

文章编号: 2095-2163(2021)02-0123-06

中图分类号: TN911.6

文献标志码: A

脑电波分析及处理综述

朱佳俊¹, 林挺宇², 张恒运¹, 林海斌², 武雪松², 程海洋²

(1 上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620; 2 宁波德戴智能科技有限公司, 浙江 宁波 315500)

摘要: 大脑由数以亿计的神经元细胞组成, 当大脑活动时, 神经元之间的联系是依靠着同步发生的突触后产生的电位, 这些电位经综合后形成的宏观现象就是脑电波。脑电波是自发的有节律的神经元活动且能够反映人体大脑状态如清醒和睡眠等等。现代研究已证实脑波可划分为4个波段: δ 波(0.5~4 Hz)、 θ 波(4~8 Hz)、 α 波(8~13 Hz)、 β 波(13~30 Hz), 与大脑的活跃状态息息相关, 基于此特点就可以通过脑波来判断人体大脑的活跃度以及睡眠状况。由于脑电图难以直观地观察到频率的变化趋势, 这对于初学者是有一定的难度, 因此通常采用周期图、单窗口图和多窗口图进行脑电分析, 能够判断分析脑波频率的变化趋势及各波段脑波的变化。其中多窗口图具有低偏差、低方差的优点, 由于测试过程脑波容易受到一些外在因素的干扰, 要尽可能地从原始数据中剔除伪迹噪音, 本文也概述了脑波中常见的伪迹和一些滤波预处理方法。

关键词: 脑电波 (EEG); 睡眠; 多窗口图; 伪迹; 预处理

Review of EEG analysis and processing

ZHU Jiajun¹, LIN Tingyu², ZHANG Hengyun¹, LIN Haibin², WU Xuesong², CHENG Haiyang²

(1 School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;
2 Ning Bo Delta Wave Technology Co., Ltd., Ningbo Zhejiang 315500, China)

[Abstract] The brain is composed of hundreds of millions of neurons. When the brain is active, the connections between neurons depend on the synchronous post synaptic potentials. The macroscopic phenomenon formed by the aggregation of these potentials is the brain wave. EEG is spontaneous and rhythmic activity of neurons and can reflect the state of human brain, such as awake and sleep. Modern research has confirmed that brain waves can be divided into four bands: δ wave (0.5~4 Hz), θ wave (4~8 Hz), α wave (8~13 Hz), β wave (13~30 Hz), which are closely related to the active state of the brain. Based on this feature, the activity of human brain and sleep status through brain wave could be judged. It is difficult for beginners to observe the change trend of EEG frequency intuitively. Therefore, periodogram, single taper spectral and multitaper spectral are usually used for EEG analysis, which can judge and analyze the change trend of brain wave frequency and the changes of various wave bands. The multitaper spectral has the advantages of low deviation and low variance. Since the EEG is easily disturbed by some external factors in the test process, the artifact noise could be eliminated from the original data as much as possible. This paper also summarizes the common artifacts in the EEG and some filtering pretreatment methods.

[Key words] EEG; sleep; multitaper spectral; artifact; pretreatment

0 引言

大脑里含有数以亿计的脑细胞, 又称神经元。神经元之间通过神经递质进行传递信息, 当这些信号的能量积累量超过一定的阈值时, 就会产生脑电波(EEG)^[1]。大脑在工作时会产生自发性电生理活动, 该活动可通过专用的脑电记录仪以脑电波的形式表现出来, 在脑电研究中, 至少存在有4个重要的波段^[2]。Berger^[3]是脑电波的发现者, 在研究中检查了不同年龄、性别患者的脑电图记录, 最早记录了人体大脑活动和睡眠时的脑电波变化。Chokroverty等人^[4]根据大脑在清醒和睡眠状态的脑波的波形特征不同的特点对其进行睡眠分析, 指出

了睡眠时的脑波变化, 但并未详细叙述脑波数据预处理过程。Xiao等人^[5]叙述了脑电波中一些常掺杂的伪迹, 并概略阐释了几种去除伪迹的滤波方法和技术。Prerau等人^[6]对脑电波的一些主流的处理方法进行了对比, 因其多窗口频谱分析的优越性, 用于分析大脑产生的脑电波。国内陈晓伟^[7]和唐其彪^[8]简述了脑电波睡眠分期, 但并未扩展。随着人们对健康的关注, 基于脑电波研究睡眠的工作越来越重要, 但针对脑电波波形与脑波睡眠的研究却还未能臻至成熟。本文主要针对基于脑电波波形进行睡眠分析研究和脑电波的数据分析的工作进行调研和概述。

作者简介: 朱佳俊(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 动力电池热管理研究。

通讯作者: 张恒运 Email: Zhanghengyun@sues.edu.cn

收稿日期: 2020-09-28

1 脑电波波形特征

大脑的不同状态会表征出不同模式的脑电波,进而仪器上显示出不同的脑电图。根据头皮脑电图信号的特征模式可以确定大脑处于清醒或者睡眠程度,在睡眠分析领域有重大意义。大脑皮层活动主要由特定的频率来表征,频率的定义是在特定的时间段里同种波形重复出现的次数。频率还有另一种表征方法为一种波形每秒的周期数(HZ)。不同文献对脑电波的频率划分定义略有不同,但大体上的范围划分是一致的。本文参考 Chokroverty 等人^[4]定义脑电波频率即 δ 波(0.5 ~ 4 Hz)、 θ 波(4 ~ 8 Hz)、 α 波(8 ~ 13 Hz)、 β 波(13 ~ 30 Hz)。此外,在觉醒并集中注意力于某一件事时,常出现一种频率较 β 波更高的 γ 波,其频率通常为 30 ~ 45 Hz。在睡眠阶段会出现其他一些脑波:K-复合波,睡眠纺锤波。 δ 波是频率最慢的波。在睡眠评判上使用的是 0.5 ~ 2 Hz 的波段,这种波段常见于额叶,其活动振幅比较大,正常是 75 μ V 甚至更大,没有固定波形持续时间,在进入深睡或者昏迷时较为明显,被称为睡眠波; θ 波常出现在顶点中心区域,没有固定的振幅范围,在脑电波里是最为常见的一种睡眠波形; α 波常出现在顶枕区,正常的 α 波在大脑半球是同步和对称的,这是在安静的警觉状态下闭上眼睛看到的,睁眼会导致 α 波“反应”或振幅减小,外观呈正弦曲线,随着时间的增加,频率降低; β 波被定义在 13 ~ 30 Hz,但主要集中在 18 ~ 25 Hz 之间,这种波段常见于额叶和中央区域,也可以广泛地发生,并出现在清醒和困倦的时候,且可能在困倦时更持久,在深度睡眠时减少,在快速眼动睡眠时又重新出现,在两半球的振幅变化不应超过 50%;睡眠纺锤波的频段是 11 ~ 16 Hz,起源于中心顶点区域,且睡眠评判上有一个持续时间至少 0.5 s 的标准;K-复合波是尖锐的,缓慢的波,具有两相形态结构,主要出现在中心顶点,持续时间至少为 0.5 s,其振幅没有固定的范围^[4]。

2 睡眠脑电波特征

(1)清醒阶段 W:通常记录的前几分钟将会是唤醒阶段 W。超过该帧 50% 以上显现 α 波活动会记录为 W 期。当睁眼和闭眼或者眨眼时,脑电图会显示混合 β 和 α 波活动,而当眼睛保持闭着时主要是 α 波。当昏昏欲睡时,闭上眼睛,脑电图将显示主要的 α 活动。大约有 10% 的人在闭眼状态不

产生 α 波,还有 10% 的人只能产生少量的 α 波。对于这些人群来说,睁眼和闭眼时脑电波是相同的^[9]。有一种转换过程很难去判断,即人在 W 时期缓慢进入一至两帧 N1 期睡眠,随后再次醒来进入 W 期。

(2)非快速眼动睡眠阶段 N1-NREM:N1 期非快速眼动睡眠也被称为过渡性睡眠或浅睡眠。此阶段发生在 W 睡眠之后。对于有 α 波的人,当超过 50% 帧由 θ 波(4 ~ 7 Hz)组成,有时会与低振幅的混合频率波混杂在一起,取代清醒时的 α 波时,此时可以判为 N1 睡眠。脑电图活动幅度小于 50 ~ 75 μ V。顶尖波波形陡峭,持续时间小于 0.5 s,与背景脑电明显不同,最常见于清醒向 N1 期的转换时期,但是也可以出现在 N1 和 N2 期,但顶尖波存在不是 N1 期的必需条件。如果没有其他睡眠标志情况下,这一帧大部分满足主要是 4 ~ 7 Hz 低波幅脑电活动,可以判定为 N1 期,直到出现其他睡眠分期的标志。在 N2 期出现觉醒时,除了低波幅混合脑电活动,没有 K-复合波和睡眠纺锤波,也可以判定为 N1 期,直到出现其他睡眠证据^[9]。这部分睡眠的特点是飘忽不定的思绪和梦境从真实到梦幻,还有一种漂浮的感觉。睡眠者仍然很容易被唤醒,甚至可能否认自己睡过觉。

(3)非快速眼动睡眠阶段 N2-NREM:这是睡眠的中间阶段,但也占了睡眠记录的大部分。该阶段在 N1 期 NREM 睡眠之后。K-复合波和睡眠纺锤波是第一次出现的,通常是偶发的。K-复合波是一个明晰可辨的陡峭负向波之后随即伴发一个正向波,从其他背景脑波中脱颖而出,其持续时间大于 0.5 s,在额区脑电记录的波幅最大。即使没有睡眠纺锤波的存在,K-复合波也可以判定 N2 期。睡眠纺锤波,可能会出现在 N2 期。其频率是 11 ~ 16 Hz,最常见 12 ~ 14 Hz,连续出现多个的明显可辨的波形,持续的时间不小于 0.5 s^[9]。如果一帧的大部分或者前一帧的后半帧出现 N2 期的特征(即睡眠纺锤波、K-复合波、高振幅的 theta/delta 活动),那么这个阶段就被划分为 N2 期睡眠。

(4)非快速眼动睡眠阶段 N3-NREM:N3 期 NREM 睡眠也可称为深度睡眠,以高振幅 0.5 ~ 2 Hz 的慢波为特征。这一阶段睡眠的唤醒阈值远远大于 N1 期或 N2 期睡眠。在 N3 期睡眠中可以看到 K-复合波和睡眠纺锤波。当慢波活动占一帧的 20% 以上也判读为 N2。

(5)快速眼动睡眠阶段 REM:以振幅较低、混频

的脑电图为特征,脑电波小而不规则,伴有明显的眼球活动。脑电图中没有K-复合波和睡眠纺锤波。

3 伪迹

通过专用的脑电波采集仪器收集的脑电波数据资料大多不能直接用于分析判断结果,因为在收集数据时会存在许多的外在因素干扰,导致数据里掺杂着噪音伪迹^[10]。伪迹是最不希望的信号,有些混在低频、如 δ 波里,有些混在高频、如 β 波里,伪迹的存在会改变收集的脑波并且会对重要的信息产生干扰。产生伪迹的原因很多,有生理性和非生理性的。其中,非生理性原因包括电极问题、电缆问题以及交流电气和电磁干扰问题,这些都可以通过更精确的记录系统和严格的记录程序来避免,而生理性伪迹的消除就更为复杂困难。生理性伪迹主要有眼部伪迹、肌肉伪迹、心脏伪迹以及汗水。眼伪迹在脑电图记录中产生显著的伪迹^[11]。眼球伪迹主要是眼球运动和眨眼,这些运动和眨眼可以在头皮上传播,并由脑电图记录下来;肌肉伪迹可能是由靠近信号记录部位的肌肉收缩和伸展、受试者说话、吞咽等引起的,肌肉收缩和拉伸的程度会影响伪迹的振幅和波形;当电极放置在血管上或血管附近时,便会产生心脏伪迹^[12],在血管中,由于心脏的膨胀和收缩运动,即被称为脉冲伪迹,其频率约为1.2 Hz,可以在脑电波中以类似的波形出现,因此很难消除^[13]。汗水造成的伪迹是由某些电极的电基线偏移引起的慢波;以及在较小程度上,交感皮肤反应,也包括慢波,是由汗腺和皮肤电位产生的自主反应^[14]。由电极移动和电缆运动引起的非生理性伪迹可以通过适当的程序和调节来移除。这种来自环境源的伪迹由于其可分辨的频带能够很容易地被一个简单的滤波器移除。尽管噪声的频带很宽,高频滤波器仍然可以去除大部分伪迹^[15]。在实际应用中,对伪迹的识别和去除都有一定的要求,是使用前最重要的预处理步骤。一种最简单的方法是采取预防措施以避免不必要的运动引起的伪迹,但如果受试者无法遵循这些额外的指导,则会陷入麻烦,而且这种方法无论在哪里都很难使用。

4 滤波方法

因此,需要对脑电波做一些预处理的工作,尽可能地剔除噪音伪迹,提高状态判断准确率。传统的去除脑电伪迹的滤波方法是回归法^[16]。该方法有个假设前提:每个通道除了EEG数据还有一定比例

的伪迹^[15]。回归分析首先通过传输因子定义参考通道和脑电通道之间的振幅关系,然后从脑电信号中减去估计的伪迹。虽然回归方法做到了模型简化和减少计算需求,但对一个或多个良好回归参考通道的需求却对其提出了限制。小波变换将时域信号变换为时域和频域,由于其具有更好的时频可调性和非平稳信号分析的优越性,相对于傅立叶变换具有良好的时频特性^[17]。变换是通过选取母小波 $\psi(t)$ 的尺度 j 和时移 k 的子集来实现的。利用小波变换对脑电信号进行小波分解后,对含有伪迹的信号进行阈值处理。处理过的信号被加起来组建了无干扰的信号^[18]。也可以使用多种滤波方法来处理脑电伪迹,如自适应滤波、维纳滤波和贝叶斯滤波,其中不同的方法采用不同的优化原理实现^[19]。自适应滤波的基本机制是根据优化算法迭代调整权值,使初始输入中的伪迹离散化,并将其从含有伪迹信号的EEG中减去。与自适应滤波一样,维纳滤波也是一种最优滤波,然而,该技术是一种线性统计滤波技术,用于估计真实的脑电数据,其目的是开发线性时不变滤波器,使纯脑电数据与估计信号之间的均方误差最小化^[20]。贝叶斯滤波是一种从噪声观测开始的概率系统估计方法,其基础是假设系统为Markov^[21]。这些滤波器克服了上述技术的一些局限性,因为能够在没有参考信号的情况下工作并开展实时工作。考虑到贝叶斯滤波器的复杂性,该滤波器不能直接实现,但是可通过Kalman滤波器和粒子滤波器来逼近的,其中Kalman滤波器和粒子滤波器已经用于去除EEG伪影。主成分分析法PCA是最简单、应用最广泛的盲源分离技术之一,其算法原理是基于协方差矩阵的特征值^[22]。该方法先是利用正交变换将相关变量转化为不相关变量。此种不相关的变量称为主成分(PCs)。这些脑电信号将使用单值分解(SVD)来实现。另一种方法被称为独立成分分析法ICA,这是一种盲源分析方法,可根据数据特征将伪影作为独立成分从脑电信号中分离出来。根据ICA算法理论,眼动伪迹、心电伪迹、肌电伪迹和电磁干扰等皆由独立的信号源产生,具有统计独立性,通过ICA算法可将其分离,提取出有用的脑电信号。ICA算法提供了分离和去除脑电信号中眼动伪迹的有效方法^[23]。头皮脑电是多个神经元共同活动的结果,因此,当信号源数目大于传感器数目时,分离出信号源是有可观前景的。经验模态分解是一种启发式一维技术,旨在将信号分解为其基本函数,称为固有模式函数(IMF),这是振幅和频

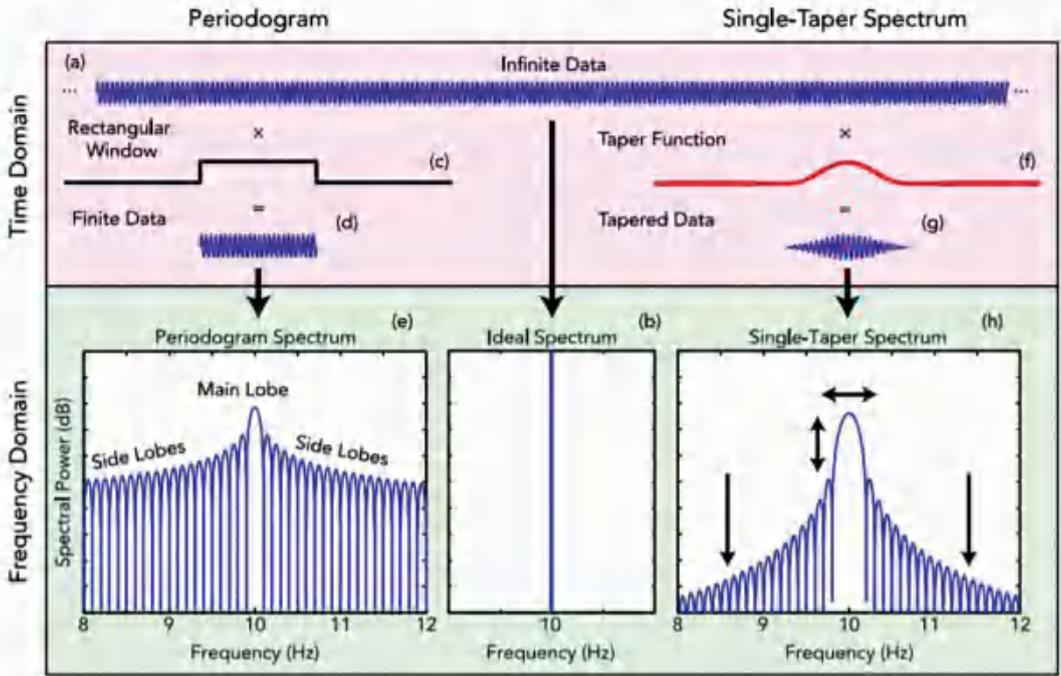
率调制的零均值分量,加上非零平均低次多项式余数^[15]。模式有一个明确的瞬时频率,然后可以利用希尔伯特变换计算。还有一种空间滤波算法是共同平均参考 CAR,其基本思想是滤除脑电 EEG 信号的共同部分的同时保留特定电极的特征信号,提高信噪比。CAR 算法先是计算某一时间点所有通道的脑电电压平均值,再用特定通道的脑电电压值减去平均值即得该通道脑电电压值^[23]。

5 频谱分析

数据预处理后,对于初学者面对一系列脑波波形成很难直接地观察频率的变化。利用周期图、单窗口图和最新多窗口图可以对其脑波信号进行处理、分析及计算,能直观地看出频率的变化趋势。频谱估计的目标,有时称为谱密度估计,是根据频率将波形分成不同的分量振荡,就像棱镜将白光分为不同波长的色光或音频系统中的均衡器将声音分成不同的频带。一般来说,谱估计在时域(波形轨迹是时间的函数)中获取任何信号,并在频域(频谱功率是频率的函数)中对其进行描述。频谱估计的理论基础是傅里叶分析^[24],这是一种将信号分解为一系列不同波长的纯正弦波的方法。而且在分析脑电数据时尤为实用,因为脑电信号代表了整个大脑中以不同频率振荡的多个神经元网络的联合活动。对脑电数据进行谱估计的最简单、最常用的方法称为周期图。在使用中,周期图的计算涉及一种称为快速傅立叶变换(FFT)的算法,这是离散时间数据傅里叶变换的有效实现。需要指出的是,周期图有多个亟需关注的品质,将主要导致频谱估计出现问题。当在离散时间内计算纯正弦波的周期图,而不是理想谱的单峰时,周期图估计看起来很不一样。由此得到的周期图谱估计由振荡频率处的一个较大的圆形峰组成,称为主瓣,两侧是一系列更窄的功率下降峰,称为侧瓣。侧瓣功率和主瓣功率的存在意味着有限数据的周期图是频谱的偏估计量;也就是说,真实数据的估计周期图谱与理想(预期)谱不同,特别是在数据长度较小的情况下。周期图中的侧瓣和主瓣允许给定频率的噪声“泄漏”到其他频率的估计中,从而扭曲数据的真实频谱内容。这种被称为频谱泄漏的现象,降低了估计的准确性,使清晰区分频谱中的峰值变得更加困难。侧瓣和主瓣以不同的方式影响周期图偏差。侧瓣引入了一个宽频带偏差,这意味着在一个很宽的范围或频带的噪声被纳入估计。功率将集中在一个频率上,通过周期图重新分

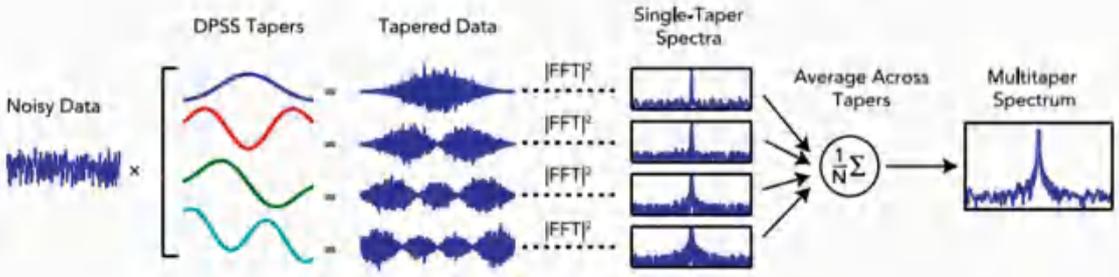
配到其并不属于的频率上。周期图的主瓣是窄带偏差的一个来源,因其模糊了窄带范围内的所有频率。这意味着,如果2个振荡的频率间隔小于主瓣的宽度,将被错误地视为一个振荡^[6]。改善周期图偏差最常见的方法是在进行谱估计之前对有限数据应用一个称为锥度或窗口函数的函数。有限数据周期图的主瓣和侧瓣是由于数据开始和结束时矩形窗口的急剧变化而产生的。如果希望减少侧瓣引起的偏差,就必须平滑这些过渡的突发性。通过取原始数据和一个在0~1之间渐变的锥度函数的乘积,处理后的数据在两端变锥度(因此得名),减少不连续的大小。因此,与周期图相比,单瓣谱侧瓣的功率大大降低,主瓣与侧瓣最高瓣的功率差增大。这意味着将有更少的功率从周围的频率泄漏到光谱估计,因此估计将减少偏差。许多不同类型的函数可以作为圆锥来计算单锥度谱图。使用中较为典型的渐变包括汉宁、汉明、布莱克曼、高斯(通常称为 Gabor 变换)和韦尔奇函数,每一个都是为特定应用优化不同的频谱质量而设计的。与周期图相比,宽带偏置将大大降低。因此,将单锥谱图与脑电图数据结合使用,可以比周期图更准确地估计出振荡峰。单锥度谱图的主瓣宽度比周期图略大,从而降低了光谱分辨率。在实际应用中,侧瓣偏置和主瓣偏置之间存在一个折衷,这可以通过锥度函数的选择来控制。周期图比理想谱图具有更高的方差。随着数据集长度的增大,周期图的方差保持不变。因此,无论收集了多少数据,周期图估计都不会改善。因此,研究中称周期图谱的不一致估计量,如图1(a)所示。在多个独立的测量结果或对同一段时间 EEG 活动时间的试验,通过对每次试验的所有单锥度光谱进行平均,则可以消除测量噪声并减小方差。对于短时间的脑波数据,还可以使用一种称为多窗口频谱估计的技术,该技术是由 Thomson^[25]在20世纪80年代早期开发的,已被证明与单锥度谱估计^[26]相比具有优越的统计特性。多窗口方法的创新之处在于,该方法没有使用单一的锥度函数来计算光谱,而是使用多个锥度函数来计算单个锥度谱,并将其平均在一起,如图1(b)所示。这些锥度来自一类称为离散长椭圆序列(DPSS)^[27]的函数。DPSS 锥度是特殊的,因为其不仅被优化以减少偏差,而且还具有称为正交性的特殊数学特性,这就使其能够从相同的数据中提取不相关的单锥度谱估计值。因为这些单锥度估计值彼此不相关,所以可以一起平均,就好像都是相同条件下的独立试验一样,从而产生方差较

小的频谱。DPSS 锥度的另一个有用特性是, 能使得定义的频谱频率分辨率和频谱平滑度变得特别容易。



(a) 周期图偏差和窗口效应

(a) An illustration of periodogram bias and the effects of tapering



(b) 多窗口频谱估计的原理图^[6]

(b) A schematic of multitaper spectral estimation^[6]

图 1 多窗口频谱分析减少了谱估计中的偏差和方差

Fig. 1 Multitaper spectral analysis reduces bias and variance in spectral estimation

6 结束语

本文综述了脑电波的主要波段的基本特征、各睡眠时期的脑波特点、脑电波里常见的噪声伪迹、去除伪迹的方法和技术以及脑电波的频谱分析方法, 给出了脑电波的一般处理流程, 可以对脑电波进行基本的处理和判断, 对脑电波分析初学者有着指导性作用, 可助其快速了解脑电波, 并提供有益参考。

参考文献

[1] 张海军, 王浩川. 多导联 EEG 信号分类识别研究[J]. 计算机工程与应用, 2008(24): 228-230.

[2] 陈家鑫. 基于脑波音乐的疲劳检测与调节系统[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.

[3] BERGER H. Über das Elektroencephalogramm des Menschen[J]. Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten, 1934, 101: 452-469.

[4] CHOKROVERTY S, THOMAS R J. Atlas of sleep medicine [M]. 2nd ed. Saunders, Elsevier/Saunders, 2014.

[5] XIAO Jiang, BIAN Guibin, TIAN Z. Removal of artifacts from EEG signals: A review [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 19(5): 987.

[6] PRERAU M J, BROWN R E, BIANCHI M T, et al. Sleep neurophysiological dynamics through the lens of multitaper spectral analysis[J]. Physiology (Bethesda, Md.), 2017, 32(1): 60-92.

[7] 陈晓伟. 基于脑电的自动睡眠分期[D]. 南京: 南京邮电大学, 2014.

[8] 唐其彪. 基于脑电信号的自动睡眠分期研究[D]. 广州: 广东工

- 业大学,2016.
- [9] IBER C, ANCOLI-ISRAEL S, QUAN S F. The AASM manual for the scoring of sleep and associated events: Rules, terminology and technical specification[M]. Westchester: American Academy of Sleep Medicine, 2007.
- [10] RADÜNTZ T, SCOUTEN J, HOCHMUTH O, et al. Automated EEG artifact elimination by applying machine learning algorithms to ICA-based features[J]. Journal of Neural Engineering, 2017, 14(4):046004.
- [11] WALLSTROM G L, KASS R E, MILLER A, et al. Automatic correction of ocular artifacts in the EEG: A comparison of regression-based and component-based methods[J]. International Journal of Psychophysiology, 2004, 53(2):105-119.
- [12] GONCHAROVA I I, MCFARLAND D J, VAUGHAN T M, et al. EMG contamination of EEG: Spectral and topographical characteristics[J]. Clinical Neurophysiology, 2003, 114(9):1580-1593.
- [13] HAMAL A Q, REHMAN A W B A. Artifact processing of epileptic EEG signals: An overview of different types of artifacts [C]// 2013 International Conference on Advanced Computer Science Applications and Technologies (ACSAT). Kuching, Malaysia; IEEE, 2013; 358-361.
- [14] BRENTON W M, ALEXANDER J S, LAWRENCE L G, et al. Electromyogenic artifacts and electroencephalographic inferences revisited[J]. NeuroImage, 2011, 54(1):4-9.
- [15] SWEENEY K T, WARD T E, MCLOONE S F. Artifact removal in physiological signals - practices and possibilities [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine; A publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2012, 16(3):488-500.
- [16] MANOUSOS A K, CHRISTOS P, CHRISTOPH B, et al. REG-ICA: A hybrid methodology combining blind source separation and regression techniques for the rejection of ocular artifacts[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2011, 6(3):291-300.
- [17] KUMAR S P, ARUMUGANATHAN R, SIVAKUMAR K, et al. Removal of ocular artifacts in the EEG through wavelet transform without using an EOG reference channel[J]. International Journal of Open Problems in Computer Science and Mathematics, 2008, 1(3):188-200.
- [18] SAFIEDDINE D, KACHENOURA A, ALBERA L, et al. Removal of muscle artifact from EEG data: Comparison between stochastic (ICA and CCA) and deterministic (EMD and wavelet-based) approaches[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2012, 2012:127.
- [19] HE P, KAHLE M, WILSON G, et al. Removal of ocular artifacts from EEG: A comparison of adaptive filtering method and regression method using simulated data[C]// Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Shanghai, China; IEEE, 2005, 2:1110-1113.
- [20] SOMERS B, FRANCAERT T, BERTRAND A. A generic EEG artifact removal algorithm based on the multi-channel Wiener filter [J]. Journal of neural engineering, 2018, 15(3):036007.
- [21] SWEENEY K T, WARD T E, MCLOONE S F. Artifact removal in physiological signals - practices and possibilities [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2012, 16(3):488-500.
- [22] LAKSHMI K G A, SURLING S N N, SHEEBA O. A novel approach for the removal of artifacts in EEG signals [C]// International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking. Chennai, India; IEEE, 2017.
- [23] 陈泽龙, 谢康宁. 基于脑电 EEG 信号的分析分类方法[J]. 中国医学装备, 2019, 16(12):151-158.
- [24] YEO D. A first course in analysis [J]. Breast Cancer Online, 2017, 104(559):187.
- [25] THOMSON D J. Spectrum estimation and harmonic analysis[J]. Proceedings of the IEEE, 1982, 70(9):1055-1096.
- [26] BRONEZ T P. On the performance advantage of multitaper spectral analysis [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 40(12):2941-2946.
- [27] SLEPIAN D. Prolate Spheroidal wave functions, Fourier analysis, and uncertainty-V; The discrete case[J]. Bell System Technical Journal, 1978, 57(5):1371-1430.

(上接第122页)

- [5] Alam A. Fuel-efficient distributed control for heavy duty vehicle platooning [D]. Stockholm, Sweden: KTH Royal Institute of Technology, 2011.
- [6] 郑洋. 基于四元素构架的车辆队列动力学建模与分布式控制 [D]. 北京:清华大学, 2015.
- [7] 李升波. 车辆多目标协调式自适应巡航控制 [D]. 北京:清华大学, 2009.
- [8] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 2版. 北京:清华大学出版社, 2013.
- [9] 胡寿松. 自动控制原理[M]. 7版. 北京:科学出版社, 2021.
- [10] 王金城. 现代控制理论[M]. 北京:化学工业出版社, 2007.
- [11] 黄家英. 自动控制原理[M]. 2版. 北京:高等教育出版社, 2010.
- [12] 刘康志, 姚郁. 线性鲁棒控制[M]. 北京:科学出版社, 2013.
- [13] 秦晓辉. 多型通信拓扑下车辆队列分布式控制中的稳定性问题 [D]. 北京:清华大学, 2016.
- [14] 李晓东, 刘畅, 刘鹏. 基于背景建模的车辆跟踪方法[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(1):76-79.
- [15] 王丽娟. 基于多分类的车辆轨迹地图匹配算法的研究[J]. 智能计算机应用, 2017, 7(6):35-38.