doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2024.10.010

基于脑电微状态特征的正常老年人大脑网络特性研究①

齐晓英②* 陈学莹** 史周晰** 独盟盟** 王 娜③*

(*延安大学医学院 延安 716000)

(**陕西科技大学数学与数据科学学院 西安 710021)

摘 要 采用脑电(EEG)微状态方法,分析了 94 名受试者静息闭眼 61 通道脑电数据。基于脑电微状态时间序列、微状态转移概率提出微状态变化率与微状态转移熵计算方法,用于评估大脑功能网络动态信息交流特性及其复杂程度。结果显示,2 组均得到 *A*、*B*、*C*、*D* 这 4 种经典微状态,相较于青年人,老年人微状态 *A*、*B* 特征及两者之间的转移概率均增加,而微状态 *C*、*D* 特征和微状态变化率以及微状态转移熵均降低。利用线性回归分析发现,脑电微状态特征与大脑内不同节律波能量相关,预示了正常老年人大脑动态特性发生改变,脑网络动态信息交流减弱,可能与老年人大脑内高频信号增加有关。

关键词 脑电(EEG)微状态; 老年人; 大脑动态特性; 微状态变化率; 微状态转移熵

人口老龄化已然成为世界人口结构的重要特征,且人口老龄化问题已引起了其他社会问题[1]。研究发现人脑结构与功能网络随年龄增加经历了发展、成熟及衰退[2]。针对老年人大脑网络有 2 种假设:(1)去分化机制,脑内部分皮层连接受损[3]。皮层连接包括结构连接与功能连接,同时结构连接对功能连接具有一定的限制作用。结构连接较为稳定,而功能连接处于动态变化中[4-7],构成了大脑神经网络动态特性;(2)补偿机制,部分脑区活动被激活的概率增加,形成新的脑区连接,以补偿减弱的功能连接[8]。大脑内神经活动处于动态变化中(即使是休息状态),不同脑区的神经活动信息交流形成动态的大脑功能网络,可以帮助人们快速准确地对外界刺激做出反应[9-10]。研究老年人大脑网络动态特性,一方面可以为去分化机制中皮层连接受损提供生物学理论依据,另一方面可以挖掘补偿机制中哪些脑区活动被频繁激活,从而形成新的功能网络。

老年人认知功能障碍与其大脑神经活动异常相关[11]。随着年龄增长,不同脑区神经活动变化并不相似,例如与任务相关的部分脑区神经活动降低,而与任务无关的脑区神经活动呈现非线性增加趋势[12-13]。利用神经影像技术发现,受年龄影响的脑区主要涉及与情感、认知及记忆能力等相关脑区,如前扣带回皮层、前额默认网络、凸显网络、注意网络、运动网络、感觉皮层[2,14-19]。脑电(electroencephalograph, EEG)具有较高的时间分辨率,被广泛应用于大脑神经电活动时空特性研究[20]。1987 年,Lehmann 等人[21]发现,静息态头皮脑电信号拓扑图并不是随时间随机变化,而是一种拓扑图在短时间内(80 ~ 120 ms)保持相对稳定,之后快速转化为另一种拓扑图,他们将相对稳定状态称之为脑电微状态,又被称为“思维原子”,能够解释 70% 以上的数据[22],且与不同的静息态功能网络相关,例如微状态 *A* 主要与双侧颞上、颞中部位神经活动相关,主要涉及听觉网络;微状态 *B* 主要与双侧视觉皮层神经活动相关,涉及视觉网络;微状态 *C* 与背侧前扣带回皮层、额上、中回和脑岛神经活动相关,主要涉及凸显网络,参与大脑注意力、工作记忆及高阶认知控

① 国家自然科学基金(12102240)资助项目。

② 女,1990 年生,博士,讲师;研究方向:脑网络;E-mail: qxy@yau.edu.cn。

③ 通信作者,E-mail: wangna0327@hotmail.com。

(收稿日期:2024-03-05)

制功能;微状态 *D* 主要涉及注意力网络,同时还参与注意力转换和重新定位[19,23]。目前,老年人脑电微状态研究发现,60 岁以上老年人脑电微状态活动以 *A*、*B* 为主, *C*、*D* 特征减弱[23-25],证实了老年人脑区神经活动动态特性已发生改变,且主要集中在听视觉网络中,而对于一些高级功能网络则减弱。而老年人大脑神经活动动态特性改变对不同脑区信息动态交流以及网络动态变化等是否产生影响尚未研究。为了填补这一空缺,本文基于脑电微状态方法结合熵分析,研究正常老年人的大脑网络动态特性,及大脑网络动态变化的复杂性,为老年人大脑动态特性研究提供一定的研究基础,同时也为一些老年疾病提供新的研究思路。基于此本文提出以下假设:(1)老年人微状态特征发生改变,高级功能网络神经活动减弱;(2)大脑网络动态信息交流减弱,可能主要集中在特定网络交流中,降低了大脑网络复杂性;(3)老年人异常大脑网络特性可能与大脑神经活动相关。

1 材料和方法

1.1 受试者信息

本文数据主要采用了公开数据库 Leipzig Study for Mind-Body-Emotion Interaction[26] 中 54 名 25 ~ 30 岁青年人(其中女性 20 名)与 40 名 60 ~ 70 岁正常老年人(其中女性 23 名),共 94 名受试者。由于文献[26]提供的年龄信息是范围值,并不是真实值,所以平均年龄与标准差无法提供。实验共需 16 min,记录 8 min 闭眼数据和 8 min 睁眼数据(交叉进行),以闭眼为开始进行数据采集,通道数为 61 通道(见图 1)。

1.2 数据预处理

为得到较为干净的脑电数据,本文对原始头皮脑电数据进行了预处理。首先进行 250 Hz 重采样,然后进行 1 ~ 45 Hz 滤波,去掉一些低频和高频伪迹信号,肉眼检查异常通道。基于独立成分分析(independent component analysis, ICA)方法去除眼电、肌电等其他生理信号。含有大量伪迹的坏通道则通过插值算法进行插值,如利用该通道周围通道数据

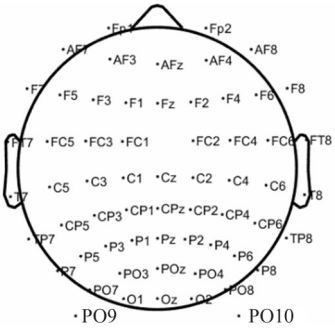


图 1 61 通道分布

对该通道进行重新插值,若坏通道数量超过通道总数的一半,则删除该受试者数据,不加入后续分析。最后将参考电极设置为平均参考,选取数据较为干净、连续的 90 s 数据进行后续分析。以上预处理方法主要基于 Matalb 软件及 EEGLAB 平台完成。

1.3 分析方法

1.3.1 脑电微状态

如图 2 所示,脑电微状态分析主要分为 4 个步骤。

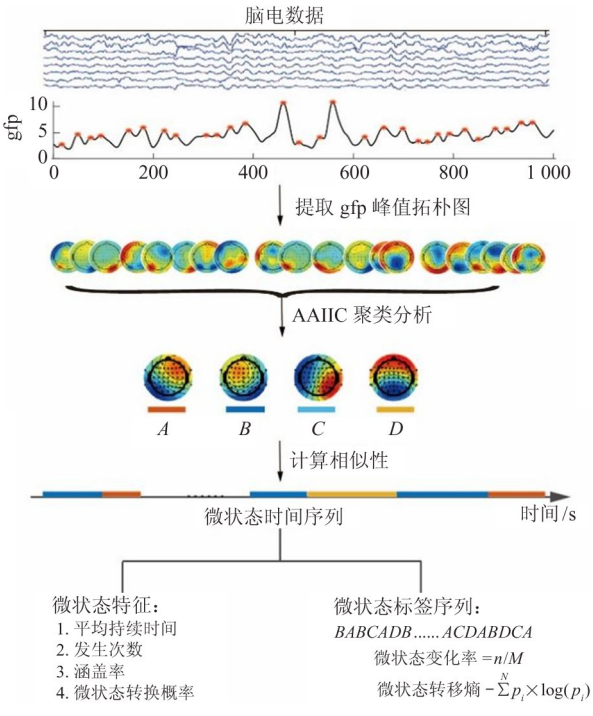


图 2 脑电微状态分析及微状态变化率、微状态转移熵

(1)计算 gfp (global field power)。对每个时间点数据计算标准差得到 gfp 时间序列。一般认为 gfp 峰值处数据具有较高的信噪比。

$$gfp(t) = \sqrt{\sum_{i=1}^{N}(u_i - \bar{u})/N} \quad (1)$$

其中，$gfp(t)$ 是 t 时刻 gfp，N 代表通道数量，u_i 为 t 时刻通道 i 的数值，$\bar{u}$ 表示 t 时刻所有通道均值。

(2)聚类。通过基于层次聚类算法(atomize and agglomerate hierarchical clustering，AAHC)将 gfp 峰值处脑电拓扑图进行归类，最终得到有限个脑电微状态拓扑图，称之为拓扑图模板。

(3)back-fitting。将每个时间点处的拓扑图归类于与之相似性最高的拓扑图模板，得到微状态时间序列。

(4)微状态时域特征。微状态时域特征一般包括以下几项。

1)平均持续时间：微状态类别持续时间的平均值，反映了与之相关的大脑神经元集群活动稳定性。

$$duration = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} times(i) \quad (2)$$

其中，N 为某种微状态出现的次数，$times$ 为该微状态第 i 次出现时持续时间长度。若平均持续时间变短则预示神经信息交流过程过早终止，导致相应信息缺失。

2)出现次数：在采集时间范围内，微状态类别每秒钟出现的次数，反映了与之相关的神经元集群被激活概率。

$$occurrence = \frac{M}{T} \quad (3)$$

其中，M 为某微状态类别出现总次数；T 为时间长度，单位为 s。

3)涵盖比：某微状态类别出现的时间总和占总采集时间长度的比例，反映了在该时间段中占主导地位的微状态类别。

$$contribution = \frac{time}{T} \quad (4)$$

其中，$time$ 为微状态类别持续时间总和。

4)转换概率：一种微状态转化为另一种微状态的概率，反应了不同脑区神经元活动之间的相互作用。微状态 i 转化为微状态 j 的概率为微状态 i 出现之后接着出现微状态 j 的次数与微状态 i 出现次数的比例。

$$transfer(i, j) = \frac{m_{ij}}{M_i} \quad (5)$$

其中，m_{ij} 为微状态 i 转化为微状态 j 的次数，M_i 为微状态 i 出现的次数。

1.3.2 微状态变化率及微状态转移熵

脑网络动态变化可以通过网络变化率来估计。目前基于滑动窗口方法使用较多，但最优滑动窗口长度难以确定，其太长或太短均影响结果[27]。微状态时间序列可以反映功能网络动态信息变化[28]，本文为了避免参数选择，采用了微状态时间序列计算大脑网络动态变化率，称之为微状态变化率。具体步骤是从微状态时间序列中提取出微状态标签序列，计算其变化率：

$$variability = n/M \quad (6)$$

其中，n 为采集过程中微状态转换次数，即微状态标签序列长度减 1；M 为微状态时间序列长度。为探索大脑网络动态信息交流的复杂程度，本文对微状态转换概率计算香农熵，称之为微状态转移熵，计算公式如下：

$$entropy = -\sum_{i}^{N} p_i \times \log(p_i) \quad (7)$$

式中，N 为转换次数，本文中得到 4 种微状态，即 N 为 12；p_i 为第 i 个微状态转移概率。

熵值越大说明微状态转移越趋近于随机，不易被估计，反之则趋近于规则，容易预测。

1.3.3 脑电节律波能量

本文采用脑电节律波能量分析正常老年人大脑神经活动变化。本文主要分为 5 种节律波：delta(δ，1 ~ 4 Hz)、theta(θ，4 ~ 8 Hz)、alpha(α，8 ~ 13 Hz)、beta(β，13 ~ 25 Hz)、gamma(γ，25 ~ 45 Hz)。脑电节律能量计算主要采用了 Matlab 中 pwelch 函数。

1.3.4 统计学分析

本文中青年人与老年人微状态持续时间、频率和覆盖率等结果采用 Matlab 软件中 one-way ANOVA 方差进行差异分析，设置检验水准 $p = 0.05$，指标以均数 ± 标准差表示。微状态分析主要采用 EEGLAB 工具箱，并结合脚本计算。采用线性回归方法，分析微状态时域特征、微状态变化率及微状态转移熵与不同节律波能量之间的关系。

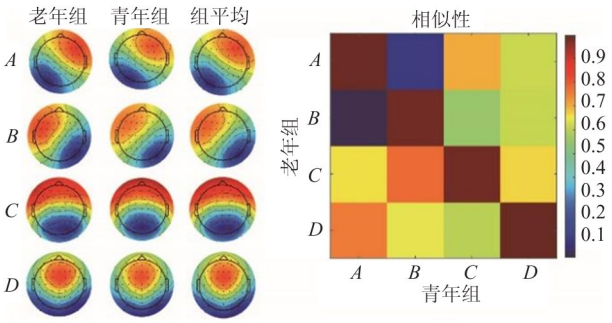
2 实验结果

2.1 脑电微状态结果

两组均得到 4 种微状态拓扑图(图 3(a))，A ~

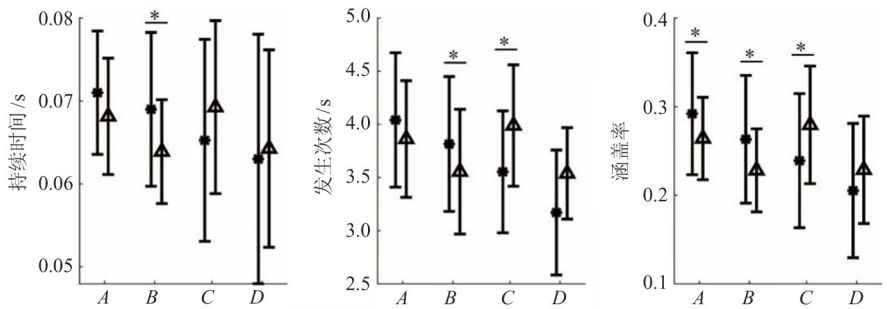
D,全局解释率分别为 75.51 ± 7.03%,77.50 ± 6.89%,且 2 组对应微状态之间相似性均在 90% 以上(图3(b)),将2组合并得到组平均微状态拓扑图,整体解释率为 76.59%。

相较于青年组,老年组微状态 A、B 特征增加,C、D 则降低,其中微状态 A 涵盖比、微状态 B 特征均显著增加,微状态 C 平均出现次数及涵盖比显著降低,微状态 D 涵盖比显著降低(持续时间(老年人 vs 青年人):B:0.069 0 ± 0.010 0 vs 0.063 9 ± 0.008 0;发生次数(老年人 vs 青年人):B:3.82 ± 0.82vs 3.56 ± 0.87;C:3.55 ± 0.93vs3.99 ± 0.95;D:3.20 ± 0.51vs3.52 ± 0.23;涵盖比(老年人 vs 青年人):A:0.29 ± 0.08 vs 0.26 ± 0.06;B:0.26 ± 0.08vs 0.22 ± 0.04;C:0.24 ± 0.08 vs 0.28 ± 0.07;p < 0.05,图 4(a))。微状态转移概率结果中,老年人脑

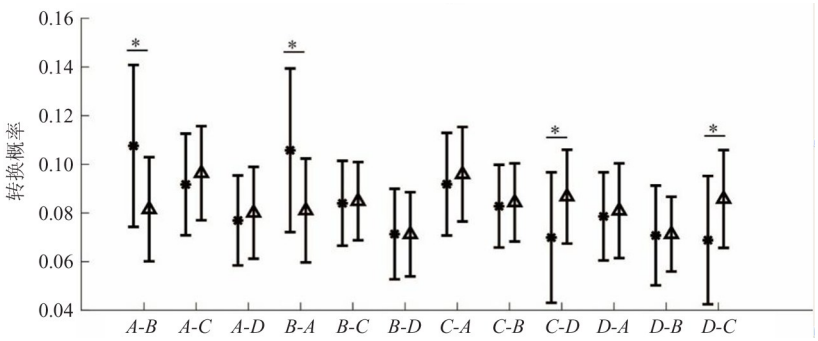


(a) 2 组微状态拓扑图及组平均微状态拓扑图　　(b) 2 组微状态拓扑图相似性结果

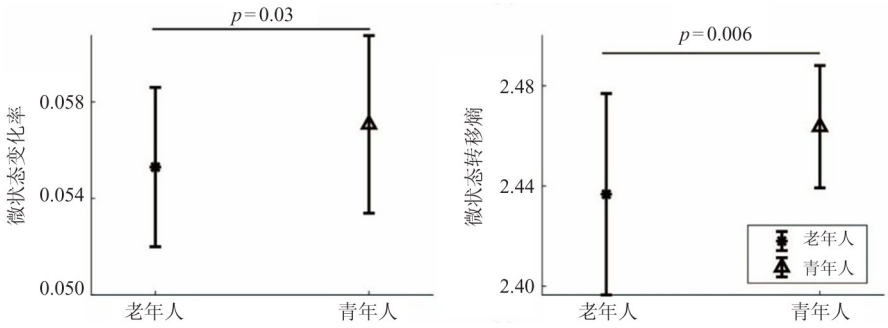
图 3　微状态拓扑图及其相似性



(a) 微状态特征结果



(b) 微状态转移概率



(c) 微状态变化率与微状态转移熵结果

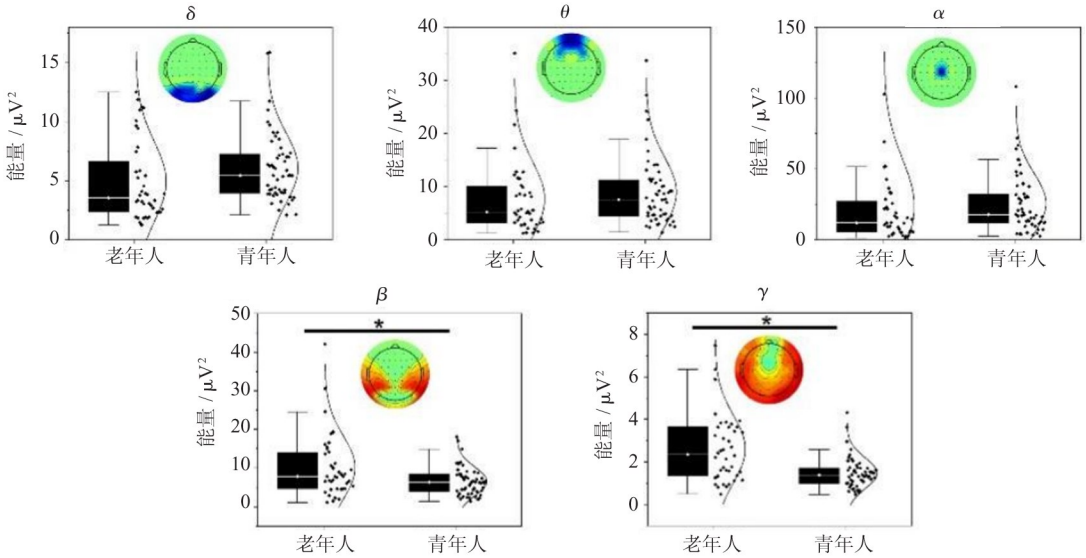
(* 表示 p < 0.05)

图 4　微状态特征、转移概率、变化率及转移熵结果

电微状态转移主要集中在 A、B 之间，而 C 与 D 之间减少（$A \rightarrow B$（老年人 vs 青年人）：0.108 ± 0.035vs 0.082 ± 0.025；$B \rightarrow A$：0.106 ± 0.034vs0.081 ± 0.026，$p < 0.05$）；$C \rightarrow D$：0.069 ± 0.031vs0.087 ± 0.021；$D \rightarrow C$：0.068 ± 0.029vs0.085 ± 0.022，$p < 0.05$，图 4(b)），其余微状态之间转移概率无显著差异。老年人大脑微状态变化率及微状态转移熵均显著低于青年人（微状态变化率（老年人 vs 青年人）：0.055 ± 0.009vs0.057 ± 0.011；微状态转移熵：2.43 ± 0.86vs2.46 ± 0.55，$p < 0.05$，图 4(c)）。微状态特征结果证实了老年人大脑动态特性已发生改变，其中微状态 A 与 B 活动占据主导位置，同时两者之间相互转换概率较高。这些变化可能导致老年人微状态变化率与大脑神经动态信息交流异常，大脑网络动态变化复杂程度降低。

2.2　脑电节律波能量

相较于青年人，老年人低频活动能量有所降低（例如 δ、θ 与 α），但无显著差异（$p > 0.05$，图 5），其中 δ 节律主要集中在枕区，θ 节律集中在前额，而 α 则集中在中央。高频活动能量显著增加（β 能量（老年人 vs 青年人）：10.16 ± 3.52vs6.58 ± 1.87；γ 能量：2.61 ± 0.89vs1.47 ± 0.35，$p < 0.05$），且 β 能量增加主要集中在颞区及颞顶区，γ 能量除了部分额区，剩余脑区均显著增加。



（脑电图蓝色表示老年人低于青年人，红色表示老年人高于青年人，* 表示 $p < 0.05$）

图 5　两组 5 种脑电节律波能量结果

2.3　微状态特征与能量相关性分析

本文采用线性回归分析，探索大脑动态特性是否与大脑神经活动相关（见表 1）。脑电微状态 A、B 特征与低频活动能量呈现显著负相关，与高频活动能量呈现正相关；而微状态 C 与 D 则恰好相反，与高频能量呈现负相关，与低频能量呈现正相关。微状态变化率与 5 种节律波均呈现负相关，而微状态转移熵则与低频成正相关，与高频成负相关，但两者均无显著性。

3　讨　论

本文基于脑电微状态、微状态变化率及微状态转移熵 3 种方法探究正常老年人大脑网络动态特性，同时解析大脑网络动态特性与脑电节律波之间的关系。通过分析 40 名正常老年人与 54 名青年人 8 min 61 通道静息闭眼脑电数据发现，老年人大脑神经活动中微状态 A 与 B 频繁被激活，且微状态 A 与 B 之间转移概率也较高；而微状态 C 与 D 活动及两者之间的转换均减弱；老年人微状态变化率及微状态转移熵均降低。线性回归分析发现，老年人大脑网络动态特性异常可能与脑内不同节律波活动改变相关。

脑电微状态与静息态功能网络相关，研究发现 4 种经典微状态分别与听觉、视觉、凸显及注意网络

表 1　微状态特性与脑电节律波能量相关性结果

	δ	θ	α	β	γ
持续时间					
B	−0.27	−0.08	0.02	−0.03	0.22
发生次数					
B	−0.23	−0.51 *	−0.56 *	−0.07	0.07
C	0.04	0.00	−0.12	−0.08	−0.44 *
D	0.14	0.13	0.13	−0.28 *	−0.25
涵盖比					
A	−0.10	−0.40 *	−0.40 *	0.01	0.33 *
B	−0.23	−0.37 *	−0.36 *	−0.03	0.07
C	0.11	0.27 *	0.15	0.09	−0.23
转换概率					
$A \rightarrow B$	−0.17	−0.36 *	−0.35 *	0.08	0.27 *
$B \rightarrow A$	−0.15	−0.36 *	−0.37 *	0.04	0.28 *
$C \rightarrow D$	0.18	0.41 *	0.38 *	−0.01	−0.24 *
$D \rightarrow C$	0.15	0.36 *	0.35 *	−0.03	−0.23 *

注: * 表示 $p<0.05$。

相关[29]。本文中得到的 4 种微状态拓扑图与前人研究相似[24-25],相对于青年人,老年人微状态 A 与 B 特征及两者之间的转移概率均增加,而微状态 C、D 减少,证实了老年人大脑中处理感觉信息相关的功能网络连接增加,而与高阶信息处理相关的功能网络及注意网络连接减弱。导致该异常的原因可能是老年人大脑中高阶认知控制网络中灰质体积变少,影响了脑区连接,从而不能有效解析神经信息,引发记忆及认知能力衰退[23]。

大脑神经信息交流的时空动态特性使人们能够快速地对外、内部信息进行加工解释,并做出相应反应[30-31],从而适应快速变化的内、外部环境[32]。大脑神经活动能够在毫秒级别进行动态信息交流,不同脑网络之间转换率与认知灵活性、行为等相关[33]。本文基于微状态时间序列发现老年人大脑微状态变化率及复杂性均降低,预示了老年人大脑网络转化能力降低,网络之间信息交流能力下降,可以解释部分老年人认知灵活性减退原因[33-34]。

大脑神经动态特性还与大脑节律振荡活动相关[15]。脑电微状态分析中滤波范围包含了 α 所有频段,故微状态拓扑图及特征主要由 α 振荡决定,且在静息闭眼状态下 α 活动占据重要位置[21]。随后发现脑电微状态不仅与 α 波段有关,还与其他波段相关[35]。本文中发现老年人大脑内脑电节律与微状态特征具有不同的相关性,与文献[36]部分结果相似,表明高频能量增加可能是导致老年人大脑神经网络动态特性异常的原因之一。以上结果表明老年人大脑动态特性发生改变,网络动态信息交流能力及其复杂性降低,可能导致正常老年人认知减退及诱发一些神经疾病。

4　结　论

本文基于脑电微状态结合熵分析研究了老年人大脑网络动态特性。相对于青年人,老年人大脑中与感觉信息加工相关的听、视觉网络被频繁激活,而与认知、注意力等相关的功能网络活动减少。功能网络变化率及其复杂性均降低,可能导致老年人认知灵活性受损,且大脑网络动态特性变化与老年人脑内节律波振荡变化有关,为揭示老年人大脑功能网络动态机制提供一定的研究基础,同时也为一些老年疾病提供新的预测与治疗指标。

本文局限性在于受试选择量较少、年龄跨度范围较窄,仅分析了静息闭眼状态,并未对认知任务进行分析。下一步工作将利用大量的样本验证实验结果的普遍性及稳定性,纳入更多年龄段人群,研究不同年龄段对大脑网络动态特性影响。

参考文献

[1] 姜德波,赵伟强. 老龄化速度对中国经济增长的影响——经济要素投入视角的分析[J]. 经济研究参考,2023(8):63-80.

[2] ABELLANEDA-PÉREZ K, VAQUÉ-ALCÁZAR L, VIDAL-PIÑEIRO D, et al. Age-related differences in default-mode network connectivity in response to intermittent theta-burst stimulation and its relationships with maintained cognition and brain integrity in healthy aging [J]. NeuroImage, 2018,188:794-806.

[3] PAULEY C, KARLSSON A, SANDER M C. Early visual cortices reveal interrelated item and category representations in aging [J]. eNeuro, 2024,11(3).

[4] BETZEL R F, CUTTS S A, TANNER J, et al. Hierarchical organization of spontaneous co-fluctuations in densely

sampled individuals using fMRI [J]. Network Neuroscience, 2023,7(3):926-49.

[5] XU M, LI X, TENG T, et al. Reconfiguration of structural and functional connectivity coupling in patient subgroups with adolescent depression [J]. JAMA Network Open, 2024,7(3):e241933.

[6] CIPRIANO L, MININO R, LIPAROTI M, et al. Flexibility of brain dynamics is increased and predicts clinical impairment in relapsing-remitting but not in secondary progressive multiple sclerosis [J]. Brain Communications, 2024,6(2):112.

[7] MATKOVIČ A, ANTICEVIC A, MURRAY J D, et al. Static and dynamic fMRI-derived functional connectomes represent largely similar information[J]. Network Neuroscience, 2023,7(4):1266-301.

[8] APA Z, GILSOUL J, DIDEBERG V, et al. Association between executive functions and COMT Val108/158Met polymorphism among healthy younger and older adults: a preliminary study [J]. PLoS One, 2024, 19 (5): e0303343.

[9] ADHIKARI M H, BELLOY M E, VAN DER LINDEN A, et al. Resting-state co-activation patterns as promising candidates for prediction of Alzheimer's disease in aged mice [J]. Frontiers in Neural Circuits, 2020, 14: 612529.

[10] RODRIGUEZ R X, NOBLE S, CAMP C C, et al. Connectome caricatures: removing large-amplitude co-activation patterns in resting-state fMRI emphasizes individual differences[EB/OL]. [2024-03-03]. https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38645002/.

[11] ARCHER J A, LEE A, QIU A, et al. Working memory, age and education: a lifespan fMRI study[J]. PloS One, 2018,13(3):e0194878.

[12] XIFRA-PORXAS A, NISO G, LARIVIèRE S, et al. Older adults exhibit a more pronounced modulation of beta oscillations when performing sustained and dynamic handgrips[J]. NeuroImage, 2019,201:116037.

[13] GETZMANN S, REISER J E, GAJEWSKI P D, et al. Cognitive aging at work and in daily life: a narrative review on challenges due to age-related changes in central cognitive functions[J]. Frontiers in Psychology, 2023, 14:1232344.

[14] GRAVES A J, DANOFF J S, KIM M, et al. Accelerated epigenetic age is associated with whole-brain functional connectivity and impaired cognitive performance in older adults[J]. Scientific Reports, 2024,14(1):9646.

[15] PLUTE T J, SPENCER D D, ALKAWADRI R. Age-dependent vestibular cingulate-cerebral network underlying gravitational perception: a cross-sectional multimodal study[J]. Brain Informatics, 2022,9(1):30.

[16] DU Y, GUO Y, CALHOUN V D. Aging brain shows joint declines in brain within-network connectivity and between-network connectivity: a large-sample study (N > 6 000)[J]. Frontiers in Aging Neuroscience, 2023,15: 1159054.

[17] CHEN Y, WANG W, ZHAO X, et al. Age-related decline in the variation of dynamic functional connectivity: a resting state analysis [J]. Frontiers in Aging Neuroscience, 2017,9:203.

[18] CALHOUN V D, DE LACY N. Ten Key observations on the analysis of resting-state functional MR imaging data using independent component analysis[J]. Neuroimaging Clinics of North America, 2017,27(4):561-79.

[19] XIANG J, XUE J, GUO H, et al. Graph-based network analysis of resting-state fMRI: test-retest reliability of binarized and weighted networks [J]. Brain Imaging and Behavior, 2020,14(5):1361-72.

[20] KNYAZEV G G. Motivation, emotion, and their inhibitory control mirrored in brain oscillations[J]. Neuroscience and Biobehavioral Reviews, 2007,31(3):377-95.

[21] LEHMANN D, OZAKI H, PAL I. EEG alpha map series: brain micro-states by space-oriented adaptive segmentation[J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1987,67(3):271-88.

[22] MICHEL C M, KOENIG T. EEG microstates as a tool for studying the temporal dynamics of whole-brain neuronal networks: a review [J]. NeuroImage, 2018, 180: 577-593.

[23] JABÉS A, KLENCKLEN G, RUGGERI P, et al. Resting-state EEG microstates parallel age-related differences in allocentric spatial working memory performance [J]. Brain Topography, 2021,34(4):442-60.

[24] ZANESCO A P, KING B G, SKWARA A C, et al. Within and between-person correlates of the temporal dynamics of resting EEG microstates[J]. NeuroImage, 2020,211: 116631.

[25] TOMESCU M I, RIHS T A, ROCHAS V, et al. From swing to cane: sex differences of EEG resting-state tempo-

ral patterns during maturation and aging[J]. Developmental Cognitive Neuroscience, 2018,31:58-66.

[26] BABAYAN A, ERBEY M, KUMRAL D, et al. A mind-brain-body dataset of MRI, EEG, cognition, emotion, and peripheral physiology in young and old adults[J]. Scientific Data, 2019,6:180308.

[27] WASCHKE L, KLOOSTERMAN N A, OBLESER J, et al. Behavior needs neural variability[J]. Neuron, 2021,109(5):751-66.

[28] RAJKUMAR R, RÉGIO BRAMBILLA C, VESELINOVIĆ T, et al. Excitatory-inhibitory balance within EEG microstates and resting-state fMRI networks: assessed via simultaneous trimodal PET-MR-EEG imaging[J]. Translational Psychiatry, 2021,11(1):60.

[29] ABREU R, JORGE J, LEAL A, et al. EEG Microstates predict concurrent fMRI dynamic functional connectivity states[J]. Brain Topography, 2021,34(1):41-55.

[30] ROLLS E T, CHENG W, FENG J. Brain dynamics: the temporal variability of connectivity, and differences in schizophrenia and ADHD[J]. Translational Psychiatry, 2021,11(1):70.

[31] LI R, MAYSELESS N, BALTERS S, et al. Dynamic inter-brain synchrony in real-life inter-personal cooperation: a functional near-infrared spectroscopy hyperscanning study[J]. NeuroImage, 2021,238:118263.

[32] KABBARA A, PABAN V, HASSAN M. The dynamic modular fingerprints of the human brain at rest[J]. NeuroImage, 2021,227:117674.

[33] KUPIS L, GOODMAN Z T, KORNFELD S, et al. Brain dynamics underlying cognitive flexibility across the lifespan[J]. Cerebral Cortex, 2021,31(11):5263-74.

[34] SPRENG R N, TURNER G R. The shifting architecture of cognition and brain function in older adulthood[J]. 2019.

[35] CROCE P, QUERCIA A, COSTA S, et al. EEG microstates associated with intra- and inter-subject alpha variability[J]. Scientific Reports, 2020,10(1):2469.

[36] SHOU G, YUAN H, CHA Y H, et al. Age-related changes of whole-brain dynamics in spontaneous neuronal coactivations[J]. Scientific Reports, 2022,12(1):12140.

The characteristic of brain dynamics in normal elderly based on EEG microstate characteristics

QI Xiaoying*, CHEN Xueying**, SHI Zhouxi**, DU Mengmeng**, WANG Na*

(*School of Medicine, Yan'an University, Yan'an 716000)

(**School of Mathematics and Data Science, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021)

Abstract

The electroencephalograph (EEG) microstate method is used to analyze the 94 participants underwent 61-channel recording with eyes-closed. To assess the dynamics and complexity of information interaction among brain function networks, microstate variability and microstate transfer entropy methods are proposed based on microstate time series and transition probabilities, respectively. The results reveal that the classic four microstates A, B, C, D are obtained in both groups. Compared with the young, the features of microstate A, B and transition probabilities between them are increased, while microstate C, D characteristics, microstate variability and microstate transfer entropy are decreased. Additionally, it is found that the EEG microstate results are correlated with EEG band power through linear regression analysis. The study suggests that the characteristics of brain dynamics in the elderly have changed, with a decline in the dynamic feature of information interaction, possibly linked to increased high frequency signals.

Key words: electroencephalograph (EEG) microstate, elderly, brain dynamic characteristic, microstate variability, microstate transfer entrop