

## 基于多模态多粒度融合网络的癫痫识别方法

戚晓雨, 丁卫平, 鞠恒荣, 程学云, 黄嘉爽

(南通大学信息科学与技术学院, 南通 226019)

**摘要:** 结构脑网络 (Structural brain network, SC) 和功能脑网络 (Functional brain network, FC) 能从不同角度反映癫痫对大脑结构信息的改变。目前, 融合两类脑网络信息进行癫痫的辅助诊断已成为领域内的重要研究之一。然而, 常见的融合模型仅在单一粒度上融合两类脑网络信息, 忽略了脑网络的多粒度属性。本文提出一种基于多模态多粒度融合网络 (Multi-modal multi-grained fusion network, MMFN) 的癫痫识别方法, 从全局和局部两个粒度对多模态脑网络特征进行融合, 充分利用两类脑网络信息。局部粒度上, 设计了连接边特征融合和节点特征融合, 用以重构两类脑网络的连接边层和节点层的特征图, 使两个模态交互式地学习特征; 全局粒度上, 设计了多模态分解双线性池化模块, 学习两类脑网络的联合表示。实验结果表明, 相比主流方法, 所提方法可以显著提高对癫痫识别的准确率, 辅助医生进行癫痫诊断。

**关键词:** 多模态图像; 多粒度; 癫痫; 结构脑网络; 功能脑网络

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

## Epilepsy Identification Method Based on Multi-modal Multi-grained Fusion Network

QI Xiaoyu, DING Weiping, JU Hengrong, CHENG Xueyun, HUANG Jiashuang

(School of Information Science and Technology, Nantong University, Nantong 226019, China)

**Abstract:** Structural brain network (SC) and functional brain network (FC) can reflect the changes in brain structure information caused by epilepsy from different perspectives. Currently, the fusion of two types of brain network information for auxiliary diagnosis of epilepsy has become one of the important studies in the field. However, common fusion models only fuse the information of the two types of brain networks at a single granularity, ignoring the multi-grained attribute of brain networks. This paper proposes an epilepsy identification method based on multi-modal multi-grained fusion network (MMFN), which integrates the features of the multi-modal brain network from global and local granularities to take full advantage of multi-modal brain network information. Specifically, at the local granularity, two modules (i.e., edge features fusion module and node features fusion module) are designed to reconstruct the feature maps of edge layer and node layer of two types of brain network, so that these two modes can learn features interactively. At the global granularity, a multimodal decomposition bilinear pooling module is designed to learn the joint representation of the two types of brain networks. Compared to current methods,

**基金项目:** 国家自然科学基金 (62102199)。

**收稿日期:** 2023-05-08; **修订日期:** 2023-10-08

experimental results show that the proposed method can improve the accuracy of epilepsy recognition significantly and assist doctors in the diagnosis of epilepsy.

**Key words:** multi-modal image; multi-grained; epilepsy; structural brain network; functional brain network

## 引 言

癫痫是一种最常见的慢性神经系统疾病,任何年龄段的人群均可发病。目前,深度学习在癫痫检测中的应用已经相当广泛。例如,Liu等<sup>[1]</sup>提出一种基于深度卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)的癫痫自动检测系统进行癫痫的诊断。Zahra等<sup>[2]</sup>利用脑电信号(Electroencephalogram, EEG)通过人工神经网络(Artificial neural network, ANN)来检测癫痫。因此,利用人工智能技术辅助医生更加准确地识别癫痫,有助于患者及时地治疗和康复,也有助于提高医疗诊断技术。

脑网络可以反映癫痫引起的脑部结构异常。脑网络可以根据构建时所用的影像数据类别分为结构脑网络和功能脑网络,其中结构脑网络多使用弥散张量成像构建,其连接信息主要反映脑区之间的白质纤维连接,功能脑网络多使用功能磁共振成像数据构建,其连接信息主要反映脑区之间的活动一致性。它们可以从不同的视角反映癫痫引起的脑部异常结构<sup>[3-4]</sup>。例如,Bernhardt等<sup>[5]</sup>研究癫痫对大脑结构和功能成像引起的异常,结果表明癫痫可以同时改变结构脑网络的海马区域和功能脑网络的后部默认网络区域。因此,融合两类脑网络信息可以进一步提高诊断癫痫的准确率。

多模态融合是从不同的模态中提取和组合相关信息。相比仅仅使用单一模态,融合多个模态的信息会有更好的分类精度<sup>[6-7]</sup>。目前,多模态脑网络融合方法中常见的有前期融合和决策层融合。前期融合方法,一般指在特征抽取前,融合两类脑网络的信息。常见的分别为使用功能脑网络(Functional brain network, FC)辅助结构脑网络(Structural brain network, SC)中白质纤维的追踪<sup>[8-9]</sup>,或者在构建功能脑网络时考虑结构脑网络信息,从而增加空间约束<sup>[10-11]</sup>。决策层融合方法一般指在特征学习后融合两类脑网络的信息,Guo等<sup>[12]</sup>使用拼接技术融合不同模态的信息,其结果显示可以将精神分裂症识别准确率提高至少2%。Wee等<sup>[13]</sup>使用多核融合技术联合结构脑网络和功能脑网络识别轻度认知障碍患者。Ma等<sup>[14]</sup>将结构脑网络和功能脑网络作为两个视图信息,并使用多视图图嵌入方法学习一个低维的联合表示,其结果显示在聚类的准确性上使用多模态脑网络信息要远优于仅使用单模态脑网络信息。

值得注意的是,以上方法均没有考虑脑网络的多粒度属性,仅在单一粒度下进行两类脑网络的特征融合。因此并不能充分获取两类脑网络完整的拓扑结构信息。脑网络数据分别由节点和连接边两个关键元素组成,其天然地具有多粒度属性。从局部粒度上看,疾病可以分别改变脑网络的节点和连接边属性。例如,Crone等<sup>[15]</sup>通过研究意识障碍患者的全局和局部拓扑网络特征,发现患者的由高度互联的中心节点组成的区域的拓扑特征发生了明显改变,这会严重影响患者的认知功能。从全局粒度上看,疾病也可以改变脑网络的“小世界属性”。例如,Zhu等<sup>[16]</sup>通过探索缺血性脑白质病患大脑连接组的拓扑结构,发现患者的大脑连接遭到破坏,患者的小世界脑网络功能和认知受到损害。因此,在多模态脑网络的特征融合中,考虑脑网络的多粒度属性,分别从局部粒度上的脑网络的节点和连接边属性和全局粒度上的全图属性两种粒度上探究癫痫对脑网络的改变,有助于提高癫痫识别的准确率。

基于上述讨论,本文提出了基于多模态多粒度融合网络(Multi-modal multi-grained fusion network, MMFN)的癫痫识别方法,考虑脑网络的多粒度属性,在全局和局部两个粒度上,通过设计不同的融合模块学习两类脑网络的融合特征,从而提高对癫痫的识别准确率。该模型使用由Kawahara等提出的边

到边卷积(Edge-to-edge layer, E2E)、边到节点卷积(Edge-to-noder layer, E2N)和节点到图卷积(Node-to-graph layer, N2G)获取每一步的特征图,用以得到不同的粒度特征信息,在特征学习过程中,设计了一种局部融合模块(即连接边特征融合和节点特征融合)在局部粒度上来融合两类脑网络的信息,用以重构结构脑网络和功能脑网络的连接边层和节点层的特征图。对于全图层的特征图,设计一个多模态分解双线性池化模块在全局粒度上进行融合,获取最终的联合表示,输入分类层获得最后的分类结果。

## 1 相关工作

本节简要介绍本文所提出的方法的相关工作和知识。首先,第1.1节介绍多模态融合;第1.2节介绍多粒度融合;最后,第1.3节介绍本文提出的MMFN中所用的3种卷积操作。

### 1.1 多模态融合

多模态融合是指综合来自两个或多个模态的信息以进行预测的过程。融合多个模态信息在疾病识别和联合视觉语音进行情感识别等任务上的性能往往可以优于仅仅使用单个模态的方法。

多模态融合在疾病诊断任务中已经得到广泛应用。例如, Yang等<sup>[17]</sup>提出一种多模态关系注意网络,该模型在特征提取前通过多模态关系注意模块来探索两种模态之间的相关信息并进行融合,从而提高了单模态特征的识别能力,有效改善对乳腺癌的分类性能,该多模态融合方法是一种前期融合,没有考虑到模态之间的关联和交互。An等<sup>[18]</sup>提出一种基于注意力的多模态融合网络(Multi-modal attention-based fusion network, MAIN)来根据患者的历史电子健康记录进行诊断,该模型在特征提取后通过加权平均的多模态融合模块模态信息进行整合,充分挖掘了不同模态之间的相关性,是一种决策层融合。同样地,在视觉语音联合情感识别任务上, Praveen等<sup>[19]</sup>研究了基于视频中人脸和语音融合的多维情感识别方法,并提出了一种联合交叉注意融合模型,该模型在特征提取后通过交叉注意模块获得视觉语音的联合特征表示,能够有效地利用互补的跨模态关系来准确预测价态和唤醒,是一种决策层融合。这类决策层融合策略,在模型的最后融合了多模态信息,而未曾考虑到在特征的学习过程中进行信息融合。

已有的多模态融合模型多数都是先抽取结构和功能特征,随后进行简单的融合,或是在特征提取前进行融合,而未考虑在特征的学习过程中,对两类特征进行深度融合。本文所提方法中的局部融合模块,在连接边和节点特征的学习过程中,加入了交互式学习模块,因此两类特征的学习不再独立而是相关联的,从而可以更好地学习到具有判别能力的特征。

### 1.2 多粒度融合

多粒度融合通过融合不同粒度的特征信息进行训练,能够对模型有更全面的指导。多粒度融合目前已经应用于行为识别、文本分类、情绪分析等任务中,并获得了一定的成效。在基于骨骼的行为识别任务中, MM-GCN(Multi-modal and multi-granularity graph convolutional network)<sup>[20]</sup>通过利用图卷积网络来捕捉“点-线-面-段”4种粒度的语义信息对老年人行为进行建模,从而进行行为识别。在基于方面的情感分类中,由于现有方法多采用粗粒度注意机制,会造成信息丢失, Fan等<sup>[21]</sup>提出一个新的多粒度注意网络(Multi-grained attention network, MGAN),利用细粒度和粗粒度注意机制,可以捕获方面和上下级之间的词级交互,从而提高该模型对于情感分类的性能。同样地, ATSM-F<sup>[22]</sup>对于汉语的情感分析从词根、字符和单词3个目标级别不同的粒度进行研究。

脑网络天然地具有多粒度属性,然而目前并没有关于脑网络的多粒度研究。本文所提方法分别在局部和全局两个粒度上对脑网络的特征信息进行融合。在局部粒度上,从脑网络的连接边和节点两个

层面上进行特征融合;在全局粒度上,通过多模态分解双线性池化对提取到的脑网络特征向量进行融合,获得联合表示,充分利用了不同粒度的脑网络信息,从而提高对癫痫的识别准确率。

### 1.3 BrainNetCNN 网络框架

在本节中,详细介绍了本文所提方法在卷积过程中使用的由 Kawahara 等<sup>[23]</sup>提出的 BrainNet CNN 网络中的 E2E、E2N 以及 N2G 三种卷积操作。

#### 1.3.1 边到边卷积

E2E 卷积滤波器是用来从原始邻接矩阵中提取边缘特征,类似于图像数据中使用的标准卷积滤波器,该滤波器加权组合了局部信息(即连接强度)来学习边缘特征。

令  $G^{l,m} = (A^{l,m}; \Omega)$  表示卷积神经网络第  $l$  层加权脑网络的第  $m$  个加权脑网络特征图,  $\Omega$  为脑区域对应的节点集合。 $A^{l,m} \in \mathbf{R}^{|\Omega| \times |\Omega|}$  为包含网络边权值的邻接矩阵。每层都以  $M^l$  特征映射作为输入,假设  $M^l = 1$  (即整个 CNN 的输入特征图只是描述一个连接组的单个邻接矩阵)。由于输入和输出的节点数量不发生变化,因此  $\Omega$  保持不变,并且 E2E 层的输出是一个过滤后的邻接矩阵,定义为

$$A_{i,j}^{l+1,n} = \sum_{m=1}^{M^l} \sum_{k=1}^{|\Omega|} r_k^{l,m,n} A_{i,k}^{l,m} + c_k^{l,m,n} A_{k,i}^{l,m} \quad (1)$$

式中:  $[c_k^{l,m,n}, r_k^{l,m,n}] = \mathbf{w}^{l,m,n} \in \mathbf{R}^{2|\Omega|}$ ;  $[\mathbf{w}^{l,1,n}, \dots, \mathbf{w}^{l,M^l,n}] \in \mathbf{R}^{2|\Omega| \times M^l}$  为第  $l$  层的第  $n$  个滤波器的学习权重;  $i, j$  分别表示脑网络节点的行与列的位置; 同样地,  $k$  也作为调整节点的参数。

#### 1.3.2 边到节点卷积

E2N 卷积滤波器是将边缘特征聚合为节点特征,该滤波器相当于一个一维空间卷积层。

E2N 过滤器从每个特征图中获取一个邻接矩阵  $A^{l,m}$  (代表一个可能经过过滤的脑网络)作为输入,并输出大小为  $|\Omega|$  的向量。因此, E2N 层的输出定义为

$$a_i^{l+1,n} = \sum_{m=1}^{M^l} \sum_{k=1}^{|\Omega|} r_k^{l,m,n} A_{i,k}^{l,m} + c_k^{l,m,n} A_{k,i}^{l,m} \quad (2)$$

式中:与 E2E 层类似,  $[c_k^{l,m,n}, r_k^{l,m,n}] = \mathbf{w}^{l,m,n} \in \mathbf{R}^{2|\Omega|}$ ,  $[\mathbf{w}^{l,1,n}, \dots, \mathbf{w}^{l,M^l,n}] \in \mathbf{R}^{2|\Omega| \times M^l}$  为第  $l$  层的第  $n$  个滤波器的学习权重。但是, E2N 层的第  $n$  个输出特征图  $a^{l+1,n}$  是  $\mathbf{R}^{|\Omega| \times 1}$  中的 1 个向量,而 E2E 层输出特征图是  $\mathbf{R}^{|\Omega| \times |\Omega|}$ 。

#### 1.3.3 节点到图卷积

N2G 卷积滤波器是将节点特征转换为图特征。N2G 滤波器同样是一维空间卷积,应用在 E2N 滤波器之后。通过从图中的所有节点获得单个响应,该过滤器可以显著降低特征映射的空间维度。在这种情况下,通过对节点进行加权组合以输出单个标量,有

$$a^{l+1,n} = \sum_{m=1}^{M^l} \sum_{i=1}^{|\Omega|} \mathbf{w}_i^{l,m,n} a_i^{l,m} \quad (3)$$

式中  $n$  表示每个输出特征图。

## 2 实验数据集与预处理

### 2.1 数据集

本文选择了 103 例额叶癫痫 (Frontal lobe epilepsy, FLE) 患者 (均为右利手, 女性 50 例, 年龄 17~51 岁, 平均年龄 24.1 岁) 和 114 例正常对照组 (Normal control, NC) (均为右利手, 女性 56 例, 年龄 20~38 岁, 平均年龄 26.2 岁) 的原始 rs-fMRI 数据和 DTI 数据。性别的  $p$  值为 0.960 1 (由 Pearson  $\chi^2$  检验获得)。年龄的  $p$  值为 0.247 1 (由 3 组间的单向 ANOVA 检验获得)。所有参与者均来自南京大学医学院附属金

陵医院。数据由 3.0T 西门子 Trio 磁共振扫描仪采集。rs-fMRI 扫描参数如下:重复时间 TR 为 2 000 ms,时间间隔 TE 为 30 ms,翻转角度为  $90^\circ$ ,体素大小为  $3.75 \text{ mm} \times 3.75 \text{ mm} \times 3.75 \text{ mm}$ 。DTI 扫描参数如下:重复时间 TR 为 610 ms,时间间隔 TE 为 93 ms,翻转角度为  $90^\circ$ ,体素大小为  $0.94 \text{ mm} \times 0.94 \text{ mm} \times 3 \text{ mm}$ 。

## 2.2 预处理

上述数据集使用 DPARSF 工具箱 2.0 版<sup>[24]</sup>中执行的 SPM8 对所有 rs-fMRI 数据进行图像预处理。初始图像经过切片时间采集校正,重新对齐,并归一化到 EPI 模板。然后,进行去趋势化过程,以去除虚假的方差来源(即 6 个头部运动参数,脑脊液和白质的平均信号,以及头部运动参数,脑脊液和白质的平均信号)。时间序列经过带通滤波(0.01~0.08 Hz)。生成的卷有 240 个时间点,并使用自动解剖标记(Anatomical automatic labeling, AAL)地图集分成 90 个感兴趣的区域(Region of interest, ROI)。这些时间序列提供了关于大脑活动的信息。DTI 数据采用 PANDA<sup>[25]</sup>进行处理。首先,使用 FSL 工具箱进行 DTI 失真校正,该工具箱去除涡流并从 B0 图像中提取大脑面具。然后,使用 TrackVis 通过确定性跟踪方法获得纤维图像,在每个受试者的共配准 T1 图像的基础上,使用 AAL 公约定义解剖区域。最后,纤维的数量可以很自然地看作是脑网络结构连通性的强弱。

## 3 多模态多粒度融合网络

如图 1 所示,本文提出的 MMFN 包含两个主要模块:局部粒度融合模块和全局粒度融合模块。令  $A^F \in \mathbb{R}^{N \times N}$  为功能脑网络的连接矩阵,  $A^S \in \mathbb{R}^{N \times N}$  为结构脑网络的连接矩阵( $N$  为脑网络节点的个数)。MMFN 的任务是融合功能脑网络和结构脑网络两种模态信息来识别癫痫。从数学上,可以描述为一种映射  $S: \{A^F, A^S\} \rightarrow y$ , 其中  $y$  表示受试者的标签(即癫痫患者或正常对照组)。图 1 中 LF、LS、EF、ES、 $N_1 \sim C_3$  以及  $C_1 \sim C_3$  的含义见 3.1 节相关描述;  $U$ 、 $V$  的含义见 3.2 节相关描述。

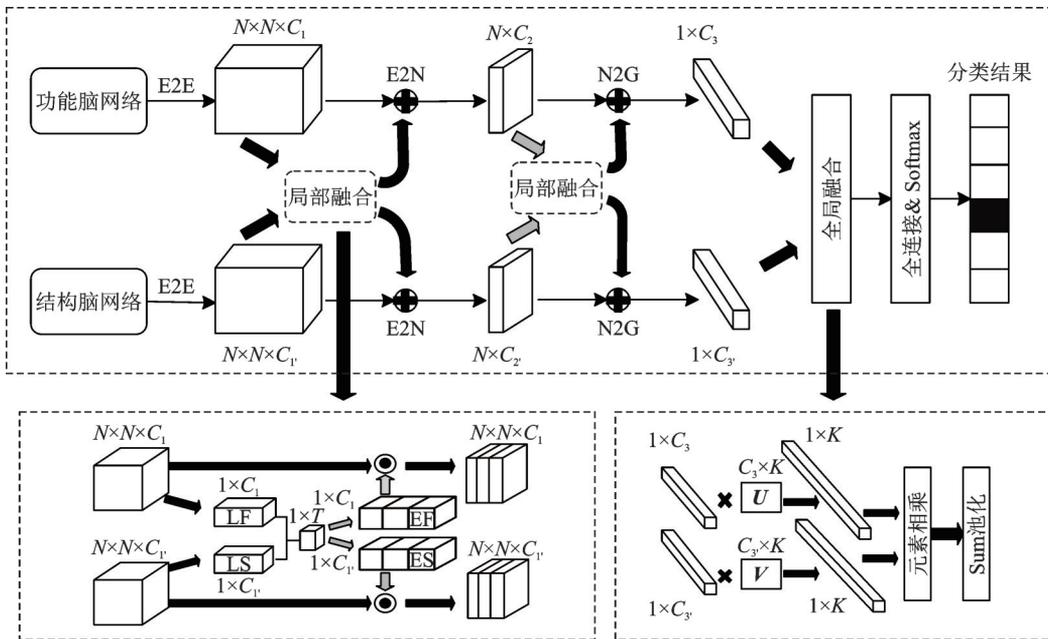


图 1 基于多模态多粒度融合网络的癫痫识别方法的框架图

Fig.1 Framework diagram of epilepsy identification method based on MMFN

### 3.1 局部粒度融合

本节详细阐述了在局部粒度上分别通过连接边特征融合和节点特征融合两个模块,对脑网络信息进行特征融合的过程,即在对功能脑网络和结构脑网络进行特征学习过程中,进行局部粒度融合。连接边特征融合是在对分别对功能脑网络和结构脑网络进行E2E卷积后,对连接边层上的功能特征和结构特征进行局部粒度融合,而节点特征融合是在E2N卷积之后对节点层上的功能特征和结构特征进行局部粒度融合。连接边特征融合模块和节点特征融合模块采用相同的局部融合原理进行融合。因此,以E2E卷积后的连接边特征融合为例,进行详细描述。

记结构脑网络和功能脑网络经过E2E卷积后的特征为 $S^E \in R^{N \times N \times C'_1}$ 和 $F^E \in R^{N \times N \times C_1}$ ,其中 $C_1$ 和 $C'_1$ 为特征的通道数。如图1左下图所示,局部融合模块可以分为4个步骤:压缩信息、多模态信息融合、生成通道激励信号和重构特征图。

**步骤1** 压缩信息。其目的在于将特征的所有信息压缩到通道层,其可以使用最为常见的全局平均池化,公式为

$$LS^E(c) = \frac{1}{N \times N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N S_{ij}^E(c) \quad (4)$$

$$LF^E(c) = \frac{1}{N \times N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N F_{ij}^E(c) \quad (5)$$

式中: $S_{ij}^E(c)$ 和 $F_{ij}^E(c)$ 为结构特征图 $S^E$ 和功能特征图 $F^E$ 在通道 $c$ 处节点 $i$ 与节点 $j$ 的连接特征值; $N$ 为脑网络节点的个数; $LS^E$ 和 $LF^E$ 分别为结构脑网络和功能脑网络压缩信息后得到的特征图。

**步骤2** 多模态信息融合,使用一个线性模型融合结构和功能脑网络的压缩信息并生成一个融合后的表示 $Z$ ,其公式为

$$Z = W [LS^E, LF^E] + b \quad (6)$$

式中 $W$ 和 $b$ 分别为权重参数和偏差参数。

**步骤3** 生成通道激励信号,根据上一步融合的多模态信息生成对结构脑网络和功能脑网络特征图各自的通道激励信号,其公式为

$$ES^E = W_S Z + b_S \quad (7)$$

$$EF^E = W_F Z + b_F \quad (8)$$

式中: $W_S$ 和 $W_F$ 为权重参数; $b_S$ 和 $b_F$ 为全连接层的偏差值; $ES^E$ 和 $EF^E$ 分别为结构脑网络和功能脑网络特征图各自的通道激励信号。

**步骤4** 重构原始特征图,其主要基于通道激励信号重构两个模态的原始特征图,公式为

$$\tilde{S}^E = 2 \times \sigma ES^E \odot S^E \quad (9)$$

$$\tilde{F}^E = 2 \times \sigma EF^E \odot F^E \quad (10)$$

式中: $\sigma$ 为非线性激活函数; $\odot$ 为通道层的积运算; $\tilde{S}^E$ 和 $\tilde{F}^E$ 分别为结构脑网络和功能脑网络重构后的特征图。

### 3.2 全局粒度融合

在本节中,详细阐述了在全局粒度上通过多模态分解双线性池化模块,对两类脑网络信息进行融合的详细过程,即在决策层上,通过多模态双线性池化层对提取到的两类脑网络的特征向量生成一个联合表示,用以进一步提高癫痫的识别准确率。

全局粒度融合是在对分别对功能脑网络和结构脑网络进行N2G卷积后,对全图层上的功能特征图

和结构特征图(该层的特征图可以看成是向量)进行多模态分解双线性池化,用来融合结构和功能脑网络信息获取一个最终输入分类层的多模态脑网络联合表示。具体步骤如下。

**步骤1** 令结构脑网络和功能脑网络的全图层的特征向量分别  $S^G \in \mathbf{R}^{C_3'}$ ,  $F^G \in \mathbf{R}^{C_3}$ , 当使用简单的双线性池化时,其公式为

$$q = (S^G)^T W_{SF} F^G \quad (11)$$

式中:  $W_{SF} \in \mathbf{R}^{C_3' \times C_3}$  为双线性映射矩阵;  $q$  为使用简单双线性池化得到的融合表示。

**步骤2** 双线性映射矩阵  $W_{SF} \in \mathbf{R}^{C_3' \times C_3}$  可以分解成两个低秩矩阵  $U \in \mathbf{R}^{C_3' \times K}$ ,  $V \in \mathbf{R}^{C_3 \times K}$ , 因此式(11)可改写为

$$q = (S^G)^T W_{SF} F^G = \mathbf{1}^T (U^T S^G \circ V^T F^G) \quad (12)$$

式中:“ $\circ$ ”表示两个向量的元素积,  $\mathbf{1}^T \in \mathbf{R}^K$  为所有值为1的向量。

**步骤3** 为了获取最终的融合向量  $Q \in \mathbf{R}^o$ , 需要有两个三维张量  $W_{SF}^a = [U_1, U_2, \dots, U_o]$ ,  $W_{SF}^b = [V_1, V_2, \dots, V_o]$ , 其中  $W_{SF}^a \in \mathbf{R}^{C_3' \times K \times o}$  可以通过矩阵变维转化为一个二维矩阵  $\tilde{W}_{SF}^a \in \mathbf{R}^{C_3' \times K_o}$ , 而  $W_{SF}^b \in \mathbf{R}^{C_3 \times K \times o}$  可以转为  $\tilde{W}_{SF}^b \in \mathbf{R}^{C_3 \times K_o}$ , 并通过 SumPool(求和池化)获得最终融合表示  $Q$ , 表示为

$$Q = \text{SumPool}((\tilde{W}_{SF}^a)^T S^G \circ (\tilde{W}_{SF}^b)^T F^G, K) \quad (13)$$

该向量在全球粒度上融合了结构脑网络和功能脑网络的信息,然后直接输入到最终的分类层获取最终的疾病识别结果。

### 3.3 网络结构和训练

本文提出的模型通过最小化交叉熵损失进行训练。

$$l = - \sum_m y_m \log y'_m \quad (14)$$

式中:  $y_m$  表示被试者的真实标签;  $y'_m$  表示被试者的预测标签。

算法1展示了本文所提方法的具体流程。算法步骤如下:首先将 rs-fMRI 和 DTI 图像分别对应的功能脑网络的连接矩阵  $A^F$  和结构脑网络的连接矩阵  $A^S$  作为输入,它们对应的标签作为输出。网络结构包含两条通路,两条通路都包含3种卷积操作,分别为 E2E、E2N 和 N2G,在经过 E2E 卷积后,两种脑网络信息进行第1次局部融合,也就是连接边特征融合;在经过 E2N 卷积后,两种脑网络信息进行第2次局部融合,也就是节点特征融合;2次局部融合过后,通过 N2G 卷积,得到整个卷积后的特征向量;在决策层上,将学习到的特征向量,通过全局融合,获得最终的联合表示;输入到分类层,得到分类结果,并将得到的预测标签与真实标签的交叉熵损失作为损失函数进行训练,以获得最佳的预测结果。

#### 算法1 MMFN算法

输入:功能连接组  $A^F$ , 结构连接组  $A^S$

参数:丢弃率 dropout、学习率  $lr$ 、秩  $r$

输出:预测的癫痫识别结果  $y'_m$

(1)将功能脑网络的连接矩阵  $A^F$  和结构脑网络的连接矩阵  $A^S$  同时输入到一个卷积神经网络中。

(2)对  $A^F$  和  $A^S$  分别进行 E2E 卷积,使用连接边特征融合进行第一次局部融合,分别得到特征图  $F^E$  和  $S^E$ 。

(3)对  $F^E$  和  $S^E$  分别进行 E2N 卷积,使用节点特征融合进行第2次局部融合,分别得到特征图:  $F^N$  和  $S^N$ 。

(4)对  $F^N$  和  $S^N$  分别进行 N2G 卷积,得到整个卷积后的特征向量:  $X^F$  和  $X^S$ 。

- (5)对  $X^F$  和  $X^S$  进行全局融合,获得最终的联合表示  $X^J$ 。
- (6)将  $X^J$  通过分类层进行分类,得到分类结果。
- (7)将得到的预测标签与真实标签的交叉熵损失作为损失函数进行训练,以获得最佳模型。
- (8)获得预测的癫痫识别结果  $y'_m$ 。

## 4 实 验

### 4.1 实验参数和评估指标

本文采用的实验平台为PCIntel(R) Core(TM) i9-10900K CPU@3.70 GHz, RAM 64 GB, NVIDIA RTX3090 GPU, Windows 10家庭中文版操作系统,开发工具为JetBrains PyCharm,使用Python语言实现实验中相关算法。

实验设置dropout rate为0.3,迭代次数设置为500,初始化学率设置为 $5 \times 10^{-5}$ ,并采用Adam优化器更新参数。模型总体的参数量(Params)为 $0.2537 \times 10^6$ ,模型计算量(Floating-point operations, FLOPs)为 $0.4841 \times 10^9$ 。

对比预测标签和真实标签可以得到混淆矩阵的真阳性TP、真阴性TN、假阳性FP和假阴性FN。其中,TP表示真实标签为“健康”的受试者分为“健康”,TN表示真实标签为“患病”的受试者分为“患病”,FP表示真实标签为“患病”的受试者分为“健康”,FN表示真实标签为“健康”的受试者分为“患病”。

本文在混淆矩阵的基础上采用准确率(Accuracy, ACC)、灵敏度(Sensitivity, SEN)、特异性(Specificity, SPE)、阳性预测值(Positive predictive value, PPV)、阴性预测值(Negative predictive value, NPV)和平衡准确度(Balance accuracy, BAC)来评估模型的性能。其中,ACC表示将受试者分类正确的概率,SEN表示将健康的人分类正确的概率,SPE表示将患者分类正确的概率,PPV表示预测为健康的人的样本中真正为健康的人所占的比例,NPV表示预测为患者的人的样本中真正为患者所占的比例。评估指标分别定义为

$$\begin{aligned} \text{ACC} &= \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}, \text{SEN} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \\ \text{SPE} &= \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}}, \text{PPV} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \\ \text{NPV} &= \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FN}}, \text{BAC} = \frac{\text{SEN} + \text{SPE}}{2} \end{aligned} \quad (15)$$

本文均采用5倍交叉验证策略来评估所有方法的性能,即将数据集划分为5个大小相等的子集,每个子集将依次用作测试数据集,其余集合将用作训练集和验证集。在每次划分上,运行时间在10~15 min之间。同时,采用了方差的评价指标,对在5次不同划分的实验中,对实验数据的上下波动进行评估,以验证实验结果的可靠性。

### 4.2 实验结果与分析

#### 4.2.1 对比方法

为了验证本文提出的MMFN方法的有效性,将MMFN与以下6种主流方法进行比较:(1)多核学习方法(Multi-kernel)<sup>[26]</sup>; (2)多线性主成分分析(Multilinear principal component analysis, MPCA)<sup>[27]</sup>; (3)扩散卷积神经网络(Diffusion-convolutional neural networks, DCNN)<sup>[28]</sup>; (4)多视图图卷积网络(Multi-view graph convolutional network, MVGCN)<sup>[29]</sup>; (5)自校正方法(Self-calibrated)<sup>[30]</sup>; (6)多中心多通道池化图卷积网络(Multicenter and multichannel pooling GCN, MMP-GCN)<sup>[31]</sup>。下面对这6种方法进行介绍。

(1)Multi-kernel<sup>[26]</sup>:在该方法中,将1个从FC中提取的线性核矩阵和1个从SC中提取的图核矩阵组合成1个核矩阵。根据N2EN方法<sup>[32]</sup>中使用的特征向量计算线性核矩阵,图核的计算方法和图核法相同。结合根据训练对象通过网格搜索确定的权重参数,就可以执行标准支持向量机进行分类。

(2)MPCA<sup>[27]</sup>:在该方法中,首先将FC矩阵和SC矩阵连接成1个三维张量,然后使用MPCA提取一个新的表示,转化为一个特征向量,然后直接输入到支持向量机,进行分类。

(3)DCNN<sup>[28]</sup>:DCNN定义了两种类型的输入,其中包括来自fMRI的节点特征和来自DTI的节点交互。通过扩散卷积运算,生成不同尺度的节点表示。最后将两类信息的融合表示输入全连接层,就可以预测大脑网络的标签。

(4)MVGCN<sup>[29]</sup>:在该方法中,将FC和SC视为1个多视图数据,将每个视图都输入到GCN中,根据预定义的公共图结构生成新的表示。通过使用元素最大操作,将这些表示聚合成联合表示。在这种联合表示的基础上,采用Sigmoid激活的全连接神经网络得到分类结果。

(5)Self-calibrated<sup>[30]</sup>:在该方法中,采用低秩学习的自校正方法构建功能脑网络,在从功能网络和结构网络中提取特征后,将功能特征和结构特征拼接为每个主题的一个特征向量,最后将选择的特征向量输入到支持向量机进行分类。

(6)MMP-GCN<sup>[31]</sup>:在该方法中,通过在稀疏表示方法中引入DTI强度惩罚项,使用DTI结构信息来约束功能连接网络的构造,从而融合fMRI功能信息和DTI结构信息。该方法使用一种新的多中心多通道加权池化方法,以提取有代表性的节点特征,通过多通道池化GCN,得到最终的分类结果。

#### 4.2.2 对比实验结果

在癫痫识别任务中,各算法的实验性能如表1所示。具体来说,本文提出的MMFN方法对癫痫识别的准确率ACC达到83.94%,对比而言,MVGCN方法、Self-calibrated方法和MMP-GCN方法的ACC分别为80.34%、81.56%和82.24%,其他算法的ACC均未达到80%。此外,通过计算MMFN方法5次不同划分的ACC值的方差,得到方差为0.3145%,可以验证MMFN方法的有效性。

从其他评价指标上来看,MMFN方法的SEN值相比其他算法的最好结果提高了7.16%。同样地,在PPV和BAC两种评价指标上,所提方法均有所改善,提高了1.69%~4.41%。除此之外,Self-calibrated方法的SPE值比MMFN方法要高1.93%,DCNN方法的SPE值要比MMFN方法略高0.34%,其他方法的SPE值均低于MMFN方法。MMP-GCN方法的NPV值比MMFN略高1.11%,其他方法的NPV值均低于MMFN方法。

综上所述,能够看出本文提出的MMFN方法对于识别癫痫的总体性能是显著高于其他算法。因此,MMFN方法可以有效地识别癫痫。

表1 各算法的实验结果对比

模型	ACC	SEN	SPE	PPV	NPV	BAC	%
Multi-kernel <sup>[26]</sup>	75.10±8.669 8	65.80±16.540 0	85.39±0.875 0	82.69±3.849 8	70.66±11.510 0	75.60±8.279 0	
MPCA <sup>[27]</sup>	74.22±9.439 6	64.13±18.060 0	85.39±0.875 0	82.15±4.491 1	69.80±12.140 0	74.76±9.006 2	
DCNN <sup>[28]</sup>	78.23±4.046 0	65.52±9.494 1	92.26±2.556 5	90.52±2.172 3	71.17±5.283 0	78.89±3.810 1	
MVGCN <sup>[29]</sup>	80.34±5.570 3	71.40±10.810 0	90.26±0.583 3	88.89±13.61 0	74.61±7.320 1	80.83±5.263 3	
Self-calibrated <sup>[30]</sup>	81.56±0.690 9	75.26±0.615 0	93.85±1.893 6	92.00±3.200 0	72.56±1.462 6	84.55±0.636 7	
MMP-GCN <sup>[31]</sup>	82.24±0.322 6	78.46±0.641 0	88.09±0.600 9	87.34±1.053 3	77.86±1.100 6	83.28±0.282 9	
MMFN	83.94±0.314 5	78.56±0.783 3	91.92±0.126 8	92.21±0.186 9	76.75±1.281 8	85.24±0.204 8	

#### 4.2.3 多模态融合的有效性

为了验证本文提出的模型中多模态融合的有效性,在相同数据集上,将该模型分别与仅使用FC和SC两种单模态来对癫痫进行识别的方法进行比较。

证明多模态融合有效性的实验数据如图2所示,使用单模态FC和SC的准确率ACC分别为77.82%和77.55%,而使用两种模态进行融合的MMFN方法的ACC值可达到83.94%。同样地,可以看出MMFN在SEN、NPV和BAC三种评价指标上均显著优于两种单模态方法,分别平均提高了7.68%、11.82%和4.28%,并且在SPE上也略高于FC和SC两种单模态方法。然而,MMFN在PPV上相比于两种单模态方法只略高于使用SC的单模态方法,低于使用FC的单模态方法,因此还需进一步提高。

根据以上的数据分析,可以总结出使用多模态融合的方法相比于仅使用单模态的方法对于识别癫痫的性能得到了显著的提高,验证了多模态融合的有效性。

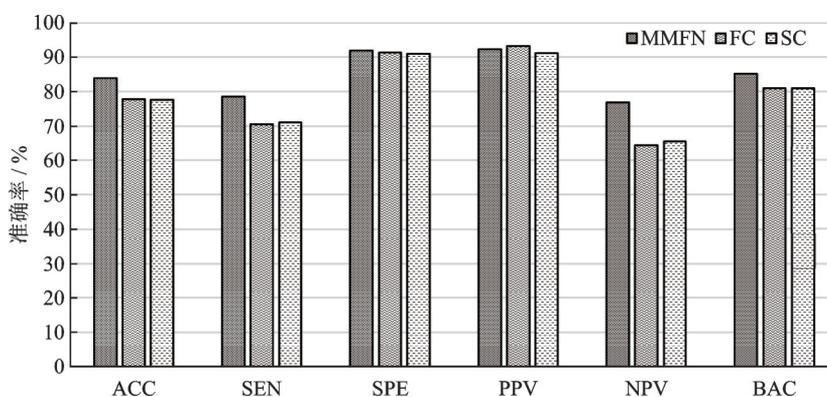


图2 证明多模态融合有效性的实验数据

Fig.2 Experimental data demonstrating the effectiveness of multimodal fusion

#### 4.2.4 多粒度融合的有效性

为了验证多粒度融合的有效性,在相同数据集上,采用消融实验,将MMFN分别仅保留局部粒度融合模块(Local-fusion)、仅保留全局粒度融合模块(Global-fusion)还有去掉全局粒度融合和局部粒度融合两个模块后使用与MMFN相同的卷积操作后进行拼接融合(BrainNetCNN-cat)和相加融合(BrainNetCNN-add)。

首先,从癫痫机制出发对多粒度融合进行分析,癫痫可以造成脑网络的局部粒度和全局粒度上的病变。在局部粒度上,Royer等<sup>[33]</sup>发现癫痫患者的脑网络hub节点数量相比于对照组显著增加,并且hub节点的位置发生了改变。Johnson等<sup>[34]</sup>通过tACS技术获取到了在interictal状态下脑网络连接模式的变化,发现癫痫会改变脑网络的连接模式,并且在某些局部连接中心出现较为显著的变化。在全局粒度上,Leitgeb等<sup>[35]</sup>探讨儿童癫痫患者的大脑电活动中的功能连接模式,发现不同的大脑区域之间相互连接及其强度发生变化,导致脑网络处于一种紊乱状态,同时揭示了失神癫痫患者在全局和局部连接网络特征上显著的差异。基于以上讨论,本文在脑网络上构造了局部和全局两种粒度来进行特征融合,从而对癫痫进行诊断。

证明多粒度融合有效性的消融实验数据如表2所示。首先,将仅保留局部粒度融合模块的实验结果与仅使用卷积操作然后进行相加融合和拼接融合的两个实验进行对比,Local-fusion的识别准确率

ACC 为 81.49%，并在 ACC、SEN 和 NPV 三个评价指标上分别平均提高了 1.8%、3.63% 和 5.95%。Global-fusion 的识别准确率为 81.42%，它的对比效果与 Local-fusion 类似，因此可以分别验证所提方法在特征学习过程中的使用连接边和节点特征融合来进行的局部粒度融合和决策层使用多模态分解双线性池化模块进行的全局粒度融合这两者的有效性。

下面将 MMFN 与分别保留局部粒度和全局粒度融合模块的两个实验进行对比，可以看出在 ACC、SEN、SPE、PPV、NPV 和 BAC 六个评价指标上分别平均提高了 2.49%、2%、2.78%、3%、2.03% 和 2.4%。除此之外，消融实验的各个方差均在较小范围内，因此实验具有可靠性。通过以上对比，可以验证进行多个粒度融合会比单一粒度的融合展现出更好的性能。基于以上讨论，可以验证多粒度融合的有效性。

表 2 证明多粒度融合有效性的消融实验数据

模型	ACC	SEN	SPE	PPV	NPV	BAC
Local-fusion	81.49±0.261 4	76.35±0.542 2	88.76±0.222 3	89.21±0.242 0	74.79±0.807 8	82.55±0.221 9
Global-fusion	81.42±0.606 7	76.76±0.971 0	89.52±0.681 0	89.21±1.177 6	74.65±2.115 5	83.14±0.422 7
BrainNetCNN-cat	80.95±0.340 2	72.99±0.269 0	95.24±1.133 8	95.00±1.250 0	68.61±0.656 2	84.11±0.396 9
BrainNetCNN-add	78.44±0.831 1	72.45±1.119 1	88.43±0.958 4	89.21±1.177 6	69.07±1.731 9	80.44±0.752 0
MMFN	83.94±0.314 5	78.56±0.783 3	91.92±0.126 8	92.21±0.186 9	76.75±1.281 8	85.24±0.204 8

#### 4.2.5 可解释性实验

本文提出的方法可以识别出与癫痫病理机制有关的有判别力的脑区域。在这项研究中，本文通过掩码操作<sup>[36]</sup>来评估每个区域的重要性分数。具体来说，如果将某大脑区域从输入中去除，显著降低了分类精度，则认为该区域很重要。下面通过依次移除不同脑区之后的分类准确率来计算每个区域的重要性分数识别重要脑区。该研究会以下 3 种情况进行：移除两种模态的脑区信息；移除结构脑网络的脑区信息；移除功能脑网络的脑区信息。

采用 MMFN 方法选择了如表 3 所示的 10 个重要脑区，这 10 个重要脑区主要是根据同时移除两种

表 3 采用本文提出的癫痫识别方法选出的 10 个重要脑区

脑区名称	简称	Score-A	Score-B	Score-C
中央前回	Precentral_R	194.5	55.5	138.8
丘脑	Thalamus_R	166.7	0	111.1
岛盖部额下回	Frontal_Inf_Oper_L	138.9	27.8	55.5
三角部额下回	Frontal_Inf_Tri_L	138.9	27.8	55.5
缘上回	SupraMarginal_L	138.9	0	83.3
角回	Angular_L	138.9	0	83.3
楔前叶	Precuneus_R	138.9	27.8	55.5
颞下回	Temporal_Inf_R	138.9	0	83.3
中央前回	Precentral_L	111.2	83.3	83.3
背外侧额上回	Frontal_Sup_R	111.2	55.5	83.3

模态的脑区信息得到的每个区域的重要性分数来选择,其中 Score-A 代表移除两种模态的脑区信息; Score-B 代表移除结构脑网络的脑区信息; Score-C 代表移除功能脑网络的脑区信息。表 3 列出的 10 个重要脑区可能是癫痫的关键生物标志物,可以区分疾病组和健康组。从表 3 可以看出中央前回脑区是重要性分数最高的脑区,中央前回脑区是额叶癫痫患者最显著的病变区域<sup>[37]</sup>,所以 MMFN 方法选择该区域是合理的。除此之外,MMFN 方法选择的其他区域(如丘脑<sup>[38]</sup>)与以往研究一致。这些结果可以表明本文提出的方法具有准确定位癫痫病变区域的能力。根据列出的重要性分数可以进一步看出,同时移除两种模态信息下的各个脑区的重要度更加突出,能够明显地找出重要脑区。相比之下,分别移除两个单模态的脑区信息下的脑区重要度并不突出,这体现了融合两类脑网络信息对癫痫分类任务的有效性。

## 5 结束语

本文提出了一种癫痫识别方法 MMFN,将功能磁共振成像对应的功能脑网络连接矩阵和弥散张量成像对应的结构脑网络的连接矩阵作为多模态多粒度融合网络的输入。考虑脑网络的多粒度属性,分别在特征学习过程中和决策层上进行局部粒度和全局粒度上的融合,并通过在南京大学医学院附属金陵医院提供的额叶癫痫数据集进行实验,结果表明所提方法可以有效地对癫痫进行识别。今后会考虑进一步寻找更多数据集来支撑本文提出的癫痫识别方法,并在多粒度构造解释上增加理论性推导。

## 参考文献:

- [1] LIU Guoyang, ZHOU Weidong, GENG Minxing. Automatic seizure detection based on S-transform and deep convolutional neural network[J]. *International Journal of Neural Systems*, 2020, 30(4): 1950024.
- [2] ZAHRA A, KANWAL N, UR REHMAN N, et al. Seizure detection from EEG signals using multivariate empirical mode decomposition[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2017, 88: 132-141.
- [3] 黄嘉爽, 接标, 丁卫平, 等. 脑网络分析方法及其应用[J]. *数据采集与处理*, 2021, 36(4): 648-663.  
HUANG Jiashuang, JIE Biao, DING Weiping, et al. Brain network analysis: Method and application[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2021, 36(4): 648-663.
- [4] MEIER J, TEWARIE P, HILLEBRAND A, et al. A mapping between structural and functional brain networks[J]. *Brain Connectivity*, 2016, 6(4): 298-311.
- [5] BERNHARDT B C, BERNASCONI A, LIU Min, et al. The spectrum of structural and functional imaging abnormalities in temporal lobe epilepsy[J]. *Annals of Neurology*, 2016, 80(1): 142-153.
- [6] LIEM F, VAROQUAUX G, KYNAST J, et al. Predicting brain-age from multimodal imaging data captures cognitive impairment[J]. *Neuroimage*, 2017, 148: 179-188.
- [7] LIANG Sugai, LI Yinfei, ZHANG Zhong, et al. Classification of first-episode schizophrenia using multimodal brain features: A combined structural and diffusion imaging study[J]. *Schizophrenia Bulletin*, 2019, 45(3): 591-599.
- [8] OECHSLIN M S, GSCHWIND M, JAMES C E. Tracking training-related plasticity by combining fMRI and DTI: The right hemisphere ventral stream mediates musical syntax processing[J]. *Cerebral Cortex*, 2018, 28(4): 1209-1218.
- [9] TAFARO C, MAGGIO S, GALLO G S, et al. Feasibility in routine clinical setting of combined resting-state fMRI and DTI-tractography for surgical planning of brain tumors[C]//*Proceedings of European Congress of Radiology-ECR 2020*. [S.l.]: DE, 2020.
- [10] SOKOLOV A A, ZEIDMAN P, ERB M, et al. Linking structural and effective brain connectivity: Structurally informed parametric empirical Bayes (si-PEB)[J]. *Brain Structure Function*, 2019, 224(1): 205-217.

- [11] KANG H, OMBAO H, FONNESBECK C, et al. A Bayesian double fusion model for resting-state brain connectivity using joint functional and structural data[J]. *Brain Connectivity*, 2017, 7(4): 219-227.
- [12] GUO Shuixia, HUANG Chuchuang, ZHAO Wei, et al. Combining multi-modality data for searching biomarkers in schizophrenia[J]. *PloS One*, 2018, 13(2): e0191202.
- [13] WEE C Y, YAP P T, ZHANG D Q, et al. Identification of MCI individuals using structural and functional connectivity networks[J]. *Neuroimage*, 2012, 59(3): 2045-2056.
- [14] MA Guixiang, LU Chunta, HE Lifang, et al. Multi-view graph embedding with hub detection for brain network analysis[C]// *Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*. [S.l.]: IEEE, 2017: 967-972.
- [15] CRONE J S, SODDU A, HÖLLER Y, et al. Altered network properties of the fronto-parietal network and the thalamus in impaired consciousness[J]. *NeuroImage: Clinical*, 2014, 4: 240-248.
- [16] ZHU Yixin, LU Tong, XIE Chunming, et al. Functional disorganization of small-world brain networks in patients with ischemic leukoaraiosis[J]. *Frontiers in Aging Neuroscience*, 2020, 12: 203.
- [17] YANG Xiao, XI Xiaoming, YANG Lu, et al. Multi-modality relation attention network for breast tumor classification[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2022, 150: 106210.
- [18] AN Ying, ZHANG Haojia, SHENG Yu, et al. MAIN: Multimodal attention-based fusion networks for diagnosis prediction [C]//*Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*. [S.l.]: IEEE, 2021: 809-816.
- [19] PRAVEEN R G, DE MELO W C, ULLAH N, et al. A joint cross-attention model for audio-visual fusion in dimensional emotion recognition[C]//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. [S.l.]: IEEE, 2022: 2486-2495.
- [20] 丁静, 舒祥波, 黄捧, 等. 基于多模态多粒度图卷积网络的老年人日常行为识别[J]. *软件学报*, 2022, 34(5): 2350-2364.  
DING Jing, SHU Xiangbo, HUANG Pe, et al. Identification of daily behaviors of the elderly based on multimodal and granular graph convolutional networks[J]. *Journal of Software*, 2022, 34(5): 2350-2364.
- [21] FAN Feifan, FENG Yansong, ZHAO Dongyan. Multi-grained attention network for aspect-level sentiment classification[C]// *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Brussels, Belgium: Association for Computational Linguistics, 2018: 3433-3442.
- [22] PENG Haiyun, MA Yukun, LI Yang, et al. Learning multi-grained aspect target sequence for Chinese sentiment analysis[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2018, 148: 167-176.
- [23] KAWAHARA J, BROWN C J, MILLER S P, et al. BrainNetCNN: Convolutional neural networks for brain networks towards predicting neurodevelopment[J]. *NeuroImage*, 2017, 146: 1038-1049.
- [24] YAN Chaogan, ZANG Yufeng. DPARSF: A MATLAB toolbox for “pipeline” data analysis of resting-state fMRI[J]. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 2010, 4: 1377.
- [25] CUI Zaixu, ZHONG Suyu, XU Pengfei, et al. PANDA: A pipeline toolbox for analyzing brain diffusion images[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2013, 7: 42.
- [26] DYRBA M, GROTHE M, KIRSTE T, et al. Multimodal analysis of functional and structural disconnection in Alzheimer’s disease using multiple kernel SVM[J]. *Human Brain Mapping*, 2015, 36(6): 2118-2131.
- [27] LU Haiping, PLATANIOTIS K N, VENETSANOPOULOS A N. MPCA: Multilinear principal component analysis of tensor objects[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, 19(1): 18-39.
- [28] ATWOOD J, TOWSLEY D. Diffusion-convolutional neural networks[C]//*Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems*. Barcelona, Spain:[s.n.], 2016.
- [29] ZHANG Xi, HE Lifang, CHEN Kun, et al. Multi-view graph convolutional network and its applications on neuroimage analysis for parkinson’s disease[C]//*Proceedings of AMIA Annual Symposium*. [S.l.]: American Medical Informatics Association, 2018: 1147.

- [30] LEI B, CHENG N, FRANGI A F, et al. Self-calibrated brain network estimation and joint non-convex multi-task learning for identification of early Alzheimer's disease[J]. *Medical Image Analysis*, 2020, 61: 101652.
- [31] SONG X, ZHOU F, FRANGI A F, et al. Multi-center and multi-channel pooling GCN for early AD diagnosis based on dual-modality fused brain network[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2022, 42(2): 354-367.
- [32] ZHU Qi, HUANG Jiashuang, XU Xijia. Non-negative discriminative brain functional connectivity for identifying schizophrenia on resting-state fMRI[J]. *Biomedical Engineering Online*, 2018, 17(1): 1-15.
- [33] ROYER J, BERNHARDT B C, LARIVIÈRE S, et al. Epilepsy and brain network hubs[J]. *Epilepsia*, 2022, 63(3): 537-550.
- [34] JOHNSON G W, DOSS D J, MORGAN V L, et al. The interictal suppression hypothesis in focal epilepsy: Network-level supporting evidence[J]. *Brain*, 2023, 146: 2828-2845.
- [35] LEITGEB E P, ŠTERK M, PETRIJAN T, et al. The brain as a complex network: Assessment of EEG-based functional connectivity patterns in patients with childhood absence epilepsy[J]. *Epileptic Disorders*, 2020, 22(5): 519-530.
- [36] BRETT M, PLEFF A, RORDEN C, et al. Spatial normalization of brain images with focal lesions using cost function masking[J]. *Neuroimage*, 2001, 14(2): 486-500.
- [37] LOPEZ C, HEYDRICH L, SEECK M, et al. Abnormal self-location and vestibular vertigo in a patient with right frontal lobe epilepsy[J]. *Epilepsy & Behavior*, 2010, 17(2): 289-292.
- [38] SCHAPER F L, ZHAO W V J. Single-cell recordings to target the anterior nucleus of the thalamus in deep brain stimulation for patients with refractory epilepsy[J]. *International Journal of Neural Systems*, 2019, 29(4): 12.

#### 作者简介:



戚晓雨(2000-),女,硕士研究生,研究方向:数据挖掘、机器学习, E-mail: 18862631969@163.com。



丁卫平(1979-),男,博士,教授,研究方向:粒计算、数据挖掘, E-mail: dwp9988@163.com。



鞠恒荣(1989-),男,博士,副教授,研究方向:粒计算、粗糙集, E-mail: juhengrong@ntu.edu.cn。



程学云(1978-),女,博士,副教授,研究方向:量子计算、逻辑综合, E-mail: chenxy@ntu.edu.cn。



黄嘉爽(1988-),通信作者,男,博士,副教授,研究方向:机器学习、医学图像分析, E-mail: hjsdym@163.com。

(编辑:刘彦东)