



冰毒成瘾者脑电信号的分类研究

高军峰^{1,2*}, 张家琦¹, 韦思宏¹, 彭丝雨¹, 周 到¹

(1. 中南民族大学生物医学工程学院 武汉 430074; 2. 中南民族大学认知科学国家民委重点实验室 武汉 430074)

【摘要】冰毒是新型毒品的一种，它可以引起大脑功能异常甚至致人死亡。目前对冰毒成瘾者的脑电信号的分析主要通过ERP分析，还鲜有对冰毒成瘾者的脑电信号进行分类。该研究对两类受试者的脑电信号进行ERP分析，选定P300范围并提取出每次实验下处于该范围内脑电信号的时域、频域和小波系数作为分类特征来进行模式识别，分类结果显示准确率达到80%以上。此外，分类准确率达到75%以上的5个电极中4个位于额叶区域，这说明相比较于其他脑区，冰毒对额叶的影响最为严重，因此冰毒可能损伤大脑的执行认知功能。C3电极基本映射于初级运动皮层区域，说明冰毒可能对冰毒成瘾者的运动执行功能也产生了一定影响。上述结果为进一步研究冰毒对大脑的神经活动造成的影响提供了研究思路。

关 键 词 脑电信号； 特征提取； 冰毒； P300； 小波变换

中图分类号 TP2 **文献标志码** A doi:10.12178/1001-0548.2020013

Classification of EEG Signals in Methamphetamine Addicts

GAO Jun-feng^{1,2*}, ZHANG Jia-qi¹, WEI Si-hong¹, PENG Si-yu¹, and ZHOU Dao¹

(1. College of Biomedical Engineering Wuhan 430074;

2. Key Laboratory of Cognitive Science of State Ethnic Affairs Commission, South-Central University for Nationalities Wuhan 430074)

Abstract Methamphetamine is a new drug that can cause brain dysfunction and even death. Most of the current studies only conducted enterprise resource planning (ERP) analysis on the electroencephalogram (EEG) signals of methamphetamine addicts, and rarely classified the EEG signals of methamphetamine addicts. This study conducted an ERP analysis on the EEG signals of two types of subjects, and then extracted to the time domain, frequency domain and wavelet coefficients of the EEG signals within this range for each experiment. The classification accuracy can reach higher than 80%. In addition, 4 of the 5 electrodes with a classification accuracy of more than 75% were located in the frontal lobe, indicating that methamphetamine had the most severe impact on the frontal lobe compared to other brain regions. Therefore, the methamphetamine may mainly damage the brain's thinking and cognitive execution functions. The C3 electrode is projected mainly in the primary motor cortex region, methamphetamine may have an impact on the function of exercise execution of the methamphetamine addicts. The result provides some theory to further study on the effects of methamphetamine.

Key words EEG; feature extraction; methamphetamine; P300; wavelet transform

毒品一般指能使人形成瘾癖的药物，它不会直接致命，却会让人生不如死。目前，人们仍无法在吸毒早期找到证据来判断一个人是否吸毒，只有当吸毒者达到成瘾水平后才会被察觉^[1]。冰毒是一种新型毒品，主要通过熏燃摄入，这种方式所获得的快感比静脉注射更为强烈^[2]。冰毒的主要成分为甲基苯丙胺(Methamphetamine)，因纯度较高的冰毒与冰糖极为相似，所以也被称为冰毒。由于大众对冰毒的认知较少且缺乏有效的治疗手段^[3]，使得冰毒成瘾人数居高不下。冰毒进入人体后会刺激大脑

中枢神经系统并使其兴奋性增强，通过对吸毒者大脑神经活动的研究，可以进一步了解冰毒的作用机制。目前基于脑成像的方法有脑电图(EEG)、功能性核磁共振(fMRI)、功能性近红外光谱(fNIRS)和脑磁图等。由于EEG具有时间分辨率高、操作简单、舒适性高、成本低廉且可以检查出药物滥用对大脑功能产生的影响^[4]等优点，越来越多的研究者更加热衷于使用该方法进行研究。

吸食冰毒使人产生依赖性的同时，还可能引起甲基苯丙胺精神病和精神分裂症^[5]等症状。在对冰

收稿日期：2020-01-13；修回日期：2020-06-28

基金项目：中央高校基本科研业务费(CZZ19004, CZY20039); 国家自然科学基金(GZY17012)

作者简介：高军峰，教授，主要从事脑认知科学及人工智能方面的研究。E-mail: Junfengmst@163.com

毒患者进行戒断治疗时，病人多会出现精神反常等现象，这意味着冰毒患者与正常人之间的脑电图信号极有可能存在较大差异。P300 与选择性注意、记忆更新、动机、刺激意义、抑制过程的激活有关^[6]。已有研究证实，冰毒患者的 P300 振幅与健康人在执行任务时会有所不同^[7]。目前，许多研究已经证明冰毒患者与正常人的 ERP 信号存在差异。基于此，本文对采集到的数据进行 ERP 分析，发现两组被试的 P300 成分差异最大，并选择差异较大的时间段内的 EEG 信号进行研究。与之前 ERP 分析的研究方式不同，本研究首次使用 EEG 信号的时频域特征及小波系数对冰毒患者与健康人的脑电信号进行分类研究，为戒毒所和医院等机构提供冰毒成瘾程度的判断依据，填补了目前对冰毒早期预防的空白。

1 实验方法

1.1 被试人员选择

本次实验参与者共 40 人，其中包括 18 名中国某戒毒康复中心的女性冰毒患者，以及招募到的 22 名健康女性。所有冰毒成瘾被试均符合 DSM-V 冰毒依赖标准^[8]，平均年龄为 24.83 岁，药物使用时间在 6~72 个月之间，戒断时间在 2~21 个月之间。对冰毒成瘾者被试要求如下：达到冰毒依赖标准，但对其他如酒精、尼古丁、大麻等物质不具有依赖性；没有脑损伤病史；实验前两周未使用过精神类药物。健康组与成瘾组被试者都通过了 Baratt 冲动性量表第 11 版^[9] 和感觉寻求量表第五版^[10] 的测试。两组被试教育程度与年龄相匹配，均为右利手，视力正常，了解实验内容并签署了《知情同意书》。

1.2 实验程序

本实验采用文献 [11] 改良的双选择 oddball 任务，共 3 个 session，每个 session 共有 100 个试次，分为 70 个标准试次、15 个成瘾偏差试次和 15 个对照偏差试次。标准刺激的图片为篮球图片，成瘾偏差刺激为冰毒相关图片，中性刺激为对照偏差图片。所有受试者被告知本研究的目的是调查他们快速反应选择的能力，当偏差刺激出现时，受试者对由于图片的频繁出现而产生的优先反应的抑制。标准刺激、成瘾刺激、中性刺激分别标记为 S1、S2、S3。

两组被试人员被安排坐在离电脑屏幕约 80 cm 距离的房间内。实验开始前实验者会让被试者对实

验任务进行熟悉。实验开始后，计算机屏幕呈现注视点“+”，持续 300 ms，之后会呈现一个刺激间隔 (ISI: 500~1 500 ms)，然后给出目标刺激，要求被试对刺激图片为篮球的按 F 键，对其他异常画面按 J 键。目标刺激将会在被试者按键或显示 1 000 ms 后结束。刺激结束后会有一个时间长度为 1 000 ms 的空白屏幕，之后开始下一轮试验，直到全部实验结束，每一实验试次的实验模式见图 1。



图 1 单次实验模式示意图

2 数据采集及处理

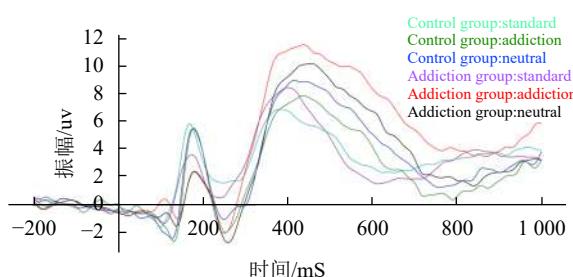
2.1 数据采集及预处理

本实验脑电信号采用德国的 Brain Recorder2.0 系统进行采集记录，该系统包含国际 10-20 系统所要求的 64 个电极，脑电图数据使用 EEGLab 工具箱进行分析。以双侧乳突作为参考电极，AFz 电极接地，垂直眼电电极置于右眼下方约 2 cm 处，保证各个电极阻抗低于 $5\text{ k}\Omega$ ^[12]。对数据进行 30 Hz 低通滤波，采样频率为 250 Hz，手动去除伪迹、信号漂移和非生物信号。采用独立成分分析 (independent component analysis, ICA) 去除眼电干扰。将刺激前 200 ms 至刺激后 1 000 ms 作为一个 epoch 进行分段。然后，将数据中每 5 个 epoch 进行一次叠加平均以去除自发脑电等噪声^[13]。最后，成瘾组和健康组分别保留 148 和 184 组数据。

通过对样本数据的 EEG 信号进行分析，发现两组被试者的部分数据出现了明显的干扰波动，部分成瘾被试的 EEG 信号与全部成瘾被试的平均信号相比，在刺激结束后会出现较大幅度增长，有些在增长很长时间内都不会回落到基线标准。该样本数据可能受到了除本实验刺激外的其他干扰，如实验中受试者的肢体动作影响、外界噪声造成的干扰，也可能是未去除完全的脑电漂移。为保证实验的准确性，将此类数据异常患者的数据进行剔除，仅保留 15 位成瘾被试，健康组也保留 15 位被试以与其相匹配。最终对 30 位被试共 240 组数据进行分类 (成瘾组与健康组各 120 组数据)。其中，每个样本数据均为 62×300 (通道数×帧数) 的矩阵数据。

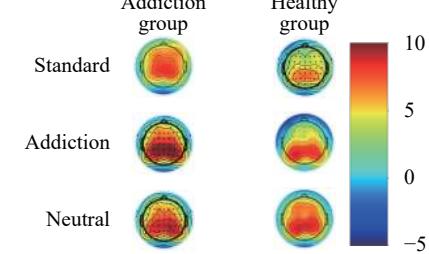
图 2 显示了预处理后不同图片刺激下 CPz 电极的平均 ERP 波形及 P300 地形图。从图 2b 可以看出，在各类型刺激下，激活的脑区集中在额顶叶

周围, 且成瘾组的激活程度普遍高于健康组, 其中成瘾刺激下的差异最为显著, 中性与标准刺激差异较小。对CPz电极下的ERP波形进行分析, 如图2a



a. CPz电极在不同刺激下两组受试者的ERP波形图

图2 成瘾组与健康组的不同类型图片刺激诱发平均ERP波形图和P300地形图



b. 不同刺激下两组受试者的平均P300地形对比图

2.2 特征提取

对样本数据进行预处理后, 对62个电极的脑电信号分别进行特征提取。本实验主要调查两组受试者的快速选择及其抑制能力, 而P300与选择性注意及抑制过程的激活相关^[6]。因此。本文选取少次平均后epoch 400~600 ms范围内的EEG信号, 并计算出它们的最大幅值、最小幅值、潜伏期、潜伏期与最大幅值之比、正面积、正负幅值差、最大频率、平均频率和小波系数。其中, 使用二次B样条函数作为母小波^[14], 其完整的小波展开式为^[15]:

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k \phi(t-k) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{j=0}^{\infty} d_{j,k} \psi(2^j t-k) \quad (1)$$

式中, k 控制小波基时域上的平移; j 为频域的参数, 它决定了小波基的频率特性; $\psi(t)$ 是母小波; $\phi(t)$ 为父小波, 也被称为尺度函数。母小波与父小波缩放与平移形成小波的基函数, 小波展开式即是这两个函数共同定义的, 它们可以表示为以下形式:

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \phi(2^j t - k) \quad (2)$$

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k) \quad (3)$$

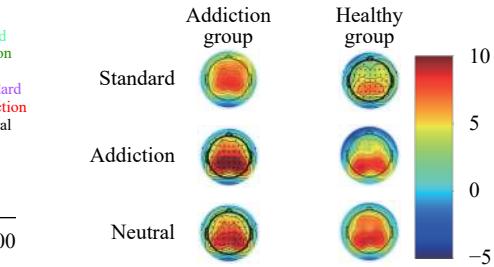
式中, $j, k \in Z$, Z 为整数集合。式(1)中系数 c_k 和 $d_{j,k}$ 通过内积进行计算:

$$c(k) = \int f(t) \phi_{j,k}(t) dt \quad (4)$$

$$d(j,k) = \int f(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad (5)$$

由于P300成分的频率范围在delta波段^[16], 因此选取5阶小波分解后低通滤波的0~3.9 Hz波

所示, 发现在S2刺激下成瘾组的P300振幅明显高于健康组, 因此, S2刺激下脑电信号的特征更有利利于分类。



b. 不同刺激下两组受试者的平均P300地形对比图

段^[17], 并将该波段下对应的23个小波系数作为小波特征, 此时特征矩阵为 120×31 (样本数 \times 特征数)。在进行分类前先将各个电极的特征通过F_score^[18]计算出每个特征的F_score值。计算公式如下:

现给出特征向量 $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}, \dots, x_{iN}\}$, 其第*i*个特征的F_score值计算公式为:

$$F(i) = \frac{(\bar{x}_i^{(+)} - \bar{x}_i)^2 + (\bar{x}_i^{(-)} - \bar{x}_i)^2}{\frac{1}{n_+ - 1} \sum_{k=1}^{n_+} (x_{ik}^{(+)} - \bar{x}_i^{(+)})^2 + \frac{1}{N - n_+ - 1} \sum_{k=1}^{n_-} (x_{ik}^{(-)} - \bar{x}_i^{(-)})^2} \quad (6)$$

式中, n_+ 表示正类样本; n_- 表示负类样本; N 表示全部样本总和; $\bar{x}_i^{(+)}$ 、 $\bar{x}_i^{(-)}$ 和 \bar{x}_i 分别表示正类、负类以及全样本的平均值; $x_{ik}^{(+)}$ 和 $x_{ik}^{(-)}$ 分别为正负两类样本的第*i*个特征向量的第*k*个特征值。计算出所有特征的F_score值。将所有特征按照其F_score值进行降序排序, 依次向特征集中添加特征并进行分类, 直到所有特征添加完成形成最终的特征集, 每个电极分类后将得到31个分类结果。

2.3 分类

本文采用核函数为radial basis function的径向基支持向量机(support vector machine, SVM)作为分类器^[19]。将得到的特征集进行交叉验证(cross-validation^[20]), 全部数据分为12折, 在每折计算中都将1折数据用作测试, 剩余11折数据用于训练, 将12折计算得到测试准确率的结果求平均得到最后的分类准确率。该方法可以将所有的观测值均用于训练和测试, 得到的结果更加准确, 各电极EEG信号处理流程如图3所示。

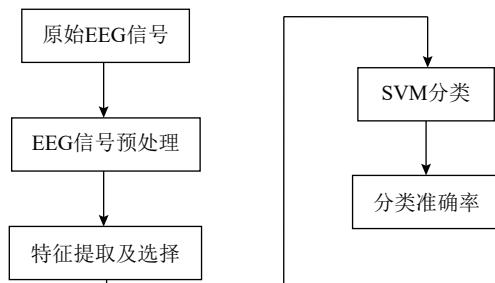


图 3 信号处理流程图

3 实验结果与分析

对各个电极下的脑电信号进行分类后,选取分类准确率达到 75% 以上的电极,得到 C3、FC1、F1、FC3、FC4 共 5 个电极。分别计算其 12 折交叉验证所得测试准确率的方差,并绘制误差棒图,如图 4 所示。由图 4 可以看出,与其他电极相比,FC3 电极的分类准确率均值最高且误差最小。各电极分类准确率、训练准确率、特异度及敏感度的结果如表 1 所示,可以看出 FC3 电极下的敏感度与特异度相对来说均比较高,此时的分类效果也最好。选取 FC3 电极进行分析,其平均分类准确率在特征维数为 14 时达到 81.25%,如图 5 所示。该电极位于左半球额叶部分,图 2 也显示该部分在成瘾图片刺激下具有较高的激活程度,且与健康组在相同部位存在明显差异。

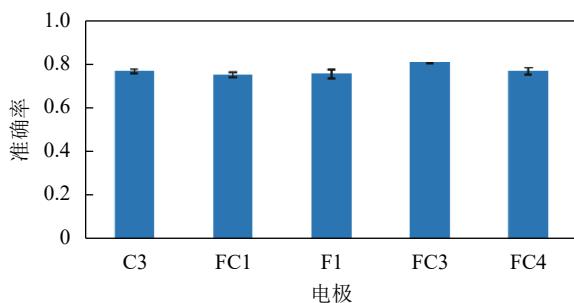


图 4 不同电极下的分类准确率,柱形图表示该电极下平均准确率,上下横线表示 12 折交叉验证准确率的方差

表 1 各电极分类结果的统计参数数值

电极	平均测试准确率	平均训练准确率	敏感度	特异度	%
C3	76.67	85.75	70.00	83.33	
FC1	75.00	85.25	75.00	75.00	
F1	75.42	92.58	79.17	71.67	
FC3	81.25	89.07	79.17	83.33	
FC4	76.27	88.96	84.17	69.17	

由图 5 可以看出,准确率在特征集中只有一个特征时最低,仅为 68.75%。随着特征的不断加

入,其准确率也逐渐提高。部分特征在加入特征集后,准确率会出现明显下降,如特征维数为 6 与 10 时,但总体还是呈上升趋势。在特征维数为 14 时,平均准确率达到最大值 81.25%。再往后随着特征的加入虽然会对准确率造成一定的影响,但也只是在小范围内波动,且呈逐渐下降趋势。

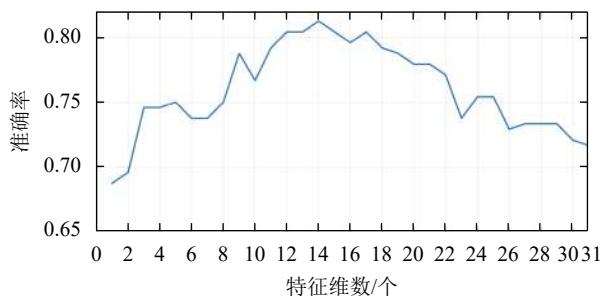


图 5 FC3 电极下不同特征维数下的分类准确率

从实验结果可以看出,准确率高于 75% 的 5 个电极中,FC1、F1、FC3、FC4 共 4 个电极均位于额叶区域,C3 位于中央区,分类结果表明两组被试在这 5 个电极上的 EEG 信号存在差异。因此,该结果表明冰毒对于大脑神经活动的影响主要集中在额叶区域,并且还可能对大脑的运动执行功能产生影响。

4 结束语

由于冰毒兴起时间比其他传统毒品较晚,可以参考的文献也较少,所以对冰毒的研究相对比较困难。有研究证明,静脉注射冰毒与抑郁症的严重程度呈正比,即冰毒的使用与抑郁症的发病存在联系^[21]。不仅如此,长期使用冰毒还会导致全身衰竭、体重下降和大脑机能受损^[22]。

本文采用改良的双选择 oddball 任务对两组受试者进行实验,首次对冰毒患者和健康人的脑电信号进行分类。既往对冰毒患者和健康人脑电信号的统计及 ERP 分析的研究为本文提供了一定的帮助,也证明了本研究的可行性。另外,本次实验采集了两组被试在其余两种刺激下的脑电信号,可以对该两类刺激进行分类并与成瘾刺激下的分类效果进行比对分析或者 ERP 分析。本次对提取出的特征通过特征选择后直接进行了分类,并未对特征进行其他处理,因此其分类效果及最终的准确率还有很大的提升空间。

本实验最后的分类准确率达 80% 以上,说明了该方法对于冰毒成瘾检测具有可行性,同时还发现成瘾组的 P300 振幅在成瘾刺激下要显著高于健

康组。由图2可以发现在对成瘾图片进行抑制时, 顶叶附近的激活程度最高, 成瘾组的激活程度要明显大于健康组, 且成瘾组在抑制过程中, 额叶也表现出了不同程度的激活, 而健康组的激活程度相较小。顶叶是大脑中的感知以及外界对身体的刺激表达区域, 后顶叶靠近枕叶的部分还与视觉相关^[23], 因此两组受试者在顶叶部分激活差异较大可能与冰毒图片对成瘾组受试者刺激较大有关。额叶与判断、决策、思维及执行控制等高级功能相关^[24], 因此额叶处的脑电信号可以更清晰的反映出两组受试者在执行任务期间的精神活动。本次研究结果中分类效果良好的5个电极几乎全部位于额叶区域, 这也说明了冰毒确实主要影响大脑额叶部分的神经活动, 导致成瘾组受试者对刺激的感知判断出现偏差, 从而引起冰毒成瘾人员与正常人在认知上出现差异。C3电极位于中央区, 该电极位于大脑运动区附近, 可以反映受试者在任务中的运动控制能力^[25]。

本文在脑电图的基础上对冰毒患者进行了研究, 提出了一种可以检测冰毒成瘾的方法, 将有利于对于冰毒的防范及治疗效果的检验。但本文仅对EEG信号的时频特征进行了提取, 其他脑电相关特征, 如脑网络连接指标等用于对冰毒成瘾的检测, 值得进一步深入研究。

参 考 文 献

- [1] TURNIP A, KUSUMANDARI D E, HIDAYAT T. Brain mapping of drug addiction in withdrawal condition based P300 Signals[J]. Journal of Physics Conference Series, 2018, 1007(1): 012060.
- [2] 陈立成, 任希全, 刘晓温. 冰毒及其危害[J]. 中国医师杂志, 2003, 5(4): 568-571.
CHEN Li-cheng, REN Xi-quan, LIU Xiao-wen. Methamphetamine and its hazards[J]. Journal of Chinese Physician, 2003, 5(4): 568-571.
- [3] LARISSA J M, CHRISTOPHER C, EDYTHE D L, et al. Exercise for methamphetamine dependence: Rationale, design, and methodology[J]. Contemporary Clinical Trials, 2014, 37(1): 139-147.
- [4] DAVYDOV D M, POLUNINA A G. Heroin abusers' performance on the tower of London test relates to the baseline EEG alpha2 mean frequency shifts[J]. Progress in Neuropsychopharmacology & Biological Psychiatry, 2004, 28(7): 1143-1152.
- [5] AKIRA I, ICHIRO S, TSUGUO K, et al. P300 component of event-related potentials in methamphetamine-psychosis and schizophrenia[J]. Progress in Neuropsychopharmacology and Biological Psychiatry, 1994, 18(3): 465-475.
- [6] TURNIP A, HUTAGALUNG S S, PARDEDE J, et al. P300 detection using a multilayer neural network classifier based on adaptive feature extraction[J]. International Journal of Brain & Cognitive Sciences, 2013, 2(5): 63-75.
- [7] AKATA T, KUBOTA F, SEKIGUCHI S. Neurophysiological abnormalities of the central nervous system in patients with methamphetamine psychosis[J]. The Kitakanto Medical Journal, 2009, 48(2): 127-136.
- [8] FIST M, WILLIAMS J, KARG R, et al. Structured clinical interview for DSM-5—Research version (SCID-5 for DSM-5, research version; SCID-5-RV)[M]. Arlington: American Psychiatric Association, 2015.
- [9] PATTON J H, STANFORD M S, BARRATT E S. Factor structure of the barratt impulsiveness scale[J]. Journal of Clinical Psychology, 1995, 51(6): 768-774.
- [10] ZUCKERMAN M, EYSENCK S B, EYSENCK H J. Sensation seeking in England and America: Cross-cultural, age, and sex comparisons[J]. Journal of Consulting and Clinical Psychology, 1978, 46(1): 139-149.
- [11] YUAN Jia-jin, LUO Yue-jia, YAN Jin, et al. Neural correlates of the females' susceptibility to negative emotions: An insight into gender-related prevalence of affective disturbances[J]. Human Brain Mapping, 2009, 30(11): 3676-3686.
- [12] FRASCHINI M, DEMURU M, CROBE A, et al. The effect of epoch length on estimated EEG functional connectivity and brain network organization[J]. Journal of Neural Engineering, 2016, 13(3): 036015.
- [13] 陈冉, 王鹏, 高军峰, 等. 利用相锁值算法的脑电同步测谎研究[J]. 电子学报, 2018, 46(6): 1289-1293.
CHEN Ran, WANG Peng, GAO Jun-feng, et al. Lie detection study based on phase locking value[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(6): 1289-1293.
- [14] QUIROGA R Q, SAKOWITZ O W, BASAR E, et al. Wavelet transform in the analysis of the frequency composition of evoked potentials[J]. Brain Research Protocols, 2001, 8(1): 16-24.
- [15] GANDHI T, PANIGRAHI B K, BHATIA M, et al. Expert model for detection of epileptic activity in EEG signature[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(4): 3513-3520.
- [16] 高军峰, 王沛, 郑崇勋. 基于P300和机器学习的测谎方法研究[J]. 西安交通大学学报, 2010(10): 125-129.
GAO Jun-feng, WANG Pei, ZHENG Chong-xun. Lie detection method based on P300 and machine learning [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010(10): 125-129.
- [17] 司慧芳, 谢天, 高军峰, 等. 基于相位延迟指数的脑功能网络及测谎研究[J]. 电子学报, 2018, 46(7): 1742-1747.
SI Hui-fang, XIE Tian, GAO Jun-feng, et al. Research on brain functional network and lie detection based on phase lag index[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(7): 1742-1747.
- [18] GAO Jun-feng, WANG Zhao, YANG Yong, et al. A novel approach for lie detection based on F-score and extreme learning machine[J]. PLoS One, 2013, 8(6): e64704.
- [19] 周欣, 吴瑛, 张弛. 基于高阶累积量和支持向量机的信号

- 调制分类[J]. *信息工程大学学报*, 2009, 10(4): 466-470.
ZHOU Xin, WU Ying, ZHANG Chi. Signal modulation classification based on support vector machines and high-order cumulants[J]. *Journal of Information Engineering University*, 2009, 10(4): 466-470.
- [20] KOHAVI R. A study of cross validation and boot strap for accuracy estimation and model selection[C]//In Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence. [S.l.]: ACM, 1995, 2(12): 1137-1143.
- [21] GLASNER-EDWARDS S, MOONEY L J, MARINELLI-CASEY P, et al. Identifying methamphetamine users at risk for major depressive disorder: Findings from the methamphetamine treatment project at three-year follow-up[J]. *American Journal on Addictions*, 2008, 17(2): 99-102.
- [22] 秦总根,任克勤.新型毒品的种类及其对人体的危害[J].*辽宁警专学报*,2006(6): 38-41.
QIN Zong-gen, REN Ke-qin. Research on classification of new type drugs and their harm to human[J]. *Journal of Liaoning Police College*, 2006(6): 38-41.
- [23] 彭丝雨,周到,张家琦,等.基于互信息的脑网络及测谎研究[J]. *电子学报*, 2019, 47(7): 1551-1556.
PENG Si-yu, ZHOU Dao, ZHANG Jia-qi, et al. Research on mutual information-based brain network and lie detection[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(7): 1551-1556.
- [24] ANNE C, ETIENNE K, O'DOHERTY J P. Reasoning, learning, and creativity: Frontal lobe function and human decision making[J]. *PLoS Biology*, 2012, 10(3): e1001293.
- [25] 高云园,任磊磊,周旭,等.基于变尺度符号传递熵的多通道脑肌电信号耦合分析[J].*中国生物医学工程学报*,2018,37(1): 8-16.
GAO Yun-yuan, REN Lei-lei, ZHOU Xu, et al. Multichannel EEG-EMG coupling analysis using a variable scale symbolic transfer entropy approach[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2018, 37(1): 8-16.

编 辑 刘飞阳