

基于微状态及非线性特征的重复性亚脑震荡研究

张一帆,李响,周慧,田敏,高军峰*

(中南民族大学 a. 生物医学工程学院; b. 认知科学国家民委重点实验室, 武汉 430074)

摘要 为了研究重复性亚脑震荡(Repetitive Subconcussion, RS)患者的脑网络时空变异性及转换复杂性,对25名跳伞运动员和25名健康对照的微状态参数以及微状态转换序列的Lempel-Ziv复杂度、样本熵、排列熵进行分析。研究发现RS患者的微状态B的覆盖率显著升高、微状态D的覆盖率显著降低、微状态C和微状态D的相互转换概率显著降低,微状态转换序列的Lempel-Ziv复杂度、样本熵、排列熵显著升高。使用微状态参数和非线性特征参数作为特征集,结合特征重要性排序与特征选择,分类准确率、敏感性、特异性最高都能达到80%以上,表明以上特征向量可以作为识别RS人群较好的生物标志物。

关键词 重复性亚脑震荡;脑电图;微状态分析;微状态转换序列;非线性动力学

中图分类号 TP391 文献标志码 A 文章编号 1672-4321(2026)01-0060-09

doi:10.20056/j.cnki.ZNMDZK.20250822

Research on Repetitive Subconcussion based on microstates and nonlinear characteristics

ZHANG Yifan, LI Xiang, ZHOU Hui, TIAN Min, GAO Junfeng*

(South-Central Minzu University, a. School of Biomedical Engineering; b. Key Laboratory of Cognitive Science of State Ethnic Affairs Commission, Wuhan 430074, China)

Abstract To investigate the spatiotemporal variability and transition complexity of brain networks in patients with Repetitive Subconcussion (RS), the microstate parameters and Lempel-Ziv complexity, sample entropy, and permutation entropy of the microstate transition sequences of 25 parachutists and 25 healthy controls were analyzed. The results showed that the coverage rate of microstate B in RS patients was significantly increased, the coverage rate of microstate D was significantly decreased, and the transition probability between microstates C and D was significantly reduced. The Lempel-Ziv complexity, sample entropy, and permutation entropy of the microstate transition sequences were significantly increased. Using microstate parameters and nonlinear feature parameters as the feature set, combined with feature importance ranking and feature selection, the highest classification accuracy, sensitivity, and specificity could all reach over 80%, indicating that the above feature vectors can be used as good biomarkers for identifying the RS population.

Keywords Repetitive Subconcussions; electroencephalogram; microstate analysis; microstate transition sequences; nonlinear dynamics

重复性亚脑震荡(Repetitive Subconcussion, RS)是指头部在一定时期内反复受到轻微撞击或者未受撞击但长期暴露于较高加速度的环境下产生的脑损伤。RS造成的损伤短时间内未达到脑震荡的

临床诊断标准,累积起来仍然会对大脑产生不良影响^[1]。神经影像学研究表明,RS不会在短时间内引发可观测的临床症状,但长时间的累计会改变白质的微观结构^[2]。SLOLEY等人在动物模型实验研究

收稿日期 2025-04-11

*通信作者 高军峰(1973-),男,教授,研究方向:脑认知与信号处理,E-mail:junfengmst@163.com

基金项目 国家自然科学基金资助项目(81601586);中南民族大学中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(CZZ24015, PTZ25008, CZZ25009)

证实了这一观点,高频率轻微头部撞击可能导致慢性的突触适应性改变,造成大脑功能的持久性变化^[3]。RS的危害也不容忽视,随着重复性亚脑震荡次数的累积,患者的认知能力会随之下降^[4],RS也是神经退行性疾病——慢性创伤性脑病(Chronic Traumatic Encephalopathy, CTE)风险因素之一^[5]。

由于RS症状的滞后性,常用的脑震荡检测工具、心理学量表以及传统影像学检测方法难以在临床症状产生前发现RS的显著异常^[6-8]。相比于这些方法,脑电图(Electroencephalogram, EEG)可以基于神经元电活动的异常表征辨别出RS早期人群^[9-10]。在各种EEG分析方法中,微状态分析是一种比较流行的算法,其能够呈现大脑的时空动态性,更为精细地捕捉脑活动特征,提供时间分辨率更高的信息。

已有大量研究基于EEG微状态对疾病进行分析,例如精神分裂症、抑郁症以及强迫症等。KIM等发现精神分裂症患者微状态D的持续时间和覆盖率显著降低,将微状态时间参数特征和传统EEG特征结合获得了76.85%的分类准确率^[11]。TAIT等对阿尔兹海默症(Alzheimer's disease, AD)的微状态转换序列进行Lempel-Ziv复杂度(LZC)计算,发现AD患者的LZC出现显著降低,证明其微状态转换更慢且更不复杂^[12]。ZHAO等发现抑郁症组微状态B、微状态C和微状态D的持续时间和微状态B的发生频率和覆盖率显著增加,微状态A和微状态C的发生频率和覆盖率显著降低,微状态转换序列的样本熵和LZC出现异常,并使用微状态时间参数和微状态序列非线性动力学参数作为特征,实现了90.9%的分类准确率^[13]。REN等发现强迫症患者微状态转换序列的样本熵、LZC显著升高以及Hurst指数的显著降低^[14]。这些研究结果共同提示,EEG微状态可以揭示不同精神及神经类疾病独特的大脑电活动模式,而且微状态序列的变化并非无序,存在着复杂的时间相关性与自相似结构。将微状态序列与非线性特征相结合,可以从一个新的角度揭示患者的大脑异常。

目前未见到对于长期暴露于RS人群的静息态EEG微状态分析以及微状态转换序列的非线性特征相关研究,此类人群是否表现出异常变化尚不清楚。因此,本研究的目标是结合微状态分析和其转换序列的非线性动力学分析探讨长期暴露于RS的人群的脑网络时空变异性与动态重组复杂性变化。

1 实验部分

1.1 被试信息

跳伞运动作为典型的非接触式运动,在跳伞临近着陆的减速过程以及常规模拟跳台训练中,加速度突变产生的力会通过身体轴线间接传递至大脑^[15],一项统计显示,在跳伞活动中闭合性脑损伤是跳伞者的第三大疾病^[16]。跳伞运动员存在很高的RS风险,可作为RS相关研究的理想被试。一项流行病学研究发现大多数创伤性脑损伤患者为18至65岁的成年男性^[17],而18至23岁的成年人群发生轻度创伤性脑损伤的风险最高^[18]。根据上述年龄分布特征,本研究重点关注18至25岁的男性被试,招募了25名武汉地区的跳伞运动员大学生和25名高校的健康大学生参与本次实验。健康组对照组(Healthy Control, HC)受试者均无神经系统疾病或精神疾病病史,在实验前12小时内未摄入任何酒精和药物。RS组满足以下入组标准:(1)完成至少70次的实际跳伞训练;(2)参与模拟平台跳跃训练次数不少于3000次;(3)无中重度脑震荡病史、头部手术史、颅内器质性疾病或其他可能导致神经功能改变的疾病。HC组在人口统计学特征和神经健康状况上与RS组匹配。两组被试的统计学特征如表所示,受试者统计学特征都满足正态性以及方差齐性,且均未表现出显著差异,如表1所示。

1.2 数据采集及预处理

本次实验EEG数据通过脑电信号放大器(ANT Neuro Inc., Hengelo, The Netherlands)由带有Ag/AgCl电极的64通道弹性帽转换和记录0.1~100 Hz的数据,采样率为1000 Hz,电极的分布基于国际10-

表1 受试者统计学特征

Tab. 1 Statistical characteristics of the subject

变量	HC组(n=25)	RS组(n=25)	P值
年龄,岁(均值±标准差)	21.12±0.26	22.68±0.33	0.22
教育年限(年)	13.88±0.19	13.60±0.20	0.33
身体质量指数BMI	22.69±0.31	22.20±0.28	0.25
跳伞次数,中位数(范围)	—	86(63 - 122)	—
模拟训练次数,中位数(范围)	—	4500(3000-4500)	—

20 系统,其中 CPz 为参考电极,AFz 为接地电极。测量之前,被试需要清洁头皮,清除油脂与污垢以降低测量时的阻抗。佩戴电极帽时确保帽子方向佩戴正确并保证电极帽紧密包裹头部。测量期间,每个电极的阻抗保持在 10 kΩ 以下,在静息状态下记录 5 分钟的闭眼 EEG 数据。

本研究使用基于 MATLAB(2024b, MathWorks Inc., MA, USA) 的开源 EEGLAB 工具箱进行预处理。预处理流程如图所示,具体步骤如下:(1)加载数据:导入原始 EEG 信号,基于国际 10-20 系统进行电极定位;(2)处理坏导与坏段:基于绝对阈值法去除超过 ±100 μV 坏段,然后目视检查删除坏导并插值修复;(3)滤波:采用 1-30 Hz 带通滤波器进行滤波,去除了高频噪声、低频漂移以及工频信号;(4)去除伪迹:基于独立成分分析,去除眼电、心电和肌电等伪迹成分;(5)重参考:微状态分析需要计算全局场功率(Global Field Power, GFP),故选择全脑平均参考。

1.3 微状态分析

1.3.1 微状态与脑网络的关系

脑网络是神经科学领域的核心概念,指大脑中不同皮质区域通过结构或功能联系整合形成的动态网络模式。TARAILIS 等指出,静息态 EEG 的微

状态与一系列静息态脑网络(Resting State Network, RSN)有显著关联^[19],另一研究指出每个 RSN 具有相对特异性的电生理特征都与一个微状态到多个微状态的组合有关^[20]。TARAILIS 等认为,微状态 A 主要与听觉网络相关,部分研究表明与警觉性网络相关;微状态 B 主要与视觉网络相关,还与认知功能相关;微状态 C 的激活区域与默认模式网络、“自我反思”子网络和显著性网络重叠,与处理个人重要信息、自我反思和自我参照的内部思维相关;微状态 D 与高级认知功能网络:背侧注意网络和额顶控制网络相关,主导执行控制和注意力重定向。

1.3.2 微状态聚类

大量研究表明,四类微状态在静息态 EEG 中可被一致观察到,且能够解释数据全局方差的 65%~84%^[21]。因此,本文采用 EEGLAB 工具箱中的 Microstatelab 插件对预处理后的 50 名被试的 5 分钟数据进行微状态计算,选择这四种标准微状态类别进行聚类,以便在不同研究之间进行比较。微状态聚类流程如图 1 所示,具体步骤如下:

第一步,个体水平的 EEG 地形图聚类。对每个被试计算 EEG 数据的全局场功率(Global Field Power, GFP)曲线。GFP 定义了每个采样点处所有电极的标准差,其计算公式如下:

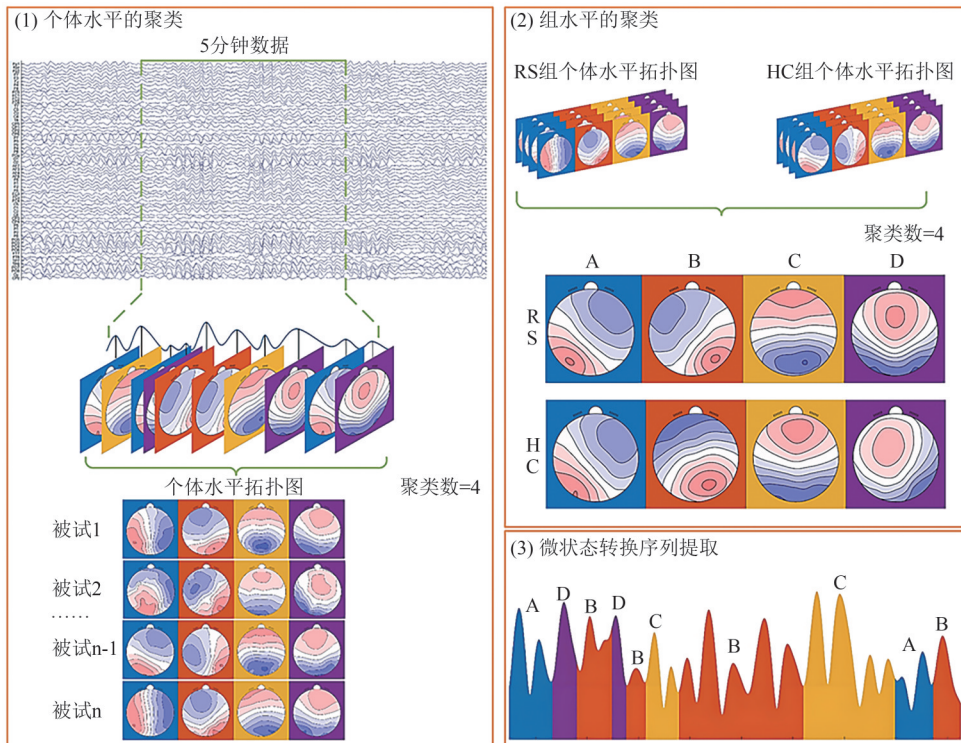


图 1 微状态聚类流程图

Fig. 1 Microstate clustering flowchart

$$GFP(t) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (u_i^2)}{n}}, \quad (1)$$

式(1)中*i*表示电极序号,*n*表示电极数量,*u_i*表示电极*i*相对于参考电极的幅值。因GFP极大值点对应脑电最强电位时刻,信号质量佳,故仅选该点EEG地形图,用*k*-means算法聚类,选择不同起始条件重复聚类20次,得到4类个体微状态模版。

第二步,组水平的EEG地形图聚类,继续使用*k*-means算法随机抽样选取两组所有个体的4类微状态作为组模版,基于组模版与个体模版的空间相关性和全局解释方差 Global Explained Variance, GEV)指标,通过更换组模版进行反复迭代,直至相关性和GEV值达到峰值并稳定。GEV的定义如下:

$$GEV = \frac{\sum_{t=1}^T [GFP(t) \cdot \text{Corr}(V(t), M_n)]^2}{\sum_{t=1}^T [GFP(t)]^2}, \quad (2)$$

其中,*GFP(t)*是单个脑电地形图在时间点*t*处的全局场功率;*Corr(V(t), M_n)*是单个脑电地形图在时间点*t*处和模版地形图*n*之间的空间相关性;*T*是脑电EEG时间点的总长度。

第三步,微状态转换序列提取。将组微状态模版和每个个体GFP极值点脑电地形图拟合。拟合时用20 ms时间平滑算法剔除短暂状态,非峰值时刻数据按最近邻准则,分配到最相似的GFP峰值微状态标签,并用交叉验证确保结果可靠。在拟合完成后,可以将连续的电生理活动划分为由一系列微状态组成的时间序列——微状态转换序列。该序列通过展示不同空间模式的交替出现,揭示了大脑的功能网络动态重组。根据微状态转换序列,还可以得到一系列的时间参数:持续时间、发生频率、覆盖率、平均振幅、转换概率。

1.3.3 微状态转换序列的处理

微状态转换序列的变化模式蕴含着大脑皮层特定激活模式的动态规律,本研究使用非线性动力学参数量化这种交互复杂性。将所有被试的微状态转换序列按以下步骤处理:(1)去除序列中无法被四类微状态标识的子序列(用0表示);(2)将微状态A、微状态B、微状态C和微状态D分别用1、2、3和4表示;(3)去除连续重复的微状态,用一种微状态代替。例如,原始序列为000AAA0BBCD0DDA,经过处理后变为12341。最后,取所有个体中最短的序列长度,保证个体间序列长度一致,本研究序列长度*n*=1999。后续非线性动力学分析基于此序列集。

1.4 非线性动力学分析

LZC是一种基于信息论的序列复杂度指标,量化序列的可压缩性,用于量化序列中非重复子模式的数量,若序列可通过少量重复子串压缩表示,则LZC值低,复杂度低;反之,若包含大量独特子串,则LZC值高,复杂度高。本研究使用TAIT等人改进的LZC算法应用于微状态转换序列^[12],此算法可应用于多值符号转换序列,可用于四类微状态组成的时间序列。

样本熵(Sample Entropy, SampEn)通过计算长度为*m*的模版在序列中重复出现的概率来衡量序列的不规则性,对数据长度和噪声更鲁棒。样本熵值越高,微状态序列越复杂,反之则越简单。SampEn有嵌入维度*m*和相似容限*r*两个参数,根据MURPHY等人的研究,当*m*取1和2时,微状态转换序列与随机序列的SampEn没有区别,当*m*≥3时,微状态转换序列与随机序列的SampEn开始区分开^[22]。故本文*m*取3-10,*r*取0.1,个体的SampEn为不同*m*取值结果的平均值。

排列熵(Permutation Entropy, PermEn)是一种基于符号动力学的复杂度分析方法,通过计算时间序列中相邻值的排列模式的概率分布熵来量化序列排列模式的多样性。其核心思想是将连续时间序列映射为符号序列的排列组合,若序列中存在重复的排列模式,则PermEn值低,复杂度低;反之,若排列模式丰富且随机,则PermEn值高,复杂度高。PermEn有嵌入维度*m*和延迟时间*τ*两个参数,*m*为模版序列长度,*τ*为嵌入向量中相邻元素的间隔。在计算PermEn时,建议序列长度*T*远大于*m!*,*m*取值通常为3到7^[23-24]。本研究*T*=1999,综合考虑*m*取值对结果的影响以及实际计算可行性,*m*取值范围为3到6,个体的PermEn为不同*m*取值结果的平均值,*τ*取1,即计算序列中的全部元素。

1.5 统计

使用Shapiro-Wilk检验以及Levene检验对数据进行正态分析和方差齐性分析,对符合要求的数据进行独立样本*t*检验,不符合的使用Mann-Whitney U检验(Wilcoxon秩和检验)。显著性水平设置为*p*<0.05,对同一类指标的*p*值进行Bonferroni校正。

2 结果

2.1 微状态分析统计结果

HC组和RS组得到如图2所示两组微状态聚类

结果,微状态的时间参数和转移概率数据分布由小提琴图给出,如图3、图4所示,统计结果如表2、表3所示。符合正态分布和方差齐性的指标,进行独立样本T检验,并注明T值。其他参数都接受Mann-Whitney U检验,T值部分用短横填充。经Bonferroni校正后,RS患者的微状态B覆盖率($p=0.0327$)显著增加以及微状态D的覆盖率($p=0.0372$)显著降低;微状态C到D($p=0.0164$)和微状态D到C($p=0.0082$)的转换概率存在显著降低;其余参数没有显著差异。

2.2 非线性动力学分析统计结果

微状态转换序列非线性动力学分析结果见表4,符合正态分布和方差齐性的指标,进行独立样本T检验,并注明T值。其他参数都接受Mann-Whitney U检验,T值部分用短横填充。经过Bonferroni

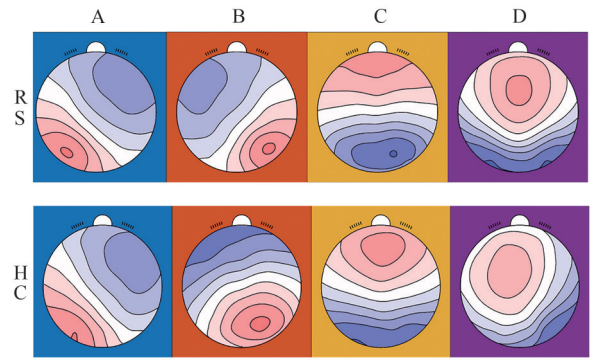


图2 两组微状态聚类结果

Fig. 2 The results of the two sets of microstate clustering

校正后, LZC ($p=0.0091$)、SampEn ($p=0.0005$)、PermEn ($p=0.0006$)在两组之间存在显著差异,这三个统计量在RS组均显著大于HC组,表明RS患者的微状态序列复杂度更高,脑网络转换更快。

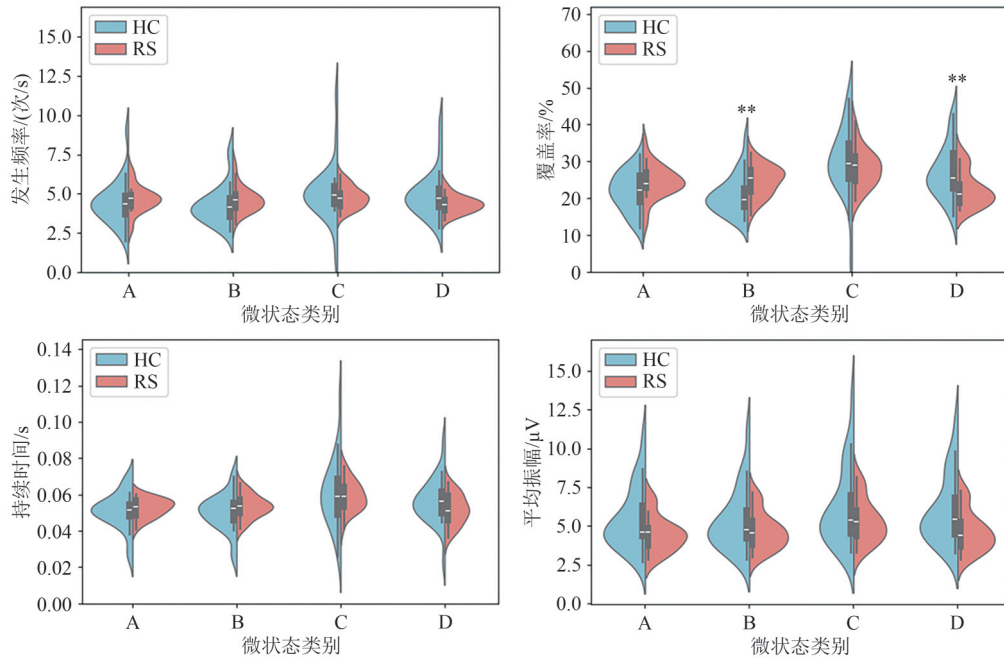


图3 微状态时间参数小提琴图

Fig. 3 Violin plot of microstate time parameters

2.3 分类结果

将微状态时间参数和非线性动力学参数组合作为特征集,采用十折交叉验证方法划分训练集和验证集。先使用随机森林算法进行特征重要性排序,按照重要性从高到低的顺序,采用前向搜索方法逐个将特征引入到3个分类器中:支持向量机(SVM)、XGBoost(Extreme Gradient Boosting)和K邻近算法(KNN),用于对HC和RS患者进行分类。使用准确性(Accuracy, ACC)、敏感性(Sensitivity, SEN)、特异性(Specificity, SPE)、ROC曲线下面积(Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve,

AUC),综合评价模型的性能。经过特征排序,如表5所示,三种分类器都使用了较少的特征维数达到较好的分类效果,其中特征维数为9个时,SVM的分类性能最好,准确率达到84%,AUC值达到0.85。基于随机森林的特征重要性排名前9名是:PermEn、微状态D到C的转移概率、SampEn、微状态C到D的转移概率、LZC、微状态B的覆盖率、微状态D的覆盖率、微状态A到B的转移概率、微状态A的覆盖率,具有统计学差异的特征,在分类过程中起到关键作用。

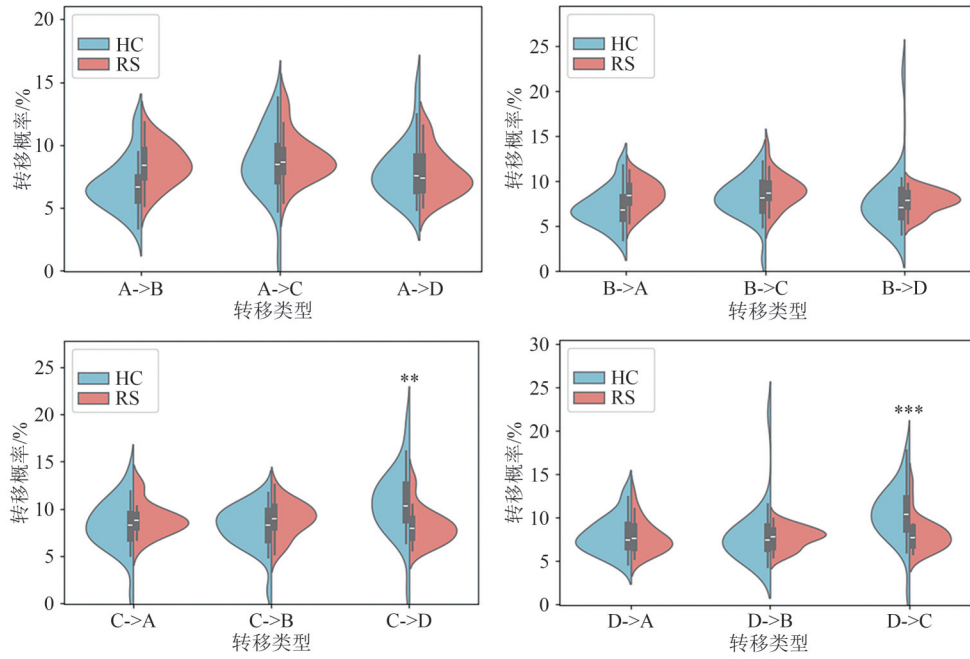


图 4 微状态转移概率小提琴图

Fig. 4 Violin plot of micro state transition probabilities

表 2 微状态时间参数(平均值±标准差)

Tab. 2 Microstate time parameter (mean ± SD)

参数	微状态	HC	RS	T值	校正后P值
持续时间(s)	A	0.0510 ± 0.0102	0.0527 ± 0.0052	-0.7375	1
	B	0.0503 ± 0.0103	0.0536 ± 0.0064	-1.3750	0.7020
	C	0.0607 ± 0.0187	0.0594 ± 0.0085	—	1
	D	0.0566 ± 0.0124	0.0518 ± 0.0084	1.5786	0.4839
发生频率(次/s)	A	4.4257 ± 1.3871	4.6602 ± 0.8638	—	0.6496
	B	4.2967 ± 1.2545	4.6470 ± 0.8379	—	0.2970
	C	5.0625 ± 1.8785	4.7833 ± 0.6993	—	1
	D	4.9490 ± 1.4606	4.3352 ± 0.5566	—	0.2970
覆盖率(%)	A	21.8546 ± 5.3293	24.4842 ± 4.5435	-1.8773	0.2661
	B	20.9921 ± 5.3497	24.7428 ± 4.1952	-2.7584	0.0327
	C	29.9589 ± 9.6564	28.2959 ± 5.3159	0.7543	1
	D	27.1944 ± 7.2285	22.4771 ± 4.7334	—	0.0372
平均振幅(μV)	A	5.4493 ± 1.9637	4.5127 ± 1.1407	—	0.6496
	B	5.4064 ± 1.9890	4.7054 ± 1.1857	—	1
	C	6.2204 ± 2.5142	5.3458 ± 1.3954	—	1
	D	6.0230 ± 2.1851	4.6622 ± 1.2851	—	0.0500

表 3 微状态转移概率(平均值±标准差)

Tab. 3 Microstate transition probability (mean ± SD)

状态转换	HC (%)	RS (%)	T值	校正后P值
A->B	6.9140 ± 2.0866	8.4656 ± 1.6302	-2.9299	0.0621
A->C	8.5399 ± 2.7464	8.9837 ± 1.8610	-0.6688	1
A->D	8.0211 ± 2.2914	7.7283 ± 1.7772	—	1
B->A	7.1285 ± 2.1416	8.4580 ± 1.6010	-2.4859	0.1974
B->C	8.0887 ± 2.2966	8.9376 ± 1.8283	-1.4458	1
B->D	7.7550 ± 3.4644	7.7429 ± 1.2119	—	1
C->A	8.3260 ± 2.6716	8.8982 ± 1.7055	-0.9026	1
C->B	8.1261 ± 2.2495	8.9369 ± 1.8083	-1.4047	1
C->D	10.6608 ± 3.5138	8.1884 ± 1.8829	—	0.0164
D->A	8.0199 ± 2.1565	7.8212 ± 1.8695	—	1
D->B	7.9345 ± 3.4184	7.7364 ± 1.2268	—	1
D->C	10.4855 ± 3.2890	8.1028 ± 1.9112	—	0.0082

表 4 微状态序列的非线性动力学分析结果

Tab. 4 Nonlinear kinetic analysis of microstate sequences

参数	HC	RS	T值	校正后 P值
LZC	288.76±16.17	298.60±6.17	—	0.0091
SampEn	0.93±0.11	1.05±0.08	-4.1561	0.0005
PermEn	7.33±0.23	7.53±0.11	—	0.0006

表 5 分类结果

Tab. 5 The results of the classification

分类器	ACC	SEN	SPE	AUC	最佳特征维数
SVM	0.84	0.86	0.81	0.85	9
XGBoost	0.8	0.75	0.85	0.78	8
KNN	0.8	0.88	0.68	0.78	5

3 讨论

本文首次结合微状态分析和非线性特征分析对同龄男性跳伞运动员(RS组)和健康大学生(HC组)的64通道静息态EEG数据进行研究。实验结果表明,与HC组相比,RS组呈现了显著不同的微状态模式以及非线性特征。这些实验结果填补了长期暴露于RS的人群脑网络时空变异性与复杂性变化机制的空白。此外,使用组合特征集的机器学习模型表现出较好的分类效能,结合特征重要性排序说明这些具有显著差异的特征组合是识别RS人群的有效生物标志物。

对于微状态分析结果,可结合脑网络理论解释如下^[19]:相比于HC组,RS组微状态D的覆盖率下降指示背侧注意网络和额顶控制网络的激活受到阻碍。一项研究发现,微状态D的覆盖率与脑网络同步能力呈负相关,以及微状态B的参数变化可能代表一种维持大脑功能并与其他大脑区域交换信息的代偿机制^[25]。本研究中微状态B的覆盖率上升可能表明跳伞运动员的视觉功能网络及其他局部网络的激活呈现代偿性增强。微状态C和微状态D之间的相互转换概率下降反映默认模式网络与背侧注意网络的交互能力下降,提示跳伞运动员的大脑在静息态下的网络灵活性已受冲击累积效应影响。RS组的脑网络时空变异性表明长期暴露于RS的跳伞运动员的大脑皮层可能发生了微观结构损伤^[2-3],且这种结构性损伤早于临床症状的出现。此外,跳伞运动员的大脑皮层可能存在一种局部脑网络代偿核心损伤的脑网络模式。

目前尚未见到基于非线性特征的RS相关研究,且相比于非线性特征在其他神经系统疾病或精神疾病的单一应用^[11-13],本研究首次联合LZC、

SampEn、PermEn量化RS人群微状态转换序列的复杂性,研究覆盖了序列可压缩性、不规则性和排列模式多样性。RS组微状态转换序列的LZC、SampEn、PermEn升高,表明其脑网络交互速度更快,复杂性更高。然而,FU等使用SampEn对RS患者的EEG进行分析,发现额叶区域的 β 频段EEG复杂性降低^[26]。这看起来与本研究结果相反,实际上EEG复杂性与微状态转换序列的复杂性不同,前者降低可能表示EEG信号趋于规则化,主要是频率成分简单化,后者升高反映全脑功能网络的动态重组能力增强。本研究中RS组的复杂性升高可能也与跳伞运动员的大脑皮层的微观结构损伤有关,并且支持了与微状态D相关的脑网络同步能力升高以及与微状态B相关的代偿机制。这些结果表明跳伞运动员的大脑网络在信息传递过程受损,需要更高的动态重组能力,或者是其他相关皮层区域的代偿性激活。

MURUGESAN等人使用静息态MRI网络特征对接触性运动期间的亚脑震荡进行机器学习研究,稳健分类准确率达到78%^[27]。GOSWAMI等人使用扩散张量成像(DTI)指标对有脑震荡病史的退役职业运动员进行机器学习分类研究,使用RBF核的SVM分类器拥有最佳分类效果,准确率达到83%^[28]。本研究将微状态时间参数和微状态转移序列的非线性特征参数作为特征集,为RS人群的诊断分类提供了新的视角。通过特征排序与特征选择,分类准确率最高可达到84%,AUC值达到0.85,说明组合特征可以较好的区分HC和RS患者。基于随机森林的特征重要性排序结果表明,具有统计学差异的微状态参数和非线性动力学参数是区分两组的重要特征,可成为识别RS患者的生物标志物。

本研究还有一些其他局限性:(1)本研究样本量较小可能导致统计效力受限,尤其在非线性动力学参数和机器学习分类结果中,需更大样本验证结论的稳定性;(2)所有受试者均为18-25岁男性大学生,性别和年龄范围的单一性可能导致结果无法推广至女性群体或其他年龄段人群,未来研究应纳入更多样化的样本,涵盖不同性别、年龄和职业群体;(3)RS组以跳伞运动员的训练次数和强度作为亚脑震荡暴露指标,但实际亚脑震荡的发生频率、强度及累积效应难以精确量化,可能引入测量偏倚。未来可结合头盔加速度计实时监测头部撞击参数,提高暴露评估的准确性。

参 考 文 献

- [1] BAILES J E, PETRAGLIA A L, OMALU B I, et al. Role of subconcussion in repetitive mild traumatic brain injury[J]. *Journal of Neurosurgery*, 2013, 119(5): 1235-1245.
- [2] BAHRAMI N, SHARMA D, ROSENTHAL S, et al. Subconcussive head impact exposure and white matter tract changes over a single season of youth football[J]. *Radiology*, 2016, 281(3): 919-926.
- [3] SLOLEY S S, MAIN B S, WINSTON C N, et al. High-frequency head impact causes chronic synaptic adaptation and long-term cognitive impairment in mice [J]. *Nature Communications*, 2021, 12: 2613.
- [4] MAINWARING L, FERDINAND PENNOCK K M, MYLABATHULA S, et al. Subconcussive head impacts in sport: A systematic review of the evidence[J]. *International Journal of Psychophysiology*, 2018, 132: 39-54.
- [5] HUBER B R, ALOSCO M L, STEIN T D, et al. Potential long-term consequences of concussive and subconcussive injury [J]. *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America*, 2016, 27(2): 503-511.
- [6] CONLEY A C, COOPER P S, KARAYANIDIS F, et al. Resting state electroencephalography and sports-related concussion: A systematic review[J]. *Journal of Neurotrauma*, 2019, 36(1): 1-13.
- [7] BANG S A, SONG Y S, MOON B S, et al. Neuropsychological, metabolic, and GABAA receptor studies in subjects with repetitive traumatic brain injury [J]. *Journal of Neurotrauma*, 2016, 33(11): 1005-1014.
- [8] SOLAR K G, VENTRESCA M, ZAMYADI R, et al. Repetitive subconcussion results in disrupted neural activity independent of concussion history Open Access [J]. *Brain Communications*, 2024, 6(5): fcae348.
- [9] 张浩然,周阳,王铄辰,等.事件相关电位评估重复性亚脑震荡后认知损害的研究进展[J].*中国临床神经外科杂志*, 2024, 29(12): 742-746.
- [10] 邬树凯.重复轻型创伤性颅脑损伤影响伤者工作记忆功能的神经电生理机制及微状态特征研究[D].广州:南方医科大学,2022.
- [11] KIM K, DUC N T, CHOI M, et al. EEG microstate features for schizophrenia classification [J]. *PLoS One*, 2021, 16(5): e0251842.
- [12] TAIT L, TAMAGNINI F, STOTHART G, et al. EEG microstate complexity for aiding early diagnosis of Alzheimer's disease [J]. *Scientific Reports*, 2020, 10: 17627.
- [13] ZHAO Z, NIU Y, ZHAO X, et al. EEG microstate in first-episode drug-naive adolescents with depression [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2022, 19(5): 056016.
- [14] REN H, RAN X, QIU M, et al. Abnormal nonlinear features of EEG microstate sequence in obsessive-compulsive disorder [J]. *BMC Psychiatry*, 2024, 24(1): 881.
- [15] KNAPIK J J, STEELMAN R, HOEDEBECKE K, et al. Risk factors for closed-head injuries during military airborne operations [J]. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, 2014, 85(2): 105-111.
- [16] CRAIG S C, MORGAN J. Parachuting injury surveillance, fort Bragg, north Carolina, may 1993 to December 1994 [J]. *Military Medicine*, 1997, 162(3): 162-164.
- [17] GAO G, WU X, FENG J, et al. Clinical characteristics and outcomes in patients with traumatic brain injury in China: A prospective, multicentre, longitudinal, observational study [J]. *The Lancet Neurology*, 2020, 19(8): 670-677.
- [18] CASSIDY J D, CARROLL L, CÔTÉ P, et al. Mild traumatic brain injury after traffic collisions: A population-based inception cohort study [J]. *Journal of Rehabilitation Medicine*, 2004(43 Suppl): 15-21.
- [19] TARAILIS P, KOENIG T, MICHEL C M, et al. The functional aspects of resting EEG microstates: A systematic review [J]. *Brain Topography*, 2024, 37(2): 181-217.
- [20] YUAN H, ZOTEV V, PHILLIPS R, et al. Spatiotemporal dynamics of the brain at rest—Exploring EEG microstates as electrophysiological signatures of BOLD resting state networks [J]. *NeuroImage*, 2012, 60(4): 2062-2072.
- [21] 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.
- [22] MURPHY M, STICKGOLD R, ÖNGÜR D. Electroencephalogram microstate abnormalities in early-course psychosis [J]. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 2020, 5(1): 35-44.

- [23] RACZ F S, STYLIANOU O, MUKLI P, et al. Multifractal and entropy analysis of resting-state electroencephalography reveals spatial organization in local dynamic functional connectivity[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9: 13474.
- [24] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: A natural complexity measure for time series[J]. *Physical Review Letters*, 2002, 88(17): 174102.
- [25] YAO R, SONG M, SHI L, et al. Microstate D as a biomarker in schizophrenia: Insights from brain state transitions[J]. *Brain Sciences*, 2024, 14(10): 985.
- [26] FU Z, LIU M, WANG S, et al. Impairment of inhibitory control due to repetitive subconcussions from indirect brain impacts: Evidence from event-related potentials and resting-state EEG complexity in parachuters[J]. *Brain Research Bulletin*, 2024, 216: 111053.
- [27] MURUGESAN G, FAMILI A, DAVENPORT E, et al. Changes in resting state MRI networks from a single season of football distinguishes controls, low, and high head impact exposure [C]//2017 IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2017). Melbourne: IEEE, 2017: 464-467.
- [28] GOSWAMI R, DUFORT P, TARTAGLIA M C, et al. Frontotemporal correlates of impulsivity and machine learning in retired professional athletes with a history of multiple concussions[J]. *Brain Structure and Function*, 2016, 221(4): 1911-1925.

(责编&校对 雷建云)