arXiv:2601.05450v1 [cs.HC] 9 Jan 2026

# 反馈对认知动态的影响：基于脑电图模式和行为表现的网络洞见

BEHDOKHT KIAFAR、MOHAMMAD FAHIM ABRAR 和 ROGHAYEH LEILA BARMAKI




图1. 一位参与者佩戴 Muse 脑电头带完成眼中读心测试。在反馈条件下，参与者会立即获知其响应是否正确；而在无反馈条件下，则不会提供此类提示。

本研究考察了反馈对参与者进行眼中读心测试时脑电图（EEG）活动和任务表现的影响。在被试内设计中，11 名参与者分别在反馈和无反馈条件下完成测试。基于认识网络分析（ENA）和有序网络分析（ONA）的原理，我们将这些基于网络的模型加以拓展，以探究神经动态与任务结果之间的联系。ENA 结果显示，反馈与较高频脑电频段（β波和γ波）同正确反应之间更强的连接相关，而无反馈时则激活了较低频段（θ波和α波）。ONA 进一步揭示，在反馈条件下，正确答案出现前的活动方向转向较高频段；而无反馈条件下，较低频段的自连接更多，错误答案出现的频率也更高，这表明缺乏反馈时推理策略的效果较差。ENA 和 ONA 均发现条件间存在统计学显著差异（$p = 0.01$，$Cohen's\ d > 2$）。本研究凸显了将脑电图与 ENA 和 ONA 相结合进行网络分析的方法优势：这种方法能够捕捉时间动态和关系动态；同时也揭示了反馈具有实际意义，能够促进更有效的推理过程并提升任务表现。用于复现实验的代码和配置已公开发布 此处。

CCS 概念：• **计算方法** → **网络科学**；•**应用计算** → **教育**；• **以人为中心的计算** → **人机交互设计与评估方法**；**协作与社交计算**。

**关键词rds**：反馈、认识网络分析、有序网络分析、脑信号可视化、社会认知

## 1 引言

了解学习者如何处理信息并回应反馈，是学习分析中的一个核心问题。反馈在学习成果中发挥着重要作用，不仅会影响表现，还会影响学习者所采用的认知策略 [15]。为了捕捉这些动态，研究人员开始采用超越传统评估的多模态数据源，例如脑活动、注视或生理信号 [26], 这些数据源能够实时呈现更丰富的学习视角。脑电图（EEG）是其中一种模态，能够以高时间分辨率考察学习者的认知投入 [13]。然而，使用传统的线性图或频带摘要通常难以解读脑电图数据，这限制了其在教育工作者和学习科学家中的应用。这一不足凸显了对分析框架的需求，即以学习分析易于解释的方式，将认知信号与学习过程联系起来。

诸如认识网络分析（ENA）和有序网络分析（ONA）等方法框架，通过揭示学习者活动各要素之间的关系和时间动态，在建模学习过程方面展现出巨大潜力 [32, 33]。本文将这些框架与脑电图相结合，旨在弥合原始神经信号与可解释表征之间的鸿沟，从而揭示反馈如何影响认知状态和表现。这使我们能够超越孤立的频谱特征，转向动态表征，并进一步深入理解有效学习的作用机制。我们的贡献如下：

- 引入两种新型网络方法：我们提出神经认知网络分析（NENA）和神经有序网络分析（NONA），这是对认识网络分析（ENA）和有序网络分析（ONA）的两种互补扩展，并针对纳入脑电图数据进行了调整。
- 所提框架的应用：我们将 NENA 和 NONA 应用于一项先导对照研究，使用眼中读心测试（RMET） [6], , 比较参与者在有即时反馈和无即时反馈两种实验条件下的表现。
- 反馈效应的实证顿悟：我们展示了反馈如何塑造脑电图连接性的结构与时间动态，并以可解释的证据揭示其对神经活动的影响。
- 开源框架：我们发布代码和流程管线，以支持未来基于脑电图的学习分析研究的可复现性。

## 2 相关工作

### 2.1 学习分析中的反馈

反馈已被视为学习过程的关键组成部分，因为它会影响学习者在理论与实践中的投入和提升。Vollmeyer 和 Rheinberg [35] 表明，即使只是预期会获得反馈，也会促使学习者采用更系统的策略，进而增强知识获取和行为表现。他们使用计算机模拟生物实验任务，对比了预期获得反馈的学习者与未预期获得反馈的学习者。结果表明，仅反馈预期本身就能触发更深入的加工，并改善学习成果。Nicol 和 Macfarlane-Dick [27] 进一步确定了促进自我调节的七项反馈原则，使学生在评估中成为主动参与者，而非学习过程中的被动接受者。在此基础上，Pardo 和 Siemens [28] 指出，学习分析必须确保反馈具有透明度并以合乎伦理的基线为基础，同时强调在使用反馈时信任和问责的重要性。尽管以往研究已经确立了反馈在塑造策略和激发学习者投入方面的价值，但理解学习动态背后的神经过程同样是一个重要方向，本项初步研究旨在对此进行探讨。稿件已提交至 ACM

### 2.2 脑电图在教育与学习中的应用

研究人员日益探索如何利用脑电图等神经生理学测量手段，加深我们对学习过程的理解。例如，Babiker 等人 [4]证明，脑电图特征，尤其是来自γ波和德尔塔波段的特征，即使仅通过单个额区通道，也能够以较高准确率检测学生的情境兴趣。在另一项研究中，Zander 和 Kothe [39]介绍了被动式脑机接口。这类接口扩展了传统的主动用户输入方式，能够实时推断认知状态和情感状态。在一项相关研究中，Wang 等人 [36] 利用脑电图考察了先进数字工具在设计任务期间对学生创造力和认知状态的影响。与使用传统软件的学生相比，使用智能系统的学生表现出更高的创造性表现和专注力，而放松程度没有显著差异。这些研究表明，脑电图能够为理解学习者参与度和认知策略提供有价值的洞见。然而，大多数分析仍停留在静态或描述性层面。下一步颇具前景的方向，是应用相关框架，通过时间模式和关系模式揭示神经活动与学习策略之间的联系。

### 2.3 定量民族志与基于网络的模型

定量民族志（QE）提供了一种方法论框架，利用基于网络的统计方法对话语、行为和情境中的连接进行建模 [31]。作为 QE 的核心工具，ENA 已被应用于考察协作问题解决 [18, 40]。Fang 等人 [14] 将图神经网络与 ENA 相结合，分析协作的社会认知特性，重点关注专业发展中的认知策略。Zhou 和 Han [41] 使用 ENA 研究在线协作学习中的认知投入，展示了不同表现组如何制定策略并进行互动。在 ENA 的基础上，研究人员引入了 ONA，通过向模型中加入方向性来捕捉时间模式。例如，有向 ENA 已被应用于在线协作探究，以考察评估和反馈如何影响批判性思维与小组话语 [3]。尽管以往研究主要将 ENA 和 ONA 与行为数据及基于日志的数据相结合，但很少有研究将这些框架应用于脑电图等神经生理信号。据我们所知，这是将脑电图纳入定量民族志框架的首批尝试之一，从而将其应用拓展至认知状态和学习过程的分析。

## 3 材料与方法

我们开展了一项受控用户研究，以考察反馈如何影响参与者在眼中读心测试过程中的认知动态。研究包括对脑电图数据进行预处理、提取频谱特征，并使用我们提出的神经认知网络分析和神经有序网络分析框架分析所得信号。这两种框架通过将神经信号纳入网络模型，对 ENA 和 ONA 进行了扩展。以下各节将介绍每个步骤。

### 3.1 参与者与任务设计

本研究经作者所在机构的机构审查委员会（IRB）审查并批准，所有志愿者均已提供知情同意。共有 11 名参与者完成了 RMET，这是一种用于心智理论分析的经典测量工具。被试内设计包括两种基于桌面的实验条件：

- 反馈：参与者会立即获知自己的答案是否正确。
- 无反馈：参与者不会收到任何关于其响应准确性的信息。

每位参与者完成了 36 道选择题版读心眼测验题目，其中 18 道分配至每种实验条件，顺序经过平衡处理。每道题都会呈现一张人物眼部的照片，参与者需从四个选项中选出最能描述

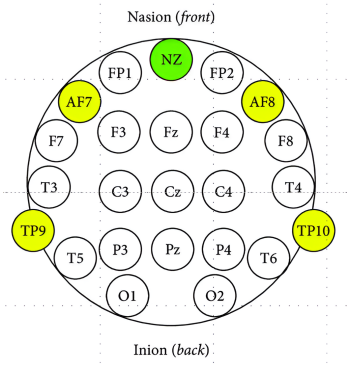


图2。电极　位置：根据标准 10–20系统，用于数据采集的 Muse脑电头带通道 [17]

该人物想法或感受的词语。每位参与者的平均研究时长为 14.5 分钟（$SD = 1.2$），包括情况说明、脑电图头带佩戴、任务执行和事后说明。

### 3.2 脑电图数据采集与预处理

我们使用 Muse 头带（InteraXon Inc.，加拿大多伦多）记录脑电图。这是一种可穿戴设备，配有四个电极（TP9、TP10、AF7、AF8），采样率为 256 Hz。图2 展示了 Muse 头带电极的配置。首先，我们使用平均参考法重新参考原始数据，[38]以尽量减少原始参考电极位置造成的噪声。接着，我们应用陷波滤波器，去除来自 60 Hz 交流电网的干扰。随后，我们使用带通滤波器将数据限制在 1–50 Hz，以分离出$\delta$（1–3 Hz）、$\theta$（4–7 Hz）、$\alpha$（8–13 Hz）、$\beta$（14–30 Hz）和$\gamma$（31–49 Hz）频段。我们将数据划分为 1 秒的时间片段，每段包含 256 个样本。最后，我们应用独立成分分析（ICA），去除由眼部和肌肉活动引起的伪迹 [37]。

### 3.3 特征提取

清理并分段处理脑电图数据后，下一步是提取适合输入网络模型的特征。由于 ENA 和 ONA 依赖标准化的二进制输入，我们将原始脑电图转换为能够反映潜在认知状态的频段。我们通过使用 Welch法估算功率谱密度（PSD）来实现这一转换 [40]。该过程首先将每个轮次信号划分为三个相互重叠的片段 [29]。在对每个片段进行快速傅里叶变换之前，我们先对其应用汉明窗。随后，我们计算每个片段的周期图，并对结果取平均以获得谱估计。为生成二进制格式，我们对每个频带内的 PSD 进行积分，并计算其占整个频谱总功率的百分比。我们应用信噪比（SNR） [9] 阈值，以确定每个频带对片段内整体脑电图活动的贡献是否显著。根据该阈值，我们按轮次以二进制形式对每个频带的存在与否进行编码，最后使用通道间的多数投票，将频率活动整合为单一表示。

### 3.4 基于网络的方法

*3.4.1* 神经认知网络分析（*NENA*）。在此方法中，我们扩展了 ENA，这是一种相对较新的分析方法，最初用于对话语数据中的共现模式进行建模 [32]。ENA 将关注的元素表示为节点，并将其共现关系表示为边；节点大小表示出现频率，边的粗细则反映关联强度。NENA 将这一框架应用于神经生理数据。为便于分析脑电图数据，我们为每个时间片段构建了二元向量，用以编码频段是否出现以及回答是否正确。随后，我们将这些向量汇总为对称共现矩阵，按每位参与者的时间片段数量进行归一化，并使用奇异值分解（SVD）将其投影到较低维空间 [8]。最终网络以图的形式呈现，其中脑电图频段和回答准确性（正确、错误）表示为节点，无向边则表示它们的共现关系。这种方法提供了直观易懂的可视化，展现神经活动如何与任务表现相对应，并有助于洞察任务中涉及的认知过程。此外，它还揭示了这些连接的强度和分布如何随实验条件而变化。

*3.4.2* 神经有序网络分析（*NONA*）。NENA 侧重于共现模式，而在 NONA 中，我们扩展了 ONA，以对连接随时间的变化进行建模。ONA 是一种动态网络方法，旨在通过纳入时间方向性，捕捉元素之间的连接如何演变 [34]。该框架尤其适用于事件顺序被假设具有意义的情境，例如学习过程中的反馈情境，因为事件的有序性会影响后续认知状态。ONA 可视化采用广播模型，每条边都显示为一对三角形，其中顶点表示起点（基线），底边指向终点（响应）。三角形内深色的人字形标记表示流动方向。节点大小表示该节点作为响应出现的频率，其内圆的饱和度则表示自连接的数量，代表同一节点在不同时间点的重复激活。在 NONA 中，我们通过对连续时间窗内脑电图频段与表现结果之间的有向共现进行建模，将这一框架应用于神经生理数据。这种方法能够研究反馈如何影响认知状态的演变，并揭示较早的神经活动如何影响之后的任务表现。算法1中介绍了使用脑电图数据实现 NENA 和 NONA 的流程管线；用于准备数据和运行算法的源代码可在此处获取。

## 4 结果

### 4.1 神经认知网络分析

应用 NENA 并固定节点位置后，我们通过考察节点连接及其强度，在二维空间中比较了网络。图 3 展示了两种实验条件下的网络：蓝色网络对应反馈条件，红色网络对应无反馈条件。最右侧的网络为差值图，显示成对差异，其计算方法是将一个网络中各连接的权重减去另一个网络中对应连接的权重。质心以方块表示，虚线表示 95% 置信区间。第一维（SVD1）解释了连接结构中 72.5% 的方差，第二维（SVD2）解释了 11.8%。在反馈条件（蓝色）网络中，我们观察到高频脑电图频带之间的连接更为密集，尤其是 β波和 γ波；它们也与正确答案表现出较强的共现关系。相比之下，在无反馈条件（红色）网络中，我们观察到 θ波和 α波频带之间的连接更强，它们与错误答案的关联也更为频繁。差分网络进一步凸显了这些

**算法1**

应用 NENA 和 NONA 的流程管线

**输入：** 脑电图通道 {$TP9$、 $TP10$、 $AF7$、 $AF8$}， $f_s$ = 256 Hz；频带 {$\delta$、 $\theta$、 $\alpha$、 $\beta$、 $\gamma$}；每项标签：响应 ∈{正确、错误}，实验条件 ∈{反馈、 无反馈}；NONA 窗口 $L$；单位 $U$（参与者）；代码 $C$ = {$\delta$、 $\theta$、 $\alpha$、 $\beta$、 $\gamma$、 正确、错误}

**对于** 每个单位 $u \in U$ **执行**
  **脑电图预处理**：平均参考；60 Hz 陷波滤波；1–50 Hz 带通滤波；1 s 时间片段；独立成分分析去除伪迹
  **对于**每个时间片段 $e$ 和通道，**执行**
    **Welch 功率谱密度** → 频带占比 =频带_功率 / 总_功率；应用信噪比阈值 →，得到每个频带的二元存在标记
  **多数投票**：按频带对各通道进行投票；追加独热编码 {正确 | 错误}，形成二进制编码向量 $x_e$

  **NENA（对称共现）**
  初始化 $A_{\text{sym}} \leftarrow \mathbf{0}_{|C|\times|C|}$
  **对于**每个轮次 $e$ **执行**
    $S \leftarrow$ $x_e$中的活跃代码
    **对于**每个无序对（$i$， $j$），位于 $S \times S, i \neq j$ **执行** $A_{\text{sym}}[i, j]$ += 1
  $v_{\text{sym}} \leftarrow$上三角($A_{\text{sym}}$)

  **NONA（有向共现）**
  初始化 $A_{\text{dir}} \leftarrow \mathbf{0}_{|C|\times|C|}$
  **对**每个轮次 $t$ **执行**
    $G \leftarrow$ 活跃代码在 $[t-(L-1)\ldots, t-1]$ ▷ 基线
    $R \leftarrow$ 活跃代码在 $t$ ▷ 响应
    **对于**每个$(g, r) \in G \times R$ **执行** $A_{\text{dir}}[g, r]$ += 1
  $v_{\text{dir}} \leftarrow$ 展平($A_{\text{dir}}$)

**归一化**
**对于**每个单元 $u$ **执行**
  按 $u$ 的时间片段数量（或 $A_{\text{sym}}[u]$ 条目的总和）缩放 $v_{\text{sym}}[u]$
  按 $u$ 的窗口更新次数（或 $A_{\text{dir}}[u]$ 条目的总和）缩放 $v_{\text{dir}}[u]$

**降维与投影**堆叠 $V_{\text{sym}} \leftarrow \{v_{\text{sym}}[u]\}_{u\in U}$、 $V_{\text{dir}} \leftarrow \{v_{\text{dir}}[u]\}_{u\in U}$为 $V_{\text{sym}}$ 和 $V_{\text{dir}}$分别计算二维奇异值分解投影使用ENA优化固定节点位置，以确保比较一致

差异：反馈条件下，β波、γ波与正确反应之间的边更为突出；而无反馈条件下，涉及 θ波、α波和错误反应的边占主导。沿$X$轴进行的方差不等双样本t检验显示，反馈条件（$mean = 0.41, SD = 0.10, N = 11$）与无反馈条件（$mean = -0.41, SD = 0.13, N = 11$）在 $\alpha = 0.05$ 水平上存在统计学显著差异；$p = 0.01$，Cohen's d = 2.06。沿$Y$轴未发现显著差异。

### 4.2 神经有序网络分析

图 4 展示了两种实验条件下的 NONA网络，其中蓝色表示反馈条件，红色表示无反馈条件，右侧面板展示了两者的差异。在这些可视化图中，有向边（人字形标记）表示共现的时间流，节点大小表示响应频率，每个节点内部的圆圈表示自连接，表明同一构念会在连续窗口中反复出现。SVD1和SVD2轴所表示变量的解释方差分别为71.6%和17.5%。稿件已提交至 ACM

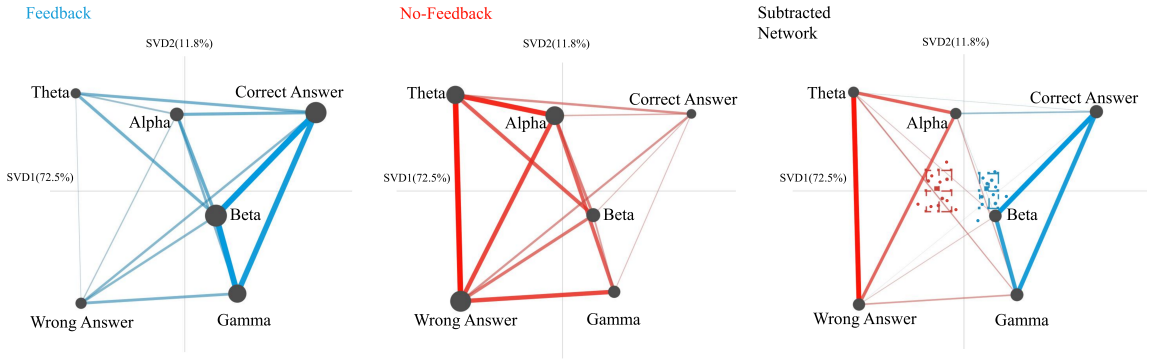


图3. RMET 期间脑电图活动和任务表现的 NENA 表示：反馈（左）、无反馈（中）和差分网络（右）。在模型中，每个节点的大小对应其出现频率，而节点之间连线的粗细则表示连接强度。总体而言，参与者在反馈条件下与较高频段表现出更密集的连接。

在反馈条件下，我们观察到指向γ波的前向有向边，尤其是在正确试次中。相比之下，在无反馈条件下，θ波和α波表现出更多自连接以及与其他构念的连接，特别是与错误答案的连接。我们进行了双样本t检验，以评估各实验条件的均值之间是否存在显著差异。在$X$轴上，假设方差不等的t检验显示，反馈条件（$mean = 0.41$, $SD = 0.07$, $N = 11$）与无反馈条件（$mean = -0.41$, $SD = 0.12$, $N = 11$）之间在 $\alpha = 0.05$ 水平上存在统计学显著差异； $p = 0.01$, Cohen's d $= 2.18$。在$Y$轴上，未发现显著差异。

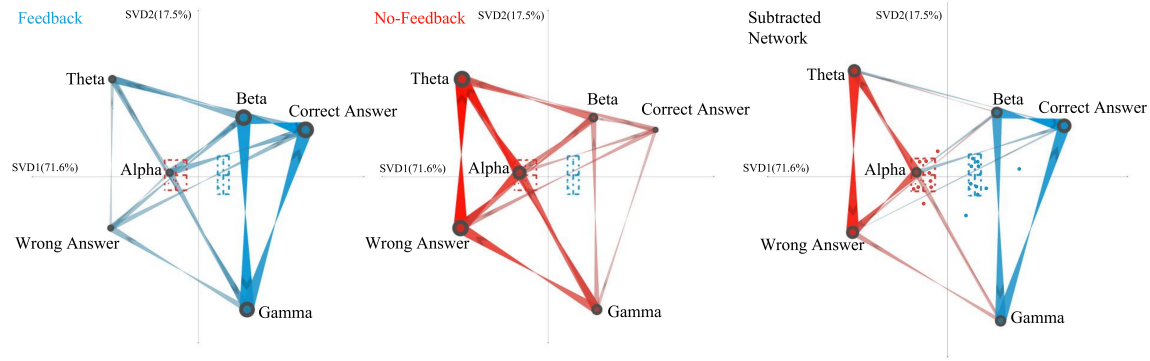


图4. 两种实验条件下 RMET 期间脑电图活动和任务表现的 NONA 表示：反馈（左）、无反馈（中）和差分网络（右）。有向边（以人字形标记表示）展示了共现的时间序列。

## 5 讨论

在 NENA 的结果中，当参与者在有反馈的情况下正确回答问题时，可以观察到较高频脑电频段之间的连接更强，尤其是 β波和 γ波。这种模式表明投入度 M 可能有所提高

并且认知活动可能增强，这很可能是即时反馈所激发的。相反，在没有反馈的情况下，θ波和 α频段之间的连接更为显著。这种模式可能表明参与者采用了不同的认知方式，他们可能更依赖记忆回忆或内部加工，而不是实时问题解决以及根据外部线索进行调整。这一差异凸显了正如既有文献所指出的那样，缺乏反馈可能会使参与者较少进行推理、解释或信息整合 [7, 16]。

在 NONA 中，反馈条件下正确试次中指向 γ波的前向连接更多。这些更强的前向连接表明，反馈可能促进了与主动推理相关的一系列认知状态变化，这通常被认为与高频脑电活动有关 [10, 30]。相比之下，无反馈条件下 θ波和 α波的自连接更为显著，这些频带与其他构念之间也存在明显连接。差分网络突显了这些差异，并表明，针对正确答案的反馈会鼓励参与者给出更多正确反应，并激活较高频段，这体现在自连接的增加上。先前研究也报告了类似发现 [1], , 其中积极反馈被发现与高级认知过程的关联更为密切。反馈条件下，高频段与正确答案之间边上的箭头表明，这些频段的激活可能有助于提高正确反应的数量。此外，错误答案与正确答案之间的箭头表明，与另一实验条件相比，参与者在收到针对错误答案的反馈后，更有可能作出正确响应。从实践角度来看，这表明及时反馈有助于提升社会认知任务中的问题解决效率。

综上所述，我们的工作展示了基于网络的方法如何通过将脑电图模式与反馈相关的认知过程联系起来，使神经动态更易于解释。这些模型不仅印证了关于学习模式的既有发现，还揭示了其背后的神经机制。因此，NENA 和 NONA 可以成为学习分析中的强大工具，通过脑电信号捕捉神经基础，从而可视化认知过程的神经基础。

闭合解释闭环。我们闭合了原始神经信号、网络模型与学习理论构念之间的解释闭环，这也是定量民族志 [2] 的一项重要目标。我们的分析表明，反馈增强了高频活动与正确反应之间的共现，并且神经状态的时间进程与更有效的推理策略 [5, 12] 相一致。这一联系确保了研究结果在学习科学中具有理论基线。

局限性与未来方向。与任何初步研究一样，本研究也存在一些局限性。首先，脑电信号本质上容易受到噪声和非神经伪影的影响，这可能会给分析带来变异性。此外，我们考察的是干预期间提供反馈时即时的神经动态。未来，我们计划通过将不确定性的可视化表示纳入框架，来处理脑电数据中常见噪声源相关的问题 [11]，从而增强框架的可解释性。我们还计划通过考察随访间隔期间的知识保持情况（例如干预后 3 天或 7 天），扩展分析范围；这将有助于更深入地理解我们实验中的保持与学习。未来研究的另一个重要方向，是将机器学习技术 [19–21] 融入所提出的基于网络的框架。这类混合方法还可能支持在更大规模数据集 [22–25] 和多样化学习情境中开展更具适应性或可扩展性的分析。

## 6 结论

本文介绍了两种基于网络的方法——神经认知网络分析和神经有序网络分析，用于关联经典心智理论评估测试 RMET 中，不同反馈条件下的脑电图动态与任务表现。通过将 ENA 和 ONA 扩展至脑信号，这些方法从原始谱功率转向可解释的网络图谱，重点呈现频段与正确和错误反应之间的关联，以及这些关联如何随时间演变。在不同实验条件下，NENA 分析发现，反馈与较高频活动和正确反应之间更强的对应关系相关，而无反馈则与较低频活动以及其与正确答案之间较弱的连接相关。NONA 还显示，在有反馈时，正确答案出现之前，活动会朝较高频段发生方向性转移。差分网络和对比分析也提供了清晰的可视化和统计证据，表明反馈的提供会改变神经行为连接的结构及其时间流。总体而言，我们的模型提供了一个直观框架，通过将原始信号转换为认知的网络表征，将脑电图模式与任务结果联系起来，从而揭示传统方法无法捕捉的反馈相关过程。本文开发的框架可拓展至 RMET 以外的其他学习和评估情境，在这些情境中，神经数据与行为数据的整合有望为自适应环境的设计提供指导。

## 致谢

谨以此文献给 Robert，感谢他提供百吉饼，并解释 CMYK 和色彩空间。

## 参考文献

[1] William Thomas Acklin. 2012. 反馈对工作记忆容量的影响。博士学位论文。佐治亚大学。[2] Golnaz Arastoopour Irgens 和 Brendan Eagan。2022。定量民族志的基础与基本原理。载于国际定量民族志会议。施普林格，3–16。[3] Shen Ba、Xiao Hu、David Stein 和 Qingtang Liu。2024。运用方向性认识网络分析和轨迹跟踪剖析在线协作探究。《英国教育技术杂志》55，5（2024），2173–2191。[4] Areej Babiker、Ibrahima Faye、Wajid Mumtaz、Aamir Saeed Malik 和 Hiroki Sato。2019。课堂中的脑电图：利用经验模态分解特征检测学生学习过程中的情境兴趣。《多媒体工具与应用》78，12（2019），16261–16281。[5] Janet M Baker 和 Peter Cariani。2025。时域脑：运用时延网络、全息过程、无线电通信和涌现振荡序列研究脑功能的时间机制。《计算神经科学前沿》19（2025），1540532。[6] Simon Baron-Cohen、Sally Wheelwright、Jacqueline Hill、Yogini Raste 和 Ian Plumb。2001。“读懂眼神中的心思”测试修订版：对正常成年人以及阿斯伯格综合征或高功能自闭症成年人的研究。儿童心理学与精神病学杂志42，2（2001），241–251。[7] Amy E Barth 和 Amy Elleman。2017。评估多策略推理干预对中年级阅读困难学生的影响。学校语言、言语与听力服务48，1（2017），31–41。[8] Dale Bowman、Zachari Swiecki、Zhiqiang Cai、Yeyu Wang、Brendan Eagan、Jeff Linderoth 和 David Williamson Shaffer。2021。认识网络分析的数学基础。载于《定量民族志进展：第二届国际会议，*ICQE 2020*，美国加利福尼亚州马里布，*2021*年*2*月*1*日至*3*日，论文集 *2*》。施普林格，91–105。[9] Sergio Cerutti 和 Carlo Marchesi。2011。生物医学信号处理的高级方法。约翰·威立父子出版公司。[10] Samy Chikhi、Nadine Matton 和 Sophie Blanchet。2022。认知负荷的脑电功率谱测量：一项荟萃分析。《心理生理学》59，6（2022），e14009。[11] Arnaud Delorme。2023。脑电图最好不要干预。《科学报告》13，1（2023），2372。[12] Charles W Dickey、Ilya A Verzhbinsky、Xi Jiang、Burke Q Rosen、Sophie Kajfez、Brittany Stedelin、Jerry J Shih、Sharona Ben-Haim、Ahmed M Raslan、Emad N Eskandar 等。2022。广泛分布的波纹在睡眠、清醒和记忆回忆期间使人类皮层活动同步。《美国国家科学院院刊》119，28（2022），e2107797119。[13] EIGNOR EXECUTIVE。2019。ETS研究报告系列。（2019）。[14] Zheng Fang、Weiqing Wang、Guanliang Chen 和 Zachari Swiecki。2024。神经认识网络分析：结合图神经网络与认识网络分析来建模协作过程。载于第*14*届学习分析与知识会议论文集。157–166。

[15] Zhengdong Gan、Zhujun An 和 Fulan Liu。2021。教师反馈实践、学生反馈动机与反馈行为：它们与学习成果有何关联？《心理学前沿》12（2021），697045。[16] Colby Hall、Sharon Vaughn、Marcia A Barnes、Alicia A Stewart、Christy R Austin 和 Greg Roberts。2020。推理教学对阅读理解困难英语学习者阅读理解能力的影响。《补救与特殊教育》41，5（2020），259–270。[17] Herbert H Jasper。1958。国际联合会10-20电极系统。《临床神经生理学电生理学》10（1958），371–375。[18] Yang Jiang、Edith Aurora Graf 和 Jessica Andrews Todd。2025。运用认识网络分析和序列模式挖掘探究人工引导对协作数学问题解决的影响。载于第18届计算机支持的协作学习国际会议（CSCL 2025）论文集，第3–11页。国际学习科学学会。[19] Mohsen Mohammadagha。2025。排序算法的混合化与优化建模、分析及比较研究：归并排序、堆排序、快速排序、插入排序、选择排序和冒泡排序的自适应技术与并行化。（2025）。[20] Mohsen Mohammadagha。2025。基于树的机器学习模型预测的超参数优化策略：AdaBoost、决策树和随机森林的比较研究。决策树与随机森林（2025年4月11日）（2025）。[21] Mohsen Mohammadagha、Saeed Asadi 和 Hajar Kazemi Naeini。2025。使用 Python 评估城市交通神经网络模型的机器学习性能：纽约市案例研究。（2025）。[22] Mohsen Mohammadagha、Farbod Bigdeli、Shayan Sharifi、Maryam Deldadehasl 和 Saeid Ataei。2025。针对基线卷积神经网络和 ResNet 架构的机器学习图像分类，比较分析正则化技术对泛化能力的影响。（2025）。[23] Mohsen Mohammadagha、Mohammad Najafi、Vinayak Kaushal 和 Ahmad Jibreen。2025。机器学习的跨领域应用：从鸢尾花分类到基础设施评估的比较案例研究。《计算机与决策：国际期刊》2（2025），742–765。[24] Mohsen Mohammadagha、Mohammad Najafi、Vinayak Kaushal 和 Ahmad Jibreen。2025。用于城市地下管道状况评估的混合机器学习元模型。《基础设施》10，11（2025），282。[25] Mohsen Mohammadagha、Mohammad Najafi、Vinayak Kaushal 和 Ahmad Mahmoud Ahmad Jibreen。2025。钢筋混凝土管道状况预测的机器学习模型：威斯康星州案例研究中基于人工神经网络和多元线性回归的最新进展。arXiv 预印本 arXiv:2502.00363（2025）。[26] Su Mu、Meng Cui 和 Xiaodi Huang。2020。学习分析中的多模态数据融合：系统综述。《传感器》20，23（2020），6856。[27] David J Nicol 和 Debra Macfarlane-Dick。2006。形成性评价与自我调节学习：良好反馈实践的模型与七项原则。《高等教育研究》31，2（2006），199–218。[28] Abelardo Pardo 和 George Siemens。2014。学习分析的伦理与隐私原则。《英国教育技术杂志》45，3（2014），438–450。[29] John G Proakis。2001。数字信号处理：原理、算法与应用。培生印度教育。[30] A Rosen 和 M Reiner。2017。通过顿悟解决空间谜题时右额叶γ波和β波频带增强。《国际心理生理学杂志》122（2017），50–55。[31] David Williamson Shaffer。2017。定量民族志。Lulu.com。[32] David Williamson Shaffer、Wesley Collier 和 Andrew R Ruis。2016。认识网络分析教程：分析认知、社会和交互数据中连接的结构。《学习分析杂志》3，3（2016），9–45。[33] Yuanru Tan、Cesar Hinojosa、Cody Marquart、Andrew R Ruis 和 David Williamson Shaffer。2022。认识网络分析可视化。载于《定量民族志进展：第三届国际会议，ICQE 2021，线上活动，2021年11月6日至11日，论文集 3》。施普林格，129–143。[34] Yuanru Tan、Andrew R Ruis、Cody Marquart、Zhiqiang Cai、Mariah A Knowles 和 David Williamson Shaffer。2022。有序网络分析。载于国际定量民族志会议。施普林格，101–116。[35] Regina Vollmeyer 和 Falko Rheinberg。2005。反馈对学习产生的意外影响。《学习与教学》15，6（2005），589–602。[36] Shuxin Wang、Xin Tao、Hongbo Ma、Fanglian Li 和 Chuanqi Wu。2025。人工智能生成内容对产品设计中学生创造性表现和神经生理状态影响的脑电评估。《心理学前沿》16（2025），1508383。[37] Irene Winkler、Stefan Haufe 和 Michael Tangermann。2011。对伪迹独立成分进行自动分类，以去除脑电信号中的伪迹。《行为与脑功能》7（2011），1–15。[38] Dezhong Yao。2017。容积导体中偶极子的表面电位积分是否总为零？对脑电图和事件相关电位平均参考的疑问。《脑地形图》30，2（2017），161–171。[39] Thorsten O Zander 和 Christian Kothe。2011。迈向被动式脑机接口：将脑机接口技术应用于一般人机系统。《神经工程学杂志》8，2（2011），025005。[40] Hao Zhang、Qing-Qi Zhou、He Chen、Xiao-Qing Hu、Wei-Guang Li、Yang Bai、Jun-Xia Han、Yao Wang、Zhen-Hu Liang、Dan Chen 等。2023。脑电分析方法在神经科学和临床神经病学中的应用原则。《军事医学研究》10，1（2023），67。[41] Jin Zhou 和 Xuejing Han。2025。运用认识网络分析考察在线协作学习中的认知参与过程。《心理学学报》253（2025），104737。