

基于多重多尺度熵的孤独症静息态脑电信号分析

李昕^{1,2} 安占周^{1,2} 李秋月^{1,2} 蔡二娟^{1,2} 王欣^{1,2}

摘要 面向孤独症儿童脑功能状态评估问题, 提出一种多重多尺度熵脑电特征提取算法. 算法针对传统多尺度熵信息丢失问题, 在移动均值粗粒化基础上, 采用延搁取值法构建多个尺度上的多重脑电信号序列, 再进一步计算各个尺度的样本熵. 算法不仅克服了传统多尺度熵的信息丢失问题, 还能充分挖掘脑电信号的细节信息, 同时减小了尺度间的波动. 基于该算法分析了 16 名孤独症儿童和 16 名正常儿童的 19 个通道的脑电信号. 结果表明: 正常儿童 F7、F8、T4、P3 通道的多重多尺度熵和复杂度均高于孤独症儿童, 且存在显著性差异 ($P < 0.05$). 表明前颞叶 (F7、F8) 可以作为孤独症儿童脑功能状态评估的敏感脑区, T4、P3 可以作为辅助干预的敏感通道.

关键词 孤独症, 静息态脑电信号, 多重多尺度熵, 复杂度

引用格式 李昕, 安占周, 李秋月, 蔡二娟, 王欣. 基于多重多尺度熵的孤独症静息态脑电信号分析. 自动化学报, 2020, 46(6): 1255–1263

DOI 10.16383/j.aas.c170687

Autistic Resting EEG Signals Analysis via Multiple Multi-scale Entropies

LI Xin^{1,2} AN Zhan-Zhou^{1,2} LI Qiu-Yue^{1,2} CAI Er-Juan^{1,2} WANG Xin^{1,2}

Abstract To focus on the assessment of brain functional status of autism spectrum disorders (ASD), an electroencephalogram (EEG) feature extraction algorithm of multiple multi-scale entropies is proposed in this paper. In order to solve the problem of losing EEG information by traditional multi-scales entropy (MSE), moving averaging (MA) coarse graining is done first in the multiple multi-scale entropy algorithm, then multiple scale EEG signals are built using delay value method, before the sample entropy of each scale is calculated. The algorithm not only overcomes the information loss problem of traditional multi-scale entropy, but also fully excavates details of the EEG and reduces fluctuations between the scales. Based on this algorithm, 19 channels of EEG signals with 16 autistic children and 16 normal children are analyzed, and the result shows that multiple multi-scale entropies of normal children are higher those of children with autism in channels F7, F8, T4, P3 by a significant difference ($P < 0.05$). It is suggested that the anterior temporal lobe (F7 and F8) should be used as a sensitive brain area for evaluating the brain function of autistic children, and T4 and P3 as sensitive channels for auxiliary and intervention.

Key words Autism, resting electroencephalogram (EEG), multiple multiscale entropies, complexity

Citation Li Xin, An Zhan-Zhou, Li Qiu-Yue, Cai Er-Juan, Wang Xin. Autistic resting EEG signals analysis via multiple multi-scale entropies. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(6): 1255–1263

孤独症 (又称自闭症) 是一种广泛性大脑发育障碍, 患者存在严重的沟通障碍^[1], 特点是具有高发病率和遗传率, 其中男性发病率比女性高 2~3 倍^[2].

孤独症病因目前尚无明确结论, 但有研究表明:

孤独症的病因与脑结构状态改变和脑功能障碍有关, 这种改变或连接异常可以通过脑电信号分析进一步挖掘^[3]. 静息态脑电信号反映大脑在没有任何外界刺激和任务活动时的状态, 因此, 对于年龄较小、认知水平和任务配合程度低的孤独症儿童, 基于静息态脑电信号分析脑功能状态更可行、更具优势. 2005 年, Sutton 等^[4] 研究发现, 与正常儿童相比, 孤独症儿童的静息态脑电 Alpha 频段在前额区的能量降低, 而顶区和中央区的能量升高. Sheikhan 等^[5] 通过研究静息态脑电发现, 孤独症儿童颞区 (T 区) Gamma 频段的脑电信号相干性显著升高.

基于脑电信号分析孤独症儿童脑功能状态, 目前主要集中在大脑复杂程度评估和脑功能网络结构研究两个方面, 熵是衡量大脑复杂程度和研究脑功能网络的重要特征参数, 单个离散随机变量的熵是

收稿日期 2017-12-05 录用日期 2018-05-18
Manuscript received December 5, 2017; accepted May 18, 2018
国家自然科学基金 (51677162), 中国博士后科学基金 (2014M550582), 河北省自然科学基金 (F2014203244, F2019203515) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (51677162), China Postdoctoral Science Foundation (2014M550582), and Hebei Provincial Natural Science Foundation (F2014203244, F2019203515)
本文责任编辑 许斌
Recommended by Associate Editor XU Bin
1. 燕山大学电气工程学院生物医学工程研究所 秦皇岛 066004
2. 河北省测试计量技术及仪器重点实验室 秦皇岛 066004
1. Institute of Biomedical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004 2. Measurement Technology and Instrumentation Key Laboratory of Hebei Province, Qinhuangdao 066004

其平均不确定性的量度,它表征了随机变量的随机性程度,基于熵参数,可以很好地表征一个复杂性系统的有序性变化,可以评估系统的状态,更加可以进一步指出系统的发展趋势. Fan 等^[6]在总结了熵在脑功能状态研究现状的基础上,提出了一种评估脑功能状态的网络特征熵算法,结果表明人类的脑功能状态可以通过熵值的变化来评估. Song 等^[7]基于脑电信号样本熵、优化样本熵等特征参量,分析癫痫脑电信号,得到了较好的结果. 小波熵、排列熵、谱熵等也广泛应用于脑电信号分析^[8]. 2016 年,雷敏等^[9-10]利用样本熵和辛熵分析孤独症和健康人的脑电信号,得出孤独症脑电信号样本熵明显低于健康人的熵值,熵参数可以作为分析孤独症脑功能状态的参数指标. 但是,传统的熵算法很难表征脑电信号的多尺度特点,从而很难进一步挖掘信号中隐藏的细节信息.

多尺度熵算法可以通过在多个尺度上构造原始信号的新序列,从而达到分析信号在不同时间尺度上时域复杂性的目的. Bornas 等^[11]和 Thuraisingham 等^[12]也证明了在反映脑电信号特征方面,多尺度熵能够提取到更多的信息. Zavala-Yoé 等^[13]以多尺度熵作为特征量,有效地识别了癫痫发作的脑电信号. McIntosh 等^[14]证实了正常人比孤独症具有更好的适应性与更高的多尺度熵值. Bosl 等^[15]和 Catarino 等^[16]利用多尺度熵分析孤独症和健康人的脑电信号,指出孤独症患者的脑电复杂度存在显著性降低. 以上结果表明,多尺度熵方法能够更好地挖掘信号隐藏的细节信息.

但是,计算原始数据多尺度熵时,在多尺度粗粒化过程中,不可避免地会造成数据原始信息丢失,从而导致重要的特征信息丢失. 针对这一问题,本文提出一种多重多尺度熵脑电特征提取算法. 算法基于时间序列产生新模式概率理论,在移动均值粗粒化基础上,采用延搁取值法,构建多个尺度的多重脑电信号序列,进一步计算各尺度的熵值. 基于该算法并结合复杂度算法,对比分析了 16 名孤独症儿童和 16 名正常儿童脑电信号特征,得到了孤独症儿童敏感脑区与相关敏感通道.

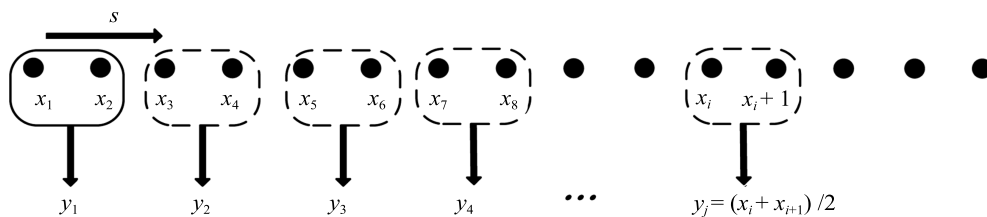


图 1 均值粗粒化过程

Fig. 1 Coarse graining process

1 多重多尺度熵

1.1 传统多尺度熵

传统多尺度熵包括两部分^[17]: 序列粗粒化和熵计算.

对于非线性时间序列,经常用到的粗粒化方法有: 均值法、一阶差分法、移动均值法等,这些方法的共同特征是把非线性时间序列简化成容易处理的符号序列.

对于给定时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 时间尺度为 s , 根据

$$y_j^s = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} x_i, \quad 1 \leq j \leq \frac{N}{s} \quad (1)$$

构造一个与时间长度 s 相关的,粗粒化处理后的时间序列 $\{y_j^s\}$, 长度为原始序列长度的 $1/s$. 均值粗粒化过程如图 1 所示.

样本熵算法简单,不需与自身比较,具有相对一致性,更加有利于预测新信息出现的概率. 对于给定的时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$

构建一个 m 维的矢量如下:

$$\mathbf{x}_i = [x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1}], \quad i = 1, 2, \dots, N - m + 1 \quad (2)$$

定义 $d[x_i, x_j]$ 为两个矢量元素 x_i 和 x_j 之间的最大距离

$$d[x_i, x_j] = \max[|x_{i+k} - x_{j+k}|], \quad j \neq i \quad (3)$$

$$k = 0, 1, 2, \dots, m - 1, \quad j = 1, 2, \dots, N - m + 1 \quad (4)$$

定义阈值 r , 统计 $d[x_i, x_j]$ 小于阈值 r 的数目 n , 计算 n 与 $d[x_i, x_j]$ 数目的比值, 记为 $C_i^m(r)$, 即

$$C_i^m(r) = \left\{ \frac{n}{N - m} \right\}, \quad i = 1, 2, \dots, N - m + 1 \quad (5)$$

$N - m$ 是 $d[x_i, x_j]$ 的总元素数量.

根据式 (6) 得到所有 $C_i^m(r)$ 的平均值 $C^m(r)$, 即

$$C^m(r) = \sum_{i=1,2,\dots,N-m+1} \frac{C_i^m(r)}{N-m+1} \quad (6)$$

将维数加 1, 使之变为 $m+1$ 维的矢量, 重复上述步骤得到 $C^{m+1}(r)$.

计算该尺度样本熵值^[18]

$$SamplEn(m, r, N) = -\ln \frac{C^{m+1}(r)}{C^m(r)} \quad (7)$$

其中, m 是嵌入维数, r 是阈值.

1.2 多重多尺度熵

在多尺度处理过程中, 尤其是均值粗粒化过程中, 序列长度大大减小, 不可避免地造成重要信息丢失. 移动均值粗粒化在某种程度上克服了这一问题. 但是, 移动均值粗粒化在一定程度上减小了原始数据序列的无序性, 从而使序列更加有序. 针对以上问题, 本文提出延搁取值的多重多尺度熵方法.

对原始脑电信号进行移动均值粗粒化处理. 对于给定的时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 假定设置的时间尺度为 s , 根据式 (8) 得到新序列 $\{z^s\}$, 长度为 $N-s+1$.

$$z_j^s = \frac{1}{s} \sum_{i=j}^{j+s-1} x_i, \quad 1 \leq j \leq N-s+1 \quad (8)$$

移动均值粗粒化过程如图 2 所示.

对新的序列 $\{z^s\}$, 以尺度 s 为参数进行延搁法取值, 组成新的序列 $\{V^s\}$

$$V^s(i) = [z(i) \cdots z(i+s \times i) \cdots z(i+s \times (l-1))] \\ i = 1, 2, \dots, s, \quad l = \frac{N-s+1}{s} \quad (9)$$

其中, s 为尺度, l 为组成新序列的长度.

当尺度 $s=1$ 时, 只能得到一个序列, 且与原序列相同. 而当尺度 $s \neq 1$ 时, 得到 s 个长度为 l 的新序列.

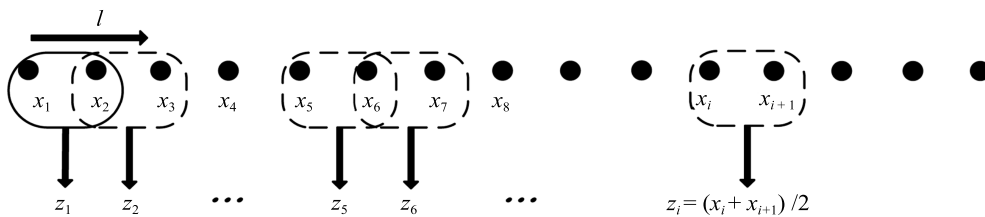


图 2 移动均值粗粒化过程
Fig. 2 Moving averaging process

计算每个尺度构造的多重新序列的样本熵, 计算每个尺度的样本熵均值, 得到该尺度的多尺度熵值.

取 1000 个随机数, 分析传统多尺度熵与多重多尺度熵之间的区别, 如图 3 所示.

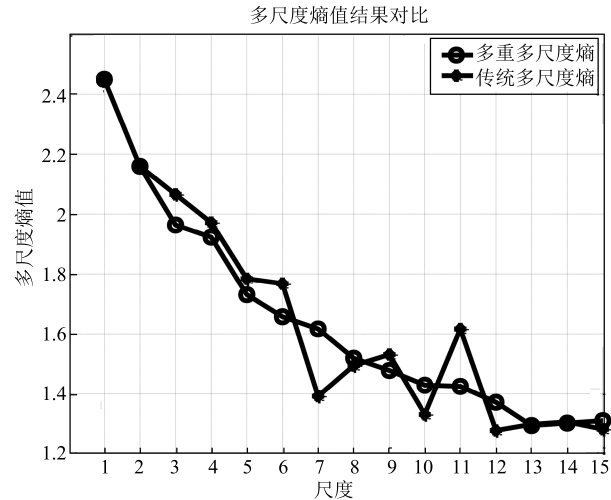


图 3 熵值结果对比
Fig. 3 Comparison of entropy

由图 3, 比较各个尺度上的多重多尺度熵值与传统多尺度熵, 其熵值大小的变化不大, 但是多重多尺度熵尺度间的波动更小, 趋势更加明显, 结果更加稳定, 熵值随尺度变化的趋势更加清晰明显, 表明多重多尺度熵可以有效克服传统多尺度熵信息丢失的问题.

选取 10 组 1000 个随机数, 计算它们的多多重尺度熵与传统多尺度熵, 统计多重多尺度熵的标准差与方差, 结果如图 4(a) 和 4(b) 所示.

多重多尺度熵的标准差与方差均小于传统多尺度熵, 即多重多尺度熵的离散程度更小, 随尺度变化的趋势更加平缓.

2 数据的获取与预处理

2.1 数据采集

采用美国 EGI 公司生产的 128 导脑电采集系统,

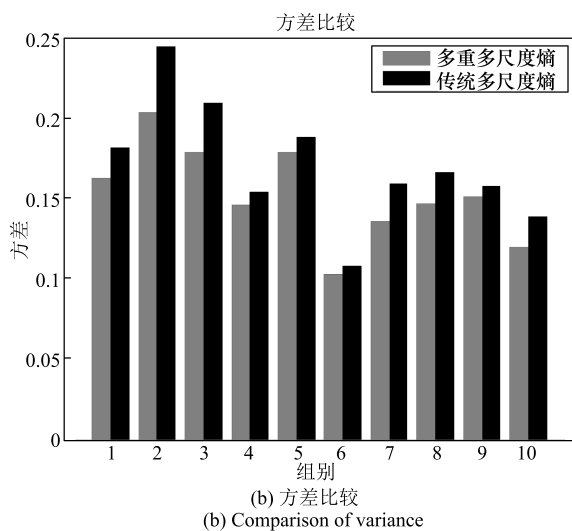
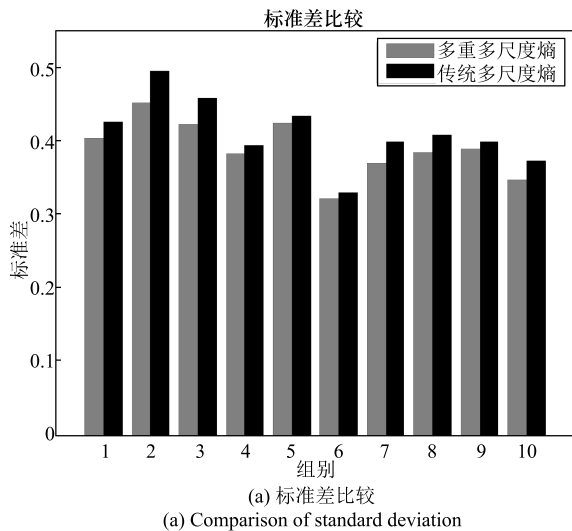


图4 熵值标准差与方差比较

Fig. 4 Comparison of standard deviation and variance between entropy

采样率 1000 Hz, 采集时长 5 min 的静息态脑电. 开始采集脑电数据时, 让受试者舒服地坐在椅子上, 双手放在腿上, 以保持安静状态来采集静息态脑电数据. 试验分为受试组和对照组, 受试组包括 16 名 (12 名男孩, 4 名女孩) 5~10 岁孤独症儿童, 对照组包括 16 名 5~10 岁的正常儿童, 受试平均年龄 7.11 ± 1.48 岁, 受试家属在试验前均签署了知情同意书.

选取 19 个通道, 额区 FP1、FP2、F3、Fz、F4, 左侧颞叶 F7、T3、T5, 顶叶 C3、C4、P3、Pz、P4, 右侧颞叶 F8、T4、T6 和枕叶 O1、Oz、O2. 参照国际 10~20 电极放置系统, 如图 5 所示.

2.2 数据预处理

EEGLAB 工具箱对脑电信号数据 128 Hz 降采样、工频滤波、去除眼电干扰^[19]、去伪迹等, 采用叠

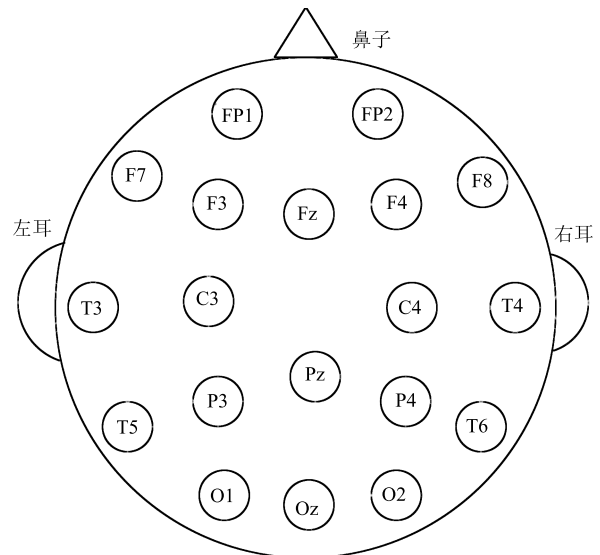


图5 国际 10~20 电极放置系统

Fig. 5 International 10~20 electrode placement system

加平均法将所有受试者的脑电数据处理为 3001 个数据点.

3 脑电信号分析

3.1 基于复杂度的脑电信号分析

针对脑电信号的复杂性问题, 脑电信号复杂度是最为直观与简单的特征量. Lemple 等提出了复杂度特征算法. 根据此算法得出的复杂度值也称为 LZC 复杂度值. LZC 复杂度表征了一个时间序列产生新模式的概率, LZC 值越大, 该时间序列产生新模式的概率越大, 复杂度越大^[20]. 计算复杂度的前提是将原始数据序列转化为一个有限的只有 0 和 1 的二值化符号序列. 对所有的 (0,1) 序列, 当 $n \rightarrow 0$ 时, 其复杂度从 $c(n)$ 趋向于一个定值 $b(n)$, 如式 (10).

$$b(n) = \lim_{n \rightarrow \infty} c(n) = \frac{n}{\log_2 n} \quad (10)$$

其中, $c(n)$ 可以通过 $b(n)$ 标准化为

$$C(n) = \frac{c(n)}{b(n)} \quad (11)$$

式中的标准化复杂度 $C(n)$, 反映了数据序列中新模式序列的出现概率.

分析孤独症儿童和正常儿童的额叶、左右侧颞叶、顶叶和枕叶 16 个通道的脑电信号复杂度, 结果如图 6 所示.

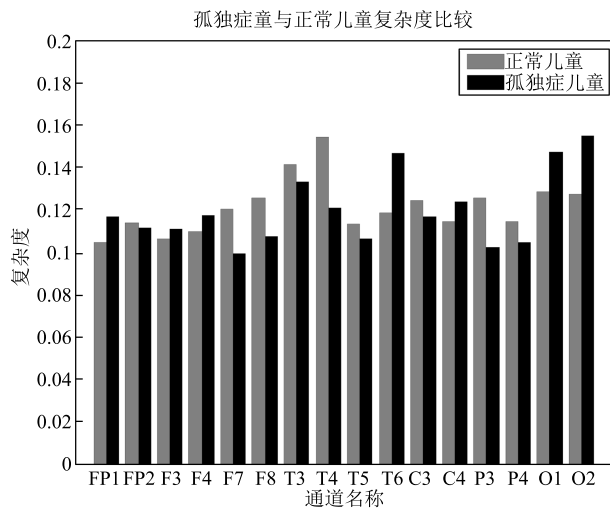


图6 孤独症儿童与正常儿童复杂度比较

Fig.6 Complexity comparison of autistic and normal children

正常儿童在FP2、F7、F8、T3、T4、T5、C3、P3、P4通道复杂度高于孤独症儿童,显著性检验结果如表1所示。

表1 孤独症与正常儿童复杂度显著性检验结果

Table 1 Autistic children with normal complexity significant test results

通道名称	显著性(P值)	通道名称	显著性(P值)
FP1	0.009	FP2	0.134
F3	0.094	F4	0.067
F7	0.003	F8	0.028
T3	0.001	T4	0.001
T5	0.032	T6	0.019
C3	0.041	C4	0.080
P3	0.003	P4	0.019
O1	0.036	O2	0.079

FP1、F7、F8、T3、T4、T5、T6、C3、P3、P4、O1通道孤独症儿童与正常儿童脑电复杂度均存在显著性差异($P < 0.05$)。考虑到通道分布的对称性,与FP1通道相对的FP2通道不存在显著性差异,故不作分析,同理C3与C4、O1与O2不作分析。

F7、F8、T3、T4、P3、P4等6个通道的脑电信号复杂度均为正常儿童高于孤独症儿童,且均存在显著性的差异。基于脑电复杂度分析,可以初步得出颞叶前中部与后顶叶可以作为区分孤独症儿童与正常儿童的有效脑区。针对脑电信号的多尺度特性,采用多重多尺度熵算法进一步分析孤独症儿童的脑功能状态。

3.2 基于多重多尺度熵的脑电信号分析

在脑电信号复杂度分析基础上,采用多重多尺度熵算法,分析颞叶前中部(F7、F8、T3、T4)与后顶叶(P3、P4)的脑电信号特征。多重多尺度熵通过在每个时间尺度构建多重数列的方式,克服了传统多尺度熵的信息丢失问题,使结果更加稳定,能够更好地在每个时间尺度上表征了脑电信号的复杂性状态或发展方向。相比于复杂度只能评价系统整体复杂程度,不能充分体现系统局部多尺度细节特性而言,多重多尺度熵更能挖掘脑电信号的细节信息。

计算多重多尺度熵,需要设置3个参数,即嵌入维数、阈值和分解的尺度。维数设置为 $m = 2$ 。阈值 r 则根据计算近似熵的经验,一般设置为 $r = 0.15std(x)$,其中 $std(x)$ 是时间序列的标准差。由于多尺度熵计算只需要很短的数据(100~5000点)便可以得到稳健的多尺度样本熵估计值,在选择分解尺度参数时,选择尺度10、15、20进行了实验,结果如图7(a)~7(c)所示。当选择10为尺度参数时,熵值随尺度增加而增加,一直呈现增加趋势。当选择15为尺度参数时,熵值同样随尺度增加而增加,在尺度13左右趋于平稳。而当选择20为尺度参数时,在尺度超过15以后,熵值明显出现较大幅度的波动,呈现出一定的失真趋势。因此,将分解尺度参数设置为15,既不会因为尺度太小不能充分挖掘其趋势特征,也不会因为尺度过大造成熵值失真。

孤独症儿童和正常儿童F7、F8、T3、T4、P3、P4等6个通道上的多重多尺度熵随尺度的变化趋势如图8所示。

由图8,在F7、F8、T3、T4、P3、P4这6个通道上,孤独症儿童和正常儿童的脑电信号多重多尺度样本熵随尺度增大而呈现出的趋势是一致的,即多重多尺度样本熵值随着尺度的增大而呈现上升趋势,并且在F7、F8、T3、T4、P3、P4这6个通道上,正常儿童多重多尺度样本熵值在每个尺度上均要高于孤独症儿童。

样本熵表征时间序列复杂性,熵值越高,自相似性越低,产生新模式的概率越大,复杂度越大,越接近随机序列^[21]。结合图8可以得出如下结论:在颞叶前中部(F7、F8、T3、T4)与后顶叶(P3、P4)这6个通道的孤独症儿童与正常儿童相比,正常儿童的脑电信号序列自相似性更低,产生新信息的概率更大,更接近随机序列。

对多重多尺度熵进行显著性检验,结果如表2所示。

显著性检验结果表明,F7、F8、T4、P3这4个通道孤独症儿童与正常儿童的脑电信号多重多尺度熵值具有显著性差异($P < 0.05$)。因此前颞叶(F7、

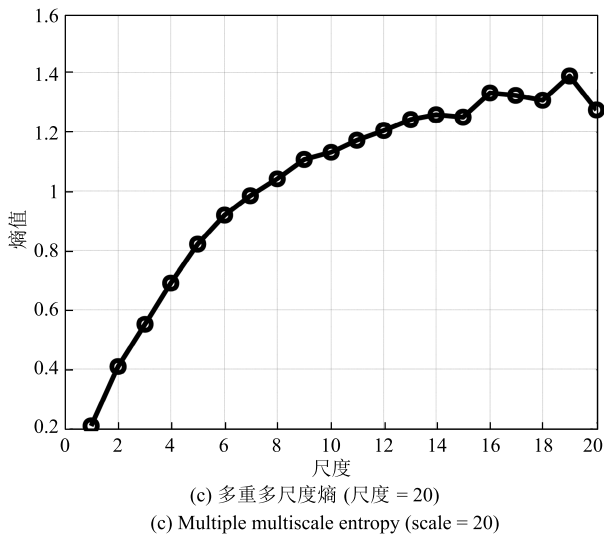
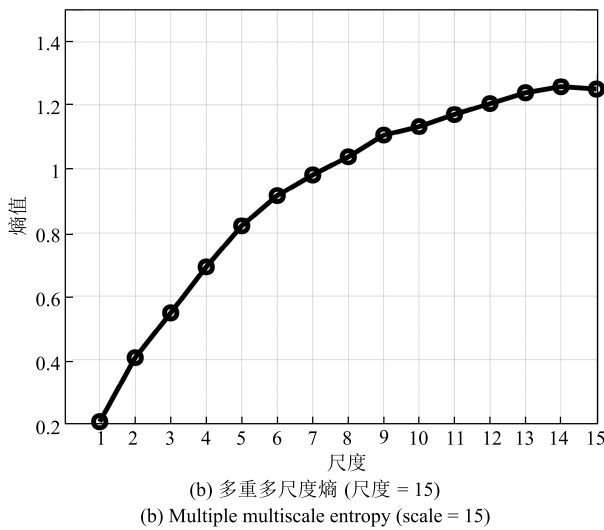
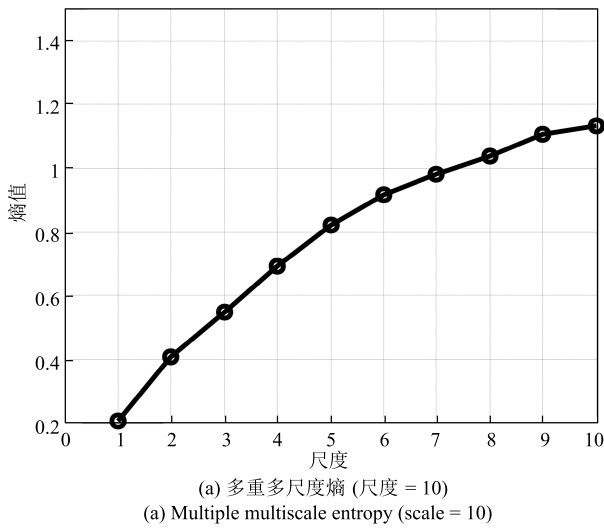


图 7 多重多尺度熵随尺度变化情况

Fig. 7 Multiple multiscale entropy change with scale

表 2 孤独症与正常儿童多重多尺度熵显著性检验结果

Table 2 Autistic and normal children multiple multiscale entropy significant test results

通道名称	显著性 (P 值)	通道名称	显著性 (P 值)
F7	0.001	F8	0.017
T3	0.148	T4	0.001
P3	0.001	P4	0.060

F8) 可以作为区分孤独症儿童与正常儿童的有效脑区, 而右侧颞叶的 T4 通道和后顶叶的 P3 通道则可以作为辅助区分孤独症儿童与正常儿童的通道。

多重多尺度熵得到的前颞叶 (F7、F8) 可以作为区分孤独症儿童与正常儿童的有效脑区, 而右侧颞叶和后顶叶的 T4、P3 通道则可以作为辅助通道, 在单纯的复杂度基础上排除了 T3 与 P4 通道, 多重多尺度熵充分体现了在挖掘脑电信号隐藏的细节信息的能力, 比单纯复杂度的结论更加精准。

进一步比较多重多尺度熵与传统多尺度熵在孤独症儿童脑电信号分析中的效果, 如图 9 所示, 相比于传统多尺度熵, 多重多尺度熵尺度间的波动更小, 趋势更加明显, 结果更加稳定, 熵值随尺度变化的趋势更加清晰明显, 表明多重多尺度熵克服了传统多尺度熵信息丢失问题, 更有利于挖掘脑电信号中隐藏的细节信息。

基于脑电信号分析孤独症儿童脑功能状态, 具有成本低^[22-23]、结果鲜明等特点。针对孤独症儿童的脑电信号复杂性问题, 2007 年, Sheikhani 等^[24]利用 Lempel-Ziv 复杂度和短时傅里叶变换探讨了孤独症患者和正常人之间的差异, 表明孤独症的复杂度低于正常人。雷敏等^[9-10]、Bosl 等^[15]和 Catarino 等^[16]利用不同的熵算法得出了相同的结论。本文基于脑电信号复杂度分析, 得出正常儿童颞叶前中部 (F7、F8、T3、T4) 与后顶叶 (P3、P4) 这 6 个通道的脑电信号复杂度均高于孤独症儿童, 且具有显著性差异。在复杂度分析的基础上, 进一步研究脑电信号的多重多尺度熵表明, 正常儿童前颞叶 F7、F8 通道, 右侧颞叶 T4 通道和后顶叶 P3 通道的脑电信号多重多尺度熵值高于孤独症儿童, 且存在显著性差异, 得出了脑电信号在前颞叶 F7、F8 通道, 右侧颞叶 T4 通道和后顶叶 P3 通道上, 正常儿童的脑电信号自相似性更低, 复杂度更高, 更接近于随机序列的结论。很好地体现了多重多尺度熵在挖掘脑电信号隐藏的细节信息的能力。

2011 年, Catarino 等^[16]用多尺度熵的方法分析孤独症儿童的脑电信号数据, 结果表明在颞-顶叶和枕叶都出现了异常复杂的脑电特性。Jaime 等^[25]

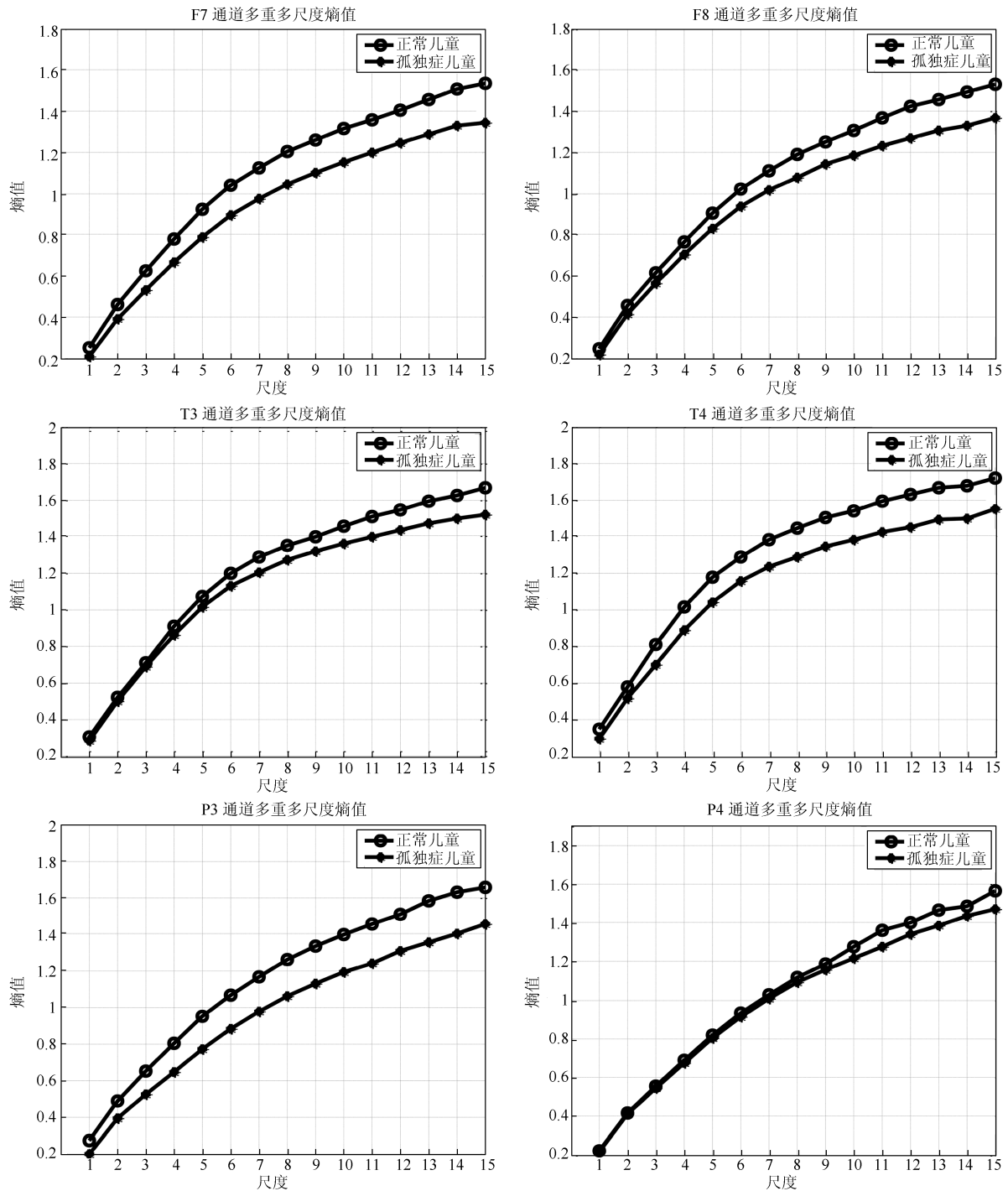


图8 6通道多重多尺度熵
Fig.8 Multiple multiscale entropy of 6 channels

通过EMSE相干函数计算孤独症脑电信号,发现孤独症右脑颞叶中部的相干性低于健康人. Greimel等^[26]和Ecker等^[27]更是直接指出孤独症的敏感脑区位于颞叶与顶叶. 本文通过多重多尺度熵更好地体现孤独症的大脑活动信息,再经过显著性检验后得出前颞叶可以作为区分孤独症儿童与正常儿童的

敏感脑区, T4和P3通道可以作为2个敏感通道. 多重多尺度熵算法针对传统多尺度熵在每个尺度上仅构建一个新序列的情况,通过延搁取值法在每个尺度构建与尺度数目相对应的多重数列,克服了传统多尺度熵由于尺度增大,新序列缩短而造成的信息丢失问题,减小了尺度间的波动与离散程度,

使熵值趋势随尺度的变化更加明显,更深入挖掘了数据序列中隐藏的细节信息.其优良的数据分析特性,不仅适用于脑电信号分析、心电信号等生理参数的分析,也适用于工矿企业电网信号等复杂系统的数据分析.

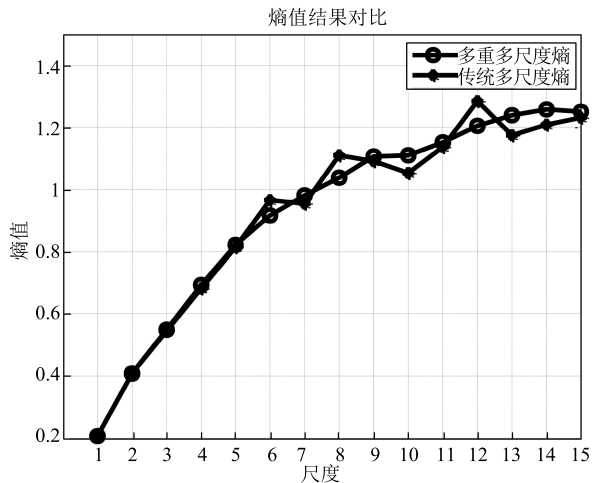


图9 多重多尺度熵与传统多尺度熵脑电信号结果对比

Fig. 9 EEG comparison of traditional multiscale entropy and multiple multiscale entropy

4 结束语

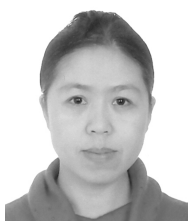
本文面向孤独症儿童脑功能状态评估展开研究,针对传统多尺度熵的信息丢失问题,提出了一种多重多尺度熵的特征提取算法,通过构建多重数据序列,在避免信息丢失的同时使多重多尺度熵结果更加稳定.

19个通道的脑电信号复杂度分析结果表明,正常儿童的F7、F8、T3、T4、P3、P4通道的脑电信号复杂度均高于孤独症儿童,且存在显著性的差异($P < 0.05$).进一步分析上述6个通道脑电信号的多重多尺度熵,结果表明:正常儿童的多重多尺度熵值在每个尺度上均要高于孤独症儿童.正常儿童与孤独症儿童在F7、F8、T4、P3这4个通道的多重多尺度熵具有显著性差异($P < 0.05$).表明前颞叶可以作为分析孤独症儿童脑功能状态的敏感脑区,右侧颞叶T4通道和后顶叶P3通道可以作为孤独症儿童脑功能状态分析的敏感通道.

References

- American Psychiatric Association. *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders* (5th edition). USA: American Psychiatric Publishing, 2013.
- Saemundsen E, Magnússon P, Georgsdóttir I, Egilsson E, Rafnsson V. Prevalence of autism spectrum disorders in an Icelandic birth cohort. *BMJ Open*, 2013, **3**(6): e002748
- Wang J, Barstein J, Ethridge L E, Mosconi M W, Takarae Y, Sweeney J A. Resting state EEG abnormalities in autism spectrum disorders. *Journal of Neurodevelopmental Disorders*, 2013, **5**(1): 1–14
- Sutton S K, Burnette C P, Mundy P C, Meyer J, Vaughan A, Sanders C, et al. Resting cortical brain activity and social behavior in higher functioning children with autism. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 2005, **46**(2): 211–222
- Sheikhani A, Behnam H, Mohammadi M R, Noroozian M, Mohammadi M. Detection of abnormalities for diagnosing of children with autism disorders using of quantitative electroencephalography analysis. *Journal of Medical Systems*, 2012, **36**(2): 957–963
- Fan Y M, Zeng L L, Shen H, Qin J, Li F Q, Hu D W. Lifespan development of the human brain revealed by large-scale network eigen-entropy. *Entropy*, 2017, **19**(9): 471
- Song Y D, Crowcroft J, Zhang J X. Automatic epileptic seizure detection in EEGs based on optimized sample entropy and extreme learning machine. *Journal of Neuroscience Methods*, 2012, **210**(2): 132–146
- Nicolaou N, Georgiou J. Detection of epileptic electroencephalogram based on Permutation entropy and support vector machines. *Expert Systems with Applications*, 2012, **39**(1): 202–209
- Lei Min, Meng Guang, Zhang Wen-Ming, Sarkar N. Sample entropy of electroencephalogram for children with autism based on virtual driving game. *Acta Physica Sinica*, 2016, **65**(10): 108701
(雷敏, 孟光, 张文明, Sarkar N. 基于虚拟开车环境的自闭症儿童脑电样本熵. *物理学报*, 2016, **65**(10): 108701)
- Lei M, Meng G, Zhang W M, Wade J, Sarkar N. Symplectic entropy as a novel measure for complex systems. *Entropy*, 2016, **18**(11): 412
- Bornas X, Llabrés J, Noguera M, López A M, Gelabert J M, Vila I. Fear induced complexity loss in the electrocardiogram of flight phobics: a multiscale entropy analysis. *Biological Psychology*, 2006, **73**(3): 272–279
- Thuraisingham R A, Gottwald G A. On multiscale entropy analysis for physiological data. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2006, **366**(1): 323–332
- Zavala-Yoé R, Ramírez-Mendoza R, Cordero L M. Novel way to investigate evolution of children refractory epilepsy by complexity metrics in massive information. *SpringerPlus*, 2015, **4**(1): 437
- McIntosh A R, Kovacevic N, Itier R J. Increased brain signal variability accompanies lower behavioral variability in development. *PLoS Computational Biology*, 2008, **4**(7): e1000106
- Bosl W, Tierney A, Tager-Flusberg H, Nelson C. EEG complexity as a biomarker for autism spectrum disorder risk. *BMC Medicine*, 2011, **9**(1): 18
- Catarino A, Churches O, Baron-Cohen S, Andrade A, Ring H. Atypical EEG complexity in autism spectrum conditions: a multiscale entropy analysis. *Clinical Neurophysiology*, 2011, **122**(12): 2375–2383
- Zhao M Y, Xu G. Feature extraction of power transformer vibration signals based on empirical wavelet transform and multiscale entropy. *IET Science, Measurement and Technology*, 2018, **12**(1): 63–71
- Gao Jun-Feng, Si Hui-Fang, Yu Bin, Gu Ling-Yun, Liang Ying, Yang Yong. Lie detection analysis based on the sample entropy of EEG. *Acta Electronica Sinica*, 2017, **45**(8): 1836–1841
(高军峰, 司慧芳, 余彬, 顾凌云, 梁莹, 杨勇. 基于脑电样本熵的测谎分析. *电子学报*, 2017, **45**(8): 1836–1841)

- 19 Liu Zhi-Yong, Sun Jin-Wei, Bu Xian-Geng. EOG artifact removing method for single-channel EEG signal. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(10): 1726–1735
(刘志勇, 孙金玮, 卜宪庚. 单通道脑电信号眼电伪迹去除算法研究. *自动化学报*, 2017, **43**(10): 1726–1735)
- 20 Kaspar F, Schuster H G. Easily calculable measure for the complexity of spatiotemporal patterns. *Physical Review A*, 1987, **36**(2): 842–848
- 21 Marwaha P, Sunkaria R K. Complexity quantification of cardiac variability time series using improved sample entropy (I-SampEn). *Australasian Physical and Engineering Sciences in Medicine*, 2016, **39**(3): 755–763
- 22 Zhang Yi, Yin Chun-Lin, Cai Jun, Luo Jiu-Fei. Bagging RCSP algorithm for extracting EEG feature. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(11): 2044–2050
(张毅, 尹春林, 蔡军, 罗久飞. Bagging RCSP 脑电特征提取算法. *自动化学报*, 2017, **43**(11): 2044–2050)
- 23 Wang Jin-Jia, Chen Chun. Multi-channel EEG feature extraction using hierarchical vector autoregression. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(8): 1215–1226
(王金甲, 陈春. 分层向量自回归的多通道脑电信号的特征提取研究. *自动化学报*, 2016, **42**(8): 1215–1226)
- 24 Sheikhan A, Behnam H, Mohammadi M R, Noroozian M, Golabi P. Analysis of quantitative electroencephalogram background activity in autism disease patients with Lempel-Ziv complexity and short time fourier transform measure. In: Proceedings of the 4th IEEE/EMBS International Summer School and Symposium on Medical Devices and Biosensors. Cambridge, UK: IEEE, 2007. 111–114
- 25 Jaime M, McMahon C M, Davidson B C, Newell L C, Mundy P C, Henderson H A. Brief report: reduced temporal-central EEG alpha coherence during joint attention perception in adolescents with autism spectrum disorder. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 2016, **46**(4): 1477–1489
- 26 Greimel E, Nehr Korn B, Schulte-Rüther M, Fink G R, Nickl-Jockschat T, Herpertz-Dahlmann B, et al. Changes in grey matter development in autism spectrum disorder. *Brain Structure and Function*, 2013, **218**(4): 929–942
- 27 Ecker C, Suckling J, Deoni S C, Lombardo M V, Bullmore E T, Baron-Cohen S, et al. Brain anatomy and its relationship to behavior in adults with autism spectrum disorder: a multicenter magnetic resonance imaging study. *Archives of General Psychiatry*, 2012, **69**(2): 195–209



李昕 燕山大学教授. 1992 年于东北重型机械学院获得学士学位, 2002 年于燕山大学获得硕士学位, 2008 年于燕山大学获得博士学位. 主要研究方向为医学信息处理, 情感计算. 本文通信作者.

E-mail: yddylixin@ysu.edu.cn

(**LI Xin** Professor at Yanshan University. She received her bachelor degree in 1992 from Northeast Heavy Machinery Institute,

her master degree in 2002 and Ph.D. degree in 2008 from Yanshan University, respectively. Her research interest covers medical information processing and affective computing. Corresponding author of this paper.)

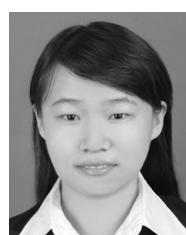


安占周 燕山大学硕士研究生. 2016 年于燕山大学获得学士学位. 主要研究方向为医学信息处理和情感计算.

E-mail: 18332553763@163.com

(**AN Zhan-Zhou** Master student at Yanshan University. He received his bachelor degree in 2016 from Yanshan University. His research interest covers

medical information processing and affective computing.)



李秋月 燕山大学硕士研究生. 2015 年于燕山大学里仁学院获得学士学位. 主要研究方向为医学信息处理和情感计算.

E-mail: 18233586099@163.com

(**LI Qiu-Yue** Master student at Yanshan University. She received her bachelor degree in 2015 from Liren College of Yanshan University. Her research interest covers medical information processing and affective computing.)

medical information processing and affective computing.)



蔡二娟 燕山大学硕士研究生. 2015 年于燕山大学里仁学院获得学士学位. 主要研究方向为孤独症儿童脑电信息的处理和计算.

E-mail: 18233587424@163.com

(**CAI Er-Juan** Master student at Yanshan University. She received her bachelor degree in 2015 from Liren College of Yanshan University. Her research interest covers the EEG information processing and computing for autism children.)

the EEG information processing and computing for autism children.)



王欣 燕山大学硕士研究生. 2017 年于燕山大学里仁学院获得学士学位. 主要研究方向为医学信息处理和情感计算.

E-mail: yddywangxin@163.com

(**WANG Xin** Master student at Yanshan University. She received her bachelor degree in 2015 from Liren College of Yanshan University. Her research interest covers medical information processing and affective computing.)

medical information processing and affective computing.)