

参赛密码 _____

(由组委会填写)

第十一届华为杯全国研究生数学建模竞赛

学 校 南京信息工程大学

参赛队号 10300065

队员姓名	1.	邓健康
	2.	王冠皓
	3.	项磊

参赛密码 _____

(由组委会填写)



第十一届华为杯全国研究生数学建模竞赛

题目 基于 ICA 的小鼠视觉感受区电位信号(LFP)与
视觉刺激之间的关系研究

摘 要:

本文主要的工作在于建立脑电波与行为之间的关系模型,研究视觉感受区电位信号(LFP)与视觉刺激之间的关系,原题的五个问题可以归纳成如下两个关键问题:

关于呼吸曲线与脑电波的关系问题:首先通过寻找局部极值的方法对呼吸曲线进行周期性的拟合,得到小鼠呼吸曲线图;然后基于视觉区域脑电波的自相关图和频谱图得到脑电波信号的周期节律;并进一步运用互相关的方法判定脑电波的周期节律和呼吸之间存在着非线性关系,具体表现为抑制的相互作用。关系表如下:

	睡眠状态	清醒状态(无视觉刺激)	清醒状态(有视觉刺激)
小鼠脑电波主频/Hz	0.5188	0.2747	0.3967
呼吸频率/Hz	1.7	2.2	2.5

睡眠状态下,脑电波的主要频率受呼吸等生理影响比较大,LFP1~LFP5表现基本一致,主要频率均为0.5188Hz;在清醒状态(无视觉刺激)下,脑电波的主要频率受呼吸的影响较小,仅LFP3~LFP5保持周期节律,LFP1和LFP2受到外界环境等视觉刺激的影响较大;在清醒状态(有视觉刺激)下,外界环境刺激变大,脑电波的主频

变大，同时呼吸等生理因素也受到相应的影响，因此在后面分析视觉刺激影响时，应去除呼吸对脑电波的影响。

关于脑电波分离问题：结合小鼠脑电波信号，采用独立成分分析（ICA）的方法，对去噪预处理后的脑电波信号进行独立成分分析，得到脑电波信号的独立成分 X' 和混合矩阵 W ，将每一个独立成分 X'_i 分别与呼吸脑电波拟合信号 B 进行互相关分析，找到与呼吸脑电波信号最相关的独立成分 X'_b ，然后结合混合矩阵 W ，通过 $W^{-1} * X'_b$ 得到与呼吸相关的脑电波信号 X_B 。结论如下：

在睡眠状态下，小鼠脑电波信号特征表现为 LFP1~LFP5 都体现出与呼吸的关联性，对所有的脑电波信号 $X = [X_1, X_2, X_3, X_4, X_5]$ 进行 ICA 分解得到 X' ，从中找到与呼吸相关最大的独立脑电波信号 X'_b ，再采用 ICA 混合矩阵的逆分离出与呼吸相关的脑电波信号。

在清醒状态（无视觉刺激）下，小鼠脑电波信号特征表现为 LFP3~LFP5 体现出很强的周期节律，而 LFP1 和 LFP2 受外界环境的影响较大，其中与呼吸相关的脑电波成分被完全掩盖，因此在这一状态下，运用 $X = [X_3, X_4, X_5]$ 作为源信号，进行 ICA 分解和脑电波信号的分离，得到与呼吸相关的脑电波信号。

在清醒状态（有视觉刺激）下，首先运用上述模型对呼吸脑电波进行分离，然后分离与视觉相关的脑电波信号：

(1)采用 Dmeyer 小波对原始脑电波信号进行去噪处理，然后运用 ICA 对去噪的信号进行独立分析，找到与呼吸最相关的独立成分 X'_2 ，然后设置独立成分 $X' = [X'_1, 0, X'_3, X'_4, X'_5]$ ，再运用 ICA 混合矩阵的逆去除与呼吸相关的脑电波信号。

(2)分段截取视觉刺激对应位置的脑电波信号，完成脑电波信号与 Checkboard 视觉刺激的对齐。结合互相关方法进行分析论证，得出结论，LFP1 的脑电波信号与 Checkboard 视觉刺激相关性很强，并且刺激存在一定的时延，约为 0.07~0.08 秒，不同的 Checkboard 对脑电波的影响有很大差异，Checkboard1 对脑电波信号具有明显的抑制作用，而 Checkboard2 会促进脑电波，说明对于不同视觉模式的图像，产生的脑电波存在差异。

关键字： 脑电波，视觉感受区，独立成分分析（ICA），Checkboard 视觉刺激

基于 ICA 的小鼠视觉感受区电位信号(LFP)与 视觉刺激之间的关系研究

一、问题重述

脑电波 (Electroencephalogram, EEG) 来自于大脑内部, 一般认为大脑在活动时, 脑皮质细胞群之间就会形成电位差, 从而在大脑皮质的细胞外产生电流。它是脑神经细胞的电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映。而局部场电位 (Local Field Potential, LFP) 则反映来自神经元网络局部神经核团的活动状态, 它也是一种神经集合的协同行为。所以 LFP 信号是脑内某局部大量神经元树突电位和的综合反映。

LFP 可能与大脑对行为的控制有关, 如呼吸及视觉刺激等。对应于不同行为或思维的脑电波, 我们称之为脑电波成份。事实上, 当一个人面对一个物品或需要拿起一个物品时, 我们希望知道对应脑电波的反应, 即该脑电波成份。该工作具有深远意义, 如果能分离出与行为相关联的脑电波, 将有助于对大脑疾病的诊断及脑中风病人的生活自理。由于人的大脑非常复杂, 研究人的思维也相对困难。为了容易建立脑电波与行为之间的关系模型, 这里我们选取的研究对象为小白鼠。

为了研究视觉刺激对 LFP 的影响。在记录视觉感受区局部电位的同时, 动物的眼睛给了视觉刺激。该刺激是通过配对出现的 Checkboard 产生的, 开关的相隔时间是随机的 (在小鼠的眼前放置一个 Checkboard, 随机地打开或关闭)。

根据上述条件, 赛题的 5 个问题可以归纳为以下两个关键点:

关键点 1. 呼吸与脑电波的关系:

- A. 分别在睡眠状态和清醒无视觉刺激状态下, 通过分析呼吸的机理, 结合呼吸曲线, 建立数学模型反映小鼠与呼吸相关联的脑电波; (用于回答原问题 1)
- B. 通过分析所给的视觉感受区的局部电位数据, 论证小鼠脑电波的周期节律; (用于回答原问题 2,3)
- C. 分析小鼠脑电波的周期性节律和呼吸之间的关联性; (用于回答原问题 2,3)

关键点 2. 脑电波分离:

- A. 建立脑电波的分离模型, 分别在睡眠和清醒状态下分离与小鼠呼吸相关联的脑电波 (用于回答原问题 4);
- B. 结合视觉刺激曲线和呼吸的脑电波, 分析二者功率谱关系, 在此基础上分离出与视觉刺激相关的脑电波, 并进一步说明脑电波成分是否包含图形形状因素。(用于回答原问题 5)。

二、基本假设和符号约定

2.1 基本假设

- 1、源信号都是零均值的实随机变量,且在任意时刻均相互统计独立
- 2、源信号数应小于或等于观测信号数
- 3、除了一些生理噪声外,各传感器引入的噪声很小,可以忽略不计
- 4、对各源信号的概率分布函数略有一些先验知识,比如呼吸曲线和视觉刺激曲线

2.2 符号约定

符号	含义
$X(t)$	原始信号,脑电波信号
t	信号采样时间
$f(t)$	信号函数
R_f	自相关函数
LFP	局部场电位
$B(t)$	呼吸信号
W	ICA 分解混合矩阵
$S(t)$	ICA 分解后独立成分信号
x_i	ICA 观测数据
$n(t)$	噪声信号
$(f \star g)$	互相关
$\text{Cov}(X,Y)$	协方差

三、呼吸与脑电波的关系

3.1 建立与呼吸相关联的脑电波

3.1.1 问题分析

呼吸信号是通过热敏电极在鼻子附近记录的,主要表现是呼气时温度升高(曲线下降)。仅波峰和波谷点有生理意义,分别代表吸气和呼气末。因为是间接记录呼吸,因此只能用曲线的峰或谷的时间点标记呼吸时程(吸气相或呼气相),曲线具体幅度等没什么价值。

3.1.2 平滑预处理

在振动测试过程中,由于各种干扰的存在,使得测试系统采集到的数据偏离其真实

数值。因此在信号分析前需要对所采的数据进行预处理,以提高数据的可靠性和真实性,并检查信号的随机性,以便正确地选择分析处理方法。预处理工作主要包括这几个方面:一是采样数据的标定变换;二是消除多项式均势项;三是对原始数据进行适当的平滑处理。

通过数据采集器采样得到的振动信号数据往往有噪声信号。噪声信号除了有 50 Hz 的工频及其倍频程等周期性的干扰信号外,还有不规则的随机干扰信号,由于随机干扰信号的频带较宽,有时高频成分所占的比例还很大,使得采集离散数据绘成的振动曲线上呈许多毛刺,很不光滑,为了消弱干扰信号的影响,提高振动曲线光滑度,常常需要对采样数据进行平滑处理。本文采用五点三次平滑法对脑电波进行平滑处理,实验结果表明,这种处理仅需要较少的平滑次数,就能达到显著平滑效果,既剔除原信号中的高频噪声信号,保证了有效成分。五点三次平滑法计算公式为:

$$\begin{cases} y_1 = \frac{1}{70} [69x_1 + 4(x_2 + x_4) - 6x_3 - x_5] \\ y_2 = \frac{1}{35} [2(x_1 + x_5) + 27x_2 + 12x_3 - 8x_4] \\ y_i = \frac{1}{35} [-3(x_{i-2} + x_{i+2}) + 12(x_{i-1} + x_{i+1}) + 17x_i] \\ y_{m-1} = \frac{1}{35} [2(x_{m-4} + x_m) - 8x_{m-3} + 12x_{m-2} + 27x_{m-1}] \\ y_m = \frac{1}{70} [-x_{m-4} + 4(x_{m-3} + x_{m-1}) - 6x_{m-2} + 69x_m] \end{cases} \quad (3.1)$$

3.1.3 模型建立

这里我们假设呼吸曲线是周期函数,另外呼吸曲线的幅值没有任何物理意义,所以我们首先去除幅值影响,找到呼吸曲线的局部极致,然后运用周期函数对呼吸曲线进行拟合。

3.1.4 模型求解与结果分析

a、睡眠状态下

根据原始呼吸曲线,结合模型假设的第 4 条,我们假设呼吸曲线应该是一个非常规律的周期曲线,且其幅值对我们的模型没有任何物理意义的影响,为了找到这个周期呼吸曲线,我们运用频谱分析的方法,呼吸曲线的频谱图如图 3.1 所示,

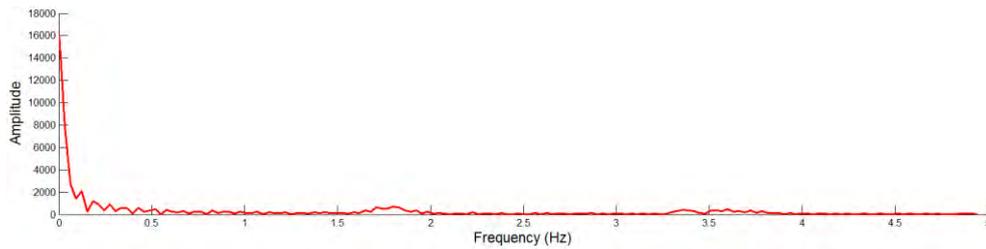


图 3.1 原始呼吸曲线频谱图

从图中我们发现由于测量设备或者噪声的影响，原本应呈现周期的函数在这里完全没有了原本的规律，只在大概 1.5Hz 到 2Hz 之间有一个小的高峰。所以我们首先找到原始呼吸曲线的局部极致，如图 3.2 所示：

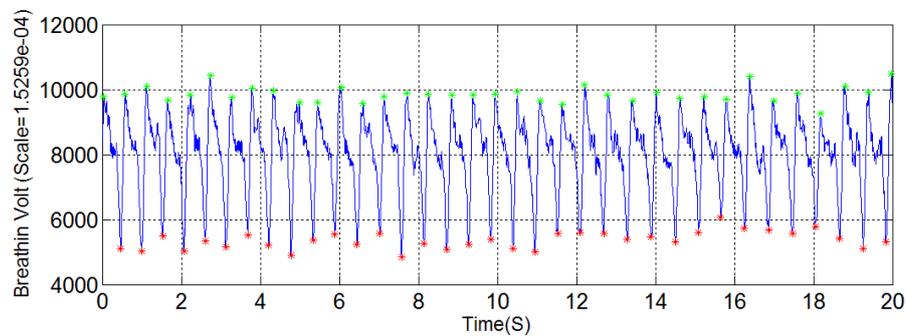


图 3.2 寻找呼吸曲线的局部极值

然后将幅值大小设定为一个特定的值，以此去除幅值大小的影响，得到处理后曲线的频谱图如图 3.3 所示，

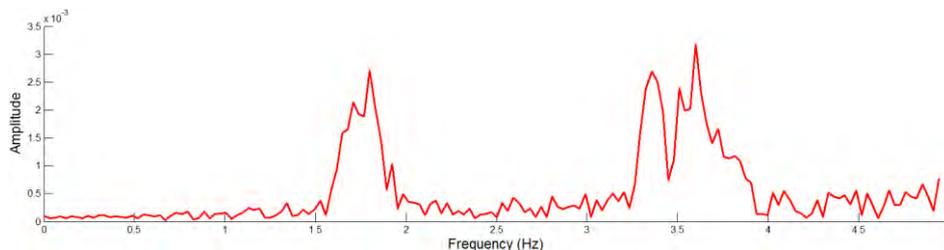


图 3.3 去除幅值影响后的频谱图

根据预处理后的频谱图我们发现，原始呼吸曲线的呼吸频率大概应该还是比较小的那个值，即 1.75Hz 处，然后运用周期函数去拟合已经去除幅值的曲线，得到呼吸曲线的建模曲线，如图 3.4 所示：

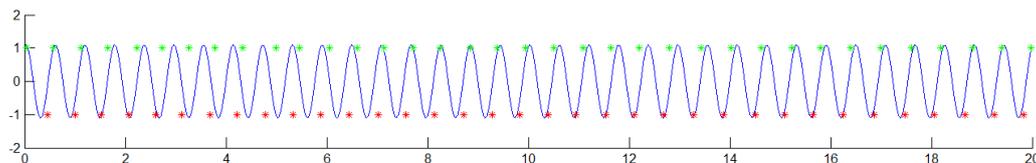


图 3.4 建模得到的呼吸拟合曲线

我们就把这个没有了幅值影响的周期函数曲线作为原始呼吸曲线的脑电波模型，其频谱图如图 3.5 所示，可以看到睡眠状态下，呼吸曲线是频率大小为 1.75Hz 的周期

曲线。

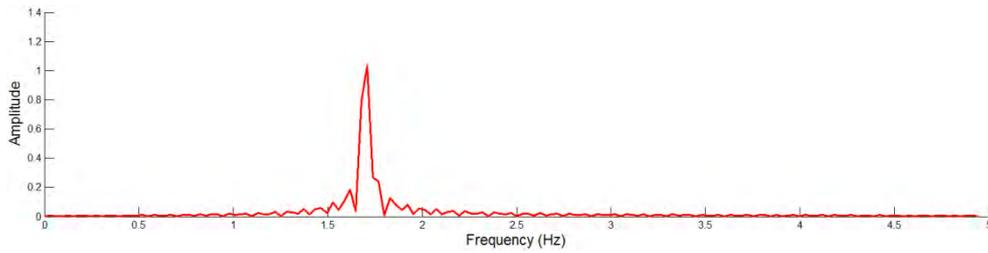


图 3.5 建模后的呼吸曲线的频谱图

频率大小为 1.75Hz，即睡眠状态下每秒钟呼吸约 1.75 次。

b、清醒状态下（无视觉刺激）

运用同样的方法，对清醒状态（无视觉刺激）下的呼吸曲线进行模型建立，呼吸曲线的频谱图如图 3.6 所示：

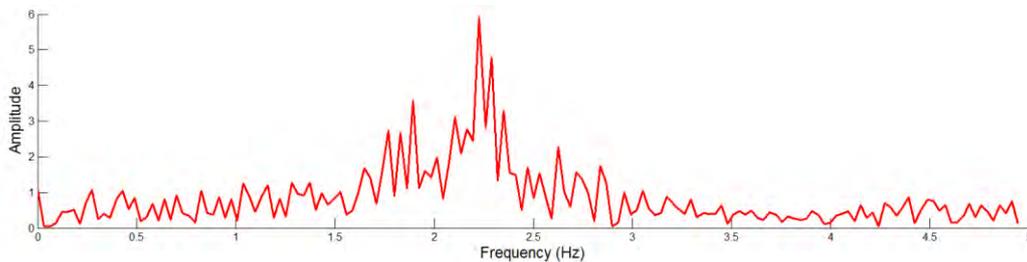


图 3.6 原始呼吸曲线频谱图

从图 3.6 的呼吸曲线频谱图可以看出，去除噪声等外在因素的影响，清醒状态（无视觉刺激）下的呼吸曲线有很强的周期性，且这个周期性并没有被大部分的噪声所掩盖，说明清醒状态下呼吸强度加强了，针对此频谱图我们运用去噪的方法对原始呼吸信号图进行处理，但是，我们发现这个噪声并没有一定的范围，我们尝试了很多种办法都无法将这个噪声有效地去除，所以最终我们还是决定运用跟上题同样的拟合方法寻找呼吸曲线的脑电波模型图。

如图 3.7 所示是清醒状态下呼吸曲线的局部极致示意图：

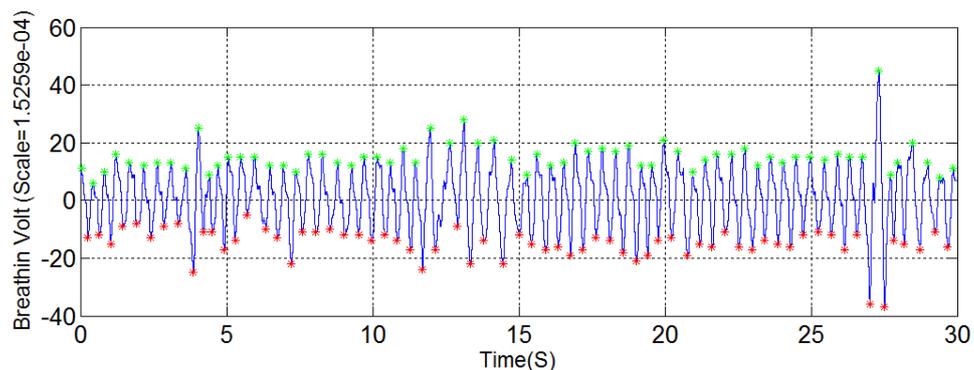


图 3.7 寻找呼吸曲线的局部极值

将局部极值全部设定为一特定的值，得到新的呼吸曲线的频谱图如图 3.8 所示

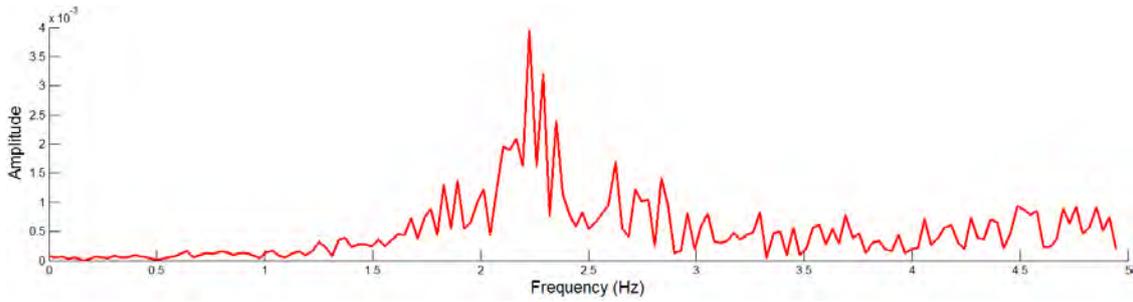


图 3.8 去除幅值影响后的频谱图

运用周期函数去拟合已经去除幅值的曲线，得到呼吸曲线的建模曲线，如图 3.9 所示，即为清醒状态下（无视觉刺激）的与呼吸相关的脑电波建模信号图形。

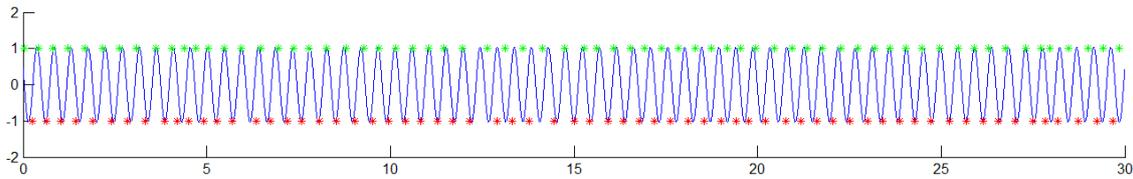


图 3.9 建模得到的呼吸曲线的脑电波信号图

我们就把这个没有了幅值影响的周期函数曲线作为原始呼吸曲线模型，其频谱图如图 3.10 所示，可以看到在清醒状态（无视觉刺激）下，呼吸曲线是频率大小为 2.20Hz 的周期曲线。

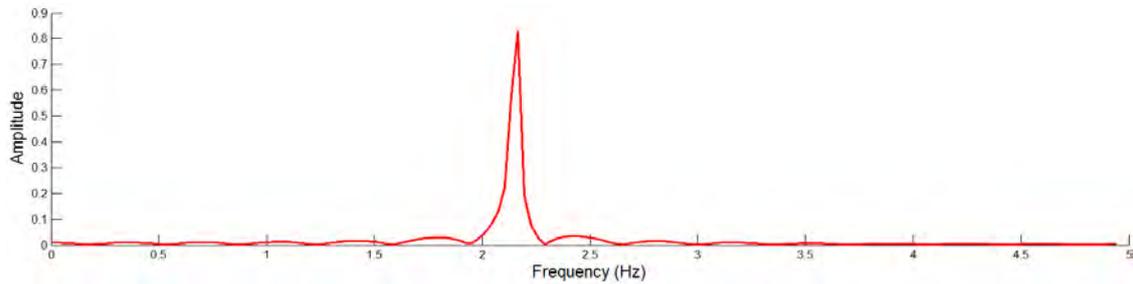


图 3.10 建模后的呼吸曲线的频谱图

频率大小为 2.20Hz，即清醒状态（无视觉刺激）下每秒钟呼吸约 2.2 次。

c、清醒状态下（有视觉刺激）

运用如上所示的方法，建立模型，拟合在清醒状态下（有视觉刺激）的描述呼吸的曲线信号图如图 3.11 所示，其对应的频谱曲线如图 3.12 所示。

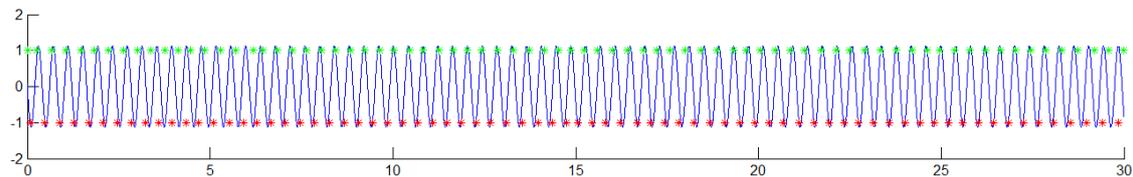


图 3.11 建模得到的呼吸曲线图

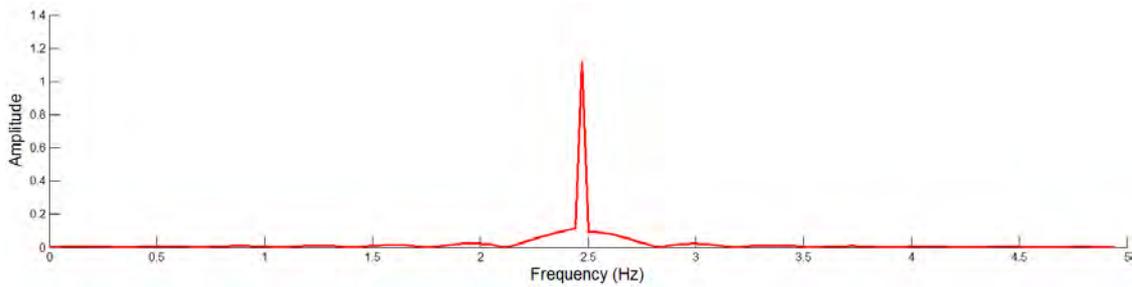


图 3.12 建模后的呼吸曲线的频谱图

由频谱图可以看出，在清醒状态（有视觉刺激）下，呼吸曲线的频率大小为 2.49Hz，即清醒状态下（有视觉刺激），小鼠每秒钟呼吸约 2.49 次。

3.2 小鼠脑电波的周期节律分析

3.2.1 问题分析

分析信号的周期节律，通常运用自相关函数和频谱分析的方法，自相关函数是描述随机信号 $X(t)$ 在任意两个不同时刻 t_1 , t_2 的取值之间的相关程度。在统计学中的定义：自相关函数就是将一个有序的随机变量序列与其自身作比较。每个不存在相位差的序列，都与其自身相似，即在此情况下，自相关函数值最大。在信号分析当中通常将自相关函数称之为自协方差方程，用来描述信息在不同时间的信息函数值的相关性。

3.2.2 模型建立

设原函数是 $X(t)$ ，则自相关函数定义为：

$$R_f(\tau) = X(\tau) * X(-\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t+\tau)f^*(t) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)f^*(t-\tau) dt \quad (3.2)$$

其中*表示卷积， $(\cdot)^*$ 表示取共轭。

3.2.3 模型求解和结果分析

a、睡眠状态下

读取数据，运用自相关函数对采集的脑电波数据分别求其自相关性，如图 3.13 所示，各局部脑电波数据的自相关性用不同的颜色标记：

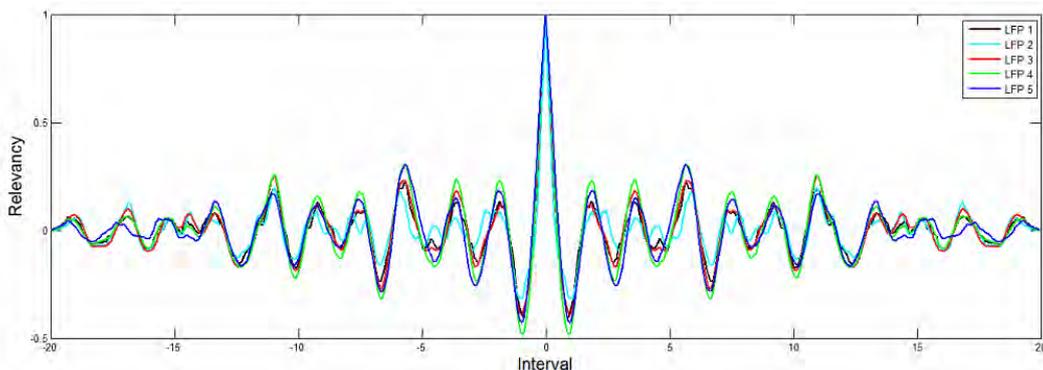


图 3.13 睡眠状态自相关曲线图

从图中可以看出，睡眠状态下，LFP1~LFP5 均有很强的自相关性，这也进一步说明睡眠状态下，小鼠脑电信号具有很强的周期性节律。为了找到这个周期节律的定量数据信息，我们运用频谱分析法，如图 3.14 所示的睡眠状态的频谱图：

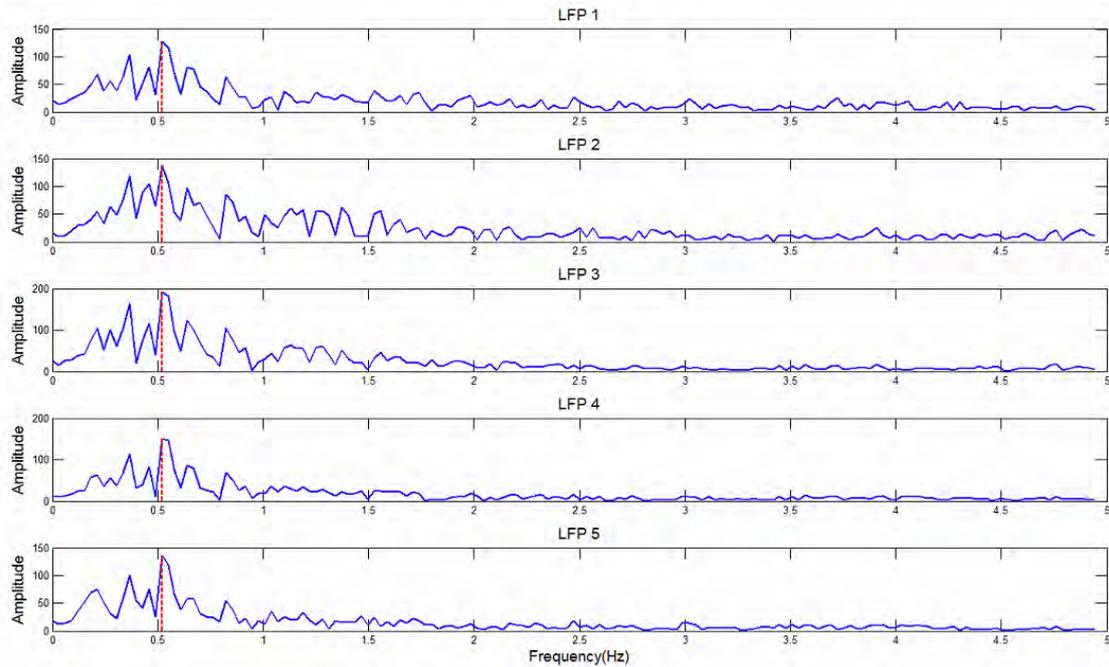


图 3.14 睡眠状态频谱图

由频谱图可以看出，在睡眠状态下，小鼠脑电信号的峰值出现的位置分别为：

脑电波	LFP1	LFP2	LFP3	LFP4	LFP5
频谱/Hz	0.5188	0.5188	0.5188	0.5188	0.5188

由此看见，在 0.5188Hz 左右达到最大值，而且 5 条数据具有很强一致性，这进一步说明在这样的状态下，小鼠的脑电信号具有很强的周期节律，能量最强的频率为 0.5188Hz，说明在睡眠状态下，小鼠的脑电波主要频率大小就是 0.5188Hz。

b、清醒状态下（无视觉刺激）

读取数据，运用自相关函数对采集的脑电波数据分别求其自相关性，如图 3.15 所示：

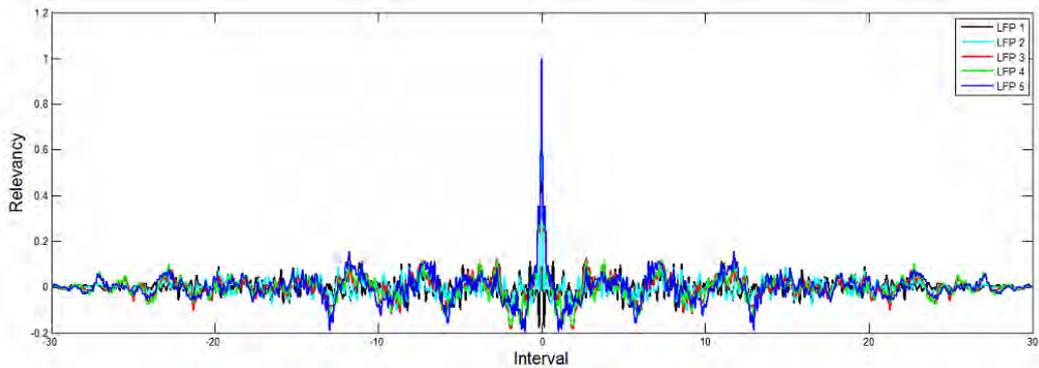


图 3.15 清醒状态下（无视觉刺激）自相关曲线图

从图中可以看出，清醒状态下（无视觉刺激）小鼠脑电波信号具有很强的周期节律，进一步分析脑电波信号的频谱图，如图 3.16 所示：

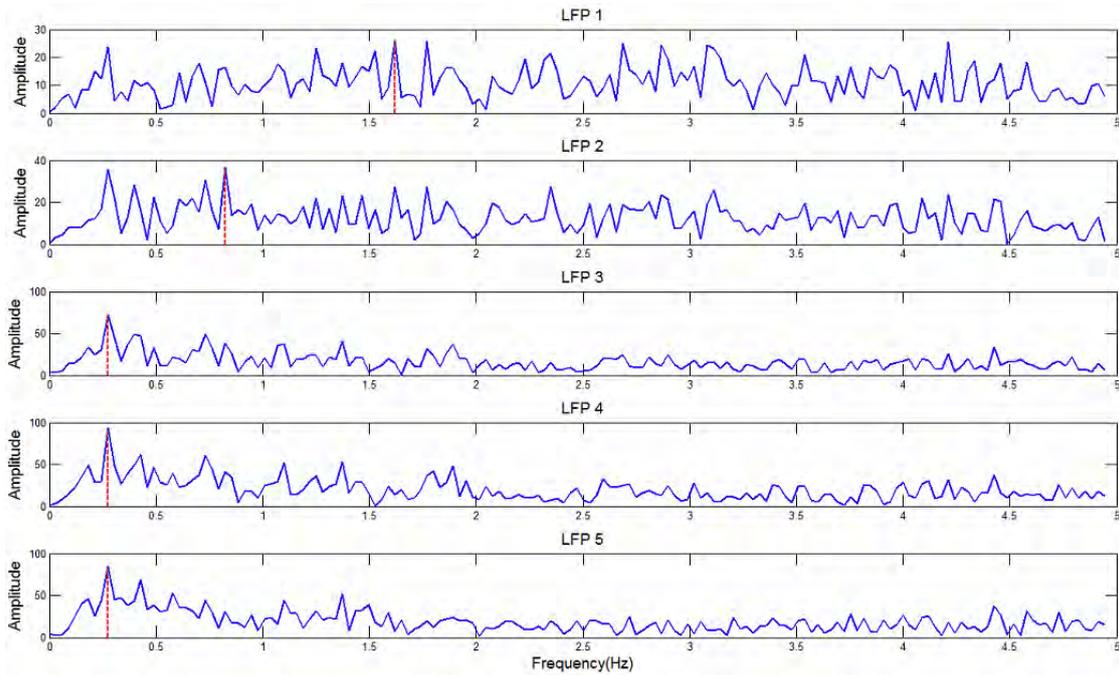


图 3.16 清醒状态下（无视觉刺激）频谱图

由频谱图可以看出，在清醒状态（无视觉刺激）下，小鼠的脑电波信号的峰值出现的位置分别为：

脑电波	LFP1	LFP2	LFP3	LFP4	LFP5
频谱/Hz	1.6174	0.8240	0.2747	0.2747	0.2747

由以上表格发现，在清醒状态下（无视觉刺激），小鼠的脑电波 LFP3~LFP5 的信号在 0.2747Hz 达到最大值，与睡眠状态下相比，虽然 LFP3~LFP5 的频率变低了，但是他们仍然保持很高的一致性和周期节律，这说明对比于睡眠状态，在清醒状态下，受外界环境等影响较大的只是 LFP1 和 LFP2，小鼠的呼吸等生理特征仍然保持对原始脑电波信号的影响虽然仅仅表现在 LFP3~LFP5 不变，我们有很大的把握可以猜测，呼吸等生理特征仍然对 LFP1~LFP5 有影响，只是这个影响相对变小了，而体现在 LFP1 和 LFP2 上时，这个影响被外界环境等的影响大大地削弱，以致从脑电波信号图形上体现不出来，这一点对后面分析呼吸与脑电波之间的关系有很大的帮助，并且这个观点在最终的视觉影响脑电波中得到进一步证实。

c、清醒状态下（有视觉刺激）

基于以上两种状态的数据分析结果，这里给出在清醒状态且有视觉刺激下的小鼠脑电波频谱图，如图 3.17 所示，其脑电波频率峰值出现的位置如下：

脑电波	LFP1	LFP2	LFP3	LFP4	LFP5
频谱/Hz	3.0212	0.3967	0.3967	0.3967	0.3662

结合表格数据可以发现，在清醒状态下，虽然受到了视觉刺激，但我们发现 LFP2~LFP4 仍然保持很强的一致性和周期节律。

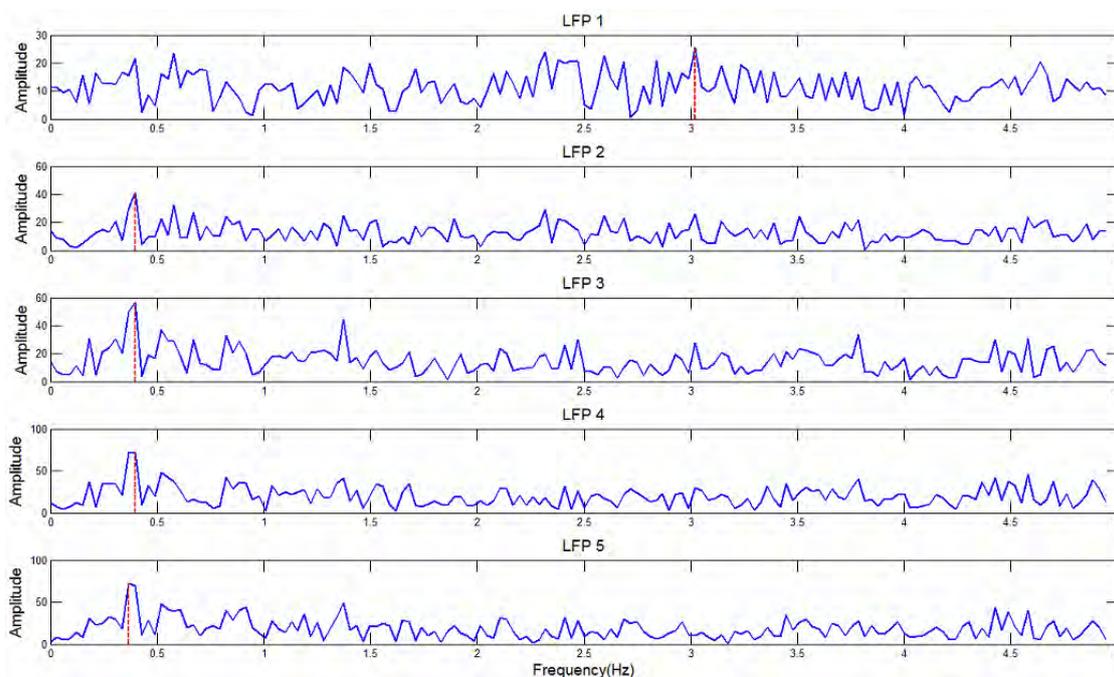


图 3.17 清醒状态下（有视觉刺激）频谱图

综合以上三种状态下小鼠脑电波的数据分析，我们发现，不管是在睡眠状态下，还是在清醒状态下（无视觉刺激），或者是在清醒的状态下（有视觉刺激），小鼠脑电波信号都具有很强的周期节律，只是在不同的状态下，受不同环境和刺激的影响，小鼠的脑电波周期频率值大小不一。而且我们还发现，不同的刺激或者不同的环境状态，有的仅仅影响小鼠脑电波的部分信号，这一点对后面的研究具有很大的作用。

3.3 小鼠脑电波的周期节律与呼吸之间的关联性

3.3.1 问题分析

结合以上两问的分析结果，建立小鼠呼吸曲线和脑电波曲线之间的互相关函数，运用互相关分析二者之间的联系。

同时我们发现在对原始脑电波信号进行处理的时候发现噪声的成分占有率很大，甚至出现我们想要的呼吸波形被淹没在噪声信号中，所以为了后面的相关性分析，我们运用带通滤波的方法找到小鼠脑电波中频率在主要频率周围的信号波，然后运用这个带通滤波的结果和呼吸信号波形之间建立互相关，评判相关性大小。

3.3.2 模型建立

在统计学中，互相关有时用来表示两个随机矢量 X 和 Y 之间的协方差 $cov(X,$

Y), 以与矢量 X 的“协方差”概念相区分, 矢量 X 的“协方差”是 X 的各标量成分之间的协方差矩阵。

在信号处理领域中, 互相关(有时也称为“互协方差”)是用来表示两个信号之间相似性的一个度量, 通常通过与已知信号比较用于寻找未知信号中的特性。互相关实质上类似于两个函数的卷积。在概率论和统计学中, 相关(Correlation, 或称相关系数或关联系数), 显示两个随机变量之间线性关系的强度和方向。在统计学中, 相关的意义是用来衡量两个变量相对于其相互独立的距离。最常用的是皮尔逊积矩相关系数。其定义是两个变量协方差除以两个变量的标准差(方差的平方根)。

对于离散函数 f_i 和 g_i 来说, 互相关定义为:

$$(f \star g)_i \equiv \sum_j f_j^* g_{i+j} \quad (3.3)$$

其中和在整个可能的整数 j 区域取和, \star 号表示复共轭。

对于连续信号 $f(x)$ 和 $g(x)$ 来说, 互相关定义为:

$$(f \star g)(x) \equiv \int f^*(t) g(x+t) dt \quad (3.4)$$

其中积分是在整个可能的 t 区域内积分。

互相关函数是描述随机信号 $x(t), y(t)$ 在任意两个不同时刻 t_1, t_2 的取值之间的相关程度,

互相关函数给出了在频域内两个信号是否相关的判断指标, 把两测点之间信号的互谱与各自的自谱联系起来。

对于相关系数的大小所表示的意义目前在统计学界尚不一致, 但通常按下表 3.1 的定义区分:

表 3.1 相关程度定义

相关系数	0.00-±0.30	±0.30-±0.50	±0.50-±0.80	±0.80-±1.00
相关程度	微相关	实相关	显著相关	高度相关

3.3.3 模型求解和结果分析

a、睡眠状态下

在 3.2 节中, 我们发现在睡眠状态下, 小鼠的脑电波信号具有很强的周期节律, 同时根据 3.1 节的数据拟合结果知道呼吸的模型是一个非常有规律的周期波形, 那么我们可以假设两者之间具有关联性, 为了验证其准确性, 我们运用小鼠脑电波信号 $X(t)$ 与呼吸的拟合信号 $B(t)$ 进行相减, 然后判断相减后的波形 $XB(t)$ 与原脑电波信号 $X(t)$ 之间是否有很强相关性, 如果有, 说明二者之间具有相关性, 如果没有, 则二者之间没有关联性。

如图 3.18 所示, 为 $XB(t)$ 与 $X(t)$ 的互相关曲线示意图, 由图可知, $XB(t)$ 与 $X(t)$ 之

间有很强的相关性，说明小鼠脑电波信号 $X(t)$ 和呼吸信号 $B(t)$ 之间具有关联性。

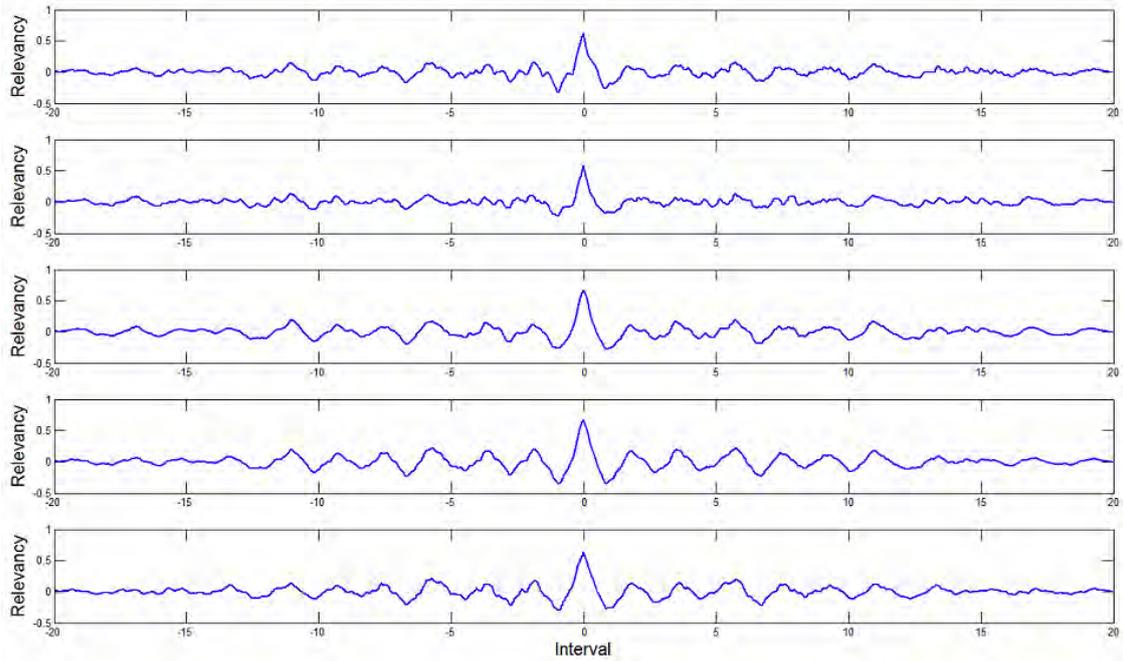


图 3.18 睡眠状态下 $XB(t)$ 与 $X(t)$ 互相关示意图

b、清醒状态下（无视觉刺激）

根据以上睡眠状态下的分析过程，运用同样的方法，示意图如图 3.19 所示

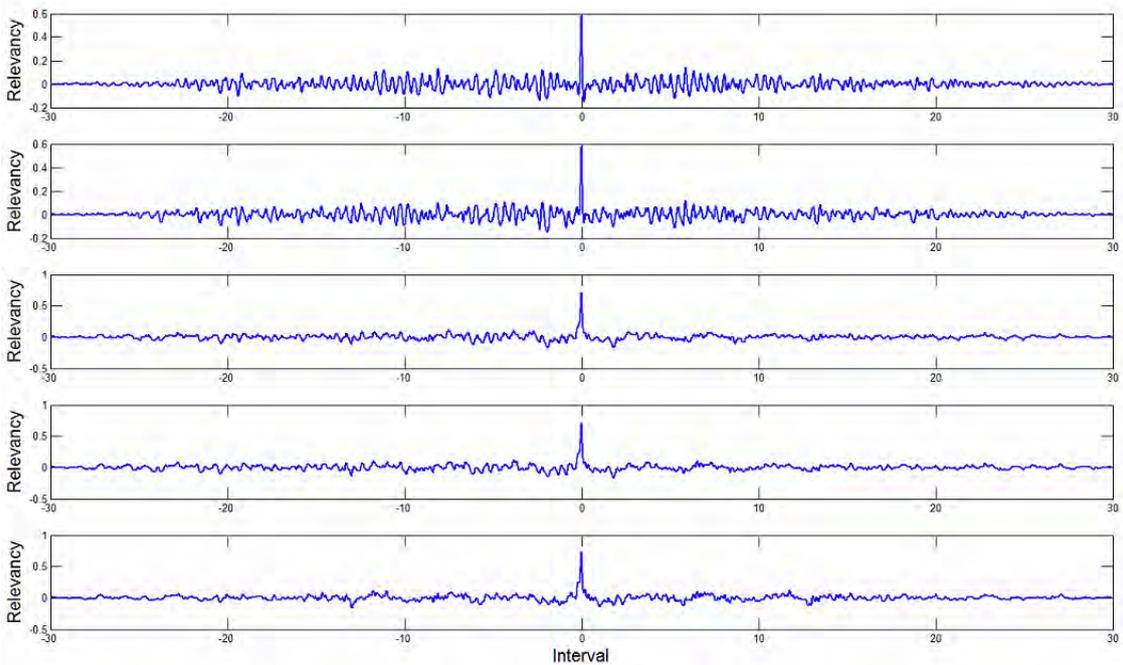


图 3.19 清醒状态下 $XB(t)$ 与 $X(t)$ 互相关示意图

如图 3.19 所示，清醒状态下， $XB(t)$ 与 $X(t)$ 的互相关曲线示意图，由图可知， $XB(t)$ 与 $X(t)$ 之间有很强的相关性，说明小鼠脑电波信号 $X(t)$ 和呼吸信号 $B(t)$ 之间具有关联

性。

综上所述，小鼠视觉感受区的电位信号的周期性节律与小鼠呼吸的周期性之间有一定的相关性，结合 3.1 和 3.2 节统计数据如下表 3.2:

表 3.2 各状态下脑电波和呼吸主频率

	睡眠状态	清醒状态（无视觉刺激）	清醒状态（有视觉刺激）
小鼠脑电波主频/Hz	0.5188	0.2747	0.3967
呼吸频率/Hz	1.7	2.2	2.5

从表 3.2 上数据可以看出，呼吸对脑电波有影响，在这里我们认为呼吸代表着大部分的生理特征，这些信号的周期变化对脑电波信号的主频产生抑制作用，即睡眠状态下小鼠脑电波主频比较高，但是呼吸频率较低，在清醒状态下，小鼠脑电波主频较低，呼吸频率较高，而且呈现抑制的关系，但从数据上可以看到并不是单纯的反函数关系。

四、脑电波分离

4.1 问题分析

脑电波信号是无数神经放电的混合，我们不可能也没有必要将单个神经放电分离出来。宏观意义上，控制某个特定行为或想法的脑电波是一系列众多神经放电的迭加。而我们测量所得到的脑电波信号又是由许许多多构成不同想法和控制行为的脑信号合成的。研究表明这些信号的强弱差别很大。在实现人机交互时，我们也许只关注若干个行为或思想，而对应的脑电波可能很弱。这在信号处理领域，相当于弱信号检测。在数学领域，这可能属于不适定的反问题。显然只有将脑电波信号很好地分离才能从中确定某种脑电波与某种行为相对应。这也可以理解为盲源分离或半盲信号分离问题。但通常的盲源分离技术在这里很难奏效，或误差太大，因为脑电波这一混合信号是由尺度差异很大的信号所构成的。

脑电信号是通过放置在头皮表面的电极获得的反应脑细胞活动的电信号。由于采集到的脑电信号强度很微弱,只有微幅级,所以很容易受到一些非脑电信号的干扰和影响。

在本文中，我们将在盲源分离技术的基础上结合 ICA 的方法，首先对原始脑电信号进行噪声去除，再对与呼吸相关的脑电信号和与视觉相关的脑电信号进行有效的分离。

4.2 模型建立

4.2.1 盲源分离的数学模型

盲源分离(Blind Source Separation,简称 BSS)就是指在源信号和传输信道参数未知的情况下,根据源信号的统计特性,仅由观测信号来恢复分离出源信号的过程。这里术语“盲”有两重含义:第一,源信号不能被观测;第二,源信号是如何混合的也未知。显然,当源信号与阵列传感器之间的传输很难建立起数学模型时,或者关于传输的先验知识无法获得时,盲源分离是一种很自然的选择。目前很多科学研究和工程应用领域的观测信号都可当作盲源信号的混合,所谓的“鸡尾酒会”问题就是一个典型的例子。在盲源分离问题中,根据源信号的不同混合方式,盲分离问题可以分为线性混合模型(线性瞬时混合模型、线性卷积混合模型)和非线性混合模型。目前的实际研究中,为了更好的解决多变量处理问题,通常情况下会将问题简化为线性问题进行求解。在很多实际应用中,这些要求是可以满足的,脑电信号研究的分析实践也证明线性模型是合理的。线性混合模型可描述为:

假设 N 个统计独立的源信号经过线性瞬时混合被 M 个传感器接收,则每个观测信号是这 N 个信号的一个线性组合。下面的方程对于线性时不变瞬时混合函数成立

$$x_j(t) = \sum_{i=1}^N a_{ji} S_i(t) \quad (4.1)$$

式中 a_{ji} 是混合参数 ($i \in \{1, 2, \dots, N\}$, $j \in \{1, 2, \dots, M\}$); $S_i(t)$ 是源信号; $x_j(t)$ 是观测信号。式(4.1)也可用矢量形式表示为:

$$X(t) = AS(t) \quad (4.2)$$

式中, $A \in R^{m \times n}$ 为混合矩阵; $S(t) \in R^n$ 为信源向量,它的元素对应于变换矩阵的基础系数。

由于传输信道和传感器阵列包含加性噪声,因而在实际应用中常需考虑加性噪声,此时式中的混合系统就变为:

$$X(t) = AS(t) + n(t) \quad (4.3)$$

式中, $n(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_M(t)]$, 是加性噪声向量。

脑电信号的预处理研究中,建立问题数学模型时,可以将式 4.3 中的 $X(t)$ 看作脑电实验中采集到的脑电原始信号,即我们看得到的观测信号。其中包括我们想要的真实脑电源数 $S(t)$ 和噪声干扰 $n(t)$ 。式 4.3 中 A 是由系数 a_{ji} 构成的 $N \times M$ 维矩阵。所以脑电信号预处理问题可用盲源分离的数学模型描述,可运用盲源分离的方法求解。这样脑电预处理问题就转变为了盲源分离问题(BSS)。

4.2.2 ICA 的数学模型

作为解决盲源分离问题的主要方法,在不知道源信号及混合矩阵的任何信息情况下,只要假设各源信号之间是相互统计独立的,独立分量分析(ICA)就可以从混合信号中很好地将源信号分离出来。在脑电处理的实际问题中,独立性假设基本是合理的。

ICA 算法的实质是在假设源信号统计独立的基础上,在源信号及混合矩阵均未知的情况下,试图将一组随机变量表示成统计独立的变量的线性组合。ICA 方法使得被分析信号各成分之间的统计依赖性最小化,突出了源信号的本质结构。

ICA 的原理框图如图 4.1 所示:

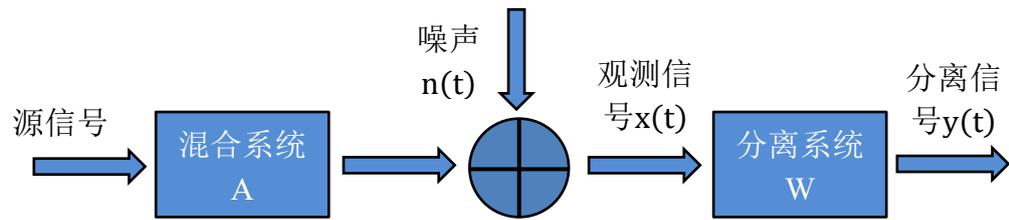


图 4.1 ICA 的原理框图

令 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为 n 维随机观测向量(observe vector),由 n 个未知源信号(或称独立源)线性组合而成。不失一般性,设混合信号的随机变量和独立源都具有零均值。下面根据多维数据的线性表示方式,用矩阵形式来定义 ICA 线性模型:

$$X = As = \sum_{i=1}^n a_i s_i \quad (4.4)$$

式中, s_i 称为独立成分, $A = (a_1, a_2, \dots, a_n) \in R^{n \times m}$ 为一满秩矩阵,称为混合矩阵(mixing matrix); a_i 是混合矩阵的基向量。由此看出,各观测数据 x_j 是由独立源信号 s_i 经不同 a_{ij} 线性加权得到的。进行 ICA 处理的目的是为了找到混合信号 X 的一个线性变换矩阵 W ,使得输出尽可能的独立,即

$$y(t) = Wx(t) = WAs(t) \quad (4.5)$$

独立源 s_i 也称为隐含变量(hidden/latent variable),也就是说这些独立成分是无法直接观察到的;而混合矩阵 A 也是未知矩阵,唯一可利用的信息只有观测的随机变量 X 。若没有任何限制条件,要仅由 X 估计出 S 和 A ,式(4.4)的解必为多解,而 ICA 正是在某些限制条件下,根据 X 的统计特性,给出方程唯一解,实现独立成分的提取。

为了在混合矩阵 A 和信号源 S 均未知的情况下,仅利用传感器检测到的信号(简称传感器信号,即混合信号) X 和 ICA 假设条件尽可能真实地从混合信号中分离出源信号 S 。需构建一个解混矩阵(或称分离矩阵) $W = W_{ij}$ 。 X 经过分离矩阵 W 变换后得到 n 维输出列向量 y ,则 ICA 的解混模型可表示为:

$$Y = Wx = WAx = Gs \quad (4.6)$$

式中 G 称为全局(global)/系统(system)矩阵。若通过学习得 $G=I$ (I 为 $n \times n$ 的单位矩阵), 则 $y=s$, 从而达到了分离(或恢复)源信号的目标。实际上只要 G 的各行各列只有一个元素接近于 1, 而其他元素接近于零, 就可认为分离成功。

针对呼吸信号和视觉刺激, 本文提出了两种不同的脑电波分离策略, 如图 4.2 所示, (a)表示分离与呼吸相关的脑电波, (b)表示分析与视觉刺激相关的脑电波:

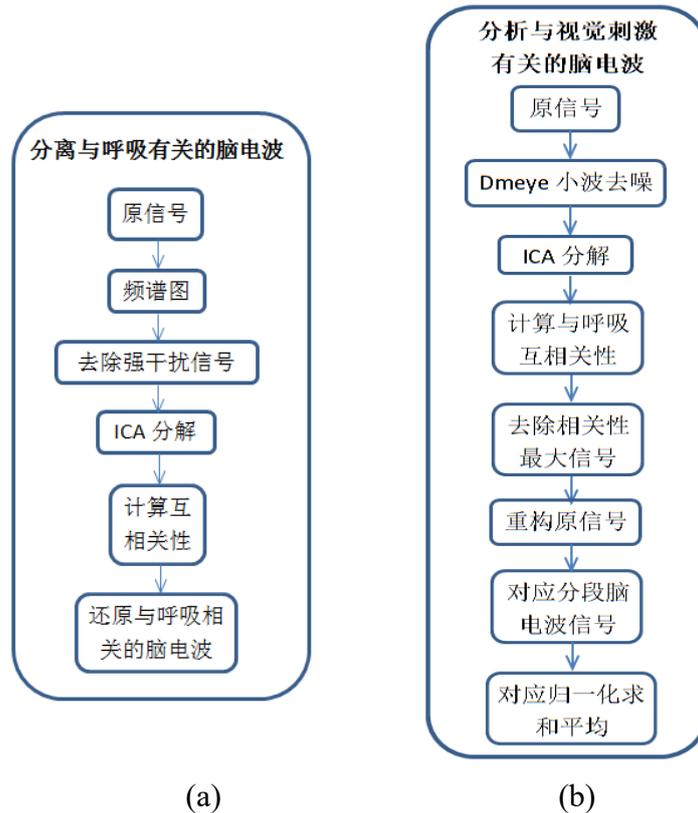


图 4.2 脑电波分离模型步骤

4.3 模型求解与结果分析

4.3.1 问题 A: 分离与小鼠呼吸相关联的脑电波

a、睡眠状态下

运用数据 LC01_20131204_Data10_V1_50s_70s_1kHz.mat, 将 Ch11~Ch15 五组数据作为脑电波的观测值, 产生观测矩阵 X , 首先运用平滑预处理的方式对 X 进行去噪处理, 然后运用 ICA 对其进行独立成分分析, 得到 5 个相对独立的源信号和混合矩阵 W , 如下图 4.3 所示:

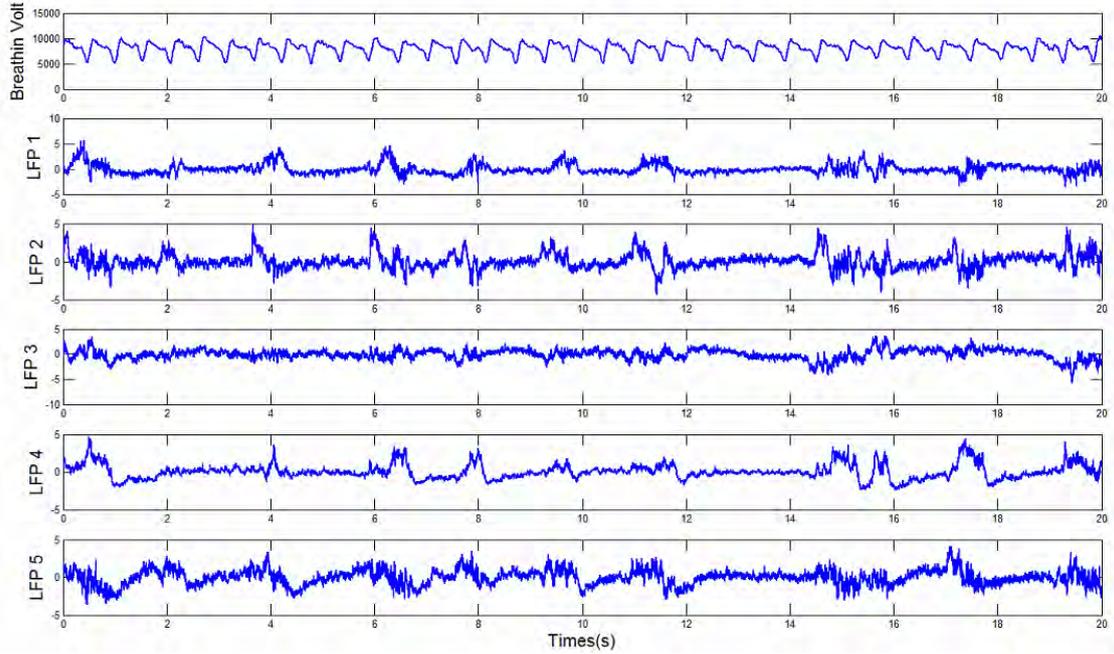


图 4.3 睡眠状态脑电波 ICA 分离出的独立成分

图中第一行为呼吸曲线，下面五行为经 ICA 分离出来的 5 个独立脑电波成分。

$$W = \begin{bmatrix} -0.0083 & -0.0086 & 0.0013 & -0.0054 & 0.0086 \\ -0.0089 & 0.0079 & 0.0051 & 0.0037 & -0.0025 \\ -0.0031 & 0.0041 & 0.0024 & -0.0075 & 0.0072 \\ 0.0061 & -0.0091 & -0.0014 & 0.0046 & 0.0013 \\ 0.0039 & -0.0089 & 0.0134 & -0.0062 & -0.0097 \end{bmatrix}$$

将分离的脑电波成分与睡眠状态下的呼吸模型对比，计算他们之间的互相关度，得到的相关度结果为：

$$[0.1806, 0.4108, 0.1752, 0.0474, 0.0683]$$

分析数据，结合相关程度范围定义，可发现其中的相关度最大的是 LFP2，相关程度为实相关。

将得到的 LFP2 波形 $X_M(t)$ 作为与呼吸相关的独立分量，为了找到原始的脑电波信号，

运用 ICA 分解的逆过程，将 $X_M(t)$ 扩展为 5 行数据，即 $X_R(t) = \begin{bmatrix} X_M(t) \\ X_M(t) \\ X_M(t) \\ X_M(t) \\ X_M(t) \end{bmatrix}$ ，用 $X_R(t)$ 还

原原始的脑电波信号中与呼吸有关的脑电信号 $Xb(t) = W^{-1}X_R(t)$ ，得到的脑电波信号

如图 4.4 所示

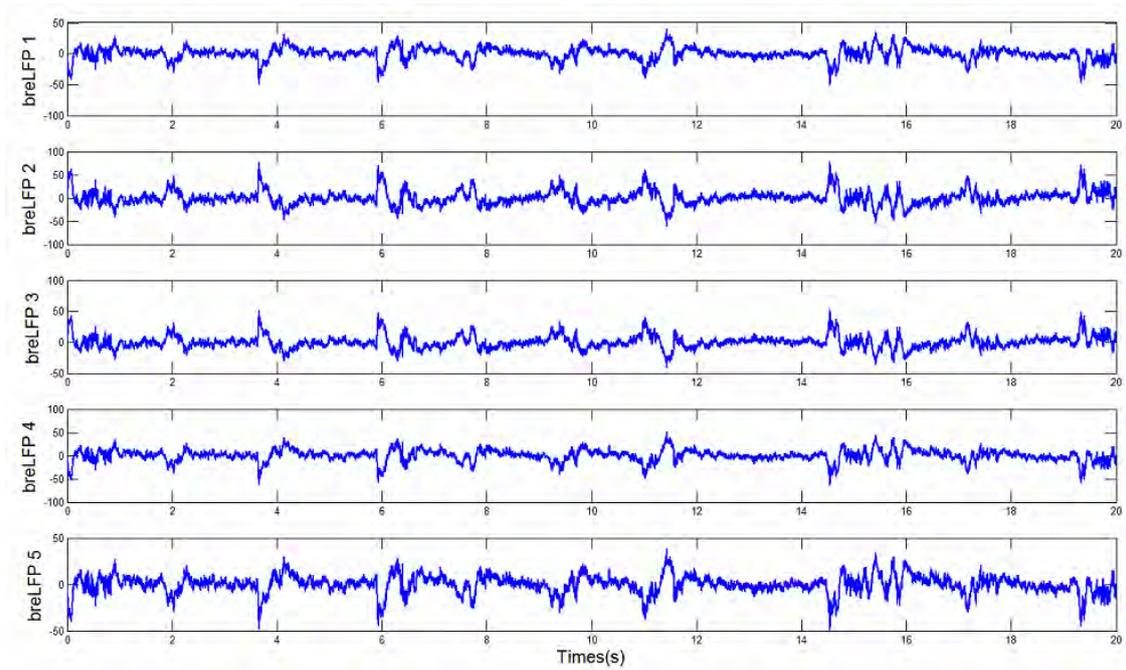


图 4.4 睡眠状态下分离的与呼吸相关的脑电波信号

图 4.4 中还原的脑电波信号即为提取出来的与呼吸相关联的脑电波信号,这说明,睡眠状态下,小鼠维持基本的生理需求,大部分的生理周期(例如呼吸)影响着所监测的所有 LFP1~LFP5 视觉感受区脑电波信号。

b、清醒状态下(无视觉刺激)

使用数据 V01_20131126_Data03_80s_110s_LFP_NoStim_1khz.mat, 将 Ch11~Ch15 五组数据作为脑电波的观测值,产生观测矩阵 X, 首先运用平滑预处理的方式对 X 进行去噪处理。根据 3.2 节中的频谱分析结果:睡眠状态下的频谱图 3.14 和清醒状态下的频谱图 3.16, 可以发现睡眠状态下主频几乎一致,表示脑电信号主要受基本生理信号影响,但是在清醒状态下 LFP3~LFP5 的主频保持一致,而 LFP1 和 LFP2 不一致,表示白天收到的其他环境干扰的信号表现在 LFP1 和 LFP2 的脑电波信号中,虽然在 LFP1 和 LFP2 中仍然有呼吸影响的一部分脑电波信号,但是受环境的影响,呼吸等生理特征因素的影响基本全被掩盖,所以为了找到隶属于生理反应的呼吸的脑电波,我们只使用 LFP3~LFP5 数据进行分析,使用 ICA 对 LFP3~LFP5 进行独立成分分析,得到 3 个相对独立的源信号如图 4.5 所示,为了更好的显示分离出的独立信号与呼吸信号的关系,图 4.5 中第 1 行表示呼吸的信号,第 2-4 行分别显示了分离出来的三个独立信号,ICA 独立分解的混合矩阵如下:

$$W = \begin{bmatrix} -0.0083 & -0.0010 & 0.0016 \\ -0.0103 & 0.0104 & 0.0014 \\ -0.0058 & 0.0114 & -0.0077 \end{bmatrix}$$

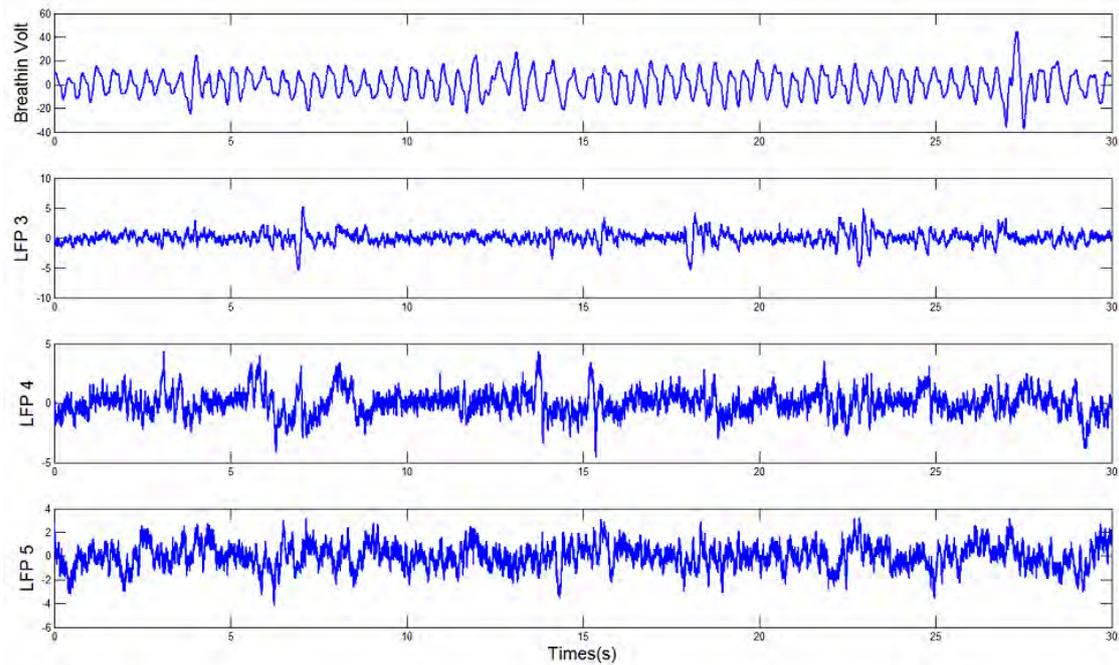


图 4.5 清醒状态脑电波 ICA 分离

将分离的脑电波成分与清醒状态下（无视觉刺激）的呼吸模型对比，运用互相关计算他们的相关度，即：

$$[0.1743, 0.4800, 0.2718]$$

分析数据，结合相关程度范围定义，可发现其中的相关度最大的是 LFP4，相关程度为实相关

将得到的 LFP4 波形 $X_M(t)$ 作为与呼吸相关的独立分量，为了找到原始的脑电波信号，使用 ICA 分解的逆过程，将 $X_M(t)$ 扩展为 3 行数据，得到其中的相关度最大的波形 $X_M(t)$ ，

用同上的步骤，设置 $X_R(t) = \begin{bmatrix} X_M(t) \\ X_M(t) \\ X_M(t) \end{bmatrix}$ ，用 $X_R(t)$ 还原原始的脑电波信号中与呼吸有关

的脑电信号 $Xb(t) = W^{-1}X_R(t)$ ，结果如图 4.6 所示：

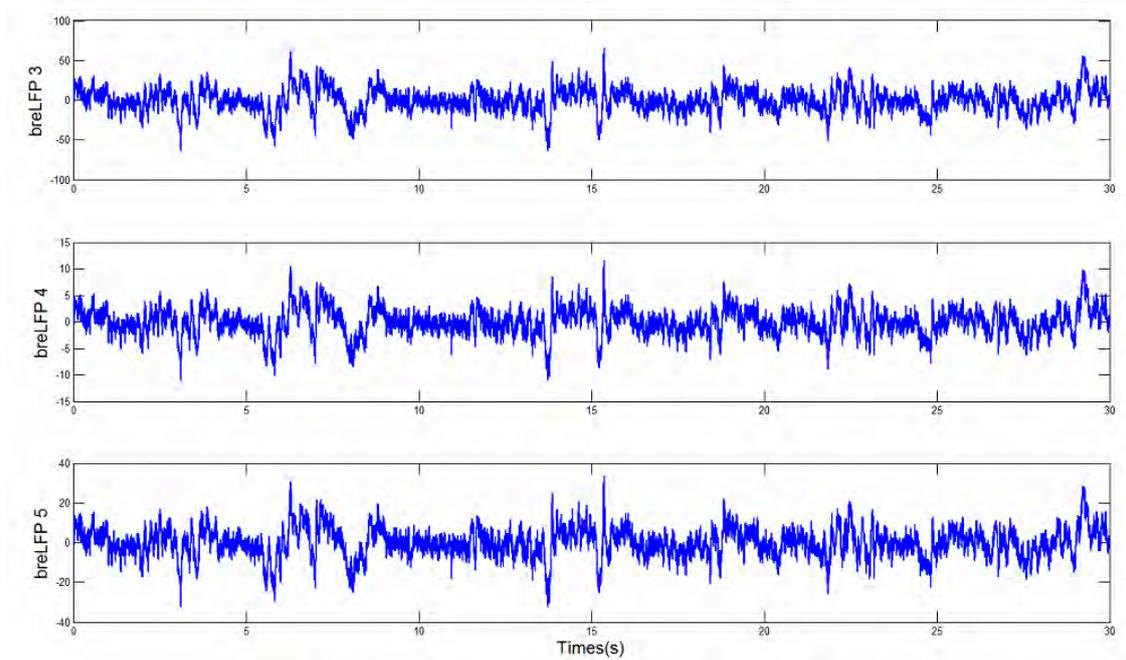


图 4.6 清醒状态下（无视觉刺激）分离的与呼吸相关的脑电波信号

这里仅仅得到三个脑电波的信号，主要原因是在清醒状态下，LFP1 和 LFP2 受到环境的影响太大，与呼吸相关联的信号被完全覆盖，失去了其原本的呼吸脑电波信号形式，所以通过我们的模型求解只得到三个，也就是 LFP3~LFP5 测量的是与呼吸相关联的脑电波信号。

4.3.2 问题 B：分离与小鼠视觉刺激相关的脑电波

首先分析呼吸曲线和视觉刺激曲线的功率谱关系。

使用数据 V01_20131126_Data03_300s_330s_LFP_VisStim_1khz.mat, 如图 4.7 和图 4.8 分别为有视觉刺激下的呼吸曲线和视觉刺激曲线的功率谱：

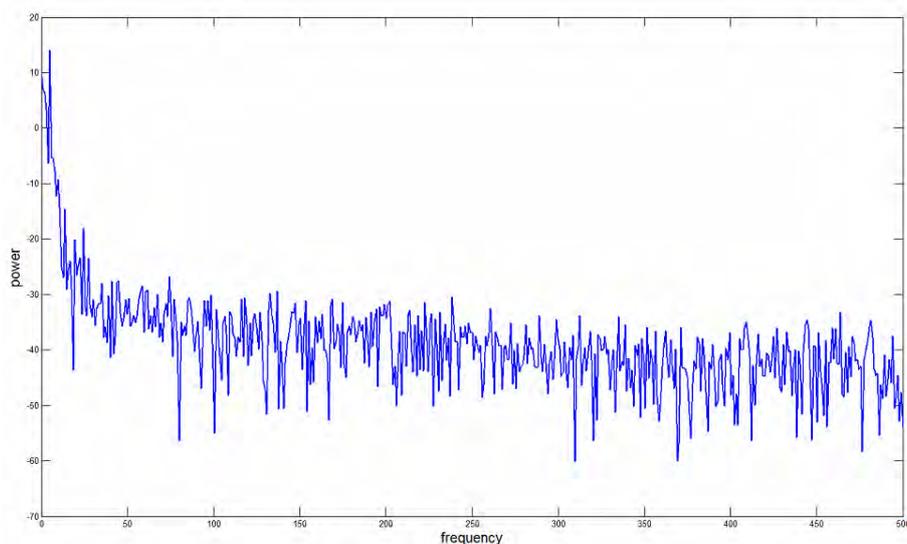


图 4.7 呼吸曲线功率谱

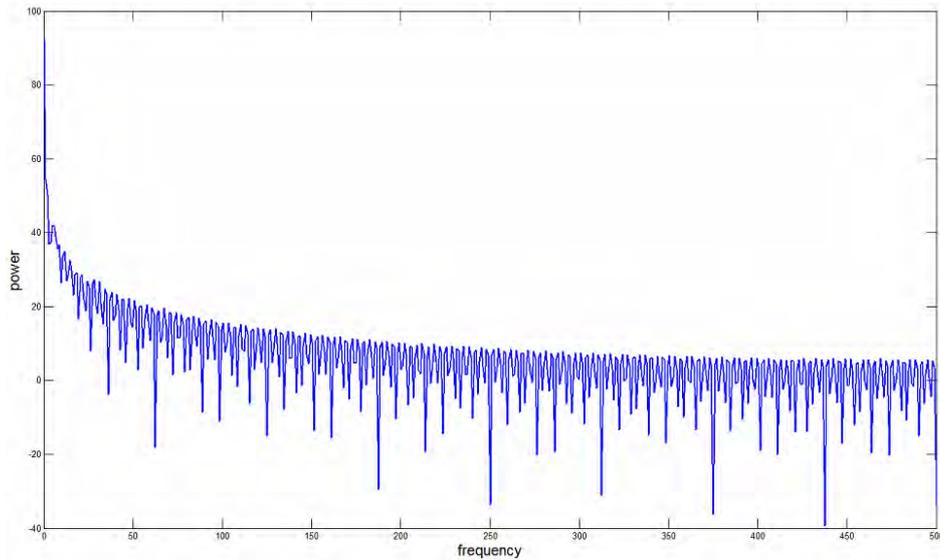


图 4.8 视觉刺激曲线功率谱

由上面两个功率谱曲线可以发现，在清醒状态（有视觉刺激）下，呼吸曲线的功率去呈现比较杂乱的特性，这说明呼吸等生理特性受到外界视觉等环境刺激的影响比较大，而视觉刺激曲线功率谱比较有规律性，这也验证了外界的视觉刺激具有一定的规律性，它受到环境的影响较少，这也加大了我们认为视觉刺激影响影响脑电波的可能性。

下面再来分析在清醒状态下（有视觉刺激），与呼吸相关的脑电波信号和与视觉刺激相关的脑电波信号之间的关系。

Checkboard 视觉刺激的时间间隔是随机的，所以视觉刺激及其影响也是一个随机的过程，与周期性呼吸行为不同，我们需要对原始的 Checkboard 视觉刺激进行了规范化处理，结果如图 4.9 所示。我们通过 Checkboard 视觉刺激发生的时刻，将每个原始的脑电波进行了切割，形成与 Checkboard 视觉刺激完全一致的 30 个脑电波片段。如图 4.10 所示是 LFP1 脑电波片段，每个脑电波片段都与 Checkboard 视觉刺激对齐，即包括两个 Checkboard 开和关的过程。

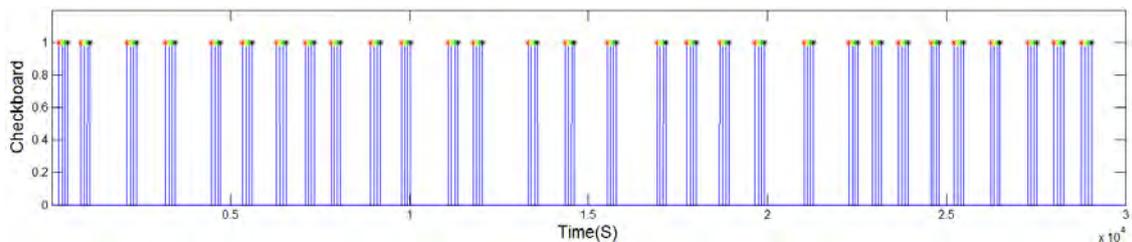


图 4.9 Checkboard 刺激

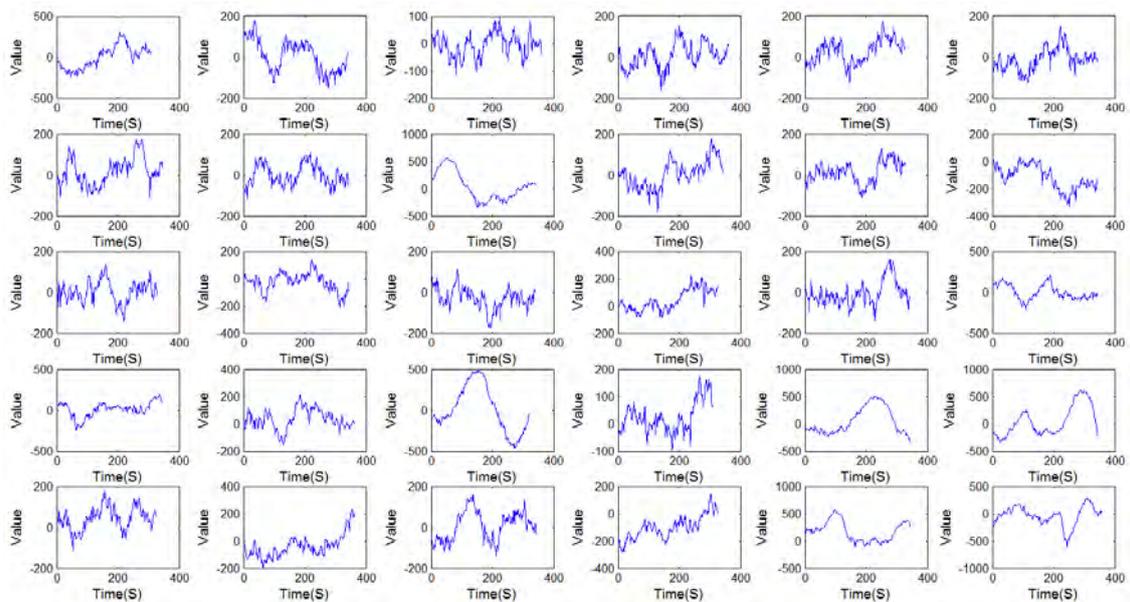


图 4.10 Checkboard 刺激时间段 LFP1 的信号

由于原始的脑电波信号存在相当大的噪声影响，我们用 Dmeyer 小波对原始脑电波信号进行去噪处理，保留了四层分解上的近似信号。对于任何函数 $f(x) \in L_2(R)$ 都可以根据分辨率为 2^{-N} 的 $f(x)$ 的低频部分（近似部分）和分辨率为 $2^{-j} (1 \leq j \leq N)$ 下 $f(x)$ 的高频部分（细节部分）完全重构。多尺度分析时只对低频部分作进一步分解，而高频部分则不予考虑，分解具有关系：

$$f(x) = A_n + D_n + D_{n-1} + \dots + D_2 + D_1 \quad (4.7)$$

其中 (x) 代表信号， A 代表低频近似部分， D 代表高频细节部分， n 代表分解层数。对信号采样后，可得到在一个大的有限频带中的一个信号，对这个信号进行小波多尺度分解，其实质就是把采到的信号分成两个信号，即高频部分和低频部分，而低频部分通常包含了信号的主要信息，高频部分则与噪音及扰动联系在一起。根据分析的需要，可以继续对所得到的低频部分进行分解，如此又得到了更低频部分的信号和频率相对较高部分的信号。信号分解的层数不是任意的，对于长度为 N 的信号最多能分成 $\log_2 N$ 层。实际应用中，可根据实际需要选择合适的分解层数。本文选择 Dmeyer 小波主要根据支撑长度、对称性、正则性等标准

如图 4.11 和 4.12 所示，LFP1 的脑电波信号经过小波去噪处理后，变得更加光滑。

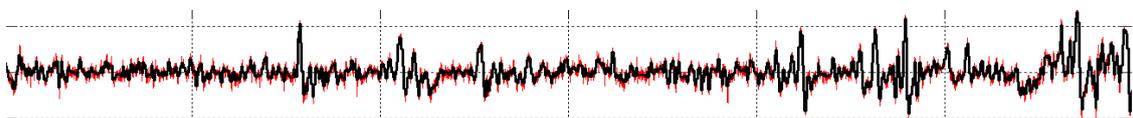


图 4.11 LFP1 的信号小波去噪后的结果

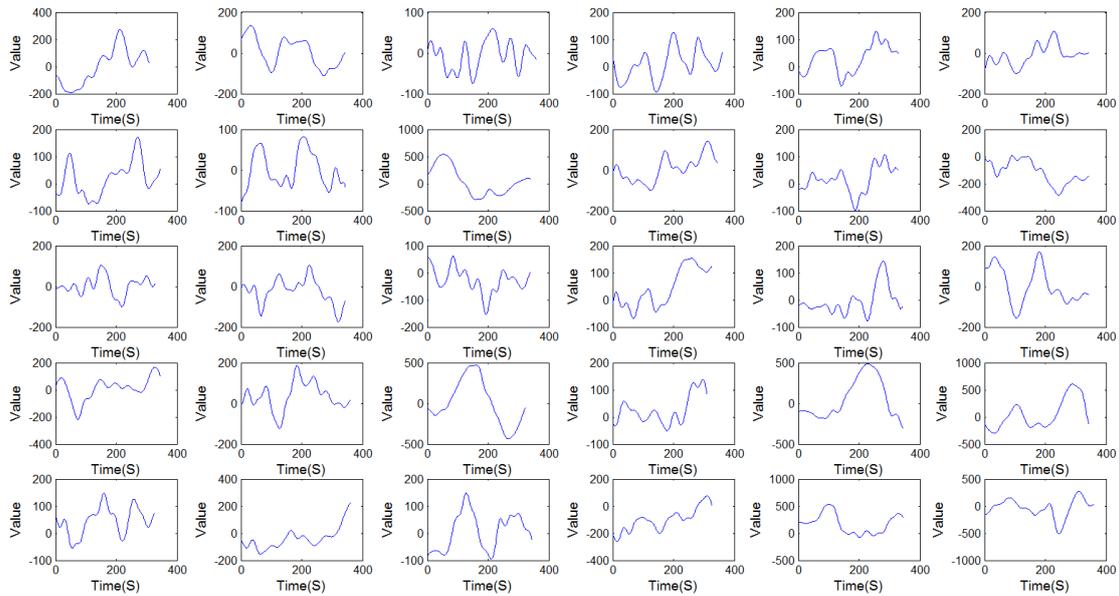


图 4.12 LFP1 的信号小波去噪后对应 Checkboard 刺激的时段

对原始的脑电波信号进行分段对齐,有利于观察 Checkboard 视觉刺激产生的影响,但是,打破了脑电波原有的节律。为了能够更加清晰的观察 Checkboard 视觉刺激对脑电波产生的影响,我们对 30 个脑电波片段进行了归一化求和平均,于是放大了视觉刺激对脑电波的影响,使其更加显著。如图 4.13 所示,我们展示了五个区域脑电波受 Checkboard 视觉刺激的统计信息,其中横轴 0~100 约为 Checkboard1 打开的时间,200~300 约为 Checkboard2 打开的时间。从结果分析可知, LFP1 的脑电波信号与 Checkboard 视觉刺激相关性很强,并且刺激存在一定的时延,约为 0.07~0.08 秒,不同的 Checkboard 对脑电波的影响有很大差异。由于两个 Checkboard 存在很大的视觉差异,脑电波在两者切换的过程中有明显的变化,图 4.14 展示了 LFP1 脑电波受 Checkboard 视觉刺激的统计信息, Checkboard1 对脑电波信号具有明显的抑制作用,而 Checkboard2 会促进脑电波,在此之外的时间段,脑电波处于相对平稳状态。

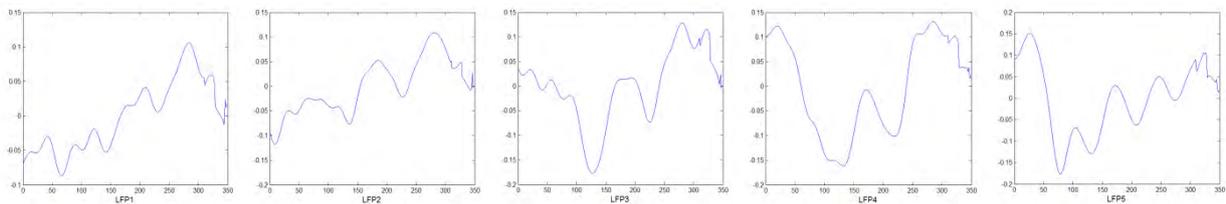


图 4.13 LFP1~5 脑电波 Checkboard 视觉刺激的统计信息

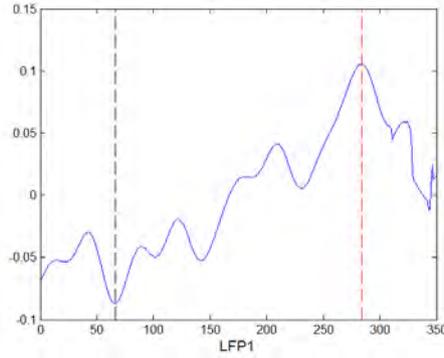


图 4.14 LFP1 脑电波受 Checkboard 视觉刺激的统计信息

为了进一步观察 Checkboard 视觉刺激与脑电波之间的关系，我们采用从脑电波中分离呼吸相关成分的方法，对 Checkboard 视觉刺激的脑电波用 ICA 方法进行呼吸相关的脑电波分离。

将 ICA 分离的脑电波成分与清醒状态下（有视觉刺激）的呼吸模型对比，计算他们之间的互相关度，得到的相关度结果为：

$$[0.1964, 0.4178, 0.1458, 0.1123, 0.1983]$$

分析数据，结合相关程度范围定义，可发现其中的相关度最大的是 LFP2，相关程度为实相关。

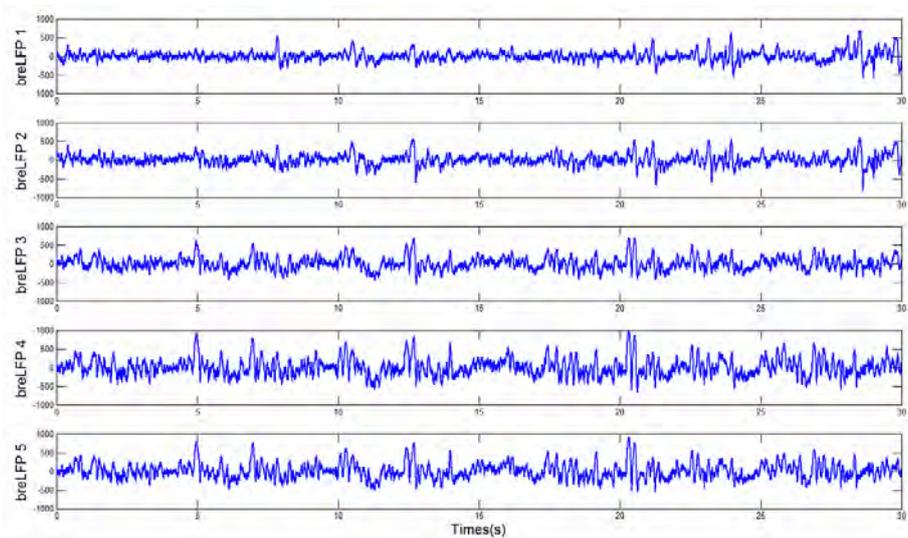


图 4.15 去除呼吸影响的脑电波信号图

将得到的 LFP2 波形 $X_M(t)$ 作为与呼吸相关的独立分量，为了去除这一分量的影响，

运用 ICA 分解的逆过程，将 LFP2 对应的脑电波信号置 0，即 $X_R(t) = \begin{bmatrix} X_1(t) \\ 0 \\ X_3(t) \\ X_4(t) \\ X_5(t) \end{bmatrix}$ ，用 $X_R(t)$ 还

原原始的脑电波信号 $Xb(t) = W^{-1}X_R(t)$ ，得到的去除呼吸影响的脑电波信号如图 4.15 所示。

如图 4.16 所示，LFP1 脑电波分离了呼吸相关的脑电波后，各个脑电波片段显得更加平滑。在图 4.17 中，我们发现去除了呼吸影响的脑电波，Checkboard 视觉刺激对脑电波的影响更加明显，由此，进一步验证了之前关于 Checkboard 视觉刺激对脑电波的影响的判断。对于不同的视觉刺激，例如对比度很强的 Checkboard1 和 Checkboard2，脑电波受到影响的区域一致，但是对脑电波本身的影响程度却大相径庭，由此也可能是生物视觉判断不同视觉输入的依据。通过 Checkboard 视觉刺激对脑电波的影响分析，我们从 LFP1 脑电波信号中分离出与 Checkboard 视觉刺激相关的脑电波如图 4.18 所示。

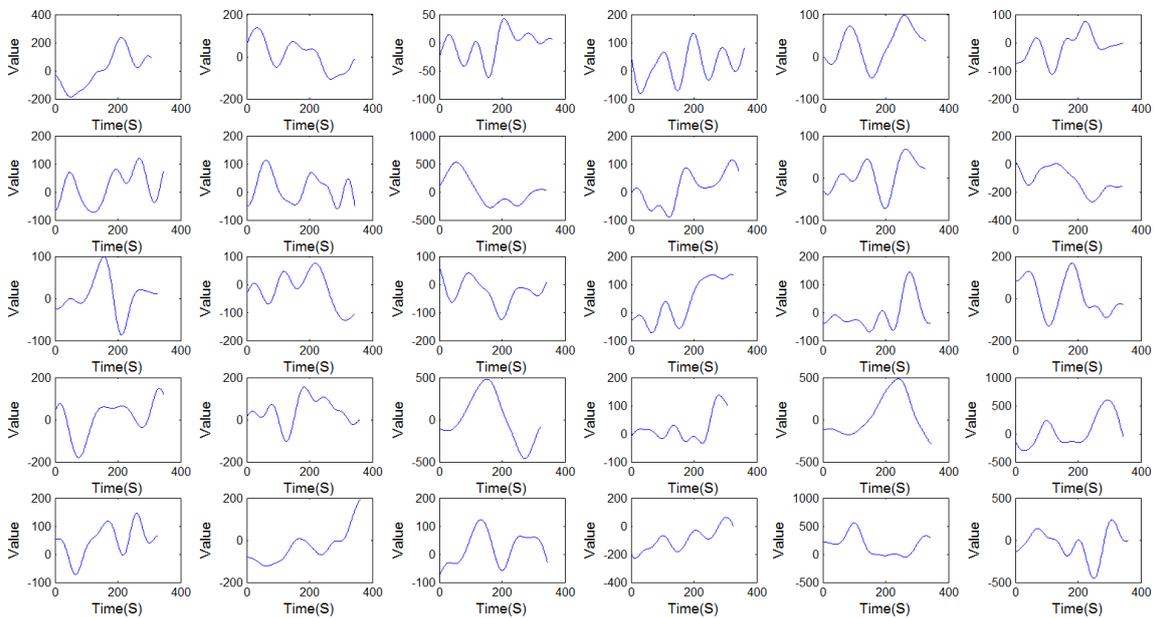


图 4.16 LFP1 的脑电波去除呼吸影响后对应 Checkboard 视觉刺激的片段

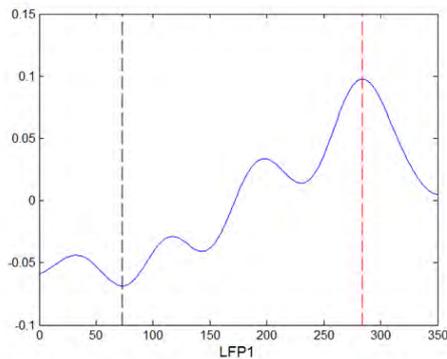


图 4.17 LFP1 的脑电波去除呼吸影响后对应 Checkboard 视觉刺激的统计

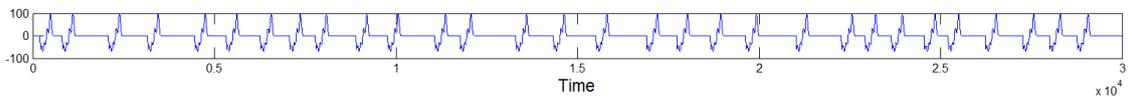


图 4.18 Checkboard 视觉刺激相关的脑电波成份

五、模型总结与展望

本文主要的工作在于建立脑电波与行为之间的关系模型，分析研究视觉感受区电位信号(LFP)与视觉刺激之间的关系问题。

基于视觉区域脑电波的频谱图和自相关图得到脑电波信号的周期节律；结合常识先验知识对呼吸信号的脑电波进行有效地建模，并进一步运用互相关的方法判定脑电波的周期节律和呼吸之间存在着抑制的相互作用关系。

运用独立成分分析(ICA)的正向分解和逆向复原的方法将与呼吸相关的脑电波信号从原始信号中分离出来，并结合小波分析和截断分析的方法对视觉刺激下的脑电波信号进行了有效的分离。

在信号处理过程中运用很多常见的去噪等预处理步骤，但是同时我们发现，在原始的脑电波信号中夹杂着大量的生理或者环境等的噪声，这些对我们的信号处理工作造成很大的阻碍，在后期的模型完善中，噪声去除部分是我们首先要考虑的重要问题；另外脑科学的专业知识缺乏导致我们很多专业概念不明，脑电波信号组成成分不清晰，这也造成模型处理时候的不足。

参考文献：

- [1]. Canolty, R. T., Cadieu, C. F., Koepsell, K., Knight, R. T. & Carmena, J. M. Multivariate phase-amplitude cross-frequency coupling in neurophysiological signals. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 59,8–11 (2012).
- [2]. Timofeev, I. & Chauvette, S. Thalamocortical oscillations: local control of EEG slow waves. *Curr. Top. Med. Chem.* 11,2457–2471 (2011).
- [3]. Masaoka, Y., Yoshimura, N., Inoue, M., Kawamura, M. & Homma, I. Impairment of odor recognition in Parkinson's disease caused by weak activations of the orbitofrontal cortex. *Neurosci. Lett.* 412,45–50 (2007).
- [4]. 李颖洁、邱意弘，朱贻盛著，脑电信号分析方法及其应用，北京科学出版社，2009.
- [5]. Ye, B. et al. The functional upregulation of piriform cortex is associated with cross-modal plasticity in loss of whisker tactile inputs. *PLoS One* 7, e41986 (2012).
- [6]. Grosmaître, X., Santarelli, L. C., Tan, J., Luo, M. & Ma, M. Dual functions of mammalian olfactory sensory neurons as odor detectors and mechanical sensors. *Nat. Neurosci.* 10,348–354 (2007).
- [7]. Moore, J. D. et al. Hierarchy of orofacial rhythms revealed through whisking and

breathing. *Nature* 497, 205–210 (2013).

[8]. Smith, J. C., Abdala, A. P. L., Rybak, I. A. & Paton, J. F. R. Structural and functional architecture of respiratory networks in the mammalian brainstem. *Phil. Trans. R. Soc. B* 364, 2577–2587 (2009).

[9]. Alheid, G. F. & McCrimmon, D. R. The chemical neuroanatomy of breathing. *Respir. Physiol. Neurobiol.* 164, 3–11 (2008)

[10]. Garcia, A. J., Zanella, S., Koch, H., Doi, A. & Ramirez, J. M. Networks within networks: the neuronal control of breathing. *Prog. Brain Res.* 188, 31–50 (2011).

[11]. Brecht, M. & Freiwald, W. A. The many facets of facial interactions in mammals. *Curr. Opin. Neurobiol.* 22, 259–266 (2011).

[12]. Gao, P., Bermejo, R. & Zeigler, H. P. Vibrissa deafferentation and rodent whisking patterns: behavioral evidence for a central pattern generator. *J. Neurosci.* 21, 5374–5380 (2001).

[13]. 吴美云, 基于 ICA 和 WCCA 的脑电信号 EOG 噪声处理研究, 《中国医学影像技术》, 2007 年 10 期.

[14]. 孙苗钟, 基于 MATLAB 的振动信号平滑处理方法, 《电子测量技术》, 2007 年 6 期.

[15]. Hill, D. N., Bermejo, R., Zeigler, H. P. & Kleinfeld, D. Biomechanics of the vibrissa motor plant in rat: rhythmic whisking consists of triphasic neuromuscular activity. *J. Neurosci.* 28, 3438–3455 (2008).

[16]. Welzl, H. & Bures, J. Lick-synchronized breathing in rats. *Physiol. Behav.* 18, 751–753 (1977).

[17]. Chen, Z., Travers, S. P. & Travers, J. B. Muscimol infusions in the brain stem reticular formation reversibly block ingestion in the awake rat. *Am. J. Physiol. Regul. Integr. Comp. Physiol.* 280, R1085–R1094 (2001).

[18]. DePuy, S. D., Kanbar, R., Coates, M. B., Stornetta, R. L. & Guyenet, P. G. Control of breathing by raphe obscurus serotonergic neurons in mice. *J. Neurosci.* 31, 1981–1990 (2011).

[19]. Hattox, A., Li, Y. & Keller, A. Serotonin regulates rhythmic whisking. *Neuron* 39, 343–352 (2003).

[20]. Ganguly, K. & Kleinfeld, D. Goal-directed whisking behavior increases phase-locking between vibrissa movement and electrical activity in primary sensory cortex in rat. *Proc. Natl Acad. Sci. USA* 101, 12348–12353 (2004).

[21]. Canolty, R. T. et al. Oscillatory phase coupling coordinates anatomically dispersed

functional cell assemblies. *Proc. Natl Acad. Sci. USA* 107,17356–17361 (2010).

[22]. Hamada, Y., Miyashita, E. & Tanaka, H. Gamma-band oscillations in the 'barrel cortex' precede rat's exploratory whisking. *Neuroscience* 88,667–671(1999).

[23]. Jones, M. S. & Barth, D. S. Sensory-evoked high-frequency (gamma-band) oscillating potentials in somatosensory cortex of the unanesthetized rat. *Brain Res.* 768,167–176 (1997).

[24]. Buzsaki, G. & Draguhn, A. Neuronal oscillations in cortical networks. *Science* 304,1926–1929 (2004).

[25]. Timofeev, I. & Chauvette, S. Thalamocortical oscillations: local control of EEG slow waves. *Curr. Top. Med. Chem.* 11,2457–2471 (2011)

附录:

1、这里是部分代码，所有的代码都会在材料包中上传到网站

程序清单
睡眠状态下呼吸建模
清醒状态下呼吸建模
视觉刺激下呼吸建模
信号带通滤波
信号带阻滤波
平滑去噪
生成信号的频谱图
小鼠脑电波周期节律分析
小鼠脑电波节律与呼吸之间的关联性分析
分离与小鼠呼吸相关联的脑电波
呼吸曲线和视觉刺激曲线的功率谱 在视觉刺激下去除呼吸对脑电波的影响
Checkboard 视觉刺激分段以及与脑电波关系分析

%% 睡眠、清醒状态下呼吸建模

clear all

clc

load('V01_20131126_Data03_80s_110s_LFP_NoStim_1khz.mat');

breathout=Ch17.values;

times=0:0.001:29.999;

times=times';

% plot(times,Ch17.values);

breathout(breathout>-3)=0;

front=0;

back=0;

temp=0;

for i=1:30000-1

 if(breathout(i)==0 && breathout(i+1)~=0)

 front=i+1;

 temp=1;

 end

 if(breathout(i)~=0 && breathout(i+1)==0)

 back=i;

 end

 if temp==1 && back>0

 [minimum,index]=min(breathout(front:back));

```

        breathout(front:back)=0;
        breathout(front+index-1)=minimum;
        front=0;
        back=0;
        temp=0;
    end
end

breathin=Ch17.values;
breathin(breathin<0)=0;
front=0;
back=0;
temp=0;
breathin(30001)=0;
for i=1:30000
    if(breathin(i)==0 && breathin(i+1)~=0)
        front=i+1;
        temp=1;
    end
    if(breathin(i)~=0 && breathin(i+1)==0)
        back=i;
    end
    if temp==1 && back>0
        [maxmum,index]=max(breathin(front:back));
        breathin(front:back)=0;
        breathin(front+index-1)=maxmum;
        front=0;
        back=0;
        temp=0;
    end
end
breathin(30001)=[];

AllIndex=find(breathout~=0);
AllIndex=[1; AllIndex;30000];
for i=1:size(AllIndex,1)-1
    front=AllIndex(i);
    back=AllIndex(i+1);
    [maxmum,index]=max(breathin(front:back));
    breathin(front:back)=0;
    breathin(front+index-1)=maxmum;
end

```

```

fh = figure('Color', [1,1,1], 'position', [100 100 1200 400]);
ah = axes('parent', fh, 'FontSize', 16, 'Box', 'on', 'XGrid', 'on', 'YGrid', 'on', 'Layer', 'bottom');

hold on;
str = sprintf('Time(S)');
xlabel(str,'FontName', 'Arial', 'FontSize', 14);
str = sprintf('Breathin Volt (Scale=1.5259e-04)');
ylabel(str,'FontName', 'Arial', 'FontSize', 14);
plot(times, Ch17.values, '-','LineWidth', 1, 'Color', [0.0,0.0,1.0]);
for i=1:30000
    if breathout(i)~=0
        plot(times(i),breathout(i),'r*');
    end
    if breathin(i)~=0
        plot(times(i),breathin(i),'g*');
    end
end
hold off;

for i=1:30000
    if breathout(i)~=0
        breathout(i)=-1;
    end
    if breathin(i)~=0
        breathin(i)=1;
    end
end

breathsignal=breathin+breathout;
breathtime=times;

for i=30000:-1:1
    if(breathsignal(i)==0)
        breathsignal(i)=[];
        breathtime(i)=[];
    end
end

plotFre(1.031*sin(13.54*times+2.67),1000,30000);
plotFre(breathin+breathout,1000,30000);
plotFre(Ch17.values,1000,30000);

```

%% 信号带通滤波

```
function y=bandp(x,f1,f3,fsl,fsh,rp,rs,Fs)
wp1=2*pi*f1/Fs;
wp3=2*pi*f3/Fs;
wsl=2*pi*fsl/Fs;
wsh=2*pi*fsh/Fs;
wp=[wp1 wp3];
ws=[wsl wsh];
[n,wn]=cheblord(ws/pi,wp/pi,rp,rs);
[bz1,az1]=cheby1(n,rp,wp/pi);
[h,w]=freqz(bz1,az1,256,Fs);
h=20*log10(abs(h));
y=filter(bz1,az1,x);
end
```

%% 信号带阻滤波

```
function y=bands(x,f1,f3,fsl,fsh,rp,rs,Fs)
wp1=2*pi*f1/Fs;
wp3=2*pi*f3/Fs;
wsl=2*pi*fsl/Fs;
wsh=2*pi*fsh/Fs;
wp=[wp1 wp3];
ws=[wsl wsh];
[n,wn]=cheblord(ws/pi,wp/pi,rp,rs);
[bz1,az1]=cheby1(n,rp,wp/pi,'stop');
[h,w]=freqz(bz1,az1,256,Fs);
h=20*log10(abs(h));
y=filter(bz1,az1,x);
end
```

%% 平滑去噪

```
function b = Liu_smoothing(a,m)
n = length(a);
for k=1:m
    b(1)=(69*a(1)+4*(a(2)+a(4))-6*a(3)-a(5))/70;
    b(2)=(2*(a(1)+a(5))+27*a(2)+12*a(3)-8*a(4))/35;
    for j=3:n-2
        b(j)=(-3*(a(j-2)+a(j+2))+12*(a(j-1)+a(j+1))+17*a(j))/35;
    end
    b(n-1)=(2*(a(n)+a(n-4))+27*a(n-1)+12*a(n-2)-8*a(n-3))/35;
    b(n)=(69*a(n)+4*(a(n-1)+a(n-3))-6*a(n-2)-a(n-4))/70;
    a=b;
end
```

end

%% 生成信号的频谱图

```
function ppo = plotFre(values,Fs,L)
T = 1/Fs; % Sample time
t = (0:L-1)*T; % Time vector
y = values;
NFFT = 2^nextpow2(L); % Next power of 2 from length of y
Y = fft(double(y),NFFT)/L;
f = Fs/2*linspace(0,1000*T,NFFT/2+1);
len = floor(length(f)/100);
plot(f(1:len),2*abs(Y(1:len)),'LineWidth',2),hold on,
lenMax = max(2*abs(Y(1:len)));
ind = find(2*abs(Y(1:len))==lenMax);
ppo = f(ind);
plot(zeros(10,1)+ppo,linspace(0,lenMax,10),'-r','LineWidth',2);
[C,I] = max(2*abs(Y));
Fss = f(I);
%% 在视觉刺激下去除呼吸对脑电波的影响
clear all;
clc;
close all;
addpath('E:\Matlab\FastICA25\');
num = 5;
Fs = 1000;
T = 1/Fs;
for data = 3%:3
    if data == 1
        load('LC01_20131204_Data10_V1_50s_70s_1kHz.mat');
        L = length(Ch11.values);
        t = (0:L-1)*T;
        bre = 1.031*sin(13.54*t+2.67);
    elseif data == 2
        load('V01_20131126_Data03_80s_110s_LFP_NoStim_1kHz');
        L = length(Ch11.values);
        t = (0:L-1)*T;
        bre = 1.093*sin(2*10.68*t+1.273);
    else
        load('V01_20131126_Data03_300s_330s_LFP_VisStim_1kHz');
        L = length(Ch11.values);
        t = (0:L-1)*T;
        bre = 1.12*sin(15.53*t-3.208);
    end
end
```

```

end
x = [Ch11.values';Ch12.values';Ch13.values';Ch14.values';Ch15.values'];
%   for i = 1:length(x)
%       x(i,:) = Liu_smoothing(x(i,:),500);
%   end
[icasig, A, W] = fastica(x,'numofic',num);
%
%% ica fre
figure('Color',[1,1,1]),
subplot(num+1,1,1),plot(t,Ch17.values,'LineWidth',2);
ylabel('Breathin Volt','FontSize',16);
for i = 1:num
    subplot(num+1,1,i+1),plot(t,icasig(i,:),'LineWidth',2);
    ylabel(['LFP ',num2str(i)],'FontSize',16);
    if i == num
        xlabel('Times(s)','FontSize',16)
    end
end
end
figure('Color',[1,1,1]),
for i = 1:size(icasig,1)
    icap = icasig(i,:);
    xp = double(x(i,:));
    breOri = double(Ch17.values);
    xPro = (xp-mean(xp))/(max(xp)-min(xp));
    breOriPro = (breOri-mean(breOri))/(max(breOri)-min(breOri));
    brePro = (bre-mean(bre))/(max(bre)-min(bre));
    icaPro = (icap-mean(icap))/(max(icap)-min(icap));
    coffxcorr = xcorr(brePro,icaPro,'coeff');
    xplo = [t-length(t)/Fs,t(1:end-1)];
    subplot(num,1,i),plot(xplo,coffxcorr,'LineWidth',2);hold on;
    ylabel(['LFP ',num2str(i)],'FontSize',16);
    if i == num
        xlabel('Interval','FontSize',16)
    end
    end
    lenMax{1,data}(i) = max(coffxcorr);
    ind = find(coffxcorr==lenMax{1,data}(i));
    ppo = xplo(ind);
end
end
icasig(3,:) = repmat(0,1,size(icasig,2));
%   icaPro = (icap-mean(icap))/(max(icap)-min(icap));
Xb = inv(W)*icasig;
figure('Color',[1,1,1]),

```

```

    for i = 1:num
        subplot(num,1,i),plot(t,Xb(i,:),'LineWidth',2);
        ylabel(['breLFP ',num2str(i)],'FontSize',16);
        if i == num
            xlabel('Times(s)','FontSize',16)
        end
    end
end
end

```

%% **Checkboard** 视觉刺激分段以及与脑电波关系分析

```

clear all
clc
load('V01_20131126_Data03_300s_330s_LFP_VisStim_1khz.mat');
LFP1=double(Ch11.values);
LFP2=double(Ch12.values);
LFP3=double(Ch13.values);
LFP4=double(Ch14.values);
LFP5=double(Ch15.values);
LFP7=double(Ch17.values);
LFP8=double(Ch18.values);

% LFP8(logical((LFP8<7600).*(LFP8>7400)))=0;
% LFP8(LFP8>=7600)=1;
% LFP8(LFP8>1)=-1;
LFP8(LFP8<7520)=0;
LFP8(LFP8>=7520)=1;

% plot(LFP8);
% axis([1 30000 0 2]);

clip1=zeros(30,2);
clip2=zeros(30,2);
count1=0;
count2=0;
checkbord1=0;
for i=1:30000-1
    if LFP8(i)==0 && LFP8(i+1)==1 && checkbord1==0
        count1=count1+1;
        clip1(count1,1)=i+1;
        checkbord1=1;
        continue;
    end
end

```

```

    if LFP8(i)==0 && LFP8(i+1)==1 && checkbord1==1
        count2=count2+1;
        clip2(count2,1)=i+1;
        checkbord1=0;
    end
end
count1=0;
count2=0;
checkbord1=0;
for i=1:30000-1
    if LFP8(i)==1 && LFP8(i+1)==0 && checkbord1==0
        count1=count1+1;
        clip1(count1,2)=i;
        checkbord1=1;
        continue;
    end
    if LFP8(i)==1 && LFP8(i+1)==0 && checkbord1==1
        count2=count2+1;
        clip2(count2,2)=i;
        checkbord1=0;
    end
end

figure('Color', [1,1,1]);
plot(LFP8);
axis([1 30000 0 1.2]);
hold on;

plot(clip1(:,1),ones(30,1),'r*');
plot(clip1(:,2),ones(30,1),'y*');
plot(clip2(:,1),ones(30,1),'g*');
plot(clip2(:,2),ones(30,1),'k*');
str = sprintf('Time(S)');
xlabel(str,'FontName', 'Arial', 'FontSize', 14);
str = sprintf('Checkboard');
ylabel(str,'FontName', 'Arial', 'FontSize', 14);
hold off;

clip=zeros(30,2);
for i=1:30
    clip(i,1)=clip1(i,1);
    clip(i,2)=clip2(i,2)+clip2(i,1)-clip1(i,2);
end

```

```

end

% plot(LFP8);
% axis([1 30000 0 2]);
% hold on;
% plot(clip(:,1),ones(30,1),'r*');
% plot(clip(:,2),ones(30,1),'k*');
% hold off;
% save('clip.mat','clip');

close all;
figure('Color', [1,1,1]);
value=zeros(400,1);
for i=1:5
    for j=1:6
        subplot(5,6,(i-1)*6+j);
        clipValue=LFP1(clip((i-1)*6+j,1):clip((i-1)*6+j,2));
        %clipValue=LFP2(clip((i-1)*6+j,1):clip((i-1)*6+j,2));
        plot(clipValue);
        clipValue=(clipValue-mean(clipValue))/(max(clipValue)-min(clipValue));
        for k=1:numel(clipValue)
            value(k)=value(k)+clipValue(k);
        end

        %axis([0 400 -200 200]);
        str = sprintf('Time(S)');
        xlabel(str,'FontName', 'Arial', 'FontSize', 12);
        str = sprintf('Value');
        ylabel(str,'FontName', 'Arial', 'FontSize', 12);
%         number=size(clipValue,1);
%         plotFre(clipValue,1000,number);
%         pause(1);
    end
end

finalvalue=value(1:350)/30;
figure('Color', [1,1,1]);
[maxvalue,maxindex]=max(finalvalue);
[minvalue,minindex]=min(finalvalue);
plot(finalvalue);
hold on;
plot(zeros(10,1)+maxindex,linspace(-0.1,0.15,10),'--r');

```

```

plot(zeros(10,1)+minindex,linspace(-0.1,0.15,10),'-k');
str = sprintf('LFP1');
xlabel(str,'FontName', 'Arial', 'FontSize', 12);
hold off;

visionresult=LFP8*0;
for i=1:30
    visionresult(clip(i,1):clip(i,1)+349)=vision5;
end
figure('Color', [1,1,1]);
plot(visionresult*1000);
str = sprintf('Time');
xlabel(str,'FontName', 'Arial', 'FontSize', 14);
hold off;
%plotFre(value(1:350)./30,1000,350);
% t=0:0.001:20;
% y1=sin(t);
% y2=sin(1.2*t);
% % y2=2*sin(150*t+0.89)+0.45;
% plot(xcorr(y1,y2,'coeff'));

```