

基于改进功率谱熵的抑郁症脑电信号活跃性研究*

王凯明¹⁾²⁾³⁾ 钟宁^{1)2)3)4)†} 周海燕¹⁾²⁾³⁾

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)(脑信息智慧服务北京市国际科技合作基地, 北京 100124)

4)(前桥工业大学, 生命科学与信息工程系, 前桥 371-0816)

(2014年4月17日收到; 2014年5月12日收到修改稿)

采用非线性动力学方法研究脑精神疾病是近年来国内外学者研究的热点和趋势. 针对脑精神疾病的研究和诊断中缺少客观有效的量化参数和量化指标的状况, 提出了一种根据对时间序列功率谱划分而定义的谱熵, 然后用其计算和分析脑电信号谱熵的方法. 通过数据仿真试验证明该谱熵和信号活跃性之间存在正相关关系. 基于这种相关性, 应用该方法对抑郁症患者和正常对照组的脑电信号功率谱熵进行了数值计算, 然后进行了分析对比和统计检验. 实验结果表明: 抑郁症患者脑电信号的功率谱熵在部分脑区显著弱于正常健康人. 证明该谱熵能够表征大脑电生理活动状况, 提供反映其活动性强弱的信息, 可以作为度量大脑电生理活动性的一个参数. 这对于能否将该功率谱熵作为诊断脑精神疾病的物理参数具有积极意义.

关键词: 功率谱熵, 脑电信号, 活跃性, 抑郁症

PACS: 87.85.-d, 05.45.-a

DOI: 10.7498/aps.63.178701

1 引言

抑郁症是最常见的精神障碍, 患者大多数情绪低落、日常生活兴趣缺乏、注意力不集中, 缺乏主动性, 感觉生活无意义, 最坏的情况可能会导致自杀^[1]. 目前抑郁症的诊断主要依靠量表和医生的经验, 缺少客观量化的分析指标和参数. 采用非线性动力学方法成为近年来脑电研究的热点和趋势, 给抑郁症的研究和诊断带来了新的研究思路和方法. 这些研究采用的主要方法包括重构相空间法^[2,3]、小波变换相空间法^[4]、排序递归图和关联维数法^[5]、去势波动分析法和奇异谱法^[6,7]、去趋势相关分析法^[8]、大脑网络信息熵和神经网络标准信息熵法^[9]、符号动力学和符号熵法^[10]、符号相对熵法^[11]、符号转移熵法^[12]、扩散熵法^[13-15]、多尺度排列熵法^[16]等方法. 采用这些方法研究了主要包

括癫痫脑电的非线性特征量及其与健康脑电的比较、针刺脑电信号、睡眠脑电的比较、ERP和认知脑电、病患和健康脑电的大脑功能网络比较、青老年脑电比较等内容. 相对这些研究而言, 抑郁症脑电的研究虽然存在, 但不论是方法还是内容都比较缺乏, 尤其在非线性方法方面更少, 这对于抑郁症的研究和临床现状没有多大的改善, 远远不能满足深入研究和临床应用的需求.

本文引入一种分析脑电时间序列的新方法——功率谱熵^[17,18]. 功率谱熵量化了熵和大脑活动性强弱之间的对应关系, 反映了物理学和统计力学之间的内在联系^[19-21]. 该方法通过划分时间序列功率谱幅度值并计算其相对值来获得一种新功率谱熵的方法. 利用该功率谱熵可以估计脑电信号的活动性及其强弱程度. 本文运用该方法分别对抑郁症患者及正常对照组脑电信号进行计算处

* 国家重点基础研究发展计划(批准号: 2014CB744605, 2014CB744603)、国家国际科技合作专项(批准号: 2013DFA32180)和国家自然科学基金(批准号:61272345)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: zhong.ning.wici@gmail.com

理和统计检验, 并对实验结果进行了比较、分析和讨论.

2 基本原理

文献 [7] 的研究表明了大脑在紊乱状态下熵是增加的, 这也说明熵与大脑活动、熵与大脑的疾病状态存在诸多联系. 脑电活动是大量脑细胞群各种电活动的合成, 这些活动的贡献是形成大脑信息熵的主要来源. 因此, 这些脑细胞群活动的数量及强度与熵值存在因果关系, 这种大脑细胞群的活动本身也代表大脑的一种状态, 能够反映和表征生命体大脑的疾病或健康情况. 而实现这种表征的关键是寻找一种具体计算熵的方法来对脑电信号活跃程度进行量化计算, 然后根据计算结果判定其是否患有脑精神疾病或为预测提供有效的参考. 因此, 这一节在谱熵概念的基础上, 结合香农熵的定义, 给出基于功率谱划分的一种新谱熵计算方法, 然后通过仿真数据分析其是否能够表征信号活跃性及其强弱.

2.1 改进功率谱熵计算方法的定义

设有长度 $L = N$ 的时间序列 $X = \{x(n), n = 0, 1, 2, \dots, N - 1\}$ (N, n 均为整数, 且 $n \geq 0, N \geq 1$), 对其进行 Fourier 变换:

$$y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-i \frac{2\pi}{N} nk} = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{nk},$$

k 为整数且 $k = 0, 1, 2, \dots, N - 1$. (1)

得到频率谱序列 (i 为虚数单位), 记为 Y .

计算频率谱序列 Y 在频率 $y(k)$ 处的功率谱值

$$p(k) = \frac{1}{N} |y(k)|^2, \quad k = 0, 1, 2, \dots, N - 1. \quad (2)$$

得功率谱值序列

$$P = \{p(k), \quad k = 0, 1, 2, \dots, N - 1\}.$$

寻找序列 P 的最大值 P_{\max} 和最小值 P_{\min} , 并计算其差值, 得出序列 P 的变化幅值 $\Delta P = P_{\max} - P_{\min}$. 设 m 为分段参数, 将 ΔP 平均分成 $m = r$ 段 (r 为整数且 $r \geq 2$), 依次记为 $\Delta P_1, \Delta P_2, \dots, \Delta P_r$.

记新序列为 \tilde{P}^j , 其一般项为 $\tilde{p}^j(k), k = 0, 1, 2, \dots, N - 1, j = 1, 2, \dots, r$, 则取

$$\tilde{p}^j(k) = \begin{cases} p(k), & \text{当 } p(k) \in P_j \text{ 时,} \\ 0, & \text{当 } p(k) \notin P_j \text{ 时,} \end{cases} \quad (3)$$

得到一组序列 $\tilde{P}^j = \{\tilde{p}^j(k), k = 0, 1, 2, \dots, N - 1, j = 1, 2, \dots, r\}$. 记

$$S_X(j) = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} |\tilde{p}^j(k)|^2}{\sum_{k=0}^{N-1} |p(k)|^2}, \quad j = 1, 2, \dots, r. \quad (4)$$

显然, $0 \leq S_X(j) \leq 1, \sum_{j=1}^r S_X(j) = 1$. 结合香农对信息熵的定义, 当划分参数 m 取 r 时 (r 为整数且 $r \geq 2$), 我们定义

$$DS_X(m) = - \sum_{j=1}^r S_X(j) \log_2 S_X(j),$$

$j = 1, 2, \dots, r$ (5)

为时间序列 X 关于划分参数 m 的一个功率谱熵.

通过定义我们看到, 扩展后的功率谱熵有 2 个参数值: 划分数 m 和数据计算长度 L . 参数相对较少, 后面将研究这两个参数和该谱熵的关系.

2.2 功率谱熵和信号活跃性之间相关性的仿真分析

脑电信号是一种由不同频率和不同振幅的大量信号构成的混合信号, 它的活跃性构成包含两方面的内容: 一是脑电信号中处于活跃状态的子信号数量, 这样的子信号数量越多脑电信号的活跃性就越强; 二是脑电信号中活跃子信号的活动强度 (即振动幅值), 这样的子信号的振动幅值越大脑电信号的活跃性越强. 为了证明该谱熵和信号活跃性及其强度的相关性, 我们按照脑电信号的构成方式构造 3 种代表活跃性不同的信号计算其功率谱熵, 验证其能否表征信号活动性的强弱. 首先, 在 1—50 Hz 的频率和在 10—100 μV 的幅值范围内, 随机生成含有 10 个子信号成分 (h_1 — h_{10}) 的一个信号 H_1 , 作为活跃度最大的原信号; 然后从中随机选出 5 个子信号成分, 将其幅值降为原来的十分之一, 生成作为部分子信号活跃性减弱的第 2 个次弱信号 H_2 ; 最后再去掉减弱后的 5 个子信号成分, 生成作为活跃性最弱的第 3 个信号 H_3 . 这 3 个信号的各自子信号的频率 f 、幅值 A 和初始相位 ϕ 如表 1 所示. 对 3 个信号按照 $f = 128 \text{ Hz}$ 的采样频率采集 30 s, 获得 3 组数据. 根据上一小节的方法计算其功率谱熵 DS 值, 计算结果如图 1 和图 2 所示.

表1 随机生成3个信号的各成分配置参数

信号	参数	h_1	h_2	h_3	h_4	h_5	h_6	h_7	h_8	h_9	h_{10}
H_1	$A/\mu V$	69	24	20	55	97	40	63	30	78	33
	f/Hz	33	35	38	23	5	12	46	8	42	27
	Φ	$2/3\pi$	$1/2\pi$	$9/2\pi$	$5/9\pi$	$7/10\pi$	$1/2\pi$	$1/2\pi$	$2/5\pi$	2π	π
H_2	$A/\mu V$	69	2.4*	2*	5.5*	97	4*	6.3*	30	78	33
	f/Hz	33	35	38	23	5	12	46	8	42	27
	Φ	$2/3\pi$	$1/2\pi$	$9/2\pi$	$5/9\pi$	$7/10\pi$	$1/2\pi$	$1/2\pi$	$2/5\pi$	2π	π
H_3	$A/\mu V$	69	/	/	/	97	/	/	30	78	33
	f/Hz	33	/	/	/	5	/	/	8	42	27
	Φ	$2/3\pi$	/	/	/	$7/10\pi$	/	/	$2/5\pi$	2π	π

*号表示降低后的幅值, /表示不存在的参数.

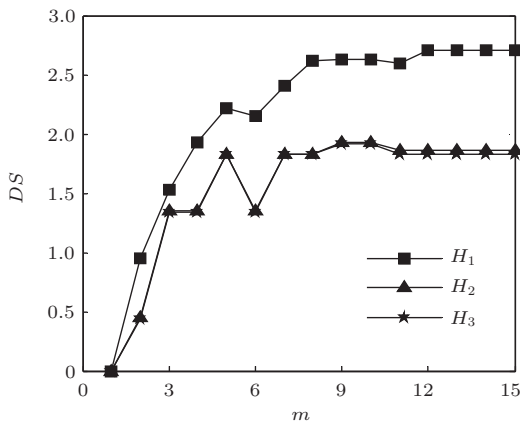


图1 仿真信号 DS 值与 m 的关系

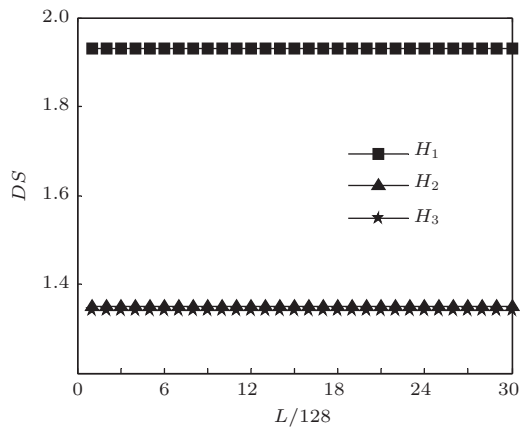


图2 仿真信号 DS 值与 L 的关系

图1是在取 $m = 2, 3, \dots, 15$, 数据长度 $L = 3840$ 时, 计算出的3个信号的 DS 值, 从图1可以看出:

1) 随着 m 的增大 DS 值不断增大, 在 $m = 12$ 时达到稳定, 以后不再变化. 这表明起始阶段, m 的增大使各子信号的活越性在 DS 值中表现出来

的数量也在增多, 从而使 DS 值增大. 因此, 随着 m 的增大 DS 值的表现力在增强. 当 $m = 12$ 时, 这 10 子信号的活动性都表达完成, 再增加 m 值不会再使 DS 值增加. 这样, DS 在 $m = 12$ 以后不再发生变化. 这证明 DS 可以表征混合信号中子信号的活跃性, DS 的大小和其所表征的子信号的数量有关, 表征子信号的数量越多, DS 的值就越大. 当 m 选择适当时, 就能表征所有子信号的活跃性, 也即可以表征整个混合信号的活跃性.

2) 最活跃的原信号 H_1 的 DS 值均大于活跃性次弱的信号 H_2 和活跃性最弱的信号 H_3 , 它们之间最大差值分别为 0.2490, 0.2554, 最小差值分别为 0.0566, 0.0587; 次弱信号 H_2 的 DS 值略大于最弱信号 H_3 , 最大差值为 0.0065, 最小差值为 0.0009. 这样的结果和对信号 H_1 、信号 H_2 和信号 H_3 的活跃性强度的实验设定完全一致. 这表明 m 在 2—15 间任意取值时, DS 都能正确表征这 3 个信号活跃性的差异.

图2是在取 $L = 128, 256, \dots, 3840, m = 4$ 时, 计算出的3个信号的 DS 值. 实际上, m 在 2—15 间任意选取时, 在 DS 值稳定阶段的情况都与图2相似. 从图2可以看出, 这3个信号的 DS 值都没有随 L 变化, 比较稳定. H_1 信号的 DS 值均大于 H_2 的 DS 值和 H_3 的 DS 值, 差值分别为 0.1452, 0.1474; H_2 信号的 DS 值均略大于 H_3 信号的 DS 值, 差值为 0.0014. 该结果完全符合仿真实验对信号活跃性关系的设定. 表明 L 的变化没有影响 DS 对这 3 个信号活跃性差异的表征.

通过该数据仿真试验, 验证了本文定义的功率谱熵可以稳定地表征信号的活跃性及其强弱. 证明在数据长度给定的情况下, 该功率谱熵随着信号活

跃成分数量和活跃强度的增加而增大,它们之间存在正相关性.这也说明了用它分析抑郁症脑电信号的合理性.

3 基于时间序列功率谱划分谱熵的抑郁症脑电信号分析

上一节的定义是参考和借鉴文献[17, 18]提出的一种新功率谱熵的计算方法.根据定义,我们首先利用(1)式对脑电信号进行相应的Fourier变换求得其频率谱序列,再利用(2)式求得该信号的功率谱序列,然后再根据(3)、(4)和(5)式计算脑电信号的 DS 值,即脑电的活跃性及强弱状态.据此我们可以判断该脑电信号是否正常以及活跃强度,这对于包括抑郁症在内的脑精神疾病的诊断和预测有着重要意义.最后再使用SPSS统计分析软件对计算结果进行假设检验,验证该算法的有效性.

3.1 实验数据

本文采用的抑郁症EEG数据是来自北京某精神疾病专科医院.为了进行对比,同时采集了正常人的数据.数据包括10例右利手的抑郁症患者,年龄从20—45岁;10例右利手的正常人,年龄20—45岁;这些被试均无精神病史.在EEG数据采集之前先进行抑郁症的诊断评估.采用了两个标准:汉米尔顿抑郁量表和抑郁症快速量表.

采集被试闭眼8 min的EEG静息态数据.从放置于头皮上的32个电极采集记录EEG数据,分别采集了 FP_1 , FP_2 , F_3 , F_4 , P_3 , P_4 这6个通道的数据,并采集了HEOG, VEOG, TP_9 , TP_{10} 通道作为参考电极.采样频率设置为 $f = 128$ Hz.所有的EEG信号进行0.5 Hz截断频率的高通滤波和50 Hz截断频率的低通滤波.采用陷波滤波器来消除50 Hz的频率.采用MATLAB软件进行分析.

3.2 实验方法

对抑郁症患者组和正常对照组的实验样本进行EEG信号功率谱熵的分析.首先采用本文提出的方法计算每位被试各通道的 DS .然后,对每组数据6个通道的 DS 值进行平均,分析对比6个通道2组样本的 DS 均值,得出6个通道2组样本数据

DS 值的差异,并研究这种差异与 m 及与 L 的关系.最后研究这两组数据的静态 DS 值的差异.数据长度为8 min采集到的 6×10^4 多个数据.为计算方便,取数据长度 $L = 60000$.分别计算其两组被试6通道的 DS 值,最后进行显著性检测及样本验证.

3.3 实验结果及分析

3.3.1 研究大脑功率谱熵与时间序列功率谱划分参数 m 的关系

对实验样本中抑郁症患者和正常健康对照组的EEG信号,分别取 $m = 5, 10, 15, \dots, 135$ 等27个划分数,计算2组被试的6个通道EEG样本数据的 DS 值.并分别对6通道的两组样本的计算结果进行平均,得到6通道两组被试的 DS 与 m 的关系,如图3所示.

分析图3中各分图可知:

1) 总体上看,6通道EEG信号的平均 DS 值都随着 m 的增加而增大,表明 m 增大能够增强谱熵的表征能力,使得脑电信号中的各种复杂成分逐步在谱熵的数值中得到表现,这与仿真实验结果相同.

2) FP_1 通道、 FP_2 通道、 F_3 通道和 F_4 通道四个通道的正常人和患者平均 DS 曲线基本都重合在一起,表明这两组被试的四个通道所在脑区脑电信号的平均活跃性随 m 的增加变化几乎相同,很难区分.

3) P_3 通道和 P_4 通道正常人的平均 DS 曲线均位于抑郁症患者的平均 DS 曲线上方,即实验中正常人的平均 DS 值均大于患者的平均 DS 值.根据仿真试验结果可知正常健康人在这两个通道所在脑区的脑电平均活跃度应该大于抑郁症患者的平均活跃度,患者在该脑区活跃子信号的数量或强度少于或弱于正常人.

4) 进一步分析 P_3 、 P_4 两通道正常和患者的平均 DS 曲线的差异可知,这两组曲线都在 $m = 5$ 时差值最小 $\Delta DS_{\min} = 0.0951, 0.3350$ (ΔDS 表示 DS 的差值),然后都随着 m 增大而快速增加到 $\Delta DS = 0.4459, 0.6625$ (当 $m = 65$ 时),后又缓慢增加至最大值 $\Delta DS_{\max} = 0.4865, 0.6806$ ($m = 135$ 时).据此可以看出, P_4 通道两条平均 DS 曲线差异明显大于 P_3 通道.

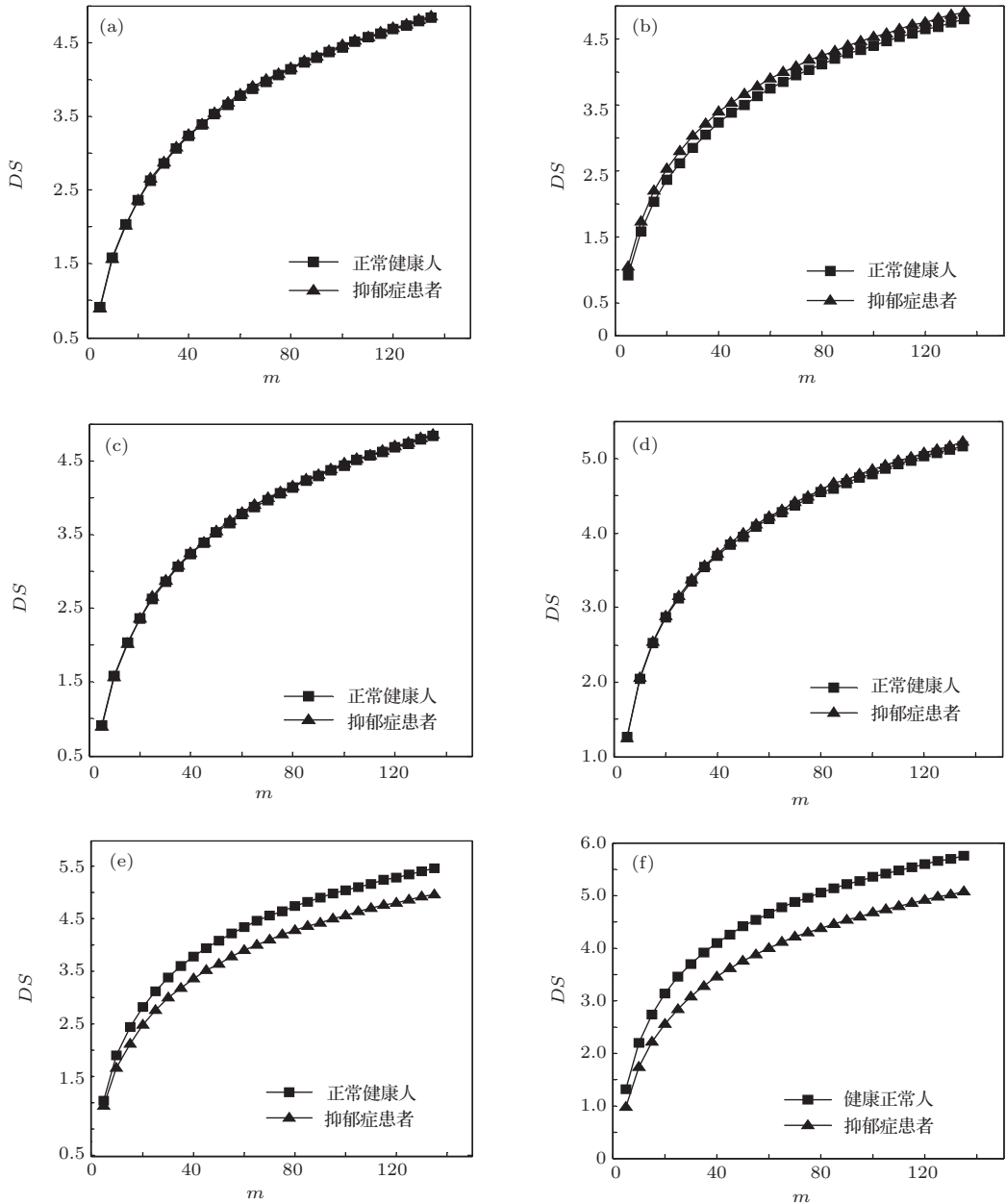


图3 EEG各通道DS与m的关系 (a) F₃通道DS与m关系; (b) F₄通道DS与m关系; (c) FP₁通道DS与m关系; (d) FP₂通道DS与m关系; (e) P₃通道DS与m关系; (f) P₄通道DS与m关系

因此, 为了保证能取得最好的实验效果, 我们取平均DS值差异最大的P₄通道EEG信号作为研究对象. 若考虑实验效果显著性, 应该取m值较大一些, 若考虑计算的复杂性、计算成本和实验处理速度及临床的实时性等因素, 取m值较小一些, 综合以上因素取m = 65作为计算平均DS的最佳划分数.

3.3.2 研究大脑功率谱熵与数据长度L的关系

根据上一节的分析, 对于健康对照组、抑郁症组的P₄通道的EEG信号序列分别取样本数据计算长度L = 5000, 10000, 15000, 20000, ⋯, 60000,

计算各被试EEG信号各通道的DS值, 并对这两组样本的DS值分别进行平均, 最后得到这两组被试的平均DS值与L的关系如图4所示.

分析图4的两数据曲线可知:

1) 总体上说, 实验中正常人的平均DS曲线位于抑郁症患者的上方, 不受L变化的影响, 即正常人平均DS大于抑郁症患者的关系没有随数据计算长度而改变, 说明实验中数据的计算长度不会影响正常人和患者脑电活动的差异性.

2) 实验中正常人的平均DS值随L的增加, 没有持续增大或减小, 只是在[4.5632, 4.764]范围内波动, 说明在m一定的情况下, 正常人脑

电的活跃性是某范围的随机值,大小会受 L 的影响;而患者的平均 DS 值随着 L 的增加,从开始的 $DS = 4.2609$ ($L = 5000$ 时)增加到最大值 $DS = 4.3611$ ($L = 15000$),然后逐步减少到计算结束,即该脑电活跃性的主要趋势是随 L 增加而减少.两曲线的差异因患者曲线的下降逐步增大,在 $L = 60000$ 时达到最大值 $\Delta DS_{\max} = 0.6625$.

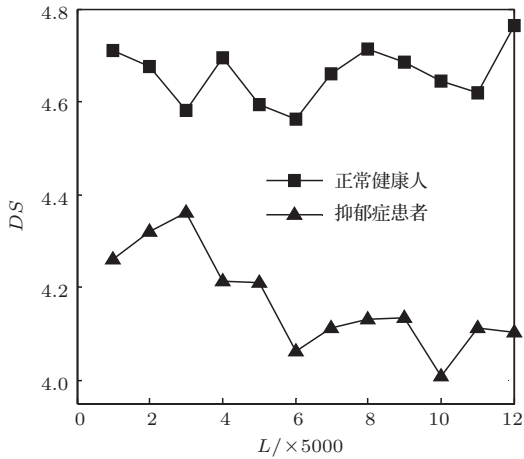


图4 L 和 DS 的关系

从上面的分析可以看出,随着 L 增加,两组样本 P_4 通道脑电信号的差异越来越大,其统计规律也越接近实际情况,相应的准确性就越高.在 $L = 60000$ 时,两组样本差异最为显著.因此,我们取该数值作为计算数据长度 L 可以保证实验的精确性最好.

3.3.3 研究在数据长度 $L = 60000$,功率谱划分数 $m = 65$ 条件下抑郁症组和正常对照组大脑功率谱熵的静态差异

根据3.3.1和3.3.2的研究,在 $m = 65$ 及 $L = 60000$ 时,两组实验样本差异最为显著.因此,我们取这两个数为 m 和 L 的参数,计算两组样本每个被试 P_4 通道的 DS 值,并对其进行分析和对比,得到 P_4 通道脑电 DS 值与患病与否的关系,如图5所示.

分析图5中 P_4 通道脑电 DS 值与患病与否的

关系可知:抑郁症患者的 DS 值明显低于正常人,抑郁症患者的 DS 值分布在 $[3.60, 4.42]$,正常对照组的 DS 值分布在 $[4.55, 5.07]$.

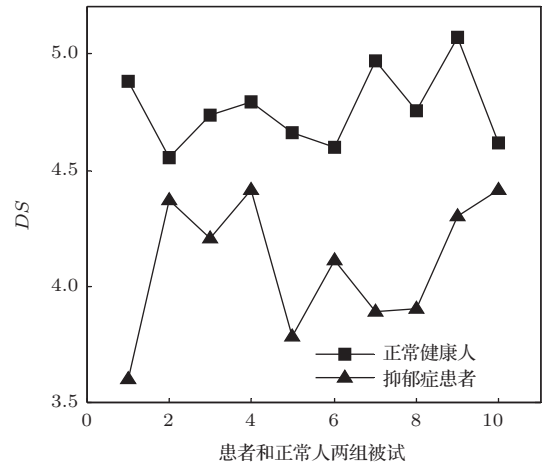


图5 两组被试 DS 值的比较

3.3.4 统计分析与假设检验

为进一步验证本方法结果的准确性和有效性,我们使用SPSS统计软件对计算结果进行假设检验.主要方法如下:

分别将抑郁症患者和正常对照组的 DS 值作为样本,分别计算其单样本均值 T 检测,对比其是否存在差异性.结果如表2所示.

本文主要是想对抑郁症患者和正常对照组的EEG信号谱熵比较准确地分析其差异性,从表2的结果可知:

1) 抑郁症患者组的 DS 值为4.10,正常对照组的 DS 值为4.76;

2) 抑郁症患者组 DS 值在显著性水平 α 取0.01时的置信区间为 $[3.80, 4.40]$,即将 $[3.80, 4.40]$ 作为抑郁症患者组 DS 值判断区间时,误判概率小于0.01,同理将 $[4.59, 4.94]$ 作为正常对照组的判断区间,其误判概率也小于0.01.这表明两组脑电实验数据确实存在差异,这种差异可以通过 P_4 通道的 DS 值较为准确地进行分析判断.

表2 抑郁症患者和正常健康人 EEG (P_4 通道) DS 的单样本 T 检验

类型	检验值 = 0					
	t	df	Sig. (双侧)	均值	差分 99% 置信区间	
					下限	上限
正常健康人	89.091	9	0.00	4.7639566	4.590179	4.937734
抑郁症患者	44.870	9	0.00	4.1014646	3.804401	4.398528

表3 抑郁症组和正常组 EEG(P₄通道) DS 差异(均值差)显著性的独立样本 T 检验

两组样本 DS 差异	均值方程 t 检验						
	t	df	Sig.(双)	均值差值	标准误差值	差分的 95% 置信区间	
						下限	上限
假设方差相等	6.26	18	0.000	0.66249	0.1059004	0.44000	0.88498
假设方差不等	6.26	14.5	0.000	0.66249	0.1059004	0.43611	0.88887

我们针对这两类被试 P₄ 通道 DS 值的差异显著性进行假设检验, 使用 SPSS 软件对两组 DS 值进行独立样本 T 检验, 其结果如表 3 所示.

根据表 3 分析抑郁症患者和健康对照组差异的显著性, 可以得到如下结论:

1) 在假设这两组脑电信号的 DS 值在方差相等和不等两种情况下, 其差异显著性基本相同, 均值差值均为 0.66;

2) 这两组脑电信号 DS 值差值在显著性水平 α 取 0.05 时, 置信区间为 [0.44, 0.88], 这表明抑郁症患者和正常对照组 DS 值的差异性非常显著, 该方法可以有效地对抑郁症患者和正常对照组 P₄ 通道的脑电信号进行区分.

由以上的实验、分析和讨论知道, 功率谱熵和脑电活跃性具有正相关关系, 可以表征大脑电活动情况, 功率谱熵越大表明脑电信号活动性越强, 越小表明其越弱. 这也可以利用仿真试验模型进行解释: 正常人大脑生理功能需要各脑区的各种层次活动的积极参与和支持, 正是这些活动的总和构成了正常的脑电生理活动, 如果某些脑区缺少某一或某些层次活动的参与或者参与程度很弱, 不能满足生命体正常生理活动的需求, 结果就会导致其行为表现出与正常人有显著差异, 如果这种缺失或者减弱的程度比较严重而持久, 就会致人患上脑精神疾病. 这与我们关于抑郁症患者和正常健康人的实验结果一致: 郁症患者在脑电 P₄ 通道的脑区谱熵值显著低于正常健康人. 这也证明本文定义的谱熵算法对于测量大脑活跃性的可行性, 说明其可以作为衡量大脑活跃性及其强度的物理指标.

4 结 论

1) 基于时间序列功率谱的划分提出了一种新的谱熵计算方法, 即通过时间序列功率谱按照不同的划分来计算脑电时间序列功率谱熵, 可以获得脑电信号的活跃性及其强度的信息, 并通过仿真试验验证了其正确性.

2) 在熵概念的基础上, 通过计算改进功率谱熵来研究脑电活动情况, 将物理学的概念和方法应用于生物生理学的研究, 实现了一种能够客观有效地量化研究生命活动和脑精神疾病现象的物理方法.

3) 基于该方法对抑郁症患者和正常人的脑电信号进行了分析计算和处理. 结果表明, 抑郁症患者部分脑区的活跃性及其强度显著低于正常人, 说明抑郁症患者该部分脑区的活动性减弱或处于某种抑制状态, 使其部分生理功能缺失, 最后导致其行为异于正常人, 该结果与实际情况相符, 证明该算法的正确性, 表明该功率谱熵可以用作衡量脑区活动性的一个有效物理参数.

参考文献

- [1] Sadock B J, Sadock V A, Ruiz P 2008 *Kaplan & Sadock's Comprehensive Textbook of Psychiatry*, (9th Ed.), (United States: Lippincott Williams and Wilkins) p1647
- [2] Xie Y, Xu J X, Yang H J, Hu S J 2002 *Acta Phys. Sin.* **51** 205 (in Chinese) [谢勇, 徐健学, 杨红军, 胡三觉 2002 物理学报 **51** 205]
- [3] Meng Q F, Zhou W D, Chen Y H, Peng Y H 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 123 (in Chinese) [孟庆芳, 周卫东, 陈月辉, 彭玉华 2010 物理学报 **59** 123]
- [4] You R Y, Chen Z, Xu S C, Wu B X 2004 *Acta Phys. Sin.* **53** 2882 (in Chinese) [游荣义, 陈忠, 徐慎初, 吴伯僮 2004 物理学报 **53** 2882]
- [5] Bian H R, Wang J, Han C X, Deng B, Wei X L, Che Y Q 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 118701 (in Chinese) [边洪瑞, 王江, 韩春晓, 邓斌, 魏熙乐, 车艳秋 2011 物理学报 **60** 118701]
- [6] Ma Q L, Bian C H, Wang J 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 4480 (in Chinese) [马千里, 卞春花, 王俊 2010 物理学报 **59** 4480]
- [7] Lim J H, Khang E J, Lee T H, Kim I H, Maeng S E, Lee J W 2013 *Phys. Lett. A* **377** 2542
- [8] Wang J, Zhao D Q 2012 *Chin. Phys. B* **21** 028703
- [9] Fang X L, Jiang Z L 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 7330 (in Chinese) [方小玲, 姜宗来 2007 物理学报 **56** 7330]
- [10] Liu X F, Yu W L 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 2587 (in Chinese) [刘小峰, 俞文莉 2008 物理学报 **57** 2587]
- [11] Zhang M, Wang J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 038701 (in Chinese) [张梅, 王俊 2013 物理学报 **62** 038701]

- [12] Wu S, Lin J, Zhang M L, Wang J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 238701 (in Chinese) [吴莎, 李锦, 张明丽, 王俊 2013 物理学报 **62** 238701]
- [13] Ignaccolo M, Latka M, Jernajczyk W, Grigolini P, West B J 2010 *J. Biol. Phys.* **36** 185
- [14] Ignaccolo M, Latka M, Jernajczyk W, Grigolini P, West B J 2010 *Phys. Rev. E* **81** 031909
- [15] Zhang W Q, Qiu L, Xiao Q, Yang H J, Zhang Q J, Wang J Y 2012 *Phys. Rev. E* **86** 056107
- [16] Yao W P, Liu T B, Dai J F, Wang J 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 078704 (in Chinese) [姚文坡, 刘铁兵, 戴加飞, 王俊 2014 物理学报 **63** 078704]
- [17] Phillip P A, Chiu F L, Nick S J 2009 *Phys. Rev. E* **79** 011915
- [18] Malihe S, Serajeddin K, Reza B 2009 *Artif. Intell. Med.* **47** 263
- [19] Porporato A, Rigby J R, Daly E 2007 *Phys. Rev. Lett.* **98** 094101
- [20] Huang J H, Liu N H, Liu J T, Yu T B, He X 2010 *Chin. Phys. B* **19** 110307
- [21] Lu H X, Zhao B 2006 *Chin. Phys.* **15** 1914

Activity analysis of depression electroencephalogram based on modified power spectral entropy*

Wang Kai-Ming¹⁾²⁾³⁾ Zhong Ning^{1)2)3)4)†} Zhou Hai-Yan¹⁾²⁾³⁾

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) (Beijing International Collaboration Base on Brain Informatics and Wisdom Services, Beijing 100124, China)

4) (Dept. of Life Science and Informatics, Maebashi Institute of Technology, Maebashi 371-0816, Japan)

(Received 17 April 2014; revised manuscript received 12 May 2014)

Abstract

A method is proposed to calculate and analyze electro-encephalogram signal to improve the situation that there is an urgent need for an effective quantitative indicator to describe brain mental disorders. The method defines a spectral entropy in terms of the power spectrum division of time series. Then, the entropy is applied to numerical calculation of electroencephalogram signals of depression patients and normal control group. Meanwhile, the differences are compared between them. Experimental results show that the power spectral entropy in depression patients is significantly weaker than the normal healthy people's in some brain regions. Further analysis proves two facts. One is that the entropy is positively correlated to brain electrical physiological activity, and the other tells that the entropy can be used as a parameter to measure brain electrical activity, to characterize brain electrical physiological activities, and to provide the activity intensity information. This paper determines that the power spectral entropy for electroencephalogram plays an important role in diagnosis of brain mental disorder.

Keywords: power spectral entropy, electroencephalogram signal, activity, depression

PACS: 87.85.-d, 05.45.-a

DOI: 10.7498/aps.63.178701

* Project supported by the National Basic Research Program of China (Grant Nos. 2014CB744605, 2014CB744603), the International Science and Technology Cooperation Program of China (Grant No. 2013DFA32180), and the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61272345).

† Corresponding author. E-mail: zhong.ning.wici@gmail.com