

# 改进模糊熵算法及其在孤独症儿童脑电分析中的应用

孙小棋<sup>1</sup> 李昕<sup>1</sup> 蔡二娟<sup>1</sup> 康健楠<sup>2</sup>

**摘要** 模糊熵 (Fuzzy entropy, FuzzyEn) 是衡量时间序列在维数变化时产生新模式的概率, 反映时间序列复杂性和无规则程度的参数指标. 本文针对传统模糊熵算法只针对时间信号序列进行总体分析, 忽略了瞬时信号变化的问题, 提出了一种改进模糊熵的算法. 算法将指数函数的宽度进行了优化设置, 设置为 0.15 倍一阶差分时间序列的标准差, 以此保证充分提取时间序列瞬时复杂性特征. 与传统模糊熵相比, 改进模糊熵包含更多时间模式信息. 基于改进模糊熵结合锁相位算法, 分析孤独症儿童脑电信号 (Electroencephalogram, EEG) 复杂性与同步性, 结果表明: 孤独症 (Autism spectrum disorders, ASD) 前颞叶的脑电信号同步性下降、复杂性降低, 具有显著性差异 ( $P < 0.05$ ).

**关键词** 脑电信号, 孤独症, 模糊熵, 锁相位

**引用格式** 孙小棋, 李昕, 蔡二娟, 康健楠. 改进模糊熵算法及其在孤独症儿童脑电分析中的应用. 自动化学报, 2018, 44(9): 1672–1678

**DOI** 10.16383/j.aas.2018.c170334

## Improved Fuzzy Entropy and Its Application in Autism

SUN Xiao-Qi<sup>1</sup> LI Xin<sup>1</sup> CAI Er-Juan<sup>1</sup> KANG Jian-Nan<sup>2</sup>

**Abstract** Fuzzy entropy (FuzzyEn) is used to measure the probability of a new model when the dimension of the time series changes, and to represent the complexity and irregularity of time series. Traditional FuzzyEn only analyzes the signal sequence in a period of time, ignoring the signal changes in each time series. Focusing on this problem, we proposed an improved FuzzyEn algorithm, which sets the width of the exponential function to 0.15 times the standard deviation of the first-order difference time series. Compared with the traditional FuzzyEn, the improved FuzzyEn contains more time pattern information. Electroencephalogram (EEG) signals of autism spectrum disorders (ASD) are analyzed based on the improved FuzzyEn combined with phase locking value. The results showed that synchronization in the anterior temporal lobe of the brain decreases in ASD and the complexity is reduced ( $P < 0.05$ ).

**Key words** Electroencephalogram (EEG), autism spectrum disorders (ASD), fuzzy entropy (FuzzyEn), phase locking value

**Citation** Sun Xiao-Qi, Li Xin, Cai Er-Juan, Kang Jian-Nan. Improved fuzzy entropy and its application in autism. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(9): 1672–1678

孤独症 (Autism spectrum disorders, ASD) 是一种复杂的关于行为和认知方面的大脑发育障碍, 其特点是通过限制和固定的行为产生沟通障碍<sup>[1]</sup>, 主要表现为社会交往障碍、交流限制和重复性行为<sup>[2]</sup>. 这些疾病是高度遗传的, 在兄弟姐妹间有较高的发病率<sup>[3]</sup>.

与健康人相比, 孤独症大脑部分皮层同步性呈现降低的现象<sup>[4]</sup>. 近年来脑同步性研究多集中在功能影像学、神经影像学, 神经解剖学以及正电子断层扫描成像等方面. Greimel 等<sup>[5]</sup> 采用全脑分布形态测量技术图像显示孤独症的颞区中后叶连通性低于健康人. Kana 等<sup>[6]</sup> 利用磁共振技术研究孤独症的大脑连通性, 发现额叶和顶叶区域之间的同步程度降低. Coben 等<sup>[7]</sup> 通过磁共振成像研究发现, 静息状态下与健康人相比, 孤独症的额叶功能连接性降低. 基于影像学的方法实现脑同步性分析成本较大, 且不方便.

Duffy 等<sup>[8]</sup> 利用判别函数分析方法确定光谱相干因素, 识别孤独症与健康脑电信号 (Electroencephalogram, EEG) 准确率达 97%. Lazarev 等<sup>[9]</sup> 基于脑电信号实现了脑同步性分析, 指出孤独症头皮顶叶和中部地区的脑电信号相干系数值低于

收稿日期 2017-06-19 录用日期 2017-10-11  
Manuscript received June 19, 2017; accepted October 11, 2017  
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) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (51677162), China Postdoctoral Science Foundation (2014M550582), and Natural Science Foundation of Hebei Province (F2014203244)

本文责任编辑 张学工

Recommended by Associate Editor ZHANG Xue-Gong

1. 燕山大学电气工程学院生物医学研究所 秦皇岛 066004 2. 河北大学电子信息工程学院 保定 071002

1. Institute of Biomedical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004 2. College of Electronic Information Engineering, Hebei University, Baoding 071002

健康人. Jaime 等<sup>[10]</sup> 通过 EMSE 相干函数计算孤独症脑电信号, 发现孤独症右脑颞中部的相干性低于健康人. 基于脑电信号, 可以分析不同脑区之间的同步性与相关性, 为孤独症儿童早期发现与干预提供帮助.

熵是用来衡量大脑复杂程度的重要特征参数. 雷敏等<sup>[11-12]</sup> 利用样本熵和辛熵分析脑电信号发现孤独症部分脑区(前额叶、颞叶、顶叶和枕叶)的熵值低于健康人, 表明孤独症儿童的行为适应性较低. Zavala 等<sup>[13]</sup> 以多尺度熵作为特征量, 能够有效识别癫痫发作的脑电信息. Liang 等<sup>[14]</sup> 发现近似熵可以用于癫痫检测, 实现健康人与癫痫患者发作脑电信号分类正确率在 90% 以上. 与其他熵算法相比, 模糊熵(Fuzzy entropy, FuzzyEn)有效地去除了基线漂移的影响, 且向量的相似性不再由绝对幅值差确定, 而由指数函数确定的模糊函数形状决定, 从而将相似性度量模糊化, 具有更好的抗噪声和抗干扰能力.

本文在静息状态下, 采集孤独症儿童的脑电数据, 基于改进模糊熵算法结合锁相位技术, 分析孤独症与健康大脑复杂程度的差异性与同步性.

## 1 数据和方法

### 1.1 数据采集

数据采集使用美国 Electrical Geodesics 公司的 EGI128 导联脑电采集系统实现, 采样率 1000 Hz. 18 名孤独症儿童与 17 名健康儿童(年龄 3~9 岁), 家属均签署了知情同意书. 试验前三天停止服用一切药物, 如安眠药、用于镇静的药物等. 静息状态方法不需要受试者做出反应, 适合研究无法准确地执行任务的严重受损患者或年轻患者<sup>[15-16]</sup>, 试验记录孤独症 5 分钟的静息脑电信号.

本文采用均匀分布在 5 个头皮脑区的 19 个通道. 这 19 个通道分别为额区的 FP1、FP2、F3、Fz、F4, 左侧颞叶的 F7、T3、T5, 顶叶的 C3、C4、P3、Pz、P4, 右侧颞叶的 F8、T4、T6 和枕叶的 O1、Oz、O2. 如图 1 所示, 128 导联 EGI 脑电采集系统 5 个相关脑区域及电极分布. 基于 EEGLAB 工具箱完成脑电信号的预处理工作, 并由滑动平均算法截取 1000 个数据点进行分析.

### 1.2 改进模糊熵

模糊熵是一种改进近似熵的非线性时间序列分析方法<sup>[17]</sup>. 它是基于模糊隶属函数来度量向量相似性, 使用指数函数确保模糊熵的连续性和有效性. 熵值不仅能够随参数变化过渡平滑, 并且在参数值很小的情况下其定义仍有意义, 同时继承了样本熵的

相对一致性和短数据集处理特性. 模糊熵需要确定  $r$  和  $m$  两个未知参数, 即指数函数边界的宽度和梯度. 一般情况下, 过高的  $r$  和  $m$  使得边界太宽, 会导致有用信息的损失; 参数过低使得边界过窄, 会对噪声的敏感性增加. 选择合适的参数, 从而使得数据具有较好的鲁棒性. 传统上, 建议将  $r$  设置为 0.1~0.2 倍的时间序列长期标准差. 但阈值  $r$  的设置是基于原始序列长期的标准差, 因此无法探索真实的复杂性, 忽略了各个期间时间序列的变化. 而时间序列的瞬时表现更能反应脑功能状态的变化. 针对这一问题, 本文将  $r$  的倍数 0.1~0.2 等分为 10 个区间, 计算各自对应的标准差, 得到 0.15 倍时熵值趋于稳定, 最终设置  $r$  为 0.15 倍一阶差分时间序列的标准差, 经一阶差分计算后的数据趋于平稳, 同时去除扰动和季节性的影响, 最后得到能够真实反映原始数据的规律一组新序列, 真正实现复杂性和时间序列的相互关系.

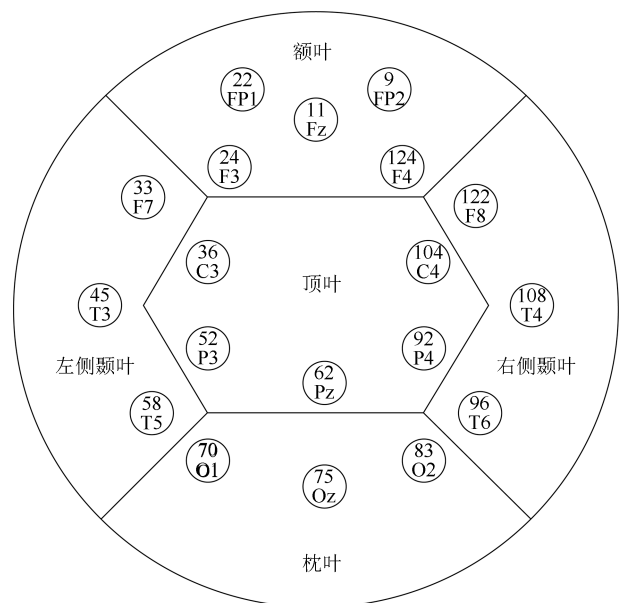


图 1 EGI 脑电采集系统电极分布

Fig. 1 The scalp electrodes distribution

改进模糊熵的算法如下:

将序列  $x_i$  按顺序写成  $m$  维矢量, 如式 (1) 所示.

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

其中,  $i = 1, 2, \dots, N - m + 1$ .

定义  $X(i)$  和  $X(j)$  之间的距离, 如式 (2) 所示.

$$d_{ij}[X(i), X(j)] = \max |x(i+k) - x(j+k)| \quad (2)$$

其中,  $k = 1, 2, \dots, m - 1$ .

定义  $X(i)$  和  $X(j)$  的相似度, 如式 (3) 所示.

$$D_{ij}^m = \exp\left(-\frac{(d_{ij}^m)^n}{r}\right) \quad (3)$$

其中,  $n$  和  $r$  分别为指数函数边界的梯度和宽度.

定义  $r$  值, 如式 (4)~(6) 所示.

$$x(oi) = [x(i+1) - x(i)] \quad (4)$$

其中,  $i = 1, 2, \dots, N$ .

$$x^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(oi) \quad (5)$$

$$r = 0.15 \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(oi) - x^*)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

对所有  $i$  求平均值, 如式 (7) 所示.

$$\mu_m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left( \frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1}^{N-m} D_{ij}^m \right) \quad (7)$$

将  $m$  变为  $m+1$ , 重复上述步骤即可得到模糊熵, 如式 (8) 所示.

$$F(m, r, N) = \ln \frac{\mu_{m+1}(r)}{\mu_m(r)} \quad (8)$$

### 1.3 锁相位

锁相位是测量同步程度的一种有效方法, 体现了对分布在大脑不同区域的功能以及不同脑区之间持续不断的相互作用, 这种相互作用需要在有限的时间段内以及在特定的频段内通过调节神经元或者神经群并对其进行精确的锁定来完成. 此外, 相关研究表明, 神经振荡的频率是影响孤独症大脑皮层连接性的一个重要因素<sup>[18]</sup>. 脑电通常分为 4 种基本的节律波: Alpha 波 (8~12 Hz)、Beta 波 (12~30 Hz)、Delta 波 (0.1~3 Hz)、Theta 波 (4~7 Hz). 其中, Alpha 波和 Beta 波处于清醒状态呈现的脑电节律<sup>[19]</sup>, Delta 波和 Theta 波处于意识减弱甚至无意识状态呈现的脑电节律. 本文因此选择 Alpha 波和 Beta 波进行数据分析, 其步骤如下:

1) 信号经经验模态分解 (Empirical mode decomposition, EMD) 得到多个固有模态函数 (Intrinsic mode function, IMF) 分量<sup>[20]</sup>;

2) 选取 Alpha 和 Beta 节律波所在频率的 IMF 分量, 作为希尔伯特变换的输入时间序列; 针对该敏感 IMF 分量进行希尔伯特变换得到瞬时幅值;

3) 计算锁相位的值, 如式 (9) 所示.

$$PLV = \frac{1}{M} \left| \sum_{t=1}^M e^{j(\mu_1(t) - \mu_2(t))} \right| \quad (9)$$

由式 (9) 可知, 锁相位的取值范围为  $[0, 1]$ , 并且仅对相位的瞬时值敏感. 锁相位反应了两个信号相位的波动情况, 若两个信号瞬时相位差值小, 即相位变化小甚至没有区别, 那么锁相位接近于或者等于 1, 若两个信号瞬时相位差值大, 即相位波动大, 那么锁相位趋近于 0.

### 1.4 相关向量机

2001 年, Tipping<sup>[21]</sup> 基于稀疏贝叶斯理论提出了一种核函数算法—相关向量机 (Relevance vector machine, RVM), 用于处理回归和分类问题. RVM 算法采取全概率框架, 将先验概率引入到模型权重上. 超参数与权重之间一对一的支配, 通过反复迭代数据获得超参数的值. 在实际应用中, 大部分的超参数趋于无穷, 相应的权值近似于零, 由此说明 RVM 模型是稀疏的. 根据自相关判定原理, 与少数不为零的权值相关的训练向量被称为相关向量.

对于二分类问题, 设训练样本的集合为  $x_i, t_i^N$ , 其中  $x_i^N$  为特征值,  $t_i^N$  是相应的目标值,  $N$  为训练样本数, 二分类问题时目标值只可能为 0 或 1. RVM 的分类函数定义, 如式 (10) 所示.

$$y(x, w) = \sum_{i=1}^N w_i K(x, x_i) + w_0 \quad (10)$$

其中,  $w_i$  为模型的权值,  $K(x, x_i)$  为核函数, 将分类问题中常用的 Sigmoid 连接函数  $\sigma(y) = 1/(1+e^{-y})$  应用于  $y(x)$ , 则概率函数如式 (11) 所示.

$$p(t_i = 1|w) = \frac{1}{1 + e^{-y(x_i, w)}} \quad (11)$$

若所有观测样本之间是相互独立的, 由伯努利分布可求得输出目标值  $t$  的似然估计概率, 如式 (12) 所示

$$p(t|w) = \prod_{i=1}^N \sigma(y(x_i, w))_i^t [1 - \sigma(y(x_i, w))]^{1-t_i} \quad (12)$$

其中,  $w = [w_0, w_1, \dots, w_N]^T$ .

在贝叶斯框架下, 权值  $w$  可以通过极大似然法获得, 但为避免过学习现象, RVM 为每个权值定义了高斯先验概率分布来约束参数, 如式 (13) 所示.

$$P(w|a) = \prod_{i=0}^N N(w_i | a_i^{-1}) \quad (13)$$

其中,  $a$  为  $N + 1$  维超参数.

由于式 (12) 不是正态分布函数, 不能直接通过求定积分来确定权重的大小. 因此, 本文采用 Tipping 提出的拉普拉斯逼近法<sup>[21]</sup>, 反复更新  $a$  和  $\sigma^2$  的值, 若达到最大迭代次数或满足收敛条件则停止计算. 根据得到测试点的概率预测值  $p(t = 1|x^*)$  和  $p(t = 0|x^*)$  的大小, 最终确定  $x^*$  最优可能的所属类别.

## 2 脑电信号分析

### 2.1 统计分析

试验采集了 18 名孤独症儿童和 17 名健康儿童的脑电数据, 基于锁相位与改进模糊熵算法 (如图 2 所示), 分析孤独症大脑同步性与复杂程度, 进而确定孤独症的敏感脑区.

基于 SPSS 统计分析, 分别对传统模糊熵和改进模糊熵值进行  $t$  检验. 改进模糊熵值统计结果表明, 孤独症与健康人之间的脑电信号复杂程度存在显著差异 ( $P < 0.05$ ).

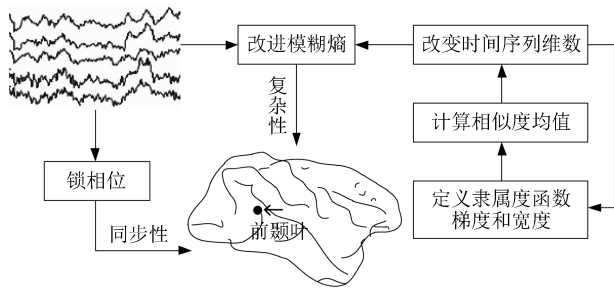


图 2 整体框图  
Fig. 2 Block diagram

### 2.2 分类对比

依据传统模糊熵与改进模糊熵算法, 分别提取孤独症和健康人的特征值, 采用 10 倍交叉验证, 利用 RVM 对比两种特征向量的分类准确率, 如表 1 所示.

表 1 两种特征获得的识别率

Table 1 The classification accuracy obtained by different features

特征向量	改进模糊熵	传统模糊熵
正确率	86.67	46.67
测试运行时间	0.39	3.68

由表 1 可知, 孤独症与健康脑电信号识别时, 分类效果差异很大. 由此说明特征指标选择是否合适不仅是影响分类器运行时间长短的一个重要原

因, 也是关乎识别效果的关键因素. 基于改进模糊熵算法, 获得分类正确率与测试运行时间分别为 86.67%、0.39 秒. 传统模糊熵作为特征指标进行分类识别时仅为 46.67%, 运行时间为 3.68 秒. 改进模糊熵算法不仅降低了运算时间, 分类正确率也显著提高.

### 2.3 基于改进模糊熵的脑复杂度分析

孤独症是由于神经系统失调导致的发育性障碍, 大脑神经元处理信息活动的有序程度降低, 部分大脑区域复杂程度下降. 基于改进模糊熵算法, 提取额叶、顶前叶、前颞叶和枕叶的脑电数据特征信息, 观察孤独症和正常脑电信号熵值变化情况, 如图 3 所示.

由图 3 可知, 基于改进模糊熵算法计算大脑复杂性, 孤独症的 F7、F8 和 P3、P4 四个导联的熵值明显低于正常的熵值, 说明前颞叶和后顶叶可以作为区分孤独症的有效脑区. 而其他导联与健康人相比, 呈现出不同高低变化的熵值, 例如, 额叶的 F3 通道孤独症的熵值低于正常的熵值, F4 通道孤独症的熵值却高于正常的熵值, 故不作分析.

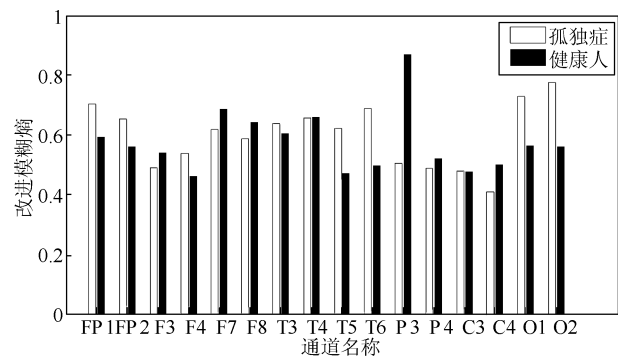


图 3 改进模糊熵值

Fig. 3 Improved fuzzy entropy

### 2.4 基于锁相位同步性分析

基于改进模糊熵分析结果, 前颞叶存在较明显的低复杂度, 再进一步作同步性分析. 以受试者的 16 个通道脑电信号的锁相位作为检查变量, 分为孤独症和健康人共两组, 采用 SPSS 进行  $t$  检验, 孤独症和健康人之间的差异较为明显 ( $P = 0.048 < 0.05$ ), 绘制孤独症和正常的互锁相位, 如图 4 所示.

从图 4 中可以看出, 孤独症和正常的互锁值随电极对分布的变化情况. 与健康人睁眼相比, 孤独症额区 (FP1、FP2、F3、F4) 互锁相位值较小; 前颞叶 (F7、F8) 互锁相位值较小, 中颞叶 (T3、T4) 和后颞叶 (T5、T6) 互锁相位值较大; 前顶叶 (C3、C4) 互锁相位值较小, 后顶叶 (P3、P4) 互锁相位值较大;

枕叶 (O1、O2) 互锁相位值较小. 表明孤独症的额叶、前顶叶、前颞叶和枕叶区域的大脑同步性降低. 以往也有相关研究, 如 Coben 等<sup>[7]</sup> 利用核磁共振技术发现孤独症额叶的相干性低于健康人. Lazarev 等<sup>[9]</sup> 指出与健康人相比, 孤独症的头皮顶叶和中部地区的脑电相干性下降. Jaime 等<sup>[10]</sup> 通过 EMSE 相干函数发现孤独症脑电相干性的敏感脑区位于中后颞叶.

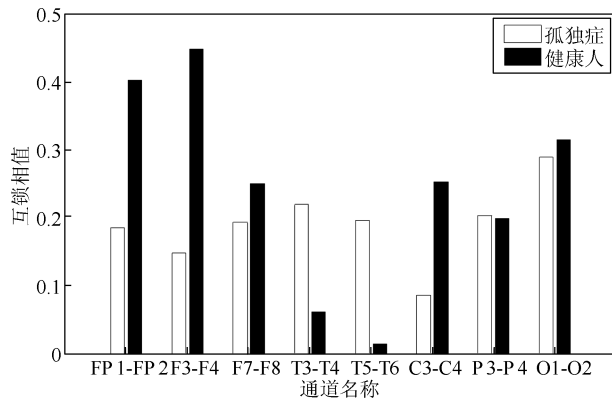


图 4 电极互锁相位

Fig. 4 Phase interlocking value

### 3 讨论

相比影像学方法, 基于脑电信号分析孤独症的脑复杂性与同步性, 具有成本低<sup>[22-23]</sup>、结果更鲜明等优点. 本文结合改进模糊熵和锁相位作为特征参数, 着重分析了孤独症和正常的脑电信号差异, 得到了较好的效果.

模糊熵用于衡量信号产生新模式的概率, 与不规则程度呈正比关系, 熵值越大, 信号的复杂性越强. 基于改进模糊熵算法, 发现孤独症前颞叶和后顶叶的脑电信号熵值较低, 所呈现出的复杂性明显低于正常. 这一结果表明, 孤独症与健康脑电信号之间存在差异性, 且不同脑区敏感程度不同.

在分析脑复杂程度基础上, 本文利用锁相位方法分析了孤独症的脑电信号相干性, 结果显示孤独症的额叶、前顶叶、前颞叶和枕叶区域的大脑同步性降低. 进一步, 综合复杂性与相关性分析结果表明, 孤独症前颞叶的大脑复杂性和同步性均低于正常, 前颞叶可以作为评估孤独症的一个重要脑区.

前额叶皮层与执行控制和问题行为具有直接的相关性, 通常人体的注意力、社会交往和情感问题大都与前额叶皮层相关<sup>[24-25]</sup>. 而孤独症临床多表现为严重的社交障碍, 语言匮乏, 因此, 大多数学者分析主要集中于孤独症的前额叶问题<sup>[26-28]</sup>. 虽然也有一些研究指出, 孤独症的敏感脑区位于颞叶<sup>[5]</sup> 和顶叶<sup>[29]</sup>, 但相关脑区的研究尚不多见. 本文基于模糊

熵算法提出了一种改进的时间序列度量方法, 能够有效评估复杂程度, 更加完整、充分地反映脑功能状态. 发现孤独症脑电信号复杂性降低和同步性下降, 确定了孤独症的敏感脑区—前颞叶. 研究表明, 前颞叶为精神皮质, 人类的情绪和精神活动与其关联. 结合前颞叶与前额叶的脑电相关分析, 能够更好地体现孤独症的大脑活动信息, 为孤独症的分析提供帮助.

### 4 结论

为了保证充分提取时间序列瞬时复杂性特征, 本文提出了一种改进模糊熵算法. 通过改进算法分析孤独症儿童脑电信号特点, 与传统算法相比, 改进算法运行时间相对减少, 大大提高了识别效果. 进一步, 结合改进算法与锁相位分析孤独症儿童不同脑区的复杂性与同步性, 结果表明: 孤独症患者前颞叶的脑电信号同步性下降、复杂性降低, 具有显著性差异 ( $P < 0.05$ ). 同时分析了孤独症敏感脑区, 为以后的研究提供参考.

### References

- 1 American Psychiatric Association. *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders: DSM-5* (5th Edition). Washington D. C., USA: American Psychiatric Publishing, 2013. 1–991
- 2 Belmonte M K, Allen G, Beckel-Mitchener A, Boulanger L M, Carper R A, Webb S J. Autism and abnormal development of brain connectivity. *The Journal of Neuroscience*, 2004, **24**(42): 9228–9231
- 3 Ozonoff S, Young G S, Carter A, Messinger D, Yirmiya N, Zwaigenbaum L, Bryson S, Carver L J, Constantino J N, Dobkins K, Hutman T, Iverson J M, Landa R, Rogers S J, Sigman M, Stone W L. Recurrence risk for autism spectrum disorders: a baby siblings research consortium study. *Pediatrics*, 2011, **128**(3): e488–e495
- 4 Cherkassky V L, Kana R K, Keller T A, Just M A. Functional connectivity in a baseline resting-state network in autism. *NeuroReport*, 2006, **17**(16): 1687–1690
- 5 Greimel E, Nehr Korn B, Schulte-Rüther M, Fink G R, Nickl-Jockschat T, Herpertz-Dahlmann B, Konrad K, Eickhoff S B. Changes in grey matter development in autism spectrum disorder. *Brain Structure and Function*, 2013, **218**(4): 929–942
- 6 Kana R K, Keller T A, Cherkassky V L, Minshew N J, Just M A. Sentence comprehension in autism: thinking in pictures with decreased functional connectivity. *Brain*, 2006, **129**(9): 2484–2493
- 7 Coben R, Clarke A R, Hudspeth W, Barry R J. EEG power and coherence in autistic spectrum disorder. *Clinical Neurophysiology*, 2008, **119**(5): 1002–1009

- 8 Duffy F H, Als H. A stable pattern of EEG spectral coherence distinguishes children with autism from neuro-typical controls — a large case control study. *BMC Medicine*, 2012, **10**: Article No. 64
- 9 Lazarev V V, Pontes A, Mitrofanov A A, deAzevedo L C. Reduced interhemispheric connectivity in childhood autism detected by electroencephalographic photic driving coherence. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 2015, **45**(2): 537–547
- 10 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
- 11 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): Article No. 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): Article No. 108701)
- 12 Lei M, Meng G, Zhang W M, Wade J, Sarkar N. Symplectic entropy as a novel measure for complex systems. *Entropy*, 2016, **18**(11): Article No. 412
- 13 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**: Article No. 437
- 14 Liang S F, Wang H C, Chang W L. Combination of EEG complexity and spectral analysis for epilepsy diagnosis and seizure detection. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2010, **2010**: Article No. 853434
- 15 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**: Article No. 24
- 16 Jones T B, Bandettini P A, Kenworthy L, Case L K, Milleville S C, Martin A, Birn R M. Sources of group differences in functional connectivity: an investigation applied to autism spectrum disorder. *NeuroImage*, 2010, **49**(1): 401–414
- 17 Chen W T, Wang Z Z, Xie H B, Yu W X. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2007, **15**(2): 266–272
- 18 Kitzbichler M G, Khan S, Ganesan S, Vangel M G, Herbert M R, Hämäläinen M S, Kenet T. Altered development and multifaceted band-specific abnormalities of resting state networks in autism. *Biological Psychiatry*, 2015, **77**(9): 794–804
- 19 Meng Ming, Zhu Jun-Qing, She Qing-Shan, Ma Yu-Liang, Luo Zhi-Zeng. Two-level feature extraction method for multi-class motor imagery EEG. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(12): 1915–1922  
(孟明, 朱俊青, 余青山, 马玉良, 罗志增. 多类运动想象脑电信号的两级特征提取方法. *自动化学报*, 2016, **42**(12): 1915–1922)
- 20 Yang Mo-Han, Chen Wan-Zhong, Li Ming-Yang. Multiple feature extraction based on ensemble empirical mode decomposition for motor imagery EEG recognition tasks. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(5): 743–752  
(杨默涵, 陈万忠, 李明阳. 基于总体经验模态分解的多类特征的运动想象脑电识别方法研究. *自动化学报*, 2017, **43**(5): 743–752)
- 21 Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine. *The Journal of Machine Learning Research*, 2001, **1**(3): 211–244
- 22 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)
- 23 Zou Ling, Yan Yong, Yang Biao, Li Wen-Jie, Pan Chang-Jie, Zhou Ren-Lai. Feature fusion analysis of simultaneously recorded EEG-fMRI in emotion cognitive reappraisal. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(5): 771–781  
(邹凌, 严永, 杨彪, 李文杰, 潘昌杰, 周仁来. 基于同步 EEG-fMRI 采集的情绪认知重评数据特征融合分析研究. *自动化学报*, 2016, **42**(5): 771–781)
- 24 Espy K A, Sheffield T D, Wiebe S A, Clark C A C, Moehr M J. Executive control and dimensions of problem behaviors in preschool children. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 2011, **52**(1): 33–46
- 25 Agustín-Pavón C, Braesicke K, Shiba Y, Santangelo A M, Mikheenko Y, Cockroft G, Asma F, Clarke H, Man M S, Roberts A C. Lesions of ventrolateral prefrontal or anterior orbitofrontal cortex in primates heighten negative emotion. *Biological Psychiatry*, 2012, **72**(4): 266–272
- 26 Duerden E G, Mak-Fan K M, Taylor M J, Roberts S W. Regional differences in grey and white matter in children and adults with autism spectrum disorders: an activation likelihood estimate (ALE) meta-analysis. *Autism Research*, 2012, **5**(1): 49–66
- 27 Sajdel-Sulkowska E M, Xu M, McGinnis W, Koibuchi N. Brain region-specific changes in oxidative stress and neurotrophin levels in autism spectrum disorders (ASD). *The Cerebellum*, 2011, **10**(1): 43–48
- 28 Azmitia E C, Impallomeni A. Dynamic brain changes in autism: review of telencephalic structures. *Comprehensive Guide to Autism*. New York, NY, USA: Springer, 2014. 695–716
- 29 Ecker C, Suckling J, Deoni S C, Lombardo M V, Bullmore E T, Baron-Cohen S, Catani M, Jezzard P, Barnes A, Bailey A J, Williams S C, Murphy D G, MRC AIMS Consortium.

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



**孙小棋** 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: yddyxiaoqi@126.com  
(**SUN Xiao-Qi** 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.)



**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** Ph. D., professor at Yanshan University. She received her bachelor degree in 1992 from Northeast Heavy Machinery Institute, master degree in 2002 and Ph. D. degree in 2008 from Yanshan University. Her research interest covers medical information process-

ing and affective computing. Corresponding author of this paper.)



**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 EEG information processing and computing for autism children.)



**康健楠** 河北大学讲师. 2002 年于燕山大学获得学士学位, 2006 年于燕山大学获得硕士学位. 主要研究方向为孤独症儿童脑电信息处理. E-mail: kangjiannan81@163.com  
(**KANG Jian-Nan** Lecturer at Hebei University. She received her bachelor degree in 2002 and master degree in 2006 from Yanshan University. Her main research interest is EEG information processing for autism children.)