

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104701

基于 RSVP 的面向不良信息检测人机协作系统研究

李解放¹ 徐建军¹ 孙铭阳¹ 黄涌² 范方朝¹ 谢城壁¹
(1. 北京交通大学电气工程学院 北京 100044; 2. 蓝色传感(北京)科技有限公司 北京 100085)

摘要:针对复杂的环境背景下不良信息的快速准确检测问题,提出了基于快速序列视觉呈现(rapid serial visual presentation, RSVP)的面向不良信息检测人机协作系统。首先利用快速佩戴便携式采集系统采集了 12 名受试者的脑电数据;然后采用 Mallat 算法提取较低维度的时频特征,使用人工神经网络(ANN)和支持向量机(SVM)两种模型分类对比;最后在训练集中引入不同次数的叠加平均数据以改善模型的分类性能。实验结果表明,在含有 3 个目标的 60 张图像中平均正确输出至少 2 张目标,AUC 值达到了 0.9。该系统在小批量数据集、环境变化复杂的不良图像信息检测中有着良好的性能,相较于人工检测提高了效率。

关键词:脑机接口;干电极;RSVP;图像鉴黄;人机协作

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.4010

Research on human-machine cooperation system for bad information detection based on RSVP

Li Jiefang¹ Xu Jianjun¹ Sun Mingyang¹ Huang Yong² Fan Fangzhao¹ Xie Chengbi¹
(1. School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
2. Blue Sensing (Beijing) Technology Co., Ltd., Beijing 100085, China)

Abstract:Aiming at the problem of fast and accurate detection of bad information under complex environment background, a human-machine collaboration system for bad information detection based on rapid serial visual presentation (RSVP) is proposed. Firstly, using the fast-wearing portable acquisition system collected the EEG data of 12 subjects; then the Mallat algorithm was used to extract the lower-dimensional time-frequency features of the EEG data, and EEG signal classification uses artificial neural network (ANN) and support vector machine (SVM). Finally, different times of superimposed average data are introduced in the training set to improve the classification performance of the model. The experimental results show that at least 2 targets are correctly output on average in 60 images containing 3 targets, and the AUC value reaches 0.9. The system has good performance in the detection of small batch data sets and bad image information with complex environmental changes, and has improved efficiency compared with manual detection.

Keywords:brain-computer interface; dry electrode; RSVP; pornographic images identification; human-machine collaboration

0 引言

快速序列视觉呈现(rapid serial visual presentation, RSVP)是一种视觉刺激范式,可以用来实现图像识别、测谎和身份识别等功能^[1]。基于 RSVP 的脑机接口(brain computer interface, BCI)将人类视觉与计算机结合,实现目标信息快速分类识别,在军事、医疗康复、娱乐等领域已经有所应用^[2]。在利用 RSVP 系统进行目标筛选方

面,Sajda 实现了在海量的图像中快速选取喜爱的图像^[3],Lees 等^[4]验证多目标类检测的可行性^[4]。王毅军利用多人协作式 BCI^[5]和高小榕将 ERP 的区间模型与感兴趣的时空区域相结合可有效提高单次 EEG 分类性能^[6]。这都表明 RSVP 系统在一些没有大量数据集或者需要专家知识的标记场景中都有着广泛应用潜力^[7]。

目前在图像鉴黄领域,主要是利用基于深度学习的机器视觉进行检测。机器视觉是从肤色检测、躯干检测、隐私部位检测等方面进行特征提取,然后进行逐步判别。

虽然其准确率可以达到 90%,但是模型需要依赖大量的数据集和计算资源,并且模型泛化性差,难以在场景频繁更换情况下快速识别色情图片^[8]。然而人脑可以在各种模式下极短时间内完成识别、再认等过程。因此,以脑电信号分析为基础,可以将人类视觉与机器学习结合,解决不良信息检测中数据集小、场景变化多等问题。

本文提出了基于 RSVP 的面向不良信息检测人机协作系统。利用便捷式干电极脑电采集帽采集 12 位受试者脑电数据。对脑电数据进行带通滤波并利用 Mallat 算法进行脑电数据低维度特征提取,以减小运算量。最后采用 ANN 和 SVM 对脑电数据分类检测,添加不同次数的叠加平均数据改善分类模型。验证了该系统在不良信息检测中的可行性,同时还可以为深度学习提供快速的人类标记数据集的方法。

1 基于脑机接口的人机协作系统实验设计

1.1 RSVP 实验范式设计

实验刺激图像主要分为两类:一类是含有涉黄场景的目标类图片;另一类是以街景为主的非目标图片,其中涉黄图片均做了遮挡处理;如图 1 所示。随机抽取 60 张图片组成一组,每组中的目标图片个数从 0 到 3 随机不等。图片素材大部分来自麻省理工学院以及 Git-hub 网站中的开源数据集 NSFW^[9]。



图 1 图像样本集示例
Fig. 1 An example of an image sample set

实验中的 RSVP 软件实验平台基于 MATLAB 语言编写,主要利用了 Psytolbox 工具包,刺激频率为 10 Hz。实验数据采集采用蓝色传感(北京)有限公司开发的 8 通道干电极脑电采集设备^[10]。设备的电极分布如图 2 所示(图中标深的电极:O1、Oz、O2、PO5、PO3、POz、PO4、PO6),采样频率为 250 Hz。

1.2 实验影响因素

心理学相关研究表明,人的注意资源是有限的,在短时间内难以准确报告连续的两个目标,这种情况被称为注意瞬脱^[11]。在本文的 RSVP 实验设计中,要求相邻的

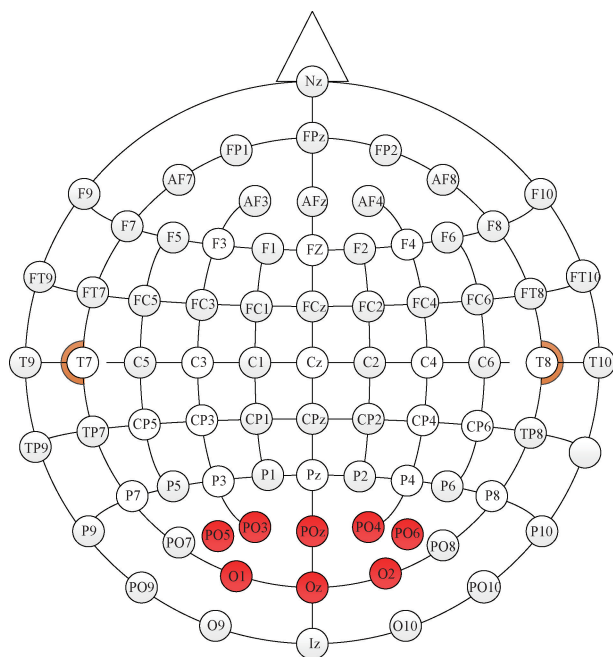


图 2 脑电采集设备电极分布

Fig. 2 Electrode distribution of EEG acquisition equipment

两张目标图片间隔大于 500 ms。实验过程中,受试者眨眼会产生很幅值很大的眼电信号,会对 P300ERP 的识别造成很大的影响^[12]。因此,在每组实验之间间隔 10~20 s,每轮实验之间间隔 2 min,以保证受试专注度。实验过程中尽量避免受试者不眨眼,若不慎眨眼,则需要重新进行实验。另外还需要对受试者进行训练。

1.3 图像鉴黄系统架构及实验流程

图像分类系统的整体架构如图 3 所示,首先提前开始记录脑电信号,再播放图片序列并记录样本图片序列号,将记录的数据传入脑电信号分析模块中,最终输出识别出的涉黄图片序号。

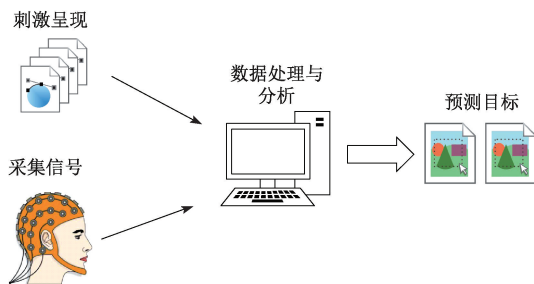


图 3 图像鉴黄系统架构图

Fig. 3 Schematic diagram of the image yellowing system

RSVP 实验要求受试者具有较高的专注度,共 12 位受试者,具体实验流程如下:

1) 将受试者带到安静、封闭的实验环境,引导受试者放松、平复心情;

2) 受试者佩戴脑电帽,调整阻抗至合适大小,播放 5~10 组进行训练;

3) 采集数据,每次播放 1 组 RSVP 图片序列,并记录实验数据以及样本序列号,每轮实验做 10 组,共进行 2 轮。

2 脑电信号处理算法

2.1 脑电信号预处理

RSVP 实验受多种因素影响,如情绪、专注度、熟练度等;另外,脑电信号中会掺杂较大的噪声信号,影响数据集的质量^[13]。因此需要进行数据预处理。首先对信号进行去除基线漂移,脑电信号的基线漂移值也会受到生理状态或心理活动的影响,因此采用零均值处理法来削弱这种影响,表达式如式(1)所示。

$$x_j(k) = x_j(k) - \bar{x}_j \quad (1)$$

式中: k 离散时间序号; $x_j(k)$ 为 j 通道采集到的某段信号的第 k 个点的幅值; $\bar{x}_j$ 为该段信号的平均值。

然后为了消除自发脑电以及随机噪声带来的影响,以提高信号信噪比,将去除基线漂移后的各个通道的数据进行叠加平均,叠加平均表达式如式(2)所示。

$$x(k) = \sum_{j=1}^8 x_j(k) / 8 \quad (2)$$

式中: $x(k)$ 为经过基线去除和通道叠加平均处理后的信号。

最后对脑电数据进行带通滤波,通过频率能量谱来确定 P300ERP 和 NP300ERP 的频域特征差异较大的频率范围。P300ERP 和 NP300ERP 的傅里叶变换能量谱对比图如图 4 所示。

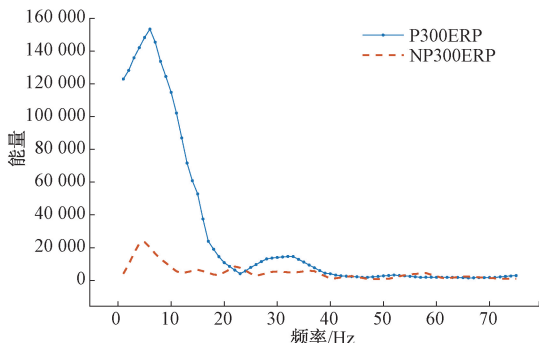


图 4 傅里叶变换能量谱对比

Fig. 4 Fourier transform energy spectrum comparison chart

由图 4 所示的频域能量谱可知, P300ERP 和 NP300ERP 的频域特征差异主要在 0~10 Hz 之间。因此,本实验选定的频域滤波范围为 0.5~10 Hz。需要说明的是在进行数据预处理前已经丢弃实验过程眨眼的试

次信号,经过整理后 P300ERP 样本为 253 个, NP300ERP 样本为 237 个。

2.2 脑电信号特征提取

本文采用 Mallat 快速算法提取脑电信号的时频特征,变换的过程等效为让信号分别通过一个低通滤波器和一个高通滤波器,进而分别得到信号的低频成分和高频成分。保留高频成分不变,对于低频成分继续进行第二次小波变换,此时的变换尺度变为原来的 $1/2$ ^[14]。Mallat 算法单步变换的示意图如图 5 所示。

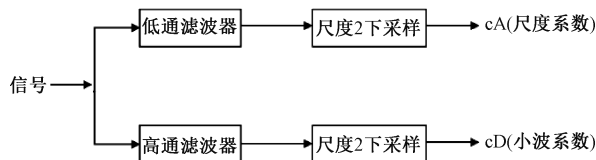


图 5 Mallat 算法示意图

Fig. 5 Schematic diagram of Mallat algorithm

经过多层小波变换后,信号的特征最终由尺度系数和小波系数来表示,二者分别涵盖了信号的低频特征和高频特征,小波变换公式如式(3)所示。

$$f(t) = \sum_{k \in Z} c_{j,k} 2^{j/2} \phi(2^j t - k) + \sum_{m=1}^j \sum_{k \in Z} d_{m,k} 2^{m/2} \varphi(2^m t - k) \quad (3)$$

式中: $\phi(t)$ 为尺度函数; $\varphi(t)$ 为小波函数; m 为变换尺度; k 为离散时间序列号。

经过多层小波变换后的尺度系数代表信号的时频特征,在保证信号特征提取质量的情况下,与原始信号作为特征相比能够极大地减少运算量。

本文截取每个刺激发生后的 200 个点作为一个训练样本;实验中共有 8 个导联,一次 RSVP 实验中包含 60 张图片刺激,即 60 个样本;一个样本的初始特征量为 $1 \times 8 \times 200$,经过 8 个导联叠加平均后变为 1×200 ,采用反射延拓法、选用 Daubechies4 作为母小波经过 4 层小波变换后特征量为 $[1 \times 200 \times (1/2)^3 + 1] \times 1/2 = 1 \times 13$ 。

3 分类模型设计与评估

3.1 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种有监督学习模型。SVM 可用于数据的分类和回归分析,在分类任务中,该模型主要是通过将输入数据映射到高维空间中,并求解最优分类平面,实现最大化区分各个类别的数据。这种方法理论简单、分类性能好,在非线性分类问题和小样本训练问题的情况下均能够有良好的表现^[15]。

对于二分类问题, SVM 在高维空间中通过建立超平

面来最大限度地分隔开两类数据,最优分类平面如图 6 所示。

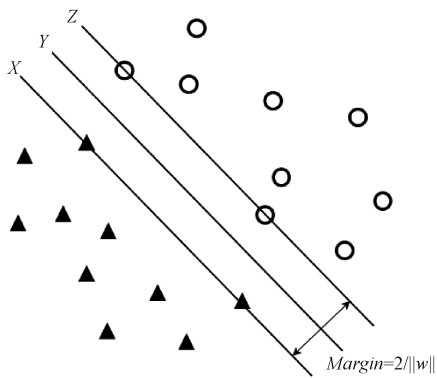


图 6 SVM 最优分类平面幅值分布

Fig. 6 SVM optimal classification plane amplitude distribution

若给定训练集 $\{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2) \cdots (\mathbf{x}_n, y_n)\}$, $\mathbf{x}_i$ 是 n 维特征向量, $y_i \in \{-1, 1\}$, $i \in \{1, 2, \cdots, n\}$ 。在线性分类问题中,最优间隔面 Y 的方程如式(4)所示。

$$\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x} + b = 0 \tag{4}$$

式中: $\cdot$ 为向量的点积运算; $\mathbf{w}$ 为 n 维权重参数矩阵; b 为偏置参数。利用数据集中按照式(5)对 $\mathbf{w}$ 和 b 进行优化:

$$y_i(\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i) + b \geq 1, \forall i \in \{1, 2, 3, \cdots, n\} \tag{5}$$

此时的分类间隔 $Margin = 2 / \|\mathbf{w}\|$, 且分类间隔越大,模型的分类性能就越好。

3.2 人工神经网络

人类的神经细胞通过彼此刺激来传递信息,以网络的形式相互连接,具有强大的信息处理能力。ANN 通过某种方式传递信息、相互刺激,共同处理信息^[16]。本文所设计的网络结构如图 7 所示,其中有两个隐藏层,每个隐藏层均由 10 个神经元组成,激活函数采用 Sigmoid 函数。由于交叉熵损失函数在误差是二值分布的情况下,能够反应二者之间的相似程度,因此交叉熵损失函数适用于分类问题^[17]。

由于神经网络的参数过多,引入 Dropout 来避免过拟合出现。当训练完模型后,在分类阶段,再把所有节点设置成正常工作状态^[17]。由于本研究的训练集样本较少,将两个隐藏层的 Dropout 分别设置为 0.4 和 0.3。需要说明的是这两个参数值是根据实验过程调参择优得到的参数,并没有特殊含义。

3.3 分类模型评估

模型分类效果的好坏首先可以用分类准确率来评估,机器学习中对于分类模型常用混淆矩阵来进行效果评价^[18]。在训练过程中,模型不断调整阈值以得到受试者工作特性(receiver operating characteristic, ROC)曲线,

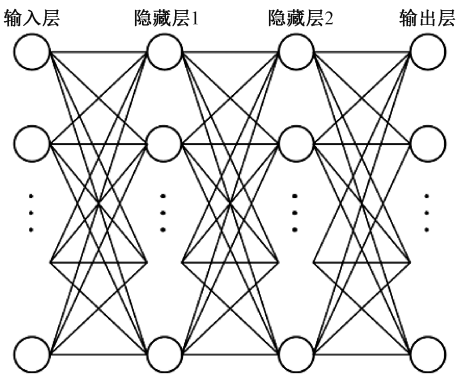


图 7 ANN 结构示意图

Fig. 7 ANN structure diagram

ROC 曲线与横坐标之间围成的图形的面积 AUC (area under ROC curve) 是评价模型分类性能好坏的重要指标之一。

4 实验验证

4.1 数据集准备

本文将验证若仅采用小波变换的尺度系数作为特征值,能否在保证一定的分类性能的同时降低运算复杂度。因此准备了两类数据集,一个是 cAn1,由小波变换后的尺度系数组成,特征值维度是 13;另一个是 org1,由经过预处理后的数据组成,特征值维度是 200。两个数据集除了特征值类型不同之外,数据组成相同,其中训练集包含 180 个单次 P300ERP、180 个单次 NP300ERP,测试集包含 50 个单次 P300ERP、50 个单次 NP300ERP。SVM 和 ANN 训练 ROC 曲线如图 8 所示。

训练结果总结如表 1 所示。

表 1 模型训练结果

Table 1 Model training results

模型	训练集 编号	P300ERP 准确率/%	NP300ERP 准确率/%	平均准 确率/%	AUC
SVM	cAn1	90	80	85	0.91
SVM	org1	90	88	89	0.94
ANN	cAn1	90	64	77	0.81
ANN	org1	96	68	82	0.88

对于 org1 和 cAn1 训练集,SVM 比 ANN 的分类性能好,对于 SVM 和 ANN 模型,在 cAn1 训练集准确率略高。

由表 2 可知,在小样本训练条件下,SVM 的分类性能略微优于 ANN。cAn1 远小于 org1 的特征维度,所以说在保证分类性能下优选小波尺度系数可以减小运算量。从提高系统的分类速度、在小样本训练下取得较好的分类效果以及更简便的参数调优,本文选择采用小波变换后的尺度系数作为特征,SVM 模型作为分类器。

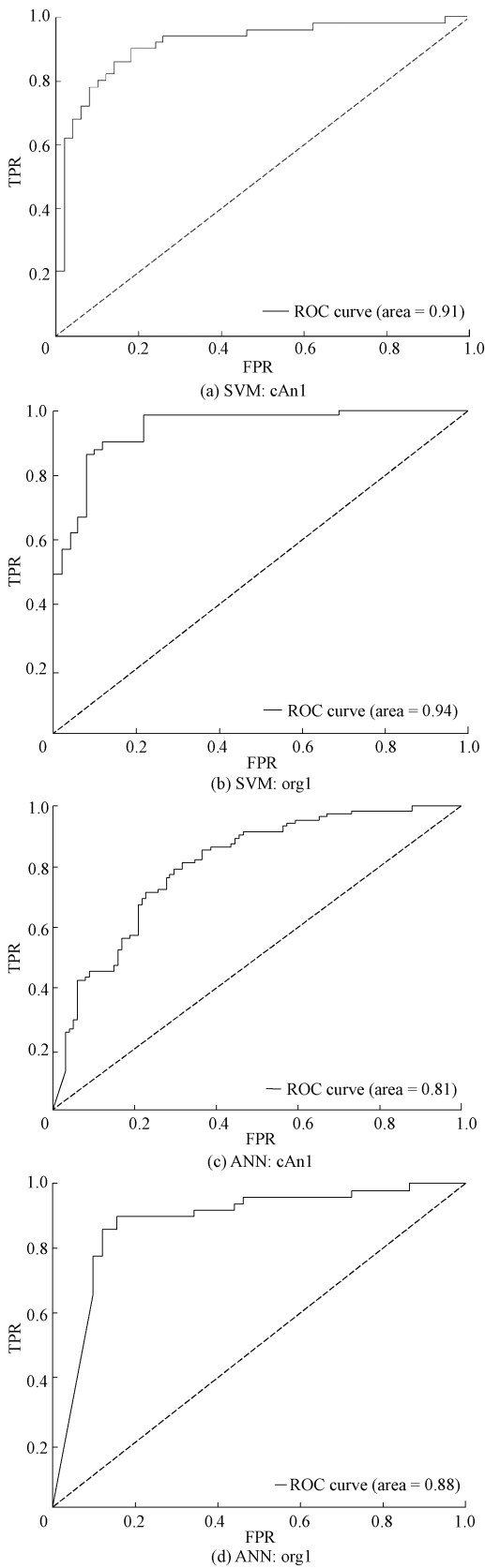


图 8 模型训练的 ROC 曲线

Fig. 8 ROC curve of model training

表 2 SVM 与 ANN 模型对比

Table 2 SVM and ANN model comparison

模型	SVM	ANN
训练时间	约 1 s	约 1 min
调参难易	容易	困难
cAn1 上 AUC 值	0.91	0.81
org1 上 AUC 值	0.94	0.88

4.2 在线分类实验

本文将验证若仅采用本文所选的 4 位受试者进行在线分类实验,受试者均为年龄在 20~25 岁之间的男性,共准备了 5 个图片序列用于图像分类,每个序列中都有 3 张目标图片。对于每位受试者,每次随机播放一个图片序列,共播放 10 次,实验预测结果如表 3 所示。

表 3 受试者 10 次实验的平均预测结果

Table 3 The average predictive effect of subjects in 10 experiments

受试者	TP	FP	TPR/%	FPR/%
甲	2.3	15.2	76.7	27.2
乙	2.4	9.3	80.0	16.3
丙	2.1	10.9	70.0	19.1
丁	1.8	9.0	60.0	15.8
平均	2.2	11.2	71.7	19.6

由表 3 可知,受试者乙的实验效果相对较好;从整体来看,平均预测输出的真阳性图片数量大于 2。在随机出现的场景中受试基本上都能够快速地找出目标色情图片。

4.3 训练模型改进

相比于 NP300ERP, P300ERP 具有更明显的特征值,因此考虑在训练集中加入多次叠加的 P300ERP,以增强模型对其特征的“理解”,进而降低 FPR。换言之,在保证能预测出尽可能多的涉黄图片的情况下,降低输出图片总的数量。因此新准备了 9 组数据集,组成成分如表 4 所示。训练结果如表 5 所示。

由表 5 的 cAn2~cAn5 可知,在添加一定数量的 P300ERP 叠加平均数据后,随着单次 P300ERP 比重的降低,模型对 NP300ERP 预测的准确率提高 8%。对比 cAn2 和 cAn6 以及 cAn4 和 cAn7,在单次 P300ERP 比重一致的时候,增大训练集中 P300ERP 对 NP300ERP 的比例, P300ERP 的准确率平均提高 16%。添加一定比例的 P300ERP 叠加平均数据后,模型会增强对 P300ERP 特征的“理解”能力,但若占的比重过大,会导致单次 P300ERP 识别的准确率大幅降低;调整 P300ERP 的比例,也会增强模型对 P300ERP 的“理解”能力。进一步地,以甲同学的 10 次实验数据为例,用 cAn1~cAn11 训练过的模型分别进行预测,预测结果如表 6 所示。

表 4 数据集详细组成成分

Table 4 Detailed composition of the data set

训练集编号	P300ERP				总计	NP300ERP				总计
	单次数据	3 次叠加平均	5 次叠加平均	10 次叠加平均		单次数据	3 次叠加平均	5 次叠加平均	10 次叠加平均	
cAn2	0	70	70	40	180	180	0	0	0	180
cAn3	20	60	60	40	180	180	0	0	0	180
cAn4	40	60	60	20	180	180	0	0	0	180
cAn5	50	50	50	30	180	180	0	0	0	180
cAn6	0	50	50	50	150	100	0	0	0	100
cAn7	40	50	50	40	180	100	0	0	0	100
cAn8	40	50	50	50	190	100	0	0	0	100
cAn9	120	30	20	10	180	180	0	0	0	180
cAn10	120	30	10	0	160	180	0	0	0	180
cAn11	120	20	10	0	150	180	0	0	0	180

表 5 优化数据集的训练结果

Table 5 Optimize the training results of the dataset

训练集编号	P300ERP 准确率/%	NP300ERP 准确率/%	平均准确 率/%	AUC
cAn2	42	98	70	0.85
cAn3	66	92	79	0.89
cAn4	70	94	82	0.90
cAn5	70	90	80	0.90
cAn6	52	94	73	0.87
cAn7	90	82	86	0.92
cAn8	86	78	82	0.89
cAn9	84	80	82	0.90
cAn10	80	82	81	0.90
cAn11	84	80	82	0.90

表 6 cAn1~cAn11 的预测结果

Table 6 cAn1~cAn11 prediction results

训练集编号	TP	FP	TPR/%	FPR/%
cAn1	2.3	15.5	76.7	27.2
cAn2	0.6	3.4	20.0	6.0
cAn3	1.1	5.2	36.7	9.1
cAn4	1.5	8.2	50.0	14.4
cAn5	1.5	8.6	50.0	15.1
cAn6	0.8	4.5	26.7	7.9
cAn7	1.6	14.6	53.3	25.6
cAn8	2.1	15.5	70.0	27.2
cAn9	2.1	13.3	70.0	23.3
cAn10	2.1	13.1	70.0	23.0
cAn11	2.0	13.0	66.7	22.8

由表 6 的 cAn1~cAn5 可知,单次 P300ERP 在训练集中的占比越大,TPR 越大。在训练集中引入不同次数 P300ERP 叠加平均可以提高模型的 P300ERP 特征理解能力。

图 9 所示为 cAn1 和 cAn10 的 ROC 曲线对比,图 9 中 cAn1 的 AUC 值为 0.91,cAn10 的 AUC 值为 0.90,基本一致。再结合表 3 和 6 可知,cAn10 的综合表现最好,

在保证平均输出至少 2 个目标图片的情况下,平均输出的误识别的非目标图片数量 cAn10 比 cAn1 少 2.1 个。在非目标图片的数量远多于目标图片情况下,改进的模型 cAn10 在保证尽可能多输出目标图片序号的同时,少输出非目标图片的序号。因此,本文最终选用数据集 cAn10 来训练 SVM 分类模型,以便尽可能多地预测出涉黄图片,降低输出图片总量。

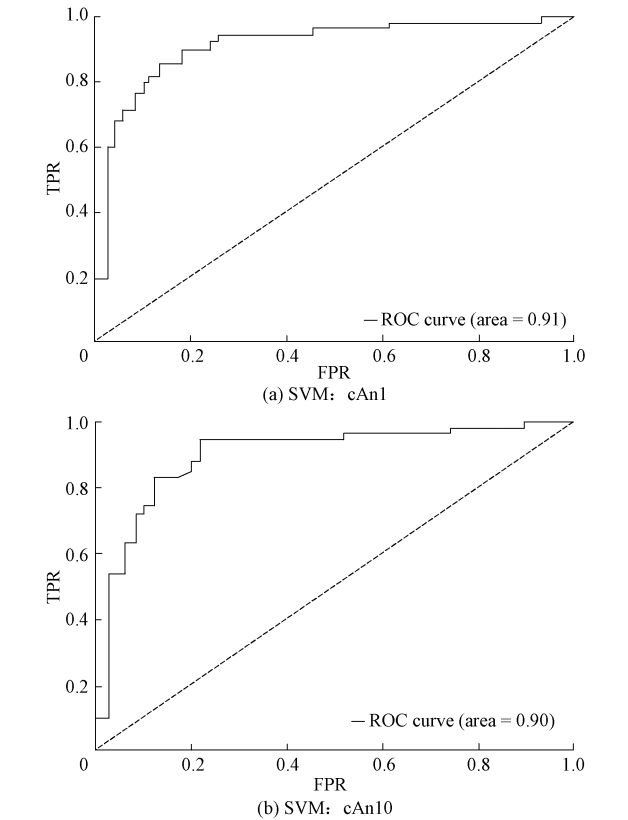


图 9 cAn1 和 cAn10 的 ROC 曲线对比

Fig.9 Comparison of ROC curves of cAn1 and cAn10

使用上述确定的模型,对受试者的数据重新进行预

测,得到的结果如表 7 所示。

表 7 优化后的模型重新预测的结果

受试者	TP	FP	TPR/%	FPR/%
甲	2.1	13.1	70.0	23.0
乙	2.4	9.3	80.0	16.3
丙	2.0	10.9	66.7	19.1
丁	1.8	9.1	60.0	16.0
平均	2.1	10.6	69.2	18.6

从 4 个人平均的实验结果来看,平均输出目标图片数量虽比原始模型低 0.1,但仍大于 2。优化后模型平均输出目标图片数量虽略有降低,但其输出的假阳性图片数量减得更多,总体预测效果则得到提升。

5 结 论

本文在改进训练模型的基础上进行在线实验,验证了利用干电极快速佩戴人机协作系统可以在线地进行不良信息筛选的可行性。虽然训练集的 AUC 值超过 0.9,但其在线分类测试性能仍相对较差,但仍保证了平均可以输出绝大多数目标信息。另外,由于所构建的训练集样本较少,且构建的神经网络模型过于简单,导致 ANN 模型的表现不如 SVM,然而越复杂的神经网络常常拥有更加强大的特征提取能力。

最后,对于提高单试次的 EEG 在线分类性能,可以利用多人协作或者利用集线器将受试的数据分成多份上传 PC 系统,然后对其进行叠加平均以提高信号的信噪比,以提高分类准确率。

参考文献

[1] GORDON E M, LAUMANN T O, ADEYEMO B, et al. Individual-specific features of brain systems identified with resting state functional correlations [J]. NeuroImage, 2017, 146: 918-939.

[2] 林志敏. 基于脑电的图像检索技术[D]. 郑州:解放军军信息工程大学, 2017.

LIN ZH M. Image retrieval technology based on EEG[D]. Zhengzhou: PLA Information Engineering University, 2017.

[3] 张宁宁. 基于多通道脑电的图像识别方法研究[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2020.

ZHANG N N. Research on image recognition method Based on multi-channel EEG [D]. Qinhaungdao: Yanshan University, 2020.

[4] LEES S, PAUL M, PAYNE P, et al. Speed of rapid serial visual presentation of pictures, numbers and words affects event-related potential-based detection accuracy[J]. IEEE

Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2019, 28(1): 113-122.

[5] 沈文弢,赵宏泽,王思凯,等. 基于 FPGA 的 RSVP 脑机接口系统设计[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(9): 73-76, 83.

SHEN W T, ZHAO H Z, WANG S K, et al. Design of RSVP brain-computer interface system based on FPGA [J]. Sensors and Microsystems, 2020, 39(9): 73-76, 83.

[6] ZANG B Y, LIN Y F, LIU Z W, et al. A deep learning method for single-trial EEG classification in RSVP task based on spatiotemporal features of ERPs[J]. Journal of Neural Engineering, 2021, 18(4): 0460e8.

[7] 张登科. 快速序列视觉呈现系统及相关处理算法研究[D]. 北京:清华大学, 2012.

ZHANG D K. Research on fast sequence visual presentation system and related processing algorithms [D]. Beijing: Tsinghua University, 2012.

[8] 余明扬,羊鹏,王一军. 基于卷积神经网络的色情图像检测[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(1): 232-236, 275.

YU M Y, YANG P, WANG Y J. Pornographic image detection based on convolutional neural network [J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(1): 232-236, 275.

[9] 伍健. 基于深度学习的不良图像检测研究与实现[D]. 广州:暨南大学, 2020.

WU J. Research and implementation of bad image detection based on deep learning [D]. Guangzhou: Jinan University, 2020.

[10] 黄涌,郭旭宏,邢潇,等. 面向穿戴式脑电系统的主动干电极传感器[J]. 仪表技术与传感器, 2017(2): 9-14.

HUANG Y, GUO X H, XING X, et al. Active dry electrode sensor for wearable EEG system[J]. Instrument Technology and Sensors, 2017(2): 9-14.

[11] 王庭照,王凤丽,敖勇前,等. RSVP 范式下情绪刺激对聋人与听力正常人注意瞬脱影响的比较研究[J]. 心理与行为研究, 2019, 17(6): 803-809.

WANG T ZH, WANG F L, AO Y Q, et al. A comparative study on the effect of emotional stimulation on attentional blink of deaf and normal hearing under RSVP paradigm [J]. Psychological and Behavioral Research, 2019, 17(6): 803-809.

[12] DUAN L J, ZHONG H Y, MIAO J, et al. A voting optimized strategy based on ELM for improving classification of motor imagery BCI data[J]. Cognitive Computation, 2014, 6(3): 478-480.

- [13] AJIBOYE A B, WILLETT F R, YOUNG D R, et al. Restoration of reaching and grasping movements through brain-controlled muscle stimulation in a person with tetraplegia: A proof-of-concept demonstration [J]. *The Lancet*, 2017, 389(10081): 1821-1830.
- [14] 冯燕, 杜玉晓, 黄风华. 基于小波变换的 EEG 噪声滤除算法设计与实现 [J]. *广东工业大学学报*, 2010, 27(3): 72-75.
- FENG Y, DU Y X, HUANG F H. Design and implementation of EEG noise filtering algorithm based on wavelet transform [J]. *Journal of Guangdong University of Technology*, 2010, 27(3): 72-75.
- [15] SINGLA R, CHAMBAYIL B, KHOSLA A, et al. Comparison of SVM and ANN for classification of eye events in EEG [J]. *Journal of Biomedical Science and Engineering*, 2011, 4(1): 62.
- [16] 李大舟, 于广宝, 高巍, 等. 基于时序卷积网络的词级语言模型研究与应用 [J]. *计算机工程与设计*, 2021, 42(2): 449-454.
- LI D ZH, YU G B, GAO W, et al. Research and application of word-level language model based on temporal convolutional network [J]. *Computer Engineering and Design*, 2021, 42(2): 449-454.
- [17] 赵卫丽. 基于 EEG 的虚拟智能家居控制与紧张情绪识别 [D]. 广州: 华南理工大学, 2019.
- ZHAO W L. Virtual smart home control and nervous emotion recognition based on EEG [D]. Guangdong: South China Institute of Technology, 2019.
- [18] 董丽娟. 脑机接口游戏神经可塑性研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- DONG L J. Research on neuroplasticity of brain-computer interface games [D]. University of Electronic Science and Technology of China, 2020.

作者简介



李解放, 2020 年于佳木斯大学获得学士学位, 现为北京交通大学电气工程学院硕士研究生, 主要研究方向为人工智能与脑机接口。

E-mail: 20126155@bjtu.edu.cn

Li Jiefang received his B. Sc. degree from Jiamusi University in 2020, is now a M. Sc. candidate in the School of Electrical Engineering, Beijing Jiaotong University. His main research interests include artificial intelligence and brain computer interface.