [J]. Physical Review Letters, 2002, 89(6): 068102.
- [5] Mao Ying, Qi Xuchen, He Lingyan, et al. Advanced machine learning techniques reveal multidimensional EEG abnormalities in children with ADHD: a framework for automatic diagnosis[J]. Frontiers in Psychiatry, 2025, 16: 1475936.
- [6] Loo S K, Barkley R A. Clinical utility of EEG in attention deficit hyperactivity disorder[J]. Applied Neuropsychology, 2005, 12(2): 64-76.
- [7] Murias M, Swanson J M, Srinivasan R. Functional connectivity of frontal cortex in healthy and ADHD children reflected in EEG coherence[J]. Cerebral Cortex, 2007, 17(8): 1788-1799.
- [8] Zhao Qin, Luo Yan, Mei Xinjie, et al. Functional connectivity alterations in high-functioning preschool boys with autism spectrum disorder[J/OL]. Applied Neuropsychology: Child, 2025-10-31. <https://doi.org/10.1080/21622965.2025.2581091>.

- [9] Zheng Zhihong, Weng Lin. Automated recognition of mental cognitive workload through nonlinear EEG analysis[J]. Web Intelligence, 2025, 23(1): 56-72.
- [10] Rohani F, Roudposhti K K, Müller A, et al. EEG data for ADHD/control children[DS/OL]. IEEE Dataport(2025-11-19)[2025-12-30]. <https://dx.doi.org/10.21227/dnc3-gk16>.
- [11] Jahani H, Safaei A A. Efficient deep learning approach for diagnosis of attention-deficit/hyperactivity disorder in children based on EEG signals[J]. Cognitive Computation, 2024, 16(5): 2315-2330.

A multidimensional EEG signal processing-based quantitative evaluation system for cognitive functions

LI Jiajun¹, ZHANG Hongxin¹, CHU Mingli², YU Hongjun², YANG Chen¹

(1. School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. Beijing Jinbo Wisdom Health Technology Co., Ltd., Beijing 100190, China)

Abstract: The objective assessment of cognitive functions is crucial for the diagnosis and rehabilitation monitoring of neuropsychiatric disorders including Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD). Existing clinical assessment methods rely on subjective rating scales and lack the ability to reflect the dynamics of brain neural activities in real time. Meanwhile, most current Electroencephalogram (EEG) analysis tools focus on offline analysis, and are deficient in real-time processing capability and clinical interpretability. In this study, an end-to-end quantitative evaluation system for cognitive functions based on multidimensional EEG signal processing is designed and developed. The system constructs a multidimensional modeling framework integrating features of frequency-domain energy, functional connectivity networks and nonlinear dynamics, which enables real-time EEG data access, parallel feature calculation and visual presentation. It can effectively quantify multiple indicators of brain states and present them in an intuitive manner, providing clinicians with objective quantitative data and auxiliary references for evaluating patients' cognitive levels. Experimental validation based on public ADHD EEG datasets demonstrates that the system can stably reproduce typical neuropathological features, including abnormal slow-wave energy, functional disconnection and attention fluctuation patterns. This system offers an extensible, interpretable and decision-supportive solution for clinical cognitive assessment.

Keywords: EEG signal processing; cognitive assessment; functional connectivity; nonlinear dynamics; auxiliary diagnosis

(责任编辑:王新亮)

引用格式 李嘉俊,张洪欣,褚明礼,等. 基于多维度脑电图信号处理的认知功能量化测评系统[J]. 山东航空学院学报, 2026, 43(4): 71-78.

Li Jiajun, Zhang Hongxin, Chu Mingli, et al. A multidimensional EEG signal processing-based quantitative evaluation system for cognitive functions[J]. Journal of Shandong University of Aeronautics, 2026, 43(4): 71-78.