

基于动态权重分配的 ERP 特征提取与融合方法^{*}

王福财 毛晓前 樊春玲

(青岛科技大学自动化与电子工程学院 青岛 266061)

摘 要: 传统事件相关电位(ERP)研究中,由于各个成分的潜伏时间和作用机理不同,通常仅聚焦于某个特定的特征进行信号提取分析,导致对特征间的联合作用研究不够,使得人脑处理视觉刺激的整体性机理认知不足。因此,为解决此问题,选取 P1、N170 和 P3 作为 ERP 实验的 3 个目标成分,提出一种基于动态权重分配的 ERP 特征提取与融合策略。首先对数据进行时频域处理,使各特征数据段在时域上保持维度相同;然后采用随机森林算法评估各被试在不同实验范式下各成分的基尼重要性,并对各成分数据段进行动态权重赋值,构建多成分融合特征;最后基于卷积神经网络对融合数据进行分类,以验证该融合特征显著的分类效果。实验结果表明,在 Face Perception N170 与 Active Visual Oddball P3 两个数据集下分类准确率分别达到 96.4%和 92.4%,比未融合特征提升了 11.6%和 10.2%,比等权融合提升了 8.4%和 5.3%,比引入注意力机制的融合特征更有效,证明了所提出的加权特征融合方法能够强化相关成分信号,提高分类准确率,为人脑处理视觉刺激整体过程的研究提供了新思路。

关键词: 动态权重分配;ERP;特征提取;P1;N170;P3;随机森林

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

ERP feature extraction and fusion method based on dynamic weight assignment

Wang Fucui Mao Xiaqian Fan Chunling

(College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

Abstract: In traditional event-related potential (ERP) research, due to the varying latencies and mechanisms of different components, studies typically focus on specific features for signal extraction and analysis, which limits the exploration of their interactions and hinders the understanding of the brain's overall mechanism in processing visual stimuli. To address this issue, this study selects P1, N170 and P3 as target ERP components and proposes a dynamic weight assignment-based ERP feature extraction and fusion strategy. First, time-frequency domain processing is applied to ensure consistency in dimensionality across feature segments. Next, the random forest algorithm was used to evaluate the Gini importance of each component for each participant under different experimental paradigms, followed by dynamic weight assignment to the feature segments, resulting in a multi-component fused feature. Finally, convolutional neural networks are employed to classify the fused data, verifying the significant classification effect of the fused features. Experimental results show that, for the Face Perception N170 and Active Visual Oddball P3 datasets, classification accuracies reached 96.4% and 92.4%, respectively, with improvements of 11.6% and 10.2% over non-fused features. It improved by 8.4% and 5.3% compared to equal-weight fusion, and was more effective than the fusion features with attention mechanism, proving that the weighted feature fusion method proposed in this paper can enhance the relevant component signals and improve classification accuracy, providing new insights into the overall process of visual stimulus processing in the human brain.

Keywords: dynamic weight assignment;ERP;feature extraction;P1;N170;P3;random forest

0 引 言

事件相关电位(event-related potential,ERP)是一种广

泛应用于脑机接口^[1]领域的脑电信号,是大脑对外加某种特定刺激或者心理因素产生反应而引起的一种电位变化,其分辨精度可达到毫秒级别^[2];ERP 实验可以通过测量大

脑电位来分析处理刺激信息的神经机制,在认知和神经科学领域发挥重要作用^[3]。基于ERP的脑机接口系统具有训练时长短、可输出指令多等优点^[4],因此得到广泛的研究与应用。

目前,针对ERP成分的研究已颇具成效,其特征信号的主要电位包括P1^[5]、P3^[6]、N170^[7]和失匹配负向波^[8]等。P1电位通常出现在刺激后100 ms左右,其成分的枕叶幅值反映早期视觉资源的分配效率。研究者在研究视觉信息的早期加工过程中,发现其与低级视觉刺激属性如形状、颜色、亮度和对比度等特征相关^[9-10],提出P1与处理空间视觉的注意机制相关的理论。N170电位是发生在刺激呈现后130~200 ms时间窗口的1个负成分^[11],于1996年首次被考察并命名。后续研究者在深入研究中发现N170成分不但在区分面孔与非面孔的视觉激励中有着明显的幅值差异,甚至在不同面部表情的激励下也会产生N170成分的诱发差异^[12-13],这使得N170成分可以作为面孔感知的1个电生理指标^[14]。P3电位是人体接受视觉激励后在脑头部皮可检测到的潜伏期约300 ms的正向电位^[15],最初研究者们设计“有意义事件”的实验对P3信号的诱发机理进行研究,后续Higashino等^[16]也利用“正确与错误”的试次组合来验证P3成分有无,发现P3与多种认知过程相关,包括更新记忆内容、决策制定、注意力切换和目标探测等^[17]。后续研究者也针对其独特性质进行研究:Deepak等^[18]利用P3信号决策能力控制AVATAR在移动虚拟现实游戏环境中运动;Ma等^[19]利用P3信号的记忆更新和认知能力实现认知功能障碍的预测。各学者在ERP成分的研究上都采用实验对诱发电位进行特征提取,进一步分类或决策制定,实现脑电信号对机械的控制。

这些成分的独立鉴别价值已被广泛验证应用,但是每项研究往往只着重于特征本身而忽视了大脑在整个视觉刺激处理过程中在时间窗、空间源及功能意义上的差异性,缺乏对人脑处理复杂视觉激励整个认知过程的探究,难以完整刻画从早期感知到高级决策的连续认知神经机制。随着脑机接口系统对实时性与分类精度的双重需求提升,如何有效整合各ERP成分的多维特征,成为突破传统分类瓶颈的重要方向。张建峰等^[20]在行星齿轮箱状态检测研究中,通过引入权重系数实现对冲击成分与谐波干扰的靶向匹配与分离,表明权重系数能强化相关特征,分类高效准确;吴家彬等^[21]提出一种多注意力与多特征融合的网络模型,用以提升情感识别性能。这些研究都具有极高的应用参考价值。

基于上述问题分析,本研究提出一种基于多特征的加权特征融合方法。该方法通过引入随机森林驱动的动态权重分配算法,依据P1、N170、P3成分的基尼重要性指数生成差异化的特征权重,强化相关任务的神经响应。将3个特征信号段按比重赋值后融合为新特征,不但能有效地提高分类精度,还对探究人脑处理复杂视觉激励的机理提供新思路。

1 基于动态权重的ERP特征提取与融合设计

1.1 方法架构

本研究所提出的基于动态权重分配的ERP特征提取与融合方法的设计思路如图1所示。其中所用到的实验数据源于美国加州大学认知神经科学实验室于2021年创建并公开发布的数据库ERP CORE^[22],该数据库经过严格标准化,确保实验和数据采集的一致性和可比性。N170成分

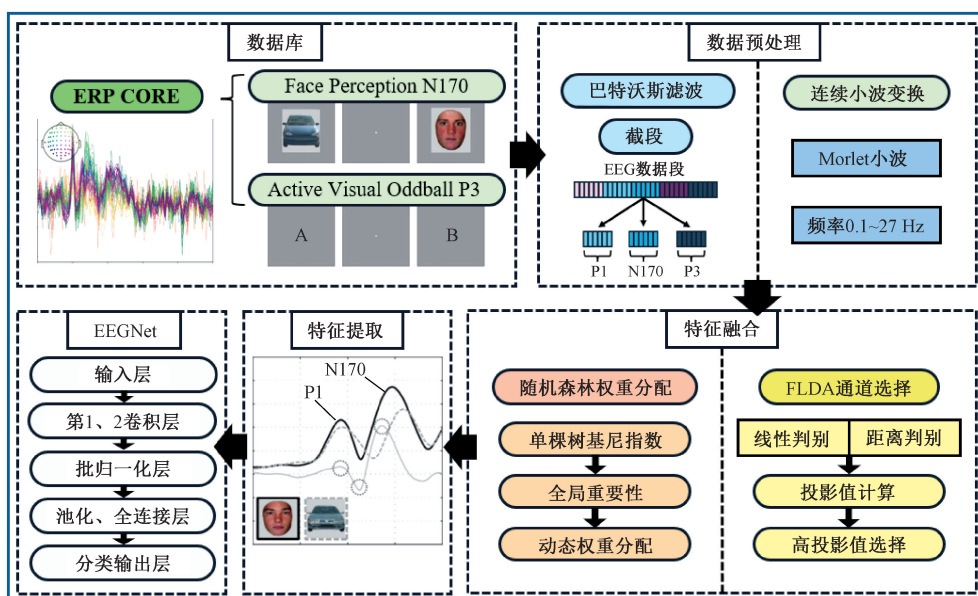


图1 方法框图

Fig. 1 Method flowchart

有助于揭示大脑如何处理面部信息,而 P3 成分广泛应用于认知任务、注意力分配和记忆等领域。因此选取数据库中的面部感知 N170(Face Perception N170)范式和 P3 成分主动视觉 Oddball(Active Visual Oddball P3)范式作为本次研究的数据集。

首先对两个数据集的原始数据进行截段分类、滤波和连续小波变换等预处理;然后引入随机森林算法在训练过程中对每个被试进行动态权重计算、FLDA 线性判别分类器进行通道选择,融合成包含 3 个 ERP 成分的全新特征;对新特征进行特征提取,对相应的 ERP 成分进行区分对比,验证其潜伏时间、刺激强度等方面的差异;最后基于卷积神经网络对融合特征进行分类,并选用未经融合的特征、等权特征以及进入注意力机制的特征进行分类效果对比,以验证该融合特征显著的分类效果。

1.2 数据预处理

为更好地识别 ERP 特征,在频域和时域上对原始的 ERP 数据进行预处理。

在频域处理中,由于 N170、P3 等信号的 ERP 频域特性主要分布在 0.1~30 Hz,而采集到的脑电波(electroencephalogram, EEG)原始数据会受到工频干扰和伪迹干扰的影响,因此将 EEG 数据通过 1 个 6 阶巴特沃斯带通滤波器,截止频率 0.1~27 Hz,实现基于巴特沃斯原型的带通滤波,利用其带通平坦性与零相位特性,保证后续数据高质量。

在时域处理中,由于三者潜伏期不同,早期视觉成分 P1(80~120 ms)、面孔感知成分 N170(130~200 ms)、决策相关成分 P3(250~500 ms),故将 EEG 数据在时域上截段,取激励后 50~150 ms 数据作为 P1 数据段;150~250 ms 数据作为 N170 数据段;250~350 ms 数据作为 P3 数据段,采样频率为 1 000 Hz,避免了各特征数据长度不同造成的差异,为后续构建全新特征数据段做准备。

为更好地研究信号的时频域联合特征,有效提取各类脑电活动的特征,对经过以上处理的数据进行连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT),同时提供时频域信息。基于连续小波变换的时频域联合特征的系统构建如下。

1) 选择合适的小波函数,结合所研究的目标成分,选取 Morlet 小波作为母小波:

$$\psi(t) = \pi^{-\frac{1}{4}} \cdot e^{j\omega_0 t} \cdot e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中: ω_0 是中心频率, ω_0 为 6; σ 是小波的宽度,控制小波的局部性,设定为 1。

2) 时频域的每个点对应于 1 个小波函数对信号的变换结果,因此通过对原始信号 $x(t)$ 进行连续小波变换,得到小波变换系数 $W(a, b)$:

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2)$$

式中: a 是尺度参数,控制小波的伸缩程度,通常较大的 a 值对应低频部分,较小的 a 值对应高频部分; b 是平移参数,控制小波在时间轴上的平移; t 为时间变量。

在后续 EEGNet 模型中,需将时频数据的每个时刻(时间-频率点)作为输入特征,因此将小波变换得到的时频系数 $W(a, b)$ 作为神经网络的输入参数。

1.3 特征融合

1) 随机森林驱动的动态权重分配

为使动态权重分配能取得良好效果,选取随机森林算法对各 ERP 特征的权重进行赋值。由于此算法具有训练速度快、抗噪声能力强、高准确率和不易出现过拟合的优点^[23],即使存在数据缺失、异常值等情况也能够通过多次决策树训练得到较稳定的结果。高旺等^[24]就是利用随机森林的优点,在卫星导航系统中提出基于随机森林识别的抗差滤波方法。因此本研究引入随机森林的动态权重分配框架优化 P1、N170 和 P3 成分的特征融合。

随机森林驱动^[25]的动态权重分配是一种以决策树为基础构建 Bagging 框架的集成算法,通过量化不同特征对分类任务的贡献度,调整其在模型中的重要性权重。每个决策树分裂形成节点,每个节点既由单个特征组成的预测器,同时在节点上做出决策并进一步分裂,形成两个新节点,最终分裂停止留下叶节点。通过构建大量的决策树形成随机森林,其预测结果为各个决策树结果均值。

图 2 为随机森林的决策树构建逻辑,其中“数据输入、API、回测、模拟”是决策树的特征。数据整体输入后,先后通过各决策树特征最终输出可用的权重赋值。在现实应用中,数据集往往不能达到上述“是否支持模拟”的分类效果,因此需要用不同的准则衡量特征的贡献程度^[26]。主流准则有 3 个:ID3 算法采用信息增益最大的特征;C4.5 算法采用信息增益比选择特征;CART 算法利用基尼不纯度指数准则进行特征选择。本研究采用基于基尼不纯度下降量的 CART 算法开展特征选择。

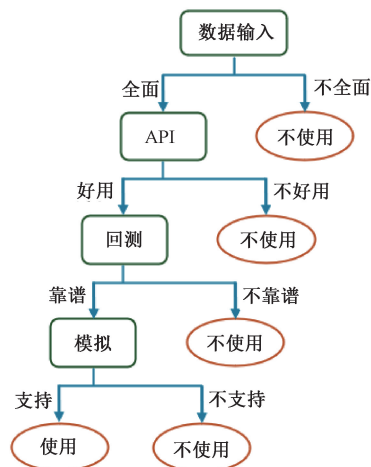


图 2 决策树构建逻辑

Fig. 2 Decision tree construction logic

以下是随机森林驱动的动态权重分配系统构建,算法采用1 000棵决策树构建随机森林模型,以基尼不纯度下降量为特征重要性的评估指标。

(1)单棵决策树的节点分裂准则(基尼不纯度)

对于节点 t 中的样本集合,其基尼不纯度计算为:

$$\text{Gini}(t) = 1 - \sum_{k=1}^K p_{k|t}^2 \quad (3)$$

式中: t 为节点数,数值为1~4,对应以上的决策树中的4个分裂节点; $p_{k|t}$ 为节点 t 中第 k 类样本的占比; K 为类别总数。在Face Perception N170数据中, $K=4$ (面孔、汽车、面孔相位打乱图、汽车相位打乱图);而在Active Visual Oddball数据中, $K=2$ (有意义事件和无意义事件)。

当节点 t 根据特征 j 的阈值分裂为左、右子节点时,基尼不纯度下降量为:

$$\Delta\text{Gini}(j, \theta, t) = \text{Gini}(t) - \left(\frac{N_L}{N_t} \text{Gini}(t_L) + \frac{N_R}{N_t} \text{Gini}(t_R) \right) \quad (4)$$

式中: N_t 为节点 t 的样本数,即同一数据库中相同标签的样本数; N_L 、 N_R 为左、右子节点的标签样本数; j 为特征种类,其1~3分别为特征P1、N170、P3。

遍历候选特征和切分点,选择使基尼不纯度下降量最大的分裂方式,也就是最优分裂选择为:

$$(j^*, \theta^*) = \arg\max_{j, \theta} \Delta\text{Gini}(j, \theta, t) \quad (5)$$

式中: j^* 和 θ^* 分别为当前节点最终选择用于分裂的特征和阈值组合。

(2)随机森林的集成过程

Bootstrap采样:从原始数据集 D 中有放回地抽取Bootstrap样本集 $\{D_b\}$,每个样本集大小相同。由于每个被试的数据库激励数量庞大,因此每个被试都采1 000个样本作为样本集,在训练过程中计算该被试在不同实验范式下的权重值。

(3)特征重要性计算(基尼重要性)

单棵树特征重要性:第 b 棵树,特征 j 的重要性为:

$$I_b(j) = \sum_{t \in T_b} \Delta\text{Gini}(j, \theta, t) \quad (6)$$

对所有 B 棵树结果进行归一化计算全局重要性:

$$\text{Gini}I(j) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \frac{I_b(j)}{\sum_{k=1}^K I_b(k)} \quad (7)$$

式中: B 为决策树的总数,数值为1 000。

(4)权重分配

将基尼重要性转换为归一化权重,用于特征加权:

$$\omega_j = \frac{\text{Gini}I(j)}{\sum_{k=1}^K \text{Gini}I(k)} \quad (8)$$

动态权重分配策略基于以上运算框架,针对每个被试在不同的范式下计算出3个ERP特征权重,分别为P1、N170、P3数据段赋值。既凸显不同实验范式的特异

性,又针对每个被试计算其独特的权重赋值,实现动态分配。

2) FLDA 训练器进行通道选择

数据库采用10~20国际联导安置脑电电极,采集30个通道的脑电数据,但是在激发ERP特征时,并不是所有的电极都有良好的效果^[27]。在实际研究中,无论是数据预处理过程还是特征融合提取过程,30通道的数据段冗杂,噪声多,影响实际的分类效果。为了有效剔除噪声通道,选用分类器对特征进行投影计算,投票选出投影值较高的脑电通道,作为后续实验中用于分类的通道,有助于提高分类效果。

Fisher线性判别分类器(Fisher's linear discriminant analysis, FLDA)的原理^[28]是寻找一个超平面将代表不同种类样本的数据分开,其核心思想是通过构造多个二元分类器实现多类判别^[29]。图3为其超平面示意图,将多维空间的信号压缩到一维空间的数学变换方法,其算法结构简明、计算效率高、分类性能优良,适用于需要实时响应的在线脑机接口控制系统^[30]。

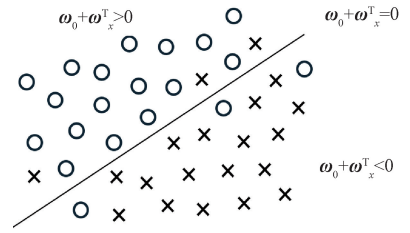


图3 (“O”与“×”)的超平面示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the hyperplane for “O” and “×”

经过以上预处理、特征融合等操作,将视觉激励所产生的原始EEG信号处理成 13×300 (通道数 $\times$ 数据长度)的数据,其中P1、N170、P3各成分数据按动态权重赋值,融合成全新的特征。

1.4 ERP特征提取

为验证各个ERP成分数据在潜伏时间、刺激强度等方面的区别,使分类可行性有充分的理论支撑,分别对两个数据库所处理的融合特征进行特征提取。

据研究显示,面孔激励相较于其他视觉激励有着更为激烈的脑电信号反馈。张丽娜^[31]发现,在高频和低频空间频率条件下,相比汽车激励,面孔激励诱发的N170波幅更强,响应速度更快。面孔在加工时会诱发强烈的N170成分,并且其N170的激活强度显著大于其他图像激励。但是N170并非面孔的特异性成分,P1成分同样对面孔激励有着显著的活跃强度。因此经过处理之后的融合数据,以标签将数据分出面部激励数据段和汽车激励的数据段进行滤波叠加处理,得到的波形差异不仅可以探究验证P1、N170对面孔激励的不同特征,更能揭示二者在面孔特异性方面的作用机理。

P3电位信号是由机体内在原因所造成或诱发的,与实

验中所施加的激发特性并不相关,仅与机体的自身感受以及认识等心理活动相关^[32],包括更新工作记忆内容、决策制定、注意力切换和目标探测等。P3 的特征提取同样对指定字母和非指定字母的融合特征信号进行时频处理、滤波叠加,以探究 P3 对大脑有意义激励的注意、决策和记忆更新过程,通过给定目标字母与非目标字母实现有意义和无意义事件的区分,以此训练给定目标与非目标的决策分类。

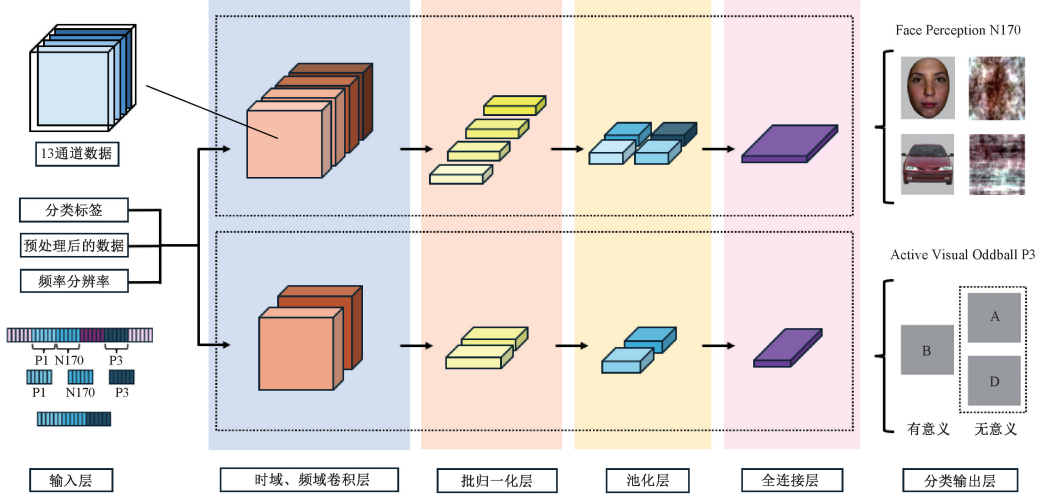


图 4 卷积神经网络框架

Fig. 4 Convolutional neural networks framework

1) 输入层: 输入融合特征的四维数据, 其特征格式为: 时间窗口长度 $\times$ 频率分辨率 $\times$ 通道数 $\times$ 样本数; 同时输入对应的视觉激励标签。将 P1、N170 和 P3 三个特征纵向融合成新特征, 适配 EEGNet 的处理模式。

$$\mathbf{X}_{\text{input}} \in \mathbf{R}^{T \times F \times C \times N} \quad (9)$$

式中: T 为时间窗口长度; F 是小波变换后的频带数, 表示信号在频率方面的分辨率, 与 $W(a, b)$ 中的尺度参数 a 相关; C 为通道数, 经 FLDA 通道选择后数值为 13; N 为样本数。

2) 时间域卷积: 在 EEGNet 的第 1 层卷积中, 使用 1D 卷积, 提取时间域上的特征。输入层卷积运算为:

$$\mathbf{Y}_1 = \mathbf{X}_{\text{input}} * \mathbf{W}_1 + \mathbf{b}_1 \quad (10)$$

式中: $\mathbf{W}_1$ 为第 1 层卷积核, 大小为 $1 \times F_1$ (时间维度上的过滤器); $\mathbf{b}_1$ 为第 1 卷积层的偏置; $*$ 代表卷积运算。

$$\mathbf{Y}_{1,i} = \sum_{m=1}^{F_1} \mathbf{X}_{i+m} \cdot \mathbf{W}_1[m] + \mathbf{b}_1 \quad (11)$$

提取输入信号在时间上的局部模式, 输出 $\mathbf{Y}_1$ 为新特征图, 表示信号在时间域不同位置的局部特征。

3) 频域卷积: 第 2 层卷积提取频域特征, 卷积操作类似于第 1 层。

$$\mathbf{Y}_2 = \mathbf{Y}_1 * \mathbf{W}_2 + \mathbf{b}_2 \quad (12)$$

式中: $\mathbf{Y}_1$ 是第 1 卷积层的输出; $\mathbf{W}_2$ 为第 2 层卷积核, 其大小为 T_2 (频域卷积的时间窗口长度) $\times 1$; $\mathbf{b}_2$ 为第 2 卷积层

1.5 EEGNet 网络分类

为比对融合特征与原始特征的特征提取与分类效果, 本研究选用基于卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 的深度学习模型 EEGNet 进行训练和分类, 其空间卷积维度由电极阵列组成, 而时间卷积可以探究 EEG 信号随时间的动态变化, 从而实现高效且精准的数据分析, 验证此特征融合策略的特征显著性和分类优越性。图 4 为 EEGNet 训练分类框架搭建。

的偏置; $*$ 代表卷积运算。

4) 批归一化层: 通过对训练数据进行标准化来加速训练和提高模型性能, 能加速训练收敛, 缓解梯度消失。

$$\hat{x} = \frac{x - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \epsilon}} \quad (13)$$

式中: μ, σ^2 为当前批次的均值与方差。

5) 池化层: 减少特征图的空间维度, 以降低计算量和防止过拟合, 采用最大池化方法, 从输入的特征图中选取局部窗口并输出该窗口的最大值。

$$\mathbf{Y}_{\text{pool}} = \max(\mathbf{X}_{\text{local}}) \quad (14)$$

6) 全连接层: 经过卷积和池化层后, 得到多维特征图, 先将特征图展平为一维向量:

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}_f \cdot \mathbf{Flattened} + \mathbf{b}_f \quad (15)$$

式中: $\mathbf{Flattened}$ 是通过展平得到的特征向量; $\mathbf{W}_f$ 是全连接层的权重矩阵; $\mathbf{b}_f$ 为全连接层的偏置。全连接层通过对展平后的特征进行线性组合, 最终输出类别预测结果。

7) 分类输出层: Softmax 函数:

$$P(y = k) = \frac{e^{z_k}}{\sum_{i=1}^K e^{z_i}} \quad (16)$$

式中: k 为第 k 个通道的预测概率; K 为类别总数, 在 Face Perception N170 数据中, 类别总数为 4 (面孔、汽车、面孔相

位打乱图、汽车相位打乱图),而在 Active Visual Oddball 数据中,类别总数为 2(有意义事件和无意义事件)。

$$\text{Loss} = - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K y_{i,k} \ln(\hat{y}_{i,k}) \tag{17}$$

式中: $y_{i,k}$ 为样本 i 的实际类别标签。交叉熵损失函数来衡量预测值与真实标签的差异,用于优化模型权重。

2 实验结果及分析

2.1 随机森林的权重分配结果

为研究各特征在不同范式数据库中的贡献程度的差

异性,运用随机森林算法计算对应数据库中各特征的成分重要性,各被试在两个数据库下的特征动态权重分布如表 1 所示。权重显示,在 Face Perception N170 数据中 N170 信号占主导地位,权重比例最高,其次是 P1 信号,而 P3 信号特征占比最小;在 Active Visual Oddball P3 数据中 P3 信号占主导地位,权重比例最高,P1 信号相较于 Face Perception N170 实验权重更高,N170 信号特征不明显,权重最低。此随机森林驱动的动态权重与各项 ERP 研究中的结论一致,因此该权重计算策略可信度高,可用作融合特征的构建。

表 1 各被试在两个数据库下的特征动态权重分布

Table 1 The dynamic weight distribution of features for each participant across two databases

数据库	特征	Sub1	Sub2	Sub3	Sub4	Sub5	Sub6	...	Sub40
Face Perception N170	P1	0.22	0.30	0.23	0.25	0.29	0.35	...	0.38
	N170	0.65	0.55	0.63	0.61	0.61	0.44	...	0.45
	P3	0.13	0.15	0.14	0.14	0.10	0.21	...	0.17
Active Visual Oddball	P1	0.40	0.35	0.36	0.38	0.29	0.33	...	0.38
	N170	0.12	0.23	0.15	0.17	0.08	0.12	...	0.14
	P3	0.48	0.42	0.49	0.45	0.63	0.55	...	0.48

2.2 分类通道的确定

为揭示不同脑区的通道在特征分类中的贡献差异,绘制两种数据库下的脑电通道投影值系统性评估图如图 5 所示,图 5 中斜线标注的投影值显著高于其他通道,将其作为优选脑电通道来进行分类。

因此选取此 6 个通道作为 N170 的处理通道。

在 Active Visual Oddball P3 实验中,中央-顶叶区通道(Cz,Pz、C3、C4)的投影值显著高于颞叶通道,位于顶叶皮层的 Cz、Pz 电极负责工作记忆更新与行为决策。C3、C4 通道反映了决策过程中初级运动皮层的预备电位。

实验显示,CPz 通道在跨被试数据中的投影值稳定性最佳。P3、P4 在空间特征互补性贡献了独特方差,存在辅助分类价值。

2.3 ERP 特征分析

为获得更好的特征效果,对各特征成分在不同视觉激励下的特征进行对比,结果如图 6、7 所示。

图 6 为 Face Perception N170 数据中,面孔与汽车激励、面孔与其相位打乱激励的 ERP 差异波形。由图 6(a)和(b)面部和汽车激励的对比可以看出,在 N170 区域二者都有明显的 N170 激活强度,但是面部激励呈现的激活强度更大且更快出现。图 6(c)则将面部和其相位处理的面部乱码激励进行对比,发现乱码图像的 N170 激活强度远不及正常面部图像;二者在 P1 信号处也有差异,面部激励的 P1 成分激活强度要高于汽车激励。

图 7 中,当所示字母与指定字母相同时,触发有意义事件,在 300 ms 处有着明显的 P3 信号触发,而其他非指定字母的 P3 触发强度与指定字母相比显著降低。说明 P3 与大脑对“有意义”刺激的注意决策过程直接相关。同时,在 P1 信号处二者也有相同差异,指定字母的信号触发强

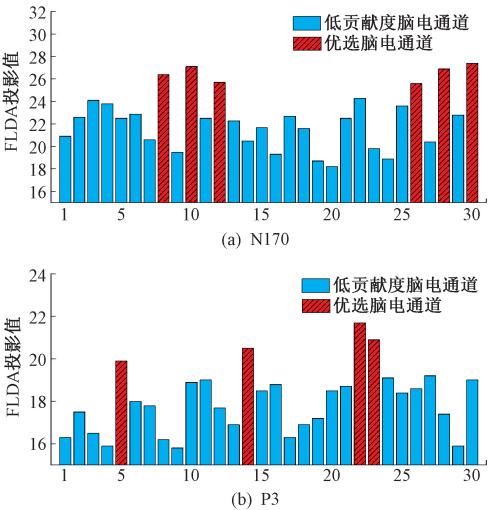


图 5 各通道 FLDA 投影值

Fig. 5 FLDA projection values for each channel

在 Face Perception N170 实验中,颞-枕联合区通道 P7、P8、PO7、PO8、O1、O2 的 FLDA 投影值显著高于其他区域,证明在颞枕皮层的激活强度与 N170 振幅呈正相关,

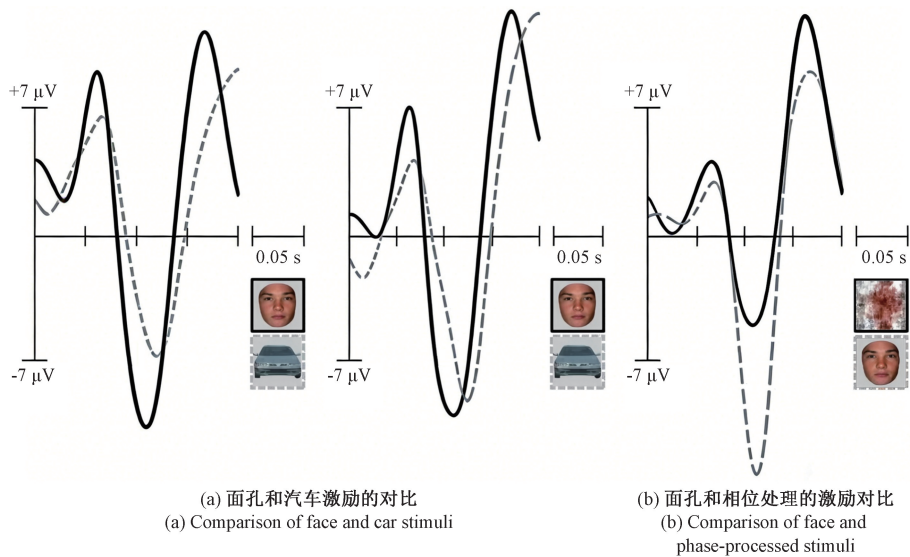


图 6 Face Perception N170 实验中不同激励下的特征对比

Fig. 6 Feature comparison under different stimuli in the Face Perception N170 experiment

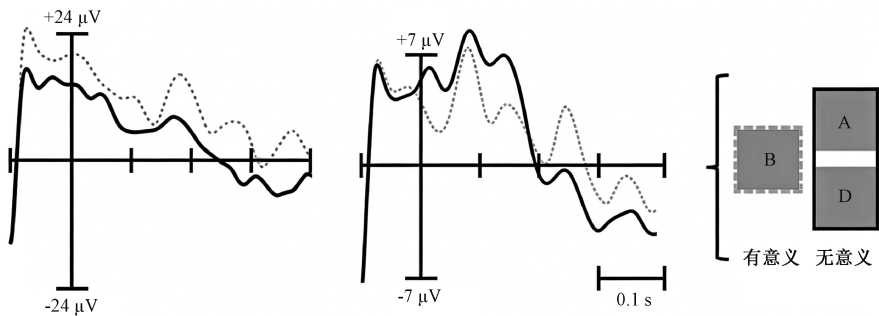


图 7 Active Visual Oddball P3 实验中不同激励下的波形对比

Fig. 7 Waveform comparison under different stimuli in the Active Visual Oddball P3 experiment

度要高于无意义事件,但 N170 信号触发二者没有过于明确的特征区分。

以上结果表明,在 Face Perception N170 实验中 P1 成分区,面部激励的振幅明显大于汽车,而且在这些类别的相位打乱版本中也发现的这种差异,说明在 P1 区域时对面部激励的活跃成分是由低级视觉线索引起,与人脸相关的低级视觉线索能在 P1 处产生更为活跃的脑电信号;而在 N170 处,面部或汽车的 N170 比相位扰乱激励大得多,表明 N170 反应不是主要由低级视觉线索驱动的,包含着更深层级的复杂神经活动,N170 在识别面部激励时比其他激励有着更迅速更强烈的信号反应。

在 Active Visual Oddball P3 实验中,同样在 P1 处有着信号强度的差异,在 P3 电位上此差异更明显,而 N170 处信号触发的区分并没有太明显的特征,N170 信号的表现都较为相似,难以为分类任务提供足够区分度。

2.4 分类结果及分析

为验证动态权重分配的 ERP 特征提取与融合策略的特征显著性和分类优越性,基于 Face Perception N170 和

Active Visual Oddball P3 两个数据集,对采用该策略处理数据的分类效果与只进行时频域处理而未赋值权重的数据、进行分段截取的等权数据以及引入注意力处理机制的数据的分类效果进行对比,实验结果如表 2、3 所示。

结果表明,基于多特征的加权特征融合框架相较于传统单一信号处理有着明显的准确率提升。通过两项实验在不同特征下的准确率对比,发现动态权重的分类准确率相较于未融合在每个特征的分类都有着明显的提升,Face Perception N170 特征分类准确率提高了 11.6%,Active Visual Oddball P3 提高了 10.2%;而在与截段等权融合数据比较下,Face Perception N170 特征间分类准确率提高了 8.4%,混淆矩阵如图 8 所示;Active Visual Oddball P3 提高了 5.3%。为对比分类效果,本研究引入注意力机制进行更复杂的特征提取,结果发现本研究的动态权重融合策略相较于引入注意力机制略有提升,且在数据处理、训练过程中,本策略原理简便、运算效率更高。图 9 所示为两种实验范式下不同特征处理的准确率对比,各实验中,赋动态权重的特征分类准确率都有明显提升。

表 2 Face Perception N170 数据中 40 个被试不同融合方式下各激励分类准确率
Table 2 Classification accuracy of each stimulus under different fusion methods for 40 participants in the Face Perception N170 data (%)

处理方式	视觉激励	被试								
		Sub 1	Sub 2	Sub 3	Sub 4	Sub 5	Sub 6	...	Sub 40	平均
未融合	面孔	93.8	91.2	87.5	90.0	93.8	80.0	...	83.7	86.4
	汽车	92.5	88.7	85.0	86.2	95.0	87.5	...	86.2	87.1
	面孔乱码	88.7	93.8	95.0	96.2	78.8	87.5	...	87.5	87.3
	汽车乱码	87.5	86.2	81.2	87.5	90.0	78.8	...	83.7	84.6
	平均	90.6	90.0	87.2	90.0	89.4	83.4	...	85.2	86.4
等权融合	面孔	87.5	85.0	87.5	83.7	87.5	93.8	...	93.8	88.4
	汽车	91.2	81.2	90.0	93.8	88.7	78.8	...	90.0	87.6
	面孔乱码	72.5	88.7	81.2	91.2	81.2	80.0	...	88.7	86.5
	汽车乱码	90.0	84.6	87.5	90.0	83.7	87.5	...	81.2	90.7
	平均	85.3	84.9	86.7	89.7	85.3	85.0	...	88.4	88.3
引入注意力 机制	面孔	97.5	100.0	95.0	96.2	91.2	87.5	...	90.0	94.7
	汽车	92.5	92.5	90.0	96.2	87.5	90.0	...	96.2	93.8
	面孔乱码	100.0	95.0	87.5	97.5	93.8	95.0	...	97.5	94.3
	汽车乱码	87.5	85.0	90.0	91.2	96.2	100.0	...	93.8	92.8
	平均	94.4	93.1	90.6	95.2	92.1	93.1	...	93.8	93.9
动态权重 (本文算法)	面孔	100.0	100.0	97.5	97.5	98.8	87.5	...	93.8	96.4
	汽车	100.0	97.5	96.2	98.8	100.0	91.2	...	90.0	97.2
	面孔乱码	95.0	98.8	100.0	100.0	91.2	96.2	...	97.5	96.1
	汽车乱码	90.0	93.8	93.8	95.0	96.8	91.2	...	93.8	95.7
	平均	96.3	97.5	96.9	97.8	96.7	91.5	...	93.8	96.4

表 3 Active Visual Oddball P3 数据中 40 个被试不同融合方式下各激励分类准确率
Table 3 Classification accuracy of each stimulus under different fusion methods for 40 participants in the Active Visual Oddball P3 data (%)

处理方式	视觉激励	被试								
		Sub1	Sub 2	Sub 3	Sub 4	Sub 5	Sub 6	...	Sub 40	平均
未融合	目标字母	85.0	86.2	85.0	87.5	83.7	82.5	...	78.8	82.7
	非目标字母	87.5	85.0	88.7	91.2	86.2	81.2	...	80.0	85.3
	平均	86.3	85.6	86.9	89.4	85.0	81.9	...	79.4	84.0
等权融合	目标字母	87.5	87.5	95.0	88.7	85.0	85.0	...	86.2	86.3
	非目标字母	88.7	83.7	85.0	91.2	82.5	86.2	...	91.2	87.6
	平均	88.1	85.6	90.0	90.0	83.8	85.6	...	88.7	87.5
引入注意力 机制	目标字母	83.7	96.3	95.0	91.2	93.8	88.7	...	88.7	90.6
	非目标字母	91.2	88.7	82.5	95.0	95.0	87.5	...	95.0	89.3
	平均	87.5	92.5	88.8	93.1	94.4	88.1	...	91.9	90.0
动态权重 (本文算法)	目标字母	95.0	91.2	97.5	97.5	90.0	91.2	...	86.2	91.2
	非目标字母	93.8	96.3	93.8	98.8	88.7	95.0	...	91.2	93.6
	平均	94.4	93.8	95.7	98.2	89.4	93.1	...	88.7	92.4

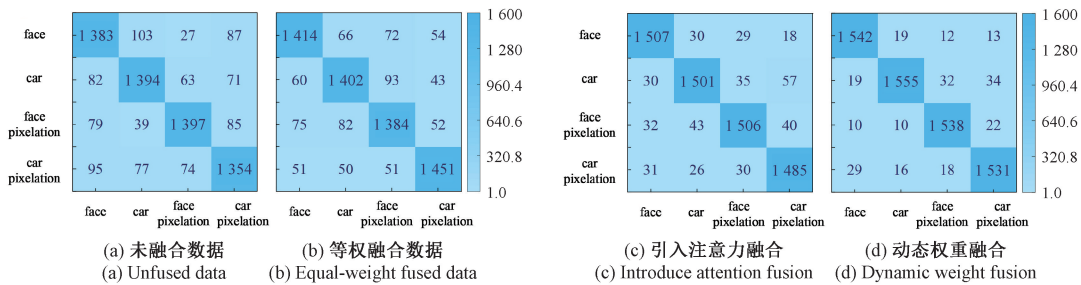


图 8 Face Perception N170 实验不同特征处理方式混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of different feature processing methods in the Face Perception N170 experiment

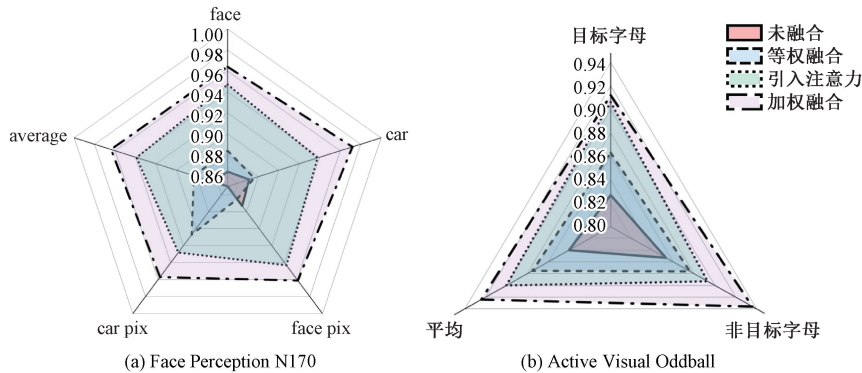


图 9 两种实验范式下不同特征处理方式准确率对比

Fig. 9 Accuracy comparison of different feature processing methods under two experimental paradigms

3 结 论

本研究提出了一种基于随机森林动态权重分配的多特征融合框架,用于提升 ERP 脑电信号的分类性能与神经机制可解释性。通过量化 P1、N170 和 P3 成分的基尼重要性指数,实现了特征权重的自适应分配,其融合特征在 Face Perception N170 与 Active Visual Oddball P3 两个数据集下的分类准确率分别达到 96.4% 和 92.4%,比未融合特征提升了 11.6% 和 10.2%,比等权融合提升了 8.4% 和 5.3%,比引入注意力机制的融合特征更有效。同时,此框架下截取处理的特征不仅用于分类精度的提升,更展现了脑部对各类型视觉激励的处理过程。

该方法为不单单局限于面孔、汽车和字母有无意义的识别,对于更复杂的刺激加工(例如语义、文字等)提供了参考。本研究同样存在局限性,如激励图像的选择、激励目标数、激励图片的颜色、大小等均有可能对实验结果产生影响;同时该方法仅适用于单个被试的分类效果提升,缺乏跨被试场景下的稳定性与泛化能力。因此未来工作聚焦于建立适用于跨被试场景下的动态权重分类框架的构建,以增强模型的泛化能力。

参考文献

[1] 高慧琳,王垚. 人机交互:脑机接口对主体性的消解与重构[J]. 科学技术哲学研究, 2025, 42(4): 74-81.
GAO H L, WANG Y. Human computer interaction;

The dissolution and reconstruction of subjectivity by brain computer interfaces[J]. Studies in Philosophy of Science and Technology, 2025, 42(4): 74-81.
[2] 李梦凡,杨光. 具体与抽象图形对 N200 和 P300 电位的影响研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2020, 37(3): 427-433,441.
LI M F, YANG G. Influence of the concrete and abstract graphs on N200 and P300 potentials [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2020, 37(3): 427-433,441.
[3] 胡泽铭. 数字界面视觉信息认知 ERP 实验研究[D]. 南京: 东南大学, 2015.
HU Z M. Research on visual information cognition of digital interface based on ERP experiment [D]. Nanjing: Southeast University, 2015.
[4] 肖松,程和平,吴朝晖,等. 脑机接口技术发展现状及未来展望[J]. 科学与社会, 2024, 14(3): 2-25.
XIAO S, CHENG H P, WU ZH H, et al. Development status and future prospects of brain computer interface technology[J]. Science and Society, 2024, 14(3): 2-25.
[5] 李航,梁栗炎,张旭,等. 基于事件相关电位 P1 的人脸视觉信息早期加工研究[J]. 北京生物医学工程, 2016, 35(6): 551-560.
LI H, LIANG L Y, ZHANG X, et al. Understanding

- the face perception in the early stage through P1[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2016, 35(6): 551-560.
- [6] SUTTON S, BRAREN M, ZUBIN J, et al. Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty[J]. Science, 1965, 150(3700): 1187-1188.
- [7] MIKI K, TAKESHIMA Y, WATANABE S, et al. Face perception in the Japanese population using EEG [J]. Frontiers in Psychology, 2025, 16: 1555645.
- [8] 林艳飞, 卢志强, 李博闻, 等. 基于时延空时滤波的P300波形提取及目标分类算法[J]. 北京理工大学学报, 2021, 41(3): 327-333.
- LIN Y F, LU ZH Q, LI B W, et al. P300 waveform extraction and target classification algorithm based on temporal-delayed and spatio-temporal filtering [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2021, 41(3): 327-333.
- [9] VANDENHEEVER D, DAVIDSON H, KEMP J, et al. Exploring facial expression processing with fast periodic visual stimulation and diverse stimuli [J]. Brain and Cognition, 2025, 189: 106338.
- [10] NOLTE D, SCHMIDT V, GRASSO-CLADERA A, et al. Investigating saccade-onset locked EEG signatures of face perception during free-viewing in a naturalistic virtual environment [J]. eNeuro, 2025, 12(9), DOI:10.1523/ENEURO.0573-24.2025.
- [11] NICOLAS M, BRITNEY M. Modulation of face processing by top-down attention: Insights from early ERP waveforms[J]. Brain Research, 2025, 1846: 149258.
- [12] NICOLAS M, ALEXANDRA R. Effects of closed mouth vs. exposed teeth on facial expression processing: An ERP study[J]. Behavioral Sciences, 2025, 15(2): 163.
- [13] LION J, STEPHANI T, DIMIGEN O, et al. The impact of emotional facial expressions on reflexive attention depends on the aim of dynamic gaze changes: An ERP study[J]. Psychophysiology, 2022, 60(4): e14202.
- [14] 马晓莉. 面孔和字词 N170 成分的适应和竞争[D]. 金华: 浙江师范大学, 2016.
- MA X L. The N170 adaptation and competition between face and word[D]. Jinhua: Zhejiang Normal University, 2016.
- [15] 丑远婷, 邱天爽, 钟明军. 基于卷积神经网络的P300事件相关电位分类识别[J]. 中国生物医学工程学报, 2018, 37(6): 657-664.
- CHOU Y T, QIU T SH, ZHONG M J. Classification and recognition of P300 event related potential based on convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2018, 37(6): 657-664.
- [16] HIGASHINO T, WAKAMIYA N. Revisiting the model human processor: A neurophysiological investigation based on P300 and Bereitschaftspotential[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2025, 19: 1690746.
- [17] 袁子健. 基于多注意力机制的P300脑电信号分类方法研究[D]. 桂林: 桂林医学院, 2024.
- YUAN Z J. Research on P300 EEG signal classification method based on multi attention mechanism[D]. Guilin: Guilin Medical College, 2024.
- [18] DEEPAK D. Application of hybrid SSVEP + P300 brain computer interface to control avatar movement in mobile virtual reality gaming environment [J]. Behavioural Brain Research, 2024, 472: 115154.
- [19] MA X B, SHEN J L, SUN J, et al. P300 event-related potential predicts cognitive dysfunction in patients with vestibular disorders[J]. Biomedicines, 2023, 11(9): 2365.
- [20] 张建峰, 丁传仓, 江星星, 等. 基于加权双域稀疏分解模型的编码器信号特征提取及其行星齿轮箱故障诊断应用[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(7): 260-270.
- ZHANG J F, DING CH C, JIANG X X, et al. Weighted bi-domain sparse decomposition model for feature extraction of encoder signals and its application in planetary gearbox fault diagnosis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(7): 260-270.
- [21] 吴家彬, 阳小明, 曹太强. 基于多注意力与多特征融合的脑电情感识别[J]. 电子测量技术, 2025, 48(19): 144-152.
- WU J B, YANG X M, CAO T Q. Emotion recognition from EEG based on multi-attention and multi-feature fusion [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(19): 144-152.
- [22] KAPPENMAN E S, FARRENS J L, ZHANG W, et al. ERP CORE: An open resource for human event-related potential research[J]. Neuro Image, 2021, 225: 117465.
- [23] 魏新园, 周京欢, 钱牧云, 等. 随机森林算法在超声缺陷识别中的应用研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(5): 47-55.
- WEI X Y, ZHOU J H, QIAN M Y, et al. Research on the application of random forest algorithm in ultrasonic defect recognition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(5): 47-55.
- [24] 高旺, 刘裕荐, 郭雅娟, 等. 基于随机森林的GNSS观测粗差拟准检定方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(1): 42-53.
- GAO W, LIU Y J, GUO Y J, et al. Quasi-accurate detection method for GNSS observation gross errors

- based on random forest [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(1): 42-53.
- [25] EMMANUELE A, BARBARESCHI M, BOSIO A. Exploiting modular redundancy for approximating random forest classifiers [J]. Future Generation Computer Systems, 2026, 179: 108330.
- [26] 张潇, 李超, 窦衍光, 等. 利用随机森林算法预测中国东部海域表层沉积物有机碳含量分布[J]. 海洋地质与第四纪地质, 2025, 45(4): 187-197.
ZHANG X, LI CH, DOU Y G, et al. Predicting the distribution of organic carbon content in surface sediments of the eastern China seas using random forest algorithm[J]. Marine Geology and Quaternary Geology, 2025, 45(4): 187-197.
- [27] 路仲伟, 陈勇, 莫云, 等. 基于 TRCSP 和 L2 范数的脑电通道选择方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(7): 94-102.
LU ZH W, CHEN Y, MO Y, et al. EEG channel selection method based on TRCSP and L2 norm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(7): 94-102.
- [28] 毛晓前. 基于新型脑-机决策融合理论的仿人机器人意念控制研究[D]. 天津: 天津大学, 2018.
MAO X Q. Study on mind control of a humanoid robot based on a novel brain-robot decision-making fusion theory[D]. Tianjin: Tianjin University, 2018.
- [29] SUN H Y, BI L J, CHEN B S. Partitioned common spatial pattern method for single trial EEG signal classification in brain-computer interface system[J]. Automatika, 2016, 57(1): 66-75.
- [30] 卢美林, 樊春玲, 毛晓前. 视觉激励调制对脑电信号识别的影响研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(23): 120-126.
LU M L, FAN CH L, MAO X Q. Research on the influence of visual stimulation modulation on EEG signal recognition[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(23): 120-126.
- [31] 张丽娜. “人脸类似刺激”整体加工的 ERP 研究[D]. 金华: 浙江师范大学, 2022.
ZHANG L N. An ERP study on holistic processing of human face-like stimuli[D]. Jinhua: Zhejiang Normal University, 2022.
- [32] 范方朝, 杜欣, 谢城堡, 等. 基于 CNN-LSTM 的脑电 P300 信号检测[J]. 电子测量技术, 2022, 45(23): 159-165.
FAN F CH, DU X, XIE CH B, et al. A P300 signal detection algorithm based on CNN and LSTM [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(23): 159-165.

作者简介

王福财, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别与机器视觉。

E-mail: 13031631072@163.com

毛晓前(通信作者), 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为脑机接口、脑机融合、图像处理和自主机器人导航。

E-mail: maoxiaoqian@qust.edu.cn

樊春玲, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为图像信息处理技术和多相流传感系统与流体流动。

E-mail: chunlingfan@qust.edu.cn