Advances in Psychology 心理学进展, 2026, 16(11), 66-74
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ap
https://doi.org/10.12677/ap.2026.1611526

Hans汉斯

脑电非周期活动与睡眠及警觉性变化的研究进展

唐子桀

西南大学心理学部，重庆

收稿日期：2026年9月28日；录用日期：2026年10月27日；发布日期：2026年11月5日

摘　要

脑电功率谱中的非周期成分描述了跨频率的背景变化。本文采用叙述性综述方法，梳理自然睡眠、睡眠剥夺及清醒期警觉表现的相关研究，并讨论非周期参数的生理解释与方法学限制。已有研究发现，非周期特征随睡眠阶段、REM亚状态和恢复睡眠进程变化；清醒期睡眠剥夺后的偏移量变化与主观警觉性有关，但其与客观行为表现的关系尚不明确。这些差异受到拟合频段、模型与记录条件的影响。兴奋－抑制平衡、膜与树突滤波以及神经活动的特征时间尺度，均可能参与形成背景谱，单一参数尚不能区分这些机制。单斜率模型适于描述近似线性的局部谱形，膝点模型则容许特征频率的存在，但拟合形式本身不构成生理机制的证明。今后需结合干预、多尺度记录和独立样本验证，检验非周期指标能否在传统脑电特征之外提供可靠的警觉性信息。

关键词

脑电，非周期活动，频谱参数化，睡眠，警觉性

A Review of Aperiodic EEG Activity in Relation to Changes in Sleep and Vigilance

Zijie Tang

Faculty of Psychology, Southwest University, Chongqing

Received: September 28, 2026; accepted: October 27, 2026; published: November 5, 2026

Abstract

The aperiodic component of the EEG power spectrum describes background variation across frequencies. This narrative review examines evidence from natural sleep, sleep deprivation, and

文章引用: 唐子桀(2026). 脑电非周期活动与睡眠及警觉性变化的研究进展. *心理学进展, 16(11),* 66-74.
DOI: 10.12677/ap.2026.1611526

waking vigilance, and discusses the physiological interpretation and methodological limitations of aperiodic parameters. Aperiodic features vary with sleep stages, REM substates, and the progression of recovery sleep. During wakefulness after sleep deprivation, offset changes have been associated with subjective alertness, whereas their relationship with objective performance remains unclear. These findings depend on frequency range, model specification, and recording conditions. Excitation-inhibition balance, membrane and dendritic filtering, and characteristic neural timescales may all contribute to background spectra; individual parameters cannot yet distinguish these mechanisms. Fixed models describe approximately linear spectral regions, whereas knee models allow characteristic frequencies, but neither model alone establishes a physiological mechanism. Intervention studies, multiscale recordings, and independent validation are needed to determine whether aperiodic measures provide reliable vigilance information beyond conventional EEG features.

Keywords

Electroencephalography, Aperiodic Activity, Spectral Parameterization, Sleep, Vigilance

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

睡眠不足对警觉性的影响并不总是表现为持续迟缓。受试者可能在一段时间内反应正常，随后出现明显的慢反应。Doran 等在持续注意任务中发现，随着睡眠剥夺延长，反应时间及其变异性均增加，支持睡眠不足会使行为表现趋于不稳定的观点(Doran et al., 2001)。这也使警觉性研究需要同时关注整体清醒程度和短时间内的反应波动。

脑电能够连续记录这种变化。以往研究多比较 δ、θ、α、β 等频段的功率，但频段总功率包含了振荡峰和非周期背景的共同贡献。即使振荡峰本身没有增强，背景谱的升高或倾斜也可能改变频段功率。Donoghue 等提出的频谱参数化方法可以分别估计这两类成分(Donoghue et al., 2020)，使研究者能够进一步判断观察到的差异来自何处。

睡眠分期、睡眠压力和清醒期警觉表现涉及相邻而不同的问题。分期研究比较大脑处于何种状态，睡眠剥夺研究关注既往清醒如何影响当前活动，行为任务则考察个体能否保持稳定反应。本文按这些测量情境组织相关文献，重点讨论非周期参数能够解释哪些变化，以及不同研究的结论为何不易直接比较。

1.1. 非周期成分及其主要参数

在功率谱中，周期成分通常表现为高于背景的局部峰，非周期成分则描述功率随频率变化的整体趋势。对近似满足幂律的频段，可写为 $P(f) \propto 1/f^{\chi}$，其中 χ 为非周期指数。频率与功率取对数后，背景谱近似呈直线，其斜率为$-\chi$。因此，正值指数增大与带符号斜率变得更负，都表示频谱变陡。阅读文献时需先核对作者使用的是指数还是斜率，避免将同一变化误判为相反结果(Donoghue et al., 2020; Wen & Liu, 2016)。

偏移量表示背景谱在对数功率轴上的位置。其升高可以表现为较宽频率范围内功率上移，但数值也受记录单位和参考方式影响。有些频谱存在弯折，单一直线难以拟合，此时需要考虑膝点模型。Ameen 等发现，固定模型和膝点模型中的指数可能描述不同的谱形特征(Ameen et al., 2025)。非周期参数因而应连

同模型一起解释；“非周期”本身也只是对信号形态的描述，不能据此认定该活动没有生理意义，或在所有频率上都具有相同的尺度关系。

1.2. 睡眠状态与警觉性结局

睡眠研究中的“警觉性”既可能指整体唤醒程度，也可能指持续注意表现；主观困倦则反映个体对自身状态的感受。精神运动警觉任务(PVT)通常通过反应时间、反应迟滞和反应时变异性评价行为表现。反应迟滞是超过预设阈值的慢反应，并不一定指完全漏答。本文分别整理状态分期、主观报告和行为任务结果，避免把不同结局视为同一种警觉性测量(Doran et al., 2001)。

2. 方法

2.1. 文献获取

本文为叙述性综述。通过网络检索查找 PubMed、PMC 及期刊出版平台上的文献记录、摘要和可获取全文，使用的关键词包括“aperiodic EEG”“spectral slope”“sleep”“sleep deprivation”和“vigilance”，并对主要方法论文及相关实证研究进行定向查阅。检索用于组织和比较已有发现，未执行系统综述所需的完整多数据库筛选流程。

2.2. 文献选取与证据整理

文献选取以正式发表的睡眠及警觉性实证研究为主，另结合频谱分析方法和生理机制论文，共引用 23 篇文献。整理时记录研究对象、测量状态、分析频段及主要结果，分别呈现睡眠分期、主观体验和行为任务结局。代表性研究见表 1。由于研究情境和分析方法不同，本文未对效应量进行合并。

Table 1. Overview of representative empirical studies
表 1. 代表性实证研究概述

研究	样本或记录情境	分析特征	主要发现
Lendner et al., 2020	四个独立数据集；头皮及颅内记录；睡眠与麻醉	30~45 Hz 谱斜率	30~45 Hz 谱斜率在清醒、NREM、REM 及麻醉状态之间存在差异。
Schneider et al., 2022	251 人，4~69 岁；整夜睡眠 EEG	频谱参数化；周期及非周期参数	参数具有阶段敏感性，同时受年龄、性别和脑区影响。
Bai et al., 2024	正常睡眠与睡眠剥夺后；清醒静息 EEG	非周期偏移量、指数及 α 峰参数	偏移量增大，与自评警觉下降相关；指数差异及偏移量与客观警觉表现的关联未达显著。
Horváth & Bódizs, 2025	35 小时睡眠剥夺后的恢复睡眠；可穿戴头带	2~48 Hz NREM 谱斜率	恢复睡眠中 NREM 谱斜率变陡，随后续睡眠周期逐渐变平。
Rosenblum et al., 2025	时相性与紧张性 REM 睡眠	2~30 Hz 和 30~48 Hz 范围的 IRASA 谱斜率	相较紧张性 REM，时相性 REM 在 2~30 Hz 范围斜率更陡，在 30~48 Hz 范围更平。
Ameen et al., 2025	106 例癫痫患者颅内记录；17 名健康者高密度 EEG	固定与膝点模型；时间分辨分析	可捕捉睡眠阶段及动态转换；模型适配与记录模态、睡眠阶段有关。

注：EEG：脑电；NREM：非快速眼动睡眠；REM：快速眼动睡眠；IRASA：不规则重采样自谱分析。表中条目为代表性研究，不构成系统综述纳入清单。

2.3. 频谱参数化与不规则重采样方法

频谱参数化使用背景函数与局部峰拟合观测功率谱，估计非周期指数、偏移量及振荡峰的中心频率、相对功率和带宽。单斜率模型用直线描述双对数坐标下的背景谱，膝点模型在此基础上容许谱形弯折。本文按各研究实际使用的模型和频段记录参数，不将不同定义的指数合并处理(Donoghue et al., 2020)。

不规则重采样自谱分析(IRASA)利用重采样对振荡峰与分形背景的不同影响估计背景谱。Wen 和 Liu 在模拟及电生理数据中检验了这一方法(Wen & Liu, 2016)。本文同时整理使用频谱参数化和 IRASA 的研究，并记录其背景分离方式。关于模型适配、频段选择与伪迹的解释问题，集中在第 4 节讨论。

3. 结果

本节按测量情境报告文献发现，包括自然睡眠、恢复睡眠、睡眠剥夺后清醒以及警觉性相关结局。六项代表性研究的记录条件、分析特征与主要结果见表 1。

3.1. 睡眠－觉醒状态的区分

Lendner 等分析四个独立数据集的头皮及颅内记录，发现 30~45 Hz 谱斜率在清醒、丙泊酚麻醉、非快速眼动睡眠(NREM)及快速眼动睡眠(REM)之间存在差异，并用于区分不同唤醒状态(Lendner et al., 2020)。

Schneider 等对 251 名 4~69 岁受试者的整夜睡眠资料进行频谱参数化，发现多项周期和非周期参数随睡眠阶段变化，同时存在年龄、性别及脑区相关差异(Schneider et al., 2022)。

Favaro 等纳入 160 名 2~17 岁参与者，报告非周期活动在清醒与睡眠之间存在差异，其空间分布及两种状态的分化程度随年龄变化(Favaro et al., 2023)。

3.2. 快速眼动睡眠的异质性

在 REM 亚状态研究中，Rosenblum 等分别分析时相性与紧张性 REM 的非周期活动(Rosenblum et al., 2025)。

该研究采用 IRASA，发现与紧张性 REM 相比，时相性 REM 在 2~30 Hz 范围内的谱斜率更陡，在 30~48 Hz 范围内更平坦(Rosenblum et al., 2025)。

Lendner 等结合动物与人类记录，报告 REM 相关非周期活动调节与整夜神经活动重新校准及记忆保持有关；该研究的行为结局为记忆表现(Lendner et al., 2023)。

3.3. 从离散分期到连续动态

Ameen 等在 106 例癫痫患者颅内记录和 17 名健康者高密度头皮脑电中进行时间分辨分析，发现非周期特征随睡眠阶段转换及睡眠事件发生而变化；固定模型与膝点模型的表现随记录模态和睡眠阶段而异(Ameen et al., 2025)。

Banluesombatkul 等利用多个公开数据集，比较谱斜率与优势比乘积(Odds Ratio Product, ORP)作为连续睡眠深度指标的表现。在部分跨数据集睡眠分期任务中，谱斜率的表现优于 ORP (Banluesombatkul et al., 2025)。

3.4. 睡眠压力与恢复睡眠

Horváth 和 Bódizs 考察 35 小时睡眠剥夺后的恢复睡眠，发现与基线相比，恢复期 NREM 中 2~48 Hz 谱斜率更陡，并随后续睡眠周期推进逐渐变平；所分析的脑电取自睡眠阶段(Horváth & Bódizs, 2025)。

3.5. 睡眠剥夺后的清醒脑电

Bai 等在清醒睁眼静息记录中发现，睡眠剥夺后非周期偏移量增大，显著差异主要位于后部枕区，整体非周期指数未检出显著变化。偏移量变化与自评警觉性下降相关，但与该研究考察的客观警觉表现未见显著关联(Bai et al., 2024)。

3.6. 清醒期注意与个体差异

Waschke 等报告谱指数随注意和感觉刺激统计特征变化，并呈现感觉模态相关差异(Waschke et al., 2021)。Voytek 等发现随年龄增加出现的谱变平，以及谱特征与工作记忆表现之间的关系(Voytek et al., 2015)。

Østergaard 等在人类和小鼠资料中发现非周期指数随警觉状态变化，对警觉状态是否加以控制会影响其组间比较结果(Østergaard et al., 2024)。Carpi 等在阿尔茨海默病相关轻度认知障碍患者及对照中观察到，两组从安静清醒进入浅睡眠时均出现非周期变化，组间非周期差异未达到显著水平(Carpi et al., 2026)。

4. 讨论

4.1. 不同测量情境下的结果如何比较

自然睡眠分期、恢复睡眠和剥夺后的清醒记录，回答的是不同问题。Bai 等主要观察到清醒期偏移量改变，Horváth 和 Bódizs 则报告恢复期 NREM 斜率变化(Bai et al., 2024; Horváth & Bódizs, 2025)。前者涉及睡眠不足后的清醒状态，后者涉及入睡后的恢复进程；将二者概括为“睡眠不足使指数升高”，会忽略参数及测量状态的差别。未达到显著水平的指数变化也不能直接解释为不存在效应，应结合估计误差与重复研究判断。

恢复睡眠中斜率随周期变平，与睡眠压力逐步消退的解释相容，但单凭这一时间趋势不能完全排除昼夜节律因素(Horváth & Bódizs, 2025)。研究需交代既往清醒时长、入睡时刻和记录时相。REM 亚状态在两个频段呈现相反的斜率差异，则表明“更陡”或“更平”仅对指定频段成立(Rosenblum et al., 2025)。此外，记忆保持、主观困倦和 PVT 表现是不同结局；记忆研究的发现不能替代持续警觉任务中的直接验证(Doran et al., 2001; Bai et al., 2024; Lendner et al., 2023)。

4.2. 非周期活动的潜在生物物理机制

兴奋–抑制平衡假说将背景谱与突触电流的相对贡献联系起来。Gao 等的模型利用兴奋性与抑制性突触动力学的差异，说明在特定条件下，相对贡献变化可引起谱斜率改变，并结合电生理资料检验预测(Gao et al., 2017)。这一解释的优势是提出了可干预的机制，而其适用性取决于突触时间常数、信号来源和拟合范围等假设。Salvatore 等发现部分增强抑制的操作符合指数增大的预测，但其他药理或选择性去抑制操作并不遵循同一关系(Salvatore et al., 2024)。因此，指数可作为候选间接指标，却不能换算为通用的 E/I 比值。

膜与树突的滤波提供了另一条机制路径。Pettersen 等基于线性电缆理论证明，即使不引入复杂的网络临界动力学，单个神经元的电缆性质与分布式电流输入也能形成高频幂律谱；不同测量还可呈现不同指数(Pettersen et al., 2014)。该模型给出了明确的生物物理推导，说明谱形不仅取决于输入强度，也取决于电流经细胞结构转换为观测信号的过程。其限制在于采用简化细胞和输入假设，不能直接说明头皮睡眠脑电中每一次斜率变化的来源。因而，观测到幂律本身既不证明 E/I 变化，也不足以证明系统处于临界状态。

神经活动的特征时间尺度则有助于理解谱中的弯折。较慢过程保留时间相关性的持续时间较长，其

频谱可在特征频率附近由相对平缓转向衰减。Lendner 等在人类睡眠颅内记录中发现多个随脑区和状态变化的谱膝点，提示单一时间尺度不足以概括全部背景活动(Lendner et al., 2024)。这一框架可以解释同一局部频段的斜率为何随膝点位置而变，但不能仅据膝点确定某一种受体、细胞或回路；其生理对应仍需要干预及跨尺度测量。

单斜率与膝点模型首先是不同的观测模型，并不分别对应唯一的生理过程。单斜率模型在所选频段内假设近似恒定的对数谱斜率，参数较少，适合无明显弯折的局部谱形；有限频段内拟合良好，却不等于整个信号不存在特征时间尺度。膝点模型通常写作 $\log10P(f) = b - \log10(k + f^{\chi})$，其中 b 为偏移参数、k 为膝点参数、χ 为高于膝点后的渐近指数。当 $k > 0$ 且 $\chi > 0$ 时，特征频率为 $f_k = k^{(1/\chi)}$，不能直接把 k 当成 Hz。对具有单一指数衰减自相关的理想过程，时间常数可与 $1/(2\pi f_k)$ 联系；将这一关系推广到复杂脑电，需要额外模型假设(Donoghue et al., 2020; Ameen et al., 2025; Lendner et al., 2024)。

膝点模型的长处在于容许特征频率与高频指数分别变化；代价是更多参数可能在频段不足或噪声较大时难以稳定识别。如果真实膝点移动，单斜率拟合可能把这种移动表现为指数改变；若拟合频段不包含弯折，膝点估计也可能缺少约束。Ameen 等发现模型表现依赖记录模态与阶段，因而不能预设膝点模型总是优于单斜率模型(Ameen et al., 2025)。突触动力学、细胞滤波和多种过程叠加也可能同时存在。当前更稳妥的解释是：这些参数描述了受多种机制共同影响的谱形，机制辨识应依靠选择性干预、原始频谱和时间域证据的相互印证。

4.3. 方法选择与证据可靠性

睡眠中的慢波、纺锤活动会使频谱出现较强或较宽的峰。Gerster 等指出，重叠峰、低频边界附近的振荡及高频噪声平台都可能使背景估计发生偏差(Gerster et al., 2022)。拟合优度可以帮助识别明显失配，却不能单独判断拟合出的成分是否具有预期生理意义。残差和原始频谱仍需要同时查看。

这类问题在比较睡眠状态时尤其明显。困倦程度变化可能伴随眼动和肌电变化，若伪迹处理不一致，参数差异中就会混入记录因素。研究报告需交代参考方式、分析窗长、拟合频段和各条件有效数据量。对于存在弯折的频谱，还应说明模型选择依据。Ameen 等对颅内和头皮数据的分析发现，膝点的表现随记录模态和睡眠阶段而异(Ameen et al., 2025)，提示统一参数设置之外仍需检查模型是否适合具体数据。

Kozhemiako 等的多队列研究复现了 30~45 Hz 谱斜率的睡眠状态差异，也发现肌电、心电污染和乳突参考方案会影响估计(Kozhemiako et al., 2022)。这里需要区分两种比较：同一个体由清醒进入睡眠时的变化，以及不同个体在同一状态下的差异。前者方向稳定，不足以证明后者同样可靠。例如，个体间记录条件不同，可能影响绝对斜率，却未必改变各自睡眠前后的变化方向。

头皮与颅内记录对信号来源的取样不同，患者资料中的局部机制不宜直接推广为健康人头皮指标。年龄、任务要求和感觉输入也可能改变非周期参数(Favaro et al., 2023; Waschke et al., 2021; Voytek et al., 2015)。分析时应区分同一个体的状态波动与不同个体之间的稳定差异；大量相邻片段并不能替代足够数量的独立受试者。更换合理频段、参考方式或分离算法后，应比较效应方向与估计范围，并报告失配和不稳定结果，不能仅依据显著性选择分析设置。

4.4. 行为预测中的额外信息

从现有证据看，非周期指标是否有应用价值，关键在于它能否解释传统指标尚未解释的部分。睡眠分期中的状态差异已经在不同研究中得到观察，清醒期行为关联却还不明确(Lendner et al., 2020; Bai et al., 2024)。后续研究可在相同训练与测试条件下比较传统频段指标、非周期指标和二者联合的模型，同时纳入既往睡眠及主观困倦信息。这样才能判断改善来自新指标本身，还是来自模型增加了可利用的特征。

验证方式需要对应实际用途。用于新个体的模型，应将完整受试者留作测试；用于跟踪同一个体未

来表现的模型，则应按时间顺序检验。相邻脑电片段往往共享个体和记录背景，随机拆分可能高估预测能力。若研究目标是事前预警，输入数据还必须早于行为结局。上述要求决定了预测结果能够推广到何种情境，仅有同一批数据中的相关或拟合效果还不够。

行为指标也不宜随结果随意更换。平均反应时间侧重整体速度，迟滞比例和反应时变异性则更关注偶发失误与稳定性(Doran et al., 2001)。研究可先确定主要结局，再报告补充分析。对连续反应时的预测，需要给出误差及其范围；对失误风险的分类，则需交代漏报和误报。尤其在失误比例较低时，总体准确率较高并不能说明模型识别到了真正需要关注的片段。

4.5. 睡眠评估与人群研究

对整夜睡眠分析而言，非周期参数的一个实际用途是减少冗余。Bódizs 等将谱斜率、截距与纺锤峰特征结合，以少量指标描述 NREM 脑电，并考察其年龄、性别及认知相关性(Bódizs et al., 2021)。这种概括便于解释背景和节律各自的贡献。不过，参数减少也意味着压缩了原始频谱信息，是否足以回答具体问题，仍取决于研究需要保留哪些睡眠特征。

疾病研究需要区分状态敏感性与疾病特异性。Carpi 等的小样本结果未检出显著组间非周期差异，但这一结果尚不足以排除较小效应(Carpi et al., 2026)。Østergaard 等的发现进一步说明，静息记录中的困倦或浅睡眠可能影响组间比较(Østergaard et al., 2024)。用于患者分层或疗效观察之前，应先识别记录中的警觉状态，并控制疾病、药物和年龄等背景差异。

4.6. 后续研究方向

目前更需要的是在同一批受试者中把脑电与行为对应起来。可在正常睡眠、睡眠不足和恢复后的相近时段重复记录，同时采集主观困倦与 PVT 表现，检验参数变化是否先于或伴随行为恶化。眼动、瞳孔等记录可以作为补充，但应检验它们带来的信息是否与脑电重叠。这样的设计比继续增加彼此分离的状态比较更接近警觉性研究的实际问题。

结果能否重复，还取决于分析过程是否充分报告。研究中应给出代表性原始频谱、拟合结果、剔除标准和有效数据量，并说明更换合理频段或模型后结论是否改变。对实际监测，还需检验设备更换、运动及环境噪声造成的影响。机制研究则需要通过干预和多尺度记录解释参数来源。二者的证据要求不同：能够预测行为的参数未必对应单一机制，具有生理解释的参数也未必适合个体预警。

5. 优势与局限性

本文按自然睡眠、剥夺后清醒和恢复睡眠分别整理证据，避免将不同记录情境下的指数、斜率与偏移量变化合并为一个方向一致的结论。对行为结局，则区分主观困倦、持续警觉和记忆表现，便于确定每项发现所能支持的论点。

本综述的限制首先来自文献获取方式。检索与选取采用叙述性方法，未进行穷尽性筛选和系统证据分级，可能遗漏相关研究。部分资料的可获取程度也不同，本文的比较主要限于能够核实的设计和结果，不能替代对全部原始数据的再分析。

上述研究在记录模态、分析频段、模型和样本构成上存在差异，限制了跨研究综合。本文未对单篇研究进行正式偏倚风险评分，也未估计合并效应，因此所提出的机制联系与研究建议属于基于现有文献的解释，不能视为已确立的因果结论。

6. 结论

非周期分析为睡眠脑电增加了背景谱这一观察维度。现有证据支持其对睡眠状态及恢复睡眠进程的

敏感性，但清醒期主观困倦与客观警觉表现尚不能由同一参数概括。非周期谱可能由突触动力学、膜与树突滤波及多种时间尺度共同塑造，指数和膝点均不宜直接等同于单一生理机制。应用时需明确记录条件与模型定义，并结合振荡及行为结果解释。非周期指标能否提高个体警觉下降的预测能力，仍需前瞻测量和独立样本验证。

参考文献

Ameen, M. S., Jacobs, J., Schabus, M., Hoedlmoser, K., & Donoghue, T. (2025). Temporally Resolved Analyses of Aperiodic Features Track Neural Dynamics during Sleep. *Communications Psychology, 3,* Article No. 160. https://doi.org/10.1038/s44271-025-00334-2

Bai, D., Hu, J., Jülich, S., & Lei, X. (2024). Impact of Sleep Deprivation on Aperiodic Activity: A Resting-State EEG Study. *Journal of Neurophysiology, 132,* 1577-1588. https://doi.org/10.1152/jn.00304.2024

Banluesombatkul, N., Mignot, E., & Wilaiprasitporn, T. (2025). Comprehensive Evaluation of Odds Ratio Product and Spectral Slope as Continuous Sleep Depth Measures: Advancing Sleep Staging and Clinical Applications. *Sleep, 48,* zsaf130. https://doi.org/10.1093/sleep/zsaf130

Bódizs, R., Szalárdy, O., Horváth, C., Ujma, P. P., Gombos, F., Simor, P. et al. (2021). A Set of Composite, Non-Redundant EEG Measures of NREM Sleep Based on the Power Law Scaling of the Fourier Spectrum. *Scientific Reports, 11,* Article No. 2041. https://doi.org/10.1038/s41598-021-81230-7

Carpi, M., Henao Isaza, V., Noce, G., Salamone, E. M., Del Percio, C., Lopez, S. et al. (2026). Periodic and Aperiodic Electroencephalographic Rhythms during Vigilance Transitions in Alzheimer's Disease Mild Cognitive Impairment. *Annals of the New York Academy of Sciences, 1555,* e70194. https://doi.org/10.1111/nyas.70194

Donoghue, T., Haller, M., Peterson, E. J., Varma, P., Sebastian, P., Gao, R. et al. (2020). Parameterizing Neural Power Spectra into Periodic and Aperiodic Components. *Nature Neuroscience, 23,* 1655-1665. https://doi.org/10.1038/s41593-020-00744-x

Doran, S. M., Van Dongen, H. P. A., & Dinges, D. F. (2001). Sustained Attention Performance during Sleep Deprivation: Evidence of State Instability. *Archives Italiennes de Biologie, 139,* 253-267. https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/11330205/

Favaro, J., Colombo, M. A., Mikulan, E., Sartori, S., Nosadini, M., Pelizza, M. F. et al. (2023). The Maturation of Aperiodic EEG Activity across Development Reveals a Progressive Differentiation of Wakefulness from Sleep. *NeuroImage, 277,* Article ID: 120264. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2023.120264

Gao, R., Peterson, E. J., & Voytek, B. (2017). Inferring Synaptic Excitation/Inhibition Balance from Field Potentials. *NeuroImage, 158,* 70-78. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2017.06.078

Gerster, M., Waterstraat, G., Litvak, V., Lehnertz, K., Schnitzler, A., Florin, E. et al. (2022). Separating Neural Oscillations from Aperiodic 1/f Activity: Challenges and Recommendations. *Neuroinformatics, 20,* 991-1012. https://doi.org/10.1007/s12021-022-09581-8

Horváth, C. G., & Bódizs, R. (2025). Effect of Sleep Deprivation on Fractal and Oscillatory Spectral Measures of the Sleep EEG: A Window on Basic Regulatory Processes. *NeuroImage, 314,* Article ID: 121260. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2025.121260

Kozhemiako, N., Mylonas, D., Pan, J. Q., Prerau, M. J., Redline, S., & Purcell, S. M. (2022). Sources of Variation in the Spectral Slope of the Sleep EEG. *eNeuro, 9,* ENEURO.0094-22.2022. https://doi.org/10.1523/eneuro.0094-22.2022

Lendner, J. D., Helfrich, R. F., Mander, B. A., Romundstad, L., Lin, J. J., Walker, M. P. et al. (2020). An Electrophysiological Marker of Arousal Level in Humans. *eLife, 9,* e55092. https://doi.org/10.7554/elife.55092

Lendner, J. D., Lin, J. J., Larsson, P. G., & Helfrich, R. F. (2024). Multiple Intrinsic Timescales Govern Distinct Brain States in Human Sleep. *The Journal of Neuroscience, 44,* e0171242024. https://doi.org/10.1523/jneurosci.0171-24.2024

Lendner, J. D., Niethard, N., Mander, B. A., van Schalkwijk, F. J., Schuh-Hofer, S., Schmidt, H. et al. (2023). Human REM Sleep Recalibrates Neural Activity in Support of Memory Formation. *Science Advances, 9,* eadj1895. https://doi.org/10.1126/sciadv.adj1895

Østergaard, F. G., Penninx, B. W. J. H., Das, N., Arango, C., van der Wee, N., Winter-van Rossum, I. et al. (2024). The Aperiodic Exponent of Neural Activity Varies with Vigilance State in Mice and Men. *PLOS ONE, 19,* e0301406. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0301406

Pettersen, K. H., Lindén, H., Tetzlaff, T., & Einevoll, G. T. (2014). Power Laws from Linear Neuronal Cable Theory: Power Spectral Densities of the Soma Potential, Soma Membrane Current and Single-Neuron Contribution to the EEG. *PLoS Computational Biology, 10,* e1003928. https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1003928

Rosenblum, Y., Bogdány, T., Nádasy, L. B., Chen, X., Kovács, I., Gombos, F. et al. (2025). Aperiodic Neural Activity

Distinguishes between Phasic and Tonic Rem Sleep. *Journal of Sleep Research, 34,* e14439. https://doi.org/10.1111/jsr.14439

Salvatore, S. V., Lambert, P. M., Benz, A., Rensing, N. R., Wong, M., Zorumski, C. F. et al. (2024). Periodic and Aperiodic Changes to Cortical EEG in Response to Pharmacological Manipulation. *Journal of Neurophysiology, 131,* 529-540. https://doi.org/10.1152/jn.00445.2023

Schneider, B., Szalárdy, O., Ujma, P. P., Simor, P., Gombos, F., Kovács, I. et al. (2022). Scale-Free and Oscillatory Spectral Measures of Sleep Stages in Humans. *Frontiers in Neuroinformatics, 16,* Article 989262. https://doi.org/10.3389/fninf.2022.989262

Voytek, B., Kramer, M. A., Case, J., Lepage, K. Q., Tempesta, Z. R., Knight, R. T. et al. (2015). Age-Related Changes in 1/*f* Neural Electrophysiological Noise. *The Journal of Neuroscience, 35,* 13257-13265. https://doi.org/10.1523/jneurosci.2332-14.2015

Waschke, L., Donoghue, T., Fiedler, L., Smith, S., Garrett, D. D., Voytek, B. et al. (2021). Modality-Specific Tracking of Attention and Sensory Statistics in the Human Electrophysiological Spectral Exponent. *eLife, 10,* e70068. https://doi.org/10.7554/elife.70068

Wen, H., & Liu, Z. (2016). Separating Fractal and Oscillatory Components in the Power Spectrum of Neurophysiological Signal. *Brain Topography, 29,* 13-26. https://doi.org/10.1007/s10548-015-0448-0