

文章编号:1672-058X(2013)06-0044-04

基于近似熵和样本熵的思维脑电信号分析对比

李营, 陈帅, 王丽

(淮南师范学院 电气信息工程学院, 安徽 淮南 232038)

摘要:采用近似熵和样本熵,分别对三种不同思维任务产生的脑电信号进行特征提取,并将其特征进行比较分析,结果显示不同思维作业脑电信号的样本熵的变化幅度明显大于近似熵;近似熵和样本熵作为非线性动力学的统计方法为思维作业脑电信号特征提取提供了一种新的途径。

关键词:近似熵;样本熵;思维作业;脑电信号

中图分类号:TN911.7

文献标志码:A

0 引言

脑电信号(EEG)反是一种产生机理相当复杂且非常微弱的随机信号,它反应了大脑的脑电活动。当人们在做不同思维时脑电信号也各不相同。针对 EEG,人们主要对它做预处理,然后通过信号特征提取来分析大脑的思维活动。目前,已知的多种特征提取方法主要集中在时域和频域,这些方法主要采用经典的统计信号处理方法和谱分析方法,将 EEG 视作平稳信号,因而有一定的不准确性。先有研究表明,脑电信号呈现确定系统的混沌规律,属于典型的非平稳随机过程^[1,2]。因此除了时域、频域特征外,脑电的非线性特征成为目前特征提取的主流。近似熵和样本熵作为度量序列复杂性的统计方法,具有需要数据点数少以及抗干扰和抗噪能力好等特点,对确定信号和随机信号都适用等优点。所以它们一经提出就受到人们欢迎,并已应用到不少的生理过程研究之中,如脑电信号,心率信号、血压信号等方面。采用近似熵^[3]和样本熵^[4-7]作为脑电复杂度指标,针对以同步采集的6导脑电信号的复杂度为特征,分析不同思维作业状态下脑电信号复杂性的变化,对脑的思维状态进行探索。

1 近似熵及其算法

近似熵(Approximate Entropy, ApEn)是由 Pincus^[8]于1991年提出的一种度量序列复杂性和统计量化的非线性动力学参数。它用一个非负数来表示一个时间序列的复杂性,反映时间序列中新信息发生率,越复杂的时间序列对应的近似熵越大。

设一维时间序列为 $X(i), i=1, \dots, N$, 通过延迟重构得到 m 和 $m+1$ 维向量, 当 m 维相比较时, 模式序列相接近, 那么当 $m+1$ 维相比较时, 仍然保持接近的可能性。保持接近的可能性越大, 则 ApEn 的值越小。重

收稿日期:2013-01-17;修回日期:2013-02-09.

作者简介:李营(1983-),女,陕西铜川人,助教,硕士研究生,从事信号与信息处理研究.

复序列的 $ApEn$ 值很小,而明显随机行为的 $ApEn$ 值就很大。

具体步骤如下:按顺序组成一组 m 维矢量 $Y(i) = [X(i), X(i+1), \dots, X(i+m-1)]$, $i = 1 \sim N-m+1$; 定义 $Y(i)$ 与 $Y(j)$ 间的距离 d ; 给定阈值 r , 对每一个 $Y(i)$, 统计距离小于 r 的数目与距离总数的比值, 记为 $C_i^m(r)$; 对 $C_i^m(r)$ 取对数, 求其平均值, 记作 $F^m(r)$ 。即: $F^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r)$; 再把维数加 1, 变成 $m+1$, 重复步骤 ① - ④, 得 $C_i^{m+1}(r)$ 和 $F^{m+1}(r)$; 计算近似熵: $ApEn(m, r, N) = F^m(r) - F^{m+1}(r)$ 。一般来说, m 取 2, r 取 0.2 倍的原始数据序列的标准差、 N 大致在 100 ~ 5 000 点。

2 样本熵及其算法

样本熵(Sample Entropy, SampEn)也是时间序列复杂性测度方法。它是 CP 严格的自然对数, 可用 $SampEn(m, r, N)$ 来表示。其中, N 为长度, r 为相似容限, 维数为 m 及 $m+1$ 。样本熵旨在降低近似熵的误差, 与已知的随机部分有更加紧密的一致性, 该算法的具体步骤如下:

设原始数据为 $x(1), x(2), \dots, x(N)$, 共 N 个点。按序号连续顺序组成一组 m 维矢量, $X(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)]$, ($i = 1 \sim N-m+1$), 定义矢量 $x(i)$ 和 $x(j)$ 间的距离 $d[x(i), x(j)]$ 为两者对应元素中差值最大的一个, 即: $d[x(i), x(j)] = \max_{k=0 \sim m-1} |x(i+k) - x(j+k)|$, 给定阈值 r , 对每个 $i \leq N-m$ 的值, 统计 $d[X(i), X(j)]$ 小于 r 的数目及此数目与距离总数 $N-m$ 的比值, 记作 $B_i^m(r)$, 并记 $B^m = 1/(N-m+1) \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r)$, 增加维数为 $m+1$, 按序号连续顺序组成一组 $m+1$ 维矢量: 得 $A_i^m(r)$, 即 $A^m(r)$; 理论上此序列的样本熵为: $SampEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right]$ 。当 N 为有限值时, 按上述步骤得出的是序列长度为 N 时样本熵估计值。 $SampEn(m, r, N) = -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right]$ 。相对近似熵而言, 样本熵的计算则是和的对数, 优势在于包括更大的值, 及更加准确的估计。

3 近似熵及样本熵在思维作业脑电信号分析中的应用

3.1 思维作业脑电数据

本论文使用 Colorado 州立大学 EEG 研究中心在互联网上提供的思维作业脑电数据^[9]。数据采集如下: 受试者坐在隔音的光线微弱的房间内, 头戴电极帽, 按指示完成一定的思维作业, 记录相应的脑电信号。电极按国际 10 ~ 20 系统标准安放于 C3、C4、P3、P4、O1、O2, 共 6 导, 采样率为 250 Hz, 模拟滤波范围为 0.1 ~ 100 Hz。共提供了 7 个受试者的数据, 每次数据长度是 10 s。

思维作业方式在 Keirn 和 Aunon^[5]的论文中有详细说明, 共有 5 种思维作业。由于篇幅所限, 取受试者 2 的静息、心算乘法、打信件腹稿这 3 种思维作业脑电信号进行分析处理。原始的 EEG 混有同步测得的 EOG 信号, 可利用小波去噪。图 1 是受试者 2 3 种思维作业小波去噪后 EEG 信号。

3.2 近似熵特征提取

将同一实验对象、同种思维作业的 5 次实验数据首尾合并在一起, 故每种作业的数据为 50 s。提取特征时, 先对每导脑电信号采用滑动窗进行分段, 其中窗口长为 400, 间隔为 2, 数据总长为 2 048, 分为 825 段; 然后分别计算 3 种思维作业 C3 导的近似熵及其 6 导近似熵的均值, 分别如图 2(a) 和图 2(b) 所示。

3.3 样本熵特征提取

采用样本熵提取脑电特征时, 与近似熵提取的办法类似, 采用同样的滑动窗分段, 对相应的 825 段分别

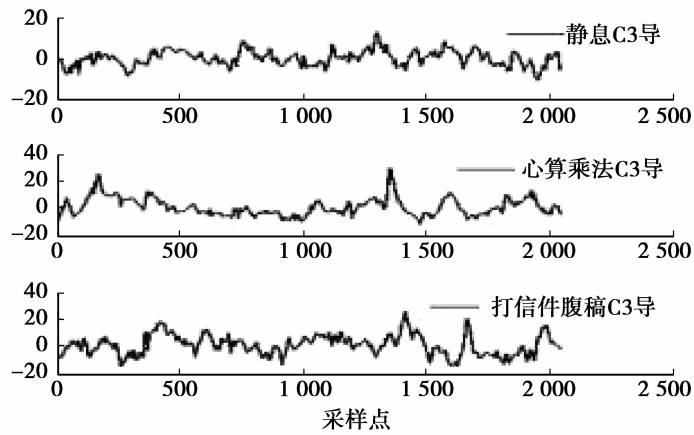


图 1 受试者二去噪后的 3 种思维作业 EEG 信号

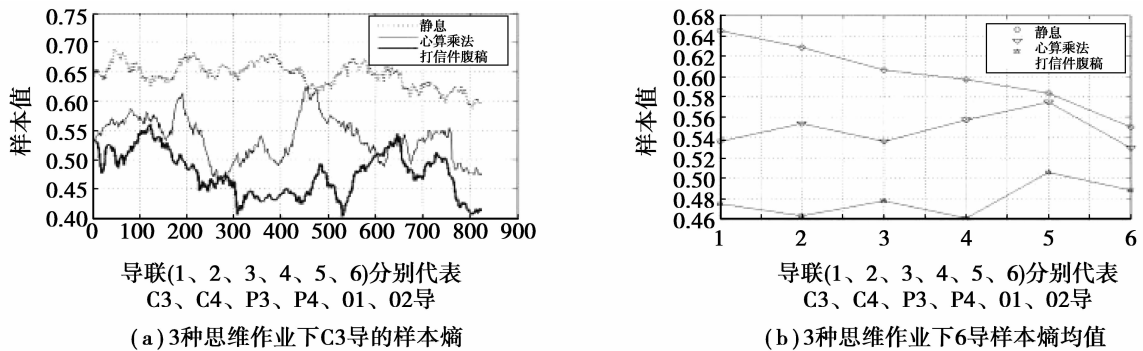


图 2 受试者二的近似熵

求其样本熵,由于篇幅所限,这里也仅列出受试者二 3 种思维作业 C3 导的样本熵及其 6 导样本熵的均值,如图 3(a)、(b)所示。

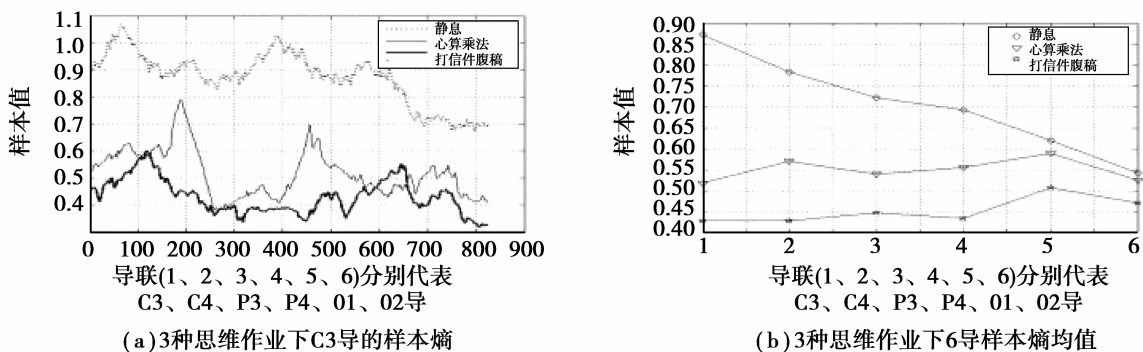


图 3 受试者二的样本熵

3.4 结果分析和讨论

由于思维活动与大脑区域有着密切的关系,因此对比图 2(a)、(b)和图 3(a)、(b),从图中可以清楚看出,C3 导近似熵和样本熵及各导的样本熵均值均可区分 3 种思维作业。为了更精确的衡量二者的区别,分别作出 7 名受试者 3 种思维作业的近似熵和样本熵各导均值的差值,如图 4(a)、(b)所示。从图 4(a)、(b)可看出,相对于近似熵而言,无论哪两种思维作业,样本熵之间的差值明显大于近似熵,例如在 4(a)中,C3

导静息-心算乘法的近似熵均值差值是 0.11,样本熵均值的差值是 0.35。因此,可以推断出各种思维作业样本熵的区别更大,更利于思维作业分类。

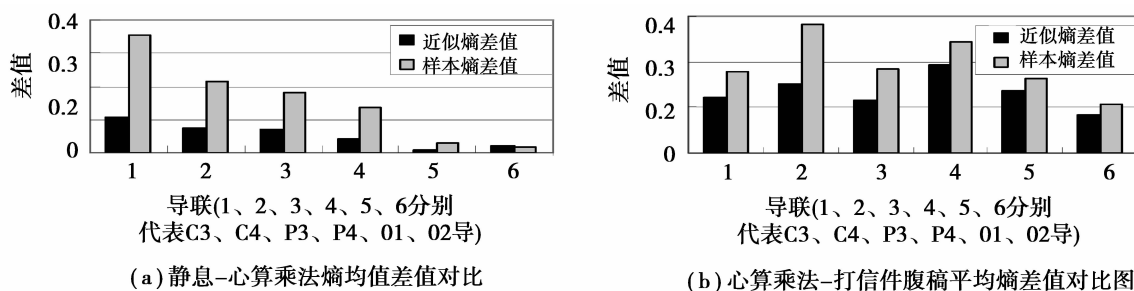


图4 受试者二近似熵差值及样本熵差值

4 结 语

从大脑功能来说,大脑在做不同思维时,大脑皮层的兴奋区域和兴奋程度就会不同,活跃的大脑皮层区域产生的脑电波形较其他区域产生的脑电波形区别更明显^[10]。本文针对不同思维作业脑电信号数据,对C3、C4、P3、P4、O1、O2等6个大脑区域采集而来的脑电信号分别计算其近似熵和样本熵,并对其作出对比,实验结果表明,近似熵和样本熵都是有效的复杂性测度算法,它们能较好地反映出脑电信号的特征变化。相对于近似熵而言,无论哪两种思维作业,样本熵之间的差值明显大于近似熵,各种思维作业样本熵的区别更大,与理论上思维作业的脑电产生过程相符合。因此,可将近似熵和样本熵作为思维脑电的特征提取手段之一,为后续思维作业分类提供了新的思路。

参考文献:

- [1] KEIRN Z A, AUNON J I. A new mode of communication between man and his surroundings[J]. IEEE Trans on BME, 1990, 37(12):1209-1214
- [2] PFURTSCHELLER G, NEUPER C, FLOTZINGER D. EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement [J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1997, 103(6):642-651
- [3] 焦方惠, 郭永新, 焦青. 基于近似熵的不同状态心电信号的分析[J]. 中国医疗器械杂志, 2012, 01:19-21
- [4] 任崇玉, 张妍. 同步脉搏心电信号的非线性分析[J]. 自动化与仪器仪表, 2011, 4:151-154
- [5] PINCUS S. M. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. Proc Natl Acad Sci USA, 1991, 88:2297-2301
- [6] 郭兴明, 汤雨平. 基于小波变换和样本熵的心音识别研究[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(12):4555-4557
- [7] 王新沛, 杨静. 基于样本熵快速算法的心音信号动力学分析[J]. 振动与冲击, 2010, 29(11):115-118
- [8] JOSHUA S. RICHMAN. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. Physiol Heart Circ Physiol, 2000, 278:2039-2049
- [9] 艾玲梅, 李营. HHT方法在不同思维作业脑电信号分析中的应用[J]. 计算机应用, 2008, 28(12):3091-3094