结合 SCHO 通道选择和 Top-k 注意力的 EEG 情绪识别

孟颖辉, 宋娇帅, 李　端, 南姣芬, 冯　文, 朱付保, 苑常香

(郑州轻工业大学 计算机与人工智能学院,河南 郑州 450001)

摘　要:情绪识别是脑机接口、情感计算和心理健康监测中的重要研究内容,现有 EEG 情绪识别系统普遍存在电极数量较多、采集成本较高、可穿戴性不足以及低通道条件下识别性能下降等问题。为解决上述问题,本文提出了一种结合元启发式优化算法 SCHO 与 CRTA 框架的低通道 EEG 情绪识别算法,实现了自适应通道选择与高效特征建模的统一。首先,对 EEG 信号进行快速傅里叶变换与功率谱密度特征提取,使 SCHO 能够针对不同受试者自适应筛选最具情绪判别力的电极子集。随后,CRTA 通过卷积层与残差块逐层捕获多尺度特征,并在深层结构中引入改进的 Top-k 多头稀疏注意力机制,以抑制噪声冗余、突出关键情绪特征,从而提升识别效率与精度。实验结果表明,所提出的算法在 SEED 与 DEAP 数据集上均取得了优异性能;即使仅使用 6 个参考电极(F3、F8、T7、T8、P3、P4),仍能保持较高的情绪识别准确率。综上,本文算法为低通道、高性能 EEG 情绪识别提供了一种有效方案,并为轻量化、可穿戴 EEG 情绪监测系统设计提供了参考。

关键词:脑电信号; 情绪识别; 残差网络; 多头注意力

中图分类号:TN911.7; R318　　**文献标志码**:A　　**doi**:10.13705/j.issn.1671-6833.2027.02.002

近年来,据世界卫生组织(World Health Organization,WHO)统计,约有 5.7%的成年人患有抑郁症。抑郁症给患者的身心带来巨大痛苦,严重时甚至可能诱发自杀行为[1]。因此,探索高效且客观的情绪状态识别与干预方法,具有重要的科学价值和社会意义。研究表明,抑郁症患者的 EEG(Electroencephalography)信号在频域功率分布、时域振幅模式和非线性动力学特征等方面均与健康人群存在显著差异[2],且具有客观性、难以伪装等特点[3-5]。如何通过实时监测 EEG 活动,并结合时域、频域等多维特征对情绪状态进行有效分析,成为早期发现抑郁倾向并进行及时干预的重要难题。

高密度 EEG 固定电极存在成本高和可穿戴性不足问题[6],而且多通道信号容易引入冗余干扰。开展基于个性化少通道 EEG 电极通道配置的高性能情绪解码研究,对于情感状态分析与实时干预具有重要的应用价值。传统的过滤式电极选择方法,如基于互信息或 Relief F 的筛选方法快速高效,但忽视通道间依赖,难以获得最优子集;包装式方法通过分类器性能评估通道组合,精度更高但计算代价大[7]。基于深度学习的方法,如结合卷积神经网络等自动筛选关键通道[8-11],效率较低、对小样本 EEG 数据泛化能力不足,且难以准确捕获个体差异。目前,元启发式优化算法在通道选择任务中得到广泛应用,如粒子群、差分进化等[12-14],虽然取得了较好的通道选择策略与性能平衡,但仍然存在计算开销较大,且结果对参数设置敏感等问题。

在情绪识别算法方面,已有多种深度学习方法取得了进展。Zheng 等[15]开发了一个基于深度信念网络(Deep Belief Network, DBN)的模型,确定了情绪分类任务的关键频段和通道。随后,大量研究探索了卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)及其改进模型在 EEG 情绪识别中的应用,并取得了较好性能[16]。例如,Celebi M 等人[17]在 SEED 数据集上仅使用 8 个通道的 1D-CNN-GRU-

收稿日期:2026-07-16;**修订日期**:2026-09-02

基金项目:河南省自然科学基金资助项目(252300421518);国家自然科学基金资助项目(62476255);河南省科技攻关计划(262102211027)

作者简介:孟颖辉(1984—),男,河南郑州人,郑州轻工业大学副教授,博士,主要从事人工智能,医学图像处理,E-mail:yinghuimeng@126.com。

BiLSTM 模型仍达到了 77.96% 的准确率;Tang 等人[18]提出的卷积注意力高效胶囊网络(ECNCA)在 SEED 与 DEAP 数据集上表现优异;An 等人[19]结合局部与全局对抗注意力,引入残差式时空 ConvLSTM 模块,进一步提升了识别性能。然而,现有方法在通道冗余抑制和有效特征提取方面仍存在不足。受稀疏 Transformer 启发,提出的多尺度 Top-k 稀疏注意力机制[20]可自适应保留最具判别力的注意力权重,实现对冗余特征的动态筛选,强化关键通道与时间片段的响应。

基于上述分析,提出了一种融合元启发式优化算法 SCHO 与 CRTA 框架的 EEG 情绪识别算法。首先对信号进行快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform,FFT),提取功率谱密度特征,随后为每位受试者自适应地筛选出最具代表性的 EEG 通道,并输入 CRTA 完成训练与测试;最后基于大量实验总结出一个推荐的 6 通道组合。在保证识别性能的同时,该组合提升了算法的实用性,为轻量化 EEG 情绪识别以及后续面向个体差异的自适应系统设计提供了有价值的理论参考。

1 SCHO-CRTA 算法

1.1 SCHO-CRTA 算法架构

SCHO-CRTA(Sinh Cosh Optimizer and Convolutional Residual top-k Attention)整体框架如图 1 所示,由预处理、特征提取以及 CRTA 三部分组成,下文将详述各模块的核心机理与实现细节。

1.2 预处理

首先通过带通滤波器提取 EEG 信号的 σ、θ、α、β 和 γ 频段。采用滑动时间窗将长的非平稳信号切分为局部短时平稳片段。随后,对分割后的信号进行快速傅里叶变换。最后,在每个时间窗口和频段上计算功率谱密度特征,公式如下。

$$P_k = 1/(\mathrm{L}\cdot \mathrm{f_s})\cdot \sum_{f_{\mathrm{low}}}^{f_{\mathrm{high}}} |\boldsymbol{X}(\boldsymbol{f})|^2。 \quad (1)$$

式中:P_k 为第 k 个频带的功率谱值,L 为窗口长度,$\mathrm{f_s}$ 为采样率,$\boldsymbol{X}(\boldsymbol{f})$为对窗口 X 做 FFT 后得到的复频谱,$f_{\mathrm{low}}$ 和 f_{high} 为当前频带的上下边界。

1.3 特征提取

输入数据为经过处理后的二维 EEG 信号,重点

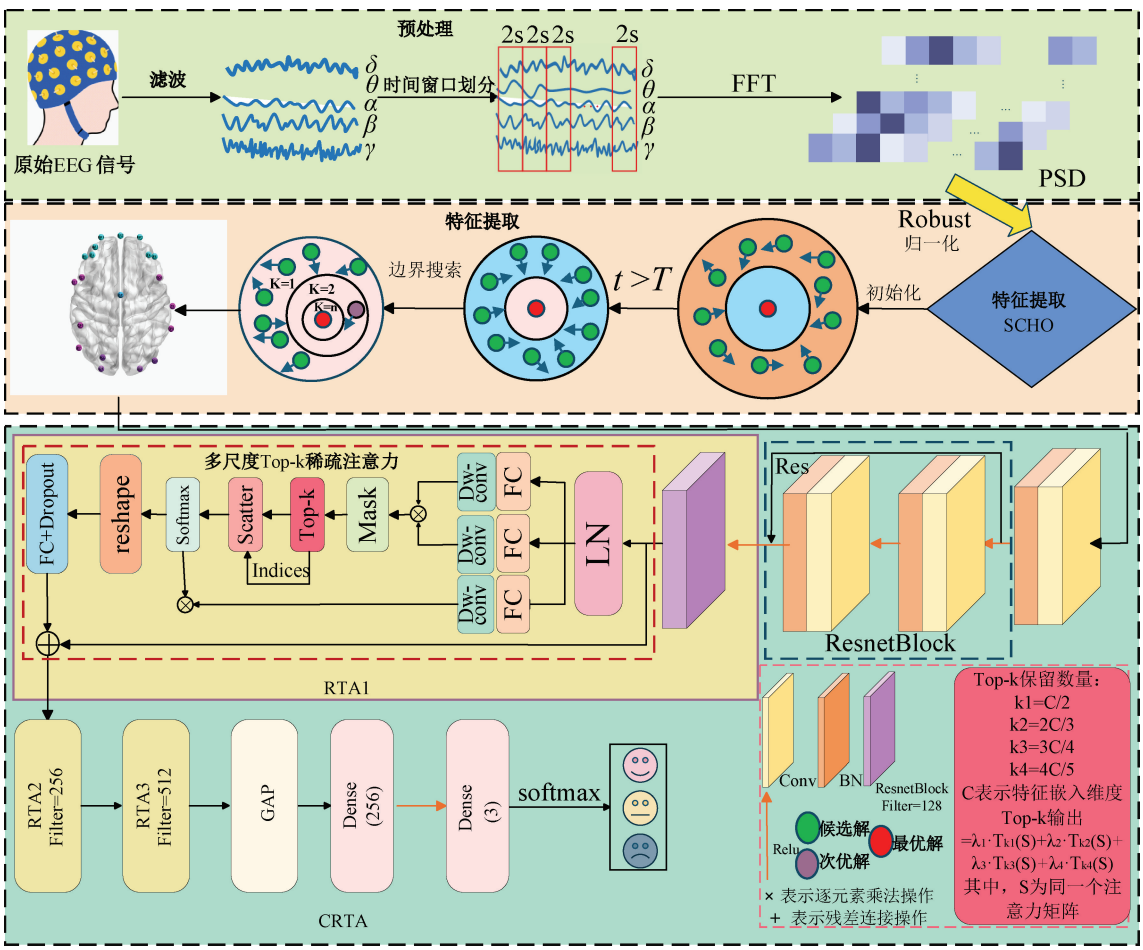


图 1 SCHO-CRTA 结构图

Figure 1 SCHO-CRTA framework architecture diagram

保留了跨通道的空间信息。本文引入双曲正弦-余弦优化算法(Sinh Cosh Optimizer, SCHO)[21],为每位受试者自适应筛选出与情绪状态最相关的通道组合,在保证识别性能的同时降低计算开销。设 EEG 特征输入为:$\boldsymbol{x}=[\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_t]$,$\boldsymbol{x}_i$ 为第 i 个样本的特征向量,相应的标签为 $\boldsymbol{y}=[\boldsymbol{y}_1,\boldsymbol{y}_2,\cdots,\boldsymbol{y}_t]$。选择目标是从 d 个候选通道中筛选出与情绪最相关的通道子集。本文将通道选择问题建模为一个优化问题,优化目标定义如下。

$$\min_{C\in|1,2,\cdots,d|} J(C)。\tag{2}$$

式中:J(C)为适应度函数,定义为分类错误率与所选通道比例的加权组合,J(C)的计算公式如下。

$$\mathrm{J}(C)=\alpha\cdot\mathrm{E}(C)+(1-\alpha)\cdot|C|/d。\tag{3}$$

式中:E(C)为由 SVM 分类器计算的错误率,而 SVM 仅作为包装式特征选择的适应度评估器,其输入特征为样本×通道的二维矩阵。采用线性核函数,最大迭代次数设置为 500,随机种子设置为 10。C 为选择的特征数(即通道),d 为选择总特征数,α 为本文定义的控制因子,本文设置为 0.99。搜索过程分为探索和开发两个阶段。控制参数 A(t)决定搜索范围。

$$\mathrm{A}(t)=(p-q(t/T)^{(\cosh(t/T)/\sinh(t/T))})\cdot r_1。\tag{4}$$

式中:t 当前迭代次数,T 为最大迭代次数,p,q 为调节因子,r_1 在(0,1)。在探索阶段,候选解根据最优解 X_{gb} 更新,公式如下。

$$\boldsymbol{X}_{(\mathrm{i,j})}^{\mathrm{t}+1}=\begin{cases}\boldsymbol{X}_{\mathrm{gb,j}}+r_2W_1\boldsymbol{X}_{(\mathrm{i,j})}^{t},r_3\leqslant 0.5\\ \boldsymbol{X}_{\mathrm{gb,j}}-r_2W_1\boldsymbol{X}_{(\mathrm{i,j})}^{t},r_3>0.5\end{cases}。\tag{5}$$

式中:$\boldsymbol{X}_{(\mathrm{i,j})}^{\mathrm{t}}$ 和 $\boldsymbol{X}_{(\mathrm{i,j})}^{\mathrm{t}+1}$ 分别为当前迭代和下一个迭代中第 i 个解的第 j 个解的位置。$X_{\mathrm{gb,j}}$ 为全局最优解在第 j 维的位置。r_2 和 r_3 为(0,1)之间的随机数。W_1 为第一阶段的权重系数,定义如下。

$$W_1=r_4a_1(\cosh(r_5)+u\sinh(r_5)-1)。\tag{6}$$

式中:a_1 单调递减函数,r_4 和 r_5 为(0,1)内的随机值。u 为控制第一阶段探索准确率的敏感系数。

为了充分利用搜索空间,开发分为两个阶段:第一阶段开发 X 的邻近空间,公式如下。

$$\boldsymbol{X}_{(\mathrm{i,j})}^{\mathrm{t}+1}=\begin{cases}\boldsymbol{X}_{\mathrm{gb,j}}+r_6W_2\boldsymbol{X}_{(\mathrm{i,j})}^{t},r_7\leqslant 0.5;\\ \boldsymbol{X}_{\mathrm{gb,j}}-r_6W_2\boldsymbol{X}_{(\mathrm{i,j})}^{t},r_7>0.5。\end{cases}\tag{7}$$

式中:r_6 和 r_7 为(0,1)范围内的随机值。W_2 为第一开发阶段的权重系数,定义如下。

$$W_2=r_8a_2,a_2=2(-t/T+n)。\tag{8}$$

式中:r_8 为(0,1)之间的随机数,n 为调节因子。

当 t>T 时,算法进入第二阶段,更新公式如下。

$$\boldsymbol{X}_{(\mathrm{i,j})}^{\mathrm{t}+1}=\boldsymbol{X}_{(\mathrm{i,j})}^{\mathrm{t}}+\phi\cdot|W_3\boldsymbol{X}_{\mathrm{gb,j}}-\boldsymbol{X}_{(\mathrm{i,j})}^{\mathrm{t}}|。\tag{9}$$

式中:W_3 为与迭代次数相关的权重因子,用来调节搜索步长,ϕ 为(0,1)之间的随机因子。

在完成第二阶段后,候选解逐渐逼近全局最优解。然而,仅依赖局部搜索容易陷入局部最优,从而削弱算法的全局探索能力。为此,SCHO 在迭代后期进一步引入了有界搜索机制,将原始 SCHO 适配到 EEG 低通道选择任务中。

$$BS_{k+1}=BS_k+\mathrm{floor}((\mathrm{Max}-BS_{\mathrm{k}})/alp)。\tag{10}$$

式中:k 为从 1 开始的正整数,floor 实现向下取整函数,Max 为迭代的最大值,而 BS_k 和 BS_{k+1} 分别为当前和下一个有界搜索被触发的迭代次数。该机制在保持收敛性的同时避免过早陷入局部最优,并逐步聚拢到全局最优解附近,实现最终收敛。

1.4 卷积残差特征提取层

将经 SCHO 优化得到的最优通道子集 *sf* 作为后续输入。首先经过卷积层和残差块提取时空特征如下。

$$\boldsymbol{Z}_1=\mathrm{ReLU}(\mathrm{BN}(\mathrm{Conv}(\boldsymbol{X}_{\mathrm{k}})))。\tag{11}$$

式中:$\boldsymbol{X}$ 为输入,Conv 为卷积操作,BN 为归一化,ReLU 为激活函数。设第 i 个残差块的输入特征为 H_{i},残差分支输出为 $F(H_{\mathrm{i}})$,shortcut 分支为 $P(H_{\mathrm{i}})$,则残差块输出定义如下。

$$\boldsymbol{U}_{\mathrm{i}}=\mathrm{ReLU}(\mathrm{BN}(\mathrm{Conv}(\boldsymbol{H}_{\mathrm{i}})))。\tag{12}$$

$$\boldsymbol{V}_{\mathrm{i}}=\mathrm{BN}(\mathrm{Conv}(\boldsymbol{U}_{\mathrm{i}}))。\tag{13}$$

式中:H_{i} 为当前残差块的输入特征;U_{i} 为第一层卷积、归一化和激活后的中间特征;V_{i} 为第二层卷积和归一化后的残差主分支输出。当输入输出维度一致时,$P(\boldsymbol{H}_{\mathrm{i}})=\boldsymbol{H}_{\mathrm{i}}$,当通道数或特征尺寸不一致时,采用 1×1 卷积和 *BN* 进行维度匹配,$P(\boldsymbol{H}_{\mathrm{i}})=\mathrm{BN}(\mathrm{Conv1}\times 1(\boldsymbol{H}_{\mathrm{i}}))$。最终残差块输出如下。

$$\boldsymbol{H}_{\mathrm{i}+1}=\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{V}_{\mathrm{i}}+\mathrm{P}(\boldsymbol{H}_{\mathrm{i}}))。\tag{14}$$

式中:$\boldsymbol{H}_{\mathrm{i}}$ 为当前残差块输入;$\boldsymbol{V}_{\mathrm{i}}$ 为第二层卷积和批归一化后的主分支输出;P($\boldsymbol{H}_{\mathrm{i}}$)为 shortcut 分支。

1.5 多尺度 Top-k 稀疏注意力

为了增强深层网络的特征选择能力,本文在高维卷积特征(filters≥128)的残差块中引入多尺度 Top-k 稀疏注意力机制。EEG 信号易受到眼电、肌电及个体差异等因素影响,导致部分低相关连接参与特征聚合。Top-k 稀疏注意力仅保留每个查询对应的高相关权重,能够抑制低贡献连接并增强关键情绪特征响应。然而,单一 Top-k 策略可能造成信息保留不足或强特征过度强化。为此,本文采用多尺度 Top-k 稀疏注意力结构,通过不同保留比例构建强稀疏、中稀疏和弱稀疏分支:较小的 k 值用于突出核心判别特征,较大的 k 值用于保留潜在辅助信

息。不同稀疏分支通过可学习权重融合,在关键特征增强和辅助信息保留之间取得平衡。与标准多头自注意力相比,能够减少冗余和噪声连接的影响;与单尺度 Top-k 注意力相比,能够缓解固定 k 值带来的信息偏置或有效信息丢失问题。为此,本文以残差块输出特征 $\boldsymbol{H}_2 \in \mathrm{R}^{N\times C\times T}$ 作为多尺度 Top-k 多头注意力的输入,其中 T 为采样点,C 为通道-频带联合嵌入维度。首先通过一组卷积操作后经过深度可分离卷积生成查询($\boldsymbol{Q}$)、键($\boldsymbol{K}$)、值($\boldsymbol{V}$)矩阵用于后续计算如下。

$$\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V} = \mathrm{Split}(\mathrm{DWConv}(\mathrm{Conv}(\boldsymbol{H}_2)))。\quad(15)$$

其中,Split 为特征映射,DWconv 为深度可分离卷积。随后计算相似度矩阵 $\boldsymbol{S}$。

$$\boldsymbol{S} = \boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}/\sqrt{d_{\mathrm{h}}}。\quad(16)$$

式中:d_{h} 为通道嵌入维度。引入多尺度 Top-k 稀疏选择以抑制无关连接,仅保留每一行中排名前 k 的最大权重,其余置零。

$$[T_{\mathrm{k}}(\boldsymbol{S})]_{\mathrm{ij}} = \begin{cases} \boldsymbol{S}_{\mathrm{ij}}, \boldsymbol{S}_{\mathrm{ij}} \in Top-k; \\ 0, \mathrm{otherwise}。 \end{cases}\quad(17)$$

为了捕获核心情绪通道的多层次神经连接,设计了四种不同保留比例阈值。

$$k \in \{C/2, 2C/3, 3C/4, 4C/5\}。\quad(18)$$

式中:$C/2$ 代表强稀疏处理,仅保留边缘系统等核心情绪加工区域的关联;$4C/5$ 则对应弱稀疏处理,额外纳入更多潜在辅助脑区,通过这种跨尺度设置实现关键特征的增强。最终融合方式如下。

$$\boldsymbol{S}_{\mathrm{fuse}} = \sum_{s=1}^{4} \lambda_s \hat{\boldsymbol{S}}^{(s)}。\quad(19)$$

式中:λ_s 为可学习权重,用于自适应确定不同稀疏尺度的重要性;$\hat{\boldsymbol{S}}^{(s)} = T_{\mathrm{k}_s}(\boldsymbol{S}), s = 1,2,3,4$。为第 s 个尺度下得到的稀疏注意力矩阵。随后,基于融合后的稀疏矩阵计算注意力权重如下。

$$Attn = \mathrm{softmax}(\boldsymbol{S}_{\mathrm{fuse}} \cdot \tau)。\quad(20)$$

式中:τ 为可学习的温度参数,用于调控注意力分布的集中性。τ 与卷积核参数、全连接层参数及多尺度融合权重 λ_s 一同作为可训练参数,通过分类交叉熵损失反向传播,并由 Adam 优化器更新。优化过程可概括如下。

$$\tau \leftarrow \tau - \eta \cdot (\partial L/\partial \tau)。\quad(21)$$

式中:L 为分类交叉熵损失,η 为学习率。将所有头的输出拼接并线性投影,得到注意力增强特征。

$$\boldsymbol{Output} = \mathrm{Project}(Attn \cdot \boldsymbol{V})。\quad(22)$$

式中:Project(·)为线性投影操作,用于将多头注意力输出映射回原特征维度。

在 RTA 模块中,多尺度 Top-k 注意力输出并不是直接替代原始卷积残差特征,而是通过逐元素重标定和残差融合的方式作用于特征图。

$$\boldsymbol{H}_{\mathrm{att}} = \boldsymbol{H}_2 \odot \sigma(\boldsymbol{Output})。\quad(23)$$

式中:⊙ 为逐元素乘法;$\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 激活函数。最终 RTA 模块输出如下。

$$\boldsymbol{H}_{\mathrm{out}} = \mathrm{ReLU}(\boldsymbol{H}_2 + \boldsymbol{H}_{\mathrm{att}})。\quad(24)$$

式中:+为残差连接操作。通过上述方式,本文算法既能够利用多尺度 Top-k 注意力突出关键判别信息,又能够保留原始特征表达,从而缓解稀疏筛选可能带来的信息损失和过拟合风险。

1.6 分类层

经过三个 RTA 块后特征映射经由全局平均池化(Global Average Pooling, *GAP*)层提取语义特征。最终经过两层全连接层与 softmax 分类器。

$$\boldsymbol{z} = \mathrm{GAP}(\boldsymbol{H}_{\mathrm{out}})。\quad(25)$$

$$p = \mathrm{softmax}(\boldsymbol{W}_2\sigma(\boldsymbol{W}_1\boldsymbol{z} + \boldsymbol{b}_1) + \boldsymbol{b}_2)。\quad(26)$$

式中:$\boldsymbol{W}_1$ 和 $\boldsymbol{b}_1$ 为第一层全连接层的权重和偏置,$\sigma(\cdot)$ 为非线性激活函数,$\boldsymbol{W}_2$ 和 $\boldsymbol{b}_2$ 为第二层全连接层的权重和偏置,p 为最终情绪类别预测概率。

2 实验及结果分析

2.1 实验设计

使用 DEAP[22] 和 SEED[15] 两个情绪脑电数据集来评估 SCHO-CRTA 的参考通道的性能。DEAP 数据集包含 32 名健康受试者的生理信号记录。受试者在观看 40 段时长为 1 分钟的情感视频片段时同步采集 EEG 信号。信号使用 32 通道电极系统以 512 Hz 采样,并在本研究中下采样至 128 Hz。在实验中,本文使用效价与唤醒的二分类任务以及 HAHV/HALV/LAHV/LALV 四分类任务作为评估指标。SEED 数据集来自 15 名中国本土受试者。通过播放 15 段约 4 分钟的中国电影片段,以诱发积极、消极和中性三类情绪。EEG 信号通过基于 10-20 系统布置的 62 通道电极采集,采样率为 1 000 Hz。原始数据经预处理,包括应用 0.3~50 Hz 带通滤波器以去除噪声和伪迹。本文采用 5 折交叉验证进行评估。对于每位受试者的数据,按照样本维度划分为 5 个互不重叠的子集,每次选择其中 1 个子集作为测试集,其余 4 个作为候选集,并从候选集中划分部分样本作为验证集,用于算法选择和最优参数保存。最终结果为 5 折测试集性能的平均值。该设置属于受试者依赖实验,用于评估算法在个体内情绪识别任务中的性能。为了避免过拟合,使用平滑率为 0.1 的标签平滑和 0.25 的丢弃率,批处理大

小为 256。训练轮数设置为 100,并采用验证集准确率最优的参数在测试集上进行评估。

2.2 实验结果

表 1 展示了在 SEED 数据集(三分类任务)上不同通道数量下的分类准确率和 $F1$ 得分。本文分别在全部通道、20、14、10、8 和 6 通道的条件下对算法进行了系统评估。结果显示,随着通道数量的减少,准确率和 $F1$ 得分整体呈现下降趋势。但无论通道数量如何变化,情绪识别的准确率均保持在 91%以上。使用全部通道时,准确率达到了 0.991 9 的最佳结果;通道数减少至 20 或 14 时,性能保持与全通道接近的水平,表明通过合理的通道选择,可以在保证识别精度的同时有效降低计算成本和硬件复杂度,验证了本文算法的有效性。

表 1 在 SEED 数据集上三分类结果

Table 1 Three-class classification results on the SEED dataset

通道数量	准确率	$F1$ 得分
所有通道	0.991 9	0.991 8
20 通道	0.975 5	0.975 4
14 通道	0.956 4	0.956 2
10 通道	0.946 8	0.946 8
8 通道	0.921 5	0.921 3
6 通道	0.910 0	0.910 1

为进一步分析在不同通道条件下的分类表现,本文对混淆矩阵进行了可视化分析(如图 2 所示)。从图中可知,各通道条件下正确分类样本数均占主导地位,即使通道数减到 6,正确分类数仍高于错误分类数。同时,错误分类多集中于相邻情绪类别间,与情绪状态的生理连续性特点相符。这进一步验证了所提算法同通道规模下的强判别能力,以及低通道场景下的分类鲁棒性。

2.3 对比结果

为了评估所提算法的性能优势,引入基线模型来进行比较。为保证公平性,均采用相同的通道选择算法(SCHO)进行训练与测试。实验结果如图 3 所示。

图 3 展示了不同通道数量下各模型在 SEED 数据集上的分类准确率和 $F1$ 得分。随着通道数量减少,各模型性能均呈下降趋势,说明通道数量对情绪识别具有明显影响。相比 CNN、LSTM、EEGNet、CNN-LSTM、DGCNN 和 Conformer 等模型,本文所提算法在各通道条件下均取得更优表现,尤其在低通道 6 通道条件下仍保持较高的识别性能,表明具有较好的稳健性和通道压缩适应能力。

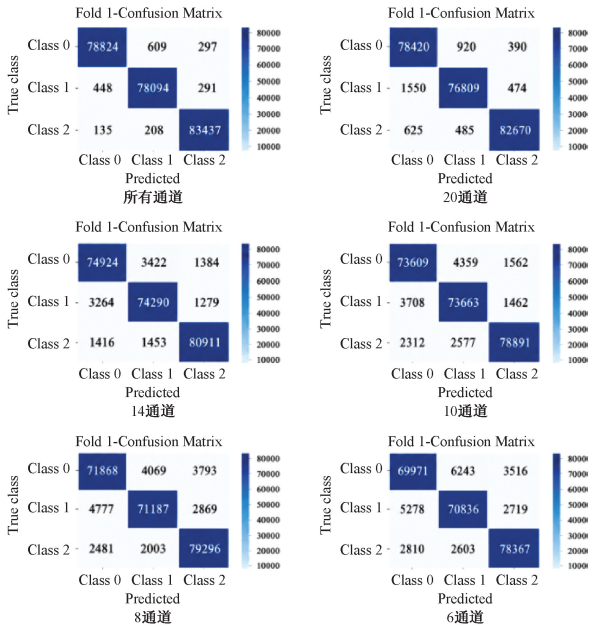


图 2 不同通道下的混淆矩阵结果

Figure 2 Confusion matrix results under different channels

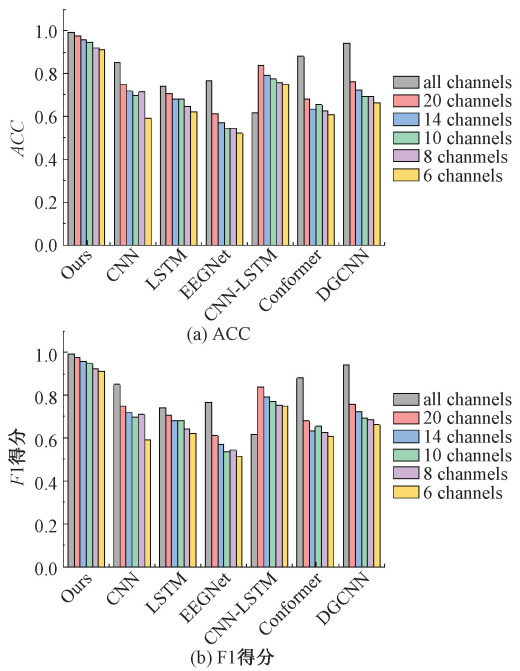


图 3 在 SEED 数据集上各模型的 *ACC* 和 *F1* 得分对比图

Figure 3 Comparison of *ACC* and *F1* scores across models on the SEED dataset

图 4 展示了不同特征选择算法与 CRTA 结合后的分类结果。结果表明,随着通道数量减少,各算法性能均有所下降,但本文所提算法在各通道规模下均取得最优准确率和 $F1$ 得分。即使在 6 通道条件下,本文所提算法仍优于 PSO、GWO、CS、PCA 和 MRMR 等,说明 SCHO 能够更有效地筛选关键情绪相关通道,并提升低通道 EEG 情绪识别的稳定性。

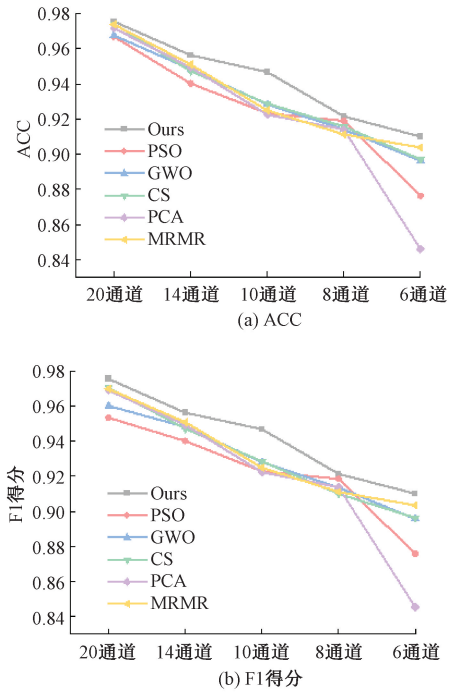


图 4　在 SEED 数据集上各特征选择算法的准确率和 *F*1 得分对比图

Figure 4　Comparison of accuracy and F1-score among feature selection methods on the SEED dataset

表 2　与其他注意力机制的对比结果

Table 2　Comparison results with other attention mechanisms

算法	通道数量	准确率	*F*1 得分
多头注意力机制	20	0.953 0	0.953 0
	10	0.926 3	0.926 2
	6	0.877 4	0.877 3
CRAM	20	0.952 8	0.952 8
	10	0.929 1	0.929 1
	6	0.880 1	0.880 0
单尺度 Top-k	20	0.960 0	0.960 1
	10	0.929 0	0.929 1
	6	0.887 6	0.887 6
本文算法	**20**	**0.975 5**	**0.975 4**
	10	**0.946 8**	**0.946 8**
	6	**0.910 0**	**0.910 1**

为进一步验证本文多尺度 Top-k 稀疏注意力机制的有效性,本文在相同网络架构、相同通道选择策略和相同训练设置下,与多头注意力机制、CRAM 注意力和单尺度 Top-k 注意力进行了对比实验。由表 2 可以看出,本文算法在 20、10 和 6 通道条件下均取得了最优结果,准确率分别达到 0.975 5、0.946 8 和 0.910 0,*F*1 得分分别达到 0.975 4、0.946 8 和 0.910 1。与普通多头注意力相比,本文算法在 20、10 和 6 通道条件下准确率分别提升了 0.022 5、0.020 5 和 0.032 6,说明 Top-k 稀疏筛选能够减少低相关连接和冗余信息对特征聚合的干扰。与单尺度 Top-k 注意力相比,本文算法在不同通道数量下仍保持更高性能,表明多尺度稀疏分支能够比单一保留比例更好地兼顾关键特征增强和辅助信息保留。此外,相比 CRAM 注意力,本文算法在低通道条件下也表现出更好的识别稳定性。总体来看,本文多尺度 Top-k 稀疏注意力机制能够有效提升低通道 EEG 情绪识别性能。

表 3　与近年来的研究对比

Table 3　Comparison with recent studies

算法	数据集	通道数量	文献报告准确率
ACO-CNN-LSTM[14]	SEED	31	0.969 9
ST-TCNN[23]	SEED	62	0.966 7
MSDCGTNet[24]	SEED	62	0.988 5
本文算法	SEED	**62/20/6**	**0.991 9/0.975 5/0.910 0**

由表 3 可知,本文算法在 SEED 数据集全通道条件下取得了 0.991 9 的准确率,高于 ACO-CNN-LSTM、ST-TCNN 和 MSDCGTNet 等,表明卷积残差结构与多尺度 Top-k 稀疏注意力机制能够有效增强 EEG 情绪特征表达。在通道数量减少后,本文算法仍保持较好的识别性能:20 通道条件下准确率达到 0.975 5,高于 ACO-CNN-LSTM 在 31 通道条件下的结果;仅使用 6 个通道时,准确率仍达到 0.910 0,说明 SCHO 能够有效筛选关键电极,表明本文算法在低通道、轻量化 EEG 情绪识别场景中的应用潜力。

2.4　消融实验

此外,为进一步验证 CRTA 中各个模块的有效性,本文设计了多组消融实验(见表 4)。实验分别移除了 RTA 1、RTA 2、RTA 3 模块中的多尺度 Top-k 稀疏注意力以及完全移除所有的多尺度 Top-k 稀疏注意力模块,以对比分析其在不同通道条件下的影响。从表 4 可以看出,当移除任意一层多尺度 Top-k 稀疏注意力模块均会导致性能不同程度下降。其中,完全移除 TKSA 后,6 通道条件下准确率从 0.910 下降到 0.859 8,*F*1 得分从 0.910 1 下降到 0.859 0,性能下降最为显著。这表明 TKSA 模块在高维特征阶段对关键情绪相关信息的捕获与利用起到了至关重要的作用。相比之下,当仅移除单层多尺度 Top-k 稀疏注意力时,性能下降相对较小,但仍低于完整模型。这说明多尺度 Top-k 稀疏注意力机制在特征聚合和通道选择中具有互补作用,共同促进了所提算法在不同通道条件下的稳定表现。综上所述,消融实验结果验证了多尺度 Top-k 稀疏注意力模块的必要性与有效性,同时也说明 CRTA 算法在多层特征建模中的设计合理性。

表 4　消融实验结果

Table 4　Ablation study results

消融模块	所有通道		20 通道		10 通道		6 通道	
	ACC	*F*1 得分	*ACC*	*F*1 得分	*ACC*	*F*1 得分	*ACC*	*F*1 得分
RTA 1	0.970 1	0.969 9	0.967 1	**0.966 9**	0.922 2	0.922 2	0.863 1	0.862 4
RTA 2	0.971 9	0.971 8	0.966 5	0.966 3	0.920 3	0.920 3	0.866 6	0.866 2
RTA 3	0.971 8	0.971 7	0.966 1	0.966 1	0.926 3	0.926 1	0.879 0	0.878 5
All Top-k	0.961 5	0.960 9	0.960 1	0.959 7	0.916 9	0.916 4	0.859 8	0.859 0
本文算法	**0.991 9**	**0.991 8**	**0.975 5**	**0.975 4**	**0.946 8**	**0.946 8**	**0.910 0**	**0.910 1**

2.5　脑区贡献度分析实验

此外,本文展示了不同通道数量条件下随机选取的 3 名受试者的通道分布情况(见图 5)。结果表明,随着通道数量逐步减少,SCHO 所选电极仍主要集中在额叶、颞叶及顶叶等与情绪加工密切相关的脑区。在 20 通道和 14 通道条件下,保留电极主要分布于额叶区域,该区域与情绪调控和高级认知活动密切相关;同时,颞叶及顶颞叶电极也具有较高保留频率,说明其在情绪感知和信息整合中具有重要作用。当通道数量进一步减少时,更倾向于保留判别性较强的关键电极,其中 F8、T8 等通道被频繁选中,这与右半球在负性情绪加工中更为活跃的研究结论基本一致[25]。总体来看,SCHO 所选电极在空间分布上具有较好的神经生理合理性,表明其能够有效筛选情绪识别相关关键通道。基于上述通道分布和实验结果,本文进一步确定固定 6 通道推荐组合。具体而言,首先选择在低通道条件下被反复保留、且在不同受试者中出现频率较高的电极;其次,综合考虑情绪相关脑区覆盖性和左右半球分布平衡性,保留额叶、颞叶和顶叶区域中的代表性电极。最终确定 F3、F8、T7、T8、P3 和 P4 作为固定 6 通道推荐组合。为验证其有效性与通用性,本文在 DEAP 和 SEED 数据集上进行了实验验证(见表 5)。结果显示,该组合在 DEAP 数据集的唤醒、效价和四分类任务中都取得 0.913 5 以上的准确率和 *F*1 得分;在 SEED 三分类任务中,准确率和 *F*1 得分达到 0.909 6/0.909 5。虽然相比全通道所提算法性能有所下降,但仅使用 6 个电极仍能保持较好的识别效果,说明该固定通道组合具有较好的实用性、通用性和神经生理合理性。

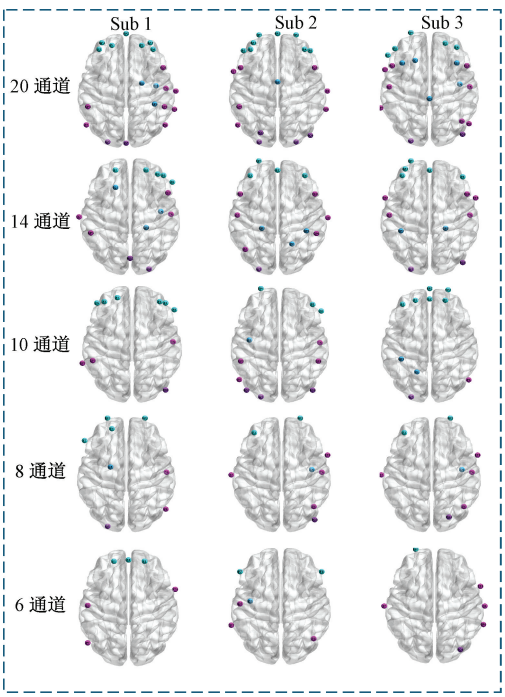


图 5　不同通道下受试者的通道分布情况

Figure 5　Channel distributions of selected subjects under different channel settings

表 5　使用参考通道在两个数据集上的验证

Table 5　Validation using reference channels across two datasets

通道	DEAP 唤醒		DEAP 效价		DEAP 四分类		SEED 3 分类	
	准确率	*F*1 得分	准确率	*F*1 得分	准确率	*F*1 得分	准确率	*F*1 得分
F3, F8, T7,	0.938 7±	0.938 6±	0.943 5±	0.943 4±	0.913 5±	0.913 5±	0.909 6±	0.909 5±
T8, P3, P4	0.001 5	0.001 8	0.001 6	0.001 9	0.002 2	0.001 3	0.000 8	0.000 8

3　结论

本文提出了一种结合 SCHO 优化算法与 CRTA 框架的 EEG 情绪识别算法,首先对 EEG 信号进行 FFT 与功率谱密度特征提取,并利用 SCHO 筛选具有情绪判别能力的关键通道;随后,通过 CRTA 中的卷积层、残差块和多尺度 Top-k 多头注意力模块,对情绪相关特征进行深层建模与增强。实验结果表明,本文算法在公开数据集上均取得了较好的识别性能。基于多被试实验结果,本文进一步筛选出 6

个参考电极,提供了一组具有代表性和一定跨数据集适用性的固定通道组合。本文实验设置主要针对受试者依赖的个体内低通道情绪识别任务。后续将进一步研究跨被试场景下的低通道通用组合与模型泛化能力。综上,本文算法在降低 EEG 采集与计算成本的同时,有效保持情绪识别性能,为构建低通道、轻量化且具有个体适配能力的 EEG 情绪识别系统提供了一种可行方案。

参考文献:

[1] World Health Organization. Depressive disorder (depression). [OL]. WHO Fact Sheet, 2023. https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail.

[2] Shi Jingwen, Zhang Zhongrong, Jiang Xiaomei. Research on depression recognition of EEG signals based on spatio-temporal graph convolutional neural network [J]. Advances in Applied Mathematics, 2025, 14(2): 14-24. [石静雯, 张仲荣, 姜晓梅. 基于时空图卷积神经网络的脑电信号抑郁识别研究[J]. 应用数学进展, 2025, 14(2): 14-24.]

[3] Baygin M, Tuncer I, Dogan S, et al. Automated facial expression recognition using exemplar hybrid deep feature generation technique [J]. Soft Computing, 2023, 27(13): 8721-8737.

[4] Li Haifeng, Zhang Xueying, Duan Shufei, et al. Speech emotion recognition based on bi-directional acoustic-articulatory conversion[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 299: 112123.

[5] Yang Qing, Wang Yaqun, Wen Dou, et al. EEG visual classification algorithm based on improved StackCNN network and ensemble learning[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2024, 45(5): 69-76. [杨青, 王亚群, 文斗, 等. 基于改进 StackCNN 网络和集成学习的脑电信号视觉分类算法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2024, 45(5): 69-76.]

[6] Wan Chunting, Xu Chuanpei, Chen Dongyi, et al. Emotion recognition based on a limited number of multimodal physiological signals channels[J]. Measurement, 2025, 242: 115940.

[7] Zhang Jianhai, Chen Ming, Zhao Shaokai, et al. ReliefF-based EEG sensor selection methods for emotion recognition[J]. Sensors, 2016, 16(10): 1558.

[8] Strypsteen T, Bertrand A. End-to-end learnable EEG channel selection for deep neural networks with Gumbel-softmax[J]. Journal of Neural Engineering, 2021, 18(4): 0460a9.

[9] Lin Xuefen, Chen Jielin, Ma Weifeng, et al. EEG emotion recognition using improved graph neural network with channel selection[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2023, 231: 107380.

[10] Wang Zhe, Wang Yongxiong, Hu Chuanfei, et al. Transformers for EEG-based emotion recognition: a hierarchical spatial information learning model [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(5): 4359-4368.

[11] Guo Jiayi, Cai Qing, An Jianpeng, et al. A Transformer based neural network for emotion recognition and visualizations of crucial EEG channels[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2022, 603: 127700.

[12] Kouka N, Fourati R, Fdhila R, et al. EEG channel selection-based binary particle swarm optimization with recurrent convolutional autoencoder for emotion recognition [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 84: 104783.

[13] Kannadasan K, Veerasingam S, Shameedha Begum B, et al. An EEG-based subject-independent emotion recognition model using a differential-evolution-based feature selection algorithm [J]. Knowledge and Information Systems, 2023, 65(1): 341-377.

[14] Zhang Xiaodan, Xu Kemeng, Zhang Lu, et al. Optimal channel dynamic selection for Constructing lightweight Data EEG-based emotion recognition [J]. Heliyon, 2024, 10(9): e30174.

[15] Zheng Weilong, Lu Baoliang. Investigating critical frequency bands and channels for EEG-based emotion recognition with deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2015, 7(3): 162-175.

[16] Hou Fazheng, Meng Wei, Chen Kun, et al. LCNN: a lightweight convolutional neural network with improved activation function for EEG-based emotion recognition [C]//Proceedings of the 2024 International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM). Piscataway: IEEE, 2024: 996-1001.

[17] Çelebi M, Öztürk S, Kaplan K. An enhanced deep learning model based on smoothed pseudo Wigner-Ville distribution technique for emotion recognition with channel selection[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2025, 16(2): 103264.

[18] Tang Wei, Fan Linhui, Lin Xuefen, et al. EEG emotion recognition based on efficient-capsule network with convolutional attention[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2025, 103: 107473.

[19] An Yanling, Hu Shaohai, Liu Shuaiqi, et al. LGDAANNets: a local and global domain adversarial attention neural networks for EEG emotion recognition[J]. Knowledge-Based Systems, 2025, 318: 113613.

[20] Chen Xiang, Li Hao, Li Mingqiang, et al. Learning a

sparse transformer network for effective image deraining [C]//Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2023: 5896-5905.

[21] Bai Jianfu, Li Yifei, Zheng Mingpo, et al. A sinh cosh optimizer [J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 282: 111081.

[22] Koelstra S, Muhl C, Soleymani M, et al. DEAP: a database for emotion Analysis; Using physiological signals [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2012, 3(1): 18-31.

[23] Yao Xiuzhen, Li Tianwen, Ding Peng, et al. Emotion classification based on transformer and CNN for EEG spatial-temporal feature learning[J]. Brain Sciences, 2024, 14(3): 268.

[24] Cheng Zhuoling, Bu Xuekui, Wang Qingnan, et al. EEG-based emotion recognition using multi-scale dynamic CNN and gated transformer [J]. Scientific Reports, 2024, 14: 31319.

[25] Gainotti G. Emotions and the right hemisphere: can new data clarify old models? [J]. The Neuroscientist, 2019, 25(3): 258-270.

EEG Emotion Recognition Combining SCHO Channel Selection and Top-k Attention

MENG Yinghui , SONG Jiaoshuai , LI Duan , NAN Jiaofen , FENG Wen , ZHU Fubao , YUAN Changxiang

(School of Computer Science and Artificial Intelligence, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: EEG-based emotion recognition was an important research topic in brain-computer interfaces, affective computing, and mental health monitoring. However, existing EEG emotion recognition systems generally suffered from a large number of electrodes, high acquisition costs, limited wearability, and performance degradation under low-channel conditions. To address these issues, a low-channel EEG emotion recognition algorithm was proposed, in which the meta-heuristic optimization algorithm Sinh Cosh Optimizer (SCHO) was integrated with the convolutional residual Top-k attention framework (CRTA) to achieve adaptive channel selection and effective feature modeling. First, fast Fourier transform and power spectral density features were extracted from EEG signals, and SCHO was employed to adaptively select subject-specific emotion-discriminative electrode subsets. Subsequently, multi-scale features were captured through convolutional layers and residual blocks in CRTA, while an improved Top-k multi-head sparse attention mechanism was introduced in deep layers to reduce redundant information and enhance emotion-related features. Experimental results on the SEED and DEAP datasets demonstrated that the proposed algorithm achieved competitive performance under both full-channel and low-channel settings. Furthermore, a fixed six-electrode configuration consisting of F3, F8, T7, T8, P3, and P4 was found to maintain high recognition accuracy, providing an effective solution for low-channel and high-performance EEG emotion recognition and offering a reference for lightweight wearable EG emotionmonitoring systems.

Keywords: EEG signals; emotion recognition; residual network; multi-head attention