

· 论 著 ·

基于小波变换结合经验模态分解提取孤独症儿童脑电异常特征研究

李昕^{1,2,3}, 蔡二娟^{1,2}, 秦鹭云^{1,2}, 康健楠^{1,4}

1. 燕山大学 生物医学工程研究所(河北秦皇岛 066004)
2. 河北省测试计量技术及仪器重点实验室(河北秦皇岛 066004)
3. 北京工业大学 生命科学与生物工程学院(北京 100124)
4. 河北大学 电子信息工程学院(河北保定 071000)

【摘要】 孤独症的早期发现与及时干预至关重要。本文结合小波变换和经验模态分解(EMD)提取脑电信号(EEG)特征,比较分析孤独症儿童和正常儿童脑电信号的特征差异。试验共采集了25例(20例男孩,5例女孩)5~10岁孤独症儿童和25例5~10岁正常儿童的脑电信号,基于小波变换提取C3、C4、F3、F4、F7、F8、FP1、FP2、O1、O2、P3、P4、T3、T4、T5和T6的alpha、beta、theta和delta频段的节律波,再进行EMD分解得到固有模态函数(IMF)特征,以支持向量机(SVM)实现孤独症和正常儿童脑电的分类评估。试验结果表明,小波变换和EMD结合的方法可以有效地识别孤独症儿童和正常儿童的脑电信号特征,分类正确率达到87%,相比文中小波结合样本熵方法提取脑电特征分类评估的准确率高出将近20%。所提取的四种节律波中,delta节律(1~4 Hz)波的分类正确率最高,特别是在前额F7通道、左前额FP1通道和颞区T6通道其分类准确率均超过90%,能够较好地表达孤独症儿童脑电信号的特点。

【关键词】 孤独症; 脑电信号; 小波变换; 经验模态分解

Abnormal electroencephalogram features extraction of autistic children based on wavelet transform combined with empirical modal decomposition

LI Xin^{1,2,3}, CAI Erjuan^{1,2}, QIN Luyun^{1,2}, KANG Jiannan^{1,4}

1. Institute of Biomedical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, P.R.China
 2. Measurement Technology and Instrumentation Key Lab of Hebei Province, Qinhuangdao, Hebei 066004, P.R.China
 3. College of Life Science and Bio-engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, P.R.China
 4. College of Electronic Information Engineering, Hebei University, Baoding, Hebei 071000, P.R.China
- Corresponding author: LI Xin, Email: yddylixin@ysu.edu.cn

【Abstract】 Early detection and timely intervention are very essential for autism. This paper used the wavelet transform and empirical mode decomposition (EMD) to extract the features of electroencephalogram (EEG), to compare the feature differences of EEG between the autistic children and healthy children. The experimental subjects included 25 healthy children (aged 5–10 years old) and 25 children with autism (20 boys and 5 girls aged 5–10 years old) respectively. The alpha, beta, theta and delta rhythm wave spectra of the C3, C4, F3, F4, F7, F8, FP1, FP2, O1, O2, P3, P4, T3, T4, T5 and T6 channels were extracted and decomposed by EMD decomposition to obtain the intrinsic modal functions. Finally the support vector machine (SVM) classifier was used to implement assessment of autism and normal classification. The results showed that the accuracy could reach 87% and which was nearly 20% higher than that of the model combining the wavelet transform and sample entropy in the paper. Moreover, the accuracy of delta (1–4 Hz) rhythm wave was the highest among the four kinds of rhythms. And the classification accuracy of the forehead F7 channel, left FP1 channel and T6 channel in the temporal region were all up to 90%, which expressed the characteristics of EEG signals in autistic children better.

【Key words】 autism; electroencephalogram; wavelet transform; empirical mode decomposition

DOI: 10.7507/1001-5515.201705067

基金项目: 国家自然科学基金(51677162); 河北省自然科学基金项目(F2014203244); 中国博士后科学基金资助项目(2014M550582)
通信作者: 李昕, Email: yddylixin@ysu.edu.cn

引言

孤独症谱系障碍 (autism spectrum disorder, ASD) 是根据典型孤独症的核心症状进行扩展定义的广泛意义上的孤独症。孤独症又称自闭症或孤独性障碍, 是一种广泛性发育障碍疾病, ASD 的病因一直不明确, 包括遗传因素、神经因素和家庭心理因素等^[1]。近年来, ASD 人群数量所占比例越来越多, 严重影响着患者的生活质量, 造成了沉重的家庭负担。大多数 ASD 儿童的发育异常出现在婴幼儿期, 并且基本在 5 岁以前表现很明显, 目前尚无有效的药物治疗。有很多 ASD 儿童因确诊时年龄较大, 错过了干预治疗的黄金时期, 这将影响孩子的一生, 因此 ASD 的早期发现与早期干预很重要。大量研究表明, ASD 儿童与正常儿童的脑电信号特征确实存在差异。基于脑电信号特征识别 ASD 是目前一种有效的早期发现方法。

脑电信号能够记录大脑皮层的电生理现象, 能够分析 ASD 儿童的脑电特征。Catarino 等^[2]用多尺度熵分析了 ASD 儿童的脑电数据, 结果表明在患者的颞-顶区出现了异常复杂的脑电特性。Pablo 等^[3]通过远距离的脑功能连接的踪迹探究正常人群中 ASD 的迹象, 结果表明不仅在 ASD 儿童的静息态脑电中检测出各种异常, 在感知和视觉等方面的脑电也有异常的特征。Coben 等^[4]使用功率的方法分析了 ASD 儿童的脑电信号特征, 结果表明大脑前额区出现 delta 振荡并且大脑神经连接异常。Dawson 等^[5]比较了 ASD 儿童和正常儿童的脑电功率谱, 结果表明相对于正常组儿童, ASD 儿童在前额和颞区的 EEG power 较低, 左半球比右半球更加明显。Ali 等用量化 EEG 的方法发现 ASD 儿童左脑区功率谱能量低于正常儿童。李静青等^[6]从神经振荡及神经同步的不同角度使用量化脑电方法研究 ASD 儿童的脑电, 发现 ASD 儿童静息态脑电较低频段的振荡增加, 较高频段的振荡减少。

脑电信号特征的提取包括线性方法 (频谱分析和脑连接分析) 和非线性方法 (Lempel-Ziv 复杂度、预报误差、协方差复杂性)^[7]。由于脑电信号是一种非线性、非平稳的信号, 线性分析方法的前提是假设信号为线性, 这样会丢失非线性部分所包含的全部信息, 不能够完整地描述脑电信号的本质特征。而经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 是一种非线性分析方法, 且根据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解, 无须预定任何基函数。这一点与建立在先验性的谐波基函数和小波

基函数上的傅里叶分解与小波分解方法具有本质差别。EMD 方法在理论上可以应用于任何类型的信号分解, 由于 EMD 根据自身的时间尺度特征进行信号分解的特点, 在处理非平稳及非线性数据上, 具有非常明显的优势和很高的信噪比。EMD 分解出的固有模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 能够体现脑电信号的非线性和非平稳特征^[8]。Huang 等^[9]首次提出 EMD 算法, 在脑电信号分析中取得了不错的效果。陈一贤^[10]通过对 EMD 算法的研究发现包络效果最好时的相应参数。Al-Subari 等^[11]将 EMD 与事件相关电位 (event-related potential, ERP) 结合分析脑电图数据的源定位技术, 取得了较好的准确性和鲁棒性。杨航等结合 EMD 与能量特征用于运动想象脑电的特征提取, 取得了较好的分类效果。因此本文采用小波变换结合 EMD, 既有较好的去噪效果, 又可以得到节律波的 IMF 分量, 再用支持向量机 (support vector machine, SVM) 进行分类, 以期提高 ASD 儿童与正常儿童脑电信号特征分类的准确率^[12]。

1 数据

本文采用美国 EGI 公司生产的 128 导的脑电采集系统 (HydroCel Geodesic Sensor Net), 进行时长 5 min 的静息态脑电采集, 设定小于 50 k Ω 的阻抗, 采样率为 1 000 Hz。开始采集脑电数据时, 让受试者舒适地坐在椅子上, 双手放在腿上, 以保持安静状态来采集睁眼静息态的脑电数据。受试者分为测试组和对照组, 测试组包括 25 例 (20 例男孩, 5 例女孩) 5 ~ 10 岁孤独症儿童, 对照组包括 25 例 5 ~ 10 岁的正常儿童, 受试者年龄为 (7.11 \pm 1.48) 岁。试验过程经过伦理审查委员会批准, 试验前家属均签署了知情同意书, 自愿参加本次试验。试验时要求受试者先安静 1 ~ 2 min, 使受试者进入放松状态以便更好地采集静息态脑电。所有正常儿童在智力和行为方面均无障碍; 所有孤独症儿童均符合《美国精神障碍诊断与统计手册 (第四版)》的诊断, 由正规医院确诊, 由家长填写的儿童孤独症行为量表 (Autism Behavior Scale, ABC) 得分均超过 62 分, 可以诊断为孤独症, 并且均为典型孤独症患者。招募孤独症儿童的标准为: ①符合孤独症判定的标准; ②右利手; ③自身及其家庭没有精神病史, 如精神分裂等; ④采集前没有使用其他精神类药物。

对脑电信号首先降采样, 降采样后的采样率为 128 Hz, 用 MATLAB 的 EEGLAB 工具箱进行工频

滤波去噪、去除眼电干扰信号、去伪迹处理,按时间序列随机截取长度为 8 s 的数据段,即每段 1 024 个采样点,选取 16 个通道,共 $16 \times 1\,024 \times 50$ 个采样点。

2 方法

2.1 技术路线

由于 ASD 患者与健康正常人在脑电节律活跃性上有所差异,而信号的非线性和非平稳特征能在各阶 IMF 分量中显示出来,因此本文首先提取了脑电信号的四种节律,对节律信号进行 EMD 分解,突出了节律的局部特性。本文将小波变换与 EMD 相结合,提取 ASD 和正常儿童的脑电信号节律特征,实现 ASD 和正常儿童脑电信号的分类评估。算法包括三个部分:① 基于小波变换,提取 alpha (8 ~ 13 Hz)、beta (13 ~ 30 Hz)、theta (4 ~ 8 Hz) 和 delta (1 ~ 4 Hz) 频段的节律,提取样本熵特征;② 对各节律波进行 EMD 分解,提取各节律波各阶 IMF 分量的平均能量特征,分别按节律波和通道整合;③ 基于 SVM 实现分类评估,比较小波熵以及小波变换结合 EMD 这两种方法的分类准确率。

2.2 小波分析

小波分析的主要优势是时频域的多分辨率分析,能够有效地从信号中提取信息,通过伸缩和平移等运算功能对函数或信号进行多尺度细化分析。本文基于小波变换实现脑电信号的节律提取。

2.3 EMD 算法

EMD 的关键是经验模式分解,能使复杂信号分解为有限个 IMF 分量,所分解出的各 IMF 分量包含了原信号的不同时间尺度的局部特征信号。假设原始信号为 $d(x)$:

(a) 找出 $d(x)$ 信号所具有的局部极大值点和局部极小值点;对所有局部极大值点进行曲线拟合成上包络线,所有极小值点拟合成下包络线;求出上下包络线的均值曲线 $m(x)$;

$$m(x) = \frac{1}{2} (h_1(x) + h_2(x)) \quad (1)$$

(b) 从原始信号 $d(x)$ 中分离出包络线均值曲线 $m(x)$,得到一个剩余函数 $t_1(x)$:

$$t_1(x) = d(x) - m(x) \quad (2)$$

如果剩余函数 $t_1(x)$ 满足 IMF 分量的两个条件(① 在整个信号段内的过零点数和极值点数最多相差为 1,即在 IMF 中不能出现大于零的极小值,也不能出现小于零的极大值点;② 信号的上下包络

线关于时间轴成局部对称),则该剩余函数 $t_1(x)$ 为第一个 IMF 分量,否则 $t_1(x)$ 将作为新的原始信号重复步骤(a) ~ (b),循环 K 次直到得到的剩余函数满足 IMF 分量的两个条件为止。此时,剩余函数作为第一个 IMF 分量,记作:

$$u_1(x) = t_{1k}(x) \quad (3)$$

本次循环不能为无限循环,Huang 最终给出一个类似柯西收敛准则的分量停止条件:

$$SD = \frac{\sum_{x=0}^X |t_{k-1}(x) - t_k(x)|^2}{\sum_{x=0}^X t_{k-1}^2(x)} \quad (4)$$

一般 SD 取值在 0.1 ~ 0.3 时,迭代停止,筛分过程结束。

(c) 将 IMF 分量 $u_1(x)$ 从原始信号 $d(x)$ 中分离出来,得到一个残余信号 $s_1(x)$:

$$s_1(x) = d(x) - u_1(x) \quad (5)$$

将残余信号 $s_1(x)$ 作为新的原始信号重复步骤(a) ~ (c),循环 n 次直到最终得到的残余函数 $s_n(x)$ 为一个单调函数或常数为止,EMD 分解过程结束,由上述公式可得出:

$$d(x) = \sum_{i=1}^n u_i(x) + s_n(x) \quad (6)$$

EMD 分解得到各阶 IMF 分量,根据 ASD 儿童与正常儿童脑电节律波频率的不同来进行特征提取。

3 结果分析

3.1 特征提取

ASD 儿童与正常儿童的脑电信号频谱功率特征在 alpha、theta 和 delta 节律有所不同^[13-16]。在 alpha 节律上,ASD 儿童的频谱功率低于正常儿童的频谱功率^[4, 17-18];在 delta 和 theta 节律上,ASD 儿童的频谱功率高于正常儿童的频谱功率,且在前额区、颞区、中央和枕区比较明显^[19]。为了更好地分析 ASD 儿童各脑区的特征,在每个脑区均选择通道进行分析。本文中选取了中央 C3、C4 通道,前额 F3、F4、F7 和 F8 通道,左右前额区 FP1、FP2 通道,枕区 O1、O2 通道,顶区 P3、P4 通道以及颞区 T3、T4、T5 和 T6 通道。

基于小波分解分别提取了每个受试者的 alpha、theta、beta 和 delta 节律并重构 alpha 波、theta 波、beta 波和 delta 波,以某一 ASD 儿童的 C3 通道为例,结果如图 1 所示。

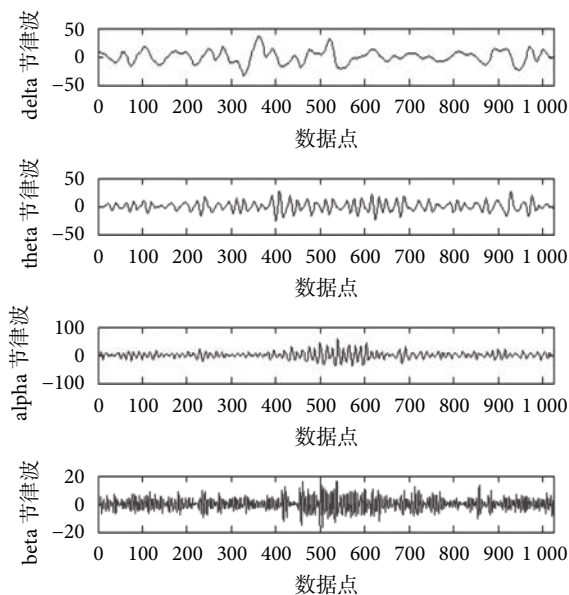


图1 重构后的脑电节律波

Fig.1 The EEG rhythms after reconstruction

将重构后的脑电节律信号用 EMD 进行分解, 得到 IMF 分量, 如图 2 所示。IMF 分量经过傅里叶变换得到各 IMF 分量的频谱图, 如图 3 所示。

EMD 分解得到的各阶 IMF 分量的频率不同, 由图 3 知, IMF 分量的阶数越低, 频率越高, 完整的 IMF 分量的相关特征量中包含很多与孤独症和正常儿童脑电相关性较小的特征值, 会降低分类准确率。本文中提取的脑电频率是 1~30 Hz, 前四阶 IMF 分量频谱包含了 90% 以上的能量特征, 所以取前四阶 IMF 分量进行特征提取。

3.2 分析

对所提取的 ASD 儿童和正常儿童的各节律波能量特征的分类识别和独立样本 *t* 检验结果如表 1 所示。由表 1 可知, 本文中所选取的 16 个通道, ASD 儿童和正常儿童的脑电中 delta 节律波的分类正确率最高, 接近或超过了 80%, 由此也证明了 ASD 儿童与正常儿童在慢波 1~4 Hz 的差异性, 说明 delta 节律波特征是区分 ASD 儿童和正常儿童的一个明显特征。对 ASD 儿童和正常儿童脑电各节律波的 IMF 分量的频谱能量特征做独立样本 *t* 检验, 结果表明两组间 delta 节律波的 IMF 分量的频谱能量的差异也有统计学意义 ($P < 0.05$), 与 delta 节律波分类正确率最高的结果一致。同时, 四种节律波在 FP1、O1 和 P3 通道的分类准确率均较高, 表明正常儿童和 ASD 儿童的脑电在这三个通道具有较显著的差异性。delta 节律波异常, 表明患者发育迟缓。中央顶区脑电异常, 表明儿童体感能力

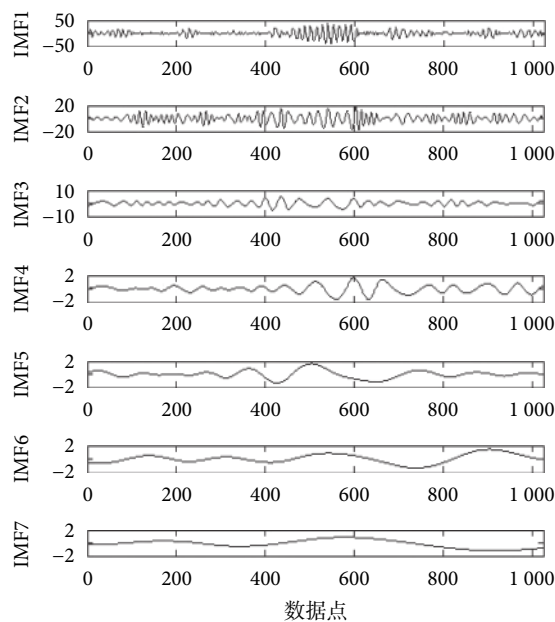


图2 IMF分量图

Fig.2 Components of IMFs

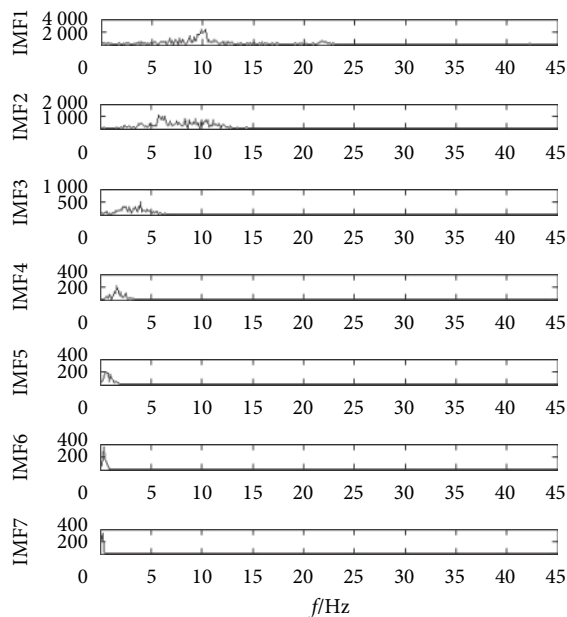


图3 IMF分量频谱图

Fig.3 IMFs component spectrum

差, 感觉统合能力不足, 符合 ASD 患者的表现特征。本文结果表明 ASD 儿童与正常儿童在前额、中央区的脑电差异性较大。

小波分析和 EMD 结合, 提取出的节律波再进行 EMD, 得到各通道各节律波的 IMF 分量, 将四种节律波的 IMF 分量频谱能量特征组合进行分类评估, 结果如表 2 所示。

由表 2 可见, 孤独症儿童与正常儿童脑电进行分类识别时, 利用小波变换结合 EMD 算法, 在前

表 1 正常儿童与孤独症儿童通道各节律波分类结果

Tab.1 Classification of the EEG rhythms for ASD children and normal children

通道	alpha 准确率 (%)	P 值	beta 准确率 (%)	P 值	delta 准确率 (%)	P 值	theta 准确率 (%)	P 值
C3	48.1	0.522 1	50.0	0.531 5	81.5	0.002 9	31.5	0.573 1
C4	46.3	0.158 1	55.6	0.084 3	79.6	0.016 3	59.3	0.688 3
F3	44.4	0.809 2	61.1	0.002 9	81.5	0.000 9	42.6	0.736 5
F4	33.3	0.861 0	63.0	0.004 8	83.3	0.003 6	33.3	0.840 2
F7	46.3	0.331 0	63.0	0.088 4	81.5	0.001 2	48.1	0.740 3
F8	51.9	0.472 1	55.6	0.013 5	81.5	0.002 8	46.3	0.836 4
FP1	85.2	0.070 5	63.0	0.010 3	77.8	0.012 4	81.5	0.002 5
FP2	33.3	0.914 7	74.1	0.014 3	83.3	0.002 4	46.3	0.586 0
O1	83.3	0.002 4	55.6	0.859 0	88.9	0.000 2	75.9	0.027 2
O2	77.8	0.001 9	44.4	0.765 0	81.5	0.003 6	68.5	0.027 8
P3	79.6	0.011 4	81.5	0.005 6	81.5	0.006 6	74.1	0.066 8
P4	59.3	0.008 8	44.4	0.837 2	87.0	0.000 2	48.1	0.200 7
T3	61.1	0.035 2	70.4	0.092 9	72.2	0.063 2	40.7	0.764 6
T4	55.6	0.082 7	44.4	0.253 7	83.3	0.000 6	38.9	0.934 2
T5	68.5	0.020 3	53.7	0.403 0	88.9	0.000 1	64.8	0.008 9
T6	44.4	0.960 0	75.9	0.739 4	88.9	0.049 7	63.0	0.617 4

表 2 正常儿童与孤独症儿童脑电分类结果

Tab.2 Classification of the EEG for ASD children and normal children

通道	小波变换 + 样本熵准确率	小波变换 + 经验模态分解准确率	通道	小波变换 + 样本熵准确率	小波变换 + 经验模态分解准确率
C3	53.7%	87.0%	O1	75.9%	88.9%
C4	50.0%	85.2%	O2	79.6%	81.5%
F3	51.9%	88.9%	P3	59.3%	79.6%
F4	57.4%	88.9%	P4	59.3%	85.2%
F7	55.6%	94.4%	T3	64.8%	81.5%
F8	68.5%	87.0%	T4	64.8%	88.9%
FP1	66.7%	94.4%	T5	75.9%	88.9%
FP2	68.5%	85.2%	T6	70.4%	90.7%

额 F7 通道、左前额 FP1 通道和颞区 T6 通道的分类准确率最高,均超过 90%,说明在 F7、FP1 和 T6 通道该特征最明显,最能够区分 ASD 与正常儿童。不同脑区对应不同功能,ASD 儿童额叶脑电异常,表明认知能力差;颞区脑电异常,表明有语言社交障碍,符合 ASD 儿童的表现特征。还可以看出,小波变换结合 EMD 算法提取 ASD 与正常儿童的脑电特征所得到的分类准确率要高于样本熵值,分类准确率由后者的 64% (各通道准确率平均值) 提高到前者的 87% (各通道准确率平均值),大大提高了 ASD 与正常儿童基于脑电信号特征的分类准确率,说明利用脑电信号节律波 IMF 分量的特征进行分类效果较好。

4 结论

本文结合小波变换和 EMD,提取了 ASD 儿童与正常儿童的脑电信号特征,通过提取 alpha、beta、theta 和 delta 节律波并进行 EMD 分解,对四种节律波分别分解出的四阶 IMF 分量的平均能量

特征进行分类识别,结果表明 ASD 与正常儿童的脑电信号各节律波中 delta 节律波的分类正确率最高。本文基于小波变换结合 EMD 在 ASD 与正常儿童脑电的分类正确率高达 87%,比一般的特征提取方法如样本熵的准确率高出将近 20%。

ASD 与正常儿童脑电信号在慢波 1~4 Hz 有显著差异,验证了 ASD 儿童存在认知方面的障碍。ASD 儿童存在社交障碍、发育迟缓、认知理解能力弱、重复刻板行为等问题。研究 ASD 儿童与正常儿童的脑电信号特征提取方法以及脑电信号分类识别,可以实现 ASD 的早期发现与早期干预,是一项有意义的工作。

参考文献

- 1 Andersson G, Ghaden A. Overview and analysis of the behaviourist criticism of the Diagnostic and Statistical of Mental Disorders (DSM). *Clinical Psychologist*, 2006, 10(2): 67-77.
- 2 Catarino A, Churches O, Baron-Cohen S, et al. Atypical EEG complexity in autism spectrum conditions: a multiscale entropy analysis. *Clin Neurophysiol*, 2011, 122(12): 2375-2383.
- 3 Pablo B, Bruno W, Sebastian C, et al. A big-world network in ASD:

- Dynamical connectivity analysis reflects a deficit in long range connections and an excess of short-range connections. *Neuropsychologia*, 2013, 49(2011): 254-263.
- 4 Coben R, Clarke A R, Hudspeth W, *et al.* EEG power and coherence in autistic spectrum disorder. *Clin Neurophysiol*, 2008, 119(5): 1002-1009.
 - 5 Dawson G, Klinger L G, Panagiotides H. Subgroups of autistic children based on social behavior display distinct patterns of brain activity. *Journal of Abnormal Child Psychology*, 1995, 23(5): 569-583.
 - 6 李静青, 李小隼. 自闭症儿童的脑电分析与干预研究. 秦皇岛: 燕山大学, 2015.
 - 7 Keh L, Chupungco A, Esguerra J. Nonlinear time series analysis of electroencephalogram tracings of children with autism. *Int J Bifurcation Chaos*, 2012, 22(3): 1250044.
 - 8 杨航, 郭晓金. 基于 EMD 的运动想象脑电特征提取与识别. *软件导刊*, 2015, 14(1): 44-47.
 - 9 Huang N E, Shen Z, Long S L, *et al.* The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of The Royal Society A*, 1998, 454(1971): 903-995.
 - 10 陈一贤. HHT方法分析. 杭州: 浙江大学, 2007.
 - 11 Al-Subari K, Al-Baddai S, Tomé A M, *et al.* Combined EMD-sLORETA analysis of EEG data collected during a contour integration task. *PLoS ONE*, 2016, 11(12): e0167957.
 - 12 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述. *电子科技大学学报*, 2011, 40(1): 1-10.
 - 13 Tierney A L, Gabard-Durnam L, Vogel-Farley V, *et al.* Developmental trajectories of resting EEG power: an endophenotype of autism spectrum disorder. *PLoS One*, 2012, 7(6): e39127.
 - 14 刘建成, 蔡湛宇. 脑电信号(EEG)分析方法的现状与发展. *中国医学物理学杂志*, 1998, 15(4): 252-255.
 - 15 李颖洁, 樊飞燕, 陈兴时. 脑电分析在认知研究中的进展. *北京生物医学工程*, 2006, 25(3): 321-324.
 - 16 Buzsáki G, Draguhn A. Neuronal oscillations in cortical networks. *Science*, 2004, (1): 1926-1929.
 - 17 Stroganova T A, Nygren G, Tsetlin M M, *et al.* Abnormal EEG lateralization in boys with autism. *Clin Neurophysiol*, 2007, 118: 1842-1854.
 - 18 Pop-Jordanova N, Zorcec T, Demerdzieva A, *et al.* QEEG characteristics and spectrum weighted frequency for children diagnosed as autistic spectrum disorder. *Nonlinear Biomed Phys*, 2010, 4: 4-10.
 - 19 Chan A S, Sze S L, Cheung M C. Quantitative electroencephalographic profiles for children with autistic spectrum disorder. *Neuropsychology*, 2007, 21(1): 74-81.

收稿日期: 2017-05-24 修回日期: 2017-12-11

本文编辑: 李蓓兰