

## 基于振幅-周期二维分布的脑电复杂度分析

郭家梁<sup>1,2</sup>, 马小萌<sup>1,2</sup>, 杨孝敬<sup>1,2</sup>, 李淮周<sup>1,2</sup>, 钟宁<sup>1,2,3</sup>, 周海燕<sup>1,2</sup>

1. 北京工业大学国际WIC研究院, 北京 100124; 2. 磁共振成像脑信息学北京市重点实验室, 北京 100124; 3. 前桥工业大学生命科学与信息工程系, 日本 前桥 371-0816

**【摘要】目的:**提出一种可以在振幅-周期二维空间描述脑电复杂度的二维振动熵方法,以改善传统符号熵方法只能在振幅或周期一维空间进行运算的缺陷。**方法:**将振幅符号序列和周期符号序列合并为振幅-周期二维振动序列,然后按照振动元素在振幅-周期二维空间的分布来计算振动时间序列的信息熵;并提出一种二维空间分段参数的选取方法,选取能使二维振动熵值随分段参数变化,并在一定阈值内的分段参数值为运算值。**结果:**仿真实验和抑郁症脑电分析表明二维振动熵可以有效反映时间序列的复杂度,抑郁症组在顶部和枕部区域Alpha频段的二维振动熵显著高于对照组。**结论:**二维振动熵可以有效反映各频段脑电信号的复杂程度,具有一定的实用价值。

**【关键词】**振幅-周期;二维振动熵;脑电复杂度;分段参数;抑郁症

**【中图分类号】**R318; TN911.72

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2016)06-0633-06

## Electroencephalogram complexity analysis based on amplitude-period two-dimensional distribution

GUO Jia-liang<sup>1,2</sup>, MA Xiao-meng<sup>1,2</sup>, YANG Xiao-jing<sup>1,2</sup>, LI Huai-zhou<sup>1,2</sup>, ZHONG Ning<sup>1,2,3</sup>, ZHOU Hai-yan<sup>1,2</sup>

1. International WIC Institute, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China; 2. Beijing Key Laboratory of Magnetic Resonance Imaging and Brain Informatics, Beijing 100124, China; 3. Department of Life Science and Informatics, Maebashi Institute of Technology, Maebashi 371-0816, Japan

**Abstract: Objective** To improve the shortcoming of traditional symbolic entropy method that could only carry out calculation in the one-dimensional space of amplitude or amplitude-period by proposing a two-dimensional oscillate entropy (D2En) method that could describe the electroencephalogram (EEG) complexity in amplitude-period two-dimensional space. **Methods** The amplitude and period symbol sequence were combined to an amplitude-period two-dimensional sequence which contained both amplitude information and period information. According to the probability distribution of the oscillation in amplitude-period two-dimensional space, the Shannon entropy of the vibration time series was calculated. And a new method was proposed to choose the segmentation parameters of the amplitude-period space. The parameters that made the change of D2En and was in the threshold value were chosen as the segmentation values for D2En calculation. **Results** Simulation experiment and depression EEG analysis showed the D2En effectively reflected the complexity of the time series. In alpha band of EEG signal, D2En of depression group at the parietal and occipital regions were significantly higher than that of control group. **Conclusion** D2En can effectively reflect the complexity of the sub-band EEG signals, with some practical value.

**Key words:** amplitude-period; two-dimensional oscillate entropy; electroencephalogram complexity; segmentation parameter; depression

**【收稿日期】**2016-01-10

**【基金项目】**国家国际科技合作专项(2013DFA32180);国家自然科学基金(61420106005, 61272345)

**【作者简介】**郭家梁(1987-), 硕士研究生, 助理工程师, 研究方向: 脑信息学, 生理与心理计算, Tel: 13167536512, E-mail: guo\_jialiang@163.com

**【通信作者】**周海燕(1977-), 博士, 讲师, 研究方向: 脑信息学, 认知神经科学, Tel: 18600766176, E-mail: zhouhaiyan@bjut.edu.cn

## 前言

脑电是大脑活动时大量神经元同步突触后电位在大脑皮层或头皮表面的感应电位,反映脑神经细胞的电生理活动。因为脑神经活动是极为复杂的动态过程,极易受到不同思维状态和外部环境的影响,所以脑电信号有明显的随机性和非线性特征,越来越多的研究也采用非线性方法对脑电信号进行分

析。Lempel-Ziv 复杂度<sup>[1]</sup>、相关维数<sup>[2]</sup>、分形维数<sup>[3]</sup>、Lyapunov 指数<sup>[4]</sup>、近似熵<sup>[5]</sup>、样本熵<sup>[6]</sup>、多尺度熵<sup>[7]</sup>等指标均广泛应用于脑电分析。

Lin 等<sup>[8]</sup>在脑电信号处理中引入符号熵方法,首先按照一定规则对脑电波形进行符号化处理,将脑电时间序列抽象为频率序列和振幅序列,然后分别对频率序列和振幅序列进行香农熵或样本熵计算。因为符号动力学方法在粗粒化处理复杂的动力系统时具有很高的抗干扰性,所以更适合短时间序列的非线性分析<sup>[9]</sup>。符号动力学方法也可以有效捕捉时间序列的非平稳特性<sup>[10-11]</sup>。脑电非线性研究中,符号熵在睡眠分期监控和事件相关电位等方面均有广泛运用<sup>[12-13]</sup>。

在文献[9]引入的方法中,时间序列被抽象为瞬时振幅和瞬时频率这两种具有实际意义的符号序列,有利于从不同侧面对波形的振动特征进行评价,并对频率和振幅的复杂度特性进行比较,但不利于对频率和振幅的总体复杂特性进行描述。作为频率或振幅符号熵的补充,本研究提出一种可以在频率和振幅二维空间对波形复杂度进行评价的指标——二维振动熵。

## 1 基本原理

### 1.1 二维振动熵的定义

波形的振动一般由两种运动构成,即由波形极小值点到极大值点的单调递增运动和由极大值点到极小值点的单调递减运动,这两种单调运动构成波形变化的基本单位。用单调运动的变化幅值来表征波形的瞬时振幅,用单调运动的持续时间表征波形的瞬时周期,连续的振动波形就被抽象为瞬时振幅和瞬时周期两组符号序列;然后将两组符号序列中的对应元素组成二维向量,波形的振动特征则被投射到由瞬时振幅和瞬时周期组成的二维空间中;最后引入信息熵的概念,对二维空间的混沌特性进行分析。二维振动熵的算法结构如图1所示。

(1)提取极值序列和极值时间序列:设有长度为  $n$  的时间序列  $X=\{x(i)\}$ , 其中,  $i=1,2,3,\dots,n, n\geq 2$ 。提取时间序列的极值  $e(j)$  组成极值序列  $E=\{e(j)\}$ , 极值发生的时间  $t(j)$  组成极值时间序列  $T=\{t(j)\}$ , 其中,  $j=1,2,3,\dots,m, m$  为序列  $X$  中的极值个数。

(2)构造瞬时振幅序列和瞬时周期序列:构造序列  $\{0, e(j)\}$  和  $\{e(j), 0\}$ , 设  $A=\{0, e(j)\}-\{e(j), 0\}$ , 去除  $A$  的首项和尾项,得到由极值到下次极值的振幅变化序列  $A=\{a(k)\}$ , 以同样的方法得到由极值到下次极值的时间长度序列  $C=\{c(k)\}$ , 其中,  $k=1,2,3,\dots,m-1$ ,

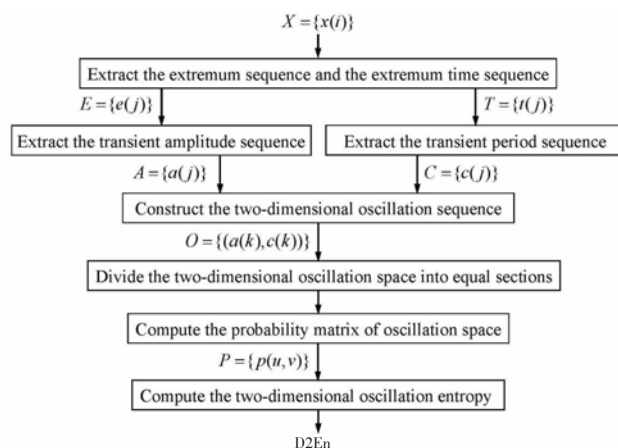


图1 二维振动熵的算法结构图

Fig. 1 Algorithm structure of two-dimensional oscillation entropy

序列  $A$  和  $C$  分别表征序列  $X$  在一定时间内的振幅和周期,  $A$  为瞬时振幅序列,  $C$  为瞬时周期序列。

(3)构造二维振动序列:由序列  $A$  和  $C$  构成二维振动向量  $(a(k), c(k))$ , 由振动向量组成二维振动序列  $O=\{(a(k), c(k))\}$ , 其中,  $k=1,2,3,\dots,m-1$ 。

(4)振动空间的等值分割:求序列  $A$  的最大值  $a_{\max}$  和最小值  $a_{\min}$ , 序列  $C$  中的最大值  $c_{\max}$  和最小值  $c_{\min}$ ; 设序列  $A$  的取值范围  $\Delta a=a_{\max}-a_{\min}$ , 序列  $C$  的取值范围  $\Delta c=c_{\max}-c_{\min}$ ; 设  $Ka$  为  $\Delta a$  的分段参数, 设  $Kc$  为  $\Delta c$  的分段参数,  $\Delta a$  和  $\Delta c$  被平均分为  $Ka$  和  $Kc$  段, 振动序列  $O$  所在的二维空间范围被平均分为  $N=Kl \times Kc$  个子空间。

(5)计算振动空间概率矩阵:统计振动序列  $O$  中元素分布于每个二维子空间中的个数  $Q=\{q(u,v)\}$ , 其中,  $q(u,v)$  代表第  $u$  振幅区间和第  $v$  周期区间构成子空间中的元素个数, 其中,  $u=1,2,3,\dots,Ka, v=1,2,3,\dots,Kc$ , 振动序列  $O$  中元素分布于每个二维子空间中的概率为  $P=\{p(u,v)\}=Q/(k-1)$ 。

(6)计算二维振动熵, 根据信息熵的定义, 波形的二维振动熵定义为:

$$D2En(Ka, Kc) = \sum_{v=1}^{Kc} \sum_{u=1}^{Ka} -p(u,v) \cdot \ln(p(u,v)) \quad (1)$$

其中, 当  $p(u,v)=0$  时,  $-p(u,v) \cdot \ln(p(u,v))=0$ 。

### 1.2 分段参数 $Ka$ 和 $Kc$ 的选取

由公式(1)可知二维振动熵  $D2En$  的大小与序列  $O$  元素在振幅-周期二维空间中的分布有关。当序列  $O$  中的模式较少时,  $O$  元素分布于较少的振幅-周期二维子空间中,  $D2En$  值较小; 当序列  $O$  中的模式较多时,  $O$  元素分布于较多的振幅-周期二维子空间中,  $D2En$  值较大。分段参数  $Ka$  和  $Kc$  取值过小, 序列  $O$  中具有不同模式的元素可能被分割到相同的二维子

空间中,导致D2En值过小;分段参数  $Ka$  和  $Kc$  取值过大,序列  $O$  中具有相同模式的元素可能被分割到不同的二维子空间中,导致D2En值过大,因此分段参数  $Ka$  和  $Kc$  的取值应在合适的范围内,不应过小或过大。

当分段参数  $Ka$  和  $Kc$  的取值由1开始逐步增大时,D2En值一般会随之震荡。当D2En随  $Ka$  和  $Kc$  增大有较大变化时,表明D2En受  $Ka$  和  $Kc$  值的影响较大,此时D2En值的可信度较低;当D2En随  $Ka$  和  $Kc$  增大有较小变化时,表明D2En值逐渐趋于稳定,此时D2En值具有较高的可信度。为使D2En值的结果更加可信,本文提出一种选取分段参数  $Ka$  和  $Kc$  的阈值判定法,算法思想为:设置阈值  $r$ ,设  $Ka$  和  $Kc$  取值由1开始逐步增大,且  $Ka$  和  $Kc$  值始终朝着D2En变化较大的方向进行加1运算,此时D2En值会随  $Ka$  和  $Kc$  值的变化而改变;若D2En值的变化值连续在阈值  $r$  之内,表明D2En已达到稳定值,返回此时的  $Ka$  和  $Kc$  值可作为D2En的运算参数,算法结构如图2所示。

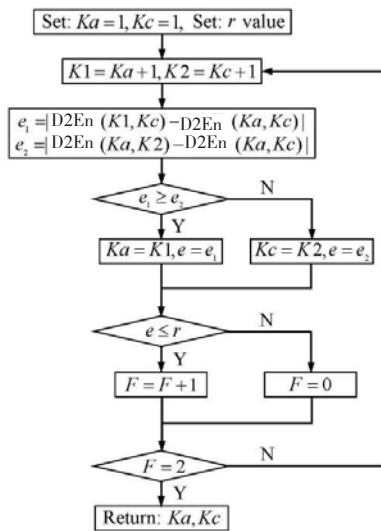


图2 用阈值判定法选取分段参数的算法结构图

Fig.2 Algorithm structure of threshold determinate method forchoosing segmentation parameters

## 2 仿真实验

### 2.1 仿真波形的构建

(1)依据波形特点,由正弦波构造仿真波形,子波函数为:

$$s_i(t) = A_i \cdot \cos\left(\frac{2\pi}{T_i}t\right) \quad (2)$$

其中,当  $i = 1, 3, 5, \dots, 2n-1$  时,  $t \in [0, \pi)$ ; 当  $i = 2, 4, 6, \dots, 2n$  时,  $t \in [\pi, 2\pi)$ ,  $T_i$  和  $A_i$  分别表示第  $i$  个正弦子波的周期和振幅。

(2)设时间序列  $S$  的子波数为  $n$ , 根据条件随机生成随机序列  $A = \{A_1, A_2, A_3, \dots, A_n\}$  和周期序列  $T = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_n\}$ , 由  $A$  和  $T$  组成振动向量序列  $O = \{(A_1, T_1), (A_2, T_2), \dots, (A_n, T_n)\}$ , 然后由  $O$  中的各元素生成余弦子波序列,将序列中的各个子波收尾相连构成仿真时间序列  $S$ , 并构造  $S1, S2, S3, S4$  波形进行实验。设波形的采样频率为 1 000 Hz, 这 4 种波形的振幅和周期取值集合如下所示:

$S1$ : 振幅 {300  $\mu$ V, 600  $\mu$ V}; 周期 {300 ms, 600 ms};

$S2$ : 振幅 {300  $\mu$ V, 450  $\mu$ V, 600  $\mu$ V}; 周期 {300 ms, 450 ms, 600 ms};

$S3$ : 振幅 {300  $\mu$ V, 400  $\mu$ V, 500  $\mu$ V, 600  $\mu$ V}; 周期 {300 ms, 400 ms, 500 ms, 600 ms};

$S4$ : 振幅 {300  $\mu$ V, 375  $\mu$ V, 450  $\mu$ V, 525  $\mu$ V, 600  $\mu$ V}; 周期 {300 ms, 375 ms, 450 ms, 525 ms, 600 ms}。

波形子波的振动模式为上述集合中振幅和周期的组合,由此可知  $S1$  波形共有 4 种子波模式,  $S2$  有 9 种子波模式,  $S3$  有 16 种子波模式,  $S4$  有 25 种子波模式。设每种模式在波形中出现概率是相等的,这 4 种波形中子波模式个数的大小关系为:  $S1 < S2 < S3 < S4$ 。

### 2.2 二维振动熵的仿真

生成  $S1, S2, S3, S4$  波形各 100 个,其中波形的子波数为 300。分别计算  $Ka$  由 1 到 10,  $Kc$  由 1 到 10 时,各组波形 D2En 值,每组波形间 D2En 差值如图 3 所示。

结果表明当振幅分段参数  $Ka$  和周期分段参数  $Kc$  升高到一定值时,  $S2-S1, S3-S1, S4-S1, S3-S2, S4-S2, S4-S3$  的 D2En 差值均会趋于稳定。上述 6 组差值达到稳定时的  $Ka, Kc$  和 D2En 差值如表 1 所示。

表 1 结果表明 D2En 差值的稳定值所反映的波形复杂度关系为:  $S4 > S3 > S2 > S1$ , 与构建波形时波形复杂度的大小关系相符合。当  $Ka \geq 5$  且  $Kc \geq 5$  时,波形复杂度间的关系均趋于稳定,对于这 4 组波形,取  $Ka = 5, Kc = 5$  时 D2En 值进行 Kruskal Wallis 检验,并用 Mann-Whitney U 方法进行两两比较。结果表明 4 组波形 D2En 值的组间效应显著 ( $\chi^2 = 374.082, P < 10^{-10}$ ), 每两组波形间 D2En 值均存在显著差异 ( $P < 10^{-10}$ ), 这表明随  $Ka$  和  $Kc$  变化,达到稳定时的二维振动熵可以有效反映波形复杂度间的大小关系。

检验阈值法选取分段参数的有效性时,选取阈值  $r = 0.1$ , 用阈值判定法定二维振动熵达到稳定时的  $Ka$  和  $Kc$ , 并计算此时的 D2En 值。结果表明对于  $S1$  和  $S2$ , 使 D2En 值达到稳定时的分段参数为:  $Ka = 4, Kc = 3$ ;  $S1$  和  $S3$  为:  $Ka = 5, Kc = 4$ ;  $S1$  和  $S4$



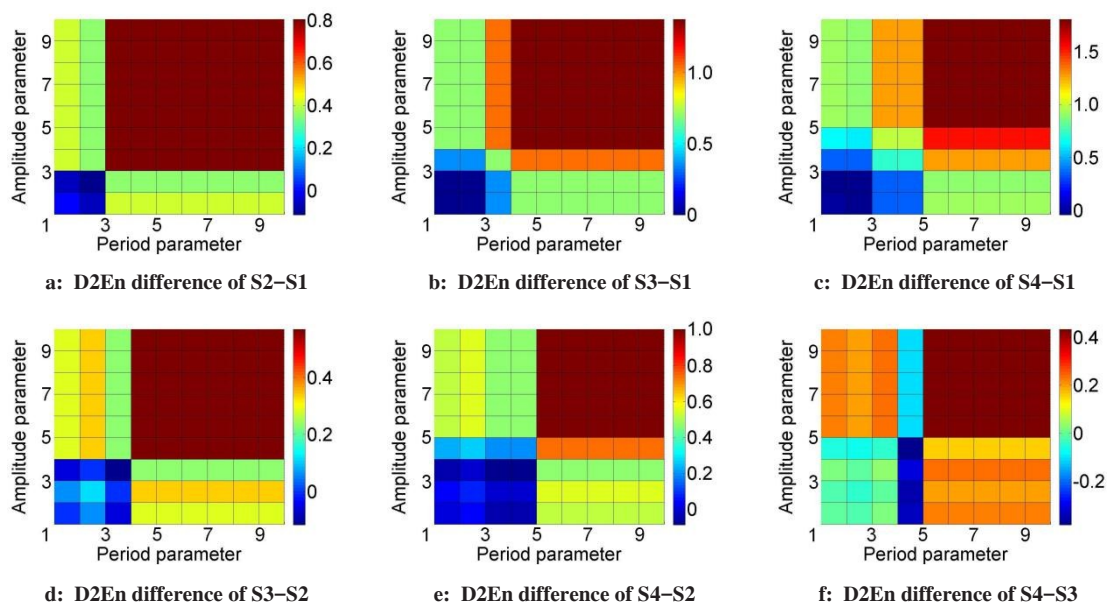


图3 每两组仿真波形间二维振动熵的差值图

Fig.3 Difference of D2En between two groups of simulation signals

表1 二维振动熵达到稳定时的分段参数值和D2En差值

Tab.1 Segmentation parameters and D2En difference values when D2En reached stable state

Item	S2-S1	S3-S1	S4-S1	S3-S2	S4-S2	S4-S3
$Ka$ value	3	4	5	4	5	5
$Kc$ value	3	4	5	4	5	5
D2En difference	0.805	1.374	1.807	0.569	1.002	0.433

为:  $Ka=6$ ,  $Kc=5$ ; S2和S3为:  $Ka=5$ ,  $Kc=4$ ; S2和S4为:  $Ka=6$ ,  $Kc=5$ ; S3和S4为:  $Ka=6$ ,  $Kc=5$ 。阈值法计算的  $Ka$  和  $Kc$  均处于使D2En值达到稳定值的区域范围内,这表明阈值法可以有效选取D2En值达到稳定时的  $Ka$  和  $Kc$ 。

上述仿真实验表明二维振动熵可以反映振动时间序列的复杂程度,而阈值法可以有效选取熵值达到稳定时的分段参数  $Ka$  和  $Kc$ 。为验证二维振动熵对脑电信号分析的有效性,本研究结合临床,对抑郁症脑电的二维振动熵进行分析。

### 3 基于二维振动熵的抑郁症脑电信号分析

#### 3.1 实验数据

共有24例被试参加本实验,其中抑郁症组被试12例,其中男性5例,年龄( $44.17 \pm 14.43$ )岁,对照组被试12例,其中男性5例,年龄( $44.17 \pm 13.53$ )岁。两组被试的共同入选标准为:右利手,年龄18~60岁,无酒精或药物滥用史。抑郁症组的入选标准为:符合第四版精神疾病诊断和统计手册标准的单相抑郁症患

者,无其他神经或精神系统疾病史,在实验前一个月内未进行过电休克治疗。对照组入选标准为:无神经或精神疾病家族史。两组被试的性别和年龄相互匹配。

在昏暗隔音的房间中进行数据采集,被试坐在舒服的沙发上闭眼静息并保持清醒,进行2 min的脑电信号采集。采集设备为Brain Products公司生产的64通道10-20系统脑电采集系统,在线参考电极为FCz,接地电极为AFz,采样频率为1 000.00 Hz,带滤波频率为0.01~30.00 Hz,所有电极的电阻不超过5 k $\Omega$ 。

#### 3.2 分析方法

将参考电极转换为双侧乳突(TP9、TP10)平均参考,然后用Butterworth滤波器(斜率为24 db/Oct)将数据转换为Theta(4~7 Hz)、Alpha(8~13 Hz)和Beta(14~30 Hz)这3个频段的信号。对于每个频段的信号进行符号化处理,将时间序列转化为瞬时振幅序列和瞬时周期序列,并把上述两组序列组成二维振动序列。用箱线图法去除振动序列中的极端值,对于瞬时振幅和瞬时周期序列,将位于内线之外的数值标记为极端值,对于振动序列,去除包含极端值的二维振动元素。为使每个被试的分析具有一般性,对于每个频段的信号,需要把振动序列截取至相同长度。最后,用阈值法选取二维振动熵达到稳定时的分段参数  $Ka$  和  $Kc$ ,计算此时的二维振动熵。

#### 3.3 实验结果和分析

对于每名被试在各个通道的脑电数据,去除极端值后,Theta频段序列的最小长度为1 567,Alpha频

段序列的最小长度为2 060, Beta频段序列的最小长度为3 845。根据振动序列的最小长度,在 Theta 频段截取振动序列的前1 500个元素,在 Alpha 频段截取振动序列的前2 000个元素,在 Beta 频段截取振动序列的前3 800个元素组成新的振动序列。对于振动时间序列,用阈值法求振幅时间参数  $K_a$  和周期分段参数  $K_c$ ,脑电信号在 Theta、Alpha、Beta 频段的  $K_a$  和  $K_c$  值如表2所示。

表2 用阈值判定法选取的脑电信号分段参数值

Tab.2 Segmentation parameter values of EEG signals calculated by threshold determinate method

Item	Theta		Alpha		Beta	
	$K_a$	$K_c$	$K_a$	$K_c$	$K_a$	$K_c$
Minimum	6	2	7	2	7	2
Maximum	12	12	12	12	12	11
Mean	10.294	6.042	9.813	7.877	9.617	7.852
Std	0.850	3.631	0.894	2.896	0.827	2.492

以  $K_a$  和  $K_c$  值的最大值为参数,计算 D2En 值,对抑郁症组和对照组数据的 D2En 值进行配对  $t$  检验,用 SPSS 20.0 软件进行数据分析。 $t$  检验结果表明在 Theta 频段,两组脑电波形 D2En 值仅在 POz 位置表现出显著差异( $P<0.05$ ),且抑郁症组 D2En 值显著高于对照组;在 Alpha 频段,两组脑电波形的 D2En 值存在显著差异的电极位置为: C3、CP1、CP3、CP5、CP6、P1、P3、P5、P7、P8、PO3、PO4、PO7、PO8、O1、Oz、O2( $P<0.05$ ),且均表现为抑郁症组高于对照组;在 Beta 频段,两组脑电波形在各电极处均无显著差异( $P>0.05$ )。两组脑电波形在 Alpha 频段的 D2En 如图4所示,其中两组 D2En 值在黑色电极处的差异显著。

上述结果表明相对于对照组,抑郁症组的脑电信号复杂度更高,这一结论与 Lempel-Ziv 复杂度<sup>[1]</sup>、Higuchi's 分形维数<sup>[3]</sup>、Renyi 熵<sup>[14]</sup>、小波熵<sup>[15]</sup>和多尺度熵<sup>[16]</sup>分析结果相一致。本研究中,抑郁症组和对组 D2En 值的差异频段主要为 Alpha 频段,电极位置主要分布于顶部和枕部区域。一般认为 Alpha 脑波

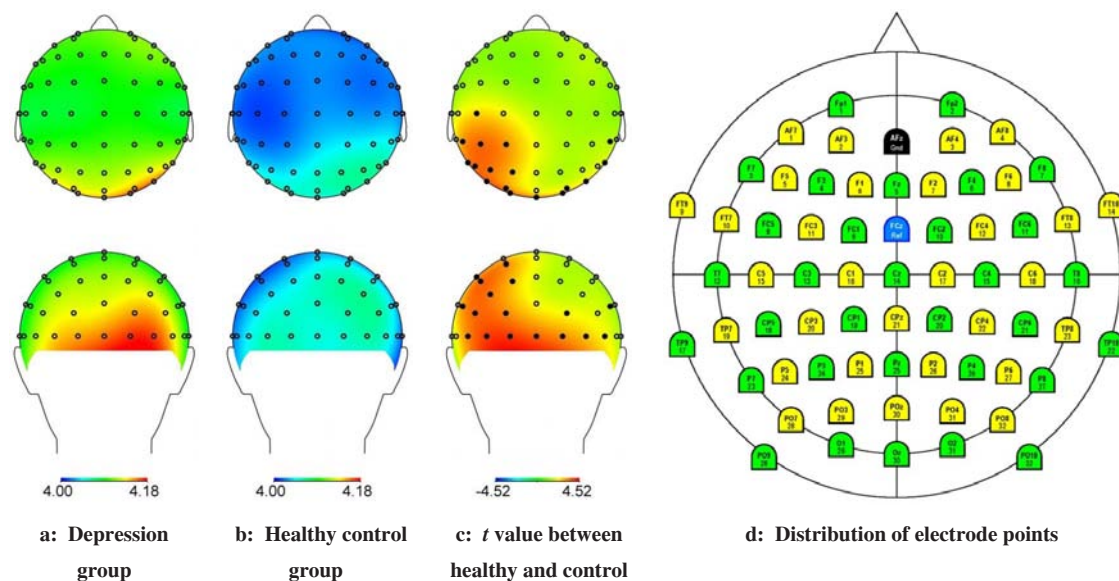


图4 抑郁症组和对组脑电在 Alpha 频段的 D2En 值比较

Fig.4 Comparison of D2En between depression and healthy control groups in alpha band EEG

是大脑处于放松或沉思时的优势脑波,在闭眼休息状态下活动明显。在顶枕部 Alpha 频段,抑郁症组的脑电复杂度高于对照组,可能反映了抑郁症患者在静息状态下更加扩散和不规则的思维状态,这与抑郁症思维减慢和认知功能受损的症状相一致。

## 4 结论

本文基于振幅-周期符号序列的划分提出一种新

的符号熵计算方法,将振动时间序列抽象为包含瞬时振幅、周期信息的二维符号序列。然后按照振动元素在振幅、周期二维空间的分布来计算振动时间序列的信息熵,仿真试验表明二维振动熵可以有效反映时间序列的复杂程度。本文还提出一种选取振幅分段参数  $K_a$  和周期分段参数  $K_c$  的方法,仿真实验和脑电分析均表明这种方法可以有效地对二维振动熵达到稳定状态时的分段参数  $K_a$  和  $K_c$  进行选

择。该方法对抑郁症患者和正常人脑电信号的分析结果表明抑郁症患者在顶部和枕部脑区的脑电复杂度显著高于正常人,这表明二维振动熵可以有效对抑郁症和正常人的脑电进行区分,并有可能为抑郁症的潜在生物标记。

## 【参考文献】

- [1] LI Y J, TONG S B, LIU D, et al. Abnormal EEG complexity in patients with schizophrenia and depression[J]. Clin Neurophysiol, 2008, 119(6): 1232-1241.
- [2] LEE Y J, ZHU Y S, XU Y H, et al. Detection of non-linearity in the EEG of schizophrenic patients[J]. Clin Neurophysiol, 2001, 112(7): 1288-1294.
- [3] AHMADLOU M, ADELI H, ADELI A. Fractality analysis of frontal brain in major depressive disorder[J]. Int J Psychophysiol, 2012, 85(2): 206-211.
- [4] KIM D J, JEONG J, CHAE J H, et al. An estimation of the first positive Lyapunov exponent of the EEG in patients with schizophrenia[J]. Psychiat Res-Neuroim, 2000, 98(3): 177-189.
- [5] ABÁSOLO D, HORNERO R, ESPINO P, et al. Analysis of regularity in the EEG background activity of Alzheimer's disease patients with approximate entropy[J]. Clin Neurophysiol, 2005, 116(8): 1826-1834.
- [6] ABÁSOLO D, ESCUDERO J, HORNERO R, et al. Approximate entropy and auto mutual information analysis of the electroencephalogram in Alzheimer's disease patients[J]. Med Biol Eng Comput, 2008, 46(10): 1019-1028.
- [7] PARK J H, KIM S, KIM C H, et al. Multiscale entropy analysis of EEG from patients under different pathological conditions[J]. Fractals, 2007, 15(4): 399-404.
- [8] LIN P F, TSAO J, LO M T, et al. Symbolic entropy of the amplitude rather than the instantaneous frequency of EEG varies in dementia[J]. Entropy, 2015, 17(2): 560-579.
- [9] TANG X Z, TRACY E R, BOOZER A D, et al. Symbol sequence statistics in noisy chaotic signal reconstruction[J]. Phys Rev, 1995, 51(5): 3871-3889.
- [10] 肖方红, 阎桂荣, 韩宇航. 混沌伪随机序列复杂度分析的符号动力学方法[J]. 物理学报, 2004, 53(9): 2877-2881.  
XIAO F H, YAN G R, HAN Y H. A symbolic dynamics approach for the complexity analysis of chaotic pseudorandom sequences[J]. Acta Physica Sinica, 2004, 53(9): 2877-2881.
- [11] 刘函林, 黄华, 刘弘彬. 脑电信号分析的实用符号动力学方法研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2010, 27(2): 407-410.  
LIU H L, HUANG H, LIU K B. On the method of practical symbolic dynamics for EEG analysis[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2010, 27(2): 407-410.
- [12] 刘志勇, 张宏民, 赵辉群, 等. 基于脑电信号的睡眠分期算法研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2015, 34(6): 693-700.  
LIU Z Y, ZHANG H M, ZHAO H Q, et al. Study on sleep staging algorithm based on EEG signals[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2015, 34(6): 693-700.
- [13] 刘小峰, 俞文莉. 基于符号动力学的认知事件相关电位的复杂度分析[J]. 物理学报, 2008, 57(4): 2587-2594.  
LIU X F, YU W L. A symbolic dynamics approach to the complexity analysis of event-related potentials[J]. Acta Physica Sinica, 2008, 57(4): 2587-2594.
- [14] 唐莺莹, 李颖洁, 童善保, 等. 基于Renyi熵的抑郁症患者的Alpha波活动分析[J]. 生物医学工程学杂志, 2009, 26(4): 739-742.  
TANG Y Y, LI Y J, TONG S B, et al. Entropy analysis of the EEG alpha activity in depression patients[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2009, 26(4): 739-742.
- [15] 张胜, 乔世妮, 王蔚. 抑郁症患者脑电复杂度的小波熵分析[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(4): 143-145.  
ZHANG S, QIAO S N, WANG W. Melancholia's EEG complexity analysis based on wavelet entropy[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(4): 143-145.
- [16] RYOKO O, TETSUYA T, KANJI U, et al. Effects of electroconvulsive therapy on neural complexity in patients with depression: report of three cases[J]. J Affect Disord, 2013, 150(2): 389-392.

(编辑:谭斯允)