

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306315

# 基于 P300 与 ErrP 决策融合的脑-机接口目标检测方法<sup>\*</sup>

孙静敏<sup>1</sup> 尤佳<sup>1</sup> 王昊<sup>1</sup> 许敏鹏<sup>1,2</sup> 孟佳圆<sup>1,2</sup> 张力新<sup>1,2</sup>

(1. 天津大学精密仪器与光电子工程学院 天津 300072; 2. 天津大学医学工程与转化医学研究院 天津 300072)

**摘要:**针对脑-机接口(BCI)技术在目标检测中的应用仍然存在检测准确率受限的问题,提出基于事件相关电位(ERP)中的P300与错误相关电位(ErrP)决策融合的新型编解码方法。BCI系统编码方面通过目标图像和视觉反馈分别诱发P300与ErrP特征,解码方面采用单独P300特征、单独ErrP特征、P300与ErrP特征层融合、P300与ErrP决策层融合这4种方案进行目标检测。10名健康受试者4种方案进行目标检测的平均结果显示,使用P300与ErrP决策层融合的平衡正确率最高,达到 $80.03\% \pm 5.20\%$ ,相比单独使用P300特征的方法提升了4.38%,相比单独使用ErrP特征的方法提升了11.29%,验证了混合BCI技术在目标检测任务中的可行性。

**关键词:**脑-机接口;目标检测;P300;错误相关电位;决策融合

**中图分类号:** R318; TN911.7      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 310.61

## Brain-computer interface target detection method based on decision fusion of P300 and ErrP

Sun Jingmin<sup>1</sup> You Jia<sup>1</sup> Wang Hao<sup>1</sup> Xu Minpeng<sup>1,2</sup> Meng Jiayuan<sup>1,2</sup> Zhang Lixin<sup>1,2</sup>

(1. School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;  
2. Academy of Medical Engineering and Translational Medicine, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of limited detection accuracy in the application of brain-computer interface (BCI) technology in target detection, a new encoding and decoding method based on the decision layer fusion of P300 and error-related potential (ErrP) in event-related potential (ERP) was proposed. In the encoding aspect of the BCI system, the P300 and ErrP features are respectively evoked by the target image and visual feedback. In the decoding aspect, four schemes are used for target detection: individual P300 feature, individual ErrP feature, feature layer fusion of P300 and ErrP, and decision layer fusion of P300 and ErrP. The average results of 10 healthy subjects with four schemes show that the balance accuracy of decision layer fusion of P300 and ErrP is the highest, reaching  $80.03\% \pm 5.20\%$ , which is improved by 4.38% compared with the method of using individual P300 feature and is improved by 11.29% compared with the method of using individual ErrP feature. The feasibility of hybrid BCI technology in target detection tasks is verified.

**Keywords:** brain-computer interface; target detection; P300; error-related potential; decision fusion

## 0 引言

随着图像数据日益丰富,传统的人工目标检测方法受限于检测员生理与心理疲劳等因素,很难满足速度快、准确率高的需求;完全依赖计算机的目标检测方法则由

于缺乏对图像的解译与判读,存在泛化能力差、模型目标迁移能力弱等缺陷,难以适应复杂场景的需求。因此,有必要将人脑的高级认知、感知能力和计算机高效计算能力相结合,以人机融合形式实现高鲁棒性目标检测。脑-机接口(brain-computer interface,BCI)可以将中枢神经系统产生的信号转化为控制指令,实现人脑与外部设备之

间的直接交互<sup>[1]</sup>。研究如何利用 BCI 技术融合人脑智能与机器智能,实现高质量图像目标检测具有重要应用价值。

脑电图 (electroencephalogram, EEG) 是测量并采集大脑活动产生的电信号的有效手段之一,具有高时间分辨率、低成本、易用和无创等特点<sup>[2-3]</sup>。基于 EEG 的事件相关电位 (event-related potential, ERP) 是一种特殊的脑诱发电位,其特征明显且不过于依赖用户训练,是目前用于 BCI 图像目标检测的主要脑电特征。为了充分利用大脑的快速感知能力,进而实现复杂图像的高效检测,科研人员将快速序列视觉呈现 (rapid serial visual presentation, RSVP)<sup>[4]</sup> 引入 BCI 中,该范式的实现是将由数字、字母、单词或图形等组成的待检测序列在同一固定位置依次且连续地快速呈现,通过确定小概率目标刺激诱发的特定 ERP 成分实现对目标刺激的识别。P300 是目标识别过程中的关键 ERP 成分,通常发生在目标刺激出现后 300 ms 左右,然而 P300 的潜伏期和振幅可能会随着不同的实验参数而变化<sup>[5]</sup>,这对于 RSVP 任务中的单试次 EEG 分类来说是一个巨大的挑战。一些研究者从解码算法入手,提出了时空混合共空间模式-主成分分析 (spatial-temporal hybrid common spatial pattern- principal component analysis, STHCP)<sup>[6]</sup> 等新型算法,也有学者通过编码范式的优化来增强源信号强度,进而提高检测准确率。如 Lin 等<sup>[7]</sup> 提出多重 RSVP 框架用于图像检索,在屏幕上同时呈现两个图像序列,通过多次诱发 P300 成分提高了信号信噪比,但也在非目标字符中引入了 P300 成分,限制了分类正确率的进一步提高;Mao 等<sup>[8-9]</sup> 将眼动模态引入基于 RSVP 的图像检索任务,通过轻微的眼睛注视运动和瞳孔大小变化进一步揭示受试者认知过程,但眼动数据的采集也带来了设备环境更为复杂的问题。综上,尽管基于 P300 的目标检测方法在逐步完善,但仍存在准确率低、设备需求复杂、无法满足系统实时性等问题,利用 RSVP-BCI 系统提高目标检测准确率的方法仍需进一步探究。

研究表明,通过检测错误相关电位 (error-related potential, ErrP) 能够提高 BCI 系统的可靠性<sup>[10-11]</sup>。ErrP 信号产生于一个人犯了错误或觉察到错误时,往往被描述为错误相关负波 (error-related negativity, ERN) 信号和正确相关负波 (correct-related negativity, CRN) 信号的差分波形,如果识别到受试者在系统判读错误时产生的脑电特征,就可以对 BCI 系统的输出结果进行补充甚至纠错。如 Cruz 等<sup>[12]</sup> 在传统 BCI 拼写器加入了 ErrP 自动纠错模块,通过分析用户对输出字符的反馈脑电,实现了拼写器的自动校正。可见,能充分发挥各控制信号优势的混合 BCI<sup>[13]</sup> 相比于传统单一系统模式能更好地完成特定的目标任务<sup>[14]</sup>,然而,以往研究通常将 ErrP 信号作为触

发系统纠错的“开关”,各类脑电信息多层次融合策略对系统性能的影响仍有待研究。

为实现快速、准确的人-机融合目标检测技术,本研究通过增加与任务判读结果相关的视觉反馈优化了基于 RSVP 的 BCI 目标判别范式,分析讨论了单独使用 P300 特征分类、单独使用 ErrP 特征分类、P300 与 ErrP 特征层融合分类、P300 与 ErrP 决策层融合分类 4 种方案对 BCI 系统性能的影响,搭建了用于目标检测的离线混合 BCI 系统。结果显示,P300 与 ErrP 决策层融合的目标检测方法获得的分类结果优于单独特征分类和特征层融合的目标检测方法,在传统 BCI 基础上提升了检测准确率。本研究能够为研发反应迅速、检测精准的目标识别与检测系统提供参考。

## 1 实验方法

### 1.1 实验对象

共有 10 名年龄在 23~26 岁的受试者参与离线脑电采集实验。各位受试者身体健康,视力正常或矫正后正常,充足休息。实验得到了天津大学伦理委员会批准,所有受试者在实验之前阅读和签署了知情同意书。

### 1.2 实验设计

实验刺激程序由 MATLAB 工具箱 Psychtoolbox 编写,并通过 24.5 寸液晶显示器以 240 Hz 刷新率呈现。本研究选用的图像库来源于新型数据集 ObjectNet<sup>[15]</sup>,其复杂图像计算机视觉难以识别且人类视觉也不易分辨,目标图像包含刀具。干扰图像选取和目标图像背景复杂度相似的其他图像,多为包含各种生活物品,图像统一裁剪为 1 080×1 080 pixels。实验流程如图 1 所示,共包括 10 组,每组 50 个试次,其中包含目标的试次占比 40%,组间休息时间根据受试者状态而定,大概 3~5 min。

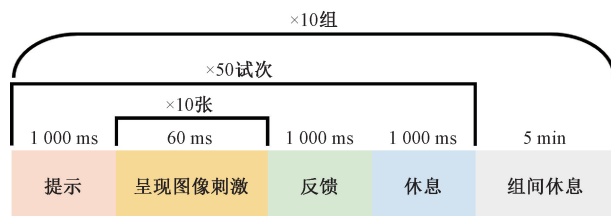


图 1 实验流程

Fig. 1 Experimental procedure

受试者坐在距离屏幕 75 cm 左右的舒适椅子上,在光线微弱的电磁屏蔽隔离室中进行实验,任务为在复杂难辨的图像序列中识别目标图像。单试次实验过程如图 2 所示,1) 提示阶段,在每一个试次开始前,显示 1 s 的十字型图像,提示受试者准备。2) 图像呈现,10 张图像

依次快速地在受试者眼前显示器上呈现,每张图像持续 60 ms,其中最多有 1 幅为目标图像,其余为非目标图像,所有图像均从图片库中随机选取。图像呈现过程中要求受试者尽量不要眨眼,以排除眼动对 EEG 信号的干扰。此外,为防止边缘突变对脑电信号的干扰,在实验开始前对刺激图片序列进行简单编码,使得目标图像不出现在前 3 张和最后 3 张(受试者不知情)。3) 反馈阶段,图像序列结束后显示器随机给出 1 s 的反馈结果,“危险”代表之前序列中存在目标图像,“安全”代表之前序列中不存在目标图像,受试者需持续保持专注并思考反馈结果是否与自身判断一致。4) 过渡界面,按键后有 1 s 空白界面,用于受试者眨眼休息。实验过程中,小概率目标图像出现会诱发 P300 特征,而通过评价随机出现的反馈诱发大脑产生 ErrP 特征。

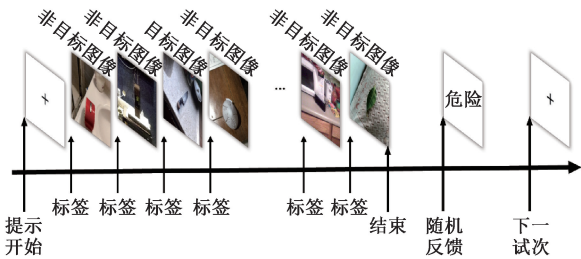


图2 单试次过程  
Fig.2 Single trial procedure

1.3 数据采集与预处理

本研究使用 Neuroscan 公司研制的用于科研领域的多通道脑电采集系统,采用与其配套的 Synamps2 放大器完成脑电信号的实时记录与采集。如图 3 所示,电极排布为依据国际公认的 10-20 标准扩展获得的 64 导电电极排布,参考电极置于头顶,前额位置 (FPz 和 Fz 之间) 接地。脑电帽电极与头皮间注入 Ag/AgCl 导电膏,单电极阻抗均被降到 15 kΩ 以下,绝大多数在 5 kΩ 以下。脑电数据采样频率 1 000 Hz,采集脑电数据执行 0.1~200 Hz 带通滤波和 50 Hz 陷波滤波。

预处理包括由原始的“.cnt”格式的数据转换为“.mat”格式、变参考到双耳乳突、降采样到 200 Hz、1~10 Hz 带通滤波、有效数据段截取、基线校正等。有目标试次中,数据段以目标图像刺激起始为 0 时刻,无目标试次以随机非目标图像刺激起始时为 0 时刻,分别截取 0 时刻前 0.1 s~后 0.6 s 数据,同时截取以反馈时刻为 0 时刻的前 0.1 s~后 0.6 s 的有效数据,并以 0 时刻~前 0.1 s 数据为基准进行基线校正。

1.4 分类算法与策略

针对单试次脑电信号的分类,Marathe 等<sup>[16]</sup>提出的滑动结构化判别成分分析法 (sliding hierarchical

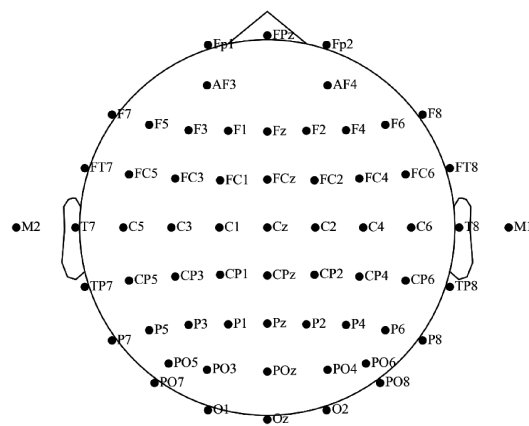


图3 64 导联电极位置分布图  
Fig.3 64 electrodes distribution

discriminant component analysis, sHDCA) 是 RSVP 范式中实现脑电特征提取与分类的经典算法之一,该方法在滑动时间窗内使用费希尔线性判别计算空间权重,通过逻辑回归计算时间权重,能够更好地获得 P300 信号响应的信息<sup>[6]</sup>。2019 年, Xiao 等<sup>[17]</sup> 将判别典型模式匹配 (discriminative canonical pattern matching, DCPM) 算法用于基于 RSVP 的拼写器脑电解码,该算法使用判别空间模式 (discriminative spatial patterns, DSP) 抑制脑电信号中的共模噪声,通过典型相关分析 (canonical correlation analysis, CCA) 增强脑电信号特征,最后构建类别模板进行匹配,其分类性能优于其他传统空间滤波方法。因此,本研究使用 sHDCA 和 DCPM 算法分别对 10 名受试者脑电数据进行了分类,并对比了两种算法 10 次 10 折交叉验证后的平均分类结果。

为提升 BCI 系统目标检测结果的可靠性,本研究使用了两类脑电特征:1) 传统 P300 特征,定义为 E,通过受试者观察到目标/非目标图像诱发;2) 基于视觉反馈的 ErrP 特征数据,定义为 V,通过评价随机视觉反馈是否与自身判别结果一致诱发。根据数据 E 和 V 共设计四种 BCI 系统分类策略,如图 4 所示。方案 1 采用单独 P300 特征检测方法,简称为 E-BCI,使用 DCPM 算法对 P300 特征相关脑电进行单独特征提取和分类,由于目标图像与 P300 特征相关联,因此脑电分类结果即为系统对图像的分类结果;方案 2 采用单独 ErrP 特征检测方法,简称为 V-BCI,使用 DCPM 算法对 ErrP 特征相关脑电进行单独特征提取和分类,由于随机反馈产生的错误会诱发受试者产生 ErrP 特征,根据反馈的内容和 ErrP 检测可以对图像序列进行判读;方案 3 采用 P300 与 ErrP 特征层融合检测方法,简称为 E:V-BCI,即根据反馈内容的不同,分别融合 P300 与 ErrP 特征构建新的数据集 [E:V],使用 DCPM 算法对新的数据集进行特征提取和分类,脑电分类结果的综合即为系统对图像的分类结果;方案 4 采



用 P300 与 ErrP 决策层融合检测方法,简称为 Ed:Vd-BCI,同样根据反馈内容的不同,先对两类特征使用 DCPM 算法进行模板匹配,得到用于决策的欧氏距离后

进行拼接,构建数据集[Ed:Vd],随后使用支持向量机(support vector machine,SVM)分类器进行判别,脑电分类结果的综合即为系统对图像的分类结果。

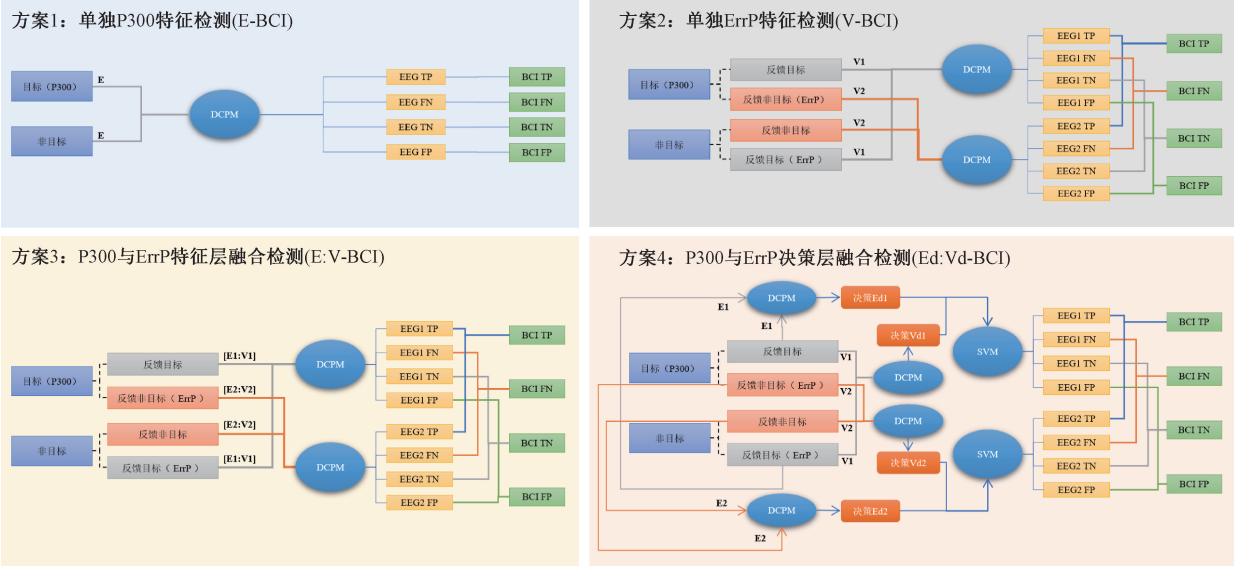


图 4 分类策略  
Fig. 4 Classification strategies

1.5 性能评估

设定包含目标图像试次为正类 (positive), 不包含图像试次为负类 (negative), 则可以构建其混淆矩阵 (confusion matrix) 如表 1 所示, TP (true positive) 为被正确分类为正类的样本数量; FP (false positive) 为被错误分类为正类的样本数量; FN (false negative) 为被错误分类为负类的样本数量; TN (true negative) 为被正确分类为负类的样本数量。

根据混淆矩阵定义系统分类结果常用指标: 目标检出率, 即真阳率 (true positive rate, TPR), 是被正确分类为正类的样本数占总正类样本数的比值; 非目标检出率, 即真阴率 (true negative rate, TNR), 是被正确分类为负类的样本数占总负类样本数的比值; 总体正确率 (accuracy), 即正确分类为正类和负类的样本数占总样本数的比值; 总体平衡正确率 (balanced accuracy, BA), 即目标检出率与非目标检出率的算术平均值, 可以避免部分数据集类别不平衡造成的分类正确率偏差。

表 1 混淆矩阵  
Table 1 Confusion matrix

	实际为正类	实际为负类
预测为正类	TP	FP
预测为负类	FN	TN

2 结果

2.1 脑电特征提取

P300 和 ErrP 信号均由视觉刺激诱发, 通过绘制 ERP 相关波形, 可以确定相关特征可分性以及用于分类的时间窗, 然后分别构建基于 P300 和 ErrP 相关特征的分类器, 探讨两类特征的融合方法, 分析构建基于两类特征的混合 BCI 系统的可行性, 为搭建基于 P300 与 ErrP 的目标检测系统提供技术支持。

先前研究表明, 顶枕区和额中央区分别是 P300 及 ErrP 可分辨性最高的大脑区域, 因此, 本文重点分析 POz 导联处的 P300 特征及 FCz 导联处的 ErrP 特征。图 5(a)、图 6(a) 分别为以目标/非目标图像出现时为 0 时刻和以错误/正确反馈出现时为 0 时刻的时域波形, 灰色阴影区域表示当前时刻幅值的重复测量方差  $p$  值小于 0.05, 即组间均值差异有统计学意义。以图像出现时为 0 时刻, 目标图像在 POz 导联处诱发了幅值较大的 P300 特征; 以反馈出现时为 0 时刻, 错误反馈在 FCz 导联处诱发出幅值更大的 ErrP 特征。图 5(c)、图 6(c) 分别为图 5(a)、图 6(a) 时域波形对应的 Fisher 线性判别系数 (Fisher's linear discriminant ratio), 可以进行 ERP 特征可分性分析, 可以看到, 两类脑电信号分别在 300~600 ms、200~500 ms 时间窗显示出了较高的可分性, 因此随后进行特征分类的时间窗选取该时间段。

图 5(b)、图 6(b) 为两类脑电信号分别在 POz、FCz 导联处的事件相关谱扰动 (event-related spectral perturbation, ERSP) 结果, 分别在与时域相同的时间窗内出现了低频带能量增强。说明 P300 与 ErrP 特征相关脑信息主要分布在低频段, 之后的脑电分类中统一使用 1~10 Hz 滤波范围。此处时频特征均通过减去对应频率上刺激开始前 100 ms 内的均值进行基线校正。

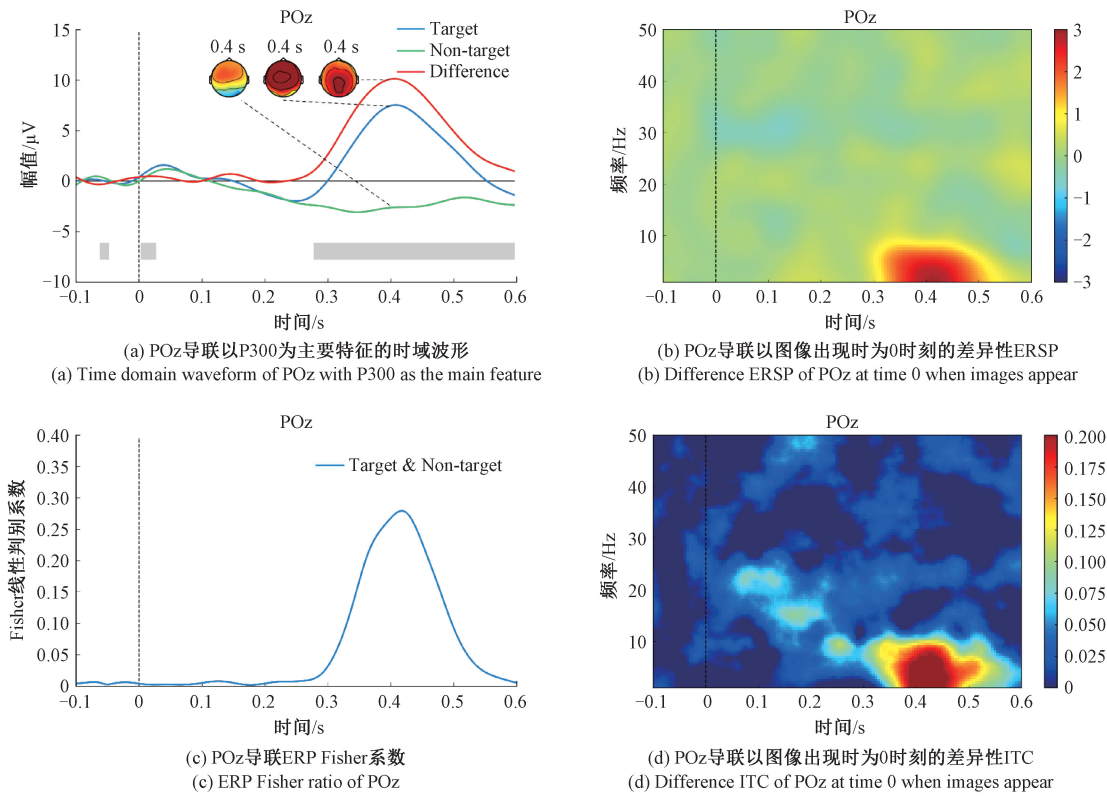


图 5 目标/非目标图像诱发脑电特征分析

Fig. 5 Analysis of EEG features evoked by target/non-target images

总之, 无论是以 P300 还是 ErrP 作为特征, 均在脑电波形中找到了数据间的具有可分性的成分, 可根据脑电波形筛选特征所在时间窗, 为之后的分类提供数据支持。

2.2 脑电分类结果

对于脑电分类, 曲线下面积 (area under the curve, AUC) 为受试者操作特征曲线下的面积, 使用真阳率与假阳率的秩进行计算, 能避免不平衡类别与分类器阈值选择带来的影响, 是度量分类器性能的常用指标<sup>[18]</sup>。本研究使用 SPSS 软件对脑电分类结果进行统计学检验。具体来说, 采用单因素重复测量方差分析 (one-way repeated measures analysis of variance, One-way RMANOVA) 探究不同算法对 P300 及 ErrP 解码的影响, 当数据未通过球度检验 (Mauchly's test of sphericity) 时, 对结果进行邦弗朗尼校正 (Bonferroni correction),  $\alpha$  级别设置为 0.05。图 7 为单因素重复测量方差分析后的结果, 对于基于 P300 特征的脑电分类, DCPM 算法的 AUC ( $82.47\% \pm 7.03\%$ ) 值高于 sHDCA 算法 ( $80.44\% \pm 5.96\%$ ); 对于基于 ErrP 特

征的脑电分类, DCPM 算法的 AUC ( $71.01\% \pm 4.47\%$ ) 值同样高于 sHDCA 算法 ( $64.85\% \pm 3.88\%$ )。结果表明, DCPM 算法在两类脑电信号解码上均具有最佳性能表现。

2.3 BCI 系统分类结果

在脑电分类基础上, 4 种分类方案获得的 BCI 系统对图像进行识别的结果如图 8 所示, 分类数据按照 2.4 节方案提取, 包含目标图像试次正类 (positive) 样本量为 200, 包含非目标图像试次负类 (negative) 样本量为 300。

从图 8 可以看到, 对于目标检出率、非目标检出率、总体正确率、总体平衡正确率这 4 种评价指标, 基于 P300 和基于 ErrP 决策层融合的 Ed:Vd-BCI 系统均获得了最好的分类结果, 分别为  $72.95\% \pm 4.47\%$ 、 $87.10\% \pm 6.05\%$ 、 $81.44\% \pm 5.36\%$ 、 $80.03\% \pm 5.20\%$ ; P300 与 ErrP 在特征层融合的 E:V-BCI 系统性能较差, 4 种指标分别为  $66.05\% \pm 5.99\%$ 、 $78.90\% \pm 5.72\%$ 、 $73.76\% \pm 5.68\%$ 、 $72.48\% \pm 5.71\%$ ; E-BCI 系统分类结果仅次于 Ed:Vd-BCI

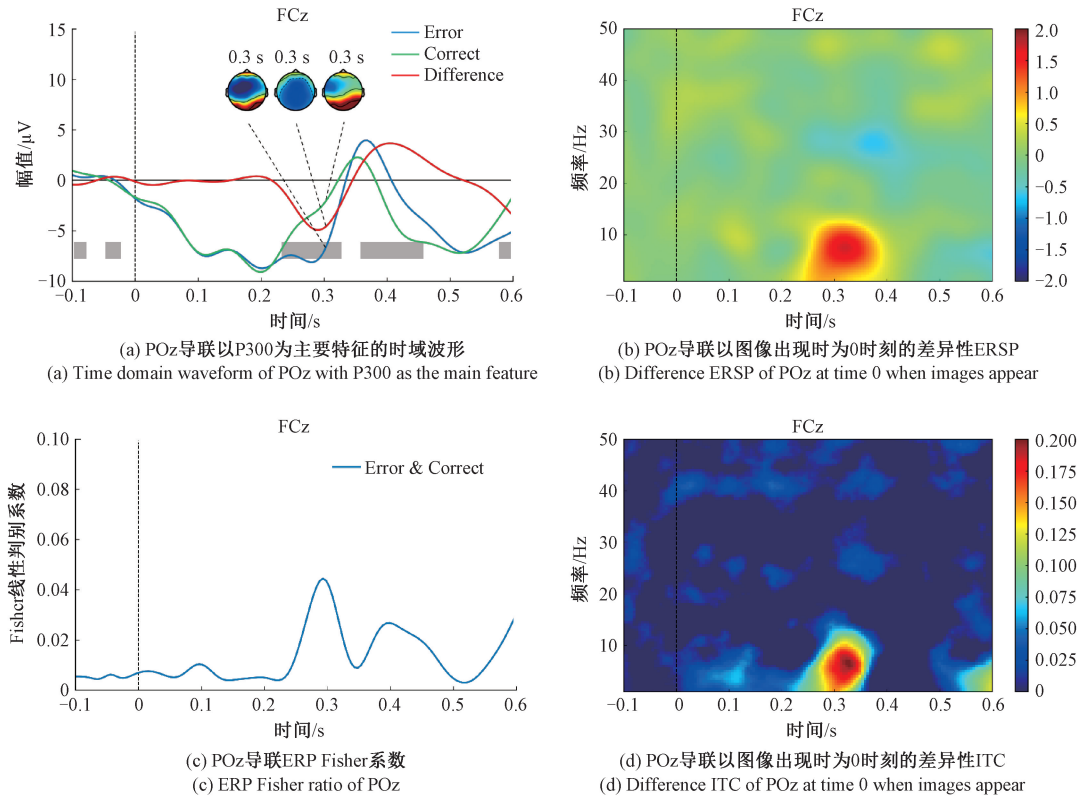


图 6 错误/正确反馈诱发脑电特征分析

Fig. 6 Analysis of EEG features evoked by error/correct feedback

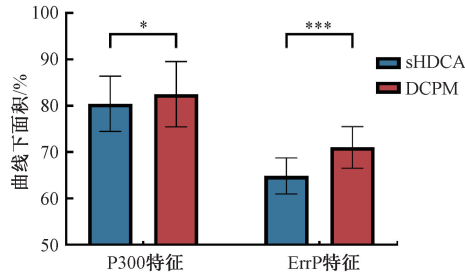


图 7 不同算法脑电分类结果 (\* $p<0.05$ , \*\*\* $p<0.001$ )

Fig. 7 EEG classification results by different algorithms (\* $p<0.05$ , \*\*\* $p<0.001$ )

系统,4 种指标分别为  $69.65\%\pm 6.08\%$ 、 $81.63\%\pm 7.08\%$ 、 $76.84\%\pm 6.42\%$ 、 $75.64\%\pm 6.30\%$ ;V-BCI 系统性能最低,4 种指标分别为  $62.10\%\pm 4.67\%$ 、 $75.37\%\pm 5.01\%$ 、 $70.06\%\pm 4.82\%$ 、 $68.73\%\pm 4.78\%$ 。

单因素重复测量方差分析的结果表明,Ed:Vd-BCI 系统目标检出率相较于 E-BCI 系统提高了 3.30%,相较于 V-BCI 系统有 10.85%的提升( $p<0.001$ );非目标检出率方面,Ed:Vd-BCI 系统比 E-BCI 系统提高了 5.47%( $p<0.01$ ),比 V-BCI 系统提高 11.73%( $p<0.001$ );Ed:Vd-BCI 系统总体正确率比 E-BCI 系统提高 4.60%( $p<$

0.05),相比 V-BCI 系统提高 11.38%( $p<0.001$ );Ed:Vd-BCI 系统总体平衡正确率比 E-BCI 系统提高 4.38%( $p<0.05$ ),比 V-BCI 系统提高 11.29%( $p<0.001$ )。可见,通过对 P300 和 ErrP 特征进行决策层融合的方法相较于单独脑电特征检测的方法获得的分类结果有所提升。

### 3 讨论

本研究提出了一种基于 P300 与 ErrP 的混合 BCI 系统,探讨了单独 P300 检测、单独 ErrP 检测、P300 与 ErrP 特征层融合检测、P300 与 ErrP 决策层融合检测 4 种方案实现图像检测的可行性,实验结果证明,无论是目标还是非目标检测结果,两类脑电信号决策层融合的方法均取得了最高的正确率,本研究提出的基于 P300 与 ErrP 的混合 BCI 提升了目标检测系统的可靠性。

离线实验结果显示,单独 P300 特征解码准确率高于单独 ErrP 特征解码,表明小概率视觉刺激诱发的 P300 成分更加稳定,而由 50% 概率错误反馈诱发的内源性 ErrP 特征可能会受到受试者疲劳的影响,因此本研究并不是通过检测 ErrP 特征来定位和校正混合 BCI 系统的错误解码试次,而是将 ErrP 特征的检测作为权重参与到图像诱发脑电数据的判读中,本质上是信息量的增加。

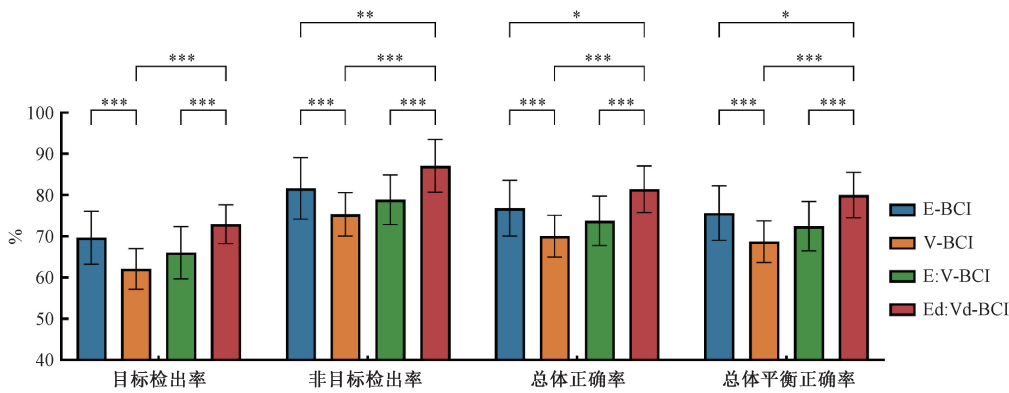


图 8 不同方案系统分类结果( \* $p<0.05$ , \*\* $p<0.01$ , \*\*\* $p<0.001$ )

Fig. 8 Results of systematic classification of different schemes ( \* $p<0.05$ , \*\* $p<0.01$ , \*\*\* $p<0.001$ )

相较于单独脑电特征进行分类的方法,通过 P300 与 ErrP 决策层融合的策略提升了系统总体平衡准确率。值得注意的是,决策层融合方案实现的目标检出率相较于单独 P300 检测目标检出率的提升虽不显著,但在极危险目标检测场景中,漏检可能会导致严重的后果,所以通过消耗一些时间成本进行反馈,从而提升目标检出率是非常必要的。决策层融合方案实现的非目标检出率相较于单独 P300 检测目标检出率提升 5.47%,表明系统降低了将非目标判读为目标的误警率,在海量原始图像检测中避免了系统资源的浪费。

由于离线实验中无法实时解码 P300 特征,任务目标判读结果相关的视觉反馈为随机反馈,其可以在在线检测系统得到进一步完善。之后的研究将综合基于 P300 解码的视觉反馈模块以及脑电信号融合模块搭建在线混合 BCI 目标检测系统,具体来说,在线实验方案首先检测 P300 特征给出目标/非目标反馈结果,进而诱发并收集 ErrP 信号,最后通过各自分类器决策层的融合做出最终判读,并且可以利用多人协作提高单试次的 EEG 在线分类准确率<sup>[19]</sup>。另外,本文中脑电信号融合策略考虑了特征层、决策层各自的分类效果,将数据层、特征层、决策层进一步融合,从而充分利用脑电信号多维度时-空-频特征,有望获得更高的系统分类准确率。

4 结 论

本研究设计了基于 P300 和 ErrP 的混合 BCI 系统,成功诱发了受试者相关脑电特征,并使用基于决策层融合的方法有效解决了传统 RSVP-BCI 目标检测准确率受限的问题,为通过人-机融合实现自动目标检测技术的发展提供了新思路,具有广阔的应用前景。

参考文献

[ 1 ] XU M P, HE F, JUNG P, et al. Current challenges for

the practical application of electroencephalography-based brain-computer interfaces [ J ]. Engineering, 2021, 7 ( 12 ): 1710-1712.

[ 2 ] TORRES E P, TORRES E A, HERNANDEZ-ALVAREZ M, et al. EEG-based BCI emotion recognition: A survey [ J ]. Sensors, 2020, 20 ( 18 ): 36.

[ 3 ] MENG J Y, XU M P, WANG K, et al. Separable EEG features induced by timing prediction for active brain-computer interfaces [ J ]. Sensors, 2020, 20 ( 12 ): 3588.

[ 4 ] LEES S, DAYAN N, CECOTTI H, et al. A review of rapid serial visual presentation-based brain-computer interfaces [ J ]. Journal of Neural Engineering, 2018, 15 ( 2 ): 23.

[ 5 ] LI B, LIN Y, GAO X, et al. Enhancing the EEG classification in RSVP task by combining interval model of ERPs with spatial and temporal regions of interest [ J ]. Journal of Neural Engineering, 2021, 18 ( 1 ): 016008.

[ 6 ] 崔玉洁,谢松云,谢辛舟,等. 针对快速序列视觉呈现脑电信号的时空混合特征提取方法 [ J ]. 生物医学工程学杂志, 2022, 39 ( 1 ): 39-46.

CUI Y J, XIE S Y, XIE X ZH, et al. A spatial-temporal hybrid feature extraction method for rapid serial visual presentation of electroencephalogram signals [ J ]. Journal of Biomedical Engineering, 2022, 39 ( 1 ): 39-46.

[ 7 ] LIN Z, ZENG Y, WANG X, et al. EEG-based target detection during a multi-rapid serial visual presentation [ C ]. 2017 8th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering ( NER ), 2017: 556-559.

[ 8 ] MAO J Y, QIU S, WEI W, et al. Cross-modal guiding and reweighting network for multi-modal RSVP-based target detection [ J ]. Neural Networks, 2023, 161: 65-82.

[ 9 ] MAO J, QIU S, LI D, et al. A cross-modal guiding and fusion method for multi-modal RSVP-based image



- retrieval[C]. International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2021: 1-7.
- [10] ZEYL T, YIN E W, KEIGHTLEY M, et al. Adding real-time bayesian ranks to error-related potential scores improves error detection and auto-correction in a P300 speller[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2016, 24 (1): 46-56.
- [11] ZEYL T, YIN E R, KEIGHTLEY M, et al. Partially supervised P300 speller adaptation for eventual stimulus timing optimization: Target confidence is superior to error-related potential score as an uncertain label[J]. Journal of Neural Engineering, 2016, 13 (2): 026008.
- [12] CRUZ A, PIRES G, NUNES U J. Double ErrP detection for automatic error correction in an ERP-based BCI speller[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2018, 26 (1): 26-36.
- [13] LI Z, ZHANG S, PAN J. Advances in hybrid brain-computer interfaces: Principles, design, and applications [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2019, 2019: 3807670.
- [14] 韩锦,董博文,刘邈,等. 基于 P300-SSVEP 的双人协同脑-控机械臂汉字书写系统[J]. 数据采集与处理, 2022,37(6): 1401-1411.
- HAN J, DONG B W, LIU M, et al. Two-person collaborative brain-controlled robotic arm system for writing Chinese character using P300 and SSVEP features[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2022, 37 (6): 1401-1411.
- [15] BARBU A, MAYO D, ALVERIO J, et al. ObjectNet: A large-scale bias-controlled dataset for pushing the limits of object recognition models [C]. 33rd Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 2019.
- [16] MARATHE A R, RIES A J, MCDOWELL K. Sliding HDCA: Single-trial EEG classification to overcome and quantify temporal variability[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2014, 22(2): 201-211.
- [17] XIAO X L, XU M P, MING D. A comparison of classification methods for recognizing single-trial ERP in RSVP-based brain-computer interfaces[C]. 24th IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications (CIVEMSA), 2019: 172-175.
- [18] 孙劲松,钟子平,肖晓琳,等. 脑-机接口中错误相关电位的解码算法研究[J]. 生物医学工程学杂志,2021, 38(3): 463-472.
- SUN J S, ZHONG Z P, XIAO X L, et al. Classification algorithms of error-related potentials in brain-computer interface[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2021, 38(3): 463-472.
- [19] 李解放,徐建军,孙铭阳,等. 基于 RSVP 的面向不良信息检测人机协作系统研究[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(6): 22-29.
- LI J F, XU J J, SUN M Y, et al. Research on human-machine cooperation system for bad information detection based on RSVP[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(6): 22-29.

### 作者简介



**孙静敏**, 2021 年于合肥工业大学获得学士学位,现为天津大学精密仪器与光电子工程学院硕士研究生,主要研究方向为脑-机接口。

E-mail: jingminsun@tju.edu.cn

**Sun Jingmin** received her B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2021. Now she is a M. Sc. candidate in School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University. Her main research interest includes brain-computer interface.



**张力新** (通信作者), 分别在 1986 年、1993 年于天津大学获得学士学位和硕士学位,现为天津大学医学工程与转化医学研究院研究员,主要研究方向为生物医学电子学、心电 Holter 智能分析、穿刺导航手术机器人、超声热疗仿真与建模、数字医学影像处理、远程医疗与嵌入式医学仪器。

E-mail: lxzhang@tju.edu.cn

**Zhang Lixin** (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 1986 and M. Sc. degree in 1993 from Tianjin University. Now he is a researcher at the Institute of Medical Engineering and Translational Medicine of Tianjin University. His research interests include biomedical electronics, Holter intelligent analysis of ECG, puncture navigation surgical robot, ultrasonic hyperthermia simulation and modeling, digital medical image processing and telemedicine and embedded medical instruments.