華東理工大學学报 自然科学版 Natural Science Edition
JOURNAL OF EAST CHINA UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY

基于时序-拓扑一致性图对比模型的EEG抑郁识别

松涛 陆侯祺 周家乐 王慧锋

Temporal-Topological Consistency Graph Contrastive Model for EEG Depression Recognition

SONG Tao, LU Houqi, ZHOU Jiale, WANG Huifeng

在线阅读 View online: http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20260122002

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于异构感知和对比学习的图推理机制

Research on Graph Reasoning Mechanism Based on Heterogeneous Perception and Contrastive Learning

华东理工大学学报（自然科学版）. 2026, 52(1): 129-141 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20250429001

基于双曲空间的多视图对比学习捆绑推荐模型

Hyperbolic Space-Based Multi-View Contrastive Learning Model for Bundle Recommendation

华东理工大学学报（自然科学版）. 2026, 52(1): 109-117 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20250326002

基于二阶段对比学习的中文自动文本摘要方法研究

Automatic Chinese Text Summarization Based on Two-Stage Contrastive Learning

华东理工大学学报（自然科学版）. 2024, 50(4): 586-593 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20230713001

基于脑电功能连接微状态序列递归分析的情绪解码模型

Emotion Decoding Model Based on Recurrent Analysis of EEG Functional Connectivity Microstate Sequence

华东理工大学学报（自然科学版）. 2023, 49(1): 108-115 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20211202003

平衡信息与动态更新的原型表示联邦学习

Balance Information and Dynamic Update in Prototype-Based Federated Learning

华东理工大学学报（自然科学版）. 2024, 50(6): 905-912 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20231019001

注意力残差网络结合LSTM的EEG情绪识别研究

Research on EEG Emotion Recognition of Attention Residual Network Combined with LSTM

华东理工大学学报（自然科学版）. 2024, 50(4): 570-579 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20230629001

扫码关注公众号，获取更多信息！

文章编号：1006-3080(2026)05-0658-16 DOI: 10.14135/j.cnki.1006-3080.20260122002

基于时序-拓扑一致性图对比模型的 EEG 抑郁识别

松 涛， 陆侯祺， 周家乐， 王慧锋
（华东理工大学信息科学与工程学院，上海 200237）

摘要：重度抑郁症 (Major Depressive Disorder，MDD) 是严重影响人类健康的精神疾病，现阶段基于对比学习 (Contrastive Learning，CL) 的脑电信号 (ElectroEncephaloGrams，EEG) 抑郁识别取得良好效果，但仍存在如下局限性：目前的 CL 方法主要聚焦于 EEG 的时序一致性，忽略了 EEG 的拓扑一致性，即各通道的抗干扰稳定性与通道间的固有神经生理学关联性。为解决上述问题，本文提出基于时序-拓扑一致性图对比学习 (Temporal-Topological Consistency Graph Contrastive Learning，TTGCL) 的抑郁识别模型。首先，设计自适应图增强策略，包括基于信噪比与频域能量分布的动态节点增强和基于动态正则约束的边增强，以生成高质量的对比视图。其次，提出跨窗口时序一致性对比 (Cross-Window Temporal Consistency Contrast，CWTCC)，通过双视图交叉预测学习 EEG 的时序一致性。最后，构建区域-全局图对比 (Regional-Global Graph Contrast，RGGC) 框架，从局部脑区到全局样本层面学习拓扑一致性。本文在两个公开 MDD 数据集上分别取得了 96.53% 和 96.33% 的识别准确率，优于现有基线模型。

关键词：脑电图；抑郁识别；对比学习；图神经网络；拓扑一致性

中图分类号：TP391 **文献标志码：**A

重度抑郁症 (Major Depressive Disorder, MDD) 是常见的精神疾病，根据世界卫生组织的不完全统计，全球约 2.8 亿人患有重度抑郁症[1]。抑郁患者常表现为持续性情绪低落、兴趣丧失、极度疲劳，以及无助感和绝望感，这些症状均会对其心理健康产生显著影响[2]。因此，积极开展相关研究，有助于尽早发现疾病并进行治疗。传统的抑郁识别依赖医生的临床诊断，而该方式会受到医生的主观性、诊断经验等多种因素的限制，且仅凭医生的判断，难以实现抑郁症的快速、大规模识别。而基于生理性信号的研究，如脑电信号 (ElectroEncephaloGrams, EEG)，作为一种无创神经成像技术，原理是通过在头皮上放置电极记录大脑电活动，所记录信号不受人的意识影响，使 EEG 抑郁识别成为一种极具吸引力的方法[3]。

近年来，研究者利用机器学习和深度学习开展了大量基于 EEG 的抑郁症识别研究。早期工作主要采用传统机器学习算法如支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)[4]、随机森林 (Random Forest, RF)[5] 等，通过手工提取 EEG 的时域、频域或非线性特征进行分类。然而，此类方法严重依赖特征工程的质量和领域先验知识，泛化能力有限。在深度学习的发展过程中，图神经网络 (Graph Neural Network, GNN) 因其拓扑结构表达能力，在 EEG 信号分类领域展现出独特优势[6]。Wang 等[7] 提出了混合图神经网络 (Hybrid GNN, HybGNN)，该模型采用双分支图网络学习抑郁个性共性模式，在抑郁公开数据集上取得 95.42% 和 93.50% 的准确率。Lu 等[8] 和 Wang 等[9] 在各自模型中引入图三维卷积 (Graph 3D Convolution, G3D)，实现时空特征的联合建模，解决分离式时空建模造成的时空特征丢失问题。Cui 等[10]

收稿日期：2026-01-22

作者简介：松 涛(2001—)，男，云南人，硕士生，主要研究方向为脑电分析。E-mail: Y30230976@mail.ecust.edu.cn

通信联系人：周家乐，E-mail: zhou.jiale@ecust.edu.cn；王慧锋，E-mail: whuifeng@ecust.edu.cn

引用本文：松 涛，陆侯祺，周家乐，等. 基于时序-拓扑一致性图对比模型的 EEG 抑郁识别 [J]. 华东理工大学学报(自然科学版)，2026，52(5)：658-673.

Citation: SONG Tao, LU Houqi, ZHOU Jiale, *et al*. Temporal-Topological Consistency Graph Contrastive Model for EEG Depression Recognition[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2026, 52(5): 658-673.

通过三分支图卷积 (时域、频域及时频域) 提取特征, 并利用区域注意力机制对提取特征进行融合, 在抑郁公开数据上取得 93.73% 和 90.73% 的准确率。Jia 等[11] 提出的图模型通过设计多视角图构建、时空特征提取及域泛化技术, 提取抑郁模式的共性特征, 实现高精度的分类。上述研究都是基于有监督学习 (Supervised Learning, SL) 的研究方法, 依赖大量标注完整的 EEG 样本进行模型训练, 考虑到临床标注成本高昂且专家资源稀缺, SL 在实际应用中面临显著的数据标记瓶颈。相比 SL 对数据标签的依赖性, 自监督学习 (Self-Supervised Learning, SSL)仅通过挖掘 EEG 自身的内在结构、特征分布或相似性, 实现样本的自动聚类, 解决了 SL 对标签数据的强依赖问题。对比学习 (Contrastive Learning, CL) 是 SSL 的一种重要范式[12], 该方法通过对数据增强生成的无标注样本不同视图进行对比, 增强编码器对扰动的鲁棒性, 从而学习到鲁棒且有效的数据表征。针对 EEG 这类多变量时序数据, 以往的研究中[13-16]通常采用抖动、置换等时序增强方法, 为多变量时间序列数据生成不同视图, 并通过编码器提取时序特征, 并基于这些特征执行 CL, 使编码器具备抵抗时序扰动的能力, 以实现时序一致性。此外, Choi 等[17]采用预测对比损失函数, 借助历史信息预测未来时间戳, 实现时序对比, 进一步提升时序一致性。这些研究普遍聚焦于时序一致性, 忽略了 EEG 对比学习中的拓扑一致性。本研究将 EEG 的拓扑一致性定义为: (1) 在通道层面, 维持各 EEG 通道的抗干扰稳定性与通道间固有神经生理学关联特性的属性。具体来说, 前额叶皮层是情绪调节与认知控制的核心区域, 其 EEG 信号特征在 MDD 患者与健康对照人群 (Health Control, HC) 中存在显著差异[18-20]。若前额叶皮层对应通道因电极灵敏度不足等因素出现幅值扰动, 将直接削弱 MDD 患者与 HC 的信号差异, 进而降低模型的抑郁症识别精度。(2) 在连接性层面, EEG 通道间也存在神经生理学关联性, 例如, 与抑郁症发病机制相关的功能连接脑区的通道 (前额叶皮层与扣带回通道、前额叶皮层与颞叶通道), 相比功能不相关脑区的通道 (如枕叶与小脑通道), 会表现出更强的信号关联性[21-22], 维持通道间关联模式的鲁棒性, 利于模型学习抑郁模式特征。Wang 等[23] 提出的图感知对比学习, 利用图增强解决以往 CL 研究中 EEG 拓扑一致性的缺陷。综上, 因缺乏自适应调节机制, 数据泛化力低, 且使用孤立通道的对比学习, 无法正确学习脑区间功能性连接与差异。

为解决上述问题, 本研究提出一种新颖的时序-拓扑一致性图对比学习 (Temporal-Topological consistency Graph Contrastive Learning, TTGCL): 引入自适应图增强策略以提升模型对扰动的鲁棒性, 设计基于双视图交叉预测的跨窗口时序一致对比 (Cross-Window Temporal Consistency Contrast, CWTCC), 学习 EEG 的时序一致性, 同时设计区域-全局图对比 (Regional-Global Graph Contrast, RGGC) 机制, 在区域层面、样本层面上充分挖掘 EEG 数据中的拓扑一致性。

1　研究方法

本文提出的图对比学习模型的整体结构如图 1 所示, 将 EEG 数据视为图, 电极通道为节点, 通道间的关联性为边。其核心是通过 CWTCC 和 RGGC 实现 EEG 的时序一致性和拓扑一致性建模, 进行鲁棒的 MDD 识别。模型训练流程由 3 个阶段构成: 数据增强、特征编码和对比学习。在数据增强环节, 执行基于离散小波变换的频域增强生成弱视图 (Weak View) 与强视图 (Strong View), 随后将数据分割为多个时间窗口, 在各窗口内执行时域增强。在特征编码阶段, 采用一维卷积神经网络 (1D Convolution Neural Network, 1D-CNN) 提取窗口内及窗口间的时间模式特征, 并构建多时间窗口图; 进一步通过自适应边增强策略优化图结构后, 输入 GNN 编码器进行特征学习。在对比学习阶段, 本文设计了两个核心模块: CWTCC 通过双视图交叉预测学习时间局部模式特征, 实现时序一致性建模; RGGC 的区域对比通过跨视图的同区域与不同区域特征来对比学习鲁棒的区域特征, 全局对比则通过批次内跨视图的图特征来对比学习鲁棒的全局特征, 实现区域级, 全局级的拓扑一致性建模。

1.1　数据增强

CL 对无标记数据进行各种数据增强生成不同视图, 借助视图间对比学习鲁棒特征。在模型的学习过程中, 同一原始数据经不同增强得到的多个视图特征, 在特征空间中被相互拉近 (正样本对); 不同原始数据经增强得到的视图特征, 与目标视图特征在特征空间中被相互推远 (负样本对)。因此, 正确的数据增强方式对模型学习鲁棒且具有泛化能力的特征至关重要。为得到高质量的 EEG 增强视图, 本文充分考虑到脑区通道的拓扑特性, 即多通道 EEG 特征在神经生理学上的关联性, 具体表现为 MDD 患者与 HC 在脑区关联性上的差异, 提出了自适应节点增强与边增强策略, 对 EEG 通道特征及通道间的关联性进行增强, 保证鲁棒的通道特征及脑区关联性

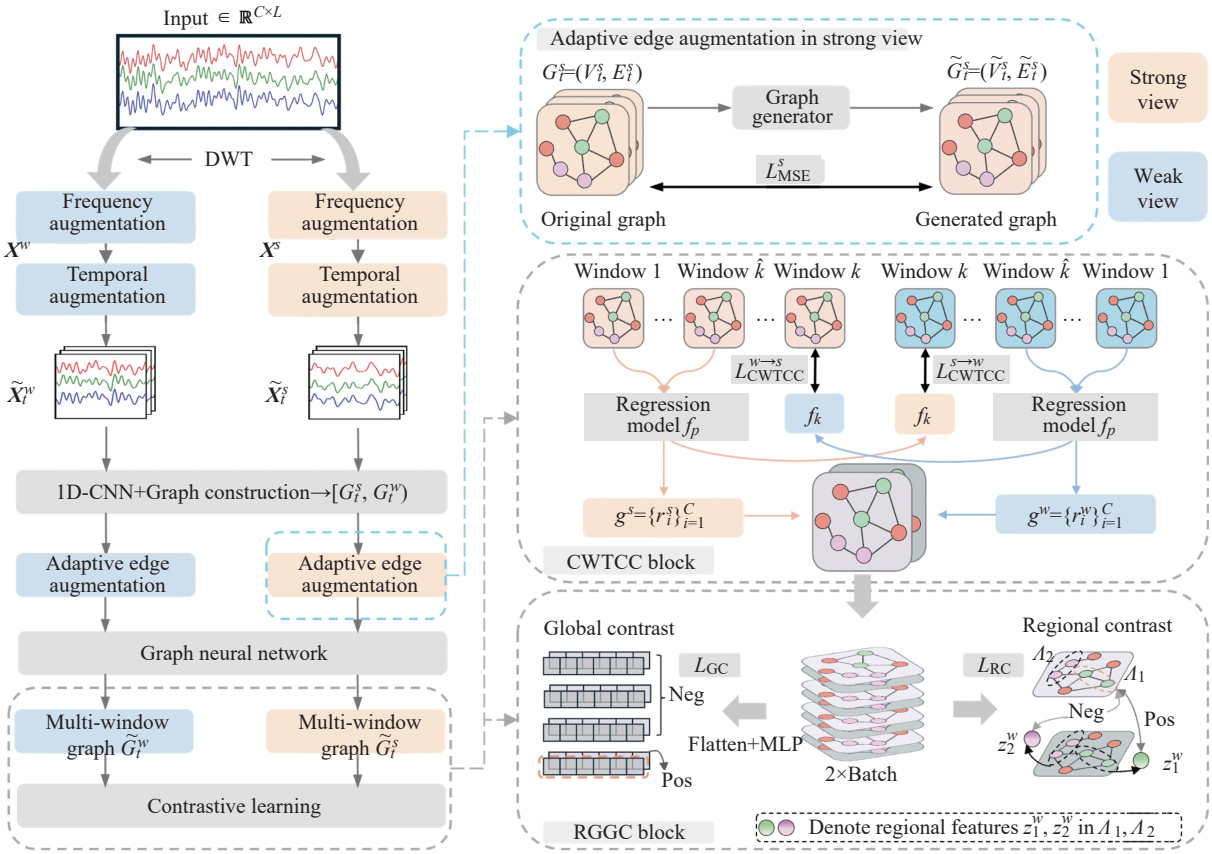


图 1 TTGCL 整体结构

Fig. 1 Overall structure of TTGCL

学习。

1.1.1 节点增强 本文将 EEG 通道视为节点，引入频域、时域增强对节点数据进行自适应增强。鉴于以往的研究[24-25]中已经验证对时序数据进行频域增强的有效性，故本文采用离散小波变换[26](Discrete Wavelet Transform, DWT)，通过高通滤波器与低通滤波器将信号分解为细节系数 $\boldsymbol{\omega}_{d,i}$ 与近似系数 $\boldsymbol{\omega}_{a,i}$，二者对应了 EEG 数据的细节信息与整体趋势特征。相比固定尺度的频域增强，本研究构建自适应噪声增强机制，计算 EEG 通道原始信号的信噪比与频域能量分布特征，为第 i 个通道动态分配噪声权重系数 $\boldsymbol{\beta}_i\in(0,1)$，通过对 $\boldsymbol{\omega}_{d,i}$ 添加幅值为 $\boldsymbol{\beta}_i\boldsymbol{\xi}$ 的高斯噪声进行小幅扰动，最大程度地保持原始信号的时序特征与生理规律生成弱视图，并对 $\boldsymbol{\omega}_{a,i}$ 添加幅值为 $(1+\boldsymbol{\beta}_i)\boldsymbol{\xi}$ 的高斯噪声生成强视图，对信号整体趋势进行扰动以提升特征多样性。具体来说，信噪比越低、有效频域能量占比越少的通道，$\boldsymbol{\beta}_i$ 越小，反之越大。最后，通过逆离散小波变换 (inverse DWT, iDWT) 对增强后的系数重构并逆变换回时域空间获得增强数据。具体的自适应频域增强过程如式 (1) ~ (3) 所示。

$$\boldsymbol{\omega}_{d,i},\boldsymbol{\omega}_{a,i}=\mathrm{DWT}(\boldsymbol{x}_i) \tag{1}$$

$$\boldsymbol{\omega}^w_{d,i}=\boldsymbol{\omega}_{d,i}+\boldsymbol{\beta}_i\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\omega}^s_{a,i}=\boldsymbol{\omega}_{a,i}+(1+\boldsymbol{\beta}_i)\boldsymbol{\xi} \tag{2}$$

$$\boldsymbol{x}^w_i=\mathrm{iDWT}\left(\boldsymbol{\omega}^w_{d,i},\boldsymbol{\omega}_{a,i}\right),\boldsymbol{x}^s_i=\mathrm{iDWT}\left(\boldsymbol{\omega}_{d,i},\boldsymbol{\omega}^s_{a,i}\right) \tag{3}$$

其中，DWT(·) 和 iDWT(·) 表示离散小波变换和逆离散小波变换，$\{\boldsymbol{X}^w,\boldsymbol{X}^s\}$ 表示增强后生成的两种视图特征。

频域增强后，对强视图和弱视图的特征进行时域增强。因 EEG 数据的局部模式会随时间动态变化[27]，故在增强前将 EEG 切分为多个时间窗口。以强视图特征 $\boldsymbol{X}^s\in\mathbb{R}^{C\times L}$ 为例，分割为 N 个长度为 d 的窗口，其中 $N=\left\lfloor\dfrac{L}{d}\right\rfloor$，$\lfloor\cdot\rfloor$ 表示向下取整函数，C 代表电极数量，L 表示 EEG 片段的总长度。分割后得到 $\{\boldsymbol{X}^s_t\}^N_{t=1}$，其中 t 对应分割后的时间索引，$\boldsymbol{X}^s_t$ 包含 C 个电极的信号序列，即 $\boldsymbol{X}^s_t=\{\boldsymbol{x}^s_{t,i}\}^C_{i=1}$，其中 $\boldsymbol{x}^s_{t,i}$ 表示第 t 时间索引的第 i 通道的信号。之后，我们采用置换法 (Jitter) 对每个时间窗口内的每个电极通道进行时域增强，得到增强后的窗口集合，例如，强视图下的集合 $\{\widetilde{\boldsymbol{X}}^s_t\}^N_{t=1}$，其中 $\widetilde{\boldsymbol{X}}^s_t=\{\widetilde{\boldsymbol{x}}^s_{t,i}\}^C_{i=1}$。最后，利用 1D-CNN 作为编码器，捕捉窗口间的时序关联信息并输出强视图通道特征的 $\{\boldsymbol{V}^s_t\}^k_{t=1}$，其中 $\boldsymbol{V}^s_t=\{\boldsymbol{v}^s_{t,i}\}^C_{i=1}$，弱视图同理。

1.1.2 边增强 边增强的核心是维持鲁棒的通道关联性，使模型充分挖掘脑区的神经生理学关联性。

具体流程为: 首先, 以 EEG 通道为节点, 通道间的关联性为边构建图, 鉴于抑郁发病相关的通道对间存在功能性关联[21], 可以认为这些特征在特征空间中也具备相似性, 因此采用特征相似度量化通道间的关联强度。以强视图为例, 给定特征 $\boldsymbol{V}_t^s=\{\boldsymbol{v}_{t,i}^s\}_{i=1}^C$, 通过计算通道 i 与 j 对应特征点积表示二者关联程度, 即 $\boldsymbol{e}_{t,ij}^s=\boldsymbol{v}_{t,i}^s(\boldsymbol{v}_{t,j}^s)^{\mathrm{T}}$。随后, 采用 SoftMax 函数将关联度的取值范围约束在 [0,1]。研究是基于多时间窗口进行多图构建, 第 t 个窗口对应的图结构为 $\boldsymbol{G}_t^s=(\boldsymbol{V}_t^s,\boldsymbol{E}_t^s)$, 其中, $\boldsymbol{E}_t^s=\{\{\boldsymbol{e}_{t,ij}^s\}_{t=1}^k\}_{i,j=1}^C$。弱视图同理可构建 $\boldsymbol{G}_t^w$。然后, 多时间窗口图进行边增强。以往的研究[28]中, 通常是将图中的边进行随机加噪, 替换或删除, 这类方法可能会对图结构造成较大破坏。Wang 等[23]提出了 Top-s 保留策略, 保存图中前 s 强边的关联, 对其余边进行随机扰动。但在 EEG 抑郁识别中关联性较弱的边并非毫无意义, 例如枕叶-小脑、顶叶-颞叶之间存在的较弱连接承载了不可或缺的脑区协同信息, 这类弱连接模式异常也是抑郁的重要病理特征。为解决上述问题, 本文提出自适应边增强策略, 核心是利用神经网络自适应学习以增强邻接矩阵, 并通过动态正则约束避免过度拓扑破坏或与原始邻接矩阵近乎一致的极端情况。将 $\boldsymbol{E}_t^s$ 输入以多层感知器 (MultiLayer Perceptron, MLP) 为核心的神经网络, 生成扰动邻接矩阵 $\widetilde{\boldsymbol{E}}_t^s$, 其计算过程如式 (4) ~ (6) 所示。

$$\widetilde{\boldsymbol{E}}_t^s=\mathrm{Reshape}(\mathrm{MLP}(\mathrm{flatten}(\boldsymbol{E}_t^s))) \tag{4}$$

$$\alpha(\mathrm{l})=\alpha_{\min}+\frac{l}{l_{\max}}(\alpha_{\max}-\alpha_{\min}) \tag{5}$$

$$L_{\mathrm{MSE}}^s=\alpha(\mathrm{l})\cdot\frac{1}{kC^2}\sum_{t=1}^{k}\sum_{i=1}^{C}\sum_{j=1}^{C}(\boldsymbol{E}_t^s-\widetilde{\boldsymbol{E}}_t^s)^2 \tag{6}$$

其中, flatten(·) 是展平; Reshape(·) 是重塑二维邻接矩阵; MLP(·) 是多层感知器; l 为当前训练轮次, 范围 $[1,l_{\max}]$, $l_{\max}=40$; α 为约束系数, 范围 $[\alpha_{\min},\alpha_{\max}]$, $\alpha_{\min}=0.3$, $\alpha_{\max}=0.7$; $\alpha(l)$ 动态退火约束系数。最后构建出动态约束的损失函数 L_{MSE}^s 并得到增强后的 $\widetilde{\boldsymbol{G}}_t^s=(\boldsymbol{V}_t^s,\widetilde{\boldsymbol{E}}_t^s)$, 弱视图同理得到 $\widetilde{\boldsymbol{G}}_t^w=(\boldsymbol{V}_t^w,\widetilde{\boldsymbol{E}}_t^w)$ 和 L_{MSE}^w。总损失为 $L_{\mathrm{MSE}}=L_{\mathrm{MSE}}^w+L_{\mathrm{MSE}}^s$, GNN 将更新 $\{\boldsymbol{V}_t^s,\boldsymbol{V}_t^w\}$ 用于后续对比学习。

1.2　对比学习框架

1.2.1　*跨窗口时序一致性对比*　受预测编码[29]及时序对比学习思想[13]启发, 在时序数据中, 时间的动态变化特性影响时序局部模式特征, 未来窗口被过去窗口影响并存在关联, 有效的 EEG 时序表征应当能从历史信息预测未来变化。故为实现 EEG 时序一致性, 本文提出双视图交叉预测对比, 核心是以视图中的历史图特征通过回归模型 f_p 预测另一视图中的未来图特征, 以此迫使模型学习不受数据增强影响的时序局部模式特征。f_p 结构如图 2 所示, 以 $\widetilde{\boldsymbol{G}}_t^s$ 为例, 拼接前 $\widehat{k}$ 个图对应通道特征和一个可学习的随机权重向量, 将其输入 Transformer[30], 得到包含前 $\widehat{k}$ 时间窗口中通道 i 丰富语义的向量 $\boldsymbol{r}_i^s$。将 $\boldsymbol{r}_i^s$ 非线性预测函数集合 $\{f_{\widehat{k}+1},\cdots,f_k\}$ 预测弱视图中 $\widehat{k}+1$ 到 k 的图特征, 即 $\overrightarrow{\boldsymbol{v}}_{k,i}^w=f_k(r_i^s)$, $\overrightarrow{\boldsymbol{V}}_t^w=\{\overrightarrow{\boldsymbol{v}}_{t,i}^w\}_{t=\widehat{k}+1}^k\}_{i=1}^C$。$L_{\mathrm{CWTCC}}^{w\to s}$ 是弱视图历史图特征预测强视图历史图特征的对比损失函数, 在损失函数中预测的窗口特征 $\overrightarrow{\boldsymbol{v}}_{t,i}^w$ 要与正样本特征 $\boldsymbol{v}_{t,i}^w$ 保持高相似度, 与负样本特征集合 $\{\boldsymbol{v}_{\varphi,i}^w|\varphi\varepsilon\widehat{\phi}_{t,i}\}$ 保持低相似度, 其计算如式 (7) 所示。

$$L_{\mathrm{CWTCC}}^{w\to s}=\frac{-1}{C(k-\widehat{k})}\sum_{i=1}^{C}\sum_{t=\widehat{k}}^{k}\log\frac{\exp((\overrightarrow{\boldsymbol{v}}_{t,i}^s)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{t,i}^w)}{\sum_{\varphi\varepsilon\widehat{\phi}_{t,i}}\exp((\overrightarrow{\boldsymbol{v}}_{t,i}^s)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_{\varphi,i}^w)} \tag{7}$$

其中, $\widehat{\phi}_{t,i}$ 表示第 i 个通道中除第 t 个窗口外的窗口构成的集合。同理可得 $L_{\mathrm{CWTCC}}^{s\to w}$, 总损失 $L_{\mathrm{CWTCC}}=L_{\mathrm{CWTCC}}^{s\to w}+L_{\mathrm{CWTCC}}^{w\to s}$。

1.2.2　*区域-全局图对比*　本研究提出 RGGC 方法, 该法包含区域、全局对比模块, 用于学习鲁棒的局部、全局特征, 实现 EEG 拓扑一致性。区域对比的核心是拉近节点与不同视图同区域的区域特征, 推远节点不同视图不同区域的区域特征。具体过程为: 定义图 $\boldsymbol{g}^w=\{\boldsymbol{r}_i^w\}_{i=1}^C$, $\boldsymbol{g}^s=\{\boldsymbol{r}_i^s\}_{i=1}^C$。使用点积量化 $\boldsymbol{g}^w$ 中通道特征的关联性作为区域划分标准, 分析 $\boldsymbol{g}^w$ 连通分量生成强弱视图对应节点所对应 u 个互不相交的区域 $\{\Lambda_n\}_{n=1}^u$。然后, 通过对 $\{\boldsymbol{r}_i^w\}_{i=1}^C$、$\{\boldsymbol{r}_i^s\}_{i=1}^C$ 按区域进行平均池化得到区域特征 $\{\boldsymbol{z}_n^w\}_{n=1}^u$、$\{\boldsymbol{z}_n^s\}_{n=1}^u$。对比损失函数 $L_{\mathrm{RC}}^{s\to w}$ 计算过程如式 (8) 所示。

$$L_{\mathrm{RC}}^{s\to w}=-\frac{1}{C}\sum_{i=1}^{C}\log\frac{\exp\left(f_{\mathrm{sim}}\left(\boldsymbol{r}_i^s,\boldsymbol{z}_{n(i)}^w\right)/\tau\right)}{\sum_{m\varepsilon\widehat{V}_{n(i)}}\exp\left(f_{\mathrm{sim}}\left(\boldsymbol{r}_i^s,\boldsymbol{z}_m^w\right)/\tau\right)} \tag{8}$$

其中, $n(i)$ 表示通道 i 所属区域编号, 即 $i\in n(i)$; $\widehat{\boldsymbol{V}}_{n(i)}$ 是与 $n(i)$ 不同区域的弱视图区域特征集合; $f_{\mathrm{sim}}(a,b)$ 表示点积; τ 是温度控制系数。同理可得 $L_{\mathrm{RC}}^{w\to s}$, 最后构成 $L_{\mathrm{RC}}=L_{\mathrm{RC}}^{s\to w}+L_{\mathrm{RC}}^{w\to s}$。

全局对比旨在最大化两个视图中对应样本间的相似度, 同时最小化两个视图中不同样本间的相似度。给定批次为 B 的 EEG 样本得到强弱视图共 $2B$ 个样本, 两个视图中的对应样本视为正样本对, 每个样本的任意视图与其余所有增强样本形成 $2B-2$ 个负样本对。用 $\boldsymbol{g}_p^{\{w,s\}}$ 表示批次内第 p 个增强样本在弱视图和强视图下的全局特征, 强视图对应损失函

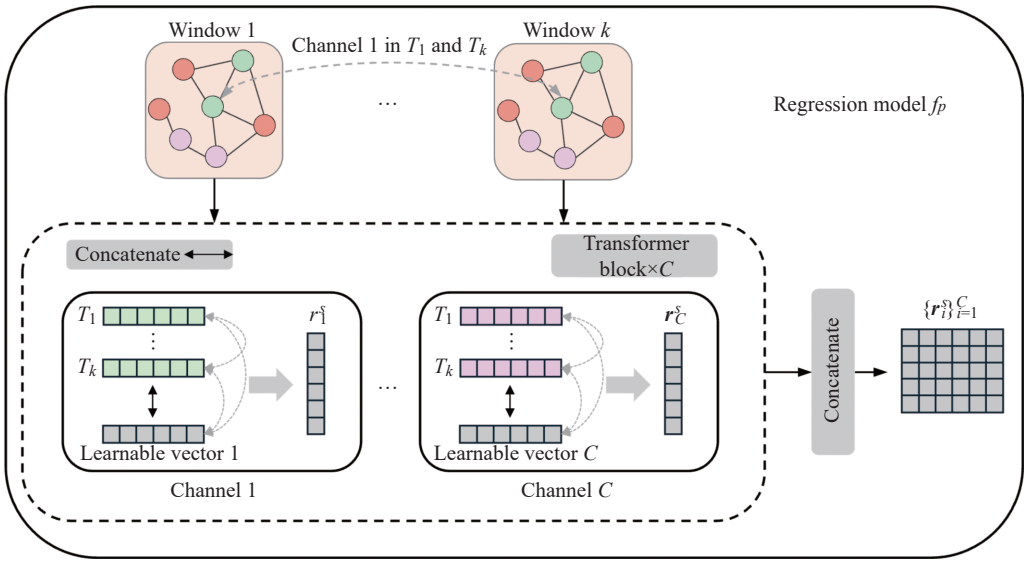


图 2 回归模型结构

Fig. 2 Structure of regression model

数 L_{GC}^{s} 计算如式 (9) 所示。

$$L_{GC}^{w}=-\frac{1}{B}\sum_{p=1}^{B}\log\frac{\exp(f_{sim}(\boldsymbol{g}_p^{s},\boldsymbol{g}_p^{w})/\tau)}{\sum_{v\in\widehat{\boldsymbol{V}}_p}\exp(f_{sim}(\boldsymbol{g}_p^{s},\boldsymbol{g}_v^{\{w,s\}})/\tau)} \tag{9}$$

其中，$\widehat{\boldsymbol{V}}_p$ 表示批次中除第 p 个样本外的所有样本集合。同理可得弱视图对应对比损失 L_{GC}^{w}，最终得到 $L_{GC}=L_{GC}^{s}+L_{GC}^{w}$。

将 L_{MSE}、L_{CWTCC}、L_{RC}、L_{GC} 结合，得到 SSL 损失函数 $\mathcal{L}$ 的计算式，如式 (10) 所示。

$$\mathcal{L}=\lambda_{MSE}L_{MSE}+\lambda_{CWTCC}L_{CWTCC}+\lambda_{RC}L_{RC}+\lambda_{GC}L_{GC} \tag{10}$$

其中，λ_{MSE}、λ_{CWTCC}、λ_{RC}、λ_{GC} 为超参数，平衡各项损失权重。

2 实验设计

2.1 数据集处理和基本超参数

采用兰州大学多模态精神障碍分析数据集[31](A Multi-modal Open Dataset for Mental-disorder Analysis, MODMA)，马来西亚理科大学医院数据集(the human ethics committee of the Hospital University Sains Malaysia, HUSM)[32] 验证所提模型的有效性，且模型聚焦于闭眼静息态 (Eye Closed - Resting State, ES-RS) 下的 MDD 识别，详细数据如表 1 所示。对 EEG 进行 1~45 Hz 的带通滤波，并进行独立成分分析[33](Independent Component Analysis, ICA) 去除伪迹。

EEG 的预处理操作通过 MATLAB 2022a 中的 EEGlab 插件实现，所有实验场景均在搭载 NVIDIA GeForce RTX 4060Ti 显卡和 Intel i5 12400F 处理器的设备上完成，模型基于 PyTorch 2.4.0 框架开发。基本超参数如下：batch size 设为 100，优化器选用 ADAM，学习率 1×10^{-3}，训练轮次为 40。为防止数据泄露，分割受试者为 10 个区块，随机选择 8 个区块作为训练集，剩余区块用于测试集，重复 10 次实验，结果取平均值。在自监督训练后，将冻结模型权重，训练 MLP 分类器。

表 1 数据集信息

Table 1 Information of datasets

Dataset	Number		Age		Sampling rate/Hz	Channel
	MDD	HC	MDD	HC		
MODMA	24	29	38.3±15.6	38.3±15.6	250	128
HUSM	34	30	32.44 ± 10.64	32.83 ± 9.38	256	19

MDD—Major depressive disorder; HC—Healthy control

2.2 评价指标

本研究的 MDD 识别任务，采用以下指标进行评估：准确率 (Accuracy, Acc)、精确率 (Precision, Prec)、召回率 (Recall) 和 F1-score。这些指标定义如下：

$$\text{Acc}=\frac{\text{TP}+\text{TN}}{\text{TP}+\text{TN}+\text{FP}+\text{FN}}\times100\%$$

$$\text{Prec}=\frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FP}}\times100\%$$

$$\text{Recall}=\frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FN}}\times100\%$$

$$\text{F1-score}=\frac{2\times\text{Prec}\times\text{Recall}}{\text{Prec}+\text{Recall}}\times100\%$$

其中，TP、TN、FP 和 FN 分别表示真阳性、真阴性、假阳性、假阴性。

3　结果分析

3.1　对比实验

为评估 TTGCL 的性能, 本文将对比经典的机器学习算法 (SVM, RF), 近年来优秀的 SL 模型: Hybrid GNN(HybGNN)[7], Fully Connected Spatial-Temporal Graph Neural Network(FC-STGNN)[9], Sparse Dynamic GCN(SDGCN)[10], Multi-view Spatial-Temporal GNN (MSTGNN)[11] 以及 SSL 模型: Graph-Aware Contrasting for spatial consistency across MTS (TS-GAC)[23], Graph Masked Autoencoder for EEG[34](GMAEEG), NeuroNet[35], Granger Causality-Inspired GNN(CI-GNN)[36]。所选对比实验的基线模型的超参数均严格依照原论文中的设置, 实验结果见表 2、表 3。

表 2　在 MODMA 上 TTGCL 与基线模型的比较结果

Table 2　Comparison results of TTGCL and baselines on MODMA

Method	Acc/%	Prec/%	Recall/%	F1-score/%
SVM	84.32	85.21	84.23	84.71
RF	80.24	79.63	82.13	80.86
HybGNN	92.42	95.30	91.31	92.80
SDGCN	93.73	91.20	**97.23**	93.80
MSTGNN	93.14	92.70	93.47	92.70
FC-STGNN	96.23	96.98	96.45	96.21
TS-GAC	93.15	94.12	92.46	93.28
GMAEEG	94.26	93.81	94.59	93.81
NeuroNet	90.41	89.00	89.73	89.99
CI-GNN	94.60	95.38	93.69	94.53
TTGCL	**96.53**	**97.33**	95.60	**96.46**

由表 2、表 3 中数据可以得出: 本文方法在 MODMA 和 HUSM 数据集上均取得优秀性能: 在 MODMA 数据集上 Acc 96.53%、Prec 97.33%、Recall 95.60%、F1-score 96.46%; HUSM 数据集上 Acc 96.33%、Prec 95.98%、Recall 95.80%、F1-score 95.89%, 仅在 MODMA 数据集上的 Recall 指标低于 SDGCN(97.23%), 在 HUSM 数据集上的 Recall 指标低于 HybGNN(96.80%)。对比传统机器学习, 深度学习算法具有显著优势。对于 SL 基线模型: HybGNN、SDGCN、MSTGNN 3 类方法通过多分支结构捕捉抑郁模式但忽略了 EEG 的拓扑一致性, FC-STGNN 通过全连接时空图建模捕捉 EEG 时空模式特征, 在 MODMA 和 HUSM 上获得仅次于本研究方法的 Acc(96.23%, 95.23%), 但存在边冗余的问题。TTGCL 相比 SSL 基线模型, 在 MODMA 数据集上的 Acc 较 CI-GNN(94.60%)、GMAEEG(94.26%)、TS-GAC (93.15%)、NeuroNet(90.41%) 分别提升 1.93、2.27、3.38、6.12 个百分点。HUSM 数据集上 GMAEEG (94.08%) 表现优于 CI-GNN(93.56%), 与在 MODMA 上的表现不同, 表明 CI-GNN 因果效应估计在低通道密度场景稳定性不足。其他基线模型存在明显短板: GMAEEG 的预训练依赖单一数据集且抗噪声干扰能力有限, TS-GAC 边增强策略缺乏自适应调整且对比学习不能学习到与抑郁发病相关的通道间的神经生理学关联, NeuroNet 因单通道识别策略导致无法学习到与抑郁发病相关通道间的关联性。

表 3　在 HUSM 上 TTGCL 与基线模型的比较结果

Table 3　Comparison results of TTGCL and baselines on HUSM

Method	Acc/%	Prec/%	Recall/%	F1-score/%
SVM	79.83	80.14	80.78	80.46
RF	76.31	78.42	76.72	77.56
HybGNN	95.37	94.22	**96.80**	95.30
SDGCN	90.73	92.42	90.19	90.70
MSTGNN	90.90	90.91	89.63	90.00
FC-STGNN	95.23	95.20	95.48	95.34
TS-GAC	92.43	93.51	92.28	92.89
GMAEEG	94.08	95.07	93.38	94.21
NeuroNet	92.37	92.34	92.61	92.48
CI-GNN	93.56	94.33	92.66	93.50
TTGCL	**96.33**	**95.98**	95.80	**95.89**

3.2　可视化分析

3.2.1　t-SNE 可视化分析　采用 t-SNE 将特征投影到二维空间, 将 TTGCL 自监督训练前、训练后、分类器训练后的样本嵌入, TTGCL 与 TS-GAC、GMAEEG 训练后的 MODMA 数据集中 MDD 患者的 EEG 通道 (F3、F4、F7、F8、T7、T8、Cz、CPz) 特征嵌入以及 TTGCL 在自监督训练后强视图, 弱视图下 EEG 通道特征嵌入进行分析, 结果如图 3~图 6 所示。分析图 3 和图 4 结果, 经过自监督学习训练后, 样本分布呈现出明显的聚类, 经过分类器训练后 HC 和 MDD 患者的特征在特征空间显著分离。其原因可通过分析图 5(图注为国际 10-20 脑电系统头皮电极名称)、图 6得到, 对比 TS-GAC 和 GMAEEG 的通道特征分布, 其中 GMAEEG 的特征分布混乱, 未形成有效聚类, TS-



图 3 MODMA 上不同阶段的 MDD 和 HC 的特征分布

Fig. 3 Feature distribution of MDD and HC at different stages on MODMA

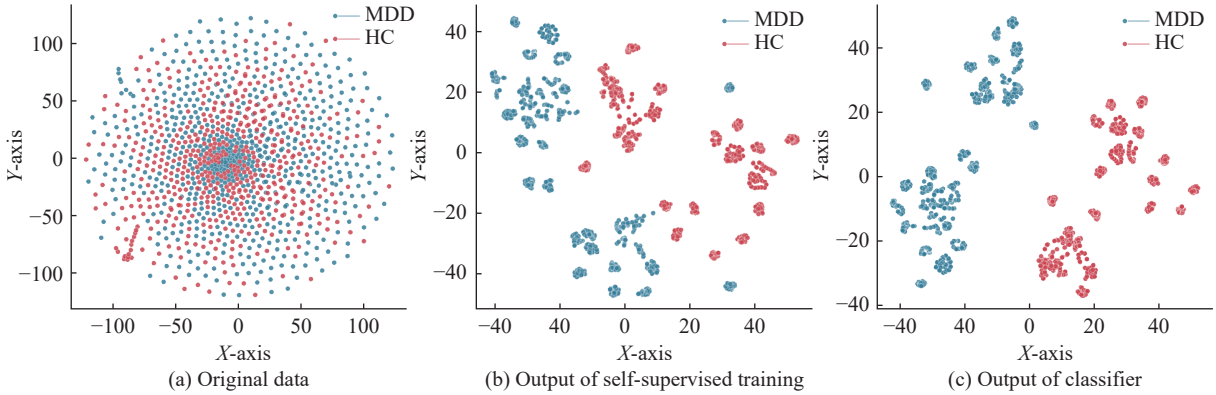


图 4 HUSM 上不同阶段的 MDD 和 HC 的特征分布

Fig. 4 Feature distribution of MDD and HC at different stages on HUSM

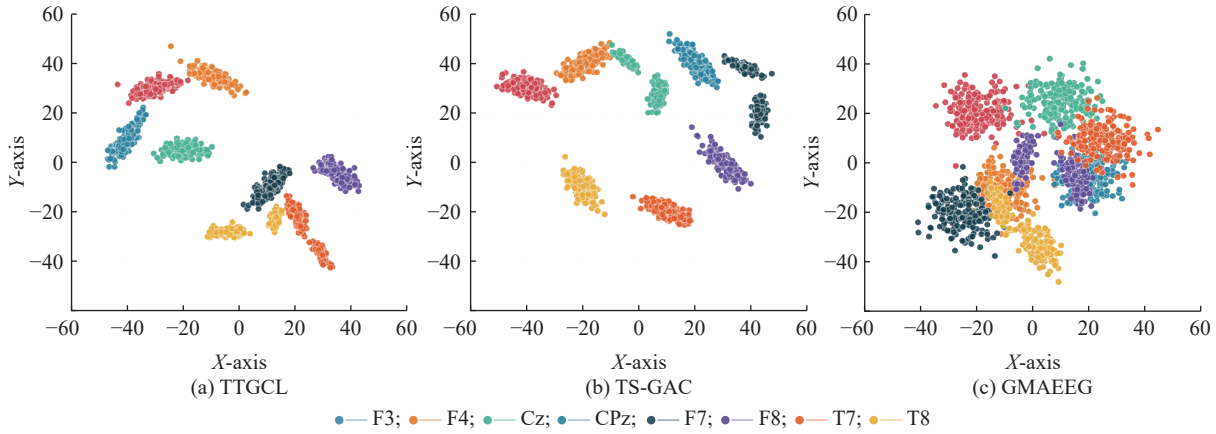


图 5 MODMA 上 MDD 的通道特征分布

Fig. 5 Channel feature distributions of MDD on MODMA

GAC 的通道特征虽呈现清晰的聚类边界，但特征分布未体现出与 MDD 发病相关的通道间关联性。具体而言，未能展现出 F3/F4-Cz/CPz、F7/F8-T7/T8 通道对间的关联性增强规律。本研究所提模型的 t-SNE 分布恰好符合这一趋势，再结合图 6可见，该数据集上强弱视图的同一 EEG 通道特征实现了精准对齐，证明 TTGCL 能够从不同视角学习具有拓扑一致性的 EEG 通道特征。

3.2.2 ROC 曲线与 AUC 值分析 为评估模型在不同分类阈值下的分类稳定性，绘制对比实验中深度学习模型的 ROC 曲线如图 7 所示。TTGCL 在 MODMA 和 HUSM 数据集上均取得了最优的分类性能，AUC (Area Under Curve) 分别为 0.9901、0.9904。在 MODMA 数据集上，本方法相较 CI-GNN(AUC = 0.9739) 提升了 1.62 个百分点，相较 FC-STGNN(AUC = 0.9720) 提升了 1.81 个百分点。与性能最差的

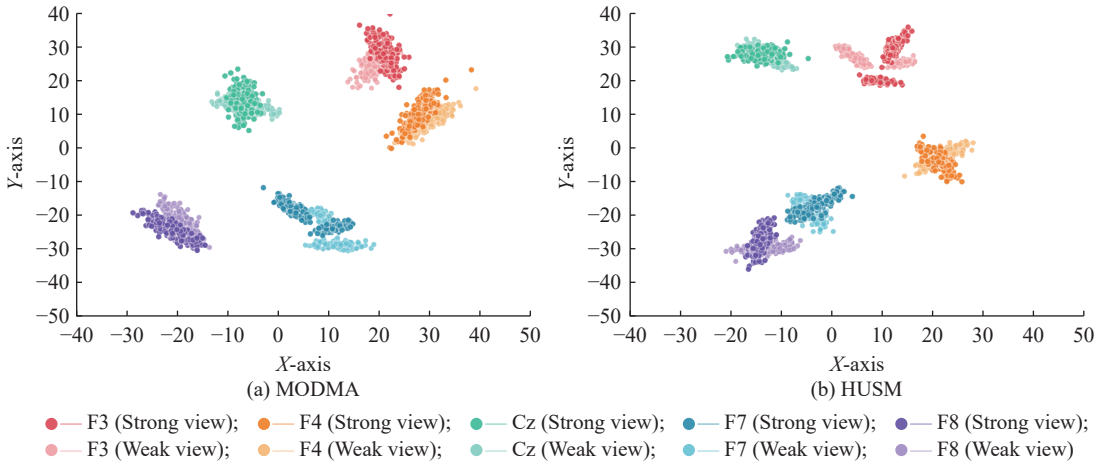


图 6　MODMA 和 HUSM 上强弱视图通道特征分布

Fig. 6　Channel feature distribution of strong view and weak view on MODMA and HUSM

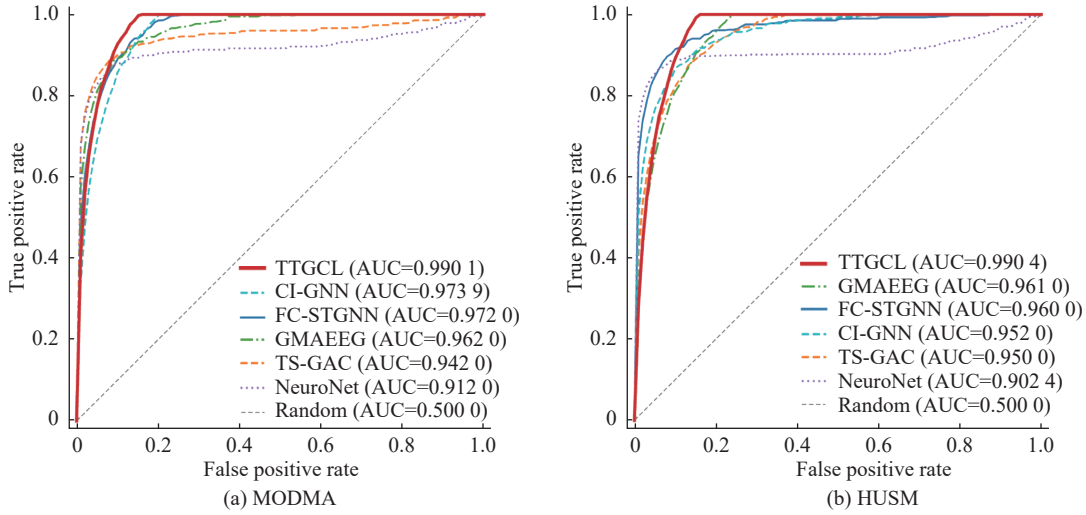


图 7　TTGCL 和基线模型的 ROC 曲线

Fig. 7　ROC curves of TTGCL and baselines

NeuroNet (AUC = 0.912 0) 相比, 性能提升更为显著, 达到 7.81 个百分点。在 HUSM 数据集上, 本方法较 GMAEEG(AUC = 0.961 0) 提升了 2.94 个百分点, 较 FC-STGNN(AUC = 0.960 0) 和 CI-GNN(AUC = 0.952 0) 分别提升了 3.04 个百分点和 3.84 个百分点。从 ROC 曲线形态来看, TTGCL 的曲线在两个数据集上均最接近左上角, 表明其在各阈值设定下都能保持较高的真阳性率和较低的假阳性率。特别是在低假阳性率区域 (FPR < 0.1), 展现出明显优势, 这对于实际临床应用中减少误诊具有重要意义。相比 CI-GNN 在两个数据集上的 AUC 差异达到 2.19 个百分点, FC-STGNN 的差异为 1.20 个百分点, TTGCL 在两个不同来源的数据集上 AUC 值波动仅为 0.03 个百分点, 表明模型具有良好的跨数据集泛化能力, 对数据分布变化具有更强的鲁棒性。

3.3　消融实验

为明确 TTGCL 各核心模块的贡献与有效性, 设计 8 组消融实验变体模型进行对比分析: (1) Variant a: 移除自适应节点增强, 使用随机时频扰动增强。(2) Variant b: 移除自适应边增强, 使用随机噪声进行增强。(3) Variant c: 移除自适应边增强, 使用研究[23]中的保留连接最强的前 s 个边, 随机扰动其余边的策略。(4) Variant d: 移除 EEG 时序窗口划分, 即无跨窗口时序对比。(5) Variant e: 移除区域对比学习机制。(6) Variant f: 移除全局对比学习机制。(7) Variant g: 同时移除区域对比与全局对比, 即移除 RGGC 模块, 仅保留 CWTCC 模块。(8) Variant h: 将 RGGC 中的区域对比替换为无脑区划分的 InfoNCE 损失。

由表 4 所示结果, 可得如下结论: 使用随机时频扰动增强节点后, 较完整模型 Acc 分别下降了 2.27 个百分点 和 2.23 个百分点, 表明自适应节点增强策略的动态系数调整更好地平衡信号扰动强度, 在保持原始信号时序特征与生理规律的同时生成多样化的视图。Variant b、Variant c 分别采用随机边增强和

top-*s* 策略, 相比本研究的自适应边增强方法在两个数据集上的 Acc 分别下降了 2.72、2.68 个百分点和 1.94、1.95 个百分点。这可能是因为相比随机增强策略, top-*s* 策略保留强边关联避免对图结构有效性的破坏, 但该方法需要依据数据集类型手动设定 s 值, 并将弱边视为随机扰动对象, 忽略了枕叶-小脑、顶叶-颞叶等弱连接承载的脑区协同信息。本研究的自适应边增强策略更好地保持了脑区间的神经生理学关联性。Variant d 实验的 Acc 在 MODMA 和 HUSM 数据集的效果下降了 3.87、3.83 个百分点, 表明 CWTCC 通过多时间窗口的双视图交叉预测对比, 使模型学习到有效的时序模式特征。Variant e 至 Variant h 这 4 组实验从不同维度揭示了 RGGC 拓扑一致性建模的贡献机制, 完整移除 RGGC 的 Variant g 性能损失最大 (MODMA 和 HUSM 分别下降 6.39、6.36 个百分点), 超过移除 CWTCC 模块的 Variant d。在 RGCC 内部, Variant e(移除 RC) 较完整模型下降 4.96、4.92 个百分点, Variant f(移除 GC) 下降 3.04、3.00 个百分点, 表明区域对比的贡献更突出, 捕捉抑郁相关脑区功能连接异常的区域对比是 RGGC 的核心; Variant g 性能低于 Variant e, 进一步说明 RC 与 GC 之间存在协同效应, 单独保留任意一方均无法完整实现拓扑一致性学习。在脑区划分机制方面, Variant h(InfoNCE 替换 RC) 虽优于 Variant e, 但仍较完整模型下降 2.48、2.51 个百分点, 证明脑区划分是 RGGC 实现有效拓扑一致性建模的关键设计, 仅靠全局对比无法完全实现对神经生理拓扑结构的建模。

表 4 消融实验结果

Table 4 Ablation experiment results

Variant	MODMA			HUSM		
	Acc/%	Prec/%	Recall/%	Acc/%	Prec/%	Recall/%
a	94.26	95.12	93.15	94.10	94.05	93.08
b	93.81	94.67	92.70	93.65	93.59	92.63
c	94.59	95.44	93.47	94.38	94.32	93.35
d	92.66	93.51	91.68	92.50	92.44	91.52
e	91.57	92.42	90.59	91.41	91.35	90.43
f	93.49	94.34	92.45	93.33	93.27	92.29
g	90.14	90.87	89.42	89.97	90.63	89.28
h	94.05	94.83	93.12	93.82	94.55	92.96
Complete model	**96.53**	**97.33**	**95.60**	**96.33**	**95.98**	**95.80**

3.4 泛化能力与鲁棒性分析

为进一步评估 TTGCL 在实际应用场景中的泛化性与鲁棒性, 从抗扰动鲁棒性实验、跨数据集迁移和小样本稳定性 3 个维度展开实验分析。

3.4.1 抗扰动鲁棒性实验 为探究本文提出的 RGGC 模块和在噪声扰动下的鲁棒性, 在 MODMA 数据集从以下两个方面施加噪声扰动并评估模型的鲁棒性: (1) 节点扰动: 在图中节点特征添加扰动, 即在 EEG 信号添加随机噪声 (添加信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 为 5、10 dB和 20 dB 的高斯噪声)。(2) 边扰动: 对图的邻接矩阵添加均匀的随机噪声 (扰动幅度分别为 0.05、0.15、0.30)。对比方法选取 FC-STGNN、TS-GAC 和 GMAEEG, 每种条件下重复实验 10 次取均值, 结果如表 5、表 6 所示。

表 5 MODMA 上节点扰动实验结果

Table 5 Experimental results of node-level perturbation on MODMA

Method	Clean/%	SNR/dB		
		5	10	20
FC-STGNN	96.23	92.43	93.52	94.54
TS-GAC	93.15	90.29	90.53	91.35
GMAEEG	94.26	92.34	92.58	93.05
TTGCL	**96.53**	**94.23**	**95.62**	**96.58**

表 6 MODMA 上边扰动实验结果

Table 6 Experimental results of edge-level perturbation on MODMA

Method	Clean/%	Disturbance amplitude		
		0.05	0.15	0.30
FC-STGNN	93.15	93.13	92.10	90.32
TS-GAC	94.26	93.78	93.01	91.23
GMAEEG	96.53	96.03	95.24	94.23
TTGCL	**96.53**	**97.01**	**96.34**	**95.89**

分析表 5、表 6 可以得出: 节点扰动方面, 所有方法均在 5 dB 处出现性能最低点, 随后随噪声强度减少呈现回升。在此条件下, TTGCL 的最大 Acc 下降仅为 2.30 个百分点, 优于 FC-STGNN 和 TS-GAC。这得益于自适应节点增强中基于信噪比的动态系数 $\boldsymbol{\beta}_i$, 使模型在训练阶段已充分学习不同幅值扰动条件下的鲁棒表示。边扰动方面, 各方法随扰动幅度增大呈单调下降趋势。TTGCL 在 0.05 的扰动下 Acc 小幅提升至 97.01%, 可解释为轻微边权扰动对邻接矩阵起到随机正则化效果, 与自适应边增强的训练

机制产生协同。随扰动增大至 0.30, TTGCL 仅下降 0.64 个百分点, 而 FC-STGNN、TS-GAC、GMAEEG 分别下降 2.83、3.03、2.30 个百分点。

综合两类扰动实验, TTGCL 在节点和边扰动下均保持最优稳定性, 边级最大性能损失仅 0.64 个百分点, 验证了自适应图增强策略的有效性。

3.4.2　跨数据集迁移实验　由于 MODMA 与 HUSM 通道数差异较大, 直接迁移需先进行通道对齐。本实验从 MODMA 的 128 个通道中提取与 HUSM 19 个电极位置完全对应的子集, 以该 19 通道数据在 MODMA 全集上完成 SSL 预训练, 随后在不更新模型参数的前提下, 直接在 HUSM 测试集上推理(零样本迁移), 评估模型的跨域表征能力。同时, 为探索少量目标域数据的辅助效果, 进一步设计少样本微调场景: 冻结模型中 1D-CNN 和 GNN 的权重, 仅利用 HUSM 训练集中随机抽取的 10% 受试者数据微调 MLP 分类器。对 FC-STGNN、TS-GAC、GMAEEG 执行相同流程以进行对比, 结果如表 7 所示。

由表 7 可知, 在零样本迁移场景下, TTGCL 的 Acc 为 81.76%, 较性能次优的 FC-STGNN(79.14%) 提升了 2.62 个百分点, 较 TS-GAC(75.38%) 提升了 6.38 个百分点。相较于各方法在 HUSM 原始训练场景下的性能, TTGCL 的零样本迁移性能降幅仅为 14.57 个百分点, 而 FC-STGNN、TS-GAC、GMAEEG 的降幅分别为 16.09、17.05、16.23 个百分点。TTGCL 的性能衰减程度显著低于所有对比方法, 表明其具备更强的跨域泛化能力。在 10% 少样本微调场景下, TTGCL 可将 Acc 提升至 86.35%, 进一步验证了 TTGCL 预训练阶段所学习的时序-拓扑一致性表征具有良好的跨数据集可迁移性。

表 7　跨数据集迁移实验结果

Table 7　Cross-dataset transfer experiment results

Method	Zero-shot		Acc[1)]/%	F1-score[1)]/%	HUSM original/%
	Acc/%	F1-score/%			
FC-STGNN	79.14	78.83	83.32	83.57	95.23
TS-GAC	75.38	74.62	80.21	80.62	92.43
GMAEEG	77.85	77.21	81.38	82.02	94.08
TTGCL	**81.76**	**81.23**	**86.78**	**86.35**	**96.33**

1) 10% training sample

3.4.3　小样本稳定性实验　为评估 TTGCL 在不同标注数据规模下的性能稳定性, 本实验在 MODMA 和 HUSM 两个数据集上, 将训练集受试者比例依次设定为 10%、30%、50%、70%、90%, 其余受试者作为测试集, 每个比例条件下独立重复实验 10 次, 取均值与标准差。对比方法选取 SL 模型 FC-STGNN, 以及 SSL 模型 TS-GAC、GMAEEG, 实验结果如表 8, 表 9 所示, 学习曲线如图 8 所示。

表 8　MODMA 上的小样本实验结果

Table 8　Few-shot experiment results on MODMA

Method	Acc/%				
	10% training sample	30% training sample	50% training sample	70% training sample	90% training sample
FC-STGNN	71.32 ± 3.84	85.14 ± 2.41	90.87 ± 1.73	93.74 ± 1.32	95.63 ± 0.87
TS-GAC	74.85 ± 3.21	85.62 ± 2.19	89.74 ± 1.82	91.85 ± 1.44	92.74 ± 1.13
GMAEEG	76.13 ± 2.97	86.84 ± 2.08	91.03 ± 1.61	92.96 ± 1.35	93.88 ± 1.02
TTGCL	**81.64 ± 2.43**	**90.52 ± 1.64**	**93.81 ± 1.27**	**95.27 ± 0.98**	**96.18 ± 0.73**

表 9　HUSM 上的小样本实验结果

Table 9　Few-shot experiment results on HUSM

Method	Acc/%				
	10% training sample	30% training sample	50% training sample	70% training sample	90% training sample
FC-STGNN	70.18 ± 4.03	84.27 ± 2.56	89.54 ± 1.84	92.36 ± 1.41	94.71 ± 0.93
TS-GAC	73.42 ± 3.47	83.71 ± 2.24	88.53 ± 1.69	90.82 ± 1.37	92.16 ± 1.04
GMAEEG	75.26 ± 3.18	85.62 ± 2.11	90.17 ± 1.58	92.43 ± 1.24	93.71 ± 0.91
TTGCL	**80.37 ± 2.61**	**89.83 ± 1.72**	**93.14 ± 1.31**	**94.87 ± 1.05**	**95.96 ± 0.68**

由表 8、表 9 及图 8 可观察到: 在训练集受试者比例仅为 10% 时, TTGCL 在 MODMA 和 HUSM 数据集上分别取得 81.64% 和 80.37% 的准确率, 较 SL 方法 FC-STGNN(71.32%、70.18%) 分别提升了 10.32 个

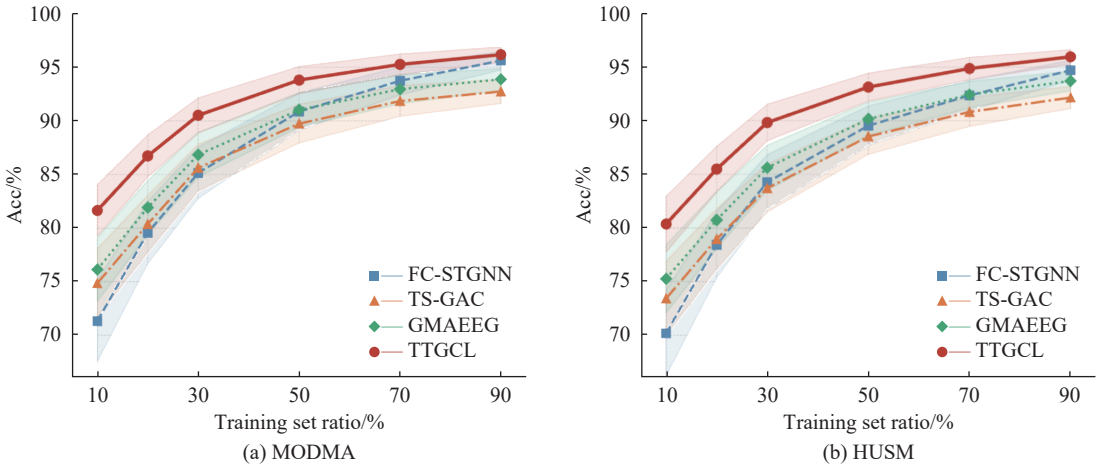


图 8 在 MODMA 和 HUSM 上的小样本实验结果

Fig. 8 Few-Shot experiment results on MODMA and HUSM

百分点和 10.19 个百分点，差距最大。这可能是因为 SL 模型在训练样本极少时，标签不足导致显著过拟合，模型泛化能力急剧退化；而 TTGCL 的自监督预训练阶段完全不依赖标签，通过时序-拓扑一致性对比充分挖掘 EEG 的内在结构，在极少量标签条件下仅需轻量微调分类器即可获得鲁棒的分类性能，展现出 SSL 方法在标注资源稀缺场景下的本质优势。随训练比例增大，所有方法性能均单调提升，但 TTGCL 在全数据区间始终保持最优。在训练比例达到 90% 时，MODMA 上 TTGCL(96.18%) 相较 FC-STGNN (95.63%)仍保持 0.55 个百分点的领先优势，SL 模型无法通过增加标注数据来弥补忽视时序-拓扑一致性带来的固有局限。从标准差角度观察，TTGCL 在各比例条件下的标准差均低于同比例的 FC-STGNN 和 TS-GAC，尤其在低数据区间，说明 TTGCL 对训练集受试者的随机选择不敏感，具备更稳定的跨受试者泛化能力，这对于实际临床场景中不同患者群体的稳定部署具有重要参考价值。

3.5 敏感性分析

3.5.1 *损失权重超参数独立分析* 为验证模型对关键超参数的稳定性，选取对模型性能影响较大的损失项权重系数 λ_{MSE}、λ_{CWTCC}、λ_{RC} 和 λ_{GC} 的取值进行超参数独立分析。4 项参数均在 [0.001, 0.005, 0.01, 0.05, 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 1.0] 范围内取值。当测试其中一个超参数时，固定其余超参数为 1。分析图 9 中结果，当超参数取较大值时，TTGCL 往往可以取得更好的性能。例如，在 MODMA 数据集上当 λ_{RC} 从 0.001 提高至 0.500 时，模型 Acc 提高了 4.3 个百分点，表明区域对比学习对 MDD 识别的正向作用。但当 λ_{RC} 取值为 1.000 时，性能提升的幅度会逐渐减小。这一现象表明，λ_{RC} 过大时区域对比损失主导了总损失的梯度方向，抑制了 CWTCC 模块的有效学习，导致多目标间梯度失衡。其余 3 个参数均呈现出同样的规律，这表明：λ_{GC} 过高时，模型倾向于过度拉近批次内同一样本两视图的全局特征，却相对忽视了区域级拓扑结构的精细化学习，造成 L_{GC} 与 L_{RC} 之间的失衡。λ_{CWTCC} 过大压制拓扑一致性模块的学习，模型缺失拓扑一致性导致性能下降。适度的正则约束能有效防止边增强对图结构的过度破坏，但约束过强时会限制 MLP 对邻接矩阵的自适应学习空间，导致增强视图的多样性不足。值得注意的是，λ_{RC} 和 λ_{GC} 分别在 MODMA 和 HUSM 均取 0.500 和 0.700 两个较大值时达到最优性能，其原因可能是区域对比损失 L_{RC} 是驱动模型学习脑区层面的拓扑一致性特征，而 EEG 信号中功能性脑区连接模式在原始信号空间中难以挖掘，需要较强的梯度信号来引导模型充分挖掘这些关联性。若 λ_{RC} 过小 (如 0.001)，区域对比损失的梯度贡献将被其他损失项掩盖，模型难以形成有效的脑区划分与区域特征对比。此外，L_{GC} 用于批次内的样本级特征对比，其正样本对仅为同一样本的强弱视图，负样本对数量为 $2B-2$，正负样本数量的严重不平衡使得对比信号比较稀疏，需要较大的权重系数来增强全局对比的梯度贡献，确保模型有效区分不同样本间的全局拓扑差异。

若从神经生理学角度解释 λ_{MSE}、λ_{CWTCC}、λ_{RC} 和 λ_{GC} 4 个超参数的意义：λ_{MSE} 作为边增强正则化系数，其取值表明图结构增强过程激进-保守的平衡。λ_{CWTCC} 控制时序一致性建模的强度，其较大取值 (0.5 或 0.7) 反映了 EEG 信号中时间局部模式 (如事件相关电位的幅值、潜伏期等特征) 对 MDD 识别的重要贡献。λ_{RC} 和 λ_{GC} 从局部和全局控制拓扑一致性建模的强度，二者取值说明 MDD 识别不仅依赖个别脑区的异常活动，更依赖脑区的协同模式。

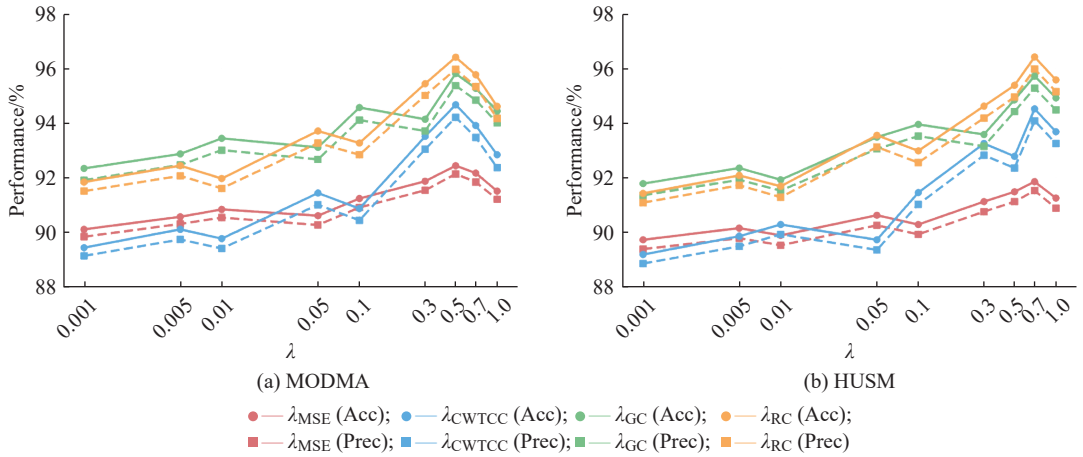


图 9　λ_{MSE}、λ_{CWTCC}、λ_{RC} 和 λ_{GC} 取值的敏感性分析

Fig. 9　Sensitivity analysis of λ_{MSE}, λ_{CWTCC}, λ_{RC} and λ_{GC}

综上所述, 4 项损失权重的最优取值区间与 EEG 抑郁识别的神经生理学机制吻合, 表明 TTGCL 各模块的设计与临床先验知识存在一致性, 且各损失项之间需保持均衡的梯度分配以实现最优的协同建模效果。

3.5.2　损失权重超参数协调分析　单参数分析仅能反映参数的边际效应, 无法揭示参数间的交互影响。为此, 本节对提出的关键损失权重 λ_{RC} 和 λ_{GC} 进行联合网格搜索, 以明确参数的协调配合策略。将二者分别在 [0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 1] 范围内搜索, 其余参数固定为超参数独立分析中确定的最优参数 (MOMDA 均取 0.5, HUSM 均取 0.7), 结果如图 10 所示。

分析图 10 的结果可得出结论: MODMA 在 (λ_{RC}, λ_{GC}) = (0.5,0.5) 时最优准确率为 96.53%, HUSM 在 (λ_{RC}, λ_{GC}) = (0.7,0.7) 时最优准确率为 96.33%, 与超参数独立分析的结论一致。从热力图整体分布来看, 高性能区域集中于以最优点为中心的对角带状区域, 即 λ_{RC}和λ_{GC} 取值相近的位置, 表明区域对比与全局对比损失应保持均衡的权重比例。当两项权重为 (λ_{RC}, λ_{GC}) = (0.1,0.1) 时, MODMA 和 HUSM 的 Acc 分别下降至 93.12% 和 92.84%, 说明 L_{GC} 与 L_{RC} 被抑制, 拓扑一致性建模能力退化。当 (λ_{RC}, λ_{GC}) = (1,1) 时, MODMA 和 HUSM 的 Acc 分别下降至 94.05% 和 93.72%, 其原因可能是过大的 L_{GC} 与 L_{RC} 压制了 L_{CWTCC} 的时序一致性建模。

3.6　模型效率分析

为评估 TTGCL 的计算效率, 本研究从浮点运算量 (GFLOPs)、模型参数量 (Params)、单轮训练时间和推理时间四个维度, 将 TTGCL 与 FC-STGNN、TS-GAC、GMAEEG 在 MODMA 数据集上进行对比。实验结果如表 10 所示。

分析表 10 可以得出如下结论: 从模型规模看, 3 个 SSL 模型 (TS-GAC、GMAEEG、TTGCL) 的参数

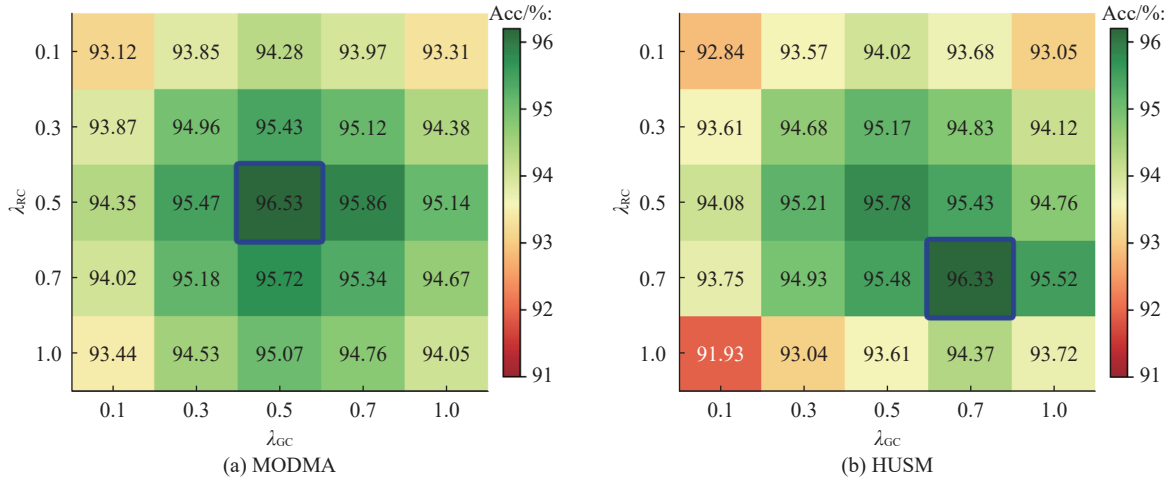


图 10　λ_{RC} 和 λ_{GC} 取值的协调性分析

Fig. 10　Coordination analysis of λ_{RC} and λ_{GC}

表 10 模型效率分析

Table 10 Computational efficiency evaluation

Method	GFLOPs	Params	Training time per epoch/s	Inference time/s	Acc/%
FC-STGNN	**12.67**	**3.25×10^6**	**5.12**	**1.24**	96.23
TS-GAC	40.41	7.60×10^6	60.87	6.23	93.15
GMAEEG	67.34	10.40×10^6	70.34	7.01	94.26
TTGCL	42.51	8.80×10^6	65.53	6.40	**96.53**

量和浮点运算量显著高于 SL 模型 FC-STGNN(参数量和浮点运算量分别为 3.25×10^6, 12.67), 这是因为 SSL 模型需要额外的数据增强模块或双视图处理及对比损失计算。在 SSL 模型中, TTGCL 的参数量和浮点运算量 (8.80×10^6, 42.51)略高于 TS-GAC (参数量和浮点运算量分别为 7.60×10^6, 40.41), 增量源于自适应边增强 MLP 和 CWTCC 中的 Transformer 回归模型; 相较 GMAEEG (参数量和浮点运算量分别为 10.40×10^6, 67.34), TTGCL 的参数量减少 15.4%, 浮点运算量 降低 36.9%, 得益于对比学习框架无需独立解码器。训练时间方面, TTGCL 每轮耗时 65.53 s, 低于 GMAEEG(每轮耗时 70.34 s), 临床离线训练场景下可接受。推理阶段, 由于增强模块不参与推理, TTGCL 推理时间为 6.40 s, 与 TS-GAC(推理时间为 6.23 s) 基本持平。综合来看, TTGCL 以与 TS-GAC 相近的计算代价, 取得了高出 3.38 个百分点的 Acc, 在性能与效率之间实现了良好的平衡。

3.7 可解释性分析

为深入理解 TTGCL 模型的抑郁识别机制, 研究从两个维度对模型进行系统性的可解释性分析: 频段贡献分析和 SHAP (Shapley Additive Explanations) 特征归因分析。通过多层次的可解释性研究, 不仅能够揭示模型的内部决策逻辑, 还能从神经科学角度验证模型学习到的特征是否与已知的抑郁症 EEG 生物标志相一致, 从而增强模型在临床应用中的可信度。

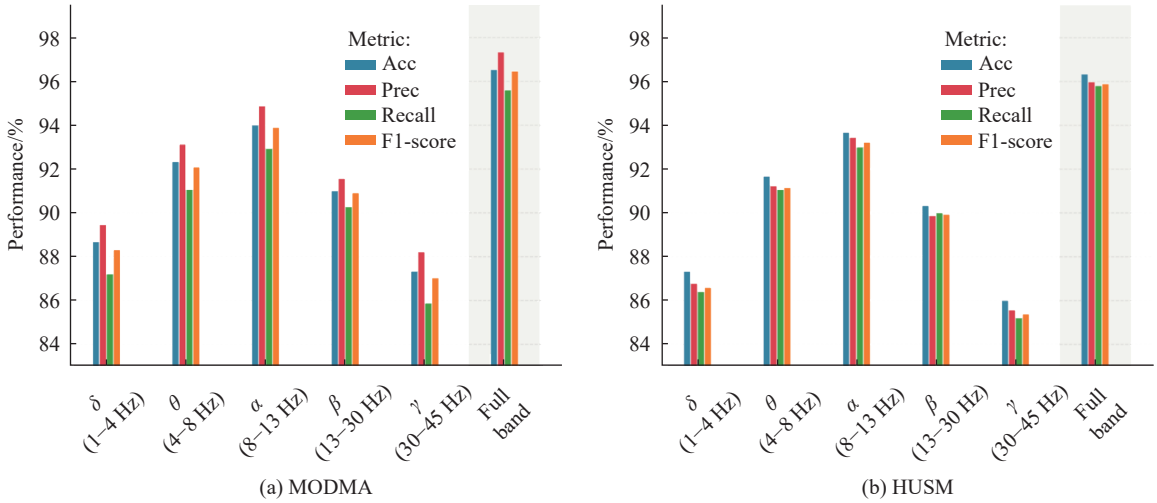
3.7.1 频段贡献分析 将原始 EEG 信号 (1~45 Hz) 分解为 5 个子频段: δ (1~4 Hz)、θ (4~8 Hz)、α (8~13 Hz)、β (13~30 Hz) 和 γ (30~45 Hz), 分别作为模型的独立输入进行分类实验。将各频段信号分别输入训练好的模型中, 在 MODMA 和 HUSM 两个数据集上评估其分类性能, 实验结果如表 11 所示。

表 11 不同频段实验结果

Table 11 Experimental results of different frequency bands

Band	MODMA			HUSM		
	Acc/%	Prec/%	Recall/%	Acc/%	Prec/%	Recall/%
δ(1−4 Hz)	88.67	89.45	87.20	87.33	86.78	86.40
θ(4−8 Hz)	92.33	93.12	91.07	91.67	91.23	91.07
α(8−13 Hz)	94.00	94.87	92.93	93.67	93.45	93.00
β(13−30 Hz)	91.00	91.56	90.27	90.33	89.87	90.00
γ(30−45 Hz)	87.33	88.21	85.87	86.00	85.56	85.20
Full bands	**96.53**	**97.33**	**95.60**	**96.33**	**95.98**	**95.80**

分析表 11 各频段实验结果及图 11 可以得出, 全频段在两个数据集上均取得最优综合性能, Acc 在 MODMA 数据集上为 96.53%, 在 HUSM 数据集上为 96.33%。该结果表明, TTGCL 模型有效利用了整个频谱范围内的互补信息, 时序-拓扑学习机制能够捕捉单一子频段无法提供的多尺度振荡交互信息。在各独立子频段中, α 波段分类性能最好, Acc 在 MODMA 与 HUSM 上分别达到 94.00% 和 93.67%。与以往研究中的结论相符: 重度抑郁症患者左侧前



(a) MODMA (b) HUSM

图 11 不同频段实验结果

Fig. 11 Experimental results of different frequency bands

额叶 α 波功率相对右侧显著降低[37]; 认知控制和情绪加工相关的前额叶 θ 振荡, 在抑郁状态下会发生显著改变[38]。其他波段识别能力相对较低, 但仍具有一定识别能力。δ 低频波与睡眠、记忆编码和情景记忆等功能相关, 在抑郁识别中效果有限。γ 高频波与高级认知功能和信息整合密切相关。但高频信号已受噪声影响, 可能对分类结果产生较大影响。

3.7.2　SHAP 特征归因分析　SHAP 方法基于合作博弈论中的 Shapley 值理论, 能够为模型的每个输入特征计算其对最终预测结果的边际贡献。相较于其他特征归因方法, SHAP 具有理论上的完备性、一致性和局部精确性, 是当前可解释性研究中应用最为广泛的方法之一。本节采用 SHAP 方法对模型的 11 个 EEG 通道 (F3、F4、Fp1、Fp2、T7、T8、Cz、Fz、P3) 的贡献进行量化分析, 研究样本为 MODMA 数据集上 300 例 (MDD 样本 150 例, HC 样本 150 例)。分析如图 12 所示的 SHAP 特征摘要图可以得出结论: 在前额区通道的高特征值倾向于产生较高的 SHAP 值, 而低特征值则对应较低的 SHAP 值。这种清晰的颜色梯度表明前额区 EEG 信号幅值与抑郁症分类之间存在单调的正相关关系: 前额区信号特征值越高, 模型越倾向于将样本判定为 MDD。这一发现可能反映了抑郁症患者前额区脑电活动的异常增强或减弱模式[37]。各通道的 SHAP 值分布宽度存在明显差异。Fp1 和 F3 的 SHAP 值分布范围最广说明这两个通道对不同样本的影响差异最大, 即不同个体在前额区的 EEG 特征差异对分类结果的影响最为显著。相比之下, C3 和 Fz 通道的 SHAP 值分布较为集中, 说明这些通道对分类决策的影响较为均匀且有限。

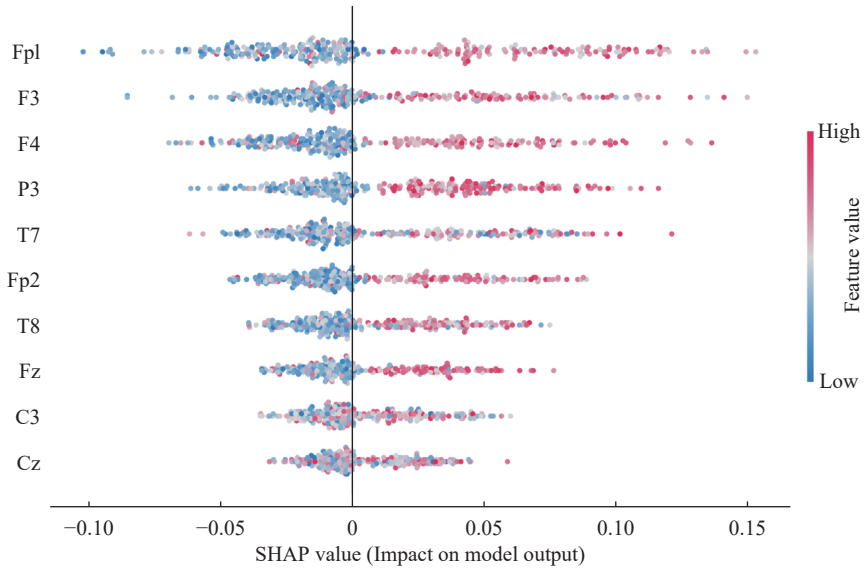


图 12　特征摘要图

Fig. 12　Features decision plot

综上所述, 本文提出的 TTGCL 在抑郁识别中具有较强的可解释性, 与以往抑郁相关的脑区功能异常的结论相符, 为未来的临床应用提供了坚实的理论依据。

4　结　论

本文针对基于现有对比学习的 EEG 抑郁识别方法忽视拓扑一致性的问题, 提出了 TTGCL。该模型的主要贡献包括以下 3 个方面: 首先, 设计了自适应图增强策略, 实现了基于信噪比与频域能量分布的动态节点增强以及基于神经网络自适应学习的边增强, 生成了多样化的视图并保持脑区间的神经生理学关联性。其次, 引入的 CWTCC 通过双视图交叉预测机制, 利用历史图特征预测未来图特征的对比方法, 使模型有效学习 EEG 的时序模式特征, 实现时序一致性建模。最后, 提出 RGGC 学习鲁棒的区域和全局通道特征, 实现局部到全局的拓扑一致性建模。TTGCL 在 MODMA 和 HUSM 数据集上取得优于其他基线模型的综合性能, 但仍存在值得探索的方向: 目前仅针对闭眼静息态数据进行验证, 未来可进一步拓展至睁眼静息态、任务态等多范式场景; 此外, 后续研究将在更广泛的数据集上验证模型的泛化能力。

参考文献:

[1] Institute of Health Metrics and Evaluation. Global health data exchange[EB/OL]. (2023-03-04). https://vizhub.healthdata.org/gbd-results/.

[2] KIM S A, BAE S M. Impacts of perceived stress, neglect, victim and respect for human rights on depression of adolescents[J]. Child Psychiatry & Human Development, 2024, 55(5): 1325-1332.

[3] ZHONG P, WANG D, MIAO C. EEG-based emotion recognition using regularized graph neural networks[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2020, 13(3): 1290-1301.

[4] ACHARYA U R, SUDARSHAN V K, ADELI H, *et al*. A novel depression diagnosis index using nonlinear features in EEG signals[J]. European Neurology, 2015, 74(1/2): 79-83.

[5] BAI R, GUO Y, TAN X, *et al*. An EEG-based depression detection method using machine learning model[J]. International Journal of Pharma Medicine and Biological Sciences, 2021, 10(1): 17-22.

[6] WANG D, LEI C, ZHANG X, *et al*. Identification of depression with a semi-supervised GCN based on EEG data[C]//2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 2338-2345.

[7] WANG Y, ZHENG W, LI Y, *et al*. A hybrid graph neural network for enhanced EEG-Based depression detection[C]//2025 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2025: 1-8.

[8] LU H, YOU Z, GUO Y, *et al*. Mast-gcn: Multi-scale adaptive spatial-temporal graph convolutional network for EEG-based depression recognition[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2024, 15(4): 1985-1996.

[9] WANG Y, XU Y, YANG J, *et al*. Fully-connected spatial-temporal graph for multivariate time-series data[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Washington, DC, USA: AAAI, 2024: 15715-15724.

[10] CUI W, SUN M, DONG Q, *et al*. A multiview sparse dynamic graph convolution-based region-attention feature fusion network for major depressive disorder detection[J]. IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2023, 11(2): 2691-2702.

[11] JIA Z, LIN Y, WANG J, *et al*. Multi-view spatial-temporal graph convolutional networks with domain generalization for sleep stage classification[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2021, 29: 1977-1986.

[12] TIAN Y, SUN C, POOLE B, *et al*. What makes for good views for contrastive learning?[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 6827-6839.

[13] ELDELE E, RAGAB M, CHEN Z, *et al*. Time-series representation learning via temporal and contextual contrasting[EB/OL]. (2021-06-26). https://arxiv.org/abs/2106.14112.

[14] TONEKABONI S, EYTAN D, GOLDENBERG A. Unsupervised representation learning for time series with temporal neighborhood coding[EB/OL]. (2021-06-01). https://arxiv.org/abs/2106.00750.

[15] PöPPELBAUM J, CHADHA G S, SCHWUNG A. Contrastive learning based self-supervised time-series analysis[J]. Applied Soft Computing, 2022, 117: 108397.

[16] KHAERTDINOV B, GHALEB E, ASTERIADIS S. Contrastive self-supervised learning for sensor-based human activity recognition[C]//2021 IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB). Piscataway, USA: IEEE, 2021: 1-8.

[17] CHOI H, KANG P. Multi-task self-supervised time-series representation learning[J]. Information Sciences, 2024, 671: 120654.

[18] FRIEDMAN N P, ROBBINS T W. The role of prefrontal cortex in cognitive control and executive function[J]. Neuropsychopharmacology, 2022, 47(1): 72-89.

[19] HUANG M H, FAN S Y, LIN I M. EEG coherences of the fronto-limbic circuit between patients with major depressive disorder and healthy controls[J]. Journal of Affective Disorders, 2023, 331: 112-120.

[20] HELM K, VIOL K, WEIGER T M, *et al*. Neuronal connectivity in major depressive disorder: A systematic review[J]. Neuropsychiatric Disease and Treatment, 2018: 2715-2737.

[21] NYSTROM C, MATOUSEK M, HALLSTROM T. Relationships between EEG and clinical characteristics in major depressive disorder[J]. Acta Psychiatrica Scandinavica, 1986, 73(4): 390-394.

[22] SAWAYA H, JOHNSON K, SCHMIDT M, *et al*. Resting-state functional connectivity of antero-medial prefrontal cortex sub-regions in major depression and relationship to emotional intelligence[J]. International Journal of Neuropsychopharmacology, 2015, 18(6): pyu112.

[23] WANG Y, XU Y, YANG J, *et al*. Graph-aware contrasting for multivariate time-series classification[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Washington, DC, USA: AAAI, 2024: 15725-15734.

[24] ROMMEL C, PAILLARD J, MOREAU T, *et al*. Data augmentation for learning predictive models on EEG: A systematic comparison[J]. Journal of Neural Engineering, 2022, 19(6): 066020.

[25] ARI B, SIDDIQUE K, ALçIN ö F, *et al*. Wavelet ELM-AE based data augmentation and deep learning for efficient

emotion recognition using EEG recordings[J]. IEEE Access, 2022, 10: 72171-72181.

[26] BOGGESS A, NARCOWICH F J. A First Course in Wavelets with Fourier Analysis[M]. Hoboken, New Jersey, USA: John Wiley & Sons, 2009.

[27] Wang Y, Wu M, Li X, *et al*. Multivariate time-series representation learning via hierarchical correlation pooling boosted graph neural network[J]. IEEE Transactions on Artificial Intelligence, 2023, 5(1): 321-333.

[28] YOU Y, CHEN T, SUI Y, *et al*. Graph contrastive learning with augmentations[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 5812-5823.

[29] OORD A, LI Y, VINYALS O. Representation learning with contrastive predictive coding[EB/OL]. (2018-07-10). https://arxiv.org/abs/1807.03748.

[30] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, *et al*. Attention is all you need[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. [s.l.]: Curran Associated, Inc, 2017: 5998-6008.

[31] CAI H, GAO Y, SUN S, *et al*. Modma dataset: A multi-modal open dataset for mental-disorder analysis[EB/OL]. (2020-02-20). https://arxiv.org/abs/2002.09283.

[32] MUMTAZ W, XIA L, Mohd Yasin M A, *et al*. A wavelet-based technique to predict treatment outcome for major depressive disorder[J]. PloS One, 2017, 12(2): e0171409.

[33] Comon P. Independent component analysis, a new concept?[J]. Signal Processing, 1994, 36(3): 287-314.

[34] FU Z, ZHU H, ZHAO Y, *et al*. GMAEEG: A self-supervised graph masked autoencoder for eeg representation learning[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2024, 28(11): 5048-5057.

[35] LEE C H, KIM H, HAN H, *et al*. Neuronet: A novel hybrid self-supervised learning framework for sleep stage classification using single-channel eeg[EB/OL]. (2024-04-10). https://arxiv.org/abs/2404.17585.

[36] ZHENG K, YU S, CHEN B. CI-GNN: A Granger causality-inspired graph neural network for interpretable brain network-based psychiatric diagnosis[J]. Neural Networks, 2024, 172: 106147.

[37] VAN DER VINNE N, VOLLEBREGT M A, VAN PUTTEN M J A M, *et al*. Frontal alpha asymmetry as a diagnostic marker in depression: Fact or fiction? A meta-analysis[J]. Neuroimage: Clinical, 2017, 16: 79-87.

[38] NEWSON J J, THIAGARAJAN T C. EEG frequency bands in psychiatric disorders: A review of resting state studies[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2019, 12: 521.

Temporal-Topological Consistency Graph Contrastive Model for EEG Depression Recognition

SONG Tao, LU Houqi, ZHOU Jiale, WANG Huifeng

(School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: Major Depressive Disorder (MDD) is a mental illness that severely affects human health. Currently, depression recognition based on Contrastive Learning (CL) for Electroencephalogram (EEG) signals has achieved promising results, yet it still has certain limitations: Mainstream CL methods primarily focus on the temporal consistency of EEG signals while neglecting the topological consistency of EEG data, namely the anti-interference stability of individual channels and the inherent neurophysiological correlations between channels. To address the above issues, this paper proposes a novel depression recognition model based on Temporal-Topological Consistency Graph Contrastive Learning (TTGCL). First, an adaptive graph augmentation strategy is designed, which includes dynamic node augmentation based on signal-to-noise ratio and frequency-domain energy distribution, as well as edge augmentation based on dynamic regular constraints, to generate high-quality contrastive views. Second, Cross-Window Temporal Consistency Contrast (CWTCC) is proposed to learn the temporal consistency of EEG signals through cross-prediction between dual views. Finally, a Regional-Global Graph Contrast (RGGC) framework is constructed to learn topological consistency from the level of local brain regions to global samples. This study achieves recognition accuracies of 96.53% and 96.33% on two public MDD datasets, respectively, outperforming existing baselines.

Key words: EEG; depression recognition; contrastive learning; graph neural network; topological consistency

（责任编辑：李娟）