

基于脑电节律的小波熵分析方法

肖毅, 陈善广, 韩东旭

中国航天员科研训练中心; 人因工程重点实验室, 北京 100193

摘要 针对现有小波熵方法的影响因素分析不明确, 影响认知特性的分析结果和可比性, 本文确定了解分层数和 P_n (第 n 个子空间信号能量与信号总能量之比) 的选择和计算原则, 在此基础上结合脑电节律特性, 提出了一种基于节律特征的脑电小波熵分析方法, 以构成节律信号的所有子空间为单元, 统计所有子空间的能量和作为该节律的能量, 经过计算得到脑电节律小波熵。基于该方法提取的脑电小波熵值描述了脑电节律信号的分布情况, 同时结合小波熵值与脑电节律的联系, 分析了小波熵值变化的原因, 可追溯到脑电节律信号的变化规律, 进而分析相应的认知特性, 初步建立了脑电信号—脑电节律—脑电节律小波熵—认知特性的联系。

关键词 脑电节律; 小波熵; 认知特性; 分解层数; 相互联系

中图分类号 TP14

文献标识码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2011.16.004

A New Wavelet Entropy Method Based on the EEG Rhythm Characteristics

XIAO Yi, CHEN Shanguang, HAN Dongxu

National Laboratory of Human Factors Engineering, Astronaut Training and Research Center, Beijing 100193, China

Abstract The analysis of the influencing factors of the wavelet entropy is not simple, which involves the cognitive analysis based on the wavelet entropy of EEG, so some selection and calculation principles of the decomposition level and P_n should be determined. A new wavelet entropy method based on the EEG rhythm characteristics is proposed in this paper, which takes all subspaces of each rhythm as a unit, then calculates the wavelet entropy based on the power of the rhythm. The relationships between the EEG and the wavelet entropy are established by the method. The method is verified in detail by the BCI IV EEG data. Furthermore the relationships between the EEG wavelet entropy and the EEG characteristic are further explored. The method provides an important way for further physiological analysis of the EEG, and the relationships between EEG-rhythm characteristics, EEG wavelet entropy and cognitive features are established by the method.

Keywords EEG rhythm; wavelet entropy; cognitive characteristic; decompose levels; relationships

0 引言

小波熵是信号能量在子空间分布无序程度的一种度量。事实上, 一个非常有序的信号是窄带信号(如单一频率的周期信号), 相对小波能量为 1, 而其他频带的相对小波能量为 0, 因此这个有序信号的小波熵为 0 或非常接近 0; 一个能量分布非常均匀的信号, 所有频带的相对小波能量近似相等, 因此小波熵将是一个比较大的值。文中计算公式和符号见文献[1]、[2]。

小波熵值除了由信号本身特性决定之外, 还取决于小波

包的分解层数和 P_n 两个因素的影响。一般而言, 分解层数越多, 小波熵值增大; P_n 为第 n 个子空间信号能量与信号总能量之比, 当信号特性不变时, 总能量是 P_n 值的主要影响因素, 从而导致小波熵值发生变化。

针对上述两个因素, 本文进行了理论和仿真分析, 提出了具体的选择和计算原则。

脑电节律特性被认为是自发脑电中最能反映认知特性, 也是生理意义最为明确的特征指标之一。从现有小波熵计算公式可知, 当各子空间能量均衡时(即能量在信号各频带分

收稿日期: 2011-04-01; 修回日期: 2011-05-12

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973 计划)项目(2011CB711000); 中国航天医学工程预先研究项目(2010SY5405010)

作者简介: 肖毅, 博士, 研究方向为脑电信号处理、认知建模、人机环境系统工程等, 电子信箱: canghaiyisu1981@126.com; 陈善广(通信作者, 中国科协所属全国学会个人会员登记号: S090800148M), 研究员, 研究方向为人机环境系统工程、航天医学工程等, 电子信箱: tigercsg@163.com



布均衡),小波熵值较大,但无法明确是什么节律导致小波熵值发生变化,更无法建立小波熵值与节律的联系,而这恰是基于自发脑电进行认知研究的重要特征^[3-8]。

鉴于此,本文在明确小波熵值影响因素的基础上,提出了基于脑电节律的小波熵分析方法,以探究脑电节律特性与小波熵值之间的联系,为认知心理相关研究提供方法基础。

1 小波包分解层数选择

根据小波熵计算公式可知,小波包的分解层数决定了子空间数目,即 P_n 中 n 的数目,从而决定小波熵值。表 1—表 3 是 3 个仿真信号在不同分解层数下得到的小波熵值。

表 1 单频信号 (45Hz) 不同分解层数的小波熵值
Table 1 WPT of single-frequency signal (45Hz) at different decomposed levels

信号 X	分解层数	小波熵值	子空间能量比例
$xt=asin(2\pi w_1t)$, $X=xt$	1	0.0085	0.0011,0.9989
	2	0.0436	0.0011,0.0010,0.9937,0.0042
$w_1=45\text{Hz}, a=5$, $f_s=100, N=1024$	3	0.4522	0.0010,0.0010,0.0012,0.0007,0.8659,0.1224,0.0032,0.0046
	4	0.7401	0.0008,0.0009,0.0010,0.0008,0.0005,0.0015,0.0010,0.0003,0.0296,0.8149,0.0327,0.1022,0.0013,0.0042,0.0056,0.0026

表 2 单频信号 (1Hz) 不同分解层数的小波熵值
Table 2 WPT of single-frequency signal (1Hz) at different decomposed levels

信号 X	分解层数	小波熵值	子空间能量比例
$xt=asin(2\pi w_1t)$, $X=xt$	1	1.163×10^{-5}	1.0000,0
	2	1.098×10^{-4}	1.0000,0,0,0
$w_1=1\text{Hz}, a=5$, $f_s=100, N=1024$	3	0.0069	0.9992,0.0008,0,0,0,0,0,0
	4	0.0189	0.9976,0.0009,0,0.0015,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0

表 1—表 3 的仿真计算结果表明,(1) 随着分解层数的增加,子空间数目增多,信号被分解成更精细的成分,子空间中的能量分布发生变化;(2) 随着分解层数的增加小波熵值增大,而且差异较大;(3) 分解层数不合理造成小波熵结果不可靠,由理论分析可知,单频带信号小波熵值接近 0,从表 1、表 2 可知,当分解层数为 1 时,单频信号的小波熵值接近 0,这是比较合理的。

表 3 宽频信号 (1—50Hz) 不同分解层数的小波熵值
Table 3 WPT of wideband signal (1—50Hz) at different decomposed levels

信号 X	分解层数	小波熵值	子空间能量比例
$xt=asin(2\pi w_1t)$, $X=xt$	1	0.6628	0.6225,0.3775
	2	1.3063	0.2774,0.3509,0.2728,0.0988
$w=(1-50)\text{Hz}$, $a=5, f_s=100$, $N=1024$	3	1.9988	0.1910,0.1281,0.1656,0.1538,0.1087,0.1473,0.0493,0.0563
	4	2.5995	0.1835,0.0498,0.0280,0.1150,0.0796,0.0584,0.0665,0.0722,0.0368,0.0651,0.0693,0.0611,0.0322,0.0227,0.0140,0.0457

分解层数不合理,导致小波熵缺乏可比性,甚至错误,因此明确小波包分解层数的选择原则对于脑电信号小波熵计算结果的准确性、结果之间比较的可信性尤为重要。

综上,分解层数应根据需要分析信号的频率特性选择,本文确定具体的选择原则如下。

(1) 如果是单频带信号(或者窄带信号),为了小波熵结果的准确性,分解层数应为 1,实际上对于单频带信号没有计算小波熵的必要。

(2) 如果是宽频信号,首先应确定信号分析所需最小频带(根据实际分析的需要确定),本文称之为最小需要分解频带 f_{need} ,根据小波包分解特性, $L=\text{lb}(Bxf_{\text{need}})$; L 为需要的分解层数,当 L 为小数时,向上取整, Bx 为信号带宽。如果信号带宽 $Bx=100\text{Hz}$, $f_{\text{need}}=5\text{Hz}$,则 $Bxf_{\text{need}}=20$; L 向上取整为 5。

2 总能量选择

实际上采集到的脑电信号中含有伪迹和噪声,即使经过降噪和伪迹去除处理之后,也不能得到绝对干净的信号,因此有的子空间信号并非脑电信号(如部分低频和高频子空间的信号),如果以所有信号的能量为总能量,得到的小波熵并不能准确反映脑电信号能量在各子空间的分布特性。所以,在计算过程中不应该以所有子空间信号的能量为总能量,而应以脑电信号的主要频带的能量(如 1—30Hz 频带)或感兴趣的频带信号的能量为总能量。如果经过预处理之后得到的信号频率恰为脑电的主要频率,则上述两种方法计算的总能量相同。

由引言和第 1 节的理论和仿真分析可知,基于层数和总能量的选择原则计算的脑电小波熵可有效避免传统方法引起的结果误差。

3 基于脑电节律的小波熵分析方法

由引言的分析可知,建立小波熵与脑电节律的联系对于认知特性的分析具有重要意义。为此,本节开展了脑电节律小波熵分析方法研究。

基于脑电节律的小波熵分析方法(简称脑电节律小波熵方法)的本质是将脑电信号的能量集中分布到主要的节律信号(下面简称节律)中,通过考查主要节律的能量占总能量的比例,计算小波熵。根据这种思路计算得到的小波熵值反映了能量在不同节律信号中的分布,即不同节律信号自身的能量分布特性。

脑电节律小波熵的计算与现有方法相比最大的区别在于子能量的计算。现有方法在计算子能量时,都是以小波包分解得到的每个子空间为单元,通过统计不同子空间能量占总能量的比例,计算小波熵。脑电节律小波熵方法则以构成节律信号的所有子空间为单元,以构成每个节律的所有子空间的能量和作为该节律的能量,统计所有节律的能量和作为总能量,并根据小波熵算法计算脑电节律小波熵。本节选择 $\delta_1, \delta_2, \theta, \alpha_1(\mu), \alpha_2, \beta_1, \beta_2$ 共计 7 个节律,计算脑电节律小波熵。

脑电节律小波熵的具体计算步骤如下:

- (1) 确定需要计算的节律、分解层数和总能量的选择原则;
- (2) 应用基于脑电频率特性的小波包最优基选择算法,提取节律信号和对应子空间;
- (3) 计算所有节律信号的能量比;
- (4) 依据传统小波熵分析算法的步骤,计算节律小波熵。

根据传统小波熵的计算公式可知,小波熵值增大表明各子空间信号的能量分布趋于均匀,总体而言信号较复杂。同理,基于上述步骤计算的脑电节律小波熵值增大,表明信号能量在所有节律信号中的能量分布趋于均匀,优势节律不明显,即信号的分布较复杂;脑电节律小波熵值减小,表明脑电节律信号的均匀分布特性被打破,信号能量在所有节律信号中分布不均匀,即出现了优势节律和相对弱势节律,信号的复杂性降低,有序性升高。因此,通过分析脑电节律小波熵值及其变化的原因,可以明确脑电节律信号的分布特性及其变化趋势。

假设在安静状态某被试者以 α 波为主, θ 波与其竞争,为次优势节律,而 β 波较少,能量低,此时以 3 个节律为能量计算单元,求取的脑电节律小波熵值小;当被试者进入任务实验过程时, α, θ 波迅速减小, β 波上升,3 个节律信号的能量分布趋于均匀,则脑电节律小波熵值增加。可见,脑电节律小波熵可描述节律信号能量的分布无序程度,同时对小波熵值变化的原因深入分析,可明确节律信号的变化情况及相应的认知特性和规律。

综上理论分析认为,基于脑电节律小波熵分析方法可初步建立脑电信号—脑电节律—脑电节律小波熵—认知特性的关系。

4 脑电节律小波熵计算结果

4.1 计算结果分析

应用脑电节律小波熵方法对 BCI IV 数据集 I 进行计算,

并对小波熵的计算结果进行了统计分析。

BCI IV 是第 4 届国际脑-机接口竞赛,数据集 I 由德国柏林大学 BCI 团队提供。实验数据来自健康被试者想象运动状态的连续脑电。实验过程中每名被试者从 3 个想象任务:想象左手运动、右手运动和脚运动(想象哪只脚运动由被试者选择)中选择两个任务进行想象认知活动,实验过程中采集被试者脑电。被试者选择一个舒适的姿势端坐于显示屏幕前,信息线索在显示屏上按照不同刺激模式显示,刺激模式如图 1 所示。其中阶段 2 为空白屏幕,阶段 3 为十字光标,各持续 2s。

每轮实验遵循的模式如下:首先指向箭头出现 4s,该过程中被试者根据箭头指向进行想象任务,接着空白屏幕出现 2s、十字光标单独出现 2s,后两个阶段的顺序是可交换的,不一定按照图 1 所示顺序,被试者在实验期间可休息。

被试者共 7 名,每名被试者对两种不同想象任务分别进行了 100 次实验,故每种任务的训练数据为 100 组。本文选择进行想象左右手运动的脑电数据进行计算分析,计算了 59 导脑电小波熵值。

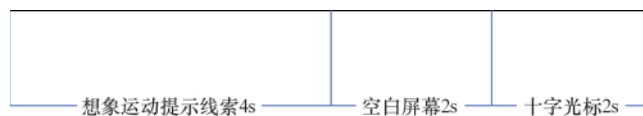


图 1 刺激模式图示(其中阶段 2 与阶段 3 的顺序可交换)

Fig. 1 Stimulation pattern (the order of Phase 2 and Phase 3 is exchangeable)

分别计算想象左右手运动的节律小波熵值,并应用配对 t 检验进行显著性检验。其中,应用配对 t 检验的先决条件是相关数据之差的总体符合正态分布,本文基于 Matlab 7.1 的数据统计工具箱,进行数据的显著性检验,在显著性检验之前进行数据的正态分布检验,结果表明所有被试者的配对小波熵之差符合正态分布(与 SPSS 17 的检验结果一致),可应用配对 t 检验。经过统计性分析,不同被试者多次任务的均值具有显著性差异的结果,如图 2 所示。

经过统计性分析,不同被试者多次任务的均值具有显著性差异的结果如图 2 所示,对上述结果的分析可以得到以下结论。

(1) 每名被试者想象左右手运动时小波熵均值具有显著性差异的导联较多,最多的为 48 导,最少的为 4 导,这表明在想象左右手运动中脑电节律信号的分布存在显著性差异的导联较多,暗示在不同想象任务中激活的脑电节律可能存在差异。

(2) 由图 2 可见,所有被试者在想象左手运动任务中的小波熵均值大于想象右手运动任务的小波熵均值,而且想象左右手运动的小波熵值的均值趋势相似,表明在想象左手运动中脑电节律的分布较想象右手运动的更为均匀,而且对应显著性导联中想象左右手运动的脑电节律分布比较关系大

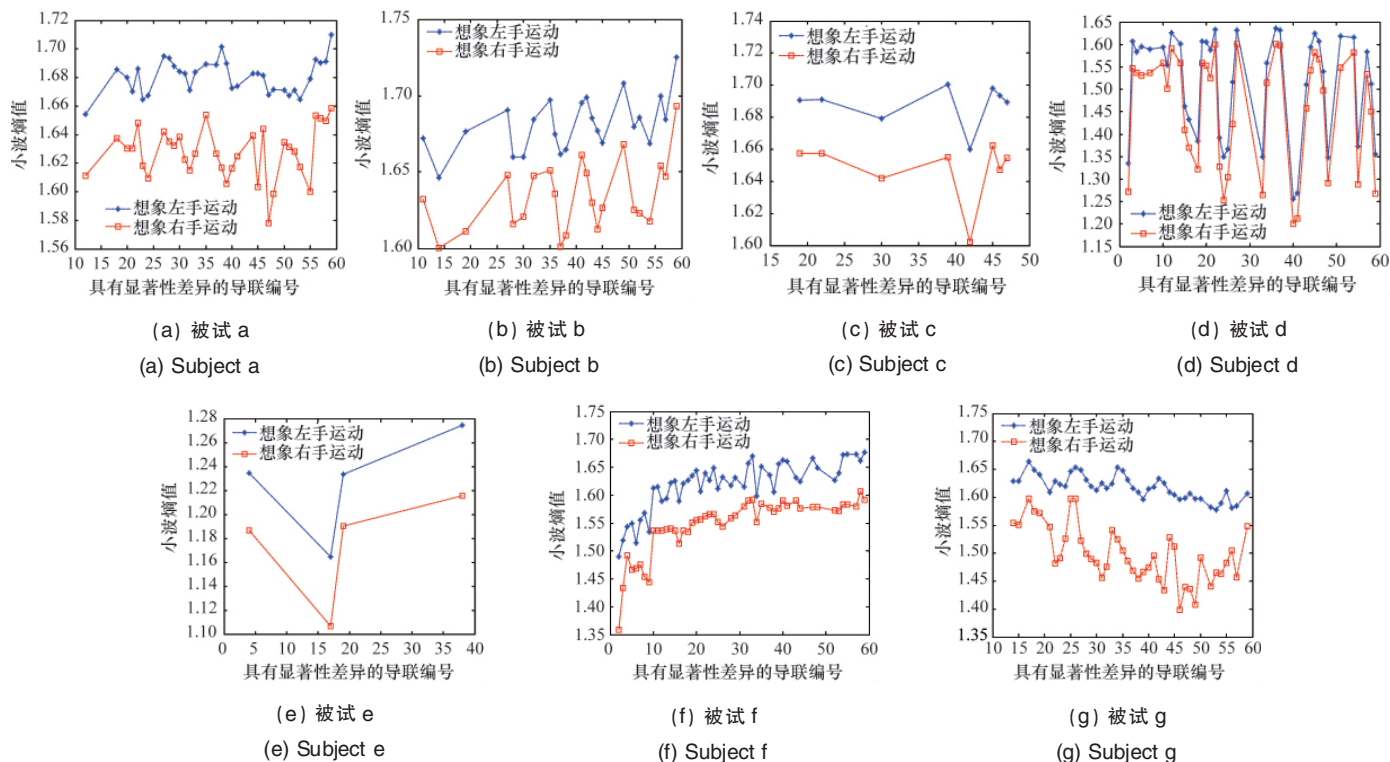


图2 7名被试多次想象任务小波熵均值比较
Fig.2 Wavelet entropy of seven testees

体一致。

(3) 不存在所有被试者均具有显著差异的导联,在6名被试者中都具有显著性差异的导联编号为:40,共1导,暂且称之为“敏感导联”;在5名被试者中都具有显著性差异的导联编号为:22,37,38,41,44,45,47,57,59,共9导,所有被试者的敏感导联中想象左手运动任务的小波熵均值大于想象右手运动任务的小波熵均值。

4.2 不同节律能量比值与小波熵的相关性分析

以被试者想象左手运动为例计算不同节律的能量值及其统计量,分析每名被试者在执行想象运动活动中能量的分布特性,确定优势节律和弱势节律,明确能量分布特性与小波熵值之间的联系。结果如图3所示。

分析图3可得到以下特点。

(1) 在所有节律中, α_2 能量最小,这与睁眼状态 α 能量较低,并且脑电的 α 波主要集中于8—12Hz,即 $\alpha_1(\mu)$ 段存在关系。其次分别为 β_1 和 β_2 ,但如果两者相加,其值并不小。

(2) 在所有节律中,分别有4名被试者中 μ 节律的能量最大,这符合文献[4]、[7]和[9]认为,在想象运动中 μ 节律的能量增加,可认为 μ 节律是优势节律,而 α_2 、 β_1 、 β_2 为弱势节律。

(3) 小波熵均值与节律能量比值之间存在一定的关联。当不同节律能量比值差异较大时,小波熵值较小;当能量

比值差异较小时,小波熵值增大,具有很好的对应性。这符合脑电节律小波熵计算公式的理论分析。

综合第(3)点及计算结果可知,脑电节律小波熵值主要取决于能量比值最大的节律的特性,即优势节律。

通过脑电节律小波熵与脑电节律的相关性分析可得到以下结论。

(1) 脑电节律小波熵值的变化与各节律信号的分布密切相关,由第3节的理论分析与第4节的实际数据分析结果可知,脑电节律小波熵值的变化与优势节律密切相关,当优势节律明显时,小波熵值减小,当优势地位下降,其他节律信号的成分上升时,脑电节律小波熵值增加。因而,通过分析脑电节律小波熵值的变化关系,可初步确定脑电节律中是否存在优势节律。

(2) 由第3节的理论分析与第4节的实际数据分析结果可知,脑电节律小波熵值增加,甚至达到最大值时,则表明各脑电节律成分的能量趋于均匀、甚至相等,也即脑电节律信号成分趋于均匀、甚至相等,脑电信号复杂度上升。

综上所述,基于脑电节律小波熵及其特性可以初步建立脑电信号—脑电节律—脑电节律小波熵—认知特性的联系。如在某实验任务条件下,小波熵值较低,在另一任务状态下,小波熵值升高,小波熵值较低表明各节率能量分布不均衡,存在明显的优势节律和弱势节律,而当各节率能量分布趋于均匀,则使得小波熵值增加。

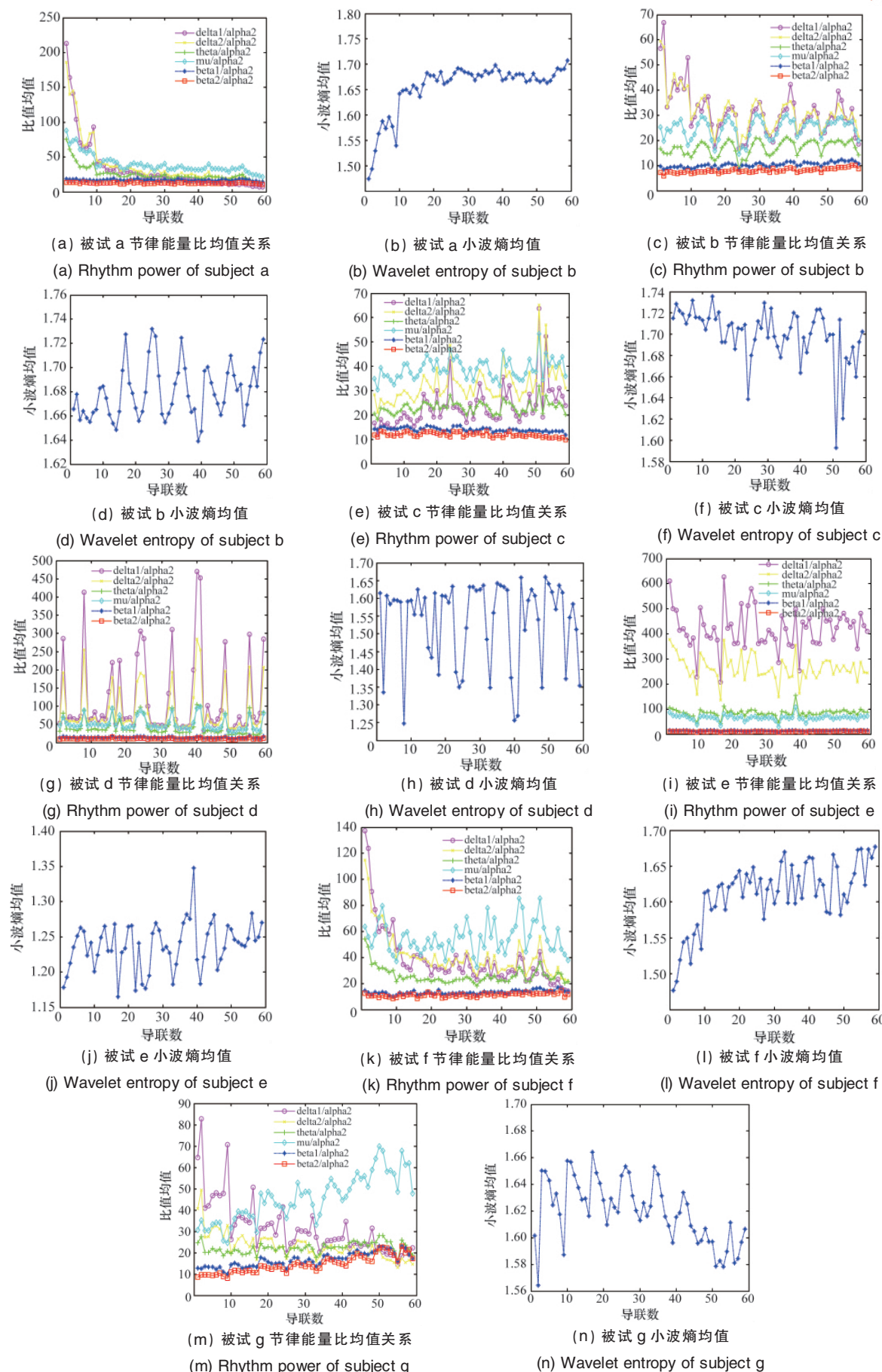


图 3 7 名被试者想象左手运动节律能量比均值关系和小波熵均值

Fig. 3 Rhythm power and wavelet entropy of seven testees

5 结论

基于脑电节律小波熵对 BCI IV 的第一组数据脑电特征的分析结果,可得到以下结论。

(1) 想象左手运动时具有显著性差异的导联的小波熵值显著大于想象右手运动中对应的导联,这可能与想象运动中对应导联中脑电节律能量的分布,也即脑电节律信号的分布相关。

(2) 同时具有显著性差异的导联数目较多,而且存在所有被试者都具有显著性差异的导联,即“敏感导联”,可能反映了导联对应区域是想象左右手运动脑电节律特性显著性差异最集中的区域。

(3) 通过对脑电节律能量比值的分析,验证了理论上认为脑电节律小波熵与脑电节律能量的分布相关,尤其与优势节律关系密切。

参考文献 (References)

- [1] 李颖洁,邱意弘,朱贻盛. 脑电信号分析方法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 4-6.
Li Yingjie, Qiu Yihong, Zhu Yisheng. EEG analysis and its application [M]. Beijing: Science Press, 2009: 4-6.
- [2] 崔锦泰. 小波分析导论[M]. 2 版. 程正兴, 译. 西安: 西安交通大学出版社, 1997.

- Cui Jintai. An introduction to wavelets [M]. 2nd ed. Cheng Zhengxing, trans. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Publishing House, 1997.
- [3] 张崇, 郑崇勋, 于晓琳. 基于多心理生理参数和核学习算法的脑疲劳估计[J]. 科学通报, 2008, 53(12): 1403-1413.
Zhang Chong, Zheng Chongxun, Yu Xiaolin. Chinese Science Bulletin, 2008, 53(12): 1403-1413.
- [4] Darvas F, Scherer R, Ojemann J G, et al. High gamma mapping using EEG[J]. NeuroImage, 2010, 49(1): 930-938.
- [5] Barry R J, Clarke A R, Johnstone S J, et al. EEG differences between eyes-closed and eyes-open resting conditions [J]. Clinical Neurophysiology, 2007, 118(2): 2765-2773.
- [6] 吴婷, 颜国正, 杨帮华. 基于小波包分解的脑电信号特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(12): 2230-2234.
Wu Ting, Yan Guozheng, Yang Banghua. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(12): 2230-2234.
- [7] Rosso O A. Entropy changes in brain function[J]. International Journal of Psychophysiology, 2007, 64(1): 75-80.
- [8] 郁洪强, 赵欣, 詹启生, 等. 基于小波熵的网络成瘾脑电复杂性分析[J]. 天津大学学报, 2008, 41(6): 751-756.
Yu Hongqiang, Zhao Xin, Zhan Qisheng, et al. Journal of Tianjin University, 2008, 41(6): 751-756.
- [9] McFarland D J, Wolpaw J R. Sensorimotor rhythm-based brain-computer interface (BCI): Feature selection by regression improves performance[J]. IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering, 2005, 13(3): 372-379.

(责任编辑 代丽)

·学术动态·



“第十八届信息论学术年会”征文

中国电子学会将于 2011 年 11 月 4—6 日在杭州召开“第十八届信息论学术年会”。

会议征文内容:信息论(国内外信息论研究动态及新概念、新理论,信源编码理论与技术,信道编码理论与技术,量子信息论和量子信号处理,其他有关信息理论与技术);网络编码(网络编码理论和算法,多用户信息论,网络编码应用,安全网络编码,其他与网络编码相关的图论、纠错理论等内容);多媒体技术与应用(多媒体信息处理,多媒体信息系统,语音与图像处理及编码,图像、视频编解码及传输,多媒体信息索引及检索,多媒体应用,图像、视频的检测与识别);信号处理(统计与自适应信号处理,小波及多抽样率信号处理,多维信号处理,非线性信号处理,通信中的信号处理,语音识别及合成,传感器阵列及多通道处理,生物医学信号处理,高清晰度电视中的信息处理及传输技术);通信系统(通信理论,无线系统,宽带通信,天线与传播,通信网络,光通信);网络安全(密码学,通信与网络安全,安全协议,可信计算,信息编码与信息安全,安全技术应用);数字版权管理(版权安全基础设施与认证协议,版权归属检测,版权许可授权,软件版权保护,文档版权保护,电子文档防复制与扩散,数据自我保护,多媒体内容版权保护,移动数字版权管理);内容安全(基于内容的自然语言理解及安全应用,面向安全应用的图像识别与跟踪技术,面部识别与跟踪技术,指纹识别与跟踪技术,基于内容的舆情发现与跟踪技术,基于内容的知识发现技术,说话人发现与跟踪技术,内容安全的智能技术,安全存储技术);信息隐藏(信息隐藏,数字水印,数字指纹,隐写分析,数字水印基础理论,图像水印,语音水印,视频水印,软件水印);最新技术(生物信号处理与识别,多媒体技术最新标准,计算智能,基于认知的信息处理技术)。

联系电话:010-62262770;电子信箱:service@leaderstudio.net。

会议网站:www.leaderstudio.net。