基于Kendall改进的同步算法癫痫脑网络分析*

董泽芹[1)] 侯凤贞[2)†] 戴加飞[3)] 刘新峰[3)] 李锦[4)] 王俊[1)‡]

1) (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)

2) (中国药科大学理学院, 南京 210009)

3) (南京军区南京总医院神经内科, 南京 210002)

4) (陕西师范大学物理学与信息技术学院, 西安 710062)

(2014 年 6 月 29 日收到; 2014 年 7 月 16 日收到修改稿)

提出了一种基于Kendall等级相关改进的同步算法IRC (inverse rank correlation). Kendall等级相关是非线性动力学分析的一般化算法, 可有效地度量变量间的非线性相关性. 复杂网络的研究已逐渐深入到社会科学的各个领域, 脑网络的研究已经成为当今脑功能研究的热点. 利用改进的IRC算法, 基于脑电EEG (electroencephalogram)数据来构建大脑功能性网络. 对构建的脑功能网络的度指标进行了分析, 以调查癫痫脑功能网络是否异于正常人. 结果显示: 使用该改进的算法能够对癫痫和正常脑功能网络显著区分, 且只需要记录很短的脑电数据. 实验结果数据表明, 该方法适用于区分癫痫和正常脑组织网络度指标, 它可有助于进一步地加深对大脑的神经动力学行为的研究, 并为临床诊断提供有效工具.

关键词: electroencephalogram, 癫痫, Kendall等级相关, 复杂网络

PACS: 87.85.–d, 05.45.–a **DOI:** 10.7498/aps.63.208705

1 引 言

在神经系统疾病中, 癫痫已成为仅次于脑血管疾病的高发病率. 全球共有1%的人患有癫痫. 它是由多种原因引起的一种慢性脑功能障碍综合征. 因为癫痫的发病机制类型不同且复杂, 这给治疗带来很大困难. 由于癫痫的长期反复发作, 不仅给患者带来身体上的痛苦, 并会在一定程度上导致精神和心理障碍, 对病人和社会有一定的危害[1,2]. 目前预测癫痫发的方法是从提取信号组成特征入手, 包括单变量特征和双变量的特性, 比如, 关联维数[3,4]和Lyapunov指数[5]、同步[6]和动力夹带[7−9].

近年来, 随着基于图论的复杂网络理的迅速发展, 复杂网络理论被应用到大脑网络组织的研究. 对于不同类型的脑疾病, 如阿尔茨海默氏病、脑肿瘤及癫痫的脑网络拓扑结构的功能和正常脑网络[10]不同. 目前脑功能性网络研究主要借助于功能磁共振(fMRI)脑成像技术[11]. 相比较而言, 脑电测量虽然空间定位性不太好, 但时间分辨率较高、可进行实时监控, 并且价格便宜、获取容易. 另外, 有些疾病(如癫痫、多动症等)由于特殊原因不能或不适宜进行 fMRI 检查. 利用复杂网络研究方法[12−14]分析脑功能耦合[15−17]和发生机理是当前的研究热点.

Kendall等级相关系数是常见的非参数度量, 利用变量观测值的秩计算变量间的相关系数, 它可以有效地度量变量间的非线性相关性. 但是Kendall对变量间相关性度量不足, 我们通过改进Kendall 等级相关算法中concordant对的计数, 及

* 国家自然科学基金 (批准号: 61271082, 61201029, 61102094)、江苏省自然科学基金 (批准号: BK2011759, BK2011565)、南京军区南京总医院基金 (批准号: 2014019) 和中央高校基本科研业务费 (批准号: FY2014LX0039) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: houfz@126.com

‡ 通讯作者. E-mail: wangj@njupt.edu.cn

二元随机变量中结的划分, 加强了对变量间的非线性相关性度量. 由于Kendall 等级相关度量的是变量观测值与变量间的相关性, 其耦合值是单向对称的. 我们通过对二元变量分别排列, 计算在不同变量排列时二者的相关性, 得到的耦合系数是非对称的.

2 Kendall等级相关及IRC (inverse rank correlation)算法

2.1 秩和结

对于样本 $X_1, X_2, \cdots, X_n$, 姑且假设样本中无相等的值, 将样本按照升序排列 $X_1^* \leqslant X_2^* \leqslant \cdots \leqslant X_n^*$, 每个观测值 X_i 在这个排列中的位置用 R_i, $(i = 1, 2, \cdots, n)$ 表示. 记 $R = (R_1, R_2, \cdots, R_n)$ 为样本 $X_1, X_2, \cdots, X_n$ 秩的统计量. 若样本中有相等的观测值, 则把相等的值放在一起称为一个结, 结中观测值的个数称为结长. 通常把没有相等值的样本称为结长为1的样本. 当样本中存在结长大于1时, 样本的秩采用平均秩法.

一般地, 若将样本 $X_1, X_2, \cdots, X_n$ 按照非递减排列:

$$\begin{aligned} X_1 &= X_2 = \cdots = X_{\tau_1} < X_{\tau_1+1} \\ &= \cdots = X_{\tau_1+\tau_2} < \cdots < X_{\tau_1+\cdots+\tau_{g-1}+1} \\ &= \cdots = X_{\tau_1+\cdots+\tau_g}, \end{aligned} \tag{1}$$

记 $\tau = (\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_g)$ 为结的统计量, 其中 $n = \sum_{i=1}^{g} \tau_i$. 从(1)式中可以看出, 样本 $X_1, X_2, \cdots, X_n$ 分成 g 组, 按照平均秩法, 每组内样本有个共同的秩 d_i:

$$\begin{cases} d_1 = \dfrac{1+2+\cdots+\tau_1}{\tau_i} = \dfrac{1+\tau_1}{2}, \\ d_2 = \dfrac{(\tau_1+1)+(\tau_1+2)+\cdots+(\tau_1+\tau_2)}{\tau_2} = \tau_1 + \dfrac{1+\tau_2}{2}, \\ \vdots \\ d_g = \dfrac{(\tau_1+\tau_2+\cdots+\tau_{g-1}+1)+(\tau_1+\tau_2+\cdots+\tau_{g-1}+2)+\cdots+(\tau_1+\tau_2+\cdots+\tau_g)}{\tau_2} \\ \quad = \tau_1+\tau_2+\cdots+\tau_{g-1} + \dfrac{1+\tau_g}{2}. \end{cases} \tag{2}$$

此时, 样本 $X_1, X_2, \cdots, X_n$ 的秩统计量 $R = (p(R_1), p(R_2), \cdots, p(R_n))$, 其中, $p(R_i)$ 是 X_i 在样本 $X_1, X_2, \cdots, X_n$ 中秩 R_i 的计分函数, 在结的长度为1 时, $p(R_i) = R_i$, 结的长度大于1时, $p(R_i)$ 等于秩的平均 d_i.

2.2 Kendall等级相关系数

$X_1, X_2, \cdots, X_n$ 和 $Y_1, Y_2, \cdots, Y_n$ 分别是来自 X 和 Y 的样本, 组成一个容量为 n 的二维随机样本 (X_i, Y_j), $i, j = 1, 2, \cdots, n$. 如果乘积 $(X_j - X_i)(Y_j - Y_i) > 0$, 则称对子 (X_i, Y_j) 和 (X_i, Y_j) 是协调的 (concordant). 反之, 如果乘积小于零称之为不协调 (disconcordant). 要检验它们所代表的二元变量 X 和 Y 是否相关, 记 $N_{\rm c}$ 为协调对总数,

$$N_{\rm c} = \sum_{1 \leqslant i < j < n} \varPsi[(X_j - X_i)(Y_j - Y_i)]$$

其中

$$\psi[xy] = \begin{cases} 1 & (xy > 0) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases}.$$

$N_{\rm d}$ 为不协调对总数. 当两组变量中没有结时, 即没有 $(X_j - X_i)(Y_j - Y_i) = 0$ 的情况, Kendall等级相关系数 (Kendall$'$ τ) 的计算方法为

$$\tau = \frac{2(N_{\rm c} - N_{\rm d})}{n(n-1)} = \frac{4N_{\rm c}}{n(n-1)} - 1. \tag{3}$$

若 X_i 在样本 $X_1, X_2, \cdots, X_n$ 的秩为 R_{Xi}, Y_i 在样本 $Y_1, Y_2, \cdots, Y_n$ 的秩为 R_{Yi}, 记 $S = N_{\rm c} - N_{\rm d}$, 则

$$\begin{aligned} S &= N_{\rm c} - N_{\rm d} \\ &= \sum_{1 \leqslant i < j \leqslant n} \mathrm{sign} \\ &\quad ((R_{Xj} - R_{Xi})(R_{Yj} - R_{Yi})). \end{aligned} \tag{4}$$

如果将样本 Y 按从小到大的顺序排列, 同时样本 X 的顺序依据 Y 样本的顺序对应重排, 则协调

和不协调的个数就很容易确定. 当样本中有结时, Kendall′ τ 重新定义为

$$\tau^* = \frac{2S}{\sqrt{n(n-1)-T_x}\sqrt{n(n-1)-T_y}}, \tag{5}$$

其中,

$$T_x = \sum t_x(t_x - 1), \quad T_y = \sum t_y(t_y - 1),$$

t_x, t_y 分别是 X 和 Y 变量中每一个结的结长. (2) 式中的 S 表达式则需修改为

$$S = \sum_{1\leqslant i<j\leqslant n} \text{sign}((p(R_{Xj}) - p(R_{Xi}))(p(R_{Yj}) - p(R_{Yi}))), \tag{6}$$

其中 $p(R_{Xi})$ 是 X_i 在样本 $X_1, X_2, \cdots, X_n$ 中秩 R_{Xi} 的计分函数. $p(R_{Yi})$ 是 Y_i 在样本 $Y_1, Y_2, \cdots, Y_n$ 中秩 R_{Yi} 的计分函数. Kendall 相关系数的取值范围为 $[-1, 1]$, 正值表明正相关, 负值表明负相关, 其绝对量值越大, 相关性越强. 当样本 X 和样本 Y 的大小顺序完全一致时, $\tau = 1$; 当样本 X 和样本 Y 的大小顺序完全相反时, $\tau = -1$.

2.3 IRC 原理

我们的算法不同于 Kendall 的协调对的计数以及二元随机变量中结的划分. 首先, 针对 X 和 Y 的样本序列 $X_1, X_2, \cdots, X_n$ 和 $Y_1, Y_2, \cdots, Y_n$, 我们把序列 $X_i, i = 1, 2, \cdots, n$ 按照非递减排序得到新的序列 X_i^*, 记 τ_{x_i} 为序列 X_i^* 中每一个结的长. 另外一个时间序列 $Y_i, i = 1, 2, \cdots, n$ 对应 X_i^* 排序得到 Y_i^* 并令 Y_i^* 中的结长 $\tau_{y_i} = \tau_{x_i}$. 我们重新定义 N_c:

$$N_c = \sum_{1\leqslant i<j\leqslant n} \psi[(y_j^* - y_i^*)(x_j^* - x_i^*)] \times \psi[(y_{j+1}^* - y_i^*)(x_j^* - x_i^*)] \quad (y_j^* \notin \tau_{y_i}), \tag{7}$$

记变量 Y 对变量 X 的相关度

$$\text{IRC}_{Y\to X} = 1 - \frac{4N_c}{n(n-1)}. \tag{8}$$

显然, 如果将序列 $Y_i (i = 1, 2, \cdots, n)$ 非递减排列, X_i 对应重排, 则得到新的协调对数 N_c' 及变量 X 对变量 Y 的相关度 $\text{IRC}_{X\to Y}$.

3 基于IRC的脑功能网络的构建

3.1 EEG 数据及其预处理

本文实验数据来源于南京军区总医院最新从临床诊断中采集数据. 由癫痫患者脑电信号组和正常健康者脑电信号两组构成. 我们将这两组数据分别记为样本 “Epileptic” 及样本 “Normal”. 两组分别包括 19 个志愿者. EEG (electorencephalogram) 记录采用标准 10—20 系统, 使用放置有 16 个电极 (FP1, FP2, F3, F4,C3, C4, P3, P4, O1, O2, F7, F8, T3, T4, T5, T6) 的电极帽采集数据, 采样频率为 512 Hz.

小波变换由于其在时频两域都具有表征信号局部特征的能力和多分辨率分析的特点, 被广泛应用到非平稳随机信号 (如脑电波) 的伪迹去除领域, 本文采用 db5 小波基函数对 EEG 信号做 5 层分解, 选用 a5, d5, d4 系数进行小波重构, 得到滤波后信号 [18].

为了选取适当的数据长度, 我们随机选取一个样本脑电的两导联的 EEG 数据, 经预处理后计算 IRC 值与数据长度的关系. 如图 1 所示.

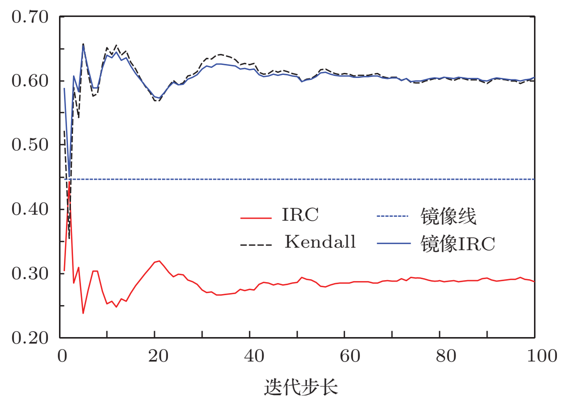

图 1 (网刊彩色) 两导联 EEG 的 Kendall 和 IRC 系数随迭代步长的关系

图 1 中, 初始数据长度为 64 个采样点, 每次计算将数据长度增加 64 个采样点, 即每次迭代步长为 64. 由图 1 可以看出, IRC 系数曲线的波动趋势和 Kendall 成镜像关系, 我们将 IRC 系数曲线镜像映射到 Kendall 曲线处, 可以直观地看出 IRC 的波动比 Kendall 较小. 两者幅值在步长达到 50 (6 s) 左右趋于平稳, 数据长度越大, 系数越稳定. 综合平稳性和计算时间效率, 本文选取 EEG 数据长度为 6 s.

3.2 脑功能网络的构建

首先, 定义网络节点, 在本文中, 这些节点被定义为 16 电极阵列的电极. 然后计算 16 电极之间所有对的 IRC 系数产生一个 16×16 关联矩阵. 选取一个适当的阈值, 以产生一个二进制的邻接矩

阵定义节点间的连接. 网络节点的度是它链接到该网络的其余部分连接的数量, 这是最基本的网络测量, 大多数其他测量方法都将关联到节点度的计算. 为确保网络连通性, 平均节点度 (K) 应为: $K \geqslant 2\ln N$, N 是网络节点[19] 的数量. 通过多次试验, 本文选取系数矩阵均值乘以系数0.8为阈值. 由于我们的算法是非对称的, 所以本文的图论分析是基于所有两两节点IRC系数构成的两个 16×16 的三角形系数矩阵. 上三角矩阵和下三角矩阵中的元素所表示对应的两导联的耦合方向是相反的, 对应构建的脑网络的节点间的连接方向相反. 我们计算了矩阵非零元素的平均作为阈值. 矩阵中的每个元素和阈值进行比较, 大于阈值的元素认为两节点是有链接的, 小于阈值则认为没有关联. 基于上述方法, 我们对两组样本Epileptic和Normal的所有个体构建IRC和Kendall脑网络.

4 实验结果与分析

4.1 实验结果

对Epileptic和 Normal样本基于IRC系数构建的16节点脑网络, 并计算网络节点的平均度如表1和表2所示. 其中LTM表示由下三角IRC系数矩阵构建的脑功能网络, UTM表示的是由上三角IRC系数矩阵构建的网络.

作为对比, 采用相同的方法对两组样本Epileptic和Normal的所有个体构建Kendall相关网络. 由于Kendall相关是对称的, 所以利用Kendall相关系数得到的系数矩阵为对称矩阵, 即由上三角系数矩阵和下三角系数矩阵构建的脑网络是相同的. 网络节点平均度指标如表3所示.

4.2 结果分析

为了更直观地比较IRC网络和Kendall网络, 将表1、表2和表3的每组样本的平均值绘制成图2.

由图2可以直观地看出癫痫IRC网络节点的平均度大于正常人, 这说明癫痫患者的脑网络节点间的相互关联数(即复杂度)大于正常人. 这个结果一定程度上符合了癫痫的超同步发病机制. 且利用IRC对两组样本所有个体构建的脑功能网络基本满足了连通性. 而使用同样的方法构建Kendall脑网络却不具备以上特点.

表1 Epileptic样本(癫痫患者)的IRC脑功能网络的平均度

个体	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均度	标准偏差
LTM	5.125	5.937	5.75	5.312	6.25	5.937	5.375	5.687	5.812	5.687	5.766	0.291
个体	11	12	13	14	15	16	17	18	19			
LTM	5.75	5.875	5.937	6.125	5.562	5.875	6.187	5.75	5.687			
个体	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均度	标准偏差
UTM	5.125	5.937	5.687	5.187	6.062	5.937	5.375	5.687	5.875	5.75	5.770	0.287
个体	11	12	13	14	15	16	17	18	19			
UTM	5.812	5.75	5.937	6.125	5.625	5.937	6.25	5.812	5.687			

表2 Normal样本(正常人)的IRC脑功能网络的平均度

个体	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均度	标准偏差
LTM	5.375	5.125	5.625	5.062	5.625	5.562	4.75	5.625	5.312	5.437	5.434	0.411
个体	11	12	13	14	15	16	17	18	19			
LTM	5.375	5.375	6.125	5.937	5.25	6	5.5	5.062	4.562			
个体	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均度	标准偏差
UTM	5.5	5.187	5.687	5.062	5.625	5.75	4.625	5.625	5.437	5.437	5.405	0.396
个体	11	12	13	14	15	16	17	18	19			
UTM	5.375	5.312	6.187	5.937	5.25	6	5.5	5.125	4.625			

表 3 Epileptic (Epil) 样本和 Normal (Norm) 样本的 Kendall 相关网络的平均度

个体	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均度	标准偏差
Epil	4.562	4.875	4.25	4.625	3.937	4.5	4.187	4.187	4.625	4.375		
个体	11	12	13	14	15	16	17	18	19			
Epil	4.25	4	4.437	4.687	4.875	4.25	4.5	5	4.687		4.464	0.296
个体	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均度	标准偏差
Norm	4.625	4.375	4.437	4.687	3.875	4.687	4.687	4.25	4.75	4.75		
个体	11	12	13	14	15	16	17	18	19			
Norm	4.312	4.375	4.562	4.562	5.187	4.062	5	5.125	4.375		4.562	0.335

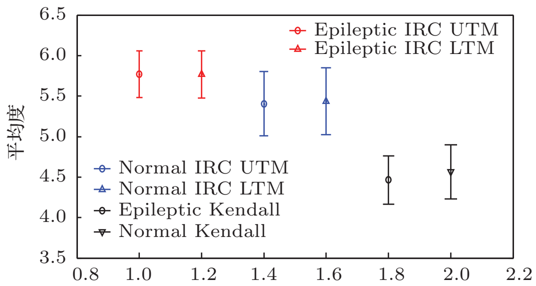

图 2 (网刊彩色) 两组样本所有个体的 IRC 和 Kendall 脑网络节点度的平均值对比

为了验证对比 IRC 算法能否有效区分癫痫与正常人脑功能网络, 我们使用 SPSS 统计分析软件对表 1 、表 2 和表 3 三组数据进行统计分析及显著差异假设检验. 检验结果如表 4 所示.

由表 4 的双边检验结果可以看出, 使用 IRC 算法构建的脑功能网络, 无论是上三角还是下三角脑功能网络, 双边检验结果均为 $P < 0.05$, 即基于不同连接方向 (UTM 和 LTM) 的脑功能网络的平均度指标, 均能有效地区分正常人和癫痫患者. 而使用 Kendall 系数构建的脑网络平均度检验结果 $P > 0.05$, 即不能有效区分正常人和癫痫患者.

表 4 癫痫病人与正常人的脑功能网络度显著差异检验

独立样本检验				
均值方程的 t 检验		IRC		Kendall
		UTM	LTM	
Sig.(双侧)	假设方差相等	0.007	0.002	0.343
	假设方差不相等	0.007	0.003	0.343

5 结 论

本文在 Kendall 的基础上提出基于排列的 IRC 算法, 使用 IRC 算法对非平稳 EEG 信号电极间的非线性耦合关系分析, 结果发现本文算法得出的耦合曲线的波动趋势和 Kendall 成镜像关系, 当数据长度 $\geqslant 6$ s 时 IRC 性能趋于稳定. 且在数据较短时, IRC 系数相比较 Kendall 波动较小.

由于 IRC 耦合系数是非对称的, 使用 IRC 耦合系数矩阵构建脑功能网络具有方向性, 这有助于研究脑网络的非线性动力学行为. 通过对比癫痫和正常人网络不同耦合方向的 IRC 系数网络的度分析发现, 癫痫病人的网络度大于正常人, 且通过 t 双边检验能够有效区分两者的脑网络. 而对 Kendall 系数构建的脑功能网络却不能有效区分癫痫和正常人. 且相比较 EEG 一般分析方法[3−9,20,21], 本文算法只需在时域处理信号, 且记录数据时间短, 不需要复杂的预处理, 从而避免了在预处理过程中的信息丢失, 最大限度地保留了数据的动力学特征. 通过分析 IRC 网络度将有助于癫痫的临床诊断分析.

参考文献

[1] Witte H, Iasemidis L D, Litt B 2003 *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **50** 537
[2] Mormann F, Andrzejak R G, Elger C E, Lehnertz K 2007 *Brain* **130** 314
[3] Elger C E, Lehnertz K 1998 *Eur. J. Neurosci.* **10** 786
[4] Lehnertz K, Elger C E 1998 *Phys. Rev. Lett.* **80** 5019
[5] Iasemidis L D, Sackellares J C, Zaveri H P, Williams W J 1990 *Brain Topogr.* **2** 187
[6] Mormann F, Lehnertz K, David P, Elger C E 2000 *Physica D* **144** 358
[7] Iasemidis L D, Pardalos P, Sackellares J C, Shiau D S 2001 *J. Comb. Optim.* **5** 9
[8] Iasemidis L D, Shiau D S, Pardalos P M, Chaovalitwongse W, Narayanan K, Prasad A, Tsakalis K, Carney P R, Sackellares J C 2005 *Clin. Neurophysiol.* **116** 532
[9] Iasemidis L D, et al. 2003 *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **50** 616

[10] Bathelt J, O'Reilly H, Clayden J D, Cross J H, de Haan M 2013 *NeuroImage* **82** 595
[11] Fang X L, Jiang Z L 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 7330 (in Chinese) [方小玲, 姜宗来 2007 物理学报 **56** 7330]
[12] Varela F, Lachaux J P, Rodriguez E, Martinerie J 2001 *Nat. Rev. Neurosci.* **2** 229
[13] Sporns O, Chialvo D R, Kaiser M, Hilgetag C C 2004 *Trends Cogn. Sci.* **8** 418
[14] Hou F Z, Dai J F, Liu X F, Huang X L 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 040506 (in Chinese) [侯凤贞, 戴加飞, 刘新峰, 黄晓林 2014 物理学报 **63** 040506]
[15] Wang J, Yu Z F 2012 *Chin. Phys. B* **21** 018702
[16] Wang J, Zhao D Q 2012 *Chin. Phys. B* **21** 028703
[17] Zhang M, Cui C, Ma Q L, Gan Z L, Wang J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 068704 (in Chinese) [张梅, 崔超, 马千里, 干宗良, 王俊 2013 物理学报 **62** 068704]
[18] Xu X, Zhou Y, Ma Q L 2011 *J. Nanjing Univ. Posts and Telecomm.* **31** 37 (in Chinese) [徐欣, 周运, 马千里 2011 南京邮电大学学报 (自然科学版) **31** 37]
[19] Achard S, Bullmore E T 2007 *PLoS Comput. Biol.* **3** 174
[20] Wang J, Ma Q L 2008 *Chin. Phys. B* **17** 4424
[21] Frenzel S, Pompe B 2007 *Phys. Rev. Lett.* **99** 204101

An improved synchronous algorithm based on Kendall for analyzing epileptic brain network*

Dong Ze-Qin[1)] Hou Feng-Zhen[2)†] Dai Jia-Fei[3)] Liu Xin-Feng[3)] Li Jin[4)] Wang Jun[1)‡]

1) (*Key Laboratory of Image Processing and Image Communications of Jiangsu, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China*)

2) (*School of Science, China Pharmaceutical University, Nanjing 210009, China*)

3) (*Nanjing General Hospital of Nanjing Military Command, Nanjing 210002, China*)

4) (*College of Physics and Information Technology, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China*)

(Received 29 June 2014; revised manuscript received 16 July 2014)

Abstract

In this study, we propose a kendall rank correlation based synchronous algorithm inverse rank correlation (IRC). The kendall rank correlation is a generalized algorithm of nonlinear dynamics analysis which can effectively measure nonlinear correlations between variables. The study of complex networks has gradually penetrated into various fields of the social sciences. We use our algorithm to construct functional brain networks based on the data from electroencephalogram (EEG). The average node degree of complex brain networks is analyzed to investigate whether epileptic functional brain networks are distinctly different from normal brain networks. Results show that our method can distinguish between epileptic and normal functional brain networks and needs to record a very small number of EEG data. Experimental data show that our method suited to distinguish between epilepsy and normal brain node degree, which may contribute to further deepening the study of the brain neural dynamic behaviors, and provide an effective tool for clinical diagnosis.

Keywords: electroencephalogram, epileptic, Kendall rank correlation, complex network

PACS: 87.85.–d, 05.45.–a **DOI:** 10.7498/aps.63.208705

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61271082, 61201029, 61102094), the Natural Science Foundation of Jiangsu Province, China (Grant Nos. BK2011759, BK2011565), the Foundation of Nanjing General Hospital of Nanjing Military Command, China (Grant No. 2014019), and the Fundamental Research Fund for the Central Universities, China (Grant No. FY2014LX0039).

† Corresponding author. E-mail: houfz@126.com
‡ Corresponding author. E-mail: wangj@njupt.edu.cn