

基于对称导联 EEG 特征分析的脑损伤部位判别

李轶^{①†}, 赵波^{①†}, 杨文伟^①, 李景琦^②, 徐伟栋^①, 徐莹^①, 沈蔡娴^①, 厉力华^①, 杨勇^{①*}

① 杭州电子科技大学生命信息与仪器工程学院, 杭州 310018;

② 浙江省武警医院康复中心, 杭州 314000;

† 同等贡献

* 联系人, E-mail: yyang@hdu.edu.cn

2012-09-21 收稿, 2012-12-28 接受

国家自然科学基金(30770685)、国家重点基础研究发展计划(2013CB329502)和浙江省自然科学基金(LY12F03003)资助

摘要 提出了一种基于对称导联的脑电(EEG)分析方法, 以探讨脑电特征和脑损伤部位之间的对应关系, 实现损伤部位的判别. 研究样本由脑损伤导致的严重意识障碍患者 25 例(其中左侧损伤 11 人, 右侧损伤 14 人)和对照组正常人 8 例组成. 首先, 提取安静状态下的脑电信号低频段($\delta+\theta$)和高频段($\alpha+\beta$)的功率谱比值和近似熵 2 种特征参数, 并分别计算对称导联的 EEG 特征参数的比值; 然后, 分析不同对称脑区的特征参数比值, 基于此特征参数比值对损伤部位进行判别; 最后将判别结果同 CT 图像诊断结果进行匹配对比. 结果表明, 严重意识障碍患者的脑损伤和未损伤部位对称电联之间脑电特征参数比值具有显著性的差异($P<0.05$), 基于对称导联 EEG 特征分析的脑损伤部位判别结果和基于病例 CT 图像的诊断结果相吻合. 因此, 基于对称导联的 EEG 分析法能够简便可靠地实现脑损伤部位的判别, 在脑功能研究和临床辅助诊断中有一定的应用推广价值.

关键词

脑电波
严重意识障碍
脑损伤
对称导联

脑电及其分析处理方法已经普遍用于脑功能研究及脑疾病辅助诊断中^[1,2], 然而到目前为止, 基于脑电方法来对脑损伤部位进行判别的相关研究还鲜有报道. 尽管临床上已有磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)、电子计算机 X 射线断层扫描(computed tomography, CT)等技术实现对损伤部位的检测, 但这些方法具有检测成本高、有辐射性等缺陷, 而脑电方法具有低成本、信号易获取、可在床边检测、对人体无害等优点^[3,4], 因此, 研究基于脑电信号分析处理的脑损伤部位判别方法对临床脑疾病诊断和脑功能科学研究都具有重要意义.

由于人的大脑结构上具有对称性, 功能上具有对侧性, 因此基于对称导联脑电(electroencephalography, EEG)特征分析对脑损伤部位的判别具备解剖学和生理学基础. 事实上, 在脑机接口(brain-com-

puter interface, BCI)研究领域, 许多运动模式识别的研究^[5,6]就是基于解剖生理学脑功能的对侧性, 如运动想象, 当想象左手运动时, 右脑的感觉运动皮层被激活, 想象右手运动时, 左脑的感觉运动皮层被激活. 相对于脑区功能被激活状态, 大脑在处于静息状态时, 左右对称脑区的脑电信号具有相似性^[7-9], 当发生一侧脑区损伤时, 将会导致该损伤区与对侧对称位置非损伤区的脑电信号相似度降低, 差异性变大. 脑电信号的这种差异性可以通过脑电信号特征参数加以表征, 因此, 基于对称导联 EEG 特征分析的脑损伤部位判别理论上具有可行性.

对 EEG 信号的处理方法, 目前主要有时频分析方法, 其中频域分析主要是通过提取脑电信号的频谱特征参数来反映脑电信号在各个频段所携带的能量信息, 该方法已在脑功能研究与脑疾病临床诊断

引用格式: 李轶, 赵波, 杨文伟, 等. 基于对称导联 EEG 特征分析的脑损伤部位判别. 科学通报, 2013, 58: 2087-2093

Li Y, Zhao B, Yang W W, et al. Localization of brain injuries in vegetative and minimally conscious patients using symmetric electrode EEG analysis (in Chinese). Chin Sci Bull (Chin Ver), 2013, 58: 2087-2093, doi: 10.1360/972012-1384

上得到广泛应用^[4,10]。此外,由于脑电信号起源于一个高度的非线性系统^[11],通过分析脑电非线性动力学参数如关联维数、复杂度、近似熵等来研究大脑的功能活动状态,已成为 EEG 信号处理和脑功能研究的新热点^[12,13],其中近似熵是一种非常好的非线性指标,具有受噪声干扰小、对短序列数据复杂度估计重复性好等优点,适合于脑电特征分析。

基于对大脑结构、功能和 EEG 信号处理方法的可行性分析,本文以脑损伤严重意识障碍患者为研究对象,提出一种基于对称导联的脑电信号分析方法,提取脑电信号的低频段($\delta+\theta$)与高频段($\alpha+\beta$)的功率谱比值($\delta+\theta$)/($\alpha+\beta$)和近似熵 2 种特征参数作为脑功能状态的判断指标,对其实现脑损伤部位判别的可行性进行研究。

1 材料与方法

(i) 病例采集及临床资料。 所选病例已经脱离急性期,意识障碍持续时间大于一个月,有自主呼吸,无神经性疾病史。意识障碍的入组标准:① 不能遵嘱活动;② 不能发出可识别的词语;③ 不能自主睁眼或睁眼后不能进行视觉追踪;④ 四肢会有无目的的动作产生;⑤ 使用改进的昏迷恢复量表(coma recovery scale-revised, CRS-R)^[14]进行意识状态诊断的各项得分分别小于 4, 5, 6, 3, 2, 3。排除标准:① 患者在采集数据前使用过明显的影响脑功能判断的药物,如镇静安眠剂、麻醉剂、神经-肌肉接头阻断剂和抗精神病药物等;② 可能影响脑功能判断的疾病和因素,如代谢性疾病、中毒、休克等;③ 双侧脑损伤病例。

所有的病例均来自 2011 年 9 月~2012 年 2 月在浙江省武警医院康复中心收住的严重意识障碍患者,共采集病例 25 例,其中左侧脑损伤患者 11 例,右侧脑损伤患者 14 例,所有病例的病因均为脑外伤,病例详细信息见表 1,针对表 1 的 2 组病例资料,使用 SPSS 12.0 软件进行一般的临床资料假设 t 检验, $P>0.05$, 2 组之间无显著性的差异。每位患者的数据

表 1 病例组基本资料

组别	病例数	CRS-R 分数	平均年龄 (岁)	受伤时间 (月)	人数	
					男	女
左侧脑损伤组	11	5~14(平均 8.91)	44.1	3~10.5	10	1
右侧脑损伤组	14	3~18(平均 8.35)	53.5	3~22.5	10	4

采集都通过了患者家属的知情同意及病例主治医师的批准。对照组 8 例,均来自于在杭州电子科技大学中招募的大学生志愿者,每位志愿者身体健康,均无精神疾病或脑外伤病史,男 6 例,女 2 例,年龄 20~24 岁,平均 22.4 岁。

(ii) 脑电采集方法。 采用上海诺诚公司提供的 NCERP 脑电采集仪,按照国际 10/20 标准系统安放头皮电极,电极阻抗 $\leq 5\text{ k}\Omega$,采样频率为 256 Hz,采集导联数为 16 导,以双耳垂 A1, A2 为参考电极,前额中部额极点 FPz 为参考接地电极,每例患者采集安静状态下脑电数据的持续时间不少于 10 min。

(iii) 频谱特征和近似熵。 脑电节律是反映中枢神经兴奋性的总体指标,一般而言,脑电节律慢波的频率越低、出现越多,其异常程度越大^[15]。之前已有研究表明脑功能状态受到损害时,在脑电图功率谱上表现为慢波频带增多,快波频带减少^[16]。脑电信号功率谱按频率分为 δ (1.0~4.0 Hz), θ (4.1~8.0 Hz), α (8.1~13.0 Hz), β (13.1~30.0 Hz) 4 个频带,由于频率高低之分是相对的,本文定义频率小于 8 Hz 为低频段,8 Hz 以上为高频段。基于此,本文通过快速傅里叶变换得到各频段的功率谱值,并将低频段($\delta+\theta$)与高频段($\alpha+\beta$)的功率谱比值($\delta+\theta$)/($\alpha+\beta$)定义为所要提取的频谱特征参数——慢波系数。

近似熵表示一个系统的复杂度,主要是用来度量信号中产生新模式的概率大小,产生新模式的概率越大,序列的复杂性越大,相应的近似熵也越大^[17]。已有的研究表明脑电信号的近似熵可以用来评估严重意识障碍患者的大脑功能,对处在急性期的意识障碍患者预后评估有一定的意义^[18~20]。

有关近似熵具体的算法步骤:设采集到的原始数据为 $\{u(i), i=0, 1, \dots, N\}$,它的近似熵通过以下计算步骤获得,其中 m 是预先选定的模式维数, r 是预先选定的相似容限,通常取 $m=2, r=(0.1\sim 0.25)SD$ (SD 为原始数据标准差),这时近似熵具有合理的统计特性^[21],本文计算过程中选取 $m=2, r=0.15 SD$,计算过程如下:

将序列 $\{u(i)\}$ 按顺序组成 m 维矢量 $X(i)$,即

$$X(i)=[u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)], i=1 \sim (N-m+1), \quad (1)$$

对每一个 i 值计算矢量 $X(i)$ 与其余矢量 $X(j)$ 之间的距离,即

$$d[X(i), X(j)] = \max |u(i+k) - u(j+k)|, k = 0 \sim (m-1), \quad (2)$$

给定阈值 r ($r > 0$), 对每一个 i 值统计 $d[X(i), X(j)] < r$ 的数目及此数目与总的矢量个数 $N-M+1$ 的比值, 记作 $C_i^m(r)$, 即

$$C_i^m(r) = \{d[X(i), X(j)] < r \text{ 的数目}\} / (N-m+1), \quad (3)$$

粗略地讲, $C_i^m(r)$ 反映序列中 m 维模式在相似容限 r 的意义下的相互近似的概率.

先将 $C_i^m(r)$ 取对数, 再求其对所有 i 的平均值, 记作 $\Phi^m(r)$, 即

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_m^i(r), \quad (4)$$

再对 $m+1$, 重复以上过程, 得到 $\Phi^{m+1}(r)$

最后得近似熵(ApEn), 即

$$\text{ApEn}(m, r) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r). \quad (5)$$

(iv) 数据处理. (1) 预处理. 首先观察病例数据的稳定性, 手动去除采集过程中外在干扰导致的不稳定数据, 如患者的四肢突然动作及身体抽搐等带来的肌电干扰, 眨眼动作带来的眼电干扰等; 然后利用 EEGLAB^[22] 脑电处理工具箱中的无限脉冲响应数字滤波器去除 50 Hz 的工频干扰.

(2) 计算慢波系数. 截取每个被试安静状态下的平稳脑电数据 2 min, 进行快速傅里叶变换, 然后分别计算出每个频段的功率谱值, 按照上述慢波系数的定义, 得出每个被试各个导联相应的慢波系数.

(3) 计算近似熵. 截取每个被试安静状态下 2 min 的脑电数据, 对每导脑电数据加滑动时间窗, 选择计算窗口时间为 1 s ($N=256$), 窗移为 1 个采样点, 计算出每个时间窗的近似熵值, 绘制出动态的近似熵波形, 最后在近似熵值的动态波形中选择 5 s 较平稳的近似熵值的平均值作为相应的近似熵特征参数.

(4) 计算对称导联特征参数比值和 Sum 值. (a) 导联分组: 将脑电采集中 16 导导联分为 8 组对称导联组, 分别是 FP1-FP2, F3-F4, C3-C4, P3-P4, O1-O2, F7-F8, T3-T4, T5-T6. (b) 计算近似熵比值和慢波系数比值: 将每一个被试对称导联组中的右侧导联的特征参数除以左侧导联的特征参数, 如对称导联组为 FP1-FP2, 则其比值表示为 $a_i = \text{FP2}/\text{FP1}$, 并将步骤 (a) 中列出的 8 组对称导联组的比值依次用 $a_1, a_2, a_3, \dots, a_8$ 表示. 如果特征参数比值大于 1, 则表明右侧导联特征参数大于左侧导联特征参数, 如果特征参数比

值小于 1, 则表明右侧导联特征参数小于左侧导联特征参数. 定义右侧参数除以左侧, 是为了人工定义统一标准, 便于病例组与正常组之间进行特征参数比值比较, 对病例组和正常对照组之间的特征参数比值进行量化分析. (c) 计算近似熵 Sum 值和慢波系数 Sum 值: $\text{Sum} = a_1 + a_2 + \dots + a_8$, 即 8 个对称导联组特征参数比值的和. 由于当大脑在处于静息状态时, 左右对称脑区的脑电信号具有高度的相似性, 其左右侧对称导联的特征参数基本相近, Sum 值会均匀分布在 8 附近, 因此如果大脑右侧的特征参数值高于左侧的特征参数值, 则 $\text{Sum} > 8$; 反之, 如果大脑右侧的特征参数值低于左侧的特征参数值, 则 $\text{Sum} < 8$. 因此通过将病例组的近似熵 Sum 值和慢波系数 Sum 值分别进行统计分析, 可以作为病例损伤侧初步判别的依据.

2 结果及讨论

2.1 左右损伤侧判别准则

临床上脑损伤一般为单侧损伤比较多, 因此, 首先分析不同脑损伤病例与正常人的特征参数 Sum 值的分布关系, 探讨能否通过 Sum 值的分布实现左右损伤侧的判别. 图 1 为根据被试近似熵 Sum 值和慢波系数 Sum 值绘制的被试分布图, 其中被试由 11 例左侧脑损伤病例、14 例右侧脑损伤病例和 8 例正常人组成.

图 1 中可以看出左侧损伤病例组、右侧损伤病例组和正常对照组之间的分布具有明显的聚类现象.

(1) 聚类到图 1 中部的 8 个正常人对照组中, 近

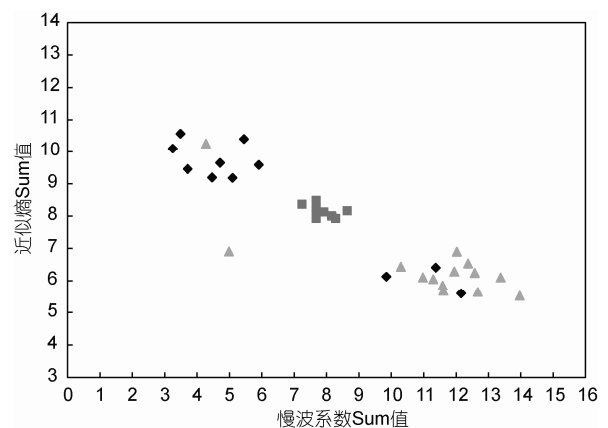


图 1 基于 Sum 值的被试分布图

菱形代表左侧脑损伤病例; 正方形代表正常被试; 三角形代表右侧脑损伤病例

似熵和慢波系数的Sum值都均匀地分布在8附近,即近似熵Sum值分布区间为7.88~8.45,慢波系数Sum值分布区间为7.29~8.67.

(2) 聚类到图1左上方区域的8个左侧脑损伤病例中,近似熵的Sum值分布区间为9.17~10.4,均大于正常人近似熵Sum值分布区间的上限8.45,慢波系数Sum值分布区间为3.2~5.9,均小于正常人慢波系数Sum值分布区间的下限7.29.

(3) 聚类到图1右下部的12个右侧脑损伤病例中,近似熵的Sum值分布区间为5.52~6.89,均小于正常人近似熵Sum值分布区间的下限7.88,慢波系数Sum值分布区间为10.29~13.96,均大于正常人慢波系数Sum值分布区间的上限8.67.

上述结果表明,正常对照组左右侧对称导联的慢波系数和近似熵值基本相近,而脑一侧损伤会导致左右两侧对称导联的脑电信号特征参数的差异性变大,其特征参数Sum值会落在正常人的特征参数Sum值的分布区间之外.以正常人的特征参数Sum分布区间为参照,如果近似熵Sum值大于8.45,且慢波系数Sum值小于7.29,则可以初步判别为左侧损伤;如果近似熵Sum值小于7.88,且慢波系数Sum值大于8.67,则可以初步判别为右侧损伤.

针对图1中基于特征参数Sum值的判别结果,以临床医生的判别结果为基准,对其判别结果的正确率进行统计分析,见表2.

从表2可知,基于近似熵Sum值的判别正确率:左侧脑损伤病例组72.7%,右侧脑损伤病例组85.7%;基于慢波系数Sum值的判别正确率:左侧脑损伤病例组72.7%,右侧脑损伤病例组92.3%;因此,通过计算病例的特征参数Sum值,并将病例特征参数Sum值的分布与正常人的特征参数分布进行对比分析,可以实现病例受伤侧的判别.

但是在图1的聚类结果中,有1例右侧脑损伤病例(位于图1左上方,三角形表示)和3例左侧脑损伤

病例(位于图1右下方,菱形表示)的聚类结果同医生的判别结果相反.分析可能的原因有:①通过仔细分析这几个病例的脑电波形图发现,这些病例的脑电波形表现出高度异常,脑电背景活动主要为弥漫性慢活动,且左右两侧都会伴有大量高幅棘慢综合波发生,这种脑电波的高度异常表现可能会导致数据的结果与实际情况相悖;②数据预处理过程中,在手动去除一些眼电、头动干扰等不平稳的异常数据较多的病例时,具有一定的主观性,可能会误去除一些真实的数据,从而影响这些病例的数据分析结果.进一步的研究工作可以在预处理过程中尝试使用小波分析、独立成分分析等方法来去除采集过程中带来的眼电、头动等干扰,减小预处理过程中人为因素带来的影响.

另外,图1中还有1例聚类结果表现异常的特殊病例,即在图1左下方的一例(三角形表示).该病例的医生诊断结果为右侧脑损伤,其近似熵特征参数符合右侧脑损伤病例特征参数的表现,但是慢波系数却符合左侧脑损伤病例特征参数的表现.分析可能的原因有:①病例的脑电背景波以快波为主,而其他病例的脑电背景波均以慢波为主,可能是采集过程中该病例伴有身体抽搐,肌电信号的干扰较大,导致该病例脑电背景波出现异常,进而影响到慢波系数值的表现.②对于近似熵,由于干扰波频率成分较为单一,复杂度低,对近似熵值影响很小,因此近似熵参数的表现与理论一致.

2.2 单侧具体损伤区域判别准则

在判别出脑损伤侧基础上,需要进一步分析对称导联的近似熵比值及慢波系数比值,为实现具体损伤区域的判别提供准则.研究样本选取了左侧脑损伤病例8个,右侧脑损伤病例12个,正常人8例进行研究.

经过对上述单侧脑损伤病例资料分析,发现其

表2 基于特征参数Sum值的判别结果统计^{a)}

脑损伤病例	特征参数Sum值	总病例数	正确判别病例数	错误判别病例数	判别正确率(%)
左侧脑损伤病例	近似熵Sum值	11	8	3	72.7
	慢波系数Sum值	11	8	3	72.7
右侧脑损伤病例	近似熵Sum值	14	12	2	85.7
	慢波系数Sum值	14	13	1	92.3

a) 每一行准确率的计算式:判别正确率=(判别损伤侧正确的病例数/总病例数)×100%

损伤脑区主要集中在额部、颞部, 根据采集时脑电导联在头部的分布位置可知, 左侧脑损伤病例的损伤脑区涉及的导联有 FP1, F7, T3, T5; 右侧脑损伤病例的损伤脑区涉及的导联有 FP2, F8, T4, T6. 因此, 按照对称导联中是否含有受伤部位的导联, 将 8 组对称导联分为 2 组: 对称导联组 A(含受伤部位导联)和对称导联组 B(不含受伤部位导联), 其中对称导联组 A 包含的对称导联有 FP2-FP1, F8-F7, T4-T3, T6-T5, 即图 2 中用红色线连接的 4 组对称导联; 对称导联组 B 包含的对称导联有 F4-F3, C4-C3, P4-P3, O2-O1, 即图 2 中用绿色线连接的 4 组对称导联.

分别统计对称导联组 A 与对称导联组 B 的特征参数比值, 并将这 2 组对称导联的特征参数比值进行显著性差异检验, 其统计分析结果见表 3.

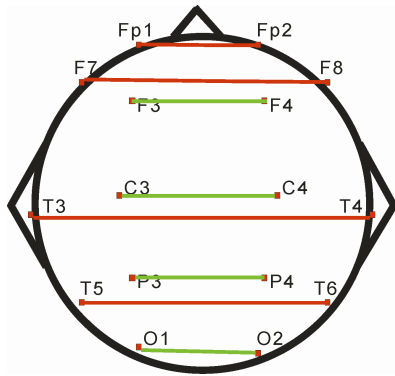


图 2 对称导联分组示意图

从表 3 的数据结果可知: ① 正常人组 $P>0.05$, 即对称导联组 A 与对称导联组 B 的特征参数比值之间无显著性的差异; 而脑损伤病例组 $P<0.05$, 存在显著性的差异. 这表明基于对称导联分析方法提取的特征参数比值, 能够显著地区分脑损伤区域与未损伤区域. ② 从特征参数比值可知, 正常人对称导联的特征参数比值均接近于 1; 而对于脑损伤病例, 其对称导联的近似熵比值均明显小于 1, 慢波系数比值均明显大于 1. 这表明在脑损伤病例的对称导联中, 损伤侧导联的近似熵要小于对侧未损伤导联, 慢波系数要大于对侧未损伤导联.

分析结果表明, 基于对称导联提取的特征参数比值能够显著地区分出脑损伤区域与未损伤区域. 因此, 通过将病例的特征参数比值同正常人的特征参数比值进行比较分析, 可以实现单侧具体脑损伤区域的判别.

2.3 基于对称导联分析方法的判别: 实例分析

按照以上基于对称导联分析方法的判别准则, 随机挑选一个单侧脑损伤的病例, 首先对其何侧受损伤进行判别, 然后再对脑损伤侧损伤区域进行定位, 最后将此病例的判别结果与 CT 图像诊断结果进行对比分析. 此病例的 EEG 特征参数比值统计分析结果见表 4. 表中特征参数比值为右侧导联除以左侧导联, 具体定义见 1 节(iv)的数据处理步骤(4).

表 3 不同对称导联组的特征参数比值的数据统计^{a)}

特征参数比值	被试组	对称导联组 A 的特征参数比值统计($\bar{x} \pm s$)	对称导联组 B 的特征参数比值统计($\bar{x} \pm s$)	单因素方差分析 P
近似熵	左侧损伤病例组(n=8)	0.75±0.12	0.89±0.15	0.0112
	右侧损伤病例组(n=12)	0.69±0.23	0.86±0.24	0.0066
	正常人对照组(n=8)	1.02±0.08*	1.03±0.04	0.3731
慢波系数	左侧损伤病例组(n=8)	2.64±0.25	1.77±0.92	0.00087
	右侧损伤病例组(n=12)	1.82±0.24	1.39±0.15	0.00006
	正常人对照组(n=8)	0.98±0.21*	1.05±0.23	0.86412

a) 特征参数比值的定义为脑损伤侧的导联特征参数除以对侧未损伤导联特征参数; n 为病例数; \bar{x} 和 s 分别为相应的对称导联组内所有对称导联的特征参数比值的平均值和标准差; P 为将对称导联组 A 和对称导联组 B 进行单因素方差分析得到的结果; *为对称导联组中的导联所对应的脑区没有受伤

表 4 入选病例的特征参数比值

特征参数比值	额部		颞部		顶部		枕部		Sum
	FP2-FP1	F8-F7	T4-T3	T6-T5	F4-F3	C4-C3	P4-P3	O2-O1	
近似熵比值	1.43	1.68	1.34	1.07	0.99	1.06	1.08	1.10	9.75
慢波系数比值	0.45	0.26	0.52	0.88	0.95	0.88	0.84	0.82	5.60

从表 4 中特征参数 Sum 值的大小来看, 近似熵 $Sum > 8.45$, 慢波系数 $Sum < 7.29$, 根据前面 2.1 节的判别准则, 可以判别病例的脑损伤侧为左侧。

进一步分析不同部位的特征参数比值, 表 4 中对称导联 T6-T5, F4-F3, C4-C3, P4-P3, O2-O1 所对应的特征参数比值接近于 1, 即左右侧的特征参数基本相等, 接近于正常组的表现, 可以判别为未损伤脑区。对称导联 FP2-FP1, F8-F7, T4-T3 所对应额部和颞部对称导联的近似熵比值均显著大于 1, 即右侧导联的近似熵显著大于左侧导联; 慢波系数比值均显著小于 1, 即右侧导联的慢波系数显著小于左侧导联。根据 2.2 节的判别准则, 可以判别此病例的主要脑损伤部位为左侧额颞部导联 FP1, F7, T3 对应的脑区。其具体脑损伤部位的判别结果见图 3。

图 4 给出了入选病例的 CT 图像, 该病例脑部损伤的位置已在 CT 图中用方框标记, 由于 CT 图像上的成像位置与脑部位置相反, 所以 CT 图像的左侧表示实际病例的右侧, 右侧表示实际病例的左侧。此病例医生诊断为左侧额颞部损伤, 其诊断结果由浙江省武警医院放射科影像学专家给出。

通过将以上病例基于对称导联法的脑损伤判别

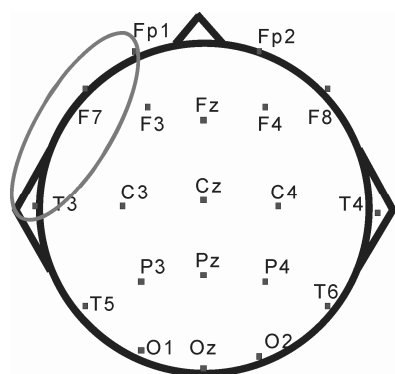


图 3 脑损伤部位示意图
椭圆画线标记区域为脑损伤区域



图 4 入选脑损伤病例 CT

结果与相应的 CT 图像进行对比分析可知, 使用本文提出的方法进行判别的结果与基于病例的 CT 图像的判别结果基本相符, 证明了本文提出的基于对称导联的 EEG 分析方法在脑损伤部位判别中的可行性, 对严重意识障碍患者临床上的辅助诊断上具有一定的应用价值。

3 结论

本文提出的基于对称导联的 EEG 分析方法, 通过计算所提取的脑电特征参数在对称导联间的比值, 对由脑损伤所引起的脑电特征参数的变化进行量化分析, 实现了脑损伤部位的判别。同时, 基于本方法的判别结果与基于病例 CT 图像的诊断结果相吻合, 验证了本方法的有效性, 为临床诊断提供了依据。进一步的研究工作中, 在应用层面上, 可以应用本方法所提取的特征参数比值绘制脑地形图, 通过伪彩来呈现出脑损伤区域; 在数据采集方面, 可以加大脑电采集导联密度, 以便使本方法定位脑损伤病例的受伤部位更加精确。

参考文献

- 1 Schnakers C, Perrin F, Schabus M, et al. Voluntary brain processing in disorders of consciousness. *Neurolog*, 2008, 71: 1614-1620
- 2 Adeli H, Zhou Z, Dadmehr N. Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform. *J Neurosci Meth*, 2003, 123: 69-87
- 3 Gosseries O, Schnakers C, Ledoux D, et al. Automated EEG entropy measurements in coma, vegetative state/unresponsive wakefulness syndrome and minimally conscious state. *Funct Neurol*, 2011, 26: 25-30
- 4 Cruse D, Chennu S, Chatelle C, et al. Bedside detection of awareness in the vegetative state: A cohort study. *Lancet*, 2011, 378: 2088-2094
- 5 Wu W, Gao X, Hong B, et al. Classifying single-trial EEG during motor imagery by iterative spatio-spectral patterns learning (ISSPL). *IEEE Trans Biomed Eng*, 2008, 55: 1733-1743

- 6 赵启斌, 张丽清, Andrzej C. 三维虚拟现实环境中基于 EEG 的异步 BCI 小车导航系统. 科学通报, 2008, 53: 2888–2895
- 7 Bodner M, Shaw G L, Gabriel R, et al. Detecting symmetry patterns in EEG data: A new method of analysis. Clin Electroencephal, 1999, 30: 143–150
- 8 Wang G, Yunokuchi K. Causality of frontal and occipital alpha activity revealed by directed coherence. IEICE Inf Syst, 2002, E85-D: 1334–1340
- 9 Kwon H, Cho J, Lee E. EEG asymmetry analysis of the left and right brain activities during simple versus complex arithmetic learning. J Neurother, 2009, 13: 109–116
- 10 Landsness E, Bruno M, Noirhomme Q, et al. Electrophysiological correlates of behavioural changes in vigilance in vegetative state and minimally conscious state. Brain, 2011, 134: 2222–2232
- 11 尧德中. 脑功能探测的电学理论与方法. 北京: 科学出版社, 2003
- 12 Abásolo D, Hornero R, Espino P, et al. Analysis of regularity in the EEG background activity of Alzheimer's disease patients with Approximate Entropy. Clin Neurophysiol, 2005, 116: 1826–1834
- 13 杨小冬, 何爱军, 周勇, 等. 复杂生理信号的多重分形质量指数谱分析. 科学通报, 2010, 55: 1866–1872
- 14 Giacino J T, Kalmar K, Whyte J. The JFK coma recovery scale-revised: Measurement characteristics and diagnostic utility. Arch Phys Med Rehabil, 2004, 85: 2020–2029
- 15 陈芷若. 意识障碍的神经电生理检查. 临床神经外科杂志, 2006, 3: 92–93
- 16 Leon-Carrion J, Martin-Rodríguez J F, Damas-lopez J, et al. Brain function in the minimally conscious state: A quantitative neurophysiological study. Clin Neurophysiol, 2008, 119: 1506–1514
- 17 Pincus S M, Singer B H. Randomness and degree of irregularity. Proc Natl Acad Sci USA, 1996, 93: 2083–2088
- 18 Young G B. The EEG in coma. J Clin Neurophysiol, 2000, 17: 473–485
- 19 Zandbergen E G, de Haan R J, Stoutenbeek C P, et al. Systematic review of early prediction of poor outcome in anoxic-ischaemic coma. Lancet, 1998, 352: 1808–1812
- 20 Husain A M. Electroencephalographic assessment of coma. J Clin Neurophysiol, 2006, 23: 208–220
- 21 Pincus S M. Approximate Entropy as a measure of system complexity. Proc Natl Acad Sci USA, 1991, 88: 2297–2301
- 22 Delorme A, Makeig S. EEGLAB: An open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. J Neurosci Meth, 2004, 134: 9–21

Localization of brain injuries in vegetative and minimally conscious patients using symmetric electrode EEG analysis

LI Yi¹, ZHAO Bo¹, YANG WenWei¹, LI JingQi², XU WeiDong¹, XU Ying¹, SHEN CaiXian¹, LI LiHua¹ & YANG Yong¹

¹College of Life Information Science & Instrument Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

²Armed Police Hospital Rehabilitation Center, Hangzhou 314000, China

We propose a new method of EEG analysis for identifying brain injuries. Specifically, we used symmetric electrode patterns to investigate correlations between characteristic EEG parameters and brain injured areas. Twenty-five subjects (11 patients with injuries in the left hemisphere and 14 patients with injuries in the right hemisphere) in vegetative and minimally conscious states resulting from traumatic brain injury were involved in the study, along with 8 healthy controls. First, we examined the power spectral ratio of the low-frequency ($\delta+\theta$) and high-frequency ($\alpha+\beta$) bands, as well as the approximate entropy of each subject's EEG in a quiet state. This was done to calculate the characteristic parameter ratios of the symmetric electrodes. Second, the characteristic parameter ratios of different brain areas were quantitatively analyzed to identify the brain injured areas. Finally, the identification results were compared to CT images. Results indicated that the characteristic parameter ratios between injured and uninjured brain areas were significantly different ($P<0.05$), and that the brain injured areas identified by our EEG analysis method were consistent with that of the CT data. Thus, we suggest that our proposed method has great clinical potential for the convenient and reliable identification of brain injuries.

EEG, vegetative and minimally conscious, brain injury, symmetric electrodes

doi: 10.1360/972012-1384