

基于脑电图的大脑功能性网络分析^{*}

方小玲 姜宗来[†]

(上海交通大学生命科学技术学院, 上海 200240)

(2006 年 12 月 12 日收到 2007 年 5 月 14 日收到修改稿)

利用脑电图数据建立了大脑功能性网络, 分析了该网络的复杂网络统计特征, 发现它的聚类系数远大于相应随机网络, 明显具有小世界网络的特征, 其度分布也接近于无标度网络. 进一步验证了大脑功能性网络的复杂网络特性, 发现患者的各项复杂网络特征指数与正常人相比有明显不同. 定义了大脑神经网络信息熵及神经网络标准信息熵的概念, 发现脑病患者的大脑神经网络信息熵明显小于正常人. 从一个全新的角度量度了大脑的复杂网络特征, 并提示了临床脑病诊疗的判断依据.

关键词: 脑电图, 大脑功能性网络, 复杂网络统计特征, 信息熵

PACC: 8710, 0590

1. 引言

人类大脑由数量巨大的神经元以及它们之间的稀疏连接构成, 它是在多重组织层次上运作的, 每个层次都有其自身的时间和空间尺度^[1]. 因此可以从多重层次着手分析神经元 (neuron), 神经元集群即局部回路 (local circuits), 脑的特定区域 (special brain areas), 皮层的大规模组织 (large-scale organization of the cortex) 及全脑 (entire brain). 早期的神经科学研究曾着重于强调各脑区功能的定位, 而现代的观点却倾向于运用复杂网络的方法^[2-4]分析不同层次神经网络的结构和动力学行为^[5]. 目前, 基于神经成像的复杂脑网络研究已成为神经科学的热门课题.

大脑神经网络是一个能够实时地从外部和内部各种刺激中极其完美地提取和整合各种信息的复杂网络. 目前, 复杂脑网络的研究层次被分为基于神经解剖学的结构性网络 (structural network), 由于神经元集群的非线性动力学行为呈现统计学依赖性模式所产生的功能性网络 (functional network) 以及比功能性网络更强调节点之间相互因果作用的效率性网络 (effective network) 三个主要层次.

大脑本质上是一个动力学系统, 其中任意两个区域之间的联系, 都与建立于动力学理论基础之上

的复杂功能性网络密切相关. 功能性网络^[6]是从空间上有一定距离的神经集群之间由统计独立性获取偏差, 包括测量它们之间的相关性、协方差、相干谱以及相同步获得的脑网络. 它具有时间依赖性, 且测量结果具有相互独立性. 测量脑活动的方法不同, 通常会导致功能性网络连接各项统计值的结果不同^[7].

自从 Friston^[6,8]于 1994 年提出了基于正电子发射断层扫描和功能性磁共振成像 (FMRI) 的大脑功能性网络以来, 基于脑功能成像数据的脑神经网络复杂性分析就成为一个重要研究方向. 随后, Friston 等^[8-10]提出了研究大脑功能性网络的主成分分析法和独立成分分析法, 并进一步就大脑的功能性整合做了大量的研究. McIntosh 等^[11]将标准变量分析法和偏最小二乘法用于分析大脑功能性网络. Dodel 等^[12]把 FMRI 信号时间过程和图论方法相结合用于揭示脑功能性网络的复杂特性. Eguiluz 等^[13]使用 FMRI 提取了大规模的人脑功能性网络, 显示其度分布和连接的存在与否都是无标度的, 且具有小的路径长度和大的聚类系数等明显的小世界网络特征, 反映了关于大脑状态的重要功能性信息, 为研究脑的动力学行为提供了一个新的开端.

目前世界上大多数关于大脑功能性网络的研究都是基于 FMRI 成像数据进行的. 相比较而言, 脑电

^{*} 国家自然科学基金 (批准号: 30572086) 和高等学校博士学科点专项科研基金 (批准号: 20050248031) 资助的课题.

[†] 通讯联系人. E-mail: zljjiang@sjtu.edu.cn

图(EEG)测量虽然空间定位性不太好,而且网络节点数量相对较少,但是它也有其特殊的优点,即时间分辨率较高、可进行实时监控,并且价格便宜、获取容易。另外,有些疾病(如 Alzheimer 症)由于特殊原因而不能或不适宜进行 fMRI 检查。在国内相关研究中,EEG 数据已被广泛采用^[14,15]。因此,本文尝试用 EEG 时间序列建立脑功能性网络进行分析。

对大脑进行研究的一个重要目的就是力图使之有利于脑病的判断、预警及治疗,因此我们应该努力将复杂脑网络的研究与临床研究联系起来。酒精成瘾是指饮酒导致精神或躯体对酒精的依赖,它是众多困扰人类的常见疾病中的一种。酒瘾患者尽管清楚饮酒带来的不良后果,但为了谋求饮酒后的精神效应或为了避免由于停酒产生的戒断综合征仍会饮用,且他们中多数人曾多次试图戒酒而失败。长期的过量饮酒会导致精神和躯体明显受损,病状一般包括不同程度的记忆力衰退、计算力和判断力下降,还可有幻觉、妄想、眼球及四肢震颤、共济失调、四肢肌肉萎缩等。据一项调查表明,美国一般人口中酒瘾终生患病率平均为 13.6%;在我国最近 10 多年来,酒精消耗量和酒精成瘾患病率均大幅度上升。因此,研究基于酒精成瘾患者 EEG 数据构建的脑功能性网络,并将其与正常人 EEG 数据构建的脑功能性网络进行比较研究,具有重要意义。

2. 功能性脑网络的构建

2.1. 数据来源

本文研究中所用 EEG 原始数据拥有者是美国纽约州立大学健康中心神经动力学实验室的 Henri Begleiter 博士,提供人是 Lester Ingber 博士。这些数据来源于对“酒精中毒遗传倾向性相关 EEG”的大规模研究,实验采用 256 Hz 频率、64 导联头皮测量。实验对象分为酒精成瘾患者与正常人两组,一共有 122 位测量对象(其中患者 78 位,正常人 44 位),对每位测量对象都进行了在不同刺激条件下的 120 次测量。电极安放位置遵循 1990 年制定的全美 EEG 协会标准电极位置命名法所规定的标准点。刺激条件有单一刺激(S1)、两个匹配的刺激(S2-M)和两个不匹配的刺激(S2-N)三种不同情况。这些刺激来自于 Sondgrass 和 Vanderwart 于 1980 年提出来的标准图片组,这些图片组是依据一套特定规则绘制出来的黑

白线条图(我们可以用标准视力表来类比),其标准是基于与认知过程最为相关的命名相关度(name agreement)、想象相关度(image agreement)、熟悉度(familiarity)以及视觉复杂度(visual complexity)四个变量。目前很多与大脑、认知相关的研究都是采取的这一标准图片组。

2.2. 基于 EEG 数据的功能性脑网络构建

大脑功能性网络是个抽象的网络,我们定义 EEG 的每一个导联所测量区域就是网络的一个节点,其电活动为若干时间序列。通过计算这些时间序列之间的相关性,可以得出一个相关性矩阵,这是一个对称阵,其中每个元素 C_{ij} 代表脑区域 i 与脑区域 j 之间的相关值。定义相关性阈值 r_c ,当某个相关值大于阈值时,就认为两个脑区域之间功能性相关,大脑功能性网络矩阵元素值为 1;反之,则认为两个脑区域之间功能性无关,大脑功能性网络矩阵元素值为零。应注意的是,这里的“相关”、“无关”的确定并不考虑两个脑区域之间是否具有解剖学上的实际连接。由此建立一个完整的基于 EEG 数据的大脑功能性复杂网络。

下面考虑阈值 r_c 的选择。在 Eguiluz 等^[13]进行的基于 fMRI 的功能性网络研究中,把 r_c 定为 0.5、0.6 和 0.7,但并未清楚地说明这样选择的原因。本文中阈值选择遵循如下规则:目前研究结果已经证实了大脑是一个稀疏连接的网络,它由大约 10^{11} 个高度互联的神经元组成,每个神经元约有 10^4 个连接。然而,其整体连接因子(真实的连接数量与等价全局耦合网络的连接数量的比值)大约只有 10^{-4} ^[16]。数值模拟发现,当 $r_c = 0.95$ 时,所得的功能性网络是稀疏的。当时间序列之间的相关性大于 0.95 的时候,才认为两个脑区之间有功能性连接。图 1 简要说明了建立功能性脑网络的流程。

3. 对功能性脑网络的分析:度分布、聚类系数和大脑神经网络信息熵

3.1. 度分布

度是复杂网络理论中一个非常重要的概念。它的计算公式非常简单,对于节点 i 若有 $k(i)$ 个节点与它相连,则它的度就是 $k(i)$ 。对于整个网络,度分布为^[17]

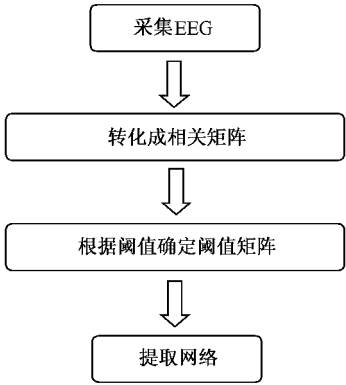


图 1 由 EEG 数据构建功能性网络方法

$$k = \frac{\sum_{i=1}^n k(i)}{n}.$$

网络中节点度的分布可以用分布函数 $p(k)$ 来描述， $p(k)$ 表示一个随机选定的节点恰好度为 k 的概率。一般情况下，随机网络的度分布是遵循泊松分布，具有钟形的分布概率，而实际网络具有无标度特性，遵循下述幂律分布^[18]：

$$p(k) \sim k^{-\gamma}.$$

在网络中节点数量比较多时，幂律分布的特征就更为明显。

在 S1 条件下，对于患者和正常人脑网络以及相应随机网络度的计算结果如表 1—表 4 所列，表中 k 表示度， $n(k)$ 表示相应度的节点数， n 表示网络总节点数。

表 1 患者 EEG 网络度分布

k	$n(k)$	$\frac{n(k)}{n}/\%$
1	8.00	35.83
2	3.33	14.91
3	2.00	8.95
4	3.33	14.91
5	2.67	11.96
6	1.33	5.96
7	0.67	3.00
8	0.33	1.48
9	0.67	3.00

表 2 患者 EEG 网络相应随机网络度分布

k	$n(k)$	$\frac{n(k)}{n}/\%$
1	22.67	53.97
2	14.33	34.13
≥ 3	5.00	11.90

表 3 正常人 EEG 网络度分布

k	$n(k)$	$\frac{n(k)}{n}/\%$
1	8.33	20.66
2	7.67	19.02
3	7.67	19.02
4	5.67	14.06
5	4.33	10.74
6	2.33	5.78
7	1.33	3.30
8	2.33	5.78
9	0.33	0.82
10	0.33	0.82

表 4 正常人 EEG 网络相应随机网络度分布

k	$n(k)$	$\frac{n(k)}{n}/\%$
1	17.67	30.64
2	17.00	29.48
≥ 3	23.00	39.88

图 2—图 5 给出了人脑网络度的分布。

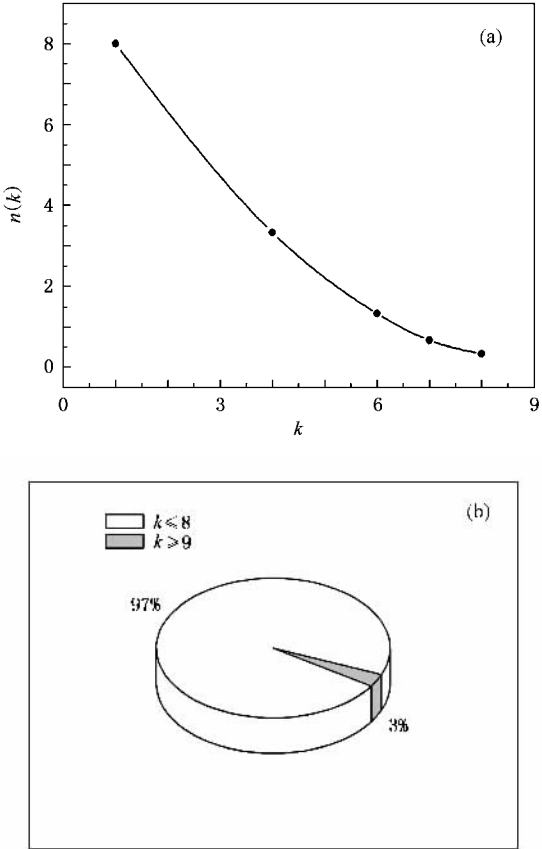


图 2 患者脑网络度分布曲线及分布比例 (a)患者脑网络度分布曲线 (b)患者脑网络度分布比例，其中节点度 $k \geq 9$ 的节点数量大约为 3%，其余 97% 的节点度 $k \leq 8$ ，大多数节点度为 1、2、3。

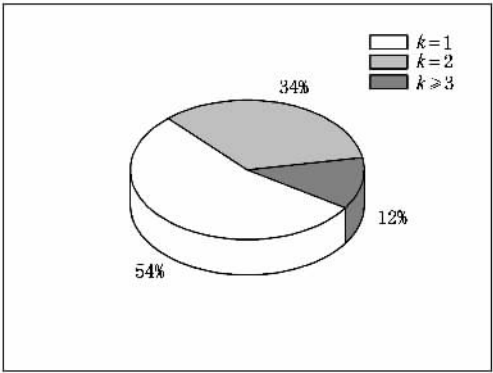


图 3 患者脑网络相应随机网络节点度分布比例

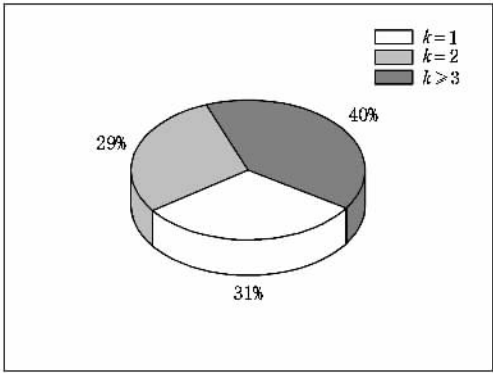


图 5 正常人脑网络相应随机网络节点度分布比例

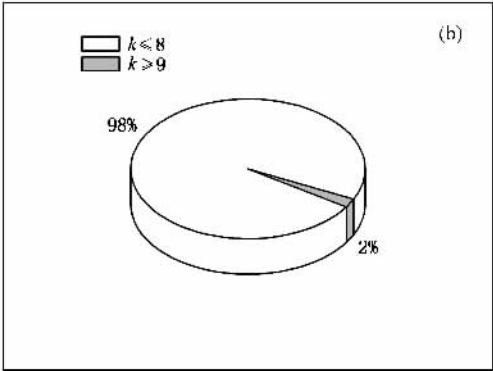
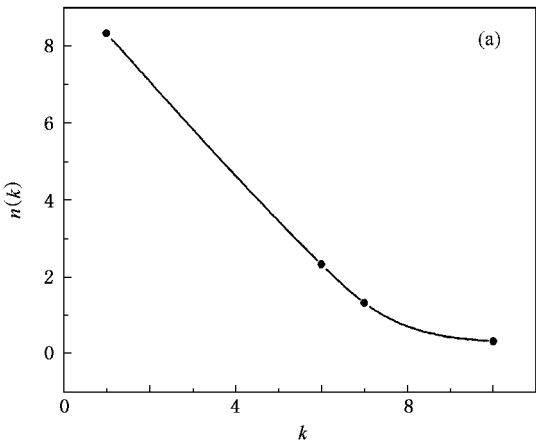


图 4 正常人脑网络度分布曲线及分布比例 (a)正常人脑网络度分布曲线 (b)正常人脑网络度分布比例,其中节点度 $k \geq 9$ 的节点数量大约为 2%,其余 98% 的节点度 $k \leq 8$,大多数节点度为 1,2,3

由于网络节点数所限(64 导联 EEG,因此只有 64 个节点),还不能得出网络无标度(scale-free)以及相应的网络节点度分布遵循幂律定律等结论,但是从表 1、表 3、图 2、图 4 中我们已经可以看到,网络中

大量的节点所具有的连接数都比较小,具有较大连接数,即 9 个或者 10 个连接数的节点比例非常少,正常人约占 2%,患者约占 3%。相比之下,由表 2、表 4 和图 3、图 5 可知,相应随机网络的各个节点之间度分布要均匀得多。

无标度网络的一个重要特征就是网络中为数极少的节点拥有大量的连接,这些节点被称作“集散节点”,而为数众多的节点只拥有少量的几个连接。我们的结果似乎与此理论相符,但还需要计算节点数远远大于此数的脑网络来最终验证它是否具有无标度的特征。而且我们的计算结果暗示正常人和患者在脑网络度分布上似乎有所不同,正常人的脑网络度分布似乎更倾向于无标度,这尚需作进一步的研究来证实。

3.2. 聚类系数

聚类系数是复杂网络的一个重要统计学特征。假设节点 i 与其他 $k(i)$ 个节点相连,这 $k(i)$ 个节点之间最多可能存在 $k(i)(k(i)-1)/2$ 条边,而它们之间实际存在 $E(i)$ 条边,则节点 i 的聚类系数为

$$\alpha(i) = \frac{2E(i)}{k(i)(k(i)-1)}.$$

整个网络的聚类系数^[17]

$$C = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha(i)}{n}.$$

显然对于完全连接的规则网络有 $C = 1$,而完全孤立的“网络”(即全部是孤立的节点,没有任何边连接)聚类系数 $C = 0$ 。研究发现对于具有 n 个节点的完全随机网络的聚类系数 $C \sim o\left(\frac{1}{n}\right)$;真实世界的网

络具有小世界特性, $O\left(\frac{1}{n}\right) < C < 1^{[18]}$.

在我们的研究中,分别对酒精成瘾患者和正常人 EEG 功能性网络及其相应随机网络的聚类系数进行了计算,所得结果如表 5、表 6 和图 6、图 7 所示. C_{S1} , C_{S2-M} , C_{S2-N} 分别表示三种不同条件下的聚类系数, C_h 表示人脑 EEG 网络聚类系数(包括正常人和患者), C_{hn} 表示正常人 EEG 网络聚类系数, C_{hu} 表示患者 EEG 网络聚类系数, C_{hrand} 表示相应随机网络聚类系数.

表 5 患者脑网络及相应随机网络聚类系数		
聚类系数	患者脑网络	相应随机网络
C_{S1}	0.20420	0.02174
C_{S2-M}	0.30669	0.03084
C_{S2-N}	0.31085	0.03356

表 6 正常人脑网络及相应随机网络聚类系数		
聚类系数	正常人脑网络	相应随机网络
C_{S1}	0.20518	0.03307
C_{S2-M}	0.36531	0.06735
C_{S2-N}	0.38282	0.05686

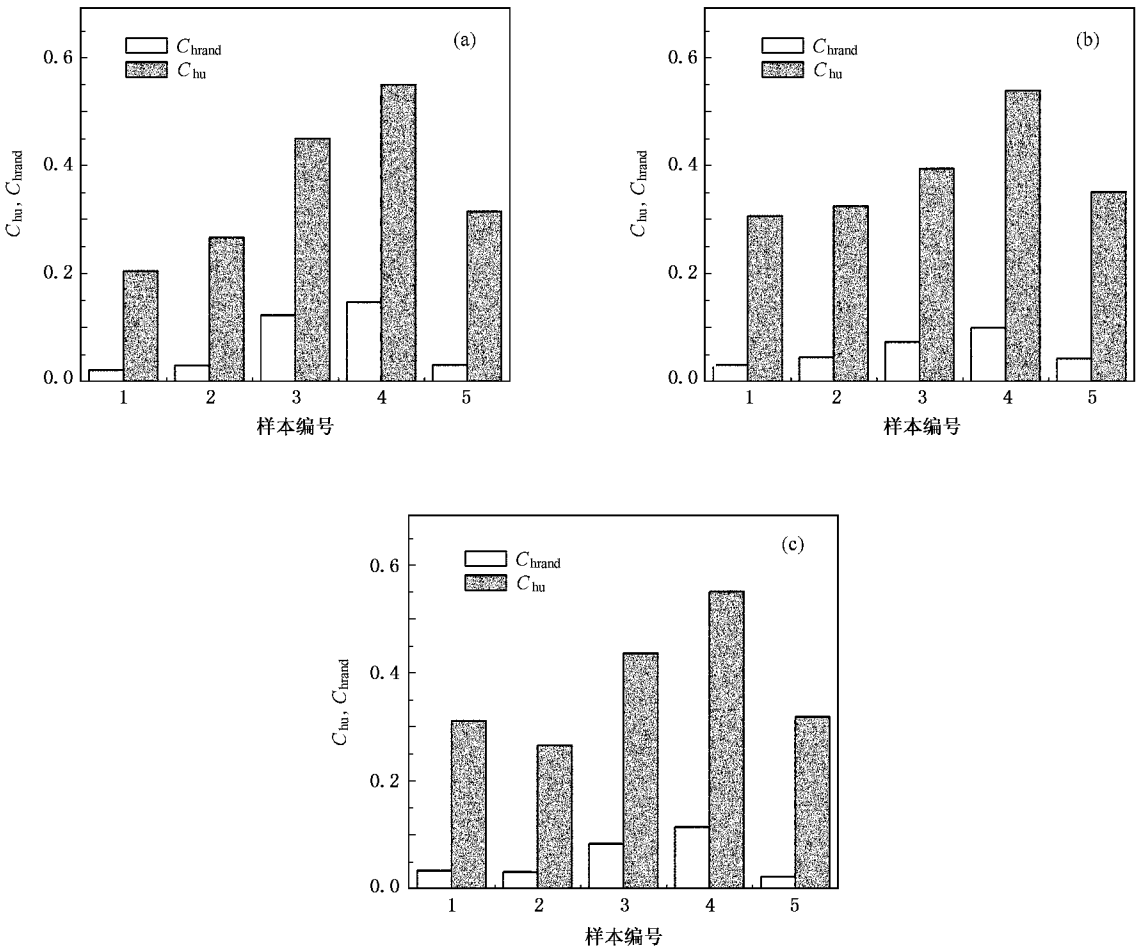


图 6 患者 EEG 网络与相应随机网络聚类系数比较 (a) S1 条件下 (b) S2-M 条件下 (c) S2-N 条件下

由表 5、表 6 和图 6、图 7 可知 (1)对于患者和正常人的 EEG 网络,都有 $C_{S1} < C_{S2-M} < C_{S2-N}$. (2) $C_h \gg C_{hrand}$.按随机网络聚类系数 $C \sim O\left(\frac{1}{n}\right)$ 的规律,对于具有 64 个节点的随机网络,有 $C \sim O\left(\frac{1}{64}\right)$,即 $C \sim O(0.01)$.实际计算结果中虽然各种情形下随机网络聚类系数有一定差别,但都符合

$C \sim O(0.01)$ 的规律,相应情形下无论患者还是正常人,大脑功能性网络的聚类系数均遵循 $C \sim O(0.1)$,与“真实世界的网络 $O\left(\frac{1}{n}\right) < C < 1$ ”这个结论一致,同时也符合小世界网络聚类系数范围标准.(3)在相同测试条件下, $C_{hn} > C_{hu}$.

在前人对各种生物神经网络(例如线虫神经网络

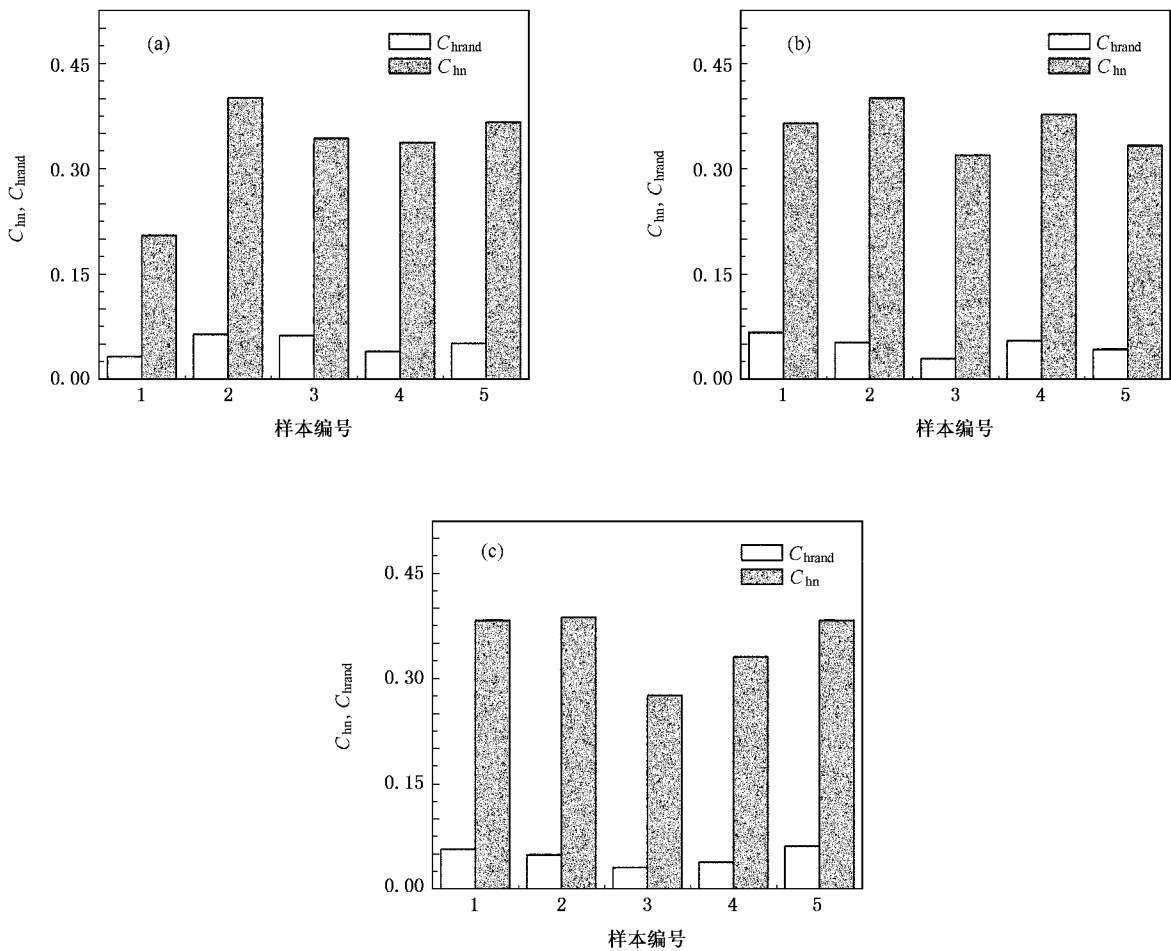


图7 正常人 EEG 网络与相应随机网络聚类系数比较 (a) S1 条件下 (b) S2-M 条件下 (c) S2-N 条件下

络^[19]、短尾猿视觉皮层网络以及猫视觉皮层网络^[20]所做的研究中,已经得到其聚类系数远大于相应随机网络的结论(表7).本文是在人脑 EEG 功能性网络上得出了这个结论.即使受到节点数所限(仅有64个节点),人脑 EEG 网络的聚类系数就已经比相应随机网络高了一个数量级.如果网络节点数目更多一些,结果应该会更好.这进一步验证了人脑网络与其他生物神经网络所共有的“小世界”特征.

表7 各种生物神经网络聚类系数 C 与相应随机网络聚类系数 C_{rand} 的比较

生物神经网络类型	n	C	C_{rand}
线虫神经网络	282	0.28	0.025
短尾猿视觉皮层网络	32	0.55	0.318
猫视觉皮层网络	65	0.54	0.273

计算结果同时提示我们,聚类系数在神经生理学上可能是一个表明注意力集中程度的参数.在面对两个互相不匹配的视觉目标时,人们需要集中更

多的精力,而面对两个目标的注意力集中程度要明显大于面对一个目标.这时人脑中也有更多的神经元产生聚类.而且正常人比患者脑网络聚类系数更大,小世界特征更为明显.这似乎也说明正常人比患者能够更好地集中精力去处理事情.这一结果提示我们,酒精成瘾已经对大脑网络的功能造成影响.聚类系数可以成为判断脑病对大脑损伤程度的一个指标.

3.3. 大脑神经网络信息熵

熵是热力学体系中一个重要的统计参量^[21].从 Clausius 和 Boltzmann 对熵的里程碑式研究以来,熵的概念已广泛应用于物理学、化学、生命科学、信息科学等诸多学科.1943 年, Schrödinger 提出“生命以负熵为生”,第一次将熵的观点引入了生命科学领域.1948 年, Shannon 在研究信息传输过程的不确定问题时,提出了信息熵的概念^[22],将获得信息定义为不确定性的减少,而不确定性可以通过熵来度量.

假定某概率信息系统在获得信息前的不确定性为 H_0 ,获得信息以后消除了一部分不确定性 ,它的不确定性减至 H_1 ,因此使系统消除的不确定性($H_0 - H_1$)就给出了系统获得的信息量 I ,其数学表达式为

$$I = H_0 - H_1 = -(H_1 - H_0) ,$$

即系统从外界汲取的信息(量)等于系统熵增量的负值 ,简称为负熵 .它体现了“ 信息即负熵 ”的含义及其过程量特征 ,与 Schrödinger 的“ 生命以负熵为生 ”含义也是一致的 .

Shannon 进一步给出了信息量 I 的计算公式^[22]

$$\begin{aligned} I &= k_B \ln \Omega \\ &= - \sum_{j=1}^N k_B P(j) \ln P(j) . \end{aligned}$$

这里 Ω 为待选择的信息 , Ω 越大 ,相应的信息量也越大 ; $P(j) = \frac{1}{\Omega}$; k_B 为 Boltzmann 常数 .

大脑神经网络的主要功能是进行信息的分割和整合 .因此 ,我们由信息熵的计算公式推导并定义了一个大脑神经网络信息熵的计算法则 ,计算并且比较患者与正常人大脑神经网络熵值的不同 ,力图为病情的诊断和用药(或手术)的有效性提供一个新的判别标准 .

在大脑神经网络信息熵中 , $P(j)$ 实际上是一个概率 ,对于一个特定节点 ,定义该节点重要度为节点的度除以网络总节点度^[23] ,因此可以认为“ 节点重要度 ”表征该节点(即该特定功能区域)信息传递出去的概率 .由数学知识可知 ,度增加时节点重要度也增加 ,该功能区的信息传递能力就增大 .当度为零时 ,节点重要度也为零 ,此时该功能区无法进行信息传递 .

定义 1 称 $P(i)$ 为第 i 个节点的重要度 ,

$$P(i) = \frac{k_i}{\sum_{i=1}^n k_i} ,$$

其中 n 为网络中节点数 , k_i 为第 i 个节点的连接度 .当 $k_i = 0$ 时 ,该节点在此处无意义 ,故设 $k_i > 0$,从而 $P(i) > 0$.

定义 2 称 E 为大脑神经网络信息熵 ,即大脑神经网络获得信息量 ,亦即“ 网络负熵增量 ” ,

$$E = - \sum_{i=1}^n k_B P(i) \ln P(i) .$$

计算时为了简化可以将 Boltzmann 常数 k_B 省略 ,即

$$E = - \sum_{i=1}^n P(i) \ln P(i) .$$

显然 ,当网络为完全连接规则网络时 ,有

$$E_{\max} = \ln n ;$$

当网络为只有一个中心节点的星形网络时 ,有

$$E_{\min} = \frac{\ln(n-1)}{2} .$$

为了消除节点数 n 对 E 的影响 ,对其进行归一化 ,即定义大脑神经网络标准信息熵为

$$E_a = \frac{E - E_{\min}}{E_{\max} - E_{\min}} .$$

据此对所得脑功能性网络进行计算 ,所得结果如表 8 及图 8 所示 .

表 8 基于 EEG 的正常人与患者大脑神经网络信息熵 E 以及大脑神经网络标准信息熵 E_a 的比较

	刺激条件	患者	正常人
E	S1	3.56884	3.62757
E_a	S1	0.57971	0.61874
E	S2-M	3.63442	3.65938
E_a	S2-M	0.62342	0.64187
E	S2-N	3.61513	3.66931
E_a	S2-N	0.60997	0.64884

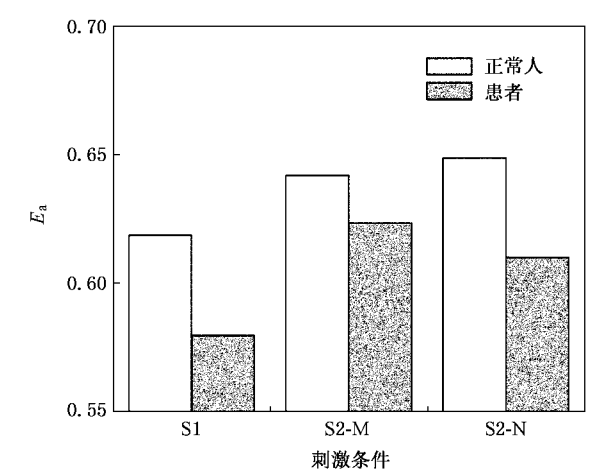


图 8 正常人与酒精中毒患者 EEG 网络标准信息熵的比较

为了使分析结果更加准确 ,在图 8 中使用大脑神经网络标准信息熵 E_a 计算值 .

由以上计算结果可知 :无论是患者还是正常人 ,S2 条件下的大脑神经网络信息熵及大脑神经网络标准信息熵明显大于 S1 条件下的大脑神经网络信息熵及大脑神经网络标准信息熵值 ,但是 S2-M 与 S2-N 条件下两值无显著差异 .在面对两个视觉对象时 ,大脑功能性网络获得的信息量更大 ,即此时负熵增量更多 ,但是在视觉对象没有明显差异时 ,网络所

获信息量差异不大.同等条件下,患者脑网络的大脑神经网络信息熵及大脑神经网络标准信息熵显著小于正常人脑网络的大脑神经网络信息熵及大脑神经网络标准信息熵,即患者脑网络的负熵增量显著小于正常人脑网络的负熵增量,可见脑病(酒精成瘾)明显影响了大脑对信息的接收.

4. 结 论

对基于 EEG 数据的大脑功能性网络进行了计算,分析了该网络的复杂网络特性,发现它的聚类系数远大于相应随机网络,明显具有小世界网络的特征,这进一步证实了人脑的小世界特性.该网络的度分布也接近于无标度网络,当然这还需要进一步计算具有更多节点的大规模网络来验证.酒精成瘾症患者大脑功能性网络度分布与聚类系数都与正常人有一定的区别,这提示我们可以为病情的诊断依据和治疗的有效性判断寻找一个新的途径.

基于大脑神经网络信息熵的计算提示我们思

考:脑神经网络之所以具有形成小世界、无标度等一系列特征倾向,极有可能是因为此类结构可以有利于“负熵”的吸收,以维持网络作为有机体的生存.脑病患者的大脑神经网络信息熵明显异于正常人,即患者获得信息量明显小于正常人,他们对有的信息不能接收,导致脑网络过于有序,使大脑作为一个系统倾向于死亡.这与“生命体以负熵为生”的理论相统一.因此,大脑神经网络信息熵的进一步研究和应用是对脑病诊疗的一个很好手段.

以上的计算和研究是我们下一步基于脑功能成像的功能性脑网络研究的一个开端.我们期望将理论用于临床,起到预警病情以及验证药物及手术有效性的效果.

本文中使用的所有实验数据均来自美国纽约州立大学健康中心神经动力学实验室所进行的一项名为“酒精中毒遗传倾向性相关 EEG”的研究,原始数据拥有者为 Henri Begleiter 博士,数据提供者为 Lester Ingber 博士,数据所有者已说明该数据没有使用权限限制.对此,作者谨致谢意.

[1] Murre J M J ,Sturdy D P F 1995 *Biol . Cybernet .* **73** 529

[2] He Y ,Zhang P P ,Xu T ,Jiang Y M ,He D R 2004 *Acta Phys . Sin .* **53** 1710 (in Chinese) [何 阅、张培培、许 田、姜玉梅、何大韧 2004 物理学报 **53** 1710]

[3] Li Y ,Shan X M ,Ren Y 2004 *Acta Phys . Sin .* **53** 3695 (in Chinese) [李 、山秀明、任 勇 2004 物理学报 **53** 3695]

[4] Pan Z F ,Wang X F 2006 *Acta Phys . Sin .* **55** 4058 (in Chinese) [潘灶烽、汪小凡 2006 物理学报 **55** 4058]

[5] Mesulam M M 1998 *Brain* **121** 1013

[6] Friston K J 1994 *Hum . Brain Mapp .* **2** 56

[7] Horwitz B 2003 *Neuroimage* **19** 466

[8] Friston K J 2005 *Ann . Rev . Psychol .* **56** 57

[9] Friston K J ,Phillips J ,Chawla D ,Buechel C 1999 *Hum . Brain Mapp .* **8** 92

[10] Penny W D ,Stephan K E ,Mechelli A ,Friston K J 2004 *Neuroimage* **23** 264

[11] McIntosh A R ,Bookstein F L ,Haxby J V ,Grady C L 1996 *Neuroimage* **3** 143

[12] Dodel S ,Herrmann J M ,Geisel T 2002 *Neurocomp .* **44** 1065

[13] Eguiluz V M ,Chialvo D R ,Cecchi G A ,Baliki M ,Apkarian A V 2005 *Phys . Rev . Lett .* **94** 018102

[14] Zhang G M ,Lin L Z ,Xiao L Y ,Qiu M ,Yu Y J ,Hui D 2003 *Chin . Phys .* **12** 553

[15] 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、杨红军、胡三觉 2003 物理学报 **52** 1121]

[16] Sporns O 2003 *Complexity* **8** 56

[17] Albert R ,Barabasi A L 2002 *Rev . Mod . Phys .* **74** 47

[18] Wang X F ,Chen G 2003 *IEEE Trans . Circuits Syst .* **3** 6

[19] Watts D J ,Strogatz S H 1998 *Nature* **393** 440

[20] Scannell J W ,Burns G A P C ,Hilgetag C C ,O 'Neil M A ,Young M P 1999 *Cereb . Cortex* **9** 277

[21] Wei Z Y ,Zang L H ,Li M ,Fan W ,Xu Y J 2005 *Acta Phys . Sin .* **54** 4955 (in Chinese) [魏志勇、臧黎慧、李 明、范 我、许玉杰 2005 物理学报 **54** 4955]

[22] Shannon C E 1948 *Bell Syst . Tech . J .* **27** 379 , 623

[23] Tan Y J ,Wu J 2004 *Syst . Eng . Theory Prac .* **24** 1 (in Chinese) [谭跃进、吴 俊 2004 系统工程理论与实践 **24** 1]

Analysis of functional brain network based on electroencephalogram^{*}

Fang Xiao-Ling Jiang Zong-Lai[†]

(College of Life Science and Biotechnology ,Shanghai Jiaotong University ,Shanghai 200240 ,China)

(Received 12 December 2006 ; revised manuscript received 14 May 2007)

Abstract

Electroencephalogram data is used to extract functional networks connecting correlated human brain sites. Analysis of the resulting network shows statistical characteristic of complex network : the clustering coefficient is orders of magnitude larger than those of equivalent random networks , which is typical of small-world network and the distribution of degree is close to the scale-free network. All these properties reflect important functional information about brain states. To the alcoholic , the characteristic index of their brain is obviously different from the control group. Brain neural network information entropy and brain neural network normal information entropy are also defined to measure the complex network characteristic. A criterion in diagnosis and therapy of clinical encephalopathy is given. Calculation results illustrate that the brain neural network information entropy of alcoholic is quite distinct from the control.

Keywords : electroencephalogram , functional brain network , statistical characteristic of complex network , information entropy

PACC : 8710 , 0590

^{*} Project supported by the National Natural Science Foundation of China(Grant No. 10572086) and the Doctoral Program Foundation of Institution of Higher Education of China(Grant No. 20050248031).

[†] Corresponding author. E-mail: zljjiang@sjtu.edu.cn