

## 基于 EEG 的警觉度分析与估计研究综述

傅佳伟<sup>1</sup> 石立臣<sup>1</sup> 吕宝粮<sup>1,2,\*</sup>

<sup>1</sup>(上海交通大学计算机科学与工程系仿脑计算与机器智能研究中心,上海 200240)

<sup>2</sup>(上海交通大学智能计算与智能系统教育部-微软重点实验室,上海 200240)

**摘要:** 警觉度是指人在执行某项任务时长时间维持注意力或警惕性的水平。EEG 是目前最常用且最客观的研究警觉度的生理指标,当人的警觉度有变化时,记录到的 EEG 信号模式会发生相应的变化。因此,通过记录和分析人在执行任务过程中的 EEG 信号,可以估计人的警觉度。在此介绍 EEG 和警觉度的基础知识,对基于 EEG 的警觉度分析与估计的最新研究方法、关键技术以及可能的应用等进行较为详细的综述,并讨论目前需要解决的问题。

**关键词:** EEG; 持续注意力; 警觉度; 特征提取

### A Survey on EEG-based Vigilance Analysis and Estimation

FU Jia-Wei<sup>1</sup> SHI Li-Chen<sup>1</sup> LU Bao-Liang<sup>1,2,\*</sup>

<sup>1</sup>(Center for Brain-like Computing and Machine Intelligence, Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240)

<sup>2</sup>(MOE-Microsoft Key Lab for Intelligent Computing and Intelligent Systems, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240)

**Abstract:** Vigilance describes the ability of observers to maintain their focus of attention and to remain alert to stimuli for a prolonged period of time. Electroencephalogram (EEG) is a most used and most objective physiological indicator now. When vigilance state changes, the recorded EEG will have some relative changes. Therefore, vigilance could be estimated using the EEG of the person when performing some tasks. In this paper, knowledge of EEG and vigilance was introduced. The methodologies, key technologies and possible applications for the estimation of vigilance based on EEG were presented. At last, some problems to be solved were discussed.

**Key words:** electroencephalogram; sustained attention; vigilance; feature extraction

中图分类号 R318 文献标识码 A 文章编号 0258-8021(2009)04-0589-08

## 引言

警觉度(vigilance),是指人在执行任务时长时间保持注意力或警惕性的水平。在日常生活中,有很多工作岗位需要工作人员保持相对较高的警觉度,如长途客车司机、飞行员和机场调度人员等。他们一旦在工作中出现注意力不集中的情况,就可能会造成非常严重的后果。因此,如何对人的警觉度进行定量分析和实时估计,是一项十分重要的研究课题。关于警觉度的研究,其目的在于从原始的生理

信号中分析出哪些因素影响人的警觉度,哪些因素直接反映人的警觉度,从而根据这些相关因素判断人当前的警觉度。

人们对警觉度的研究起始于 20 世纪 50 年代,最初的研究是从睡眠问题入手,主要研究人在清醒和睡眠两个不同状态下的区别<sup>[1-2]</sup>。之后的研究表明,人从清醒到睡眠的过程是由若干个阶段构成的,研究的重点就变为研究分析这些阶段分别有哪些特征<sup>[3]</sup>;随后随着研究范围的扩展,人们把传统的从清醒到入睡之间的状态进一步细分,从而明确地提出了警觉度的概念<sup>[4-5]</sup>。

收稿日期: 2008-11-13, 修回日期: 2009-04-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60773090, 90820018)

\*通讯作者。 E-mail: blilu@sjtu.edu.cn

在警觉度研究的早期阶段,眨眼频率、皮肤阻抗、体温以及血压等生理信号都曾被用来估计警觉度<sup>[6-8]</sup>。人体工程学研究表明,当人处于高度警觉状态时,手脚掌心的皮肤阻抗会下降;而当人处于疲劳状态时,皮肤阻抗则会升高。在 Ji 等人的研究中,通过对人脸瞳孔、嘴、鼻等进行精确定位,使用眼睛闭合程度、闭合时间、眨眼频率、点头频率、人脸的朝向、人眼注视方向以及嘴的张开程度等特征,对人的警觉度进行估计<sup>[9]</sup>。这种方法的优点是信号采集比较便利,缺点是时间分辨率较低且易受外部环境影响。随着脑科学的发展、信号处理技术的进步以及对 EEG 的深入研究,人们发现 EEG 信号与警觉度密切相关<sup>[10-11]</sup>。EEG 信号相对于其他生理信号而言,能更直接地反映大脑本身的活动,并且有更高的时间分辨率。EEG 由于其无创性,容易在研究中使用,因此目前基于它的警觉度研究已经成为主流。

## 1 基于 EEG 的警觉度分析

EEG 是大脑神经网络中相当数量的神经元(主要是锥体细胞)进行同步放电时,在头皮上测量得到的微弱电位差。由于大脑皮层有序的多层结构中锥体细胞的轴突径向排列,树突在外层呈切向分布,这样有序的点偶极子放电能够克服颅骨的屏蔽,可在头皮上记录到 0.5~40 Hz 较大幅度(1~100  $\mu\text{V}$ ) 的 EEG 信号。

EEG 各个频率分量的强度和相对变化记录的是大脑所处的状态,像缺血、缺氧和病变等都可以在

EEG 中有所反映。医学、神经科学和认知科学的研究结果表明,人们对环境的警觉度涉及很多大脑的活动,因此使用 EEG 来估计人的疲劳、睡眠-清醒、注意力等警觉度状态是非常合适的。

从 EEG 中,可以提取出时域、频域以及空间分布信息。其中时域信息通常是由一些事件相关电位(event-related potential, ERP) 组成的。但是,由于大量背景噪声的存在,直接从单次实验数据中提取时域信号作为评估标准是不可行的。频域信息则是利用现代功率谱分析方法,得出与特定脑活动关联的不同频率或频带的变化。在基于 EEG 的警觉度研究中,最常用的频带有 5 个,即 (0.5~4 Hz)、(4~8 Hz)、(8~13 Hz)、(13~25 Hz) 和 (>25 Hz)。空间信息则关注于 EEG 信号在头皮表面的空间分布情况,通过记录到的 EEG 信号活动,可以分析出不同脑区的活动状态。

目前的研究表明,随着警觉度水平的下降,EEG 会产生相应的变化<sup>[3,12]</sup>:随着低频段的活动增加,事件相关电位的波幅会相应下降。Pfurtscheller 和 Aranibar 首先提出了事件相关去同步概念:当处于最大警觉度状态下,一些节律(如  $\delta$  节律)的成分会削弱<sup>[13]</sup>。

睡眠实验的研究表明,在睡眠开始阶段,EEG 信号在其低频部分会增加,而在其高频部分则会减少。因此,在 EEG 分析方法中,有报告提出使用  $\delta$  节律与  $\alpha$  节律的比值作为评估警觉度的特征信息<sup>[14]</sup>。此外,  $\delta$  节律的变化在前额部分更显著,而

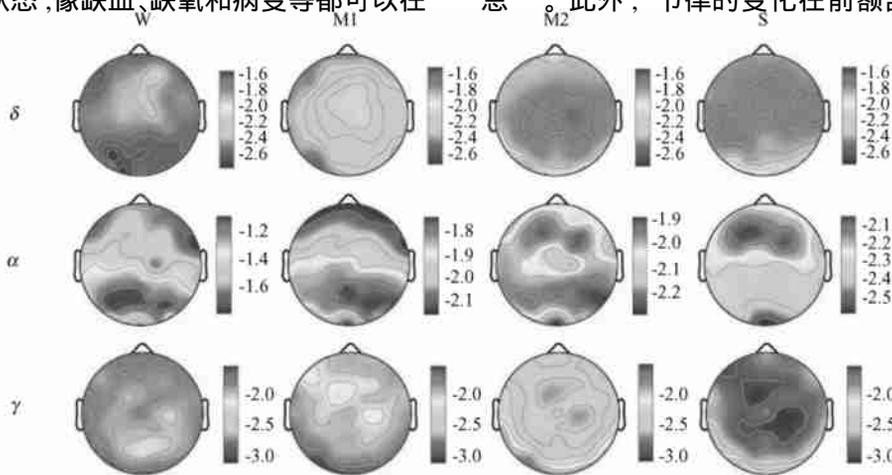


图1  $\delta$ 、 $\alpha$ 、 $\gamma$  节律在清醒-睡眠转换过程中能量密度的区域分布(W、MI、M2、S 分别表示清醒状态,两个中间状态和睡眠状态)<sup>[16]</sup>

Fig.1 The distribution of power density in  $\delta$ ,  $\alpha$  and  $\gamma$  rhythms during transition of a wake-sleep (W, MI, M2 and S denote wakefulness state, the middle states 1 and 2, and sleepiness state, respectively)<sup>[16]</sup>

节律的变化分布更广<sup>[15]</sup>,这些 EEG 空间分布信息也可以作为警觉度分析的特征信息。如图 1 所示,在睡眠实验中观察到的闭眼情况下,被试者从清醒状态转移到睡眠状态过程中,不同脑区、以及节律能量密度分布的变化情况<sup>[16]</sup>。随着状态从清醒转移到睡眠,节律的能量慢慢增加,而节律的能量慢慢减少,节律的能量分布中心从后脑向前额转移。当人睁眼或闭眼时,警觉度下降会伴随不同的 EEG 表现:睁眼时节律活动会增加,而闭眼时节律活动减少。但是,精确、定量地分析 EEG 与警觉度的对应关系,一个限制在于不同被试者警觉度变化的 EEG 模式存在差异。例如,平时有低波幅节律活动的被试者与高波幅节律活动的被试者,在睡眠开始阶段会产生不同的 EEG 变化。

大量文献表明,EEG 和警觉度任务测试结果(如模拟驾驶以及常规的心理测试)是密切相关的<sup>[17]</sup>。当被试者执行任务表现较差(即警觉度低下)时,EEG 表现出的特征是节律增强而节律削弱。研究还发现,当实验设计更复杂时,这种关联度更大。对单个被试者的任务表现和 EEG 变化进行分析,会得出比较一致的结果<sup>[4,18]</sup>。Makeig 和同事设计的实验让被试者对听觉和视觉两种刺激做出反应<sup>[4,19-21]</sup>,只记录一个中央(Cz)和一个枕部(Pz/Oz)电极信号。与睡眠开始阶段相类似,观察到被试者在进行警觉度测试时,随着测试错误率的提高,EEG 高频成分减少,而低频成分增加。

很多研究结果表明,EEG 和警觉度任务测试表现之间的关系,对不同被试者来说并不是完全一致的<sup>[18,22-24]</sup>,即使对于同一被试,在不同时间、不同精神状态下,其 EEG 的变化也是不同的,特别是被试者在实验之前如果得到了充分的休息,这种情况更为明显。

## 2 基于 EEG 的警觉度估计

基于 EEG 的警觉度估计系统主要包含 EEG 信号采集、数据预处理、特征提取与选择、模式分类等环节。下面以模拟驾驶环境下警觉度监控为例,简单介绍这几个环节。信号采集是指在模拟驾驶的环境下,记录被试者在实验过程中的 EEG 信号,并将其转换为数字信号存储起来,以便于进行后续处理。数据预处理的主要任务是对采集到的 EEG 信号进行必要的滤波和降噪处理(滤去交流电或肌电等对 EEG 信号带来的干扰)。特征提取和选择环节的功能在于对 EEG 信号进行分析,把原始信号转换为某

些可以表征警觉度的参数,如幅值、相位、小波系数等,并对这些参数特征进行选择。模式分类则用于将特征信息转换为相应的对警觉度的估计。最后,根据警觉度的估计结果,通过输出控制系统,对驾驶员的操作进行必要的辅助或提示。

### 2.1 EEG 信号采集

EEG 信号十分微弱,通常是通过电极来提取。电极安置在头皮上,是用于检测脑电位变化的传感器。根据电极的不同种类,通常又把信号采集方式分为两种:湿电极和干电极。湿电极是传统的 EEG 采集方式,使用者在使用前必须涂抹导电膏,因此比较麻烦,不利于大众应用。干电极采集技术是一种新兴的 EEG 采集技术,避免了涂抹导电膏的麻烦。其优点是可以减少被试者长时间参与实验产生的不适感,更有利于脑电设备在日常生活中的应用。

### 2.2 EEG 信号预处理

对于 EEG 信号的预处理,主要工作是去除伪迹(artifact)。EEG 信号的波幅很小,在采集时容易受伪迹的影响<sup>[25]</sup>。伪迹主要包括下列几种干扰:眼电干扰、心电干扰、呼吸或头部运动产生的肌电干扰、由于汗水引起电极阻抗过高及设备问题造成的干扰等<sup>[25]</sup>。

预处理方法主要包括:直接删除包含伪迹的数据段,使用滤波器(如带通)进行滤波处理,通过主成分分析(PCA)、独立成分分析(ICA)等方法分离干扰信号等。图 2 为经过 ICA 处理之后的 7 个独立成分,其中成分 7 在各个频率的能量分布比较平均,但与其他成分的平均分布差别大,而成分 1 几乎与平均分布相同,因此判定成分 7 是伪迹信号<sup>[26]</sup>。判别的理由是:脑电信号的功率谱近似服从幂律分布,伪迹的功率谱分布与脑电信号差别比较大;在分解后的独立成分中,脑电信号占多数,因此独立成分的功率谱平均值与脑电信号的功率谱分布相似,而与伪迹信号的功率谱分布差别比较大。

### 2.3 EEG 信号标注

对 EEG 信号进行标注的主要目的是为训练警觉度估计模型提供有标号的训练数据和对实验结果进行验证,标注的方法包括有刺激和无刺激两种。在无刺激标注方法中,需要通过专家综合被试者的各种信息来进行手工评估,缺点是代价较高且错误率也较高。Peiris 在他们的实验中,让 4 位脑电专家通过 EEG 信号,判断被试者所处的警觉度状态<sup>[27]</sup>。研究结果表明,在通过反应时间来衡量得出的 101 个疲劳状态中,脑电专家只识别出了

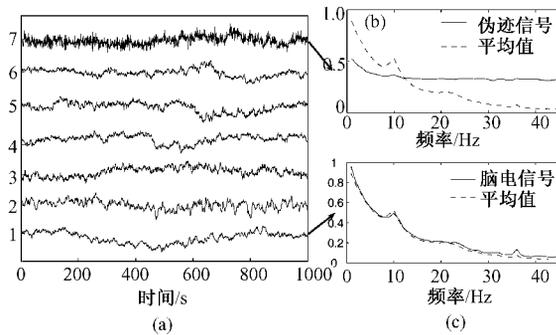


图2 用 ICA 判别伪迹示例<sup>[26]</sup>。(a)原始脑电信号经 ICA 分解后的 62 个独立成分之 7 个独立成分;(b)归一化后的伪迹信号功率谱与所有独立成分功率谱平均值的对比图;(c)归一化后的脑电信号功率谱与所有独立成分功率谱平均值的对比图

Fig.2 An example of detecting artifact by using ICA<sup>[26]</sup>. (a) the 7 independent components out of the whole 62 ones calculated by ICA algorithm; (b) comparison between the artifact spectrum and the mean value of all the independent components spectra; (c) comparison between the EEG spectrum and the mean value of all the independent components spectra

其中的 6 个。有刺激标注方法需要被试者对不同的刺激信号做出响应,然后根据响应程度的不同进行标注。按照刺激方法的不同,可分为听觉<sup>[19,28]</sup>、视觉<sup>[19,29,30]</sup>和触觉<sup>[19]</sup> 3 类标注方法。有刺激标注方法的优点是代价小,但是在引入刺激信号后可能会同时带来刺激引起的噪声,给信号处理带来一些问题。

## 2.4 特征提取

特征提取就是从源信号中找出各种有用信息,这些信息包括时域上的幅值和频域上的各频率分量、相位以及空间各个电极之间的相关性等。常用的特征提取方法可分为 3 类:第 1 类是时域与频域的方法<sup>[19,29-30]</sup>,如离散傅立叶变换、小波变换、自回归模型等;第 2 类是空间方法<sup>[31-32]</sup>,如主成分分析、空间复杂度模型、独立成分分析等;第 3 类是时空结合的方法,如时空滤波器、多元回归模型、时空复杂度模型、时空同步性模型等。此外,在 Halboni 等人的研究中<sup>[33]</sup>,根据 EEG 信号来计算放电电偶极子的位置,然后对位置的信息进行计算,这是一种通过逆向模型进行特征提取的方法。

## 2.5 判别算法

特征信号虽然在很大程度上决定了对警觉度进行估计的结果,但是好的判别方法也能在一定程度上提高估计精度。人工神经网络是警觉度估计研究中应用较多的一种方法,它的优点是使用简单、参数

选择方便、输出结果准确性较高。Makeig 用前馈神经网络来训练 EEG 的相关度信息分析警觉度<sup>[28]</sup>,表明清醒和睡眠两个状态是可以区分的,但当加入中间状态时,预测精度会下降较大。Vuckovic 等人采用了 3 种不同的人工神经网络算法:基于 Widrow-Hoff 算法的线性网络、基于 Levenberg-Marquardt 规则的非线性网络、以及学习矢量量化 (learning vector quantization) 神经网络。以功率谱密度作为输入参数,区分警惕 (alert) 以及疲劳 (drowsy) 两个状态,结果发现 LVQ 给出的正确率最高<sup>[34]</sup>。

线性回归模型是另一种研究中常用的统计模型。在 Lin 等人的研究中,通过选择两个电极,采用 EEG 信号功率谱进行线性回归的方法,对驾驶员的表现进行估计,预测准确度都在 80% 以上<sup>[35]</sup>。他们的研究表明,通过使用少数几个电极的连续 EEG 信号对驾驶过程进行监控是可行的。

当 EEG 数据标注完整后,可以采用有监督的学习策略;而当缺少足够标注信息时,可以先采用聚类等无监督学习策略对信号进行分析,再结合少量的标注对结果进行二次分析。在前期的研究中,使用少量有标号的数据和大量无标号的数据,采用半监督聚类的策略,对清醒到睡眠的过程进行了划分,提出了一种基于图模型的动态聚类算法,并与其他几种不同的聚类算法进行了比较<sup>[16,26,36-37]</sup>。实验结果表明,基于图模型的动态聚类算法比 N-cut、K-means 等聚类算法对过渡阶段的划分更加清晰。图 3 给出了 3 种方法对 EEG 警觉度变化过程的聚类结果比较。

大量的研究表明,被试者本身也会对估计结果产生影响,如被试者的动机<sup>[38-41]</sup>、刺激的形式<sup>[13,42]</sup>以及被试者对刺激的适应性<sup>[5,14,43-44]</sup>。因此,如何减少被试者对估计结果的影响,在实际应用中如何解决用户对估计系统的影响,都是今后需要解决的问题。

## 3 潜在的应用

目前,基于 EEG 警觉度的分析与估计研究多停留在实验室阶段,还没有产品投入实际生产,但它在许多领域有着非常广阔的应用前景。

### 3.1 安全驾驶

如前所述,每年有很大比例的交通事故是由于疲劳驾驶引起的。因此如果在汽车内装上可以实时监测驾驶员警觉度的设备,在驾驶员打瞌睡或感到疲劳时就能做出预警的话,就可以在很大程度上减少交通事故的发生。例如, Liang 等人开发模拟驾驶

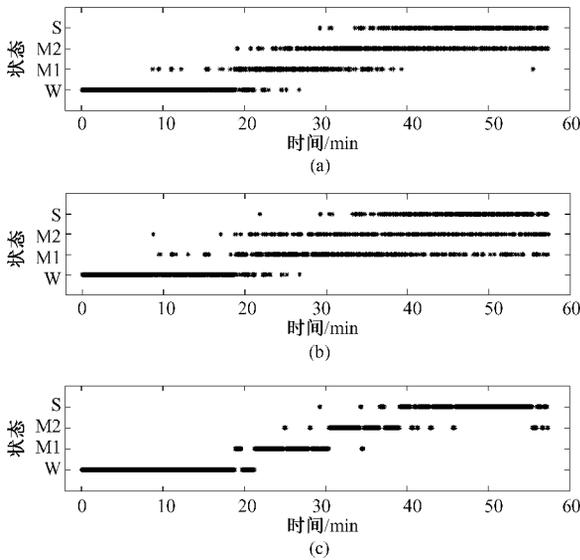


图 3 用算法分析 EEG 警觉度变化过程的聚类结果示意图。(a) K-means 算法的聚类结果;(b) N-cut 算法的聚类结果;(c) 动态聚类算法的聚类结果。

Fig.3 Results for the three clustering algorithms on EEG data for vigilance: K-means, N-cut and dynamic clustering. (a) clustering result calculated by K-means algorithm; (b) clustering result calculated by N-cut algorithm; (c) clustering results calculated by our Dynamic Clustering algorithm

及警觉度估计系统,在模拟驾驶环境下,通过计算连续 EEG 信号的功率谱,评估驾驶员的驾驶表现,估计警觉度水平,可以在分钟尺度下达到比较高的准确率<sup>[30]</sup>。

### 3.2 辅助诊断

在一些临床研究中,需要先从大量的 EEG 数据中标注出清醒和睡眠的部分,为进一步分析做准备。尤其是在精神疾病诊断中,睡眠阶段的 EEG 数据可以被用来作为诊断的重要依据。因此,需要一种可以快速对数据进行标注的办法。Shimada 等人设计了一种基于两层隐藏层的神经网络算法来检测 节律,纺锤波等 3 种关于睡眠 EEG 特征波形的的方法,用来快速标注诊断需要的 EEG 数据<sup>[45]</sup>。

### 3.3 E-Learning

一些 E-Learning 教育机构已经建立了许多远程教室,但与传统的课堂相比,教师无法从教室里实时地获得学生的反馈信息,从而对教学内容和教学气氛进行调整。利用实时警觉度监控系统,当学生感觉困倦时,可以通过振动座椅等方式加以提醒,或者将学生困倦的信息实时地反馈给教师,让教师对课堂气氛做出调整<sup>[46]</sup>。

### 3.4 战场精神状态监控

近期有报道称,美国国土安全局与美国 QUASAR 公司共同开发了一套基于脑电的士兵精神负荷监测系统<sup>[47]</sup>。通过新式的无线、可穿戴干电极脑电帽和高效的脑电分析算法,在战场上实时分析士兵的精神状态,为战场指挥提供预警等辅助信息。

## 4 研究动态

目前,国际上关于警觉度的研究工作主要集中在两个方面,一方面是对需要工作人员长时间保持注意力任务的警觉度的实时估计研究,另一方面是通过 EEG 来诊断病理学、药物对睡眠、持续注意力的临床影响。下面对国际上的一些研究机构的有关研究工作做简要介绍。

### 4.1 Swartz Center for Computational Neuroscience (SCCN)<sup>[4,20]</sup>

SCCN 是加州大学圣地牙哥分校的计算神经科学研究中心,致力于研究大脑不同区域功能性活动的观测和建模,并以此来解释人的知觉和创造力等活动。该中心基于 EEG 的警觉度研究是其中的一个重要部分,他们于 2000 年开发了一套针对听觉任务的警觉度实时监控系统。目前的研究主要集中在应用 ICA 方法,综合 EEG、人脸图像以及 fMRI 等多种信号,对大脑的动态活动进行分析。

### 4.2 Van der Veer Institute for Parkinson's & Brain Research<sup>[44]</sup>

该中心位于新西兰,警觉度研究属于其中的脑功能研究分部,研究方向包括基于 EEG 功率谱分析的微睡(Microsleep)状态以及失误的检测。他们主要通过传统的谱分析方法以及 ICA 等方法,提取 EEG 中与微睡相关的成分,最终目标是构造一个能够预测微睡状态以避免交通事故的装置。

### 4.3 Surrey Sleep Research Center<sup>[43]</sup>

该研究中心隶属于英国萨里大学(University of Surrey),创立于 2003 年 2 月,主要研究方向包括对睡眠相关的生理、认知以及健康相关的课题,包括 EEG 与睡眠紊乱、病理学、药物学的相关性的研究。

### 4.4 台湾交通大学脑科学研究中心<sup>[30,48]</sup>

该中心致力于研究驾驶员的警觉度实时估计,设计了一套记录被试者驾驶表现的系统,通过回归模型来估计警觉度状态。近年来,又建立了一套虚拟现实的驾驶系统,利用多台投像机模拟环绕式的驾驶场景,并配合 6 轴动态实验平台来对被试者进行动态刺激,使得模拟实验更加符合实际情况。

## 5 有待解决的问题

虽然基于 EEG 的警觉度估计已经有了初步的模拟驾驶系统,但是距离走出实验室、应用于现实环境还有很多困难需要克服。

### 5.1 信号采集技术

目前采用的 EEG 信号采集方式,无论是电极帽还是单个电极,仍然只适用于实验室研究,无法由被试者独立使用,信号采集所需要使用的放大器设备价格昂贵、操作复杂。要将这项研究用于实际应用,信号采集手段的简化是首先需要解决的问题。目前,采用干电极的无线采集设备已经开始使用<sup>[47-49]</sup>,可以在一定程度上解决上述问题。图 4 给出了两种目前正在实验室使用的无线、可穿戴干电极脑电帽<sup>[47-49]</sup>。与传统的湿电极相比,干电极免去了注射导电膏的繁琐工作。但是,如何提高电极的密度,开发低能耗的放大器,是目前急需解决的问题。

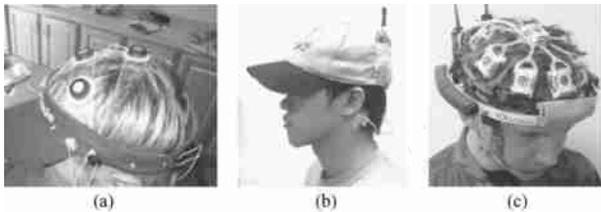


图 4 使用干电极的无线脑电采集设备。(a) QUASAR (研究组织名) 研发的第一代干电极无线脑电采集设备<sup>[49]</sup>; (b) 台湾交通大学设计研发的干电极无线脑电采集设备<sup>[48]</sup>; (c) QUASAR 最新研发的军用干电极无线脑电采集设备<sup>[47]</sup>

Fig. 4 Wireless EEG acquisition device with dry electrodes (a) the first generation of wireless EEG acquisition device with dry electrodes designed by QUASAR<sup>[49]</sup>; (b) another wireless EEG acquisition device with dry electrodes designed by Taiwan National Chiao Tung University<sup>[48]</sup>; (c) the latest wireless EEG acquisition device with dry electrodes designed by QUASAR for the US Army<sup>[47]</sup>

### 5.2 估计精度

目前的警觉度估计准确率大都在 70% ~ 80%, 远未达到实际应用的要求。由于个体间的差异,估计结果不稳定。如果针对每个被试的个体来进行专门的训练,往往精度会比不考虑个体差异,提高很多。因此,如何方便快捷地让系统适应个体,设计自适应的警觉度监控系统,是研究的趋势。目前采用半监督聚类算法<sup>[16]</sup>,在经过一定量的数据训练后,

可以非常准确地对单个被试者的警觉度进行估计。

### 5.3 时间分辨率

虽然理论上 EEG 的时间分辨率可以达到几百甚至几十毫秒,但是目前的研究并不能达到这样的结果。这是由 3 个因素导致的:噪声和伪迹信号、EEG 特征的定义方式、识别算法。有效地对 EEG 进行预处理,去除噪声和伪迹信号是一个需要研究的课题<sup>[25]</sup>;除此以外,寻找更高时间分辨率的特征表述方式也十分重要;最后,需要研究具有增量学习能力的高效识别算法。

虽然基于 EEG 的警觉度分析与估计研究还处在起步阶段,但是该研究有着非常重要的科学意义和广阔的应用前景。它将为医学、药学和神经科学等学科提供一种客观、定量的警觉度评价标准和评价方法,为航天、航空和汽车等领域提供精确的警觉度自动估计与实时监测技术,为服务机器人、智能通信和 E-Learning 等领域提供情感计算技术。

## 参考文献

- [1] Carskadon MA, Dement WC, Mitler MM, *et al.* Guidelines for the multiple sleep latency test (MSLT): a standard measure of sleepiness [J]. *Sleep*, 1986, **9**(4): 519 - 524.
- [2] Cole RJ, Kripke DF, Gruen W, *et al.* Automatic sleep/wake identification from wrist activity [J]. *Sleep*, 1992, **15**(5): 461 - 469.
- [3] Dement W, Kleitman N. Cyclic variations in EEG during sleep and their relation to eye movements, body motility, and dreaming [J]. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1957, **9**(4): 673 - 690.
- [4] Makeig S, Inlow M. Lapses in alertness: coherence of fluctuations in performance and EEG spectrum [J]. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1993, **86**(1): 23 - 35.
- [5] Declerck AC, Beecher L, Arends J. How to measure vigilance [J]. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1995, **95**(3): 84.
- [6] Aserinsky E, Kleitman N. Two types of ocular motility occurring in sleep [J]. *Journal of Applied Physiology*, 1955, **8**(1): 1 - 10.
- [7] Kenneth P, Wright Jr, Joseph HT, *et al.* Relationship between alertness, performance, and body temperature in humans [J]. *American Journal of Physiology*, 2002, **283**(6): 1370 - 1377.
- [8] Cajochen C, Khalsa SBS, Wyatt JK, *et al.* EEG and ocular correlates of circadian melatonin phase and human performance decrements during sleep loss [J]. *American Journal of Physiology*, 1999, **277**(3): 640 - 649.
- [9] Ji Qiang, Yang Xiaojie. Real-time eye, gaze, and face pose tracking for monitoring driver vigilance [J]. *Real-Time Imaging*, 2002, **8**(5): 357 - 377.

- [10] Kubicki S, Herrmann W, Fichte K, *et al.* Reflections on the topics: EEG frequency bands and regulation of vigilance [J]. *Pharmakopsychiatr Neuropsychopharmakol*, 1979, **12**(2): 237 - 245.
- [11] Makeig S, Inlow M. Lapses in alertness: coherence of fluctuations in performance and EEG spectrum [J]. *Electroencephalography & Clinical Neurophysiology*, 1993, **86**(1): 23 - 35.
- [12] Matousek M, Petersen I. A method for assessing alertness fluctuations from EEG spectra [J]. *Electroencephalography Clinical Neurophysiology*, 1983, **55**(1): 108 - 113.
- [13] Pfurtscheller G, Aranibar A. Event-related cortical desynchronization detected by power measurements of scalp EEG [J]. *Electroencephalography Clinical Neurophysiology*, 1977, **42**(6): 817 - 826.
- [14] Parasuraman R. Memory load event rate control sensitivity decrements in sustained attention [J]. *Science*, 1979, **205**(4409): 924 - 927.
- [15] Strijkstra AM, Beersma DG, Drayer B, *et al.* Subjective sleepiness correlates negatively with global alpha (8 ~ 12 Hz) and positively with central frontal theta (4 ~ 8 Hz) frequencies in the human resting awake electroencephalogram [J]. *Neuroscience Letters*, 2003, **340**(1): 17 - 20.
- [16] Shi Licheng, Lu Baoliang. Dynamic clustering for vigilance analysis based on EEG [A]. In: *Proceedings of International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society [C]*. Vancouver: IEEE, 2008. 54 - 57.
- [17] Belyavin A, Wright NA. Changes in electrical activity of the brain with vigilance [J]. *Electroencephalography Clinical Neurophysiology*, 1987, **66**(2): 137 - 144.
- [18] Torsvall L, Akerstedt T. Sleepiness on the job: continuously measured EEG changes in train drivers [J]. *Electroencephalography Clinical Neurophysiology*, 1987, **66**(6): 502 - 511.
- [19] Jung TP, Makeig S, Stensmo M, *et al.* Estimating alertness from the EEG power spectrum [J]. *IEEE Trans Biomedical Engineering*, 1997, **44**(1): 60 - 69.
- [20] Makeig S, Jung TP. Changes in alertness are a principal component of variance in the EEG spectrum [J]. *Neuroreport*, 1995, **7**(1): 213 - 216.
- [21] Makeig S, Jung TP. Tonic, phasic, and transient EEG correlates of auditory awareness in drowsiness [J]. *Brain Res Cogn Brain Res*, 1996, **4**(1): 15 - 25.
- [22] Otmani S, Pebayle T, Roge J, *et al.* Effect of driving duration and partial sleep deprivation on subsequent alertness and performance of car drivers [J]. *Physiol Behav*, 2005, **84**(5): 715 - 724.
- [23] Valentino DA, Arruda JE, Gold SM. Comparison of EEG and response accuracy in good vs poorer performers during a vigilance task [J]. *Int J Psychophysiol*, 1993, **15**(2): 123 - 133.
- [24] Williams HL, Tepas DI, Morlock Jr. HC. Evoked responses to clicks and electroencephalographic stages of sleep in man [J]. *Science*, 1962, **138**(3541): 685 - 686.
- [25] Anderer P, Roberts S, Schlgl A, *et al.* Artifact processing in computerized analysis of sleep EEG - a review [J]. *Neuropsychobiology*, 1999, **40**(3): 150 - 157.
- [26] Shi Licheng, Yu Hong, Lu Baoliang. Semi-Supervised Clustering for Vigilance Analysis Based on EEG [A]. In: *Proceedings of International Joint Conference on Neural Network [C]*. Orlando: IEEE, 2007. 1518 - 1523.
- [27] Peiris MTR, Jones RD, Davidson PR, *et al.* Identification of vigilance lapses using EEG/EOG by expert human raters [A]. In: *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference [C]*. Shanghai: IEEE, 2005. 5535 - 5537.
- [28] Makeig S. Using feedforward neural networks to monitor alertness from changes in EEG correlation and coherence [A]. In: *Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems [C]*. London: MIT Press, 1996. 931 - 937.
- [29] Oken BS, Kishiyama SS, Salinsky MC. Pharmacologically induced changes in arousal: effects on behavioral and electrophysiologic measures of alertness and attention [J]. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 1995, **95**(5): 359 - 371.
- [30] Liang Shengfu, Lin Chinteng, Wu Rueicheng, *et al.* Monitoring driver's alertness based on the driving performance estimation and the EEG power spectrum analysis [A]. In: *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology Society [C]*. Shanghai: IEEE, 2005. 5738 - 5741.
- [31] Vuckovic A, Radivojevic V, Chen ACN, *et al.* Automatic recognition of alertness and drowsiness from EEG by an artificial neural network [J]. *Medical Engineering & Physics*, 2002, **24**(5): 349 - 360.
- [32] Tononi G, McIntosh AR, Patrick Russell D, *et al.* Functional clustering: identifying strongly interactive brain regions in neuroimaging data [J]. *Neuroimage*, 1998, **7**(2): 133 - 149.
- [33] Halboni P, Kaminski R, Gobbels R, *et al.* Sleep stage dependant changes of the high-frequency part of the somatosensory evoked potentials at the thalamus and cortex [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2000, **111**(12): 2277 - 2284.
- [34] Vuckovic A, Popovic D, Radivojevic V. Artificial neural network for detecting drowsiness from EEG recordings [A]. In: *Proceedings of the 6th Seminar on Neural Network Applications in Electrical Engineering [C]*. Yugoslavia: IEEE, 2002. 155 - 158.
- [35] Lin Chinteng, Wu Rueicheng, Liang Shengfu, *et al.* EEG based drowsiness estimation for safety driving using independent component analysis [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems-I*, 2005, **52**(12): 2726 - 2738.
- [36] Li Mu, Fu Jiawei, Lu Baoliang. Estimating vigilance in driving simulation using probabilistic PCA [A]. In: *Proceedings of International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society [C]*. Vancouver: IEEE, 2008. 5000 - 5003.
- [37] Fu Jiawei, Li Mu, Lu Baoliang. Detecting drowsiness in driving simulation based on EEG [A]. In: *Autonomous Systems-Self Organization, Management, and Control [C]*. Shanghai: Springer, 2008. 21 - 28.
- [38] Hönberg V, Grnewald G, Grnewald-Zuberbier E. The variation of p300 amplitude in a money winning paradigm in children [J]. *Psychophysiology*, 1981, **18**(3): 258 - 262.

- [39] Jensen O, Tesche C. Frontal theta activity in humans increases with memory load in a working memory task [J]. *Eur J Neurosci*, 2002, **15**(8): 1395 - 1399.
- [40] Mizuhara H, Wang HQ, Kobayashi K, *et al.* A long-range cortical network emerging with theta oscillation in a mental task [J]. *Neuroreport*, 2004, **15**(8): 1233 - 1238.
- [41] Schultz W. Getting formal with dopamine and reward [J]. *Neuron*, 2002, **36**(2): 241 - 263.
- [42] Hancock PA, Warm JS. A dynamic model of stress and sustained attention [J]. *Human Factors*, 2003, **31**(5): 519 - 537.
- [43] Rajaratnam SMW, Middleton B, Stone BM, *et al.* Melatonin advances the circadian timing of EEG sleep and directly facilitates sleep without altering its duration [J]. *J Physiol*, 2004, **561**(1): 339 - 351.
- [44] Davidson P, Jones R, Peiris MTR. EEG-based behavioral microsleep detection with high temporal resolution [J]. *IEEE Trans Biomedical Engineering*, 2007, **54**(5): 832 - 839.
- [45] Shimada T, Shiina T, Saito Y. Detection of characteristic waves of sleep EEG by neural network analysis [J]. *IEEE Trans Biomedical Engineering*, 2000, **47**(3): 369 - 379.
- [46] Aakay M, Marsic I, Medl A, *et al.* A system for medical consultation and education using multimodal human/machine communication [C]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 1998, **2**(4): 282 - 291.
- [47] Matthews R, Turner PJ, McDonald NJ, *et al.* Real time workload classification from an ambulatory wireless EEG system using hybrid EEG electrodes [A]. In: *Proceedings of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*[C]. Vancouver: IEEE, 2008. 5871 - 5875.
- [48] Lin Chir-Teng, Ko Li-Wei, Chiou Jin-Chern, *et al.* Noninvasive neural prostheses using mobile and wireless EEG [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2008, **96**(7): 1167-1183.
- [49] Matthews R, McDonald NJ, Anumula H, *et al.* Novel hybrid bioelectrodes for ambulatory zero-prep EEG measurements using multi-channel wireless EEG system [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2007, **4565**: 137 - 146.

www.cnki.net