

脑电信号的多尺度排列熵分析*

姚文坡¹⁾ 刘铁兵^{1)†} 戴加飞¹⁾ 王俊^{2)‡}

1)(南京军区南京总医院, 南京 210002)

2)(南京邮电大学图像处理与图像通信江苏省重点实验室, 南京 210003)

(2013年10月8日收到; 2013年12月21日收到修改稿)

本文利用多尺度排列熵对正常脑电信号和癫痫脑电信号进行了详细的分析和比较, 研究了脑电图信号多尺度排列熵值和年龄的关系以及尺度因子对多尺度排列熵值的影响. 通过对处于各个年龄段的22组正常人和22组患有癫痫人群的脑电图进行多尺度排列熵分析, 发现在相同年龄段的人群中, 正常脑电信号的多尺度排列熵值要高于癫痫脑电信号, 熵值平均高出约0.19, 约7.9%. 另外, 在尺度因子小于15的情况下, 对于在30到35的年龄段正常人群, 其多尺度排列熵值最大, 随着年龄段的增大或降低熵值都一定程度的降低. 结果证明, 多尺度排列熵可以成功区分正常脑电信号和癫痫脑电信号, 并且熵值可以正确地反映人体大脑发育的一般过程.

关键词: 多尺度排列熵, 非线性分析, 脑电图, 癫痫

PACS: 87.85.-d, 05.45.-a

DOI: 10.7498/aps.63.078704

1 引言

癫痫是神经元的异常放电导致的神经系统疾病^[1,2], 观察脑电图是癫痫临床诊断的一种基本方法^[3]. 传统的癫痫诊断是靠经验从脑电图^[4-6]波形观测, 即从时域角度分析, 但是准确率低且和医生经验有关. 另外, 脑电图波形形态差异大, 难以形成统一意见, 而且依靠长程的脑电图监控对医护资源消耗大. 随着信号处理理论的发展, 频域分析以及时频分析也应用在脑电图的检测中^[7,8]. 另外, 神经群模型^[9]和多维统计分析模型^[10]也已经应用在脑电信号特征提取或是源重建分析中. 现有理论认为人体大脑活动具有非线性特征, 对脑电图信号的非线性分析是合理的分析方法^[11,12]. 1985年, Babloyantz等使用分维数研究了睡眠活动, 是首次利用非线性理论研究脑电信号^[13]. 随后又有更多的非线性分析算法被提出以及应用在人体各项指

标监测和疾病诊断中^[14-16].

从非线性动力学角度看人体信号活动的复杂度反映了人体的相关特征, 其复杂度的变化代表着身体症状的改变, 从而可以通过复杂度了解人体的疾病变化等信息. 目前非线性分析算法可以有效地通过其熵值判断信号的复杂度, 例如尺度熵、样本熵、多尺度熵^[17-19]等. 排列熵^[20]因其较高的鲁棒性和快速简便的算法特征广泛应用于序列复杂度和非线性分析中, 而多尺度排列熵是将多尺度和排列熵结合起来, 可以更加有效地分析序列信息. 本文从非线性角度分析脑电图信号, 利用多尺度排列熵算法研究正常人和癫痫人脑电信号中的差异, 为癫痫的诊断提供有效的凭证和帮助, 并且利用多尺度排列熵从复杂度角度详细研究正常人脑电图随年龄的变化而发生的变化趋势.

本文在利用多尺度排列熵分析脑电信号中做了以下工作. 首先详细分析了多尺度排列熵的算法原理以及信号分析流程, 然后通过调节多尺度排

* 国家自然科学基金(批准号: 61271082, 61201029, 61102094)和江苏省自然科学基金(批准号: BK2011759, BK2011565)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: njbull@163.com

‡ 通讯作者. E-mail: wangj@njupt.edu.cn

列熵的参数对正常脑电信号和癫痫脑电信号的熵值进行分析比较, 并在此基础上研究了正常人脑电信号多尺度排列熵值随年龄变化而发生的变化趋势, 最后总结多尺度排列熵在脑电图信号分析中的结果.

2 多尺度排列熵

多尺度排列熵是在排列熵基础上的改进, 基本思想是将时间序列首先进行多尺度粗粒化^[21], 然后计算其排列熵. 假设长度为 L 的时间序列 $x_L = \{x_1, x_2, \dots, x_L\}$ 粗粒化过程如下:

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

式中 s 为尺度因子, y_j^s 为多尺度时间序列. 当尺度参数为 1 时, 时间序列为原始时间序列, 计算的熵值为排列熵值. 在对时间序列进行多尺度化后, 根据排列熵算法计算时间序列的多尺度排列熵.

首先对 y_j^s 进行时间重构得到

$$Y_t^s = \{y_t^s, y_{t+\tau}^s, \dots, y_{t+(m-1)\tau}^s\},$$

其中 m 为嵌入维数, τ 为延迟因子. 对时间重构序列 Y_t^s 按升序排列:

$$y_{t+(j_1-1)\tau}^s \leq y_{t+(j_2-1)\tau}^s \leq \dots \leq y_{t+(j_m-1)\tau}^s. \quad (2)$$

$\pi_j = \{j_1, j_2, \dots, j_m\}$ 表示重构时间序列中各个元素原始位置索引, 序列共有 $m!$ 种排列可能. 统计每种排列类型出现的次数 N_l , 计算其对应的排列出现的概率 $P_l^s = \frac{N_l}{n/s - m + 1}$. 由此定义时间序列在多尺度下的排列熵为

$$H_P^s = - \sum_{l=1}^{m!} P_l^s \ln P_l^s. \quad (3)$$

当 $P_l^s = 1/m!$ 时, H_P^s 达到最大值 $\ln(m!)$, 对尺度 s 下时间序列的排列熵进行归一化可得到归一化的多尺度排列熵: $h_P^s = H_P^s / \ln(m!)$.

以上便是时间序列 x_L 的多尺度排列熵的分析方法, 分析流程如图 1 所示.

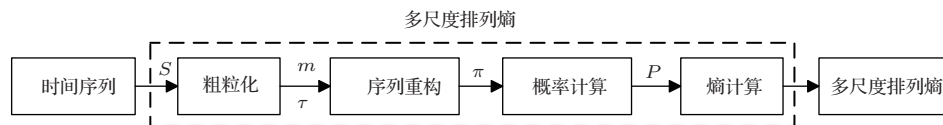


图 1 多尺度排列熵分析流程图

多尺度排列熵分析中的粗粒化环节十分关键, 其操作是将时间序列分段并在各段进行平均化从而得到新的时间序列, 因而对于信号复杂度的分析需要把握粗粒化中尺度因子的选择. 原始时间序列相邻元素之间包含序列信息, 如果尺度因子取值过小, 则不能最大限度地提取相关片段的信息, 因而造成分析效果不明显. 然而当信号之间复杂度差异较小时, 尺度因子选择不宜过大, 否则可能会将其中的差异在平均化的过程中消除.

3 脑电信号的多尺度排列熵分析

本文选取 44 组脑电图信号, 其中正常人和患有癫痫病人各 22 人, 信号采集于南京军区南京总医院, 脑电图信号为标准的 24 导联信号. 脑电图信号采集持续时间 1 min 左右, 采样频率为 1024 Hz. 正常人群年龄从 22 岁至 49 岁, 癫痫人群年龄分布为 4 至 51 岁, 信号采集时处于清醒的状态. 对两类脑电图信号的多尺度排列熵分析主要集中在两方面, 一

是在相同年龄段的正常人群和患有癫痫人群在多尺度排列熵值上的差异, 二是研究正常人群多尺度排列熵随年龄变化而发生的变化趋势.

3.1 正常人和患有癫痫疾病脑电信号的差异

在对正常人和患有癫痫病人多尺度排列熵值得对比中, 脑电信号采集人群处于相同年龄段, 共 4 组对比结果. 四组正常人年龄分别为 33, 49, 25 和 24 岁, 与之对应癫痫人的年龄为 32, 51, 26 和 24 岁. 图 2 为正常人和患有癫痫疾病人群脑电图熵值的对比差异, 尺度参数选取为从 1 到 35. 研究发现, 在对脑电图的多尺度排列熵分析中, 嵌入维数 m 取值为 4 时信号之间的区分度以及信号的变化趋势都能得到良好的展现, 所以本文中脑电图的多尺度排列熵分析的嵌入维数 m 取值都为 4.

我们可以从图 2 中的 4 个图表中看出正常人脑电图的多尺度排列熵值要高于患有癫痫疾病人群

的熵值. 在四组测试结果中, 第一组正常人和患有癫痫病人脑电图的熵值差异度并不明显, 在尺度因子为10左右微弱的差别; 第二组尺度因子在12到24之间正常人熵值明显高于患有癫痫疾病人群, 差值为0.3到0.4; 第三、四组中, 我们可以看到尺度因子在10左右, 两类人群熵值的差值为0.1到0.2左右.

另外, 图2展示了正常人和患有癫痫疾病人群多尺度排列熵值随着尺度因子增大而发生的变化趋势. 当尺度因子从1到10增大时, 两者的多尺度排列熵值有明显的增大, 平均从1.2增至3.0附近; 尺度因子在10到20之间, 脑电图的熵值只有小幅度增长, 增幅0.15左右; 而当尺度因子大于20后两

类人群脑电图的多尺度排列熵值基本维持不变, 浮动大小最大只有0.1. 从图表总体看来, 两类人群多尺度排列熵值基本在2到3之间, 差值通常为0.2左右, 因而仅从图表中无法清晰看出差异, 下面我们结合分析数据对正常人和患有癫痫疾病人群进行详细分析对比.

表1为正常人和患有癫痫疾病人群脑电图多尺度排列熵的多组对比结果, 结合图2中正常人和患有癫痫疾病人群多尺度排列熵的对比效果, 表中尺度因子选取从1到12中的部分取值, 共9组数据(表中第一组中的Nor_33代表年龄为33的正常人, Abn_32表示32岁的诊断为患有癫痫的病人, 并以此类推).

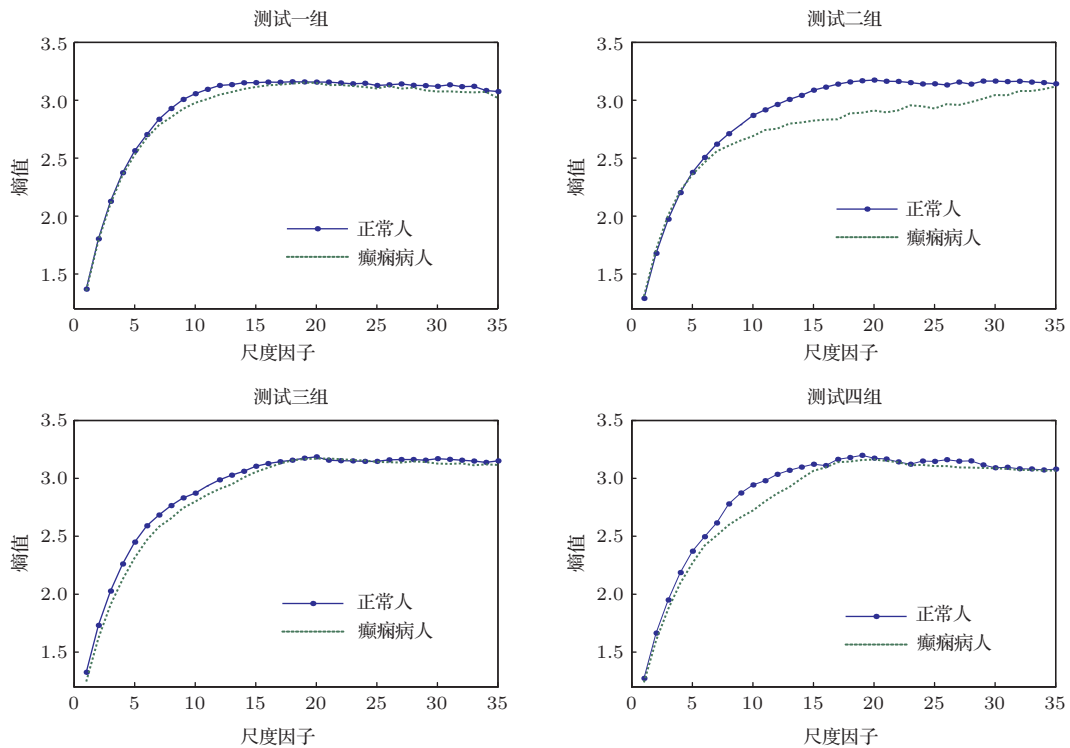


图2 正常人和患有癫痫病人脑电图熵值差异

表1 正常人和患有癫痫病人脑电图多尺度排列熵的差异

| 尺度因子 | 第一组 | | 第二组 | | 第三组 | | 第四组 | |
|------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | Nor_33 | Abn_32 | Nor_49 | Abn_51 | Nor_25 | Abn_26 | Nor_24 | Abn_24 |
| 1 | 1.3698 | 1.3562 | 1.3085 | 1.2887 | 1.3262 | 1.2462 | 1.2730 | 1.2379 |
| 3 | 2.1265 | 2.1073 | 2.0080 | 1.9738 | 2.0273 | 1.9075 | 1.9496 | 1.8711 |
| 10 | 3.0563 | 2.9775 | 2.8686 | 2.6902 | 2.8713 | 2.7991 | 2.8037 | 2.7230 |
| 11 | 3.0944 | 3.0100 | 2.9167 | 2.7420 | 2.9340 | 2.8585 | 2.8898 | 2.8001 |
| 15 | 3.1525 | 3.1139 | 3.0864 | 2.8235 | 3.1040 | 3.0552 | 3.1222 | 3.0650 |
| 16 | 3.1572 | 3.1283 | 3.1130 | 2.8324 | 3.1275 | 3.0917 | 3.1098 | 3.1140 |
| 20 | 3.1572 | 3.1496 | 3.1739 | 2.9115 | 3.1855 | 3.1694 | 3.1741 | 3.1618 |

从表 1 可以看出正常人脑电图信号的多尺度排列熵要高于同年龄段患有癫痫疾病人群的熵值。表中正常人熵值比患有癫痫人平均高出 0.15 左右, 但是差值和其多尺度排列熵值相比之下变得不是很明显, 因而从图 2 中不能较为清楚地看出两者的差异。表 1 中数据给出了正常人和患有癫痫疾病人群脑电图多尺度排列熵的详细差异, 从中可清楚看出正常人脑电图熵值要高于患有癫痫人的熵值。

结合图 2 和表 1 可以看到, 随着尺度因子从 1 到 10 的增大, 无论是正常人还是患有癫痫疾病的人的脑电图的多尺度排列熵值都有一个明显的增大趋势。正常人和患有癫痫疾病人群的多尺度排列熵值从开始的 1.2 到 1.3 增长到 3.1 左右, 平均增长约为 120%。

当尺度因子大于 10 时, 两类人脑电图的熵值的增大趋势明显放缓, 但是仍有很小程度的增长。第一组测试中, 正常人脑电图多尺度排列熵值从 3.00 附近增大至 3.15, 而患有癫痫人的熵值也从 2.90 增长到 3.12 左右。另外其他三组中, 我们也可以发现大多都有 0.1 到 0.2 大小的增幅, 整体增幅为 6% 左右, 即当尺度因子在 10 和 20 之间时, 随尺度因子的增大, 本文中两类人群脑电图的多尺度排列熵值都有小幅的增长。

另外, 当尺度因子大于 20 时, 脑电图信号的多尺度排列熵值基本维持不变。尺度因子大于 20 时, 对于本文中的数据便没有更佳的分析效果, 各个信号熵值的变化也趋于平缓, 基本维持在 3.14 到 3.16 之间。

从上面分析中我们得出这样结论: 针对本文数据, 尺度因子在小于 20 的情况下, 正常人脑电图的多尺度排列熵值要高于患有癫痫疾病人群的熵值, 平均高出 0.15 左右。

3.2 多尺度排列熵随年龄变化的变化趋势

人体成长发育过程也是大脑发育的过程, 随年龄的增长, 人的大脑也经历着复杂的变化。大脑从少年到青壮年发育成熟, 再经过老年而衰老, 其活动的复杂度必然发生相应的变化, 正常人大脑的变化在本文表现为其脑电图多尺度排列熵值的变化。通过对正常人群脑电图信号多尺度排列熵的观察, 我们发现随年龄的变化其熵值的也发生相应的变化, 下面我们详细分析多尺度排列熵在表现人体脑电图信号的变化中的特征。

为了获得有效的分析效果, 我们选取了其中一些尺度参数下的数据作为分析数据。采集人群均为 15 个男性, 年龄分别为 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 27, 28, 30, 33, 37, 45 和 49。对脑电图信号的分析中, 尺度因子分别选取为 2, 5, 8, 12, 15 和 18, 分析在这些情况下多尺度排列熵值得变化趋势。图 3 为正常人脑电图多尺度排列熵随年龄变化而发生变化的趋势, 6 个图表分别对应 6 个选取的尺度因子, 每个图表横坐标为年龄, 共 15 个取值, 纵坐标为多尺度排列熵值。

图 3 给出了正常人脑电图多尺度排列熵随年龄变化发生变化的趋势, 6 幅图线代表在 6 个不同尺度因子下的变化趋势。从中可以看出, 当尺度因子小于 10 时, 即上面三个图线, 其变化趋势明显一致: 脑电图的多尺度排列熵值在 33 岁时出现最大值, 并随着年龄的增大或是降低熵值都有一定程度的降低。当尺度因子为 15 时, 图线的变化和前面有些不同, 但是总体前期的上升和后续下降的趋势仍可以看出, 当尺度因子变为 18 时, 总体的变化趋势已经不存在, 但是图线的最高点还是在 33 岁附近。

由图 3 我们可以得到多尺度排列熵在正常人脑电图应用中的两点认识: 首先, 多尺度排列熵可反映人体大脑发育的基本过程; 第二, 多尺度排列熵对信号复杂度的分析效果和尺度因子有关。多尺度排列熵值是信号复杂度的度量值, 正常人大脑复杂度的变化伴随着大脑发育过程而发生相应的变化, 图 3 中正常人群脑电图的熵值在年龄为 33 时出现最大值, 并且以之为起点年龄无论增大还是降低多尺度排列熵值都表现出降低的趋势。脑电图多尺度排列熵值这一变化和人体大脑发育相符合, 即大脑起初的发育阶段复杂度是上升阶段, 当年龄为 30 到 40 岁左右时发育成熟, 随后开始出现不同程度的衰弱。在多尺度排列熵分析中表现为熵值在 33 岁出现最大值, 然后呈现下降趋势。

另外, 正常人脑电图多尺度排列熵的变化趋势的明显程度和尺度因子的选取有关。针对本文中脑电图数据, 多尺度排列熵的尺度因子不应超过 15, 而当取值小于 10 时分析效果较好。当尺度因子大于 15 时, 熵值的变化趋势不再明显, 如当取值为 18 时, 熵值曲线不再出现上升以及下降的趋势。此时, 熵值在 33 岁仍然出现最大值, 说明这一年龄样本的复杂度特性相比其他年龄人群仍有一定的区分度, 但是同时从图 3 中可以看到 33 岁熵值相比其他年龄人的特征已经不是十分明显。

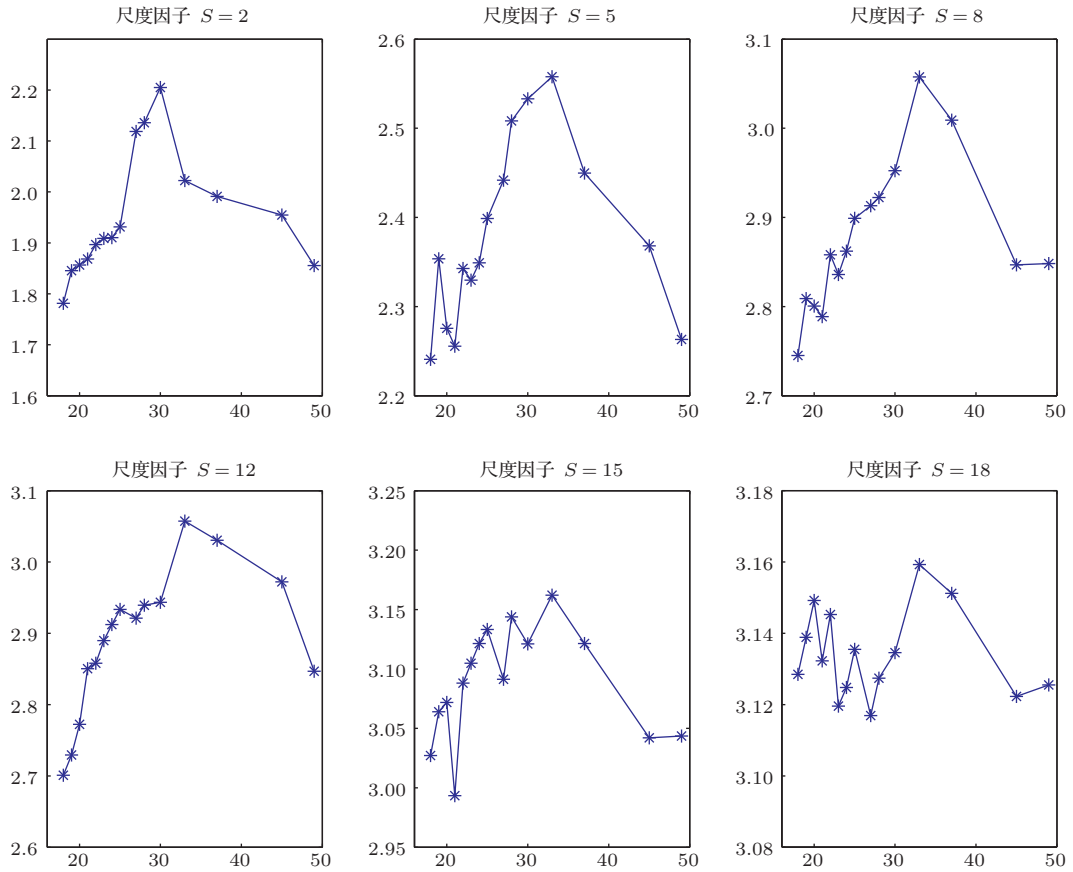


图3 正常人脑电图多尺度排列熵随年龄变化的变化趋势

表2 正常人脑电图多尺度排列熵随年龄变化的变化趋势

| 尺度因子 | 18 | 20 | 21 | 23 | 24 | 25 | 28 | 30 | 33 | 37 | 45 | 49 |
|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 2 | 1.78 | 1.85 | 1.86 | 1.90 | 1.91 | 1.93 | 2.11 | 2.13 | 2.20 | 2.02 | 1.99 | 1.95 |
| 5 | 2.24 | 2.27 | 2.25 | 2.32 | 2.34 | 2.39 | 2.50 | 2.53 | 2.55 | 2.44 | 2.36 | 2.26 |
| 8 | 2.74 | 2.80 | 2.83 | 2.86 | 2.89 | 2.91 | 2.92 | 2.95 | 3.05 | 3.00 | 2.84 | 2.84 |
| 12 | 2.70 | 2.77 | 2.85 | 2.88 | 2.91 | 2.93 | 2.93 | 2.94 | 3.05 | 3.03 | 2.97 | 2.84 |

下面我们通过对前四组的详细数据进行分析,以观测多尺度排列熵值随年龄变化而发生变化的详细信息. 表2为尺度因子分别为2, 5, 8, 12时各个年龄人的多尺度排列熵值, 年龄选取12个取值.

表2给出了尺度因子在2, 5, 8和12时正常人脑电图在不同年龄下的熵值. 从图3我们得知, 正常人脑电信号的多尺度排列熵的变化趋势和人体变化趋势相关, 下面结合表中的数据分析熵值变化和人体变化的关系.

首先, 正常人熵值在30和35岁之间出现最大值, 并且随着年龄的增加或是降低熵值都有一定程度的降低, 说明人体脑电图的复杂度在这个年龄段最高, 之前为复杂度不断增长的过程, 而年龄在35

岁之后复杂度随之不断降低. 人体脑电图复杂度的变化反映了人体大脑活动的复杂度, 以上数据表明人体在30到35岁之间活动力最强.

再次, 在熵值出现最大值之前, 一直处于上升阶段, 之后则出现下降趋势, 这代表人体成长过程中大脑发育的过程, 即在大脑发育成熟之前复杂度呈现增大的趋势, 而成熟之后会出现一个衰老的过程.

最后, 当尺度因子并非过分大时, 脑电图熵值的变化趋势不再明显, 但是在30和35岁之间总还是出现最大值, 维持在3.13左右, 这充分说明人体在这个年龄段或是附近范围时大脑活跃度最大.

因此, 多尺度排列熵可以分析人体脑电图的复

杂度, 并成功地反映了人体大脑的发育过程, 这和年龄相关并和人体发育过程相符合.

4 结 论

非线性分析在人体脑电图中的应用目前仍在尝试阶段, 并未广泛地应用于临床诊断, 但是非线性动力学理论符合人体脑电、心电等信号, 有很大的研究价值. 本文利用非线性分析中的多尺度排列熵算法详细分析对比了正常人和患有癫痫疾病人群的脑电图差异, 通过调节多尺度排列熵的参数, 得出以下结论:

1. 处于相同年龄段的人群中, 正常人脑电图信号的多尺度排列熵值高于患有癫痫疾病人的脑电图熵值. 研究发现, 当尺度因子从1到20变化时, 其脑电图信号的熵值有较大的变化. 具体表现为, 从1到10左右熵值有较大的增长, 从10到20仍有一定程度的增长, 但是增幅较小, 而当尺度因子大于20熵值维持不变.

2. 通过对正常人不同年龄段的多尺度排列熵分析, 我们发现在尺度因子小于15时, 人体熵值在30到35岁之间达到最高值, 并且熵值随着年龄的增大或是减少而出现一定程度的降低. 多尺度排列熵反应了信号的复杂度, 熵值越大说明人体电信号的复杂度越高, 即人体活跃度越高. 当人体在35岁左右时, 身体大脑基本处于最佳状态, 具有最高的活跃度, 反映在多尺度排列熵值便是最大的熵值. 而随着年龄的变化, 熵值也发生相应的变化. 当年龄减小时, 身体大脑还没有完全发育成熟, 因而随着年龄的增大熵值也处于增大的趋势. 当人体年龄超过35岁增大时, 随着以前积累的伤病以及体质的下降, 其脑电图的多尺度排列熵值也相应地出现一个下降的趋势.

3. 多尺度排列熵分析在应用中需合理设置尺度因子. 在本文区分正常人和患有癫痫疾病人群脑电图时, 尺度因子不宜大于20, 否则两者的差异在熵值上将无法表现出来. 另外, 对正常人脑电图多尺度排列熵值随年龄变化而发生变化趋势的研究中, 当尺度因子大于15时, 各个年龄段之间的差

异无法清晰地表现出来, 从而无法体现熵值的变化趋势.

参考文献

- [1] Fisher R S, Boas W E, Blume W, Elger C, Genton P, Lee P, Engel J 2005 *Epilepsia* **46** 470
- [2] Iasemidis L D, Shiau A S, Chaovalitwongse W, Sackellares J C, Pardalos P M, Principe J C, Carney P R, Prasad A, Veeramani B, Tsakalis K 2003 *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **50** 616
- [3] Flink R, Pedersen B, Guekht A B, Malmgren K, Michelucci R, Neville B, Pinto F, Stephani U, Ozkara C 2002 *Acta Neurol. Scand.* **106** 1
- [4] Bian C H, Ma Q L, Wang J 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 4480 (in Chinese)[王俊, 马千里, 卞春华 2010 物理学报 **59** 4480]
- [5] Wang J, Zhao D Q 2012 *Chin. Phys. B* **21** 028703
- [6] You R Y, Chen Z 2005 *Chin. Phys.* **14** 2176
- [7] Jung T P, Makeig S, Stensmo M, Sejnowski T J 1997 *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **44** 80
- [8] Ocak H 2009 *Expert Syst. Appl.* **36** 2027
- [9] Liu X, Ma B W, Liu H J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 020202 (in Chinese) [刘仙, 马百旺, 刘会军 2013 物理学报 **62** 020202]
- [10] Marques J P, Rebola J, Figueiredo P, Pinto A, Sales F, Castelo-Branco M 2009 *Hum. Brain Mapp.* **30** 2986
- [11] Meng Q F, Zhou W D, Chen Y H, Peng Y H 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 0123 (in Chinese)[孟庆芳, 周卫东, 陈月辉, 彭玉华 2010 物理学报 **59** 0123]
- [12] Ning X B, Bian C H, Wang J, Chen J 2006 *Chin. Sci. Bull.* **51** 385
- [13] Babloyantz A, Salazar J M, Nicolis C 1985 *Phys. Lett. A* **111** 152
- [14] Xie Y, Xu J X, Kang Y M, Yang H J, Hu S J 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 1121 (in Chinese) [谢勇, 徐健学, 康艳梅, 杨红奎, 胡三觉 2003 物理学报 **52** 1121]
- [15] Witte H, Iasemidis L D, Litt D 2003 *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **50** 537
- [16] Roldan E, Parrondo J M R 2010 *Phys. Rev. Lett.* **105** 150607
- [17] Li J, Ning X B 2006 *Phys. Rev. E* **73** 052902
- [18] Richman J S, Moorman J R 2000 *Am. J. Physiol.-Heart C.* **278** H2039
- [19] Yan B G, Zhao T T 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 078701 (in Chinese) [严碧歌, 赵婷婷 2011 物理学报 **60** 078701]
- [20] Bandt C, Pompe B 2002 *Phys. Rev. Lett.* **88** 174102
- [21] Costa M, Goldberger A L, Peng C K 2002 *Phys. Rev. Lett.* **89** 068102

Multiscale permutation entropy analysis of electroencephalogram*

Yao Wen-Po¹⁾ Liu Tie-Bing^{1)†} Dai Jia-Fei¹⁾ Wang Jun^{2)‡}

1) (Nanjing General Hospital of Nanjing Military Command, Nanjing 210002, China)

2) (Image Processing and Image Communications Key Lab., Nanjing Univ. of Posts & Telecomm., Nanjing 210003, China)

(Received 8 October 2013; revised manuscript received 21 December 2013)

Abstract

We carried out a detailed analysis and a comparison between normal and epileptic electroencephalogram (EEG) based on multiscale permutation entropy. The relationship between multiscale permutation entropy values of EEG and age, and the effect of scale factor on multiscale permutation entropy value were also discussed. By analyzing normal and epileptic EEG based on multiscale permutation entropy, we found that, at the same age, multiscale permutation entropy value of the normal group's EEG is higher than that of the epileptic group by an average of 0.19, about 7.9%. In addition, for people of age 3 to 35, their multiscale permutation entropies are clearly maximum. When scale factor is smaller than 15, the value of their entropy would reduce no matter whether the age increases or decreases. The results indicate that multiscale permutation entropy can distinguish between normal and epileptic EEG and reflect the general process of human brain development.

Keywords: multiscale permutation entropy, nonlinear analysis, EEG, epileptic

PACS: 87.85.-d, 05.45.-a

DOI: 10.7498/aps.63.078704

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61271082, 61201029, 61102094), and the Natural Science Foundation of Jiangsu Province, China (Grant Nos. BK2011759, BK2011565).

† Corresponding author. E-mail: njbull@163.com

‡ Corresponding author. E-mail: wangj@njupt.edu.cn