

文章编号: 1000-5013(2010)04-0392-04

近似熵在大鼠状态识别中的应用

李永强, 逯鹏, 王治忠

(郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 以大鼠作为实验动物, 采用近似熵的方法, 分析大鼠初级视觉皮层的自发脑电信号, 从而判别大鼠安静、睡眠和活动 3 种状态. 实验结果表明, 采用近似熵算法, 使用较短的数据就能对大鼠的状态进行有效识别, 减少了冗余的计算量, 解决在复杂隐蔽环境中对大鼠状态的识别问题.

关键词: 自发脑电信号; 近似熵; 状态识别; 大鼠; 初级视觉皮层

中图分类号: TP 301.6; TP 391.4

文献标识码: A

如何在复杂隐蔽的环境下快速准确地判别出生物体的状态, 进而发出指令对生物体进行控制, 是生物机器人研究的重要问题之一^[1-2]. 对生物体的状态进行识别的最有效方法是研究生物的脑电(EEG)信号. EEG 信号是生物中枢神经系统自发产生的生物电活动, 携带着有关中枢神经系统状态和变化的信息. 因此, 如果能够正确地描述信号的特性及变化, 则可以由 EEG 信号来识别生物体在人类视觉观察不到的环境中所处的状态. 近年来, 非线性动力学分析方法被应用于脑电信号的研究中, 取得良好的效果, 拥有广阔的发展前景. 但这些常用的非线性指标如分形维、Lyapunov 指数^[3]等, 要求数据序列足够长才能得到可靠的结果. 由于脑电信号的极度非平稳性, 测量时间稍长则系统的动力学参数就可能发生实质性的改变. 1991 年, Pincus^[4,5]提出的一种度量序列的复杂性和统计量化的非线性动力学参数, 是一种不需要进行粗粒化的脑电复杂性测度分析方法. 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. 与其他非线性动力学参数相比, 具有所需数据长度短的特点, 且具有一定的抗噪能力^[6,7]. 基于此, 本文将近似熵方法应用到大鼠状态的判别中.

1 实验方法

取一只体质量为 300~400 g 的清洁级 SD(Sprague-Dawley) 大鼠作为实验样本进行麻醉, 麻醉深度以用指掐大鼠后肢无敏感反应为度. 然后, 对其进行手术, 将多通道微电极植入鼠大脑的初级视觉皮层. 微电极位置确定后, 等待几分钟, 用牙科水泥将其固定.

除初级视觉皮层植入微电极外, 还另外选取对侧脑区的硬脑膜处作为地电极和参考电极. 待所有电极植入完毕后, 用牙科水泥固定并封牢. 手术后立即肌肉注射 8 万剂量的青霉素钠, 连续注射 3 d, 恢复 2~3 d 再进行信号采集.

2 信号采集

大鼠自由进食、进水, 在光、暗周期均为 12 h(光照时间 06:00~18:00) 条件下饲养, 手术后 3 d 记录脑电波. 试验时, 将术后恢复的大鼠放入行为箱中, 把神经信号采集系统连接到大鼠头上的微电极接口上, 分别在安静、睡眠、活动状态下记录两通道脑电图. 其中: 第 1 通道为眼电; 第 2 通道为肌电.

记录信号经微电极放大器输入到示波器, RM 6240CD 型生物电信号采集和处理系统(四川成都仪

收稿日期: 2009-10-21

通信作者: 逯鹏(1975), 男, 讲师, 博士, 主要从事智能信息过程与信号检测的研究. E-mail: lupeng@zzu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60841004)

©1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

器厂). 采样频率为 15 kHz, 滤波常数为 10 Hz, 时间常数为 0.2 s, 不同状态下大鼠初级视觉皮层脑电图, 如图 1 所示.

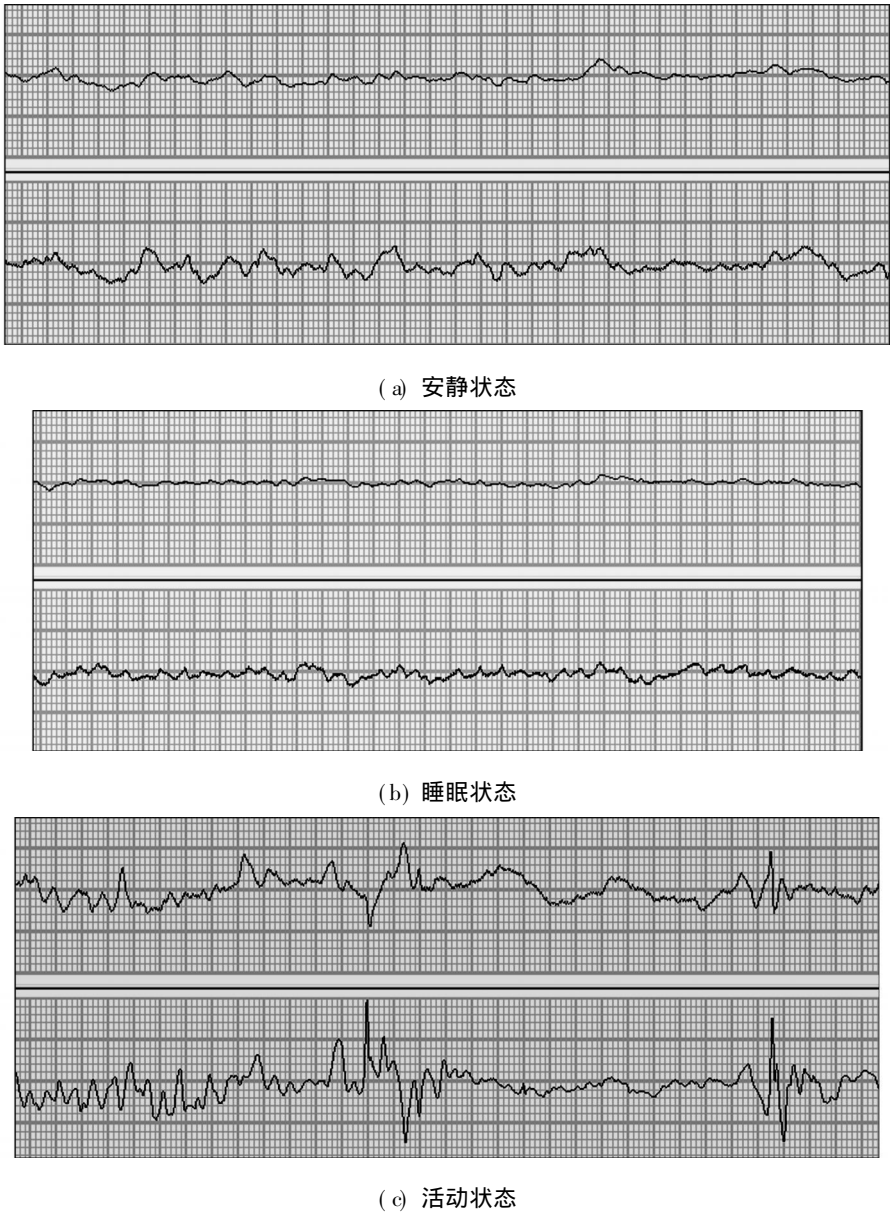


图 1 不同状态下大鼠初级视觉皮层脑电图

Fig. 1 EEG of different state in the rat's primary visual cortex

3 信号除噪

大鼠初级视觉皮层自发脑电信号的干扰, 主要包括肌电干扰、工频干扰、电极噪声和基线漂移等. 肌电干扰一般为高频噪声, 在 100 Hz 左右; 工频干扰及其谐波所在的频段为 50 Hz 或其整数倍. 这两个干扰源与自发电位所处的低频段相距较远, 较易滤除. 电极噪声和基线漂移属于低频干扰, 成为预处理中的重要处理对象.

实验采用小波变换法对采集到的数据进行除噪^[8-9]. 由于小波变换法是借助于小波变换的多尺度特征, 在不同尺度下进行信号的处理, 可以很好地对噪声进行滤除处理. 采用文[8]的方法对第 1 通道活动状态下的大鼠 EEG 信号进行除噪. 对记录的 EEG 信号进行小波分解, 结果如图 2 所示. 图 2 中: $a_1 \sim a_8$ 为各尺度下的逼近信号; $d_1 \sim d_8$ 为各尺度下的细节层信号.

从图 2 中可以看出, 第 8 层逼近信号和细节层信号集中了大量的低频噪声. 在小波重构时, 将第 8 层的低频系数置零, 滤掉基线漂移和电极噪声. 滤除低频噪声和工频干扰的处理结果, 如图 3 所示.

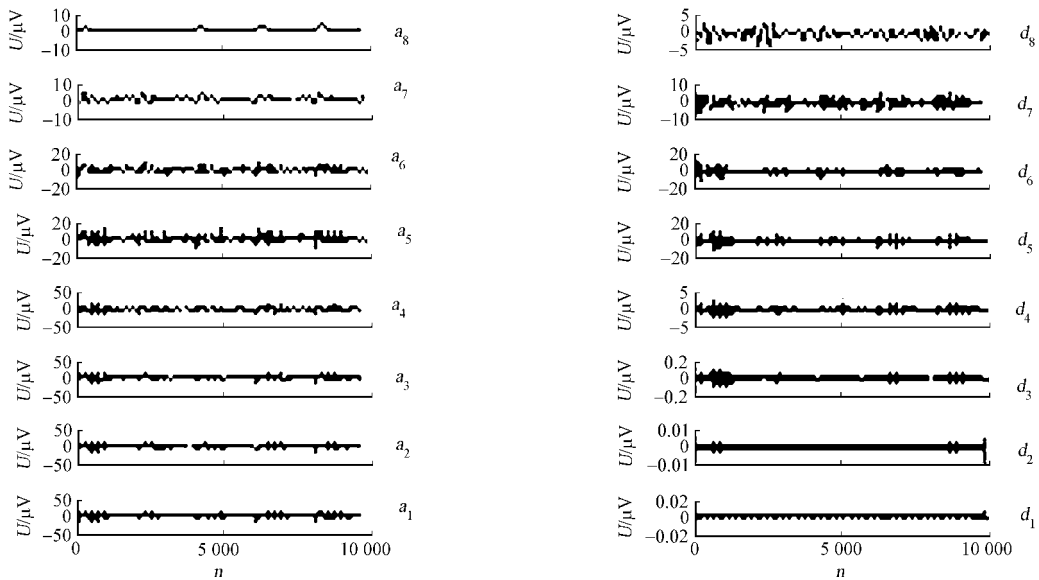


图 2 细节层和逼近信号波形图

Fig. 2 Oscillogram of details of the layer and the approximation signal

4 脑电信号的近似熵分析

采用近似熵方法,分析大鼠初级视觉皮层自发脑电信号. 近似熵的计算选用洪波等^[10]的近似熵快速算法. 其中: $m=2$, $r=0.2$ (标准差). 在实验中分别对大鼠在安静、睡眠、活动 3 种状态下进行分析, 每种状态的自发脑电信号分成 10 段, 每段 2 s, 采样频率为 1 000 Hz, 故每段数据长度为 2 000 点. 两个通道 10 段数据的近似熵曲线, 如图 4 所示. 其中: 横坐标为 10 个时间段; 纵坐标为不同时间段近似熵 (E_{Ap}) 值; A, P, S 分别为活动、安静、睡眠 3 种状态.

EEG 信号是中枢神经系统自发产生的生物电活动, 携带着重要的有关中枢神经系统状态和变化的信息. 因此, 大鼠状态的变化必然引起 EEG 信号的变化, 从而表现为脑电复杂度的变化^[6].

从图 4 中可以看出, 当大鼠处于不同状态时会表现出不同的 EEG 信号, 不同状态下近似熵值有明显的差别. 大鼠处于安静状态时, 神经元细胞的活动受到抑制, 表现为脑电信号的复杂度低, 近似熵值也比较小; 大鼠处于睡眠状态时, 神经元细胞的活动同样受到抑制, 脑区各区域趋向同步化, 所有神经元活动是同步的, 近似熵值较低; 大鼠处于活动状态时, 会出现频率比较高的自发脑电信号, 神经元细胞电活动加剧, 表现为脑电信号复杂度升高, 近似熵值增大.

根据分析结果对大鼠的状态进行预测. 当近似熵值在 0.020~ 0.060 之间时, 可近似认为大鼠处于睡眠状态; 当近似熵值在 0.060~ 0.100 之间时, 可近似认为大鼠处于安静状态; 当近似熵值在 0.100 以上时, 可近似认为大鼠处于活动状态.

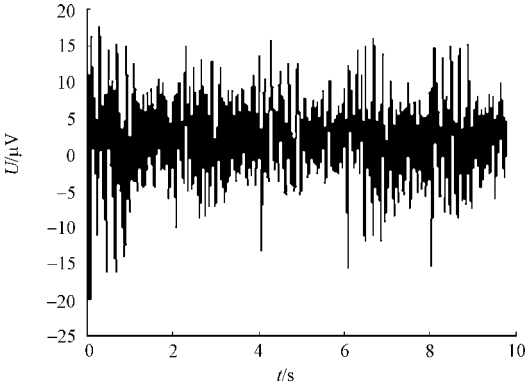


图 3 滤除基线漂移和工频噪声后的信号图

Fig. 3 EEG of filter baseline drift and frequency noise

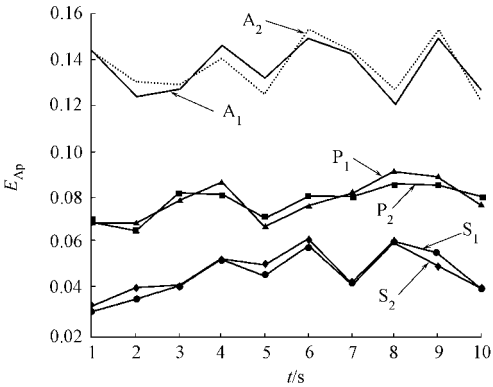


图 4 大鼠初级视觉皮层自发脑电信号的近似熵曲线

Fig. 4 EEG ApEn curve in the rat's primary visual cortex

5 验证

为了验证预测结果的正确性, 对多组数据进行近似熵检测. 检测 200 组数据得到检测结果和实际状态对比, 如表 1 所示. 从表 1 可以得出, 活动状态下检测误差较小, 能很好地识别出大鼠的状态; 而安静和睡眠状态下检测误差相对较大. 这是由于大鼠在安静和睡眠时都处于休息, 脑电信号有很多相似处, 所以有时候这两种状态不容易区分. 此外, 自发脑电信号受思维和外部环境的影响较大, 故所计算出的近似熵值会有一些误差.

表 1 检测结果与实际状态对比

Tab.1 Test results compared with the actual state

状态	检测结果/组	实际状态/组	误差/ %
安静	78	71	9. 859
睡眠	64	69	7. 246
活动	58	60	3. 333

6 结束语

大量数据检测分析表明, 用近似熵方法对生物体的状态进行识别是有效的. 用近似熵对大鼠的状态进行判别, 具有直观和快速的优点, 对生物机器人技术的发展有一定的推动作用. 近似熵方法在啮齿类哺乳动物中的应用效果较好, 后续工作是在其他生物体中进行进一步的检测验证.

参考文献:

[1] LEMONICK M D. Send in the roborats[N]. Time, 2002-03-05

[2] MEEK J. Live rats driven by remote control[N]. The Guardian, 2002-05-02.

[3] IASEMIDIS L D,SHIAU D S,SACKELLARES J C,et al. Dynamical resetting of the human brain at epileptic seizures: Application of nonlinear dynamics and global optimization techniques[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004, 51(3) : 493-506.

[4] PINCUS S M. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. Proc National Aeademy Sciences, 1991, 88(6) : 2297-2301.

[5] PINCUS S M,GOLDBERGER A L.Physiological time-series analysis: What dose regularity quantify? [J]. American Journal of Physiology, 1994, 266(4) : H 1643- H1656

[6] 白冬梅, 邱天爽, 陈艳霞. 近似熵在缺氧性脑损伤检测中的应用研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2006, 25(3) : 361-364.

[7] 白冬梅, 邱天爽, 李小兵. 样本熵及在脑电癫痫检测中的应用[J]. 生物医学工程学杂志, 2007, 24(1) : 200-205.

[8] DONOHO D L. Denoising by soft-thresholding[J]. IEEE Trnas on IT, 1995, 41(3) : 617-627.

[9] 王巧兰, 季忠. 基于小波变换的脑电噪声消除方法[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 2005, 28(7) : 15-17.

[10] 洪波, 唐庆玉. 近似熵、互近似熵的性质、快速算法及其在脑电与认知研究中的初步应用[J]. 信号处理, 1999, 15(2) : 100-108.

Application of Approximate Entropy in Rats’ State Recognition

LI Yong-qiang, LU Peng, WANG Zhi-zhong

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: With rats as experimental animals, using the approximate entropy method to analyze the spontaneous electroencephalogram (EEG) of the rats in primary visual cortex, thus distinguishing rats’ states which are in quietude, sleep and activity. Experimental results show that using approximate entropy algorithm will be able to identify the state of rats effectively and reduce redundant computation just use the shorter data, as well as to solve the problem of rats’ state identification that hidden in a complex environment.

Keywords: spontaneous electroencephalogram; approximate entropy; state recognition; rat; primary visual cortex

(责任编辑: 黄仲一 英文审校: 吴逢铁)