

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2023.05.011

医学信号处理与医学仪器

基于C-FFuzzyEn的神经电生理信号同步性分析

胡保华¹, 朱宗俊², 穆景颂³, 金飞翔¹, 鲁翠萍¹, 王勇⁴

1. 合肥学院先进制造工程学院, 安徽 合肥 230601; 2. 安徽中医药大学第一附属医院针灸康复科, 安徽 合肥 230031; 3. 中国科学技术大学第一附属医院康复医学科, 安徽 合肥 230001; 4. 合肥工业大学机械工程学院, 安徽 合肥 230009

【摘要】基于传统互模糊熵, 结合分数阶微积分提出分数阶互模糊熵(C-FFuzzyEn), 并基于该算法分析混沌耦合系统的同步性, 进行健康对照者和癫痫患者不同脑区脑电信号的耦合性对比。结果表明, 与传统互模糊熵相比, C-FFuzzyEn提高了不同耦合度模型的区分能力; 与健康对照者相比, 癫痫患者在癫痫发作时不同通道脑电信号之间C-FFuzzyEn较小, 与癫痫发作时各神经元同步放电现象相吻合; 相比互模糊熵, C-FFuzzyEn区分健康对照者与癫痫患者脑区之间脑电信号同步性的效果更好。C-FFuzzyEn可应用于脑电信号等神经电生理信号的同步性分析。

【关键词】癫痫; 分数阶互模糊熵; 电生理信号; 同步性

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)05-0589-06

Neural electrophysiological signal synchronization analysis using C-FFuzzyEn

HU Baohua¹, ZHU Zongjun², MU Jingsong³, JIN Feixiang¹, LU Cuiping¹, WANG Yong⁴

1. School of Advanced Manufacturing Engineering, Hefei University, Hefei 230601, China; 2. Department of Acupuncture and Rehabilitation, the First Affiliated Hospital of Anhui University of Chinese Medicine, Hefei 230031, China; 3. Department of Rehabilitation Medicine, the First Affiliated Hospital of University of Science and Technology of China, Hefei 230001, China; 4. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China

Abstract: Based on cross fuzzy entropy (C-FuzzyEn) and fractional calculus, cross fractional fuzzy entropy (C-FFuzzyEn) is proposed for analyzing the synchronization of coupled chaotic system and comparing the changes of EEG signal synchronization in healthy controls and epileptic patients. The results demonstrate that C-FFuzzyEn is superior to C-FuzzyEn in distinguishing models of different coupling degrees. In addition, compared with healthy controls, patients with epilepsy has lower C-FFuzzyEn during seizure activity, which is consistent with the synchronous firing of neurons during epileptic seizures. C-FFuzzyEn is better than C-FuzzyEn at distinguishing the synchronicity of EEG signals between brain regions in healthy controls and epileptic patients. C-FFuzzyEn can be used to analyze the synchronization of neural electrophysiological signals such as EEG signals.

Keywords: seizure; cross fractional fuzzy entropy; electrophysiological signal; synchronization

前言

不同神经电生理信号之间的耦合关系或同步性测量在临床与科研中的应用越来越重要, 例如由于脑卒中后皮质-脊髓通路的损伤导致肌间耦合减少,

脑卒中后患者上肢屈伸中主动肌和拮抗肌之间的耦合性显著减小, 因此可通过肌肉间耦合特性分析研究患者状态^[1-2]。传统不同时间序列之间的同步性是基于线性方法量化的, 主要方法有时域上的相关性分析和频域上的互功率谱分析^[3]。但上述方法主要用于测量不同系统之间的线性关系, 并不适用于非线性非平稳信号, 常见的神经电生理信号都是非线性非平稳信号^[4], 因此需要探索一种新的可以反映神经电生理信号之间同步性的神经电生理信号同步性分析方法。

基于信息熵的度量方法广泛用于评估动态系统之间基于时域的相互作用^[5-6]。Pincus等^[7]从非线性动力分析和混沌领域的理论中发展了近似熵(Approximate

【收稿日期】2023-01-14

【基金项目】国家自然科学基金(U1713210); 安徽省科技重大专项(202103a07020009); 合肥学院人才科研基金(21-22RC01)

【作者简介】胡保华, 博士, 讲师, 研究方向: 生物医学信号处理, E-mail: hanyu19900205@126.com

【通信作者】王勇, 博士, 教授, 研究方向: 生物医学信号处理, E-mail: simenkouwang@sina.com

Entropy, ApEn)。互近似熵(Cross Approximate Entropy, C-ApEn)是ApEn的推广,近年来广泛应用于时间序列之间的同步性测量^[8]。基于C-ApEn分析信号同步性时,最主要的不足在于C-ApEn是一个方向相关的统计量, $C\text{-ApEn}(m, r, N)(v|u)$ 和它的方向共轭 $C\text{-ApEn}(m, r, N)(u|v)$ 在大多数情况下是不相等的,这种特性限制了其在实际信号分析中的应用^[9]。Richmann等^[10]通过消除模板自匹配提出样本熵(Sample Entropy, SampEn),并将其扩展到互样本熵(Cross Sample Entropy, C-SampEn)。相比C-ApEn, C-SampEn是一个方向无关的统计量,即 $C\text{-SampEn}(m, r, N)(v|u) = C\text{-SampEn}(m, r, N)(u|v)$ 。对于两组固定的时间序列,在不同的参数设置下, C-SampEn显示出相同的变化趋势^[11]。由于C-SampEn的上述特性,现已作为一种非线性统计方法分析不同脑区的功能连接^[12]。在SampEn基础上,有研究提出一种新的时间序列熵值测度,即模糊熵(Fuzzy Entropy, FuzzyEn)^[13]。基于独立同分布的均匀随机数和正弦周期信号的分析仿真结果表明FuzzyEn具有和SampEn与ApEn同样的良好特性以及更好的数据长度独立性和结果的相对一致性^[14]。Xie等^[15]在FuzzyEn的基础上引入互模糊熵(Cross Fuzzy Entropy, C-FuzzyEn),相比C-SampEn, C-FuzzyEn有更好的信号长度独立性。Wang等^[16]证实C-FuzzyEn在阿尔茨海默病组和对照组的分类效果优于C-SampEn。

分数阶微积分由莱布尼茨在数学中引入,但其发展在一段时间内一直停留在理论研究阶段。随着自然科学的快速发展以及学者对复杂系统的深入研究,近几十年分数阶微积分再次引起广泛关注与研究,相应理论及应用发展迅速,目前已广泛应用于生物、物理、工程等领域^[17-18]。He等^[19]基于分数阶微积分与FuzzyEn提出分数阶模糊熵,并分析新算法区分癫痫脑电信号与正常人脑电信号的能力,结果表明基于分数阶的算法可以更好地区分不同复杂度的脑电信号。

癫痫是大脑神经元突发性异常放电导致大脑短暂功能障碍的一种慢性疾病^[20]。常见的癫痫检测方法是测试单通道脑电信号的复杂度,没有充分考虑不同通道之间的耦合性^[21-22]。本研究结合分数阶微积分和C-FuzzyEn,提出分数阶互模糊熵(Cross Fractional Fuzzy Entropy, C-FFuzzyEn),基于C-FFuzzyEn测试不同通道之间的耦合度或者同步性,分析C-FFuzzyEn算法在癫痫脑电信号分中的性能表现,为后续癫痫监测提供另一种思路。

本研究提出一种结合分数阶微积分与C-FuzzyEn的C-FFuzzyEn算法,并将该算法应用于非线性时间序列(包括混沌时间序列和脑电信号)之间的耦合度以及同步性测度,分析新算法在区分不同

系统之间耦合性的性能提升,在此基础上探索癫痫患者不同脑区之间同步性的变化。

1 C-FFuzzyEn

对于两个长度为 N 的归一化时间序列, $\{u(i): 1 \leq i \leq N\}$ 与 $\{v(j): 1 \leq j \leq N\}$, C-FFuzzyEn的计算步骤如下:

(1)分别将每帧信号序列中连续 m 个值构成一个 m 维矢量:

$$X_m(i) = \{u(i); u(i+1); \dots; u(i+m-1)\} \quad (1)$$

$$Y_m(j) = \{v(j); v(j+1); \dots; v(j+m-1)\} \quad (2)$$

(2)定义向量 $X_m(i)$ 与 $Y_m(j)$ ($1 \leq j \leq N-m, j \neq i$)之间距离 $d[X_m(i), Y_m(j)]$ 为两者对应元素最大差值:

$$d[X_m(i), Y_m(j)] = \max_{t=0, \dots, m-1} |x(i+t) - y(j+t)| \quad (3)$$

SampEn以及ApEn中相似度是基于Heaviside函数计算的,给定相似容差 r ,当且仅当 $d[X_m(i), Y_m(j)] \leq r$ 时, $X_m(i)$ 与 $Y_m(j)$ 才被认为是相似的,矢量的相似性完全由它们的绝对坐标决定,而且Heaviside函数具有二分类器的性质,这样的特性使得其在应用于复杂非线性变异性波动的信号同步性分析时可能会失败^[13-15]。

为了解决上述问题,在C-FuzzyEn的定义中,对步骤(1)得到的向量进行如下所示的归一化处理:

$$X_m(i) = \{u(i); u(i+1); \dots; u(i+m-1)\} - \bar{u}(i) \quad (4)$$

$$Y_m(j) = \{v(j); v(j+1); \dots; v(j+m-1)\} - \bar{v}(j) \quad (5)$$

$$\text{其中, } \bar{u}(i) = \frac{1}{m} \sum_{l=0}^{m-1} u(i+l), \bar{v}(j) = \frac{1}{m} \sum_{l=0}^{m-1} v(j+l).$$

两个向量 $X_m(i)$ 和 $Y_m(j)$ 之间的距离定义为它们对应的标量分量的最大绝对差:

$$d_{ij}^m = d[X_m(i), Y_m(j)] = \max_{t=0, \dots, m-1} |u(i+t) - \bar{u}(i) - (v(j+t) - \bar{v}(j))| \quad (6)$$

给定 n 和 r , $X_m(i)$ 和 $Y_m(j)$ 之间的同步或相似度 $D_m(ij)$ 可以通过模糊函数计算:

$$D_{ij}^m(n, r) = \mu(d_{ij}^m, n, r) \quad (7)$$

其中, C-FuzzyEn摒弃了简单根据向量 $X_m(i)$ 和 $Y_m(j)$ 之间的距离与相似容差 r 的大小关系定义相似关系,而是采用如下指数函数定义规定的隶属函数相似度:

$$\mu(d_{ij}^m, n, r) = \exp(-(d_{ij}^m)^n / r) \quad (8)$$

定义函数 Φ^m :

$$\phi^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m} \sum_{j=1}^{N-m} D_{ij}^m \right) \quad (9)$$

将矢量维度 m 推广到 $m+1$:

$$\phi^{m+1}(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m} \sum_{j=1}^{N-m} D_{ij}^{m+1} \right) \quad (10)$$

最后, C-FuzzyEn 定义为:

$$C-FuzzyEn(m, n, r, N) = \ln \phi^m(n, r) - \ln \phi^{m+1}(n, r) \quad (11)$$

进一步, 结合分数阶微积分, 定义 C-FFuzzyEn:

$$C-FFuzzyEn(m, n, r, q, N) =$$

$$\left(\frac{\phi^{m+1}(r)}{\phi^m(r)} \right)^{-q} \frac{\ln \frac{\phi^{m+1}}{\phi^m} + \psi(1) - \psi(1-q)}{\Gamma(1+q)} \quad (12)$$

如式(12)可见, C-FFuzzyEn 的计算需要确定 4 个参数。第一个参数是 m , 与 SampEn 和 FuzzyEn 计算的类似, 是序列长度或要比较的向量的维数, 本研究根据经验将 m 设置为 2。另外两个参数分别为 r 和 n , 分别决定指数函数边界的宽度和梯度, C-FFuzzyEn 估计中参数 r 和 n 的选择准则和方法与 FuzzyEn 估计中使用的准则和方法类似。通常, r 被设置为 0.1~0.3, n 选择最小整数 1 或者 2。本研究将误差 r 设置为 0.2, 并将 n 设置为 2。最后一个参数为分数阶 q , 本研究根据经验将 q 设置为 0~0.2, 步长为 0.05。其中, 当 q 变为 0 时, C-FFuzzyEn 变为 C-FuzzyEn。

2 实验设计

2.1 耦合高斯噪声信号

采用耦合高斯噪声作为仿真信号, 测试 C-FFuzzyEn 测度的性能。耦合高斯噪声模型可以产

生高斯噪声, 将普通高斯噪声 n_1 与两个独立的高斯噪声 n_2 和 n_3 混合, 得到耦合高斯噪声信号 x 和 y ^[23]:

$$x = cn_1 + (1-c)n_2 \quad (13)$$

$$y = cn_1 + (1-c)n_3 \quad (14)$$

其中, 参数 c 为耦合系数。 c 值越大, x 与 y 之间的耦合度越大, 同步性越好, 对应的 C-FuzzyEn 值越小; c 值越小, x 与 y 之间的耦合度越小, 同步性越差, 相对应的 C-FuzzyEn 值越大。

2.2 耦合 Henon 信号

数学上, 耦合 Henon 信号 x 和 y 可以通过以下迭代生成^[24]:

$$x \begin{cases} x_{n+1} = 1.4 - x_n^2 + b_x u_n \\ u_{n+1} = x_n \end{cases} \quad (15)$$

$$y \begin{cases} y_{n+1} = 1.4 - (cx_n + (1-c)y_n)y_n + b_y u_n \\ v_{n+1} = y_n \end{cases} \quad (16)$$

同样, 参数 c 为耦合系数。 c 取值越大, x 与 y 之间的耦合度越大, 同步性越好, 相对应的 C-FuzzyEn 值越小; 反之, c 值越小, x 与 y 之间的耦合度越小, 同步性越差, 相对应的 C-FuzzyEn 值越大。本研究中参数 b_x 和 b_y 均设置为 0.3。

不同耦合强度的耦合高斯噪声模型与耦合 Henon 模型如图 1 所示。

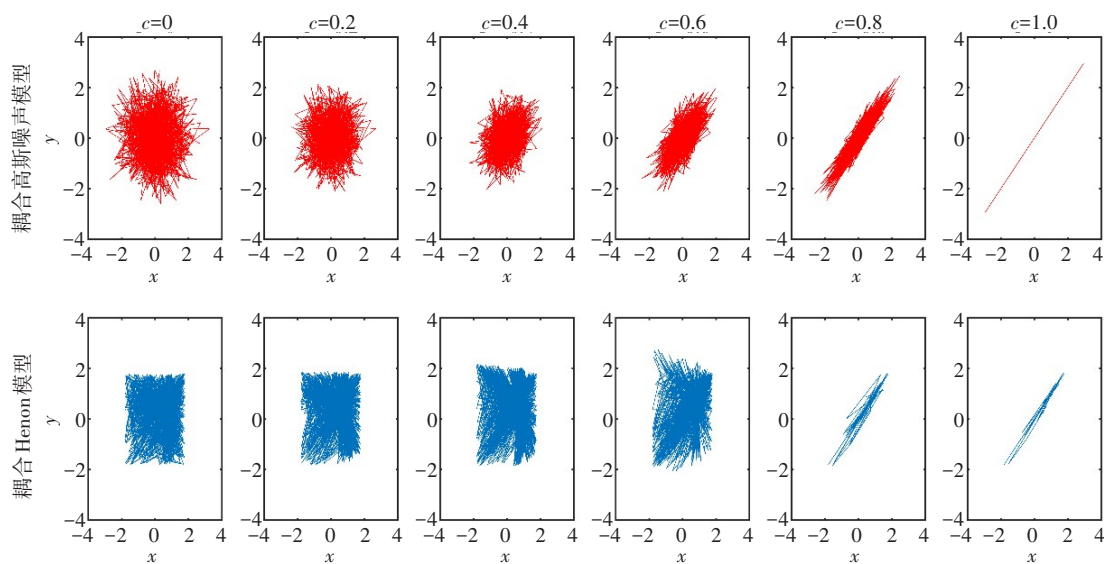


图 1 不同耦合强度的耦合高斯噪声模型与耦合 Henon 模型

Figure 1 Coupled Gaussian noise models and coupled Henon models of different coupling degrees

2.3 真实脑电信号

本研究使用来自波恩大学医院癫痫科的真实脑电数据测试新算法的性能表现^[25]。该数据库共包含 5 组数据, 记为 A~E, 每组数据包含 100 个单通道 EEG 数据段, 段长为 23.6 s。这些数据片段是从连续的多

通道脑电图记录中选择的, 并且每一段脑电数据都进行了视觉伪影检查, 去除如由于肌肉活动或眼球运动造成的含有伪迹的脑电信号。数据 A 和 B 分别为 5 位健康并且处于清醒状态的志愿者分别在睁眼与闭眼状态下的脑电数据; 数据 C 和 D 来源于癫痫患

者癫痫发作间期的脑电活动数据;数据E来源于患者处于癫痫发作活动状态时的脑电活动数据。健康对照者与癫痫患者发作期脑电数据如图2所示。本研究选取数据A为健康对照组,数据E为实验组,分别基于C-FFuzzyEn以及C-FuzzyEn测试健康对照者与癫痫患者发作期不同通道脑电信号之间的同步性差异。

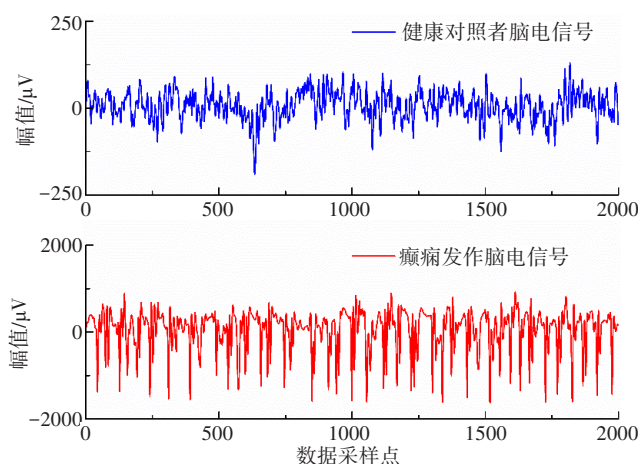


图2 波恩大学医院健康对照者与癫痫患者脑电信号
Figure 2 EEG segments from a healthy control and a seizure patient from UoB database

2.4 基于模拟信号的单调度准则 (Degree of Monotonicity, DoM) 分析

耦合程度单调变化的一组模型,其C-FFuzzyEn也应单调变化,使用DoM评价C-FFuzzyEn区分不同耦合度模型耦合度的能力^[14]。

$$DoM = \frac{2}{k(k-1)} \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k (e_i - e_j) \quad (17)$$

其中, k 为所仿真耦合系数的个数。

DoM位于 $[0, 1]$ 区间内,值越大表示单调性越好,算法区分不同耦合度序列的能力就越强。本研究选择耦合系数 c 变化范围为0~1,耦合系数 c 变化步长为0.01。 e_i 表示不同耦合系数耦合序列的C-FuzzyEn, i 表示对应耦合序列。

2.5 基于滑动窗的脑电信号C-FuzzyEn计算

为了测试对比C-FFuzzyEn与C-FuzzyEn的性能,对于要测试分析的信号 x 及 y ,设置一个长度为1个数据点的非重叠滑动窗,沿整个序列从第一个点移动到结束点,设置每次帧移为 d 个数据点;然后计算每个滑动窗口对应的 x 与 y 序列之间的C-FFuzzyEn与C-FuzzyEn;最终得到反映 x 与 y 序列在整个时间点上随时间变化的动态耦合关系。具体算法步骤如图3所示。

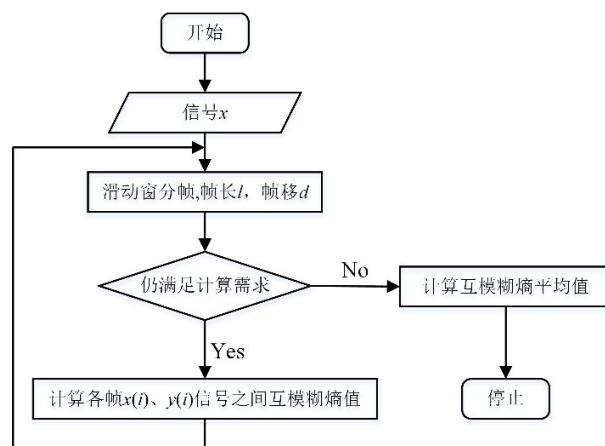


图3 滑动窗口法流程图
Figure 3 Flowchart of the sliding window method

3 结果分析

3.1 基于耦合高斯噪声信号的结果分析

基于耦合高斯噪声信号模型的C-FFuzzyEn及DoM结果如图4、5所示。当 $q=0$ 时,C-FFuzzyEn变为C-FuzzyEn。从图4可以看出,随着分数阶系数 q 的变大,C-FFuzzyEn区分不同耦合度模型的能力逐渐增强且区分能力均优于C-FuzzyEn。从图5可以看出,DoM逐渐变大,说明基于分数阶算法的C-FuzzyEn算法区分不同耦合程度二元序列的能力随着 q 变大而逐渐变强。

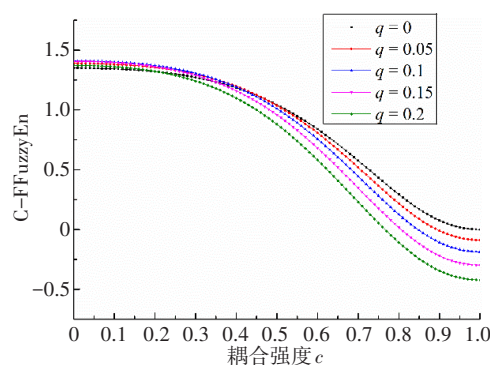


图4 不同耦合强度耦合高斯噪声信号C-FFuzzyEn分布
Figure 4 C-FFuzzyEn distribution of coupled Gaussian noise signals of different coupling degrees

3.2 基于耦合Henon信号的结果分析

基于耦合Henon信号的C-FFuzzyEn及DoM结果如图6、7所示。当 $q=0$ 时,C-FFuzzyEn变为C-FuzzyEn。从图6可以看出,随着分数阶系数 q 的变大,C-FFuzzyEn区分不同耦合度模型的能力逐渐变强;从图7可以看出,DoM逐渐变大,说明C-FFuzzyEn区分不同耦合程度二元序列的能力逐渐变强。

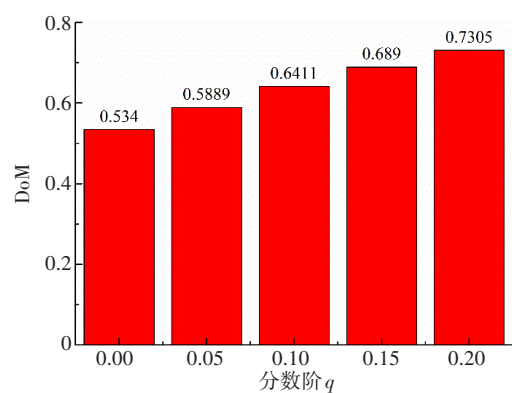


图5 不同耦合强度耦合高斯噪声信号 DoM 分布
Figure 5 DoM distribution of coupled Gaussian noise signals of different coupling degrees

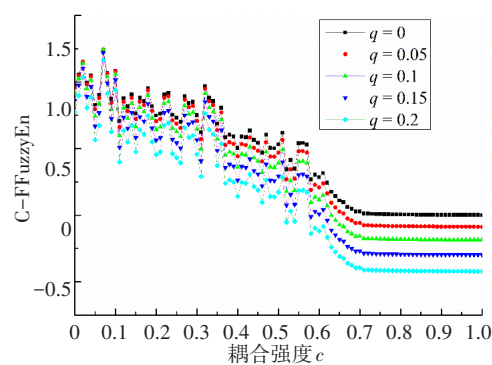


图6 不同耦合强度耦合 Henon 信号 C-FFuzzyen 分布
Figure 6 C-FFuzzyen distribution of coupled Henon signals of different coupling degrees

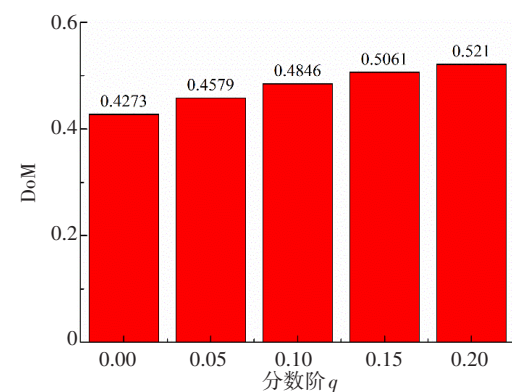


图7 不同耦合强度耦合 Henon 噪声信号 DoM 分布
Figure 7 DoM distribution of coupled Henon signals of different coupling degrees

上述结果说明 C-FFuzzyEn 相比于 C-FuzzyEn 在区分不同系统耦合性的统计性能有所提升,并且 C-FFuzzyEn 的统计性能随着分数阶 q 变大逐渐提升。但是,对于耦合 Henon 信号,当耦合强度 c 大于 0.7 时, C-FFuzzyEn 的分布基本呈直线,这种趋势提示后续研究中需要进一步分析其他不同参数设置,如 m 、 r 、 n 等对熵测度的影响。

3.3 基于脑电信号的结果分析

随机选择癫痫实验组和健康对照组脑电数据,基于图3所示算法计算对应 C-FuzzyEn 与 C-FFuzzyEn 分布,从而反映其脑区同步性。结果表明癫痫组大脑不同通道脑区之间的 C-FuzzyEn 低于对照组,其中,对照组平均值为 0.463 975,癫痫实验组平均值为 0.378 159,对应差值为 0.085 16,癫痫患者癫痫发作时候同步强度增强,说明癫痫脑电信号与正常脑电信号相比,信号的同步化程度较高,这也与癫痫的本质特性相一致,即癫痫发作的本质就是神经元过度同步放电。

对于健康对照者与癫痫患者脑区之间同步性表达, C-FFuzzyEn 与 C-FuzzyEn 相比, C-FFuzzyEn 相对差值更大,其中, $q=0.2$ 的情况下,对照组平均值为 0.092 865,癫痫实验组平均值为 -0.009 86,对应差值为 0.102 727,说明相比 C-FuzzyEn, C-FFuzzyEn 算法可以更好地识别癫痫患者脑电,统计性能更好,更好地揭示相对应信号之间的同步性与耦合度。

表1所示为不同参数 C-FFuzzyEn 与 C-FuzzyEn 条件下癫痫患者与对照者脑电同步性对比,表中数据为图3所示算法下不同脑区之间 C-FFuzzyEn 与 C-FuzzyEn 的平均值。C-FFuzzyEn 算法与 C-FuzzyEn 算法在癫痫组和对照组之间具有显著性差异 ($P<0.05$),而且 C-FFuzzyEn 在对照组和癫痫组之间的差异明显大于 C-FuzzyEn。随着分数阶 q 变大,健康对照组和癫痫组不同通道脑电之间的差异也逐渐变大。

表1 癫痫患者与正常人脑电同步性对比
Table 1 Comparison of electrical synchronicity in epileptic patients and healthy controls

算法	癫痫组	对照组	差值	P 值
C-FuzzyEn	2.599 0	2.931 2	0.332 1	<0.05
C-FFuzzyEn($q=0.05$)	2.195 5	2.549 5	0.354 0	<0.05
C-FFuzzyEn($q=0.10$)	1.693 1	2.065 6	0.372 5	<0.05
C-FFuzzyEn($q=0.15$)	1.081 1	1.467 6	0.386 5	<0.05
C-FFuzzyEn($q=0.20$)	0.346 3	0.741 4	0.395 1	<0.05

4 结 论

人体是一个复杂精密的系统,为了完成正常的日常活动,需要各个系统协同运作。例如,人体上做正常伸展运动时需要肱二头肌与肱三头肌的相互配合;对于脑卒中康复,异常的拮抗肌共收缩活动是脑卒中关节痉挛患者的显著特征之一^[26]。此外,大脑是一个多通道交互作用组成的非线性复杂网络,

有研究发现网络交互中的相关波动有助于有效信息的处理,以促进人们对不同情况做出识别^[27]。因此,在神经电生理信号处理中,如果仅关注局部活动,即只分析单通道信号而不关注各通道信号之间的同步耦合性,便不能可靠地评估相关状态。

因此,本研究以神经电生理信号同步性分析为研究对象,结合分数阶微积分与C-FuzzyEn,提出C-FFuzzyEn,基于耦合高斯噪声模型、耦合Henon模型和真实脑电信号进行算法性能分析。结果表明,C-FFuzzyEn算法能有效地测量非线性混沌系统之间的耦合度,其结果与系统的动力学行为吻合,且分数阶 q 大于0并位于 $(0, 0.2]$ 区间时,不同耦合度信号之间的C-FFuzzyEn差值随着 q 值变大而变大,即对应耦合系统的同步性区别越明显,与真实物理描述相一致。相比于C-FuzzyEn,C-FFuzzyEn可以更好地揭示信号之间的同步性与耦合度。此外,本研究将新算法用于脑电序列的耦合度分析,以检测算法区分正常脑电和癫痫间期脑电同步性的能力。结果表明,癫痫患者癫痫发作时不同脑区脑电图信号之间的耦合性较健康对照者高,与癫痫发病机制相吻合;同样,癫痫患者癫痫发作时不同脑区脑电图信号之间的耦合性和健康对照者脑区耦合性之间的差异同样随着 q 的增大而变大,与模拟信号分析结果一致,结果表明C-FFuzzyEn算法是非线性时间序列同步性分析的有效方法。

本研究不足之处是真实神经电生理信号以及参数设置讨论较少。后续将基于新算法分析其在脑卒中康复评定、治疗效果验证、帕金森运动评定等脑电机电相关的神经电生理信号分析中的性能表现,并进一步研究不同参数,如 m 、 r 设置不同值对同步性分析结果的影响。

【参考文献】

- [1] Liu CY, Zhang CQ, Zhang L, et al. Measuring synchronization in coupled simulation and coupled cardiovascular time series: a comparison of different cross entropy measures[J]. Biomed Signal Proces Control, 2015, 21: 49-57.
- [2] Tian N, Chen Y, Sun WB, et al. Investigating the stroke- and aging-related changes in global and instantaneous intermuscular coupling using cross-fuzzy entropy[J]. IEEE Trans Neur Sys Reh, 2021, 29: 1573-1582.
- [3] Xie HB, Zheng YP, Guo J. Detection of synchrony in biosignals using cross fuzzy entropy[C]. 2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Minneapolis: IEEE, 2009: 2971-2974.
- [4] 席旭刚, 左静, 罗志增. 肌电模糊熵特征的加权核FDA跌倒识别[J]. 电子学报, 2016, 44(6): 1376-1382.
Xi XG, Zuo J, Luo ZZ. Weighted kernel FDA fall recognition of EMG fuzzy entropy[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(6): 1376-1382.
- [5] Shang D, Shang PJ, Zhang ZQ. Efficient synchronization estimation for complex time series using refined cross-sample entropy measure[J]. Commun Nonlinear Sci, 2021, 94: 105556.
- [6] Ramirez-Parietti I, Contreras-Reyes JE, Idrovo-Aguirre BJ. Cross-sample entropy estimation for time series analysis: a nonparametric approach[J]. Nonlinear Dynam, 2021, 105: 2485-2508.
- [7] Pincus SM. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. Proc Nat Acad Sci USA, 1991, 88(6): 2297-2301.
- [8] Xie HB, Guo JY, Zheng YP. A comparative study of pattern synchronization detection between neural signals using different cross-entropy measures[J]. Biol Cybern, 2010, 102(2): 123-135.
- [9] Stam CJ, van Dijk BW. Synchronization likelihood: an unbiased measure of generalized synchronization in multivariate data sets[J]. Phys D, 2002, 163(3-4): 236-251.
- [10] Richman JS, Randall MJ. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. Am J Physiol-Heart C, 2000, 278(6): H2039-H2049.
- [11] Bagherzadeh S, Sheikhan A, Behnam H. Evaluation of EEG synchronization in autistic children using cross-sample entropy and cross-approximate entropy[J]. J Biosci Bioeng, 2015, 2(1): 1-9.
- [12] Costa M, Goldberger AL, Peng CK. Multiscale entropy analysis of biological signals[J]. Phys Rev E, 2005, 71: 021906.
- [13] Chen W, Wang Z, Xie HB, et al. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy[J]. IEEE Trans Neur Sys Reh, 2007, 15(2): 266-272.
- [14] Li P, Liu CY, Wang XP, et al. Testing pattern synchronization in coupled systems through different entropy-based measures[J]. Med Biol Eng Comput, 2013, 51(5): 581-591.
- [15] Xie HB, Zheng YP, Guo JY, et al. Cross-fuzzy entropy: a new method to test pattern synchrony of bivariate time series[J]. Inform Sci, 2010, 180(9): 1715-1724.
- [16] Wang R, Li S, Jiang W, et al. Synchrony analysis using different cross-entropy measures of the electroencephalograph activity in Alzheimer's disease[C]. International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). Datong: IEEE, 2016: 1541-1545.
- [17] He SB, Sun KH, Mei XY, et al. Numerical analysis of a fractional-order chaotic system based on conformable fractional-order derivative[J]. Eur Phys J Plus, 2017, 132(1): 36.
- [18] 张鑫, 李嘉欣. 基于分数阶微积分的机械臂滑模控制的研究[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(5): 911-917.
Zhang X, Li JX. Research on sliding mode control of robotic arm based on fractional calculus[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(5): 911-917.
- [19] He SB, Sun KH, Wang RX. Fractional fuzzy entropy algorithm and the complexity analysis for nonlinear time series[J]. Eur Phys J-Spec Top, 2018, 227: 943-957.
- [20] 朱宁宁, 李皓, 邓小乔, 等. 基于小波包变换的癫痫脑电棘波检测[J]. 中国医学物理学杂志, 2020, 37(11): 1428-1435.
Zhu NN, Li H, Deng XQ, et al. Detection of epileptic spikes in EEG based on wavelet packet transform[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2020, 37(11): 1428-1435.
- [21] 宋玉龙, 赵冕, 郑威. 基于小波变换和样本熵的脑电信号癫痫特征提取[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(6): 1423-1427.
Song YL, Zhao M, Zheng W. EEG epileptic feature extraction based on wavelet transform and sample entropy[J]. Computer and Digital Engineering, 2020, 48(6): 1423-1427.
- [22] Sukriti, Chakraborty M, Mitra D. A novel automated seizure detection system from EMD-MSPCA denoised EEG: refined composite multiscale sample, fuzzy and permutation entropies based scheme [J]. Biomed Signal Proces, 2021, 67: 102514.
- [23] Ansari-Asl K, Senhadji L, Bellanger JJ. Quantitative evaluation of linear and nonlinear methods characterizing interdependencies between brain signals[J]. Phys Rev E, 2006, 74(3 Pt 1): 031916.
- [24] Liu CY, Zhang CQ, Zhang L, et al. Measuring synchronization in coupled simulation and coupled cardiovascular time series: a comparison of different cross entropy measures[J]. Biomed Signal Proces, 2015, 21: 49-57.
- [25] Andrzejak RG, Lehnertz K, Mormann F, et al. Indications of nonlinear deterministic and finite-dimensional structures in time series of brain electrical activity: dependence on recording region and brain state[J]. Phys Rev E, 2001, 64(6): 061907.
- [26] 程迎, 高晓平, 李嫣然, 等. 脑卒中后偏瘫上肢屈肌异常共激活的表观肌电研究[J]. 安徽医科大学学报, 2016, 51(6): 888-893.
Cheng Y, Gao XP, Li YR, et al. Surface EMG examination of abnormal coactivation of upper limb flexors in hemiparetic stroke[J]. Acta Universitatis Medicinalis Anhui, 2016, 51(6): 888-893.
- [27] 李亚鹏, 沈蓉, 戴慧, 等. 探索大脑网络连接的几种方式-基于静息态功能磁共振数据[J]. 中国医学物理学杂志, 2013, 30(1): 3898-3902.
Li YP, Shen R, Dai H, et al. Exploration of the brain network connection modes based on resting state fMRI data [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2013, 30(1): 3898-3902.

(编辑:谭斯允)