

基于复杂网络的脑电信号分析*

郝崇清, 王江, 邓斌, 魏熙乐

(天津大学电气与自动化工程学院, 天津 300072)

摘要: 采用相空间重构方法将一维脑电信号转换成复杂网络进行研究。将一维时间序列构造成多维相空间, 计算多维时间序列任两个向量点间的距离得到加权矩阵, 选择恰当的阈值将加权矩阵转换成二进制矩阵, 该二进制矩阵视做时间序列所对应的复杂网络的邻接矩阵, 阈值的选择使得生成的复杂网络满足连通性。利用该方法对睁眼和闭眼时的脑电信号进行辨别分析。结果表明, 两信号的递归图、网络拓扑图、网络度分布和模体分布均表现出显著不同。因此, 此分析方法为利用复杂网络实现分析和辨识不同脑电提供了新的思路。

关键词: 复杂网络; 脑电图; 相空间重构; 递归图; 模体分布

中图分类号: TP274; TP393

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)10-3870-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.10.070

Electroencephalograph analysis based on complex networks

HAO Chong-qing, WANG Jiang, DENG Bin, WEI Xi-le

(School of Electrical Engineering & Automation, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: This paper investigated one dimension EEG by converting it into complex networks via phase space reconstruction. To construct a complex networks, regarded each vector point as a node, and determined the edges by the phase space distance of each pair of vector points. A selective threshold value, which made the complex networks satisfy connectivity, could transform the distance matrix into a binary matrix. The binary matrix viewed as the adjacent matrix of complex networks was used to draw network topology and to analyze network characteristics. Applied the constructing networks method to distinguish EEG during eye-open and eye-closed resting conditions. The results indicate that recurrence plot, network topology, degree distribution and motifs distribution of the two networks show a distinct difference. Therefore complex networks as a data representation framework provide a new way for analyzing and distinguishing electroencephalograph.

Key words: complex networks; electroencephalograph; phase space reconstruction; recurrence plot; motifs distribution

0 引言

复杂网络是对复杂系统的一种抽象描述,任何由大量单元组成的复杂系统,将组成单元视做节点,单元间的对应关系视做边,都可以将此复杂系统抽象成复杂网络来研究。通过分析复杂网络的拓扑结构、节点度分布、平均路径长度、聚类系数、模体分布和社团结构等性质,从而揭示原复杂系统内部的特性。自Watts等人^[1]的关于小世界网络和Barabási等人^[2]的关于无标度网络的两篇复杂网络的开创性论文以来,复杂网络已经被物理、生物、经济、交通、社会等各领域广泛关注^[3~12]。

如何将现实中的复杂系统抽象成复杂网络是复杂网络研究的重要前沿方向。实现方式一般分成两类:a)实体关系建网,如社会网络^[6],把每个人看成一个节点,根据两人相识确定连边;b)对数据关系建网,如脑磁信号^[6],把每个传感器看做一个节点,根据两传感器间信号的相关性来确定连边。时间序列建网是数据关系建网的一个重要组成部分。

将时间序列从时间域转换到网络域进行分析,通过研究网络的宏观和微观机制分析时间序列的动力学行为,近来引起极大关注。Zhang等人^[13,14]利用准周期时间序列构造复杂网络,

将相空间的每一周期作为网络的一个节点,准周期间的距离小于某一阈值时两节点间存在连边,实现了将心电信号转换成复杂网络进行分析。然而该方法只适用于准周期信号。Marwan等人^[15,16]将由时间序列得到的递归矩阵视做复杂网络的邻接矩阵,把用于描述复杂网络的特征量应用于刻画递归矩阵中。Xu等人^[17]研究了由时间序列构成的复杂网络的超家族与模体现象,并用于区分周期、混沌和含噪周期信号。Lacasa等人^[18]提出可视图方法,即将数据点作为网络节点,节点间满足可视性准则的连线定义为边。之后其合作者Luque等人^[19]又提出了水平可视图建网方法。Gao等人^[20,21]提出了一种延迟坐标嵌入方法用于将时间序列转换成复杂网络,即采用延迟坐标嵌入方法将一维时间序列延迟得到一个多维相空间,通过计算各多维向量点间的距离,若该距离小于某一临界阈值时两节点间存在连边;否则两节点间无连边,由此便得到一个二进制矩阵,将其视为复杂网络的邻接矩阵,并将该方法应用于多相流形识别与分析。复杂网络的各种特性均包含在其邻接矩阵中,因此临界阈值的选择至关重要,取不同的临界阈值会表现出不同的复杂网络特性。先前的方法^[13,14,20,21]在确定阈值时都根据加权邻接矩阵的权重概率分布来决定,由于不同信号

收稿日期: 2012-03-07; **修回日期:** 2012-04-15 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61072012,61172009);国家自然科学基金青年基金资助项目(60901035)

作者简介: 郝崇清(1981-),男,山东枣庄人,博士研究生,主要研究方向为复杂网络、生物电信息处理(haochongqing@tju.edu.cn);王江(1964-),男,教授,博导,博士,主要研究方向为神经系统非线性动力学、神经电信息处理;邓斌(1979-),男,副教授,博士,主要研究方向为非线性系统分析与控制、生物电工学;魏熙乐(1975-),男,副教授,博士,主要研究方向为生物电效应、神经系统建模。

权值概率分布差异较大,难以避免网络存在散点或冗余的边,使得网络不满足连通性,因此本文将该临界阈值取为使得网络恰好满足连通性。应用前述延迟坐标嵌入方法和确定临界阈值方法对睁眼和闭眼时获取的脑电信号进行复杂网络建模,并分析复杂网络的递归图、拓扑结构、度分布、模体分布等特征来揭示两信号的内在机制。

1 时间序列复杂网络建模方法

由测量时间序列构建复杂网络方法描述为,给定一个时间序列 $x(i\Delta t)$ ($i=1,2,\dots,N$),其中 Δt 为采样时间, N 为数据长度,分别利用 C-C 方法^[22]和 Cao^[23]方法得到时间序列的延迟时间和最小嵌入维数。利用延迟坐标嵌入方法得到一个多维向量:

$$Y = \{y_1(k), y_2(k), \dots, y_m(k)\} = \{z_1(n), z_2(n), \dots, z_M(n)\} = \{x(k\Delta t), x(k\Delta t + \tau), \dots, x(k\Delta t + (m-1)\tau)\} \quad (1)$$

其中: $n=1,2,\dots,m$, m 为嵌入维数; $k=1,2,\dots,M$, $M=N-(m-1)\tau/\Delta t$ 为重建相空间后的数据长度; τ 为最优延迟时间。

为构建网络,分别计算两个向量点间的欧式距离得到一个 $M \times M$ 维的加权邻接矩阵 D ,给定两个向量点 $z_i(n)$ 和 $z_j(n)$,向量点间的欧式距离定义为

$$d_{ij} = \sum_{n=1}^m \|z_i(n) - z_j(n)\| \quad (2)$$

其中: d_{ij} 为矩阵 D 的第 i 行第 j 列元素。选择一个恰当的阈值 r_c ,当 $d_{ij} \leq r_c$ 时,表示节点 i 与 j 间有连边,即网络的二进制邻接矩阵 A 的元素 a_{ij} 为 1;反之无连接。具体描述为

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } |d_{ij}| \leq r_c \\ 0 & \text{if } |d_{ij}| > r_c \end{cases} \quad (3)$$

阈值选择过大,会使得边数过多,造成网络的冗余;阈值选择过小,会使得存在散点或子网络。将该临界阈值取为能够使得网络恰好满足连通性。

2 脑电信号复杂网络建模

2.1 数据采集与建网

数据来源于健康大学生的脑电,实验的电极按照国际标准导联 10-20 系统安放,采样频率为 256 Hz,分别测量被试在清醒状态下睁眼和闭眼时的脑电数据,选择 F3 导作为实验数据,并对数据进行降噪处理,分别截取两种状态下的各 2 000 个数据点,如图 1 所示,可见人在闭眼时神经元同步性的增强并出现 alpha 节律。

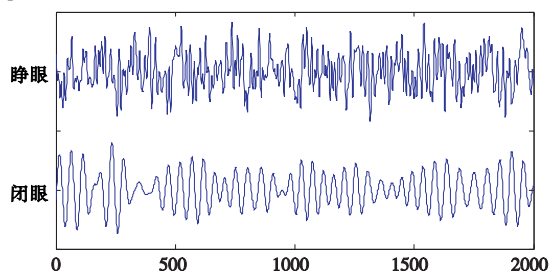


图1 睁眼与闭眼脑电信号

利用 C-C 方法求取两种状态下的最优延迟时间,即第一个极小值处的值,得到睁眼和闭眼时的最优延迟时间分别为 7 和 8。临界阈值 r_c 的取值随嵌入维数的变化关系如图 2 所示。由图 2 可见,睁眼时的临界阈值在各嵌入维数下均大于闭眼,且都随着嵌入维数的增加而增加,相比于睁眼,在闭眼情况下

临界阈值上升较缓慢。利用 Cao 方法计算睁眼和闭眼时间序列的最小嵌入维数分别为 9 和 7。为了使得相空间能够尽可能展开,本文最终取睁眼和闭眼的嵌入维数分别为 10 和 8。

根据前述延迟嵌入方法,得到睁眼与闭眼情况下信号的加权网络邻接矩阵 D_{open} 和 D_{close} 。虽然选取的数据长度相同,但由于嵌入维数的不同,使得重构后生成的加权邻接矩阵 D 的大小也不同。按矩阵中各元素的值将矩阵作图显示,分别如图 3 和 4 所示,颜色分值越大代表两向量点间距离越远。相空间重构后的欧式距离,睁眼时较闭眼时高,睁眼时表现出复杂且无序,闭眼时表现出规则且有序。这里阈值的选择使得构建的网络满足连通性,睁眼时取阈值 $r_{c_open} = 10.46$,闭眼时取 $r_{c_close} = 3.94$,根据式(3)的判决准则得到相应的二进制矩阵 A_{open} 和 A_{close} ,如图 5 和 6 所示。这两个二进制矩阵也即递归图,图中有颜色填充的地方代表矩阵中元素为 1。

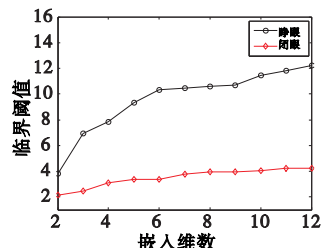


图2 临界阈值随嵌入维数的变化关系

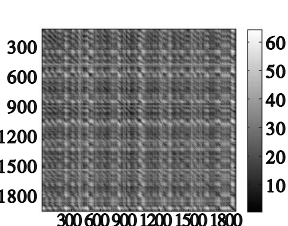


图3 睁眼时脑电复杂网络加权邻接矩阵

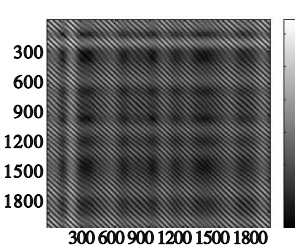


图4 闭眼时脑电复杂网络加权邻接矩阵

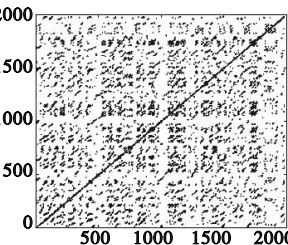


图5 睁眼时脑电复杂网络二进制邻接矩阵

2.2 复杂网络拓扑作图

将二进制矩阵 A_{open} 和 A_{close} 看成复杂网络的无向图邻接矩阵。为了使生成的复杂网络可视化,使用 Kamada-Kawai 算法^[24]来实现网络拓扑的可视化,算法在 Pajek 软件^[25]上实现。生成的复杂网络拓扑图如图 7 和 8 所示。复杂无序的邻接矩阵生成了复杂无序的网络拓扑图,规则有序的邻接矩阵生成了规则有序的网络拓扑图,从而说明了建网方法的有效性。

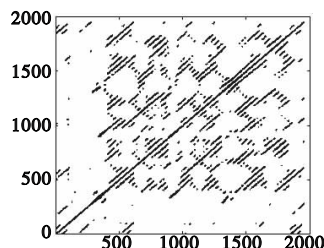


图6 闭眼时脑电复杂网络二进制邻接矩阵

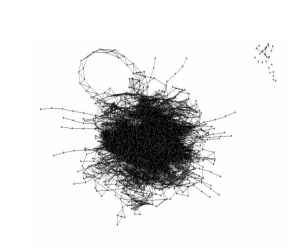


图7 睁眼时脑电信号复杂网络拓扑图

2.3 复杂网络特性分析

由于在相空间的一些区域内节点是稀疏的,而在另一些区域内是稠密的,稠密意味着节点间相互连接性强,使得将时间序列转换到复杂网络后,稠密区域的比稀疏区域的节点度高。图 9 为网络度分布。睁眼时度分布呈现幂律分布,在 $K=16$ 时两者度分布皆发生改变;当 $K < 16$ 时,闭眼状态下节点度分布

近似相等;当 $K > 16$ 时,睁眼状态的幂律指数增加,闭眼状态服从幂率分布。

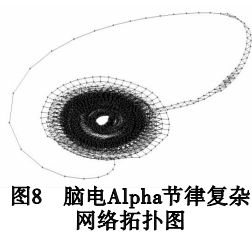


图8 脑电Alpha节律复杂网络拓扑图

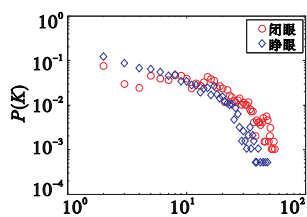


图9 网络度分布

相比于度分布描述网络的全局拓扑特征,模体刻画网络相互连接的特定模式,其相对频率描述了网络的局部特征,很多具有相同基本全局特性的网络却有着非常不同的局部结构,而具有不同全局特性的网络可能表现出相似的局部结构。图 10 为两网络的模体分布,A、C、D 和 E 是大小为 4 的模体,B 是大小为 3 的模体,纵轴显示的是对应的模体占网络所有子图的百分比。可见两种网络的模体分布是异质的,模体 A 和 B 明显高于其他三种,这种异质性是由相空间轨道的异质性引起的,此特性对网络规模具有较好的鲁棒性,即随着网络大小的增加该特性并无显著变化。该异质特性为实现识别睁眼和闭眼状态提供了重要参考。

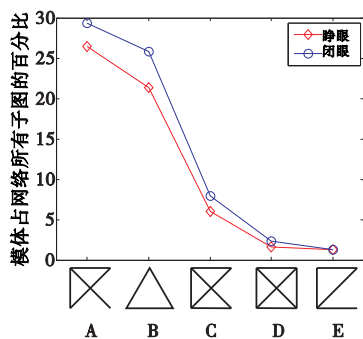


图10 网络模体分布

3 结束语

本文应用相空间重构方法实现了从睁眼和闭眼脑电时间序列到复杂网络的映射。通过分析时间序列所对应的复杂网络的拓扑结构发现,相比睁眼,闭眼下脑电信号时域上显示出规则有序,将信号转换成复杂网络后网络的拓扑结构仍然表现出规则有序,此结果与时间序列的时域特性相吻合,说明该方法简单有效。通过分析网络的宏观和微观现象发现,网络的度分布在睁眼时表现出无标度特性,且幂率指数在特定点处发生改变,而闭眼时仅在度值较大处表现出幂律特性;两网络的模体表现出显著的异质性;该方法为睁、闭眼脑电的区分与识别提供了依据,同时为实现神经电信息的分析和处理提供了新的途径。

参考文献:

- [1] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of small-world networks[J]. *Nature*, 1998, 393(6684): 440-442.
- [2] BARABÁSI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks[J]. *Science*, 1999, 286(5439): 509-512.
- [3] ALBERT R, BARABÁSI A L. Statistical mechanics of complex networks[J]. *Reviews of Modern Physics*, 2002, 74(1): 47-97.
- [4] REN Jie, WANG Wen-xu, LI Bo-wen, et al. Noise bridges dynamical correlation and topology in complex oscillator networks[J]. *Physical Review Letters*, 2010, 104(5): 058701.
- [5] CHAVEZ M, VALENCIA M, NAVARRO V, et al. Functional modu-

larity of background activities in normal and epileptic brain networks[J]. *Physical Review Letters*, 2010, 104(11): 118701.

- [6] MASLOV S, SNEPPEN K. Specificity and stability in topology of protein networks[J]. *Science*, 2002, 296(5569): 910-913.
- [7] PASTOR R, SATOORAS A, VAZQUEZ A. Dynamical and correlation properties of the Internet[J]. *Physical Review Letters*, 2001, 87(25): 258701.
- [8] STAM C J. Functional connectivity patterns of human magneto-encephalographic recordings: a 'small-world' network[J]. *Neuroscience Letters*, 2004, 355(1-2): 25-28.
- [9] SCHWEITZER F, FAGIOLO G. Economic networks: the new challenges[J]. *Science*, 2009, 325(5939): 422-425.
- [10] 汪涛, 吴琳丽. 基于复杂网络的城市公交网络抗毁性分析[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(11): 4084-4086.
- [11] GIRVAN M, NEWMAN M E J. Community structure in social and biological networks[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2002, 99(12): 7821-7826.
- [12] 倪静, 严广乐, 叶林, 等. 基于复杂网络的电子商务群聚消费传播模型研究[J]. *计算机应用研究*, 2011, 28(3): 1003-1006.
- [13] ZHANG Jie, SMALL M. Complex network from pseudoperiodic time series: topology versus dynamics[J]. *Physical Review Letters*, 2006, 96(23): 238701.
- [14] ZHANG Jie, SUN Jun-feng, LUO Xiao-dong, et al. Characterizing pseudoperiodic time series through the complex network approach[J]. *Physica D*, 2008, 237(22): 2856-2865.
- [15] MARWAN N, DONGESA J F, ZOU Yong, et al. Complex network approach for recurrence analysis of time series[J]. *Physics Letters A*, 2009, 373(46): 4246-4254.
- [16] DONNER R V, ZOU Yong, DONGES J F, et al. Recurrence networks: a novel paradigm for nonlinear time series analysis[J]. *New Journal of Physics*, 2010, 12(3): 033025.
- [17] XU Xiao-ke, ZHANG Jie, SMALL M. Superfamily phenomena and motifs of networks induced from time series[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2008, 105(50): 19601-19605.
- [18] LACASA L, LUQUE B, BALLESTEROS F, et al. From time series to complex networks: the visibility graph[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2008, 105(13): 4972-4975.
- [19] LUQUE B, LACASA L, BALLESTEROS F, et al. Horizontal visibility graphs: exact results for random time series[J]. *Physical Review E*, 2009, 80(4): 046103.
- [20] GAO Zhong-ke, JIN Ning-de. Flow-pattern identification and nonlinear dynamics of gas-liquid two-phase flow in complex networks[J]. *Physical Review E*, 2009, 79(6): 066303.
- [21] GAO Zhong-ke, JIN Ning-de. Complex network from time series based on phase space reconstruction[J]. *CHAOS*, 2009, 19(3): 033137.
- [22] KIM H S, EYKHOLT R, SALAS J D. Nonlinear dynamics, delay times, and embedding windows[J]. *Physica D*, 1999, 127(1-2): 48-60.
- [23] CAO Liang-yue. Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series[J]. *Physica D*, 1997, 110(1-2): 43-50.
- [24] KAMADA T, KAWAI S. An algorithm for drawing general undirected graphs[J]. *Information Processing Letters*, 1989, 31(1): 7-15.
- [25] NOOY W, MRYAR A, BATAGELJ V. Exploratory social network analysis with PAJEK [M]. New York: Cambridge University Press, 2005.