

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2315152

基于深层图卷积的 EEG 情绪识别方法研究^{*}李奇^{1,2} 常立娜¹ 武岩^{1,2} 闫旭荣¹

(1. 长春理工大学计算机科学技术学院 长春 130022; 2. 长春理工大学中山研究院 中山 528400)

摘要: 针对浅层图卷积提取的局部脑区空间关联信息对情感脑电表征不足的问题,本文提出了一种深层图卷积网络模型。该模型利用深层图卷积学习情绪脑电全局通道间的内在关系,在卷积传播过程中应用残差连接和权重自映射解决深层图卷积网络面临的节点特征收敛到固定空间无法学习到有效特征的问题,并在卷积层后加入 PN 正则化扩大不同情绪特征间的距离,提高情绪识别的性能。在 SEED 数据集上进行实验,与浅层图卷积网络相比准确率提高了 0.7%,标准差下降了 3.15。结果表明该模型提取的全局脑区空间关联信息对情绪识别的有效性。

关键词: 脑电信号;情绪识别;深度图卷积神经网络;全局脑区

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on EEG emotion recognition method based on deep graph convolutional

Li Qi^{1,2} Chang Lina¹ Wu Yan^{1,2} Yan Xurong¹(1. School of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;
2. Zhongshan Institute of Changchun University of Science and Technology, Zhongshan 528400, China)

Abstract: To address the issue of insufficient spatial correlation information for emotion EEG characterization extracted by shallow graph convolution, this paper proposes a deep graph convolutional network model. The model utilizes deep graph convolution to learn the intrinsic relationships among global channels of emotional EEG, applying residual connections and weight self-mapping during the convolutional propagation process to address the problem of node features in deep graph convolution networks converging to a fixed space and failing to learn effective features. Additionally, PN regularization is added after the convolutional layer to expand the distance between different emotional features and improve emotion recognition performance. Experimental results on the SEED dataset show that compared to shallow graph convolution networks, the accuracy of the proposed model has increased by 0.7% while the standard deviation has decreased by 3.15. These results demonstrate the effectiveness of the global brain region spatial correlation information extracted by this model for emotion recognition.

Keywords: EEG; emotion recognition; deep graph convolutional neural networks; global brain region

0 引言

在人类科技发展过程中,随着情感计算在人机交互领域的应用越来越广泛,对人类情绪识别的研究也变得愈加重要。人类情感可以通过语音、面部表情等非生理信号进行识别,但非生理信号可被人为控制,在识别过程中无法获取真实的情绪状态。生理信号如脑电信号、心电信号等由于其难以隐藏的特点,被广泛应用到情绪识别领域^[1]。脑电信号更是由于分辨率高、采集快速、方便等特点成为情绪

识别的主要依据^[2]。

在近几十年的发展过程中,有许多关于脑电信号进行情绪识别的研究,主要分为机器学习和深度学习。与机器学习相比深度学习可以自动提取特征,同时模型具备可扩展性和灵活性,深度学习识别情感脑电信号的方法被广泛应用^[3-4]。例如分别利用共空间模式(common spatial pattern, CSP)和小波变换(wavelet transform, WT)与卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)结合对原始脑电数据分类的 CSP-CNN 和 WT-CNN 模型^[5];在经典

收稿日期:2023-12-12

* 基金项目:吉林省科技发展计划国际科技合作项目(20200801035GH)、吉林省科技发展计划国际联合研究中心建设项目(20200802004GH)资助

卷积神经网络下增加交错组卷积模块的 LeNet-5 卷积网络模型^[6];自适应的对不同采样频率和长度的脑电信号进行分类的深度网络模型^[7];处理序列数据并解决常规循环神经网络(recurrent neural network, RNN)中出现的长期依赖性问题的简单递归单元(simple recurrent units, SRU)集成模型^[8];改进的利用双路卷积网络提取多尺度特征的 4DC-BGRU 模型等^[9]。在利用深度学习对情感脑电信号分类的过程中,研究人员逐渐意识到大脑脑区间的关联关系很大程度上影响着情感脑电分类结果^[10]。Wagh 等^[11]通过选择代表不同脑区的电极来探索和情绪最相关的脑区。Li 等^[12]采用双向长短期记忆网络捕捉脑电电极的局部脑活动空间特征和全局脑网络特征,并在模型中引入区域-注意层对不同的脑区给予不同权值,对情感特征进行识别。Gao 等^[13]借鉴 GoogleNet,提出一种具有 inception 结构的卷积神经网络,来捕捉脑电电极间的空间关系和上下文信息。

由于图卷积神经网络在脑电信号这类非结构性数据上具有自动获取脑区通道间联系的特点^[14],研究人员开始从图卷积的角度研究情感脑电通道间的关系。Song 等^[15]提出了一种考虑脑电通道空间位置对情绪识别性能影响的浅层图卷积神经网络模型(graph convolutional neural networks, GCNN)。高越等人考虑到情感脑电信号在不同情绪状态下脑区间的联系有所差异,提出了一种基于时空自适应的图卷积神经网络模型(self-adaptive brain graph convolutional network with spatiotemporal attention, SABGCN-ST),通过自适应学习脑网络的拓扑连接矩阵来进一步提升图网络对多通道脑电信号间联系的表征能力^[16]。然而在脑电情绪识别领域通常采用的浅层图卷积神经网络由于特征传播能力有限,只能考虑到情绪脑电信号局部脑区间的联系。研究人员通过调整邻接矩阵的阈值对情绪状态下脑区间的相位同步情况进行了研究,结果表明情绪是由所有脑区相互作用产生的^[17]。上述研究表明在情绪识别过程中仅关注局部脑区间联系在识别性能上有一定的局限性。为了提高脑电情绪识别的性能,可以通过加深图卷积网络的层数捕捉全局脑电通道间的连接信息,但深层图卷积网络会导致节点特征过度平滑,从而无法学习到有效的特征。

因此,本文提出了一个深层图卷积网络模型(deep graph convolution networks, DGCN),通过搭建深层图卷积网络挖掘与人类大脑情感状态相关的所有脑区间的连接信息,并通过在网络中保留初始连接信息、减缓收敛速度的方式解决模型面临的过渡平滑问题,提高整体的脑电情绪识别性能。

1 方 法

本文提出了一种深层图卷积网络模型 DGCN 进行脑电信号情绪识别,模型搭建了一种深层图卷积网络,挖掘情

感脑电信号所有脑区间的联系信息,实现对脑电情绪的分类。如图 1 所示为基于 DGCN 模型的情绪识别框架图。本文提出的脑电情绪识别方法由图数据构建、DGCN 模型特征提取、情感分类三部分组成。图数据构建用于提取输入到图卷积网络中的脑电信号特征,DGCN 模型用于进一步学习不同脑区的功能连接信息,情感分类用于对模型最终的输出特征进行分类。

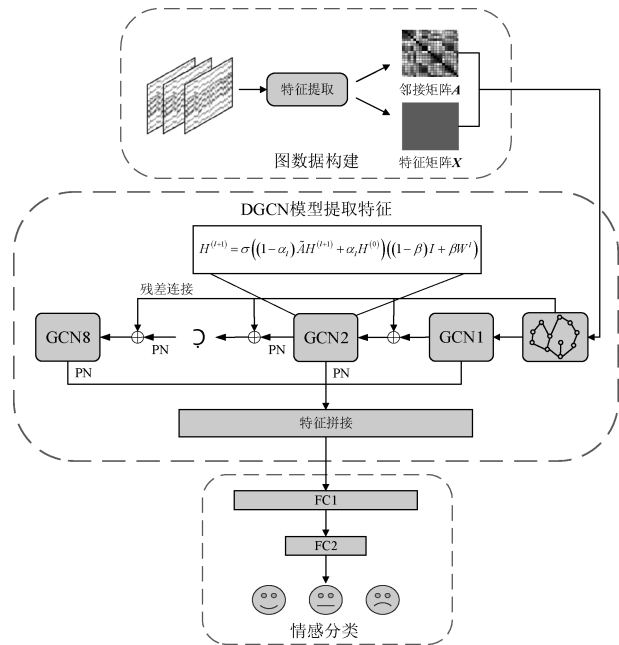


图 1 基于 DGCN 模型的脑电情绪识别框架图

1.1 图数据构建

情绪脑电的图数据由邻接矩阵和特征矩阵两部分组成。邻接矩阵有 3 种常见的计算方式:物理距离、皮尔逊相关系数(pearson correlation coefficient, PCC)、锁相值(phase locking value, PLV)。经过实验验证^[17]发现使用 PLV 作为邻接矩阵能得到更好的分类结果。本文以此为依据,采用 PLV 计算情感脑电信号通道间的相关性。邻接矩阵计算公式如下:

$$PLV = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^N \exp(j(\Delta\varphi_n(t))) \right| \quad (1)$$

其中, $\Delta\varphi_n(t) = (\varphi_x(t) - \varphi_y(t))$ 表示电极信号 x 和电极信号 y 在 t 时刻的相位差, N 表示时间序列长度。

由于 PLV 矩阵中可能会存在一些不重要的连接,这些连接会对后续的分类结果产生干扰,所以选择对上述 PLV 矩阵进行阈值化操作,最终得到的邻接矩阵如式(2)所示。

$$A_{xy} = \begin{cases} 0, & \Delta\varphi_n < \tau \\ \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^N \exp(j(\Delta\varphi_n(t))) \right|, & \Delta\varphi_n(t) \geq \tau \end{cases} \quad (2)$$

其中, τ 是设置的阈值, A_{xy} 是第 x 个电极和第 y 个电极之间的功能连接强度,本文将 τ 值设为 0.4。

在特征矩阵部分,将各个频段上的差分熵(differential entropy,DE)特征作为最终的特征矩阵 \mathbf{X} 。得到的特征矩阵 \mathbf{X} 和邻接矩阵 \mathbf{A} 共同构成神经网络中的图数据,将图数据输入到 DGCN 模型中进一步提取特征。

1.2 DGCN 模型特征提取

1) 残差连接和权重自映射

DGCN 模型选择采用残差连接保留初始特征信息,防止随着卷积层数的增多,出现特征信息同质化,无法区分的情况。采用的残差连接方法保证了 DGCN 模型中每一层特征传播时都有一部分信息来自于最开始的输入信息,当深层的 GCN 传播时,特征矩阵仍能拥有自己本身的信息。网络传播过程中每层的特征信息如式(3)所示。

$$H = (1 - \alpha_l)\tilde{\mathbf{A}}H^{(l)} + \alpha_l H^{(0)} \quad (3)$$

其中, $\tilde{\mathbf{A}}$ 表示经过归一化的邻接矩阵, $H^{(0)}$ 为初始特征矩阵, α_l 为 $H^{(0)}$ 在卷积过程中保留的比例。

虽然采用的残差连接在卷积过程中保留了一定比例的原始特征,但是当 GCN 层数逐渐增多时,保留的这部分原始特征将难以平衡整体特征矩阵的数据分布,仍然会出现特征信息收敛到固定空间的问题。为此,在 GCN 传播的过程中,加入自映射进一步解决问题。Oono & Suzuki 在研究中证明了^[18],GCN 的收敛速度取决于权重矩阵的最大奇异值,当最大奇异值接近于 1 时,能够缓解信息损失。所以在 DGCN 模型中采用了权重自映射的思想,如式(4)所示。

$$\hat{W}l = (1 - \beta)I + \beta W^l \quad (4)$$

其中, β 是超参数,决定了在 GCN 传播过程中 W^l 的占比, W^l 是卷积时的权重。在式(4)中,当 β 取足够小时, $\hat{W}l$ 的奇异值逐渐接近于 1,此时收敛速度减慢,有效地缓解了特征矩阵收敛到固定空间的问题。DGCN 网络在卷积上的传播过程如式(5)所示。

$$H^{(l+1)} = \sigma((1 - \alpha_l)\tilde{\mathbf{A}}H^{(l)} + \alpha_l H^{(0)})((1 - \beta)I + \beta W^l) \quad (5)$$

其中, σ 为激活函数,本文选择 ReLU 作为卷积过程中的激活函数。

2) PN 正则化

为了能更好的区分不同情绪的脑电数据,防止性能随层数的增加而显著下降,DGCN 模型在卷积层之间加入 Pairnorm,也就是 PN 正则化,对 GCN 的输出进行规范化。Pairnorm 主要思想是保持节点间总的距离不变,当同类别节点因为 GCN 而逐渐靠近时,不同类别的节点能够互相远离。节点间总的成对距离如式(6)所示。

$$TPSD(X) = \sum_{i,j \in [n]} \|x_i - x_j\|_2^2 \quad (6)$$

其中, x_i, x_j 分别代表第 i 个通道和第 j 个通道的特征, n 表示所有的通道数。

Pairnorm 用于 GCN 层后保持不同通道特征的差异

性,由于文献中提到的 GCN 模型都采用的浅层 GCN 网络,为了使设置的节点总距离更有利于保持不同通道特征间的差异性,选择从第二层 GCN 开始加入 PN。输出经过 PN 时,通过保持 TPSD 不变扩大类间距离,防止节点特征变得过于相似,具体公式如下:

$$\sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} \|\dot{x}_i - \dot{x}_j\|_2^2 + \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} \|x_i - x_j\|_2^2 = \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} \|x_i - x_j\|_2^2 + \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} \|x_i - x_j\|_2^2 \quad (7)$$

其中, \dot{x}_i 和 \dot{x}_j 表示情绪脑电通道特征经过 Pairnorm 后的输出。经过 Pairnorm 后的 TPSD 和初始的 TPSD 相等,由于 $\sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} \|\dot{x}_i - \dot{x}_j\|_2^2 \approx \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} \|\tilde{x}_i - \tilde{x}_j\|_2^2$, \tilde{x}_i 和 \tilde{x}_j 是经过 GCN 后的输出,由于经过 GCN 操作后节点逐渐靠拢,节点内的距离变小,使得 $\sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} \|\dot{x}_i - \dot{x}_j\|_2^2$ 至少保证了和 $\sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} \|x_i - x_j\|_2^2$ 一样大,从而有效的控制了分类情绪脑电时不同类别节点之间的靠近,提高了情感脑电不同情绪的识别准确率。

3) 特征融合

DGCN 模型选择将每层 GCN 的输出通过拼接的方式融合在一起,不仅增加了情绪分类时特征的多样性,还增强了模型的稳定性,提高了模型的性能。采用的保留连接公式如下:

$$H^k = [G_1, G_2, G_3, \dots, G_k] \quad (8)$$

其中, k 为卷积的层数, $G_1, G_2, G_3, \dots, G_k$ 为每层 GCN 层的输出。

1.3 情绪分类

将最终得到的融合特征,送入到全连接层中,将最后一层全连接层的输出送入到 softmax 中,通过 softmax 得到对情绪进行识别的预测概率,将最终得到的预测概率作为整个 DGCN 模型情绪分类的最终结果。

2 实 验

2.1 实验数据集

本实验采用上海交大情感脑电数据集(SJTU emotion EEG dataset, SEED),收集的是被试观看能够引起不同情绪的电影影片时的脑电信号。一共 15 名中国被试者,7 名男性、8 名女性,平均年龄在 23 岁。观看从 6 部电影中剪辑的 15 部影片,影片分别能够代表消极、中性和积极情绪,每个电影剪辑时间约为 4 min,除了本身所代表的情绪外无其他诱导性情绪,每个被试共进行 3 次测试。采用国际 10~20 系统的 62 通道脑电采集设备,应用 0~75 Hz 带通频率滤波器,并将数据集下采样至 200 Hz。

2.2 实验设置

实验在 GPU10.1 上运行,使用 Pytorch 框架搭建模型,DGCN 模型由 8 层 GCN 层和 2 层全连接层组成,切比雪夫多项式阶数 K 设为 1,学习率设为 5×10^{-4} ,为了防止

过拟合选择使用 dropout,并将其设置为 0.3,残差和自映射参数分别设置为 0.1 和 0.5,PN 归一化的参数为 0.5,两层全连接层的隐藏单元数分别为 32 和 3,实验采用 Adam 优化器加速模型训练过程。在本实验中,选择在 SEED 数据集上进行单被试实验,实验数据集的设置方式与文献[15]相同,在每个被试的 15 次实验中,选择前 9 次实验作为训练集,后 6 次实验作为测试集,将所有被试的会话结果取平均得到最终的实验结果。

2.3 消融实验结果和分析

本文提出的 DGCN 模型在 SEED 数据集的所有被试上进行了实验,并选择了其中两次会话的平均结果作为最终的实验结果。为了验证模型中各部分的有效性,对 DGCN 模型的每一部分分别进行实验并分析它对识别结果的影响。依次对 DGCN8、加入残差和权重自映射的 DGCN-RW、加入 PN 的 DGCN-P 进行实验,与本文的 DGCN 模型作比较并分析结果。各模型在 SEED 数据集上实验得到的结果如图 2 所示。

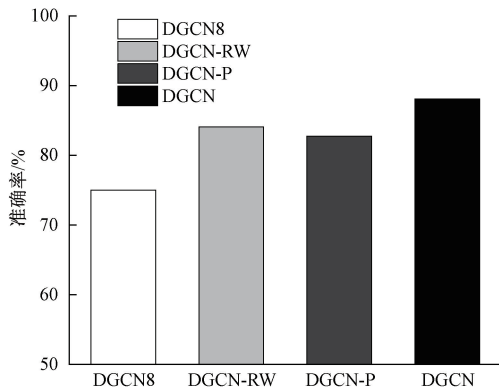


图 2 SEED 数据集上的消融实验结果图

从图 2 的结果中可知,常规的 DGCN8 模型由于网络层数较深,随着层数的加深节点特征收敛到了固定的空间中,导致无法学习到有效特征,分类效果较差为 75.02%。加入残差和权重自映射的 DGCN-RW 模型和加入 PN 正则化的 DGCN-P 模型,在 DGCN8 的基础上分别提高 7.73% 和 9.09% 的准确率,残差和自映射通过保留初始特征信息以及减慢特征收敛速度达到了减轻过渡平滑的目的,PN 正则化则通过扩大不同类间的距离,使模型在深层时也能有效的识别不同情绪,图 2 的实验结果证明了加入的这两种方法的有效性。

从结果中还可以得到,将残差和自映射、PN 正则化方法结合的 DGCN 模型在 DGCN-RW 模型和 DGCN-P 模型的基础上分别提高了 5.35% 和 3.99% 的准确率,证明了这两种方法的结合可以更好的探索全局脑区间的连接信息,在深层 GCN 上达到良好的分类效果。

2.4 对比实验结果和分析

从消融实验的结果中可以看出,提出 DGCN 模型确实有效地缓解了深层图卷积遇到的过渡平滑问题,验证了模

型中方法的有效性。为进一步验证提出的 DGCN 模型提取的全局脑区联系信息在情绪分类上的有效性,选择与探索时间信息的 SRU 集成模型^[9]、使用局部脑区进行分类的 DT 模型^[11]、传统的浅层 GCN 模型 GCNN^[15]、改进的时空图卷积 SABGCN-ST^[16]模型的结果进行对比,SEED 数据集上各模型的情绪分类结果如表 1 所示。

表 1 不同模型在 SEED 上的脑电情绪识别结果

模型	卷积层数	准确率/%	标准差
SRU 集成	—	83.13	1.67
DT	—	71.52	—
GCNN	2	87.40	9.20
SABGCN-ST	1	85.65	7.49
DGCN	8	88.10	6.05

从表 1 结果中可以看出,本实验的 DGCN 模型在脑电情绪上的分类准确率高达 88.1%,优于其他对比模型,并且从标准差的结果上来看,本文模型相对来说比较稳定。观察表 1 结果还可以发现,使用 62 个通道的 SRU 集成、GCNN、SABGCN-ST、DGCN 模型的分类结果皆优于只选择局部脑区部分电极的 DT 模型,表明了 SEED 数据集上的所有脑电通道的信息对情绪分类更有效。考虑到脑区间局部连接关系的 GCNN、SABGCN-ST 的效果优于未考虑脑区间连接信息的 SRU 集成模型,表明脑区间连接信息在情绪分类上的重要性。本实验的 DGCN 模型采用八层卷积提取脑区间全局信息,实验结果证明在大脑产生情绪过程中不只有局部脑区参与神经元电活动,全局脑区间联系也很重要,对情绪识别的效果有很大影响。

如图 3 所示为 DGCN 模型对各类情绪预测结果的混淆矩阵示意图。从图中可以看到,模型对积极情绪状态的预测准确率更高,效果更好,预测正确率达到 90.95%。模型对消极和中性情绪的预测准确率相差不大,并且中性情绪和消极情绪容易混淆,从 3 类情绪预测的准确率上来看,本文提出的模型具有较好的稳定性。

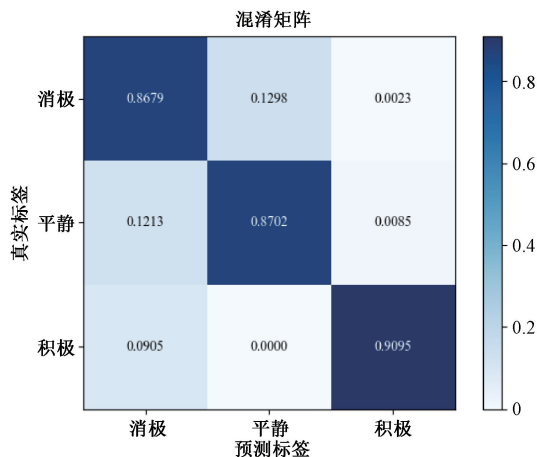


图 3 模型对 3 类情绪预测结果的混淆矩阵示意图

3 结 论

本研究提出了一种深层图卷积网络模型 DGCN, 探索脑电信号情绪识别过程中全局脑区通道间关系对识别性能的影响, 并解决了深层图卷积会产生特征趋于一致无法区分的问题。DGCN 模型在卷积提取特征的过程中加入了初始残差连接和权重自映射, 保留了模型的初始特征, 延缓了收敛速度。针对卷积后节点特征逐渐靠近, 导致不同类别情绪识别性能下降的问题, 提出 PN 正则化方法, 拉大不同类别间的距离。DGCN 模型将每层图卷积的输出进行连接, 增加特征多样性。本研究提出的 DGCN 模型在 SEED 数据集上进行了大量实验, 并与其他在同一数据集上进行脑电情绪识别的方法进行了对比。实验结果表明, DGCN 模型在情感脑电上的分类效果明显优于其他方法, 达到了 88.1% 的平均准确率, 证明了全局脑区通道间的关系在情感脑电信号分类上的重要性。

参考文献

- [1] ZHENG W L, ZHU J Y, PENG Y, et al. EEG-based emotion classification using deep belief networks[C]. IEEE International Conference on Multimedia & Expo(ICME), 2014:1-6.
- [2] MOON S E, LEE J S. Implicit analysis of perceptual multimedia experience based on physiological response: A review [C]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19(2):340-353.
- [3] 王忠民, 赵玉鹏, 郑榕林, 等. 脑电信号情绪识别研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(4): 15.
- [4] WANG F, WU S, ZHANG W, et al. Emotion recognition with convolutional neural network and EEG-base EFDMs [J]. Neuropsychologia, 2020, 146(10): 107506.
- [5] JIANG H, WU D, JIAO R, et al. Analytical comparison of two emotion classification models based on convolutional neural networks [J]. Complexity, 2021, 2021:1-9.
- [6] 郭芳青, 赵丽, 张志雯, 等. 基于交错组卷积神经网络的脑电信号情绪识别研究[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(8):112-117.
- [7] WEN T, DU Y, PAN T, et al. A deep learning-based classification method for different frequency EEG data[J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2021, 2021: 1-13.
- [8] WEI C, CHEN L L, SONG Z Z, et al. EEG-based emotion recognition using simple recurrent Units network and ensemble learning[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 58:1-13.
- [9] 张丽彩, 李鸿燕, 司马飞扬, 等. 基于多层注意力机制 4DC-BGRU 脑电情感识别[J]. 电子测量技术, 2023, 46(8):134-141.
- [10] 李锦瑶, 杜肖兵, 朱志亮, 等. 脑电情绪识别的深度学习研究综述[J]. 软件学报, 2023, 34(1):22.
- [11] WAGH K P, VASANTH K. Performance evaluation of multi-channel electroencephalogram signal (EEG) based time frequency analysis for human emotion recognition [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 78:103966.
- [12] LI Y, ZHENG W, WANG L, et al. From regional to global brain: A novel hierarchical spatial-temporal neural network model for EEG emotion recognition[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2019, 13(2): 568-578.
- [13] GAO Q, YANG Y, KANG Q, et al. EEG-based emotion recognition with feature fusion networks[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2022, 13(2):421-429.
- [14] YE M, CHEN C L P, ZHANG T. Hierarchical dynamic graph convolutional network with interpretability for EEG-based emotion recognition [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022:1-12.
- [15] SONG T F, ZHENG W M, SONG P, et al. EEG emotion recognition using dynamical graph convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2020, 11(3):532-541.
- [16] 高越, 傅湘玲, 欧阳天雄, 等. 基于时空自适应图卷积神经网络的脑电信号情绪识别[J]. 计算机科学, 2022, 49(4):7.
- [17] WANG Z, TONG Y, HENG X. Phase-locking value based graph convolutional neural networks for emotion recognition[J]. IEEE Access, 2019, 7: 93711-93722.
- [18] OONO K, SUZUKI T. Graph neural networks exponentially lose expressive power for node classification[C]. ICLR, 2020.

作者简介

李奇(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为脑机接口技术、神经康复工程、类脑计算、智能感知。

E-mail:liqi@cust.edu.cn

常立娜, 硕士研究生, 主要研究方向为脑电信号情绪识别。

E-mail:615847971@qq.com

武岩, 博士, 副教授, 主要研究方向为脑机接口、立体视觉。

E-mail:wuyan@cust.edu.cn

闫旭荣, 硕士研究生, 主要研究方向为癫痫智能辅助检测。

E-mail:1978984605@qq.com