arXiv:2603.03476v1 [q-bio.NC] 3 Mar 2026

基于字符串学的脑电信号模式发现：注意缺陷多动障碍案例研究

阿纳特·达汉，萨玛·加扎维*以色列卡

米尔布劳德学院

摘要

我们提出了一种新颖的计算框架，利用字符串学方法分析脑电图（EEG）时间序列。字符串学研究如何运用算法技术高效处理和分析字符串，从而系统地识别并刻画神经信号中的重复时间模式。本研究旨在提出用于理解神经信号动态的新指标，所报告的发现则为该框架提供概念验证演示。该框架采用保序匹配（OPM）和笛卡尔树匹配（CTM），以发现能够保留相对顺序及层级关系、同时不受幅度缩放影响的时间模体，从而提供一种时间精度较高的脑电动力学表示，作为对频谱分析和整体复杂性分析的补充。

为展示该框架的实用性，我们将其应用于一个公开数据集中的多通道脑电图记录，数据来自注意缺陷/多动障碍（ADHD）患者及匹配的对照组。我们使用OPM和CTM识别并量化了高度重复且组别特异的模式（支持度 ≥ 0.9）。ADHD参与者的模式频率显著较高，表明神经活动的重复性增强。OPM分析显示，ADHD组的模式长度更短、梯度不稳定性更高，表现为平均和最大样本间幅值跃变更大。CTM分析进一步印证了这些发现，并揭示ADHD组的层级复杂性降低，其特征为树结构较浅、层次级别较少，尽管模式长度相近。

这些结果表明，与ADHD相关的脑电图变化表现为重复时间模式在结构、稳定性和层次组织方面的系统性差异，其影响超出了频谱或全局复杂度测度的范畴。所提出的受字符串学启发的模式框架为脑电图分析提供了一种互补性的计算工具，有望应用于客观生物标志物的开发以及神经发育障碍的监测。

*通讯作者：samahi@braude.ac.il

关键词— 脑电信号，注意缺陷多动障碍，MotifDiscovery，保序匹配，笛卡尔树匹配

1 引言

注意缺陷多动障碍（ADHD）的特征是异常的神经动力学，表现为变异性增加、时间稳定性降低，以及脑网络之间的协调受损。传统的脑电图分析通常在较长时间窗口内概括活动情况，可能会忽略短暂但具有功能意义的时间模式。捕捉这些细粒度的重复微模式，能够更精确地呈现ADHD背后的神经调节失常。

脑电图（EEG）可对神经活动进行直接、高时间分辨率的测量，既能捕捉持续振荡，也能捕捉瞬态事件相关反应 [1]。在注意缺陷多动障碍中，无论是静息态还是任务相关条件下，原始脑电信号的改变均已被一致报道。早期研究强调θ波（4–8 Hz）活动增加、β波（13–30 Hz）活动减少，从而形成经典的“θ/β比值”生物标志物，通常被解释为反映皮层唤醒不足和注意调节失常 [2, 3, 4]。较新的研究表明，这些频谱异常在空间和发育上具有变异性，提示注意缺陷多动障碍更宜被概念化为涉及神经网络的非典型时间组织与动态重构，而非单一的频率失衡 [5, 6, 7, 8]。

除振荡功率之外，对事件相关电位（ERP）的分析，如P3、N2和伴随负变异（CNV），已揭示注意缺陷多动障碍患者对认知线索和抑制线索的反应减弱或延迟，反映出执行控制、反应监控和注意分配方面的缺陷 [9]。这些瞬态的相位锁定脑电特征通过凸显刺激驱动的加工速度和振幅调制方面的紊乱，补充了频谱分析结果。

然而，传统的ERP和频谱分析将脑电图丰富的时间复杂性简化为平均波形或功率估计，可能忽略了细微但有意义的时间结构。为克服这一局限，已发展出若干方法来分析原始脑电信号本身，即其不断演变的时间形态，而非汇总统计量。非线性方法，如Lempel-Ziv复杂度（LZC）、近似熵（ApEn）和分形维数分析，已被用于刻画注意缺陷多动障碍患者脑电时间序列的不规则性和不可预测性，并一致报告复杂性降低，表明脑活动的整合性较弱、更为刻板 [10, 11, 12]。其他框架，如微状态分析，将脑电图分解为反映准稳定网络构型的瞬态空间模式，揭示注意缺陷多动障碍患者微状态持续时间更短以及转换动力学发生改变 [13]。

尽管取得了这些进展，现有分析方法仍常常通过全局平均值来概括神经活动，例如谱功率、复杂度指标或事件相关电位振幅，却未能刻画这些指标所反映的具体时间模式。因此，神经波动的精确序列及其结构组织仍未得到充分理解。传统方法能够量化脑电信号的变异性或不规则性，却无法识别其中出现了哪些时间模体、重复频次如何，或不同群体之间存在何种结构差异。

为弥补这一空白，本研究引入了改编自stringol-

ogy的方法，即用于高效处理和分析字符串的算法技术研究。具体而言，研究采用保序匹配（OPM） [14]和笛卡尔树匹配（CTM） [15] 框架来分析注意缺陷多动障碍中的脑电动力学。这些模式匹配方法分别保留了脑电时间序列片段的相对顺序和层次结构，从而能够在不受幅度缩放影响的情况下比较时间模式。通过进行模式发现 [16], ，即识别高度重复的时间模式，我们基于OPM和CTM发现脑电信号中的重复结构。比较注意缺陷多动障碍组与对照组之间的这些模式特征，有助于考察时间组织、稳定性和结构复杂性方面的差异，而这些差异可能反映注意和执行控制网络的失调。具体而言，本研究旨在：

(1) 找出能够区分注意缺陷多动障碍患者与典型脑电图信号中脑电动力学的基于模式的特征。(2) 考察这些模式与已知的时间稳定性和复杂性测量指标之间的关系。(3) 将基于模体的分析确立为一种补充性框架，与传统的频谱方法和非线性方法相结合，以理解注意缺陷多动障碍脑活动的时间架构。

值得注意的是，本研究的首要目标是引入用于理解神经信号动态的新指标。报告的发现旨在作为对该框架分析潜力的概念验证，而非确定性的临床结论。

本文结构如下：首先，我们在第 2 节介绍实验任务期间收集的数据集。其次，我们在第 3 节定义分析工具，即 OPM 和 CTM。随后，第 4 节详细介绍预处理和分析步骤的具体实施。接着，我们在第 5 节呈现结果。最后的第 6 节和第 7 节分别讨论讨论与结论。

2 数据集

该数据集[1] 由121名年龄在7至12岁之间的儿童（男孩和女孩）的脑电图记录组成，分为ADHD 组和对照组 [17]。ADHD 组包括61名依据DSM-IV标准 [18], 诊断的儿童，他们在脑电图记录前均接受了最长六个月的利他林治疗。对照组由60名正常发育儿童组成，这些儿童均无精神障碍、癫痫或高风险行为的报告病史。

脑电信号采用19通道系统采集（见表1），并按照标准10-20电极放置方案进行排列，参考电极（A1和A2）置于耳垂上。记录以128Hz的采样率进行，每次脑电图记录的时长根据儿童在实验任务中的反应时间而有所不同。在分析之前，对脑电信号进行预处理，以减少噪声并去除伪迹。

[1]该数据集可通过https://dx.doi.org/10.21227/rzfh-zn36获取

脑区	电极	通道
额区	Fp1、Fp2、F3、F4、F7、F8、Fz	1、2、3、4、11、12、17
中央区	C3, C4, Cz	5, 6, 18
颞叶	T7、T8	13、14
顶叶	P3, P4, P7, P8, Pz	7, 8, 15, 16, 19
枕部	O1、O2	9、10
参考电极	A1, A2	—

表1：脑电电极组及其对应的通道编号。该配置全面覆盖了额区、中央区、颞叶、顶叶和枕部脑区。

参与者完成了一项视觉注意任务。研究人员呈现卡通人物图像，并要求儿童数出每幅图像中的人物数量。图像中的人物数量在5至16之间随机变化，以确保任务对参与者具有吸引力且在视觉上易于完成。任务期间进行脑电数据采集，每幅图像均在参与者作出反应后呈现，从而形成动态且互动的记录过程。

该数据集旨在研究脑连接、注意机制以及脑电信号的非线性动力学，为探索注意缺陷多动障碍的诊断方法和计算方法提供了宝贵资源。

3 字符串学工具

字符串是由明确定义的字母表中的字符构成的有限序列。例如，如果字母表为 $\{a, b, c\}$，那么序列 $cbbacabcc$ 就是该字母表上的一个有效字符串。对字符串应用算法与组合学的研究称为 $stringology$，这一术语由 Zvi Galil 于 1985 [19] 年创造。

字符串学提供了用于分析、处理字符串并发现其中模式的算法方法。它能够检测隐藏的规律、简化数据表示，并高效分析序列信息。字符串学的应用包括信息检索、计算生物学、生物信息学、自然语言处理、密码学和信号处理 [20]。

在本研究中，我们采用三种基于字符串学的工具：模式发现、保序匹配（OPM）和笛卡尔树匹配（CTM）。

3.1 模式发现

模式是字符串集合中反复出现或具有统计显著性的子串 [16]。它们揭示结构或功能上的规律，是字符串学中的一个基本概念。

例如，考虑字符串集合

$$S = \{abad, xabaxx, cqxxzababaw, dxxcaba\}.$$

子串 aba 出现在 S中的所有字符串里，因此构成该组的一个模式，支持度为 100%。虽然子串 a、b、 ab 和 ba 也出现在所有字符串中，但我们只考虑极大子串 aba，因为它包含了这些较短的匹配。此外，子串 xx 出现在四个字符串中，也就是说，出现在该组的大多数字符串中

。因此， xx 可视为 S 的一个模式，支持度为 75%。一般而言，模式发现旨在识别数据集中重复出现的子串，以及它们的出现频率和支持度。

3.2 保序匹配（OPM）

保序匹配（OPM）是一种模式匹配范式，它比较字符串中各元素的相对顺序，同时忽略绝对值 [14]。OPM 特别适用于数值字符串，因为相对趋势比精确数值更具信息量。形式上，对于长度相等的两个字符串 p和 t n，若对所有 i， $j \in \{1, \ldots, n\}$，则称它们构成一个 $order\ preserving\ match$

$$p[i] \leq p[j] \iff t[i] \leq t[j].$$

也就是说， p 和 t 中各元素之间的两两顺序关系必须相同。例如，字符串（2，9， 4）和（1，3，2）构成 OPM 匹配，因为它们遵循相同的序模式：第一个元素 ＜第三个元素 ＜第二个元素。

在基于保序匹配的模式发现中，模式被定义为在一组字符串中反复出现、且其元素之间的序关系保持不变的子串。与依赖精确符号匹配的传统模式发现不同，OPM 模式捕捉的是反复出现的相对趋势，例如持续上升、下降或局部极值。由于定义严格，基于保序匹配的模式发现只能识别高度稳定且可重复的序数模式。数值相对顺序的任何偏差都会导致匹配失败，因此 OPM 模式精确度较高，但对噪声或细微波动的容忍度较低。

3.3 笛卡尔树匹配（CTM）

笛卡尔树匹配（CTM）是一种基于形状的模式匹配方法，它将数值字符串表示为笛卡尔树，以捕捉其局部极小值和极大值的层次结构 [15]。这种表示方式使 CTM 即使在存在细微序次变化的情况下，也能识别字符串之间的相似性。

字符串 p 的笛卡尔树 $CT(p)$ 递归定义如下 [21]:

- 如果 p 为空，则 $CT(p)$ 为空。
- 否则，设 p中的最左侧最小元素为 $p[i]$。 $CT(p)$ 的根对应于 $p[i]$，其左子树为 $CT(p[1 \ldots i-1])$，右子树为 $CT(p[i+1 \ldots n])$。

换言之，字符串中的最小值成为树的根，并对其两侧的子串递归应用相同的构造规则。如果两个字符串 p和 t的笛卡尔树形状完全相同，无论节点的实际标签如何，就称它们构成 CTM 匹配。例如，字符串 (7，2，16，4，8) 和 (10，5，17，9，18) 具有相同的笛卡尔树结构，如图 1 所示。

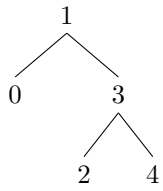


图1：(7, 2, 16, 4, 8)与(10,5, 17, 9,18)的笛卡尔树完全相同，说明了一个笛卡尔树匹配（CTM）实例。在这两种情况下，树节点均以字符串中对应值的位置进行标注，位置从0开始。更一般地说，任何长度为5的字符串，只要最小值出现在位置1、次小值出现在位置3，都会产生相同的笛卡尔树结构，而与位置0、2和4上各值之间的序关系无关。

基于 CTM 的模式发现会将反复出现的子串识别为模体，这些子串的笛卡尔树表示具有相同的结构形状。与 OPM 不同，CTM 允许局部排序存在细微变化，只要极小值和极大值的层级排列得以保留即可。因此，CTM 模体捕捉的是更广泛的波形结构，而非精确的序数模式。

OPM和CTM之间的关系是层次性的。每一次OPM匹配都会导出相同的笛卡尔树，因此构成一次CTM匹配。然而，其逆命题未必成立：两个字符串可能具有相同的笛卡尔树结构，但其精确序关系却有所不同。因此，OPM所识别的是CTM所捕获模式的一个严格子集。

在脑电图分析中，基于字符串学的方法能够识别反映潜在神经动力学的重复性时间微模式。通过将数值型脑电信号转换为字符串并搜索重复子串，可以刻画神经活动的时间组织、稳定性和结构规律性。这些特性对于注意缺陷多动障碍研究尤为重要，因为该障碍与神经变异性增加和时间协调受扰有关。

脑电图中的模式发现需要采用能够抵御个体间差异和振幅差异的相似性度量。因此，相较于基于绝对值的方法，基于相对顺序或结构形状的方法更适用于这一领域。本研究使用 OPM 检测高度一致的时间模体，这些模体保留了连续样本之间精确的序关系。它们对应于脑电信号中严格重复出现的上升和下降趋势。此外，本研究采用 CTM 识别保留整体波形形状、同时允许轻微序关系变化的模体。这种灵活性有助于检测更广泛的重复性神经模式：它们的局部顺序可能略有变化，但仍保留其基本结构特征。

OPM 和 CTM 为脑电动力学提供了互补的视角。结合使用二者，既能捕捉高度稳定的序位模式，也能捕捉更灵活的结构性波形模式，从而对注意缺陷多动障碍组和对照组进行细致比较。下一节将介绍如何从脑电图记录中系统地提取并量化基于 OPM 和 CTM 的模式，以识别各组特有的神经特征。

4 实现

我们的分析采用了一套系统化流程，旨在从脑电图数据中发现并表征有意义的模式，即模体。我们首先按层级整理数据集，分别考察各实验组的记录。针对每个通道，我们通过标准化的预处理流程处理各个序列，包括采用高通和低通滤波去除伪迹和噪声，采用独立成分分析 (ICA) 分离信号源，最后进行 1/4 降采样，以降低计算复杂性，同时保留关键的频率信息。

信号经过预处理后，我们将每个序列视为一个字符串（按组、参与者和通道划分），也就是说，将每位参与者各个经过预处理的脑电图通道时间序列分别视为独立的字符串。在模式发现阶段，我们总共考虑 $61 \times 19 + 60 \times 19 = 2299$ 个字符串。对于每个字符串，我们系统地探索了不同长度 > 5 的极大模体，即不被任何更长模体严格包含的模体（长度为 < 5 的模体因不足以捕捉有意义的时间结构而被排除）。在每种长度尺度上，我们均采用前文提到的两种互补挖掘方法：OPM 模式和 CTM 模体。为确保只捕捉稳健且频繁出现的模式，我们将两种挖掘方法的最小支持度阈值均设为 0。9，这意味着发现的模式必须至少出现在 90% 的待分析字符串中。为确保组特异性，我们仅保留未出现在另一组中的模式。这一严格标准确保我们识别出的，是能够代表组水平神经动力学特征的稳健重复模式，而非仅存在于少数个体中的个别模式。较低的阈值会因个体差异而增加发现虚假模式的可能性，而较高的支持度阈值则会过度限制分析，使其仅关注近乎普遍存在的模式。

4.1 模体特征定义

我们从发现的模体中提取了四类特征：初始特征、梯度动态、基于秩的序数属性和层次树结构。

模式初始特征 对于这两种类型，即 OPM 模式和 CTM 模体，我们提取了以下初始特征：

- **长度**：模式字符串的长度。
- **频次**：该模式在组内所有字符串中出现的次数。
- **支持度**：包含该模式的字符串数量除以组内字符串总数。

- **均值**：在所有模式实例中按位置计算的平均幅值。

为刻画已识别的 OPM 和 CTM 模体的时间动力学与结构属性，我们考虑了一组全面的梯度特征。这些特征基于模体细粒度的时间演化，捕捉其行为的不同方面，从而能够稳健地区分不同组的脑电模式。设

$$x = (x_1, \ldots, x_n),$$

表示该模式，即 x_i 是模式 x在位置 i 处的幅值。

基序梯度特征 这些特征捕捉信号转变的动态，反映模式内部变化的速率和变异性：令

$$J_i = |x_{i+1} - x_i|,$$

对于 $1 \le i \le n-1$，即模式 x 中相邻值之间的差值。

- **最大跳跃**：连续点之间的最大绝对差值：

  $$\max\{J_i | 1 \le i \le n-1\},$$

  。这刻画了模式中最剧烈的转变。例如，在 (10,12,20, 18) 中，最大跳跃为 $|20-12| = 8$。
- **平均跳跃**：平均梯度幅度，

  $$\bar{J} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} J_i,$$

  表示典型转变的陡峭程度。
- **跳跃标准差**：跳跃幅度的标准差，正式定义为

  $$\sigma^J = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (J_i - \bar{J})^2},$$

  衡量变化率的变异性（平滑性与不规则性）。
- **归一化跳跃**：将跳跃按模式的振幅范围进行缩放，以便进行跨基序比较，正式定义如下

  $$J_i^{\text{norm}} = \frac{J_i}{\max(x) - \min(x)},$$

  对于 $1 \le i \le n-1$，其中

  $$\max(x) = \max\{x_i | 1 \le i \le n\},$$

  and

  $$\min(x) = \min\{x_i | 1 \le i \le n\}.$$

  这使得不同尺度的模式之间可以比较这些特征。

OPM 和 CTM 模体均计算了相同的基于梯度的特征；对于 CTM，这些特征是在构建笛卡尔树之前直接从模式中提取的。接下来，我们分析 OPM 和 CTM 模体，分别考察每种模式类型，并采用不同的分析流程。

OPM 模式秩特征 这些特征用于评估模体的序数结构，使其对幅度缩放具有鲁棒性，并聚焦于相对时间顺序：令 r_i 表示 x_i 在该模式中的秩。

- **秩差均值**：相邻点之间秩的平均绝对差，

  $$\bar{R} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} |r_{i+1} - r_i|.$$

  这衡量的是单调性：完全单调的模体具有最小的秩差。例如，(5，2，8，1)的秩为(3，2，4，1)，秩差为 $|2-3| = 1$, $|4-2| = 2$, $|1-4| = 3$，均值为 $= 2.0$。

- **最大秩差**：最大秩跃变，

$$\max\{|r_{i+1} - r_i| \text{ for } 1 \le i \le n-1\},$$

捕捉相对顺序变化最剧烈之处。

- **秩相关**：模式秩与其时间位置之间的斯皮尔曼相关系数，

$$\rho_s = 1 - \frac{6\sum(r_i - i)^2}{n(n^2-1)}.$$

较高的正相关表示强烈的单调递增；较高的负相关表示单调递减。

- **秩转折点**：秩变化方向发生逆转的索引数量 $2 \le i \le n-1$，即，

$$(r_i - r_{i-1})(r_{i+1} - r_i) < 0.$$

该特征通过统计秩趋势的局部逆转次数，量化模式中的振荡结构。单调模式的转折点数量为零，单峰模式有一个转折点，而反复上升和下降的模式则具有更高的数值。

总之，OPM派生特征能够全面刻画多个尺度上的脑电时间动态。**梯度特征** 量化局部时间动态和信号波动性；而**基于秩的特征** 则提供了与尺度无关的序数结构度量。这种多方面的方法使我们不仅能够刻画脑电信号中出现了哪些模式，还能揭示这些模式如何演变、出现得多么一致，以及其结构在实验组之间有何差异，从而为后续分类和组间判别提供丰富的特征空间。

CTM 模式树结构特征 笛卡尔树结构映射片段内局部极小值与极大值之间的层级关系，其中树的根表示该片段的全局最小值，后续分支则递归表示子片段。该表示捕捉波形固有的层级组织与形状，且独立于幅度缩放，因此在比较不同信号幅值或记录条件下的模式时尤为稳健。以下特征刻画模式的笛卡尔树表示的拓扑性质，记为 CT：

- **树最大深度**： CT 的最大嵌套深度，定义为

$$d_{\max} = \max(\text{depth}(v)),$$

对所有节点 $v \in CT$。该指标衡量结构复杂度，其中更深的树表示极值具有更多层次级别。例如，像 $(1, 3, 2)$ 这样的简单振荡深度为 2，而复杂的嵌套模式则具有更大的深度。

- **树叶节点**： CT中的叶节点数量，记为 $N_{\text{叶节点}}$。这反映了结构的简单性（叶节点较少）与碎片化（叶节点较多）。单调序列只有一个叶节点，而高度振荡的信号则有许多叶节点。

- **树分支**：内部节点（即非叶节点）的数量，记为$N_{分支}$。这统计了层次结构中的细分数量，表明递归分解的程度。

- **树平衡度**：左右子树平衡度的归一化度量，用于量化对称性。计算方式为

$$B = 1 - \frac{|N_L - N_R|}{N_L + N_R},$$

其中， N_L 和 N_R 分别为根节点左右子树中的节点数。完全平衡时， $B = 1$。

例如，在图1中，两棵树的节点总数均为5，最大深度均为3。此外，两棵树均有3个叶节点和2个内部节点，即分支。此外，$B = 1 - \frac{|1-3|}{1+3} = 0.5$。

总的来说，CTM派生特征能够全面表征不受幅度缩放影响的脑电波形结构。**树结构特征** 捕捉极值的层级组织，揭示振荡模式的复杂性和对称性。而**梯度特征** 则量化时间变化的动态。这种组合能够在不同记录条件和受试者组之间，对波形形态进行稳健比较。

4.2 模体特征统计分析

为评估注意缺陷多动障碍组与对照组之间脑电图模体特征的组间差异，我们针对所有非初始特征和脑电通道进行了全面比较。该分析分别针对OPM派生特征集和CTM衍生特征集进行。

对于每个组，计算特征值的中位数以表征集中趋势，同时减轻离群值的影响。由于伪迹和生物学变异，脑电图数据中常见离群值。采用 Mann-Whitney U 检验（又称Wilcoxon秩和检验）评估组间差异。这是一种非参数方法，不对数据的潜在分布作任何假设。该检验尤其适用于脑电图特征，因为这些特征通常呈偏态分布或非高斯分布。

为控制对大量特征和通道进行检验所涉及的多重比较问题，我们使用Benjamini-Hochberg方法，对所有 p值进行错误发现率（FDR）校正，显著性阈值设为 $q < 0.05$。该方法控制所有被拒绝假设中假阳性的预期比例，在统计功效与I类错误控制之间取得平衡。只有经过 FDR 校正后仍具有显著性的特征，才被视为统计上可靠，并纳入最终解读。详细结果见下文。

5 结果

结果按照上一节定义的特征顺序呈现，并分别展示 OPM 和 CTM 模体。我们分析了 OPM 和 CTM 方法中支持度为 ≥ 0.9的模体，以确保仅考虑高度重复的模式。发现的 OPM 模体长度为 6 和 7（在 ADHD 组的通道1中仅发现了一个长度为 8 的模体），而发现的

表 2：按通道、长度和组别统计的 OPM 模式数量。（橙色 - 注意缺陷多动障碍，蓝色 - 对照组）

通道	长度 6	长度 6	长度 7	长度 7
1	101	3	70	22
2	46	8	62	15
3	50	6	63	20
4	52	10	51	21
5	53	3	41	32
6	35	6	59	21
7	47	4	60	9
8	35	6	55	18
9	54	5	57	25
10	33	16	67	23
11	44	14	65	23
12	74	6	40	43
13	113	0	63	40
14	107	8	40	46
15	51	7	41	41
16	81	3	42	54
17	67	6	40	38
18	42	3	53	25
19	44	9	48	27

CTM 模体长度为 9 和 10，即比 OPM 模体更长。表 2 和表 3 分别以表格形式展示了 OPM 和 CTM 的各通道、各长度模体数量。请注意，各长度的模体数量在 ADHD 组中大多高于对照组。模体是从降采样后的脑电序列中发现的。由于原始信号的采样率为 128Hz，随后按照 1/4 的比例进行降采样，因此所分析序列的有效采样率为 32Hz。因此，每个模体元素对应 $1/32 = 31.25\ ms$ 的信号持续时间。长度为 L 的模体跨度为 $L/32$ 秒；例如，长度为 6 和 10 的模体分别对应 $187.5\ ms = 0.1875\ s$ 和 $312.5\ ms = 0.3125\ s$。

在检测到模体的各通道中，模式出现的频次在 ADHD 组中总体上高于对照组（图 2 和图 3）。这种升高的模式频次表明，在表现出模体的通道子集中，注意缺陷多动障碍脑电动力学的重复性和刻板性有所增加。

表 3：按通道、长度和组别统计的 CTM 模式数量。（橙色 - 注意缺陷多动障碍，蓝色 - 对照组）

通道	长度 9	长度 9	长度 10	长度 10
1	17	4	85	9
2	10	2	62	19
3	13	2	56	13
4	9	3	76	15
5	15	1	71	27
6	8	6	57	16
7	10	3	75	11
8	7	7	57	21
9	10	1	68	14
10	9	8	61	24
11	5	2	64	15
12	15	4	66	19
13	17	1	82	5
14	13	4	50	21
15	12	2	59	15
16	19	4	58	26
17	10	3	71	19
18	9	4	67	10
19	13	2	57	12

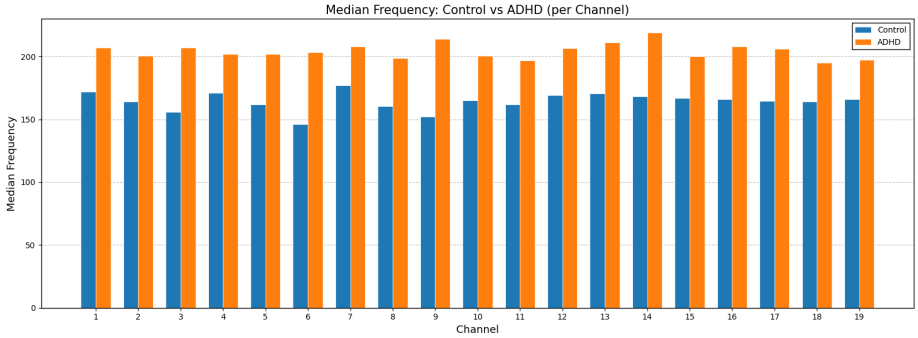


图 2：所有脑电通道中发现的 OPM 模式的中位频次。

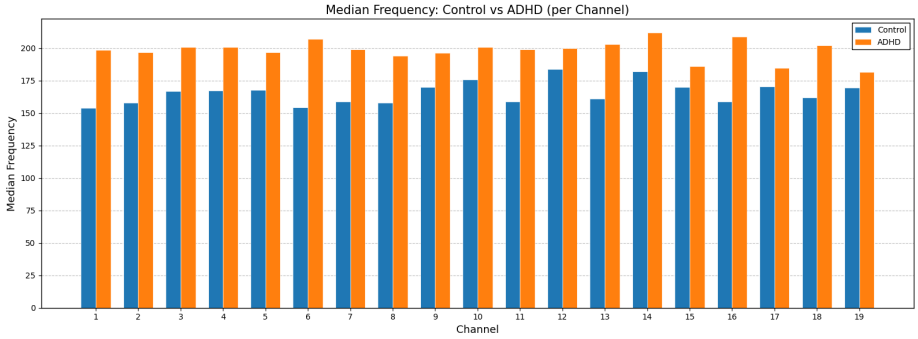


图 3：所有脑电通道中发现的 CTM 模体的频次中位数。

接下来，我们以一个具有代表性的额区通道（Fz，通道17）为例，说明图 4 和图 5 中所发现 OPM 模式的组间差异幅度。

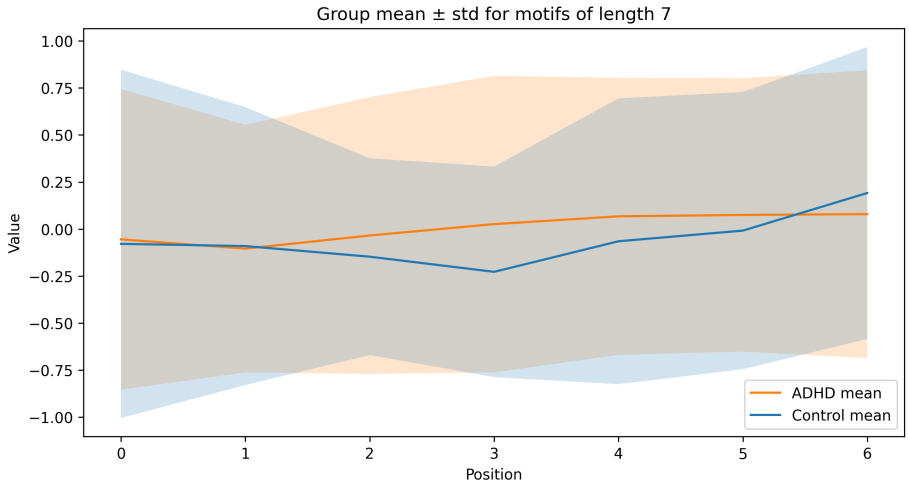


图 4：电极 Fz（通道 17）中所有长度为 7 的已发现 OPM 模式的均值详细比较（任意单位）。

图 5 展示了根据前图得出的两组中线额叶电极 Fz（通道17）上长度为 7 的 OPM 模式均值所计算的秩，提供了初步的定性比较。对照组和 ADHD 组中所有 OPM 模式按位置计算的长度为 7 的均值序列分别为：对照组：$(-0.08,\ -0.09,\ -0.15,\ -0.23,\ -0.07,\ -0.01,\ 0.19)$（任意单位），对应的秩为 $(4,\ 3,\ 2,\ 1,\ 5,\ 6,\ 7)$。ADHD 组：$(-0.05,\ -0.1,\ -0.03,\ 0.03,\ 0.07,\ 0.075,\ 0.08)$（任意单位），对应的秩为 $(2,\ 1,\ 3,\ 4,\ 5,\ 6,\ 7)$。

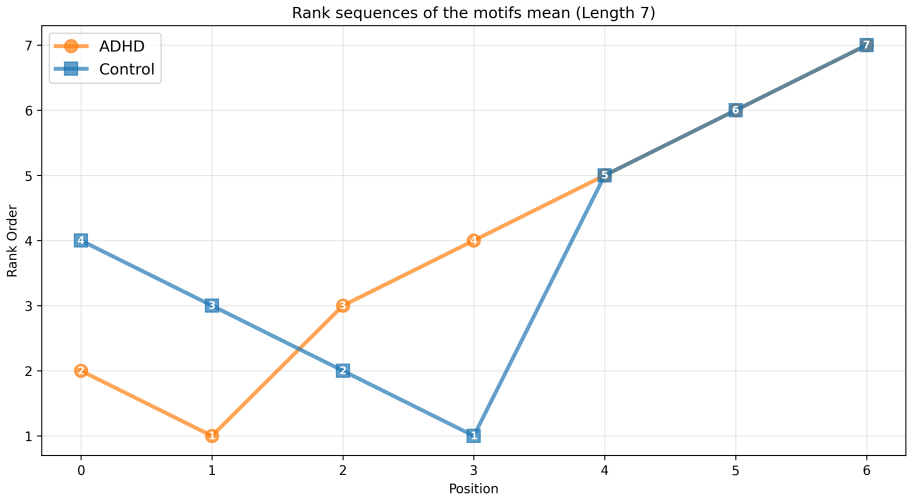


图 5：两组中线额叶电极 Fz（通道17）长度为 7 的均值 OPM 模式的秩。

此外，我们在图 6 和图 7 中展示了一个具有代表性的额区通道（Fz，通道17）的示例，以说明所发现的 CTM 模体中组间差异的幅度。

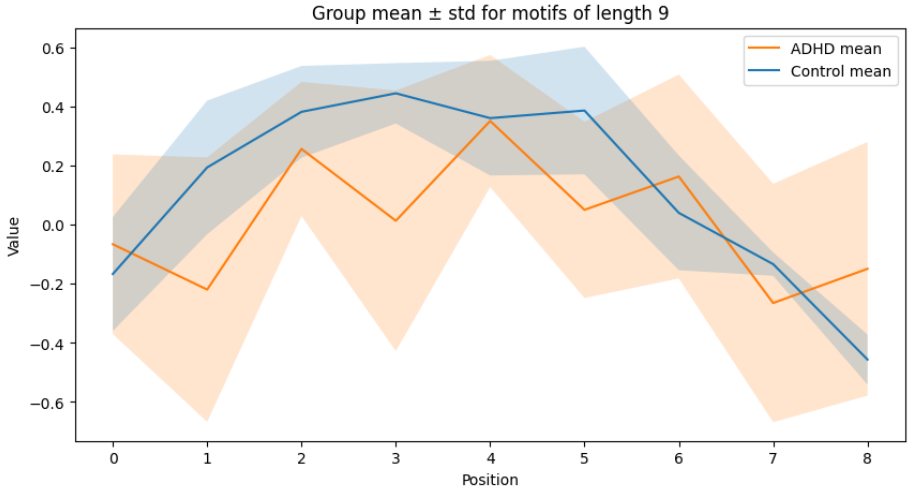


图 6：电极 fz（通道17）中所有已发现的长度为 9 的 CTM 模体均值的详细比较（任意单位）。

图 7 展示了前图中两组在中线额叶电极 Fz（通道17）处，长度为 9 的平均 CTM 模体所对应的笛卡尔树，可用于进行初步的定性比较。这些序列

对照组与 ADHD 组全部 CTM 模体的长度 9 逐位置均值为：对照组：$(-0.17, 0.19, 0.38, 0.45, 0.36, 0.39, 0.04, -0.13, -0.46)$（任意单位）注意缺陷多动障碍：$(-0.07, -0.22, 0.26, 0.01, 0.35, 0.05, 0.16, -0.26, -0.15)$（任意单位）

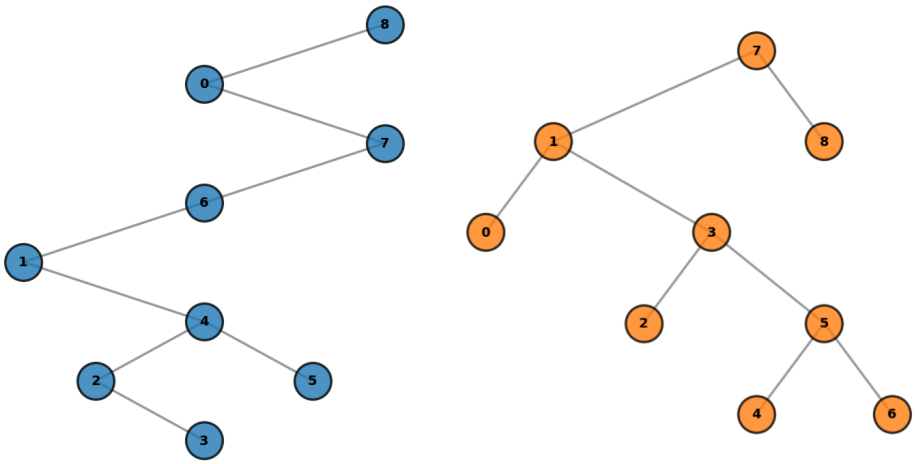


图 7：左：对照组中长度为 9 的 CTM 模体均值的笛卡尔树。右：ADHD 组中长度为 9 的 CTM 模体均值的笛卡尔树。在两棵树中，每个节点均包含该值的位置。

我们强调，尽管上述图中展示了模体的均值，但后续分析并不依赖于降采样后的原始脑电图数值本身。相反，基于 OPM 的特征完全由模体元素的序数排名得出，而基于 CTM 的特征则仅取决于相应的笛卡尔树结构。因此，两种方法关注的都是相对顺序和结构形态，而非信号的绝对幅值。

5.1 显著的 OPM 模体特征

保序匹配（OPM）特征分析表明，经 FDR 校正后，多个特征类别存在统计学显著的组间差异（$q < 0.05$）。结果按特征类别组织，如下所示。

OPM 模体梯度特征 基于梯度的特征分析考察了模体跳跃相关指标，包括所有通道上的最大跳跃、平均跳跃、跳跃变异性和归一化跳跃。在所有呈现统计显著组间差异的通道中，ADHD 组的模体最大跳跃值均显著较高；而通道 2–4、6–8 和 10–11 未观察到显著组间差异（图 8）。

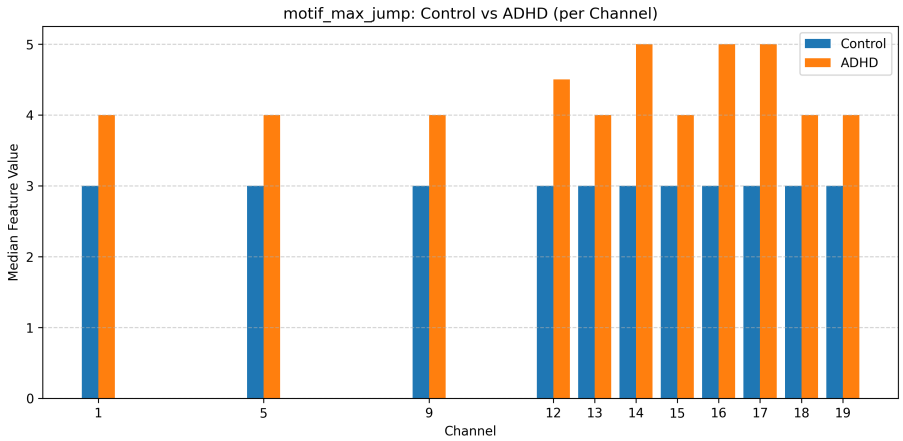


图 8：所有发现的显著 OPM 模式的中位最大跳跃幅度。在通道 2-4、6-8 和 10-11 中未观察到显著的组间差异（任意单位）。

大多数通道的组间模体平均跳跃存在显著差异，且 ADHD 组的数值较高；通道 2–3、6–8 和 10–11 未检测到显著组间差异（图 9）。

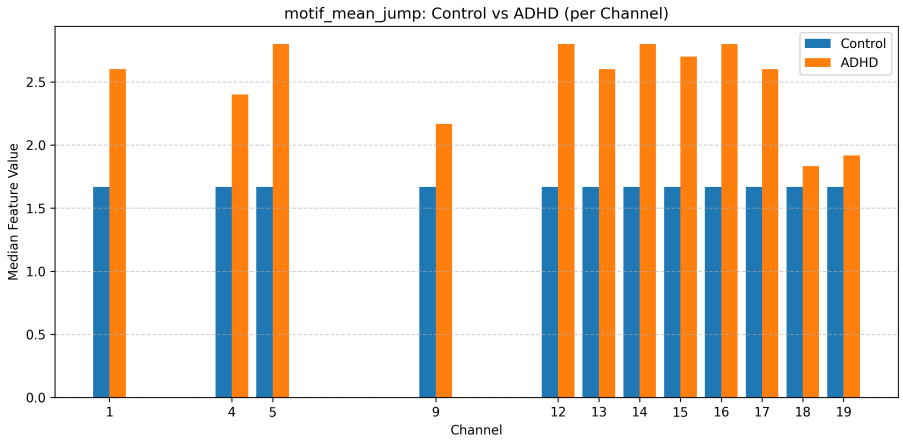


图 9：所有发现的显著 OPM 模式的中位平均跳跃。在通道 2-3、6-8 和 10-11 中未观察到显著的组间差异（任意单位）。

大多数通道的组间模式跳跃变异性存在显著差异，且 ADHD 组的变异性更高；而通道 2–4、6–7、9–11 和 19 未显示统计学显著差异（图 10）。

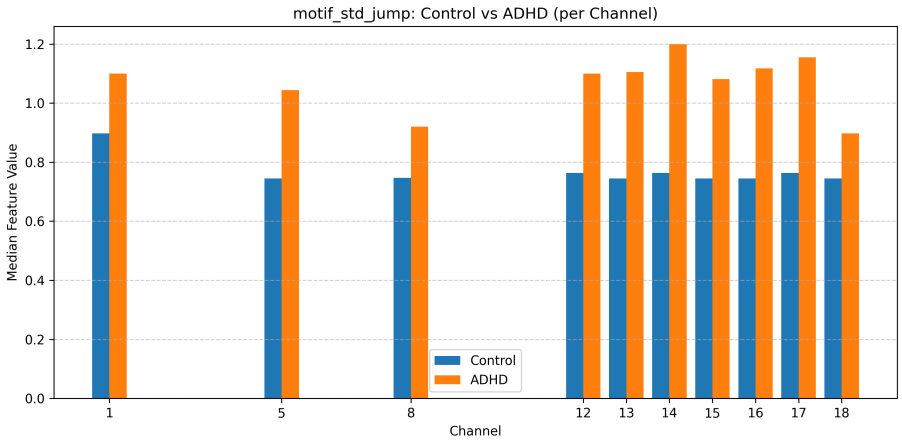


图 10：所有显著发现的 OPM 模式的跳跃幅度中位数标准差。在通道 2–4、6–7、9–11 和 19 中未观察到显著的组间差异（任意单位）。

大多数通道的组间归一化跳跃幅度存在显著差异，且 ADHD 组的数值更高；而通道 2–3 、 6–8 和 10–11 未观察到显著效应（图 11 ）。

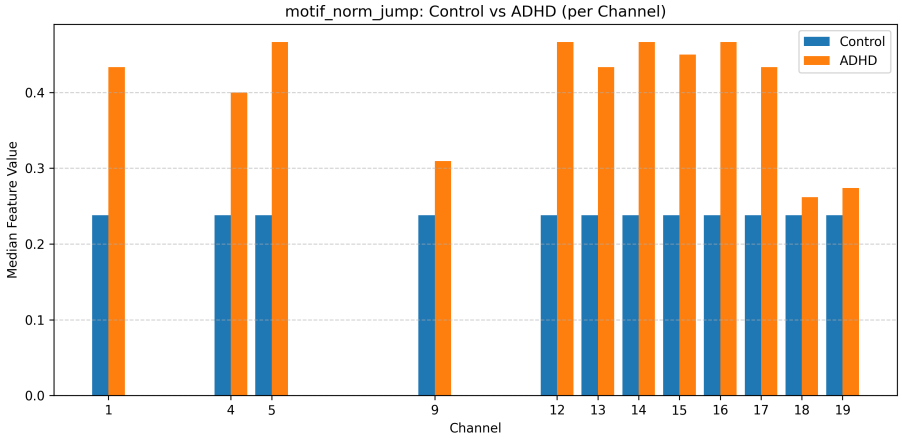


图 11：所有显著发现的 OPM 模式的归一化跳跃幅度中位数。在通道 2–3、6–8 和 10–11 中未观察到显著的组间差异（任意单位）。

在所有基于梯度的特征中，注意缺陷多动障碍参与者在显示显著组间差异的通道中始终表现出较高的数值。所有四项跳跃相关指标（最大跳跃、平均跳跃、跳跃变异性和归一化跳跃）均呈现出这一

模式：大多数通道均显示出显著效应，但不同特征中未达到显著性的具体通道略有不同。

OPM 模式秩特征 如图 12 所示，所有脑电通道的秩转折点数量均呈现显著的组间差异。大多数通道中，注意缺陷多动障碍参与者的秩转折点数量较高；而在通道 8 和 9 中，对照组的数值较低，通道 1 和 18 中两组的数值相同。

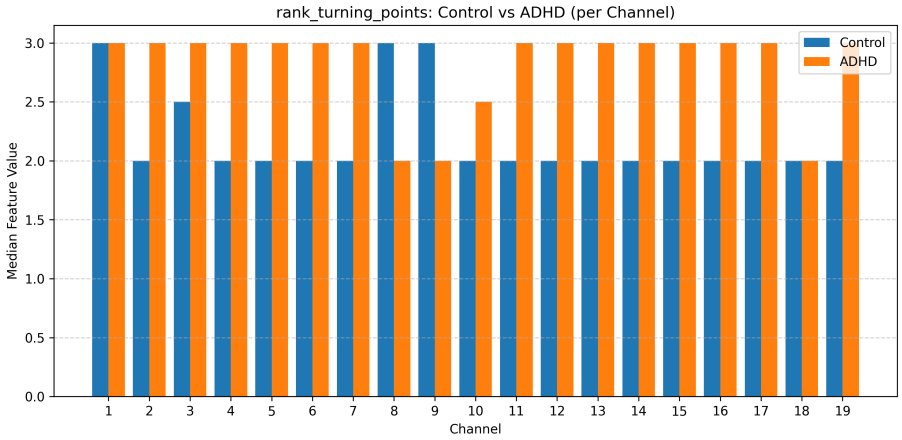


图 12：所有显著发现的 OPM 模式的秩转折点数量中位数。所有通道的秩转折点数量均达到显著水平。

最大秩差仅在通道1中显示出显著的组间差异，对照组的数值更高；其他通道均未表现出统计显著效应，见图13。

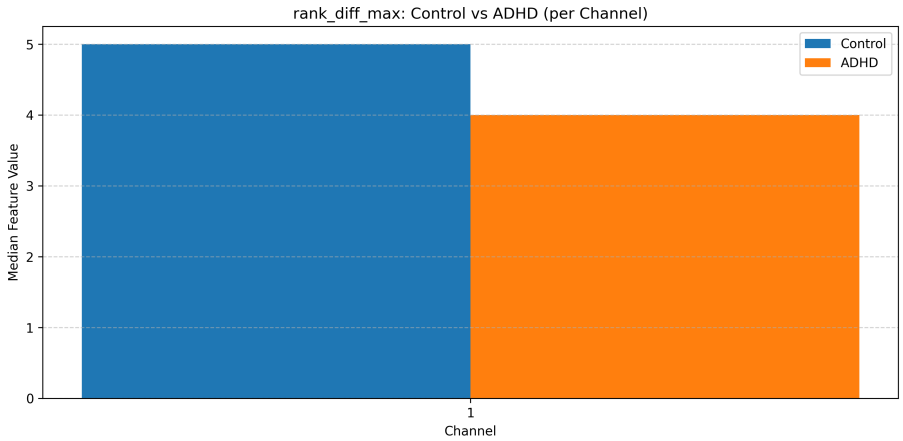


图13：所有显著发现的 OPM 模式的最大秩差中位数。最大秩差的中位数仅在通道1上具有显著性。

秩转折点在所有通道中均表现出显著的组间差异，其中注意缺陷多动障碍参与者在大多数通道中的数值更高（通道1和通道18除外，这两个通道中两组数值相等）。相比之下，最大秩差的显著效应较为有限，仅在通道1中观察到差异，且对照组的数值更高。

OPM特征的通道位置 在按解剖结构划分的电极组层面考察 OPM衍生特征（表1）时，观察到以下显著效应的空间分布。在额区，通道1、3、4、11和12在基于梯度的跳变度量和秩转折点方面均表现出显著的组间差异；通道2仅在秩转折点方面表现出显著差异；通道17则在基于梯度的跳变度量、秩转折点和最大秩差方面均表现出显著差异。在颞区，通道13和14在基于梯度的跳变度量和秩转折点方面均表现出显著差异。在顶区，通道15和16在基于梯度的跳变度量和秩转折点方面均表现出显著差异，而通道7、8和19仅在秩转折点方面表现出显著差异。在中央区，通道5和18在基于梯度的跳变度量和秩转折点方面均表现出显著差异，而通道6仅在秩转折点方面表现出显著差异。在枕区，通道9仅在秩转折点方面表现出显著差异，而通道10在任何 OPM特征方面均未表现出显著差异。

5.2 显著CTM模式特征

对 CTM 特征的分析表明，经 FDR 校正后，梯度特征类别与结构特征类别均存在统计学显著的组间差异（$q < 0.05$）。我们按特征类别组织，在下文呈现这些发现。

CTM 模体梯度特征 对所有通道的 CTM 梯度特征进行了分析，考察其平均跳跃值和最大跳跃值。三个通道的 CTM 模体平均跳变在不同组之间存在显著差异，而通道 1–13 和 17–19 未发现显著效应（图 14 ）。

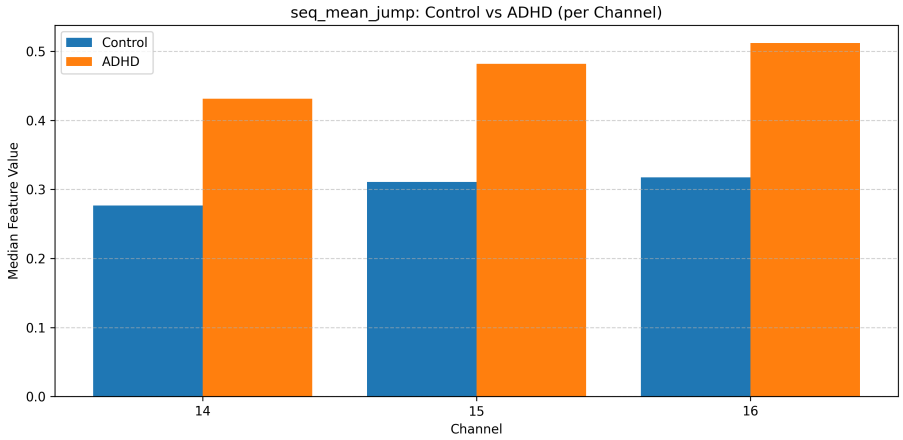


图14：所有显著 CTM 模体的中位平均跳跃。通道 1–13 和 17–19 均无显著的模体平均跳跃（任意单位）。

在六个通道上观察到 CTM模体最大跳变存在显著组间差异，其中大多数通道的最大跳变值中位数在 ADHD 组更高，而在一个通道（即通道10）中，该值在对照组更高；通道1-8、11-13和18-19未达到显著性（图15）。

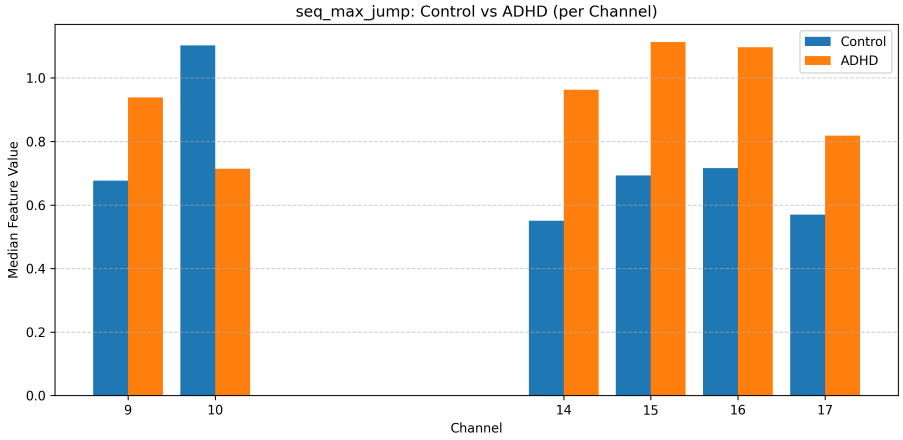


图15：所有显著 CTM 模体的最大跳变值中位数。通道 1–8、11–13 和 18–19 均无显著的模体最大跳跃（任意单位）。

CTM梯度特征显示，在存在显著组间差异的通道中，ADHD 参与者的数值较高；但通道10例外，该通道中对照组的最大跳跃值较高。与平均跳跃（3 个通道）相比，最大跳跃呈现出更广泛的显著效应（6 个通道）。

CTM 模式树结构特征 对 CTM 树结构特征的分析考察了所有通道的树深度、叶节点数、分支数和平衡度量。值得注意的是，所有树结构特征中存在显著差异的通道都相似（树平衡度除外，多出一个显著通道），这与预期一致，尤其是叶节点数和分支数，因为这两个特征互为补充，共同定义了树中的所有节点。树最大深度在 7 个通道中显示出显著的组间差异；其中大多数通道的树最大深度中位数在对照组中较高，而在一个通道（即通道10）中，ADHD 组的数值较高；通道1–4、6–9、11、13 和 18–19 未呈现统计显著效应（图 16）。

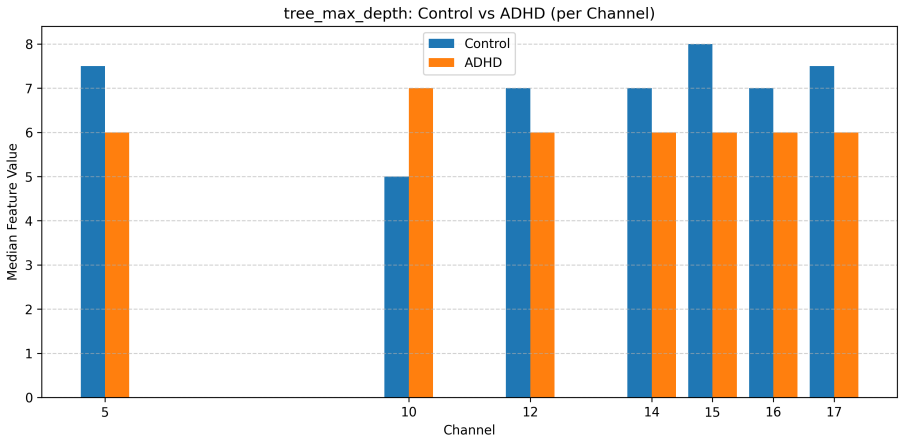


图 16：所有显著 CTM 模体中树最大深度的中位数。通道 1–4、6–9、11、13 和 18–19 均不存在显著的模体树最大深度。

七个通道的树叶节点数存在显著组间差异，而通道1-4、6-9、11、13和18-19的差异不显著（图 17）；在其中大多数通道中，对照组的树叶节点数中位数较高（通道16中则相等），只有通道10的数值在 ADHD 组中较高。

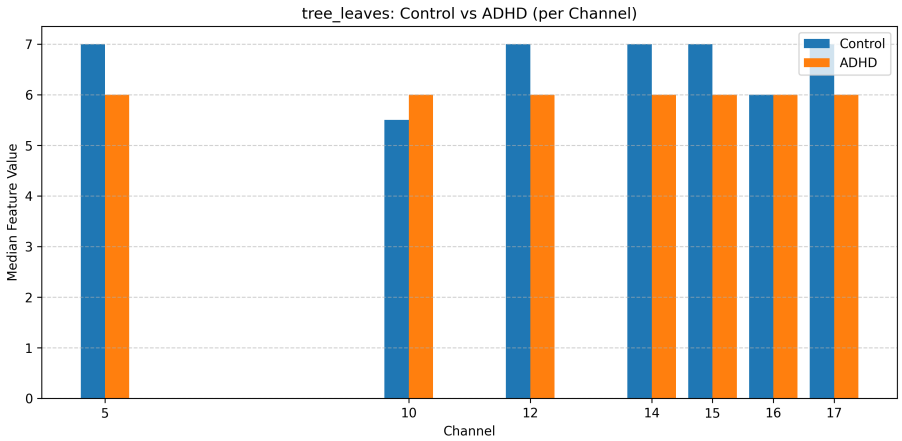


图 17：所有显著 CTM 模体中树叶节点数量的中位数。通道 1–4、6–9、11、13 和 18–19 均没有显著的模式树叶节点。

七个通道的树枝数量存在显著组间差异；在其中大多数通道中，对照组的树枝数量中位数较高（通道16中则相等），只有通道10的数值在 ADHD 组中较高；通道1-4、6-9、11、13和18-19未达到统计显著性（图 18）。

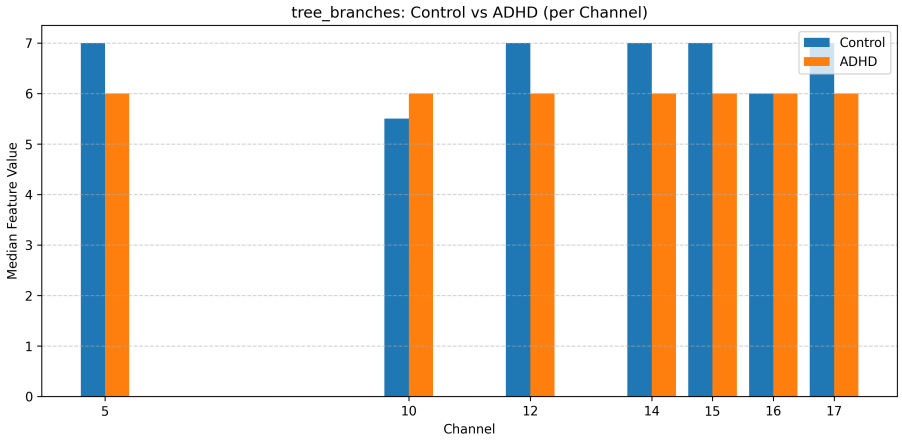


图 18：所有显著 CTM 模体中树分支数量的中位数。通道 1–4、6–9、11、13 和 18–19 均没有显著的模式树分支。

八个通道的树平衡度在组间存在显著差异，而通道1-2、4、6-9、11、13和18-19则未显示显著效应（图19）。在其中大多数通道中，ADHD 组的树平衡度中位数较高（通道3和16则相等）；只有在通道10中，对照组的数值较高。

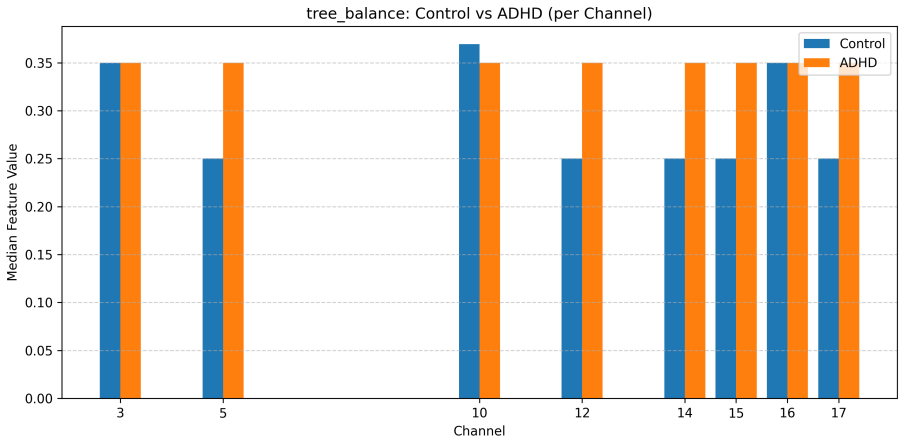


图19：所有显著 CTM 模体的树平衡度中位数。通道1–2、4、6–9、11、13和18–19不存在显著的模体树平衡度。

从结构上看，在多数显示出显著组间差异的通道中，与对照组相比，ADHD 参与者的树较浅，分支和叶节点也较少。树平衡度量显示出不同的模式：在大多数存在显著差异的通道中，ADHD 参与者的平衡度值较高；对于所有结构指标，通道10都是例外。

CTM 特征的通道位置在按按解剖结构划分的电极组（表1）层面考察 CTM 衍生特征时，观察到显著效应呈现出如下空间分布。在顶区，通道15和16在所考察的所有 CTM 特征（平均跳跃、最大跳跃、树深度、叶节点、分支和平衡度）中均显示出显著的组间差异，而通道7、8、19和14未显示显著效应。在颞区，通道显示出所有 CTM 特征上的显著差异，而通道13未显示显著效应。在额区，通道17在最大跳跃和所有结构特征上显示出显著差异，通道12在所有结构特征上显示出显著差异，通道3仅在树平衡度上显示出显著差异，而通道1、2、4和11未显示显著效应。在中央区，通道5在所有结构特征上显示出显著差异，而通道6和18未显示显著效应。在枕区，通道10在最大跳跃和所有结构特征上显示出显著差异，通道9仅在最大跳跃上显示出显著差异。

6 讨论

本研究表明，基于保序匹配（OPM） [14] 和笛卡尔树匹配（CTM） [15] 的基于模体的分析，为刻画注意缺陷多动障碍脑电动力学中的时间调节失常提供了一种强有力且互补的框架。通过明确识别并量化时间模体，这种方法能够捕捉到精细尺度的波形组织，而这类信息无法通过传

统的频谱、事件相关电位或全局复杂度测度获取。综合来看，结果表明，与注意缺陷多动障碍相关的脑电图改变表现为短时间尺度上的时间不稳定性增加，以及多个脑区层级组织的同步减弱。

6.1 模式长度和频次

在 OPM 和 CTM 中，ADHD 组的模式出现得更频繁，且支持度更高，这表明较少的一组时间模式会在参与者之间持续重复出现。这种增强的重复出现表明神经活动的刻板性增加。此外，ADHD 组的 OPM 模式更短，意味着序数模式在发生转换前仅能维持较短的时间间隔。这种较低的持续性可能反映了与持续注意相关的瞬时神经状态不稳定性，体现出不稳定性和重复性相结合的特征——这两项特征经常被认为与注意调节失常有关 [22, 23]。相比之下，两组之间的 CTM 模式长度没有差异，这意味着即使其内部组织和层级复杂度发生了改变，由结构定义的模式持续时间仍可能得以保留。在观察所发现模式的持续时间时，即估计时间范围为 0.19–0.31 秒。这一持续时间的模式对应于 θ频段活动（约 3–5 Hz），该活动与唤醒状态之间的转换有关，包括清醒、困倦和入睡。因此，在这一范围内缩短的模式可能表明 ADHD 患者的大脑唤醒状态之间发生了更快速的转换，这与 Strauss 等人观察到的不稳定唤醒调节一致 [24],：他们发现，与对照组相比，ADHD 患者更快地下降至较低的脑电警觉阶段（其特征是 δ功率和 θ功率占主导），且大脑唤醒调节的时间稳定性降低。

6.2 OPM派生特征：精细时间尺度的秩不稳定性

OPM 提供了一种稳健的序列分析框架，可根据脑电图数据中信号幅值的相对顺序，而非其绝对大小，识别重复出现的时间模体。这种方法能够捕捉神经波动内在的“形状”或结构模式，例如上升或下降趋势，且不受幅度缩放或个体间变异的影响。通过仅保留时间序列值之间的序关系，OPM 能够分离出神经动力学的时间组织，同时尽量降低对噪声和信号强度差异的敏感性。此特性使 OPM 特别适用于电生理数据分析，因为在采用传统的基于幅值或频次的分析方法时，试次间变异和平稳性缺失往往会掩盖有意义的时间结构。

6.3 OPM 秩特征

OPM 基于秩的特征描述了模式元素的序数组织，不受幅值尺度影响。通过关注数值的秩而非其大小，这些特征能够捕捉时间趋势的方向性及其逆转，例如单调上升、下降或振荡行为。最显著的效应体现在秩转折点数量上：该数量在 ADHD 组的各脑电通道中均显著升高，表明这种改变广泛分布于空间各处。转折点数量增加反映了序数方向更频繁地发生逆转，

这表明头皮各处序数动力学的时间稳定性降低。其他基于秩的特征仅表现出有限或局限于特定通道的效应，说明基本的序数结构总体上得以保留，但其时间调制在 ADHD 中更不规则。值得注意的是，最大秩差呈现出局部且方向相反的模式，进一步支持了这样的解释：与 ADHD 相关的差异源于频繁的序数逆转，而非孤立的极端秩变化。这一发现补充了此前关于 ADHD 中神经变异性增加的报告，表明即使在相对顺序层面也存在不稳定性，而不仅仅体现在幅值上 [25]。与此同时，秩相关和平均秩差未表现出广泛效应，这说明基本的序数结构仍然完整。因此，与 ADHD 相关的改变似乎影响的是序数转换的动力学，而非整体顺序本身，从而进一步细化了此前关于神经序列虽得以保留却存在不稳定性的解读。

6.4 OPM和CTM梯度特征

模式梯度特征量化信号随时间变化的速度，可用于衡量时间平滑性与突变程度。基于跳变的指标捕捉一个模式内连续样本之间转换的幅度和变异性，反映局部时间不稳定性。在 OPM 和 CTM 中，梯度特征均一致表明 ADHD 组的时间不稳定性更高。ADHD 组的模式呈现出更大的最大跳跃、更高的平均跳跃幅度以及更大的跳跃变异性。这些发现与相关报告一致：注意缺陷多动障碍脑电图和功能性磁共振成像信号中神经噪声增强，且试次间变异性增加 [22, 25]。传统分析通过变异性指标间接推断不稳定性，而基于梯度的模式特征则可直接量化重复模式内部时间变化的突变程度。在此类特征中，OPM 和 CTM 结果的一致性表明，时间波动性增加是注意缺陷多动障碍脑电动力学的核心特征，无论模式是依据严格的序数约束还是层级形状来定义。

6.5 OPM效应的空间分布

在按解剖学定义的电极组层面考察 OPM 派生特征时（表1），呈现出清晰的定性空间模式。与注意缺陷多动障碍相关的差异在额区和颞区最为显著，多个通道的基于梯度的跳变度量和秩转折点计数均显著升高。这些发现表明，在与执行控制、注意调节和认知灵活性密切相关的区域记录到的模式具有更大的时间变异性和更频繁的序数反转 [26]。顶区通道呈现中等程度且空间分布不均的效应：部分电极显示显著的组间差异，另一些则没有，这表明 OPM 特征的敏感性因区域而异。相比之下，中央区和枕区的效应较弱且一致性较低，多个通道未显示统计学显著差异。这种空间分布表明，与注意缺陷多动障碍相关的短尺度时间模式组织变化并非普遍存在于全脑，而是在支持注意与执行加工的额颞网络中表现得更为突出。

6.6 CTM衍生特征：脑电图模式层级组织的改变

CTM方法通过将模式的时间结构编码为层级树表示，在保留数值间关键顺序关系的同时允许一定的灵活性，从而扩展了OPM框架。与要求所有元素之间严格成对一致的OPM不同，CTM关注关键的顺序关系，例如主峰与次峰之间的关系，因此能够容忍由噪声、时间抖动或个体间差异造成的轻微偏差。这种偏序匹配能够适应脑电图记录中固有的变异性，因为微小扰动或振幅差异可能会掩盖结构相似性。因此，CTM能够以更高的容差捕捉神经模式的“核心形态”，从而即使在记录条件多变时，也有助于识别反映功能相关神经动力学的一致性模式。OPM主要捕捉细尺度时间与序数不稳定性，而CTM分析则揭示了脑电图模式层级组织中显著的组间差异。在呈现显著效应的通道中，注意缺陷多动障碍组的模式具有树深度降低、分支减少和结构平衡改变等特征，表明其层级结构更扁平、区分度更低。这些发现提示波形形态有所简化，嵌套极值减少，多层级组织也有所减弱。重要的是，若干通道中这些结构差异还伴随着基于梯度的跳变度量升高，表明层级简化与模式序列中时间变异性增加同时出现。

6.7 CTM效应的空间分布

从空间分布来看，CTM 衍生效应在头皮各处并不均匀。最一致的差异出现在顶叶和颞区，其中多个通道在结构特征和动态 CTM 特征方面均表现出显著组间差异。额区和中央区的效应则更具选择性，主要涉及结构特征和最大时间跳变；枕区表现出的差异有限且具有特征特异性。这一模式表明，与注意缺陷多动障碍相关的层级模式组织改变具有区域性，其涉及支持注意整合和认知协调的网络更为显著。

6.8 整合 OPM 与 CTM：关于注意缺陷多动障碍脑电动力学的互补视角

综合来看，互补的 OPM 和 CTM 分析共同表明，注意缺陷多动障碍脑电动力学的时间变异性增加，同时也揭示了不同组织尺度上彼此有别但相关的改变。OPM 主要揭示了细尺度序数排序的不稳定性，表现为相对顺序突变以及频繁逆转。相比之下，CTM 揭示了多层级层级组织的减弱，表明重复出现的波形模式嵌套程度降低，结构复杂性减弱。这种分离现象支持对注意缺陷多动障碍相关时间调节失常的细致理解。注意缺陷多动障碍脑电动力学似乎并非完全丧失时间结构，而是在保留基本序数关系的同时，表现出稳定性受损和层级整合减弱。这种模式与理论模型相符；这些模型提出，整合性加工能力减弱

且注意缺陷多动障碍患者的神经灵活性降低 [27], ，也与先前通过熵、分形和基于网络的方法报告的多尺度复杂性降低证据一致 [11, 28, 29, 30]。本研究将“神经噪声”和复杂性降低等抽象概念转化为具体且易于解读的时间模体，从而拓展了现有脑电图文献，并展示了受串学启发的方法在探索神经动力学方面的实用价值。综合而言，模式复现增加、梯度不稳定性升高、序数反转频繁以及层级组织简化，共同刻画出注意缺陷多动障碍脑电活动的特征：结构明确但不稳定，在时间上重复却整合不足。这些结果凸显了基于模式的特征作为时间组织敏感标记，以及作为理解注意调节失常相关神经机制的补充框架的潜力。

6.9 局限性

尽管本研究提供了新颖的见解，但仍需指出若干局限。首先，样本量较小且人口统计学多样性有限，可能会限制观察到的基于模式的差异的普适性；未来需要更大规模、更多样化的队列，以考察发育、性别相关或亚型特异性效应。其次，可能影响脑电图的参与者特征（包括注意缺陷多动障碍亚型、用药状态和共病）未经过系统分析；未来研究应评估模式特征是否因亚型、治疗或共病状况而异。第三，模式发现依赖于模式长度和相似度阈值等算法参数；尽管观察到了一致的模式，但仍需系统评估参数敏感性，以确保其在不同数据集和预处理方案中的稳健性。第四，虽然OPM和CTM能够捕捉时间顺序和结构规律性，但无法直接揭示潜在的神经源或功能网络；将模式分析与源定位及连接性测量相结合，对于将时间模式与神经回路和认知过程联系起来至关重要。最后，脑电图是在特定条件下记录的，未对认知负荷或任务要求进行操控；未来研究应考察模式动态如何响应行为状态、任务或干预，以阐明其在注意缺陷多动障碍中的功能意义。

7 结论与未来方向

本研究表明，采用保序匹配（OPM）和笛卡尔树匹配（CTM）的脑电图模式分析，为刻画注意缺陷多动障碍中的时间调节失常提供了一种强大且互补的框架。通过明确识别重复时间模式，并量化其内部结构与动态特征，这种方法超越了传统的频谱分析和基于复杂性的分析；后者主要是在较长时间窗内概括神经活动。相比之下，基于模体的分析能够捕捉脑电信号中反复出现的短暂波形模式的精确形态及其时间持续性。

利用这一框架，我们发现注意缺陷多动障碍中的脑电动力学以更频繁、持续时间更短的OPM 模式为特征，表明序数模式的复现增加而时间持续性降低。这一模式反映出一种更具重复性、多样性更低的时间组织，其不稳定性通过快速转换而非持续结构表现出来。补充性CTM分析显示，层级深度、分支结构以及整体结构丰富-

性均显著降低，表明注意缺陷多动障碍中脑电图波形的多尺度组织减弱。通过整合模式的初始特征、梯度特征、秩特征与结构特征，本研究结果提供了一个统一框架，用以衔接并拓展既往关于注意缺陷多动障碍的脑电图文献。模式复现增加对应于时间复杂度降低；较短的模式持续性反映出较不稳定的神经状态；升高的梯度指标量化了神经波动性；秩转折点刻画了不规则的序数动力学；CTM树特征则表明层级组织趋于简化。综合来看，这些结果将以往关于“神经噪声”的全局性、抽象性概念转化为具体且可解释的时间结构。

两种方法之间呈现出明显的方法学差异。OPM 主要揭示了反映颞叶不稳定性的基于梯度的特征中的组间差异，而基于振幅的统计量和大多数基于秩的指标所显示的效应有限。相比之下，CTM 在几乎所有特征类别中都发现了显著的组间差异，模式长度是主要例外。这种对比表明，与注意缺陷多动障碍相关的改变，在脑电图波形的层级组织方面比在其序数排序方面更为显著：相对顺序关系大体保持不变，而多尺度结构复杂度则持续降低。

综合来看，这些发现表明，与注意缺陷多动障碍相关的脑电图改变不仅仅涉及幅值或谱功率的变化，还反映了重复时间模式的形态、稳定性和内部组织差异。通过量化模式的重复出现、持续性和层次结构，基于模式的特征为神经调节失常提供了具有时间分辨率的视角，并将微观时间尺度的脑电动力学与网络不稳定性及注意缺陷多动障碍患者神经灵活性降低的宏观模型联系起来。

本研究引出了若干未来研究方向。将模式分析扩展至跨通道相互作用，例如时间滞后、相位关系或跨电极协调出现的模式，或可揭示局部时间模式如何在大规模皮层网络中传播。将模式结构与特定频带联系起来，或可阐明典型振荡机制如何促成不同时间模式的形成。将模式衍生特征与行为指标相结合，例如反应时变异性或错误率，或可进一步阐明注意不稳定性和执行功能障碍的神经相关因素。最后，在更大规模、更多样化的队列中，并针对不同认知任务和临床干预进行重复验证，对于确立基于模式的脑电图生物标志物的稳健性、普适性和临床相关性至关重要。

总体而言，OPM 和 CTM 为推进脑电时间动态研究提供了颇具前景的方法学基础。通过捕捉能够区分注意缺陷多动障碍与典型发育的精确时间模式，基于模体的分析为理解注意调节背后的神经机制开辟了新途径。经过进一步验证后，注意缺陷多动障碍中观察到的模式复现增加和层级复杂度降低，或可为开发用于诊断、分层和治疗监测的客观标志物作出贡献。

参考文献

[1] M. X. Cohen, 《脑电图从何而来，又意味着什么？》, 《神经科学趋势》40 (4) (2017) 208–218。

[2] K. Ahn, J. Jean, L. J. Norman, P. Shaw, 《脑电图测量的注意缺陷多动障碍患者脑功能差异：原因还是结果？》, 《注意障碍杂志》29 (12) (2025) 1107–1117。[3] R. J. Barry, A. R. Clarke, S. J. Johnstone, C. R. Brown, 《儿童闭眼与睁眼静息状态下的脑电图差异》, 《临床神经生理学》120 (10) (2009) 1806–1811。[4] R. Hasler, N. Perroud, H. B. Meziane, F. Herrmann, P. Prada, P. Giannakopoulos, M.-P. Deiber, 《成人注意缺陷多动障碍中与注意相关的脑电图标志》, 《神经心理学》87 (2016) 120–133。[5] A. Lenartowicz, S. K. Loo, 《脑电图在注意缺陷多动障碍诊断中的应用》, 《当代精神病学报告》16 (11) (2014) 498。[6] S. K. Loo, S. Makeig, 《脑电图在注意缺陷多动障碍中的临床应用：研究进展》, 《神经治疗学》9 (3) (2012) 569–587。[7] S. K. Loo, J. J. McGough, J. T. McCracken, S. L. Smalley, 《利用基于脑电图的亚组解析注意缺陷多动障碍的异质性》, 《儿童心理学与精神病学杂志》59 (3) (2018) 223–231。[8] N. Luo, X. Luo, S. Zheng, D. Yao, M. Zhao, Y. Cui, Y. Zhu, V. D. Calhoun, L. Sun, J. Sui, 《注意缺陷多动障碍儿童及其亚型的异常脑动态与谱功率》, 《欧洲儿童与青少年精神病学》32 (11) (2023) 2223–2234。[9] M. Doehnert, D. Brandeis, K. Imhof, R. Drechsler, H.-C. Steinhausen, 《从儿童期到青春期追踪注意缺陷多动障碍——没有注意力发育迟缓的神经生理学证据，但有一些抑制能力发育迟缓的证据》, 《生物精神病学》67 (7) (2010) 608–616。[10] F. H. C¸etin, M. Barıs Usta, S. Aydın, A. S. G¨uven, 《脑电图分析案例研究：嵌入熵估计表明，哌甲酯治疗降低了注意缺陷多动障碍儿童的神经皮层复杂性》, 《临床脑电图与神经科学》53 (5) (2022) 406–417。[11] Z. J. Lau, T. Pham, S. A. Chen, D. Makowski, 《脑熵、分形维数与可预测性：健康人群及神经精神人群脑电图复杂性度量综述》, 《欧洲神经科学杂志》56 (7) (2022) 5047–5069。[12] H. Zarafshan, A. Khaleghi, M. R. Mohammadi, M. Moeini, N. Malmir, 《视觉认知任务期间注意缺陷多动障碍儿童的脑电图复杂性分析》, 《临床与实验神经心理学杂志》38 (3) (2016) 361–369。[13] C. Berchio, S. S. Kumar, A. Narzisi, M. Fabbri-Destro, 《脑电微状态在注意缺陷多动障碍研究中的应用：初步证据综述》, 《心理生理学》62 (1) (2025) e14762。[14] J. Kim, P. Eades, R. Fleischer, S. H. Hong, C. S. Iliopoulos, K. Park, S. J. Puglisi, T. Tokuyama, 《保序匹配》, 《理论计算机科学》525 (2014) 68–79。[15] S. G. Park, A. Amir, G. M. Landau, K. Park, 《笛卡尔树匹配与索引》, 发表于第30届CPM 16 (2019) 1–14。[16] F. Y. Chin, H. C. Leung, 《字符串模式发现的高效算法》, 第四届亚太生物信息学会议论文集 (2006) 79–88。

[17] A. M. Nasrabadi, A. Allahverdy, M. Samavati, M. Mohammadi, 《注意缺陷多动障碍/对照组儿童的脑电图数据》。（2022）。[18] T. A. Widiger, A. J. Frances, H. A. E. Pincus, R. E. Ross 等, 《DSM-IV资料手册》第3卷，美国精神病学出版社，1997年。[19] A. Apostolico, Z. Galil, 《字符串组合算法》，1985年。[20] E. Ohlebusch, 《生物信息学算法》，2013年。[21] J. Vuillemin, 《数据结构的统一视角》, 《ACM通讯》23（4）（1980）229–239。[22] A. R. Brennan, A. F. Arnsten, 《注意缺陷多动障碍的神经元机制：唤醒对前额叶皮层功能的影响》, 《纽约科学院年刊》1129（1）（2008）236–245。[23] A. L. Werner, L. T. van Elst, D. Ebert, E. Friedel, A. Bubl, H.-W. Clement, R. Lukaˇcin, M. Bach, E. Bubl, 《注意缺陷多动障碍治疗后视网膜背景噪声增高得到正常化：一项神经元相关指标》, 《精神分裂症研究》219（2020）77–83。[24] M. Strauß, C. Ulke, M. Paucke, J. Huang, N. Mauche, C. Sander, T. Stark, U. Hegerl, 《注意缺陷多动障碍（ADHD）成人的大脑唤醒调节》, 《精神病学研究》261（2018）102–108。[25] G. Gonen-Yaacovi, A. Arazi, N. Shahar, A. Karmon, S. Haar, N. Meiran, I. Din- stein, 《注意缺陷多动障碍中的持续性神经变异性增高》, 《大脑皮层》81（2016）50–63。[26] H. Teramoto, A. Morita, S. Ninomiya, T. Akimoto, H. Shiota, S. Kamei, 《帕金森病静息态额顶叶脑电相干性与执行功能的关系》, 《国际生物医学研究》2016（1）（2016）2845754。[27] J. T. Nigg, B. Casey, 《基于认知与情感神经科学的注意缺陷多动障碍整合理论》, 《发展与精神病理学》17（3）（2005）785–806。[28] R. Catherine Joy, S. Thomas George, A. Albert Rajan, M. Subathra, 《使用不同熵测度和人工神经网络从脑电信号中检测注意缺陷多动障碍》, 《临床脑电图与神经科学》53（1）（2022）12–23。[29] A. Fern´andez, J. Quintero, R. Hornero, P. Zuluaga, M. Navas, C. G´omez, J. Es- cudero, N. Garc´ıa-Campos, J. Biederman, T. Ortiz, 《注意缺陷多动障碍自发脑活动的复杂性分析：诊断意义》, 《生物精神病学》65（7）（2009）571–577。[30] J. R. Sato, D. Y. Takahashi, M. Q. Hoexter, K. B. Massirer, A. Fujita, 《测量注意缺陷多动障碍中的网络熵：研究神经精神障碍的新方法》, 《神经影像》77（2013）44–51。