

中图法分类号: TP39 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2024)09-2793-13

论文引用格式: Niu Y F, Wei T, Zhang Y, Zhai G T and Wu X. 2024. A brain network construction method for the assessment of functional quality of experience. Journal of Image and Graphics, 29(09):2793-2805(牛一帆, 魏韬, 张远, 翟广涛, 邬霞. 2024. 面向功能性用户体验质量评估的脑网络构建方法. 中国图象图形学报, 29(09):2793-2805)[DOI:10.11834/jig.230500]

# 面向功能性用户体验质量评估的脑网络构建方法

牛一帆<sup>1</sup>, 魏韬<sup>2</sup>, 张远<sup>2</sup>, 翟广涛<sup>3</sup>, 邬霞<sup>1\*</sup>

1. 北京师范大学人工智能学院, 北京 100875; 2. 中国传媒大学媒体融合与传播国家重点实验室, 北京 100024;

3. 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海 200240

**摘要:** 目的 新兴视频服务的功能参数设置将会直接影响到用户的认知状态, 进一步影响用户体验质量, 称为功能性用户体验质量(functional quality of experience, fQoE)。脑电信号蕴含丰富的大脑活动信息, 能够揭示复杂脑活动中的脑网络模式, 为fQoE提供可靠的评估依据。为此, 本文首次提出了一个基于脑电的脑网络构建方法以评估fQoE, 并研究fQoE背后的神经机制。**方法** 首先, 通过改变功能参数诱发不同水平的fQoE, 并同步收集脑电数据; 然后, 从脑电数据中提取单电极和多电极特征并以图结构进行融合, 用以全面表征用户使用视频服务时的大脑状态; 最后, 使用基于自注意力图池化的脑网络构建模型来识别对fQoE敏感的脑网络, 为fQoE提供可解释性, 并进行分类以完成fQoE评估。**结果** 本文以弹幕视频服务的弹幕覆盖率这一功能参数为例验证了方法的科学性和可行性。实验表明, 提出的评估方法在多种视频类型的fQoE评估中均达到了满意的效果, 最佳识别准确率分别为86%(鬼畜类)、81%(科技类)、80%(舞蹈类)、82%(影视类)和84%(音乐类)。**结论** 来自fQoE相关的脑网络分析结果表明, 额极、额中回、顶叶和颞叶的脑连接数量减少预示着观看弹幕视频的fQoE更高, 即观看体验更好, 同时也证明了功能参数通过影响人的脑状态进一步导致了fQoE的改变。本文的评估方法为fQoE的精确评估和视频服务功能参数的优化提供了来自神经生理学的定量工具和理论依据。

**关键词:** 新兴视频服务; 功能性用户体验质量(fQoE); 脑电信号(EEG); 脑网络构建

## A brain network construction method for the assessment of functional quality of experience

Niu Yifan<sup>1</sup>, Wei Tao<sup>2</sup>, Zhang Yuan<sup>2</sup>, Zhai Guangtao<sup>3</sup>, Wu Xia<sup>1\*</sup>

1. School of Artificial Intelligence, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. State Key Laboratory of Media Convergence and Communication, Communication University of China, Beijing 100024, China;

3. School of Electronics, Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

**Abstract: Objective** The rapid development of multimedia technology enables emerging video services, such as bullet chatting video and virtual idol. Technical parameters from network and application layers affect user's quality of experience (QoE). In addition, the QoE changes when various adjustable functional parameters of these video services are modified, which we call QoE influenced by functional parameters (functional QoE, fQoE). Changes in functional parameters influence human cognition and emotion, and thus, fQoE is almost entirely decided by human subjective perceptions. Infer-

收稿日期: 2023-07-21; 修回日期: 2023-12-16; 预印本日期: 2023-12-23

\* 通信作者: 邬霞 wuxia@bnu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(62227801)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (62227801)

ring directly from parameter design, which is difficult, makes fQoE modeling challenging. The success of the video services depends entirely on user ratings, and understanding fQoE and the reason behind its generation is crucial for service providers. Studies using questionnaire and interview methods have been conducted to understand users' perceptions of functional parameters. However, subjects may be influenced by external criteria and social desirability, which potentially result in bias of the collected results. The above methods cannot perform the quantitative assessment of fQoE nor provide scientific evidence with interpretability. Electroencephalography (EEG) signals contain a wealth of information about brain activity, and EEG features can reveal brain network patterns during complex brain activity. Studies have used EEG as a powerful tool to assess the QoE influenced by technical parameters (tQoE) and uncovered relevant EEG single-electrode features, which revealed the correlation between tQoE and basic human perceptual functions and demonstrated the strong potential of EEG for fQoE assessment. However, fQoE may involve higher-order human cognitive functions that require interactions between multiple brain regions, such as social communication and emotion, whose complex relationships are difficult to be represented by single-electrode features. To address the limitations of the above studies, this paper presents an fQoE assessment model based on the EEG technology and investigates the neural mechanisms behind fQoE. **Method** First, an EEG dataset for fQoE assessment was constructed. To reduce the influence of subjects' personal preferences on the experimental results, we ensured that the stimulus materials contained five types of videos (auto-tune, technology, dance, film, and music). Different levels of fQoE were induced by changing the functional parameters, and the EEG data of subjects were collected simultaneously. Second, on top of single-electrode features, we additionally extracted multielectrode features (i. e., functional connectivity features) and fused both types in the form of graph. The EEG electrodes were represented as nodes on the graph, the single-electrode features as node features, and the functional connectivity as edges of the graph. The weights of edges represent the strength of functional connectivity, and were used in the comprehensive characterization of the user's brain state when using video service. Finally, self-attention graph pooling mechanism was introduced to construct a brain-network construction model to identify fQoE levels. The graph pooling layer can enlarge the field of view to the whole graph structure during the training process, retain key nodes, and compose new graphs to render the model with the capability to capture key brain networks. We further explored the neurophysiological principles behind it and provided theoretical support for the improvement of emerging video services. **Result** With the bullet chatting video, a new type of video service, as an example, this paper explored the fQoE affected by the functional parameter of bullet chatting coverage and the neurophysiological principles behind it. The finding verified the scientific validity and feasibility of the method. Experiments revealed that the assessment method proposed in this paper achieved satisfactory results in the fQoE evaluation of multiple video types, with the best recognition accuracy of 86% (auto-tune), 80% (technology), 80% (dance), 82% (film), and 84% (music). Compared with existing machine learning and deep learning models, our method achieves the best recognition accuracy. The results on fQoE-related brain network analysis reveal that the number of brain connections in the frontal, parietal, and temporal lobes decreased, which indicates a attained fQoE for viewing bullet chat videos, i. e., a better viewing experience. This result also implies that functional parameters further lead to changes in the fQoE by affecting the human brain state. Specifically, the brain connection between the frontal and temporal lobes is related to speech information processing, the parietal lobe brain connection to visual information processing, the strength of frontal lobe brain connection to cognitive load levels, and its asymmetry to emotions and motivation. **Conclusion** In this study, we initially presented an EEG-based fQoE assessment model to evaluate the fQoE levels using a brain-network construction model based on a self-attention graph pooling mechanism and analyzed the neurophysiological rationale behind it. The assessment method introduced in this paper serves as a quantitative tool and theoretical basis from neurophysiology for the accurate assessment of fQoE and optimization of functional parameters of video services.

**Key words:** emerging video services; functional quality of experience (fQoE); electroencephalogram (EEG); brain network construction

## 0 引言

随着多媒体技术的快速发展,用户对视频服务的功能有了更多期待,虚拟偶像、弹幕视频、互动视频和个人直播等新兴视频服务应运而生。传统视频服务的用户体验质量(quality of experience, QoE)仅与网络层和应用层的技术参数(technology parameter, TP)有关(Duanmu等,2017,2018,2020;Bampis等,2018),称为受TP影响的QoE,即技术性QoE(technology QoE, tQoE)。而新兴视频服务因其独特的功能各自附带不同的可调节功能参数(functional parameter, FP),例如虚拟偶像的音色、视角和构图(Sakuma等,2023),弹幕视频中弹幕的覆盖率、透明度和字体(刘灵豫和王军锋,2018),互动视频中的操作间隔和互动次数(Carlton等,2021),个人直播中的消费和互动(Hong和Kim,2020)等。上述来自服务层的FP发生改变同样会影响视频服务的QoE(Ruan和Xie,2021),称为受FP影响的QoE,即功能性QoE(functional QoE, fQoE)。

由于FP的改变会对人的认知和情感产生影响,fQoE几乎完全依赖于人的主观感受(Akhtar和Falk,2017),且难以从FP的设计中直接推断得出,这导致对fQoE的建模变得更加艰难。然而,了解用户的fQoE水平及其感到满意的原因对于服务的优化至关重要,服务最终能否获得成功完全取决于用户的评价(Li等,2019),让用户感到满意是服务提供商的根本目标(陶晓明等,2021b)。因此,开发一个以人为中心的fQoE评估方法对于视频服务是一个亟待解决的关键问题。

现有新兴视频服务的fQoE相关研究最常用的方法为通过发布问卷(刘灵豫和王军锋,2018;谢添轩,2018;Hong和Kim,2020)或者面对面访谈(Dwyer,2017;Datta和Ghosh,2022)了解用户对FP的看法。然而受试者可能会受到外界标准和社会称许性的影响(Engelke等,2017),使研究者无法确定收集到的结果是否能够反映人们的真实想法。且现有方法难以反映用户潜在的感知和认知过程(Liu等,2020),这将导致研究者无从得知fQoE背后的神经机制。

与上述传统研究方法不同,脑电图(electroencephalogram, EEG)作为一种现代生理测量技术

(罗靖等,2021),可以收集用户使用视频服务过程中产生的生理信号,直接反映当前的心理状态(陶晓明等,2021a),并且具有难以伪装的优点。目前已有研究使用EEG这一有力工具来评估TP诱发的QoE。Scholler等人(2012)证明视频压缩造成的损失程度与事件相关电位(event-related potential, ERP)的最大振幅呈正相关,Bosse等人(2018)发现稳态视觉诱发电位(steady-state visual evoked potential, SSVEP)的特征与画面清晰度呈负相关,Li等人(2021)通过计算每个EEG频带功率和视频缓冲时间之间的相关性和方差来找到稳定的TP相关特征。Acqualagna等人(2015)基于EEG信号建立视频tQoE评估模型,二分类的最高准确率达74%;Hwang等人(2018)使用EEG功率特性来评估画面质量,二分类的最高准确率为67.9%。上述研究均使用EEG单电极特征,研究人员可以从解译大脑的认知过程,挖掘更深层次的工作机制,证明了tQoE与人的基础感知功能之间的关联性。

与tQoE不同的是,fQoE可能涉及到人的社交和情感等高级认知功能,需要多个脑区之间相互作用(Masson等,2020;Saarimäki等,2022),其中的复杂关系无法只由单电极特征简单地表示。功能连接(functional connectivity, FC)特征在神经科学领域被定义为不同神经生理学区域之间的统计相互依赖性(Friston,2011),可用于衡量大脑区域之间的相关关系,目前已应用在注意力(Rosenberg等,2016)、人格评估(许子明等,2022)、多动症(Sudre等,2017)等众多研究问题,成功揭示了复杂认知活动下大脑区域之间的交流模式。功能连接这种多电极特征能提供用户在使用视频服务时大脑状态的相关信息(邬霞和牛一帆,2023),在单电极特征的基础上引入多电极特征对于fQoE建模具有极高的应用潜力。

在样本数量有限的情况下,直接拼接单电极特征和多电极特征将导致特征维数过高,从而使模型陷入过拟合(Wu等,2021),且破坏了脑电信号本身的拓扑结构,这将导致模型同时损失性能和可解释性。基于图的脑网络特征表示及深度学习方法目前已在情感识别(Du等,2022)、抑郁症监测(Sun等,2022)和癫痫发作检测(Li等,2022)等多个脑机接口领域有着良好的表现。利用基于图的脑网络表示,将脑电电极作为图的节点,单电极特征作为图的节点特征,多电极特征(即功能连接特征)作为图的边,

不仅可以保留 EEG 自身的拓扑结构,还可以通过节点共用参数大大缩减深度学习模型所需参数量,缓解由于特征维度过高导致的过拟合问题。

除此之外,对于服务提供商而言,更重要的是了解 fQoE 的产生原因以指导其视频服务的改进。基于自注意力的图池化机制(Lee 等, 2019)能够将视野放大至整个图结构,在训练过程中保留重要节点,组成新的图结构并用于后续建模,同时节点数量的减少可以降低模型所需的参数量,进一步缓解过拟合问题。该机制的引入将会使评估模型具备构建 fQoE 关键脑网络的能力,为模型提供可解释性,并可进一步发掘其背后的神经生理学原理,为新兴视频服务的改进提供理论支持。

根据以上研究现状,提出了一个面向 fQoE 评估的脑网络构建方法,并以弹幕视频(bullet chatting video, BCV)服务的弹幕覆盖率这一 FP 为例验证了可行性和科学性。首先,构建了一个 EEG 数据集,通过改变弹幕覆盖率诱发不同水平的 fQoE,并同步收集受试者的脑电数据;然后,提取了来自受试者脑电数据的单电极和多电极特征并以图的形式进行融合,用于表征其使用 BCV 服务过程中的大脑状态;最后,建立了基于自注意力图池化的脑网络构建模型识别 fQoE 水平,通过分析模型所构建的关联脑网络为 fQoE 提供可解释性。

本文的贡献如下:1)首次提出了一个面向 fQoE 评估的脑网络构建方法,并分析 fQoE 背后的神经机制。2)以 BCV 服务为例证明了方法的有效性和科学性,并取得了令人满意的结果。3)证明了 FP 会影响人的大脑状态,产生不同的用户体验,进一步影响 fQoE 水平,为视频服务的优化提供了神经生理学证据。

1 方 法

本文提出了一个面向 fQoE 评估的脑网络构建方法,如图 1 所示,并选用 BCV 作为 fQoE 的诱发材料进行验证。1.1 节介绍了 EEG 数据集构建过程,包括素材库构建、脑电实验设计和信号采集。1.2 节介绍了脑电数据处理方法,包括数据预处理和利用基于自注意力图池化的脑网络构建模型评估 fQoE。

1.1 EEG 数据集构建

以往研究使用传统问卷或者访谈形式收集人们对于 FP 的看法和观点,无法保证这些方法能够准确传递受试者的真实感受。本文通过脑电信号来直接检测用户使用视频服务时的脑部状态,同时结合行为数据,为后续搭建 fQoE 评估模型夯实基础。

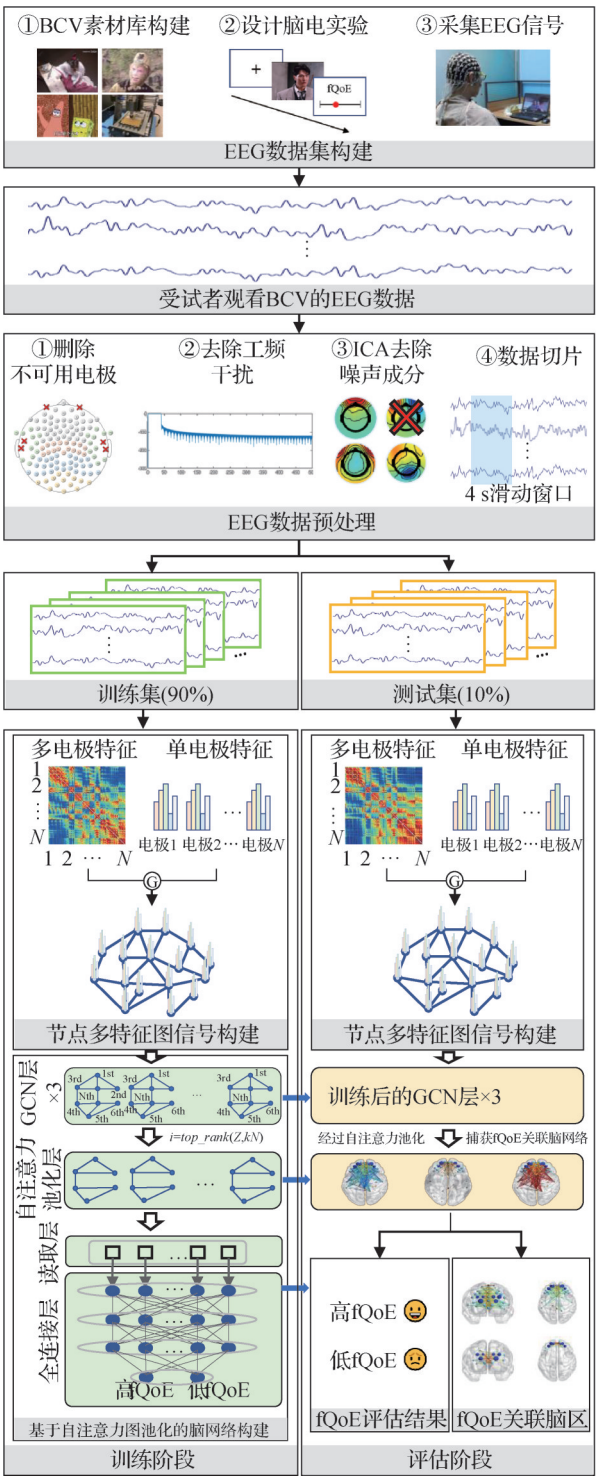


图 1 面向 fQoE 评估的脑网络构建方法

Fig. 1 A brain network construction method for assessing fQoE

### 1.1.1 BCV 素材库构建

BCV 是一种允许用户在视频画面中发送评论的新型视频服务(Bilibili Inc., 2021), 在本文中用于诱发 fQoE 的刺激材料。为了保证数据集的可信度和有效度, 使用的 BCV 素材库从国内最大的弹幕视频网站哔哩哔哩的 50 个必看视频中, 挑选出时长相近(4 min 左右)、弹幕总量超过两万条且当前弹幕显示数量相近(2 500~3 500 条, 通过算法优先显示一定比例的最新弹幕)的 5 类视频, 包括鬼畜类、音乐类、影视类、科技类和舞蹈类, 每类 2 个视频作为脑电实验源素材。已有研究表明(刘灵豫和王军锋, 2018; 谢添轩, 2018), 在弹幕视频服务的众多 FP 中, 覆盖程度是影响服务质量最重要的 FP 之一, 本文以此为切入点, 控制实验素材中的弹幕覆盖程度为 100%、75%、50%、25% 和无弹幕这 5 个水平, 诱发不同的 fQoE。必看视频列表中的视频无需搜索即可被直接推送给全体用户, 且都受到该网站用户的高度认可, 因此可以最小化由于受试者个人喜好因素对实验结果产生的影响。

实验采用双因素被试间设计, 其中 A 因素为弹幕覆盖程度, 共有 5 个处理水平; B 因素为弹幕视频类型, 共有 5 个处理水平, 两个因素共有 25 个处理水平。实验中, 受试者被随机平均分为 5 组且保证各组男女比例均为 1:1。

### 1.1.2 脑电实验设计

实验前, 受试者需要先填写《人口学指标与弹幕视频使用习惯统计问卷》用于确定是否为本研究的目标人群。其中, 符合实验要求(了解 BCV 的概念, 并且习惯于使用弹幕功能)的受试者继续填写《贝克焦虑量表》(Steer 等, 1993)、《贝克抑郁量表》(Schwab 等, 1967)和《积极消极情绪量表》(Watson 等, 1988), 对其情绪状态和心理状况进行考察, 用以去除状态不佳的受试者, 以上统称为“问卷一”。如确定为符合要求的受试者, 由主试为其佩戴 128 导电极帽, 并讲解实验流程和注意事项。

本研究基于 Psychopy 软件编写了呈现 BCV 刺激的实验范式。首先受试者通过包含一个 BCV 的预实验了解实验流程。在正式实验过程中, 受试者在 Psychopy 程序里观看弹幕视频、完成相关操作, 即每看完一个视频后, 受试者都需填写一遍《单个弹幕视频传播效果统计问卷》(简称“问卷二”), 用于收集该视频的观看体验指标, 5 段视频后会进行约 5 min

的休息。实验采用双因素被试间设计, 其中 A 因素为弹幕覆盖程度, 共有 5 个处理水平; B 因素为弹幕视频类型, 共有 5 个处理水平, 两个因素共有 25 个处理水平。

由于 fQoE 无法由客观参数设置直接得出, 用户给出的观看体验评分即为 fQoE 评估依据, 因此必须保证受试者给出的 fQoE 分数为观看视频刺激后最真实、最直接的感受。为达到上述实验效果, 在实验设计中添加了 3 个细节: 1) 由同一源素材生成的在不同覆盖程度下的 BCV 素材将由不同分组的受试者观看, 即受试者被随机平均分为 5 组(男女比例均为 1:1), 观看在不同弹幕覆盖程度下的 10 段视频, 且视频以随机顺序呈现给受试者。2) 视频刺激播放结束之后, 受试者须立刻给出 fQoE 评分以保证评分的有效性。3) 整个实验流程由受试者独立完成, 避免一切外界干扰以保证评分完全来自受试者的个人意愿。实验全程记录脑电数据, 总时长约为 80 min, 整体流程和脑电实验流程如图 2 所示。

### 1.1.3 脑电数据采集

此次脑电实验共采集受试者 50 名(25 女 25 男), 均为在校大学生, 年龄范围为 18~28 岁, 平均年龄 21.96 岁, 右利手, 无特殊疾病, 视力(矫正视力)正常, 未参加过类似的实验, 符合实验条件。

本研究采用 128 导联的脑电帽(HydroCel)、放大器(Geodesic EEG 系统)和匹配的记录软件(Net Station Acquisition)(美国 Electrical Geodesics Inc), 以 500 Hz 的采样率进行脑电数据采集, 所有电极的阻抗均保持在 50 k $\Omega$  以下。实验过程中, 受试者和主试者分别坐在采集室和控制室, 主试者在控制计算机上运行脑电实验呈现程序, 刺激视频(即 BCV)同步显示在采集室的显示器(分辨率为 1 920  $\times$  1 080 像素)上。受试者观看 BCV 的 EEG 信号被放大器放大后同步记录在控制计算机上, 实验中的时间信息通过局域网内部通信实时记录。

## 1.2 脑电数据处理

本小节介绍本文涉及到的脑电数据处理方法, 包括预处理和模型建立。通过预处理剔除原始信号中的噪声。建立评估模型时, 先提取单电极和多电极脑电特征, 并以图结构进行融合来表征受试者观看 BCV 时的大脑状态; 再利用基于自注意力图池化的脑网络构建模型对 fQoE 进行评估和神经生理学分析。

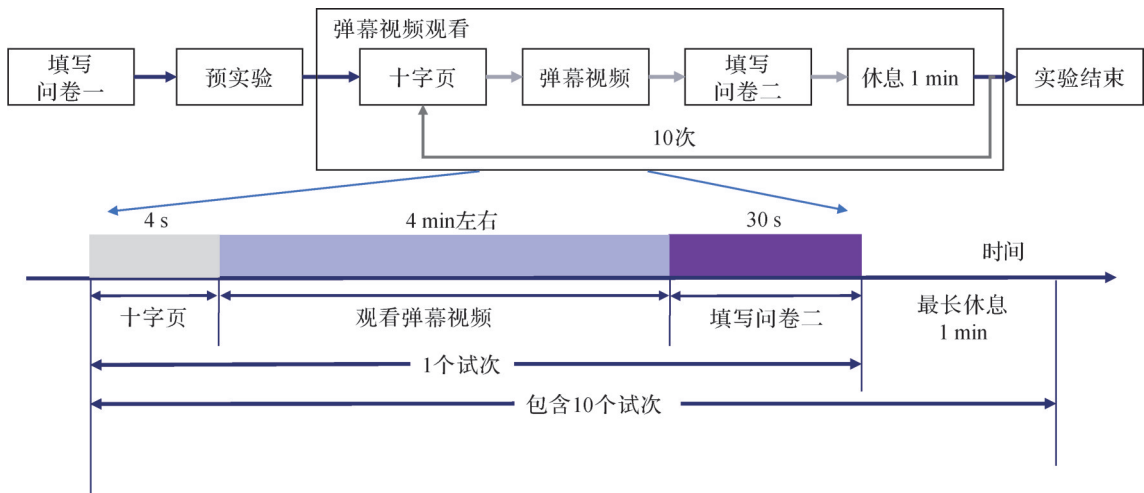


图2 fQoE 诱发脑电实验范式  
Fig. 2 EEG experimental paradigm for inducing fQoE

1. 2. 1 脑电数据预处理

采集到的脑电信号包含由心脏活动、眼球活动、肌肉活动和电源频率等引起的噪声,对数据质量造成极大影响,因此需要先对数据进行预处理以消除这些噪声。预处理部分本文使用的是 MATLAB 中的 EEGLAB 工具箱 (Delorme 和 Makeig, 2004) 进行处理。首先将脑电实验中阻抗超过 50 kΩ 的 6 个电极数据去掉,并对剩余的 122 个电极以全脑平均值做重参考。通过滤波保留了 0.1~50 Hz 的脑电数据,并过滤掉 50 Hz 的工频干扰。然后,使用独立成分分析方法 (independent component analysis, ICA) 将脑电信号分解为相互独立的成分,使用 ADJUST (automatic EEG artifact detection based on the joint use of spatial and temporal features) (Mognon 等, 2011) 插件去除伪迹相关的影响。之后,将预处理后的脑电数据进行分段,截取了受试者在观看 BCV 时的脑电数据,每名受试者观看 10 个视频,共 500 段脑电数据,每段数据长度为 120 s。由于噪声污染较为严重,排除了 5 名受试者的数据,剩下的 450 段数据用于后续分析,并使用 4 s 长的滑动窗口对数据进行切片 (Masrurah 等, 2019)。

1. 2. 2 基于自注意力图池化的脑网络构建模型

1) 脑电特征。在传统的卷积网络中,卷积本质上是使用一个共享参数的滤波器,在规则的网格上通过计算中心位置和相邻位置的加权和来提取空间特征。随着研究深入到具有空间结构的数据中,图结构表示的方法应运而生。本研究中的脑电数据同为具有空间结构的数据形式,其单电极和多电极特

征可以图的形式有效融合,基于上述需求,构建了适用于 fQoE 评估的节点多特征图信号。

节点多特征图信号定义为  $G = (V, E, A)$ , 其中  $V$  和  $E$  分别为顶点集和边集,  $A$  为任意两个节点是否连接的邻接矩阵。本研究将每个脑电电极作为图结构的顶点,单电极特征为顶点的特征值。为了找到与 fQoE 最相关的特征组,分别使用来自 5 个波段 ( $\delta$  波: 1~4 Hz,  $\theta$  波: 4~8 Hz,  $\alpha$  波: 8~12 Hz,  $\beta$  波: 12~25 Hz,  $\gamma$  波: 25~45 Hz) 的时域或频域特征作为图结构节点的特征值建立 fQoE 模型。其中时域特征包含时域统计学特征 (均值、方差、偏度、峰度和过零率) 以及 Hjorth 参数 (激活度、变化度和复杂度) (Hjorth, 1970); 频域特征包含频域统计学特征 (同时域) 和最大功率谱密度。

节点多特征图信号的边由多电极特征 (即功能连接特征) 计算得出,功能连接矩阵作为图结构中的邻接矩阵。本文使用的多电极脑电特征为基于皮尔森相关系数 (Dimitrakopoulos 等, 2017) 计算的功能连接,代表不同位置脑电电极信号之间的相关性。

2) 脑网络构建模型。图卷积网络 (graph convolutional network, GCN) 目前已经在脑机接口领域有所应用,在情感识别 (Du 等, 2022)、抑郁症监测 (Sun 等, 2022) 和癫痫发作检测 (Li 等, 2022) 等多个领域分别有不错的表现,且图结构的输入与传统的特征集相比更符合脑数据的空间结构,因此本文选择 GCN 作为构建脑网络构建模型的基础单元。

GCN 利用图拉普拉斯矩阵的特征值和特征向量来研究图的性质,并将深度学习也推广到了图的

领域。图的拉普拉斯矩阵定义为  $L = D - A$ , 其中  $L$  代表拉普拉斯矩阵,  $D = \sum_j A_{ij}$  是图的度矩阵,  $A$  是图的邻接矩阵。本文使用的是重归一化的拉普拉斯矩阵, 定义为  $\tilde{L}_{\text{sym}} = \tilde{D}^{-1/2} \tilde{A} \tilde{D}^{-1/2}$ , 其中  $\tilde{A} = A + I$  ( $I$  为节点自连接矩阵),  $\tilde{D} = \sum_j \tilde{A}_{ij}$ 。  $\tilde{L}_{\text{sym}}$  的特征值范围为  $(-1, 1]$ , 可以有效防止多层网络优化时出现的梯度消失或爆炸的现象。为了加强网络的拟合能力, 用参数化的权重矩阵  $W$  对输入的图信号矩阵进行仿射变换, 得到

$$X' = \sigma(\tilde{L}_{\text{sym}} X W) \quad (1)$$

式中,  $\sigma$  表示激活函数。式(1)即为 GCN 层。

本文使用基于自注意力图池化的 TopK 池化机制 (Lee 等, 2019) 构建 fQoE 相关脑网络。具体来说, 首先设置一个表示池化率的超参数  $k, k \in (0, 1)$ , 通过自注意力的思想学习出一个表示节点重要度的值  $Z = \sigma(\tilde{L}_{\text{sym}} X \Theta_{\text{attn}})$ , 其中  $X$  表示节点的特征,  $\Theta_{\text{attn}}$  为自注意力图池化层的权重参数。该节点对应的脑电电极的重要程度将会受到与其产生功能连接的其他电极影响。根据节点的重要性分数和拓扑结构可以进行池化操作, 舍弃一些重要程度较弱的节点, 形成一个新的图结构, 具体为

$$i = \text{top\_rank}(Z, kN) \quad (2)$$

式中,  $Z$  表示节点重要度,  $k$  表示池化率,  $N$  表示电极总数,  $i$  表示被保留的电极集合。

得到池化结果后, 根据式(2)进行节点选择。最终经过池化层后保留下来的节点和边构成了对 fQoE 更为敏感的脑网络, 可为其背后的神经生理学原理提供分析依据, 并用于后续的 fQoE 识别。

本文提出的脑网络构建模型的输入是经过设计的节点多特征图信号, 网络结构包括 3 个图卷积层、1 个自注意力图池化层和 3 个全连接层。为了增加神经网络的非线性, 使用 ReLU (rectified linear unit) 函数防止过拟合。通过 3 个全连接层集成先前计算得到的图信息, 利用 softmax 函数在 5 类视频中分别做 fQoE 的识别 (高 fQoE 或低 fQoE)。在网络训练过程中, 利用交叉熵损失函数和 Adam 优化器来训练网络参数, 学习率为 0.01, L2 正则化参数为 0.0001, 图卷积层中的节点特征维度设置为 32, 最终进行 10 折交叉验证。

## 2 结果

### 2.1 视频 fQoE 评分结果

所有受试者对自己观看的 10 个随机排序的 BCV 均给出了 fQoE 评分, 分数的范围为 1~5 分, 1 分代表最差体验质量, 5 分代表最好体验质量, 如图 3 所示。5 类视频中取得最高平均得分和最低平均得分弹幕设置下的样本差异极其显著 ( $P < 0.01$ , 以“\*\*”标注于图 3), 表明不同的 FP 设置的确会导致 fQoE 水平出现显著差异。基于上述原因, 这两种弹幕设置下的脑电数据将用于后续建模, 分别对应高 fQoE 和低 fQoE。

从打分结果可以看出, 对于鬼畜类、科技类、舞蹈类和音乐类视频, 适当程度的弹幕覆盖 (1/4 屏) 可以帮助获得最佳观看体验质量, 平均得分分别为 4.08 分、4.06 分、3.83 分和 4.36 分, 而影视类是唯一一种无弹幕时拥有最佳观看体验的视频类型, 为 4.38 分。5 类视频在其他的覆盖程度下均为弹幕数量越多观看体验越差, 且均在全屏弹幕时取得最低观看体验质量分, 鬼畜类、科技类、舞蹈类、影视类和音乐类视频平均得分依次为 3.36 分、3.33 分、2.07 分、2.79 分和 3.85 分。音乐类视频的 fQoE 评分受弹幕覆盖程度影响最小, 最高得分和最低得分仅相差 0.51 分; 而舞蹈类视频受弹幕覆盖程度的影响最大, 最高和最低水平相差 1.76 分。

### 2.2 基于脑电的 fQoE 预测结果

节点使用来自 5 个波段的时域或频域特征, 对 5 类视频的 fQoE 分别建模的二分类准确率如表 1 所示。其中, 每类视频分别使用来自不同波段的脑电特征组合建模评估 fQoE, 特征波段表示此处建模使用的特征基于特定的脑电波计算得到。基于表 1 的结果, 可以直观看出与 fQoE 相关的脑电特征集中在  $\beta$  和  $\gamma$  波段, 且时域特征整体效果更佳; 鬼畜类和舞蹈类视频最有效的特征来自  $\gamma$  波段; 科技、影视和音乐类视频最有效的特征集中在  $\beta$  波段。由结果可知, 提出的模型可以获得令人满意的分类结果, 且在 5 种视频类型的 fQoE 评估中表现稳定, 所有视频类别的准确度都超过了 0.8。

本文与基于脑电的其他机器学习和深度学习模型 (Scholler 等, 2012; Acqualagna 等, 2015; Hwang 等,

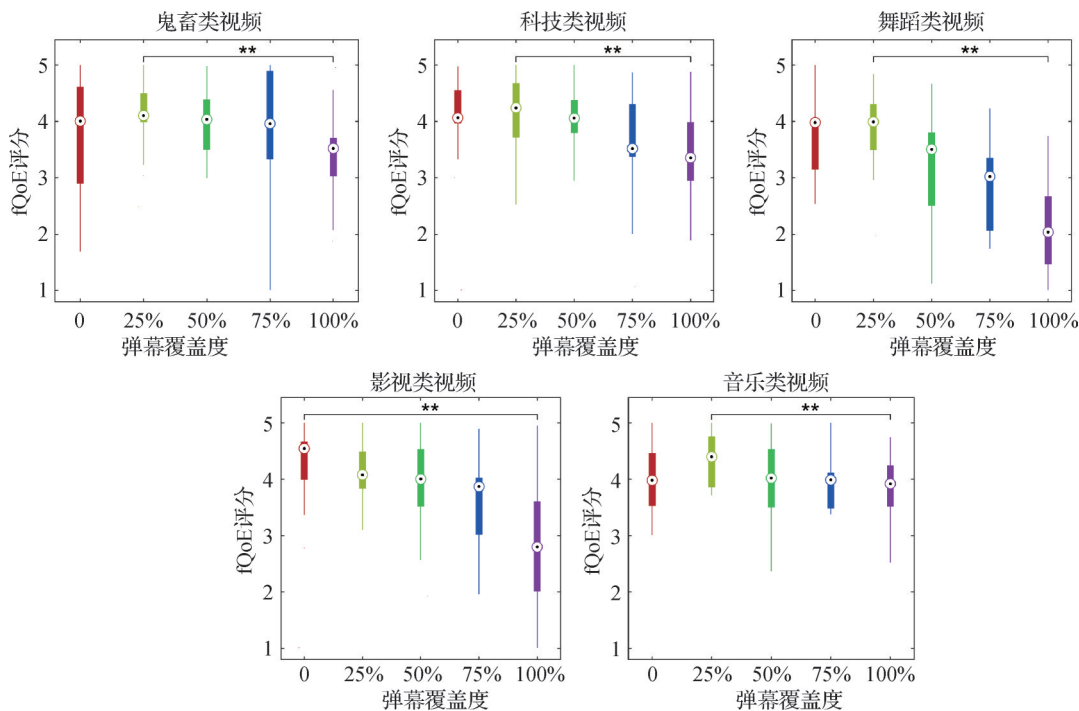


图3 弹幕视频fQoE评分  
Fig. 3 fQoE scores of bullet chatting video

表 1 各特征组合下弹幕视频fQoE评估准确率  
Table 1 Accuracy of fQoE assessment for bullet chatting video under different feature combination

| 特征波段       | 特征类型        |      |             |      |             |      |             |      |             |      |
|------------|-------------|------|-------------|------|-------------|------|-------------|------|-------------|------|
|            | 鬼畜类         |      | 科技类         |      | 舞蹈类         |      | 影视类         |      | 音乐类         |      |
|            | 时域          | 频域   | 时域          | 频域   | 时域          | 频域   | 时域          | 频域   | 时域          | 频域   |
| $\delta$ 波 | 0.7         | 0.61 | 0.78        | 0.66 | 0.72        | 0.58 | 0.68        | 0.48 | 0.74        | 0.63 |
| $\theta$ 波 | 0.67        | 0.68 | 0.75        | 0.52 | 0.64        | 0.51 | 0.67        | 0.64 | 0.71        | 0.68 |
| $\alpha$ 波 | 0.74        | 0.56 | 0.75        | 0.71 | 0.72        | 0.55 | 0.7         | 0.66 | 0.71        | 0.68 |
| $\beta$ 波  | 0.75        | 0.64 | <b>0.81</b> | 0.79 | 0.75        | 0.76 | <b>0.82</b> | 0.56 | <b>0.84</b> | 0.66 |
| $\gamma$ 波 | <b>0.86</b> | 0.49 | 0.71        | 0.64 | <b>0.80</b> | 0.72 | 0.77        | 0.50 | 0.83        | 0.71 |

注:加粗字体表示各特征组合中的最优结果。

2018; Lawhern 等, 2018; Chan 等, 2020; Wagh 和 Varatharajah, 2020; Feng 等, 2022)进行了对比,如表2所示,本文方法能够显著提高fQoE评估效果,为fQoE评估的实际应用夯实基础。由于本文模型需要设置池化率的超参数 $k$ 来筛选与fQoE最相关的脑网络中包含的节点,为了找到最优 $k$ 值,以0.1为间隔,对 $k$ 值进行遍历,如图4所示, $k \in \{0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0\}$ 。实验结果表明, $k = 0.5$ 在5种视频类型的fQoE建模中均取得最佳的性能。

3 讨论

本文提出了一种全新的面向fQoE评估的脑网络构建方法,并以BCV服务为例展开验证。首先,建立了一个脑电数据集,收集了受试者观看不同弹幕覆盖率的BCV时的EEG信号,并通过行为数据分析证明了本文的实验设计可以让fQoE水平受到FP的影响从而出现显著差异。然后,提取了受试者脑电信号中的单电极特征和多电极特征,并以图结构进行有效融合用于表征其观看BCV时的大脑状态。

表 2 弹幕视频 fQoE 评估各模型准确率  
Table 2 Accuracy of fQoE assessment models for bullet chatting video

| 模型                        | 分类器       | 特征      | 鬼畜类         | 科技类         | 舞蹈类         | 影视类         | 音乐类         |
|---------------------------|-----------|---------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| Scholler 等人(2012)         | 线性判别分析    | 振幅最大值   | 0.61        | 0.67        | 0.62        | 0.67        | 0.58        |
| Acqualagna 等人(2015)       | 线性判别分析    | 共空间模式   | 0.73        | 0.79        | 0.78        | 0.73        | 0.76        |
| Hwang 等人(2018)            | 支持向量机     | 功率特征    | 0.61        | 0.58        | 0.59        | 0.80        | 0.59        |
| Chan 等人(2020)             | 逻辑回归      | P300 成分 | 0.61        | 0.63        | 0.59        | 0.56        | 0.54        |
| Lawhern 等人(2018)          | EEGNet    |         | 0.82        | 0.59        | 0.60        | 0.54        | 0.67        |
| Wagh 和 Varatharajah(2020) | EEG-GCNN  |         | 0.81        | 0.72        | 0.78        | 0.81        | 0.79        |
| Feng 等人(2022)             | ST-GCLSTM |         | 0.43        | 0.48        | 0.49        | 0.52        | 0.43        |
| 本文                        | 脑网络构建模型   |         | <b>0.86</b> | <b>0.81</b> | <b>0.80</b> | <b>0.82</b> | <b>0.84</b> |

注:加粗字体表示各列最优结果。

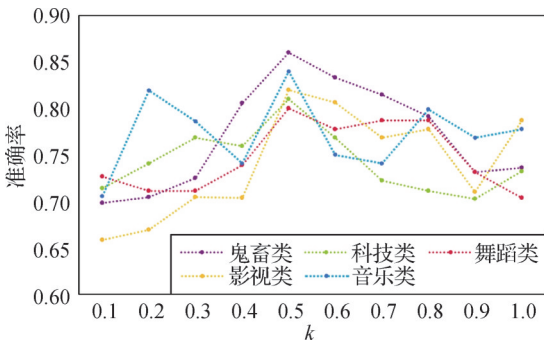


图 4 在不同  $k$  值下的 fQoE 平均准确率  
Fig. 4 fQoE mean accuracy with different  $k$  values

最后,利用基于自注意力图池化机制的脑网络构建模型搭建了 fQoE 评估模型,捕捉与 fQoE 相关的脑网络,为解释 fQoE 的神经机制提供可解释性。值得一提的是,本文模型在本文涉及到的所有视频类型的 fQoE 评估中均取得了令人满意的识别性能,同时本文的实验结果间接证明了 FP 的改变可能会对人高级认知功能产生影响,进一步影响到视频服务的 fQoE,本节将对该结论进行详细讨论。

3.1 fQoE 相关脑电波段

由表 1 的结果可知,当节点特征来自  $\beta$  带时,针对 5 种视频类型的 fQoE 建模均能取得至少一个可接受的结果( $\beta$  带频域特征, $\beta$  带时域特征,或两者都有)。先前的研究表明,视频的喜爱度与  $\beta$  带活动高度相关(Koelstra 等,2012),而高频脑波的功率与积极情绪的产生相关(Zheng 和 Lu,2015)。上述研究证实了本文的建模结果在神经生理学方面的有效性。可以推测,较高的 fQoE 水平是由于当前的 FP 设置允许人们在观看视频时保持积极的情绪态度。

相反,低 fQoE 水平的产生可能是由于过多弹幕引起了烦躁等负面情绪。

需要注意的是,对于鬼畜类和舞蹈类视频,节点特征来自  $\gamma$  波段时实现了最佳精度,而其他视频在  $\beta$  波段达到了最佳精度。先前的研究表明, $\gamma$  带活动不仅与情绪状态有关(许子明 等,2022),还与认知功能有关(Zhou 等,2022)。由于 FP 设置的变化,可以给受试者带来不同数量的信息,从而导致不同水平的认知负荷。此外,根据问卷 Q1 提到的 BCV 使用习惯的反馈,用户最常发送弹幕的 BCV 类型是鬼畜类和舞蹈类,这间接证明了受试者在观看这两种类型的 BCV 时更关注弹幕,使得 FP 设置更容易影响人的认知负荷。对情绪和认知负荷的敏感性使  $\gamma$  波段成为鬼畜类和舞蹈类视频 fQoE 评估的最佳波段。

3.2 fQoE 相关脑网络

本文方法首先将脑电信号重新构建为节点多特征图信号,用以提取与 fQoE 相关的脑网络,其中功能连接特征组成了脑网络的边,电极组成了脑网络的节点,电极特征即为节点的特征值。本文的模型能够通过自注意力图池化机制识别与 fQoE 最相关的脑网络,将 5 类视频共有的 fQoE 相关脑网络绘制如图 5 所示。由图 5 可知,与 fQoE 相关的大脑区域包括额叶(深蓝色和浅蓝色节点)、颞叶(绿色节点)和顶叶(红色节点)。本小节将从视听感知、认知负荷、动机与情感方面对脑网络进行分析。

1) 视听感知。弹幕覆盖率的变化直接影响受试者的视觉感知,导致与顶叶相关的脑网络发生变化(Seubert 等,2008)。具体而言,当用户处于高 fQoE

状态下时,顶叶的脑网络连接会消失,这说明合适的弹幕设置可以减轻人的视觉信息处理负担。现有研究(Rolls等,2022)已经证明,人类语音信息通路之一是从后上颞叶到额下皮质。具体而言,当用户处于低fQoE时,脑网络中增加了颞叶—额叶的脑连接。可以推测,过多的弹幕使处理语音信息变得更加困难,间接导致fQoE降低。

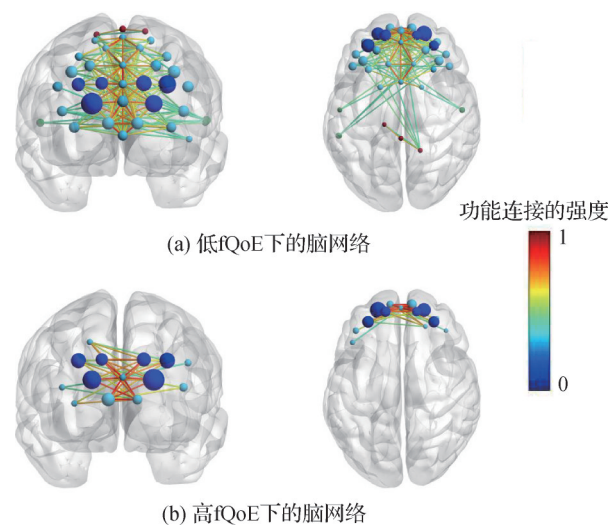


图5 fQoE相关脑网络  
Fig. 5 fQoE relative brain networks ((a) brain networks at low fQoE; (b) brain networks at high fQoE)

2)认知负荷。认知负荷通常定义为满足实际需要的信息处理能力或认知资源的比例(Baldwin和Penaranda,2012),主要涉及到注意力资源和工作记忆容量。大量研究表明,额极区与注意力和记忆等认知功能有关(Hernandez等,2003;Stuss和Alexander,2005),额叶激活区域在处于高认知负荷状态下会显著扩大(Zhou等,2022)。因此可以推断,当受试者处于高fQoE状态时,FP设置允许受试者平衡视频画面和弹幕内容。反之,受试者需要付出额外的努力来适应BCV的呈现,这使大脑持续处于高度认知负荷的状态。认知负荷过载将会导致人在接受和处理外界信息时更加容易出错(Chin等,2018),直接影响用户对于视频信息的接受和理解,进一步导致fQoE降低。

3)动机与情感。已有研究证明,额叶皮层不对称活动与动机和情感有关(Haron-Jones和Gable,2018;Reznik和Allen,2018),左额叶皮层活动大于右额叶皮层活动与更大的接近动机相关,且左额叶更多地参与积极情感,在本研究场景中可以表现为

“想要保留和维持现有的弹幕视频设置”;反之则与回避动机相关,且右额叶更多地介导消极情感,在本研究中则对应“想要回避或纠正弹幕视频设置”。由图5可知,当用户处于低fQoE时,右侧额叶活动更为明显(在图中表示为右额叶深蓝色节点体积更大),对应消极的回避动机;而当用户处于高fQoE时,左侧额叶活动更为明显,对应积极的接近动机。除此之外,当用户处于低fQoE时,相关脑网络中的连接数量显著多于高fQoE水平,这种连接模式符合已知的心理学结论,即涉及到对事件的感受,负面情绪将占用相比正面情绪更多的大脑资源(Baumeister等,2001)。

4 结 论

本文首次提出了一种面向fQoE评估的脑网络构建方法,该方法通过图结构特征融合来自脑电的单通道和多通道信息,表征受试者使用视频服务时的大脑状态;基于自注意力图池化机制建立了脑网络构建模型用以识别fQoE水平。本文以弹幕视频服务为例,构建了基于弹幕覆盖率的脑电fQoE数据集,以验证该方法的可行性和科学性。实验结果表明,本文提出的模型在5个视频类别中均取得了令人满意的结果,并能够识别出由弹幕覆盖率导致fQoE发生变化的关联脑网络,同时也证明了FP对人脑状态的影响会导致fQoE发生改变。与其余7种模型(包括QoE领域已有基于脑电的评估模型以及脑电领域基于图神经网络(graph neural network, GNN)的评估模型)相比,该方法在fQoE评估任务中取得了最佳性能,能够为精确评估fQoE、改善视频服务的功能参数提供更为科学的定量工具和神经生理学证据。在未来工作中,将充分利用脑电信号的高时间分辨率,构建fQoE的实时评估模型,细化fQoE的评估尺度,以进一步提高fQoE评估模型的实用性。

参考文献(References)

Acqualagna L, Bosse S, Porbadnigk A K, Curio G, Müller K R, Wiegand T and Blankertz B. 2015. EEG-based classification of video quality perception using steady state visual evoked potentials (SSVEPs). *Journal of Neural Engineering*, 12(2): #026012 [DOI: 10.1088/1741-2560/12/2/026012]

- Akhtar Z and Falk T H. 2017. Audio-visual multimedia quality assessment: a comprehensive survey. *IEEE Access*, 5: 21090-21117 [DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2750918]
- Baldwin C L and Penaranda B N. 2012. Adaptive training using an artificial neural network and EEG metrics for within- and cross-task workload classification. *NeuroImage*, 59(1): 48-56 [DOI: 10.1016/j.neuroimage.2011.07.047]
- Bampis C G, Li Z, Katsavounidis I, Huang T Y, Ekanadham C and Bovik A C. 2018. Towards perceptually optimized end-to-end adaptive video streaming [EB/OL]. [2023-07-21]. <https://arxiv.org/pdf/1808.03898.pdf>
- Baumeister R F, Bratslavsky E, Finkenauer C and Vohs K D. 2001. Bad is stronger than good. *Review of General Psychology*, 4(5): 323-370 [DOI: 10.1037/1089-2680.5.4.323]
- Bilibili Inc. Global Offering Prospectus. 2021. [EB/OL]. [2023-07-21]. <https://www1.hkexnews.hk/listedco/listconews/sehk/2021/0318/2021031800173.pdf>
- Bosse S, Acqualagna L, Samek W, Porbadnigk A K, Curio G, Blankertz B, Müller K R and Wiegand T. 2018. Assessing perceived image quality using steady-state visual evoked potentials and spatio-spectral decomposition. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 28(8): 1694-1706 [DOI: 10.1109/TCSVT.2017.2694807]
- Carlton J, Brown A, Jay C and Keane J. 2021. Using interaction data to predict engagement with interactive media [EB/OL]. [2023-07-21]. <https://arxiv.org/pdf/2108.01949.pdf>
- Chan K Y, Arndt S and Engelke U. 2020. A novel strategy for classifying perceived video quality using electroencephalography signals. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 92: #103692 [DOI: 10.1016/j.engappai.2020.103692]
- Chin Z Y, Zhang X, Wang C C and Ang K K. 2018. EEG-based discrimination of different cognitive workload levels from mental arithmetic//*Proceedings of the 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. Honolulu, USA: IEEE, 2018: 1984-1987 [DOI: 10.1109/EMBC.2018.8512675]
- Datta S and Ghosh T. 2022. Linking service quality, value, and loyalty in the V-o-D service context through a review of literature. *Cogent Business and Management*, 9(1): #2143311 [DOI: 10.1080/23311975.2022.2143311]
- Delorme A and Makeig S. 2004. EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. *Journal of Neuroscience Methods*, 134(1): 9-21 [DOI: 10.1016/j.jneumeth.2003.10.009]
- Dimitrakopoulos G N, Kakkos I, Dai Z X, Lim J, DeSouza J J, Bezerianos A and Sun Y. 2017. Task-independent mental workload classification based upon common multiband EEG cortical connectivity. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25(11): 1940-1949 [DOI: 10.1109/TNSRE.2017.2701002]
- Du G L, Su J S, Zhang L L, Su K, Wang X Q, Teng S H and Liu P X. 2022. A multi-dimensional graph convolution network for EEG emotion recognition. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 71: #2518311 [DOI: 10.1109/TIM.2022.3204314]
- Duanmu Z F, Rehman A and Wang Z. 2018. A quality-of-experience database for adaptive video streaming. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 64(2): 474-487 [DOI: 10.1109/TBC.2018.2822870]
- Duanmu Z F, Zeng K, Ma K D, Rehman A and Wang Z. 2017. A quality-of-experience index for streaming video. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 11(1): 154-166 [DOI: 10.1109/JSTSP.2016.2608329]
- Duanmu Z F, Liu W T, Li Z R, Chen D Q, Wang Z, Wang Y Z and Gao W. 2020. Assessing the quality-of-experience of adaptive bitrate video streaming [EB/OL]. [2023-07-21]. <https://arxiv.org/pdf/2008.08804.pdf>
- Dwyer T. 2017. Hecklevision, barrage cinema and bullet screens: an intercultural analysis. *Journal of Audience and Reception Studies*, 2(14): 571-589
- Engelke U, Darcy D P, Mulliken G H, Bosse S, Martini M G, Arndt S, Antons J N, Chan K Y, Ramzan N and Brunnström K. 2017. Psychophysiology-based QoE assessment: a survey. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 11(1): 6-21 [DOI: 10.1109/JSTSP.2016.2609843]
- Feng L, Cheng C, Zhao M Y, Deng H Y and Zhang Y. 2022. EEG-based emotion recognition using spatial-temporal graph convolutional LSTM with attention mechanism. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 26(11): 5406-5417 [DOI: 10.1109/JBHI.2022.3198688]
- Friston K J. 2011. Functional and effective connectivity: a review. *Brain Connectivity*, 1(1): 13-36 [DOI: 10.1089/brain.2011.0008]
- Harmon-Jones E and Gable P A. 2018. On the role of asymmetric frontal cortical activity in approach and withdrawal motivation: an updated review of the evidence. *Psychophysiology*, 55(1): #12879 [DOI: 10.1111/psyp.12879]
- Hernandez M T, Sauerwein H C, Jambaqué I, De Guise E, Lussier F, Lortie A, Dulac O and Lassonde M. 2003. Attention, memory, and behavioral adjustment in children with frontal lobe epilepsy. *Epilepsy and Behavior*, 4(5): 522-536 [DOI: 10.1016/j.yebeh.2003.07.014]
- Hjorth B. 1970. EEG analysis based on time domain properties. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 29(3): 306-310 [DOI: 10.1016/0013-4694(70)90143-4]
- Hong M and Kim G. 2020. The effect of service quality of a 'Live Streaming' dance performance on viewing satisfaction and on-site performance purchase intention. *Korean Journal of Dance*, 20(3): 25-36
- Hwang J, Moon S E and Lee J S. 2018. On the repeatability of EEG-based image quality assessment//*Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*. Miyazaki, Japan: IEEE: 1785-1788 [DOI: 10.1109/SMC.2018.00308]

- Koelstra S, Muhl C, Soleymani M, Lee J S, Yazdani A, Ebrahimi T, Pun T, Nijholt A and Patras I. 2012. DEAP: a database for emotion analysis; using physiological signals. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 3 (1) : 18-31 [DOI: 10.1109/T-AFFC.2011.15]
- Lawhern V J, Solon A J, Waytowich N R, Gordon S M, Hung C P and Lance B J. 2018. EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 15(5) : #056013 [DOI: 10.1088/1741-2552/aace8c]
- Lee J, Lee I and Kang J. 2019. Self-attention graph pooling//*Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*. Long Beach, USA: PMLR: 3734-3743
- Li J, Krasula L, Baveye Y, Li Z and Le Callet P. 2019. AccAnn: a new subjective assessment methodology for measuring acceptability and annoyance of quality of experience. *IEEE Transactions on Multimedia*, 21(10) : 2589-2602 [DOI: 10.1109/TMM.2019.2903722]
- Li Y, Liu Y, Guo Y Z, Liao X F, Hu B and Yu T. 2022. Spatio-temporal-spectral hierarchical graph convolutional network with semisupervised active learning for patient-specific seizure prediction. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 52 (11) : 12189-12204 [DOI: 10.1109/TCYB.2021.3071860]
- Li Z, Geng B R, Tao X M, Duan Y P, Gao D C and Hu S Z. 2021. Video quality measurement for buffering time based on EEG frequency feature//*Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Image Processing*. Anchorage, USA: IEEE: 1424-1428 [DOI: 10.1109/ICIP42928.2021.9506401]
- Liu L Y and Wang J F. 2018. Research on design of experience elements for bullet chatting video viewing. *Industrial Design Research*, (1) : 107-110. (刘灵豫, 王军锋. 2018. 弹幕视频观看体验要素设计研究. *工业设计研究*, (1) : 107-110)
- Liu X M, Tao X M, Xu M, Zhan Y F and Lu J H. 2020. An EEG-based study on perception of video distortion under various content motion conditions. *IEEE Transactions on Multimedia*, 22 (4) : 949-960 [DOI: 10.1109/TMM.2019.2934425]
- Luo J, Wang Y J, Liu G M, Wang X F, Lu X F and Hei X H. 2021. Mirror convolutional neural network for motor imagery electroencephalogram recognition. *Journal of Image and Graphics*, 26(9) : 2257-2269 (罗靖, 王耀杰, 刘光明, 王晓帆, 鲁晓锋, 黑新宏. 2021. 面向运动想象脑电图识别的镜卷积神经网络. *中国图象图形学报*, 26(9) : 2257-2269) [DOI: 10.11834/jig.210072]
- Masruroh A H, Imah E M and Rahmawati E. 2019. Classification of emotional state based on EEG signal using AMGLVQ. *Procedia Computer Science*, 157: 552-559 [DOI: 10.1016/j.procs.2019.09.013]
- Masson H L, Pillet I, Boets B and Op De Beeck H. 2020. Task-dependent changes in functional connectivity during the observation of social and non-social touch interaction. *Cortex*, 125: 73-89 [DOI: 10.1016/j.cortex.2019.12.011]
- Mognon A, Jovicich J, Bruzzone L and Buiatti M. 2011. Adjust: an automatic EEG artifact detector based on the joint use of spatial and temporal features. *Psychophysiology*, 48 (2) : 229-240 [DOI: 10.1111/j.1469-8986.2010.01061.x]
- Reznik S J and Allen J J B. 2018. Frontal asymmetry as a mediator and moderator of emotion: an updated review. *Psychophysiology*, 55(1) : #12965 [DOI: 10.1111/psyp.12965]
- Rolls E T, Deco G, Huang C C and Feng J F. 2022. The human language effective connectome. *NeuroImage*, 258: #119352 [DOI: 10.1016/j.neuroimage.2022.119352]
- Rosenberg M D, Finn E S, Scheinost D, Papademetris X, Shen X L, Constable R T and Chun M M. 2016. A neuromarker of sustained attention from whole-brain functional connectivity. *Nature Neuroscience*, 19(1) : 165-171 [DOI: 10.1038/nn.4179]
- Ruan J J and Xie D L. 2021. A survey on QoE-oriented VR video streaming: some research issues and challenges. *Electronics*, 10 (17) : #2155 [DOI: 10.3390/electronics10172155]
- Saarimäki H, Glerean E, Smirnov D, Mynttinen H, Jääskeläinen I P, Sams M and Nummenmaa L. 2022. Classification of emotion categories based on functional connectivity patterns of the human brain. *NeuroImage*, 247: #118800 [DOI: 10.1016/j.neuroimage.2021.118800]
- Sakuma H, Hori A, Murashita M, Kondo C and Hijikata Y. 2023. YouTubers vs. VTubers: persuasiveness of human and virtual presenters in promotional videos. *Frontiers in Computer Science*, 5: #1043342 [DOI: 10.3389/fcomp.2023.1043342]
- Scholler S, Bosse S, Treder M S, Blankertz B, Curio G, Müller K and Wiegand T. 2012. Toward a direct measure of video quality perception using EEG. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21 (5) : 2619-2629 [DOI: 10.1109/TIP.2012.2187672]
- Schwab J, Bialow M, Clemmons R, Martin P and Holzer C. 1967. The beck depression inventory with medical inpatients. *Acta psychiatrica Scandinavica*, 43 (3) : 255-266 [DOI: 10.1111/j.1600-0447.1967.tb05762.x]
- Seubert J, Humphreys G W, Müller H J and Gramann K. 2008. Straight after the turn: the role of the parietal lobes in egocentric space processing. *Neurocase*, 14 (2) : 204-219 [DOI: 10.1080/13554790802108398]
- Steer R A, Ranieri W F, Beck A T and Clark D A. 1993. Further evidence for the validity of the beck anxiety inventory with psychiatric outpatients. *Journal of Anxiety Disorders*, 7 (3) : 195-205 [DOI: 10.1016/0887-6185(93)90002-3]
- Stuss D T and Alexander M P. 2005. Does damage to the frontal lobes produce impairment in memory? *Current Directions in Psychological Science*, 14 (2) : 84-88 [DOI: 10.1111/j.0963-7214.2005.00340.x]
- Sudre G, Szekely E, Sharp W, Kasperek S and Shaw P. 2017. Multi-modal mapping of the brain's functional connectivity and the adult outcome of attention deficit hyperactivity disorder. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 114(44) : 11787-11792 [DOI: 10.1073/pnas.1705229114]

- Sun X L, Ma C, Chen P Y, Li M Y, Wang H, Dang W D, Mu C X and Gao Z K. 2022. A novel complex network-based graph convolutional network in major depressive disorder detection. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 71: #2519408 [DOI: 10.1109/TIM.2022.3211559]
- Tao X M, Du B and Duan Y P. 2021a. Key techniques of brain inspired video QoE prediction. *ZTE Technology Journal*, 27(1): 33-36 (陶晓明, 杜冰, 段一平. 2021a. 脑启发视频用户体验评测关键技术. *中兴通讯技术*, 27(1): 33-36).
- Tao X M, Yang Y, Xu M, Duan Y P, Huang D L and Liu W Y. 2021b. Quality of experience oriented multimedia computing communications. *Journal of Image and Graphics*, 26(6): 1201-1215 (陶晓明, 杨铀, 徐迈, 段一平, 黄丹蓝, 刘文予. 2021b. 面向体验质量的多媒体计算通信. *中国图象图形学报*, 26(6): 1201-1215) [DOI: 10.11834/jig.200864]
- Wagh N and Varatharajah Y. 2020. EEG-GCNN: augmenting electroencephalogram-based neurological disease diagnosis using a domain-guided graph convolutional neural network//*Proceedings of the Machine Learning for Health NeurIPS Workshop*. Ithaca: PMLR: 367-378
- Watson D, Clark L A and Tellegen A. 1988. Development and validation of brief measures of positive and negative affect: the PANAS scales. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54(6): 1063-1070 [DOI: 10.1037//0022-3514.54.6.1063]
- Wu X and Niu Y F. 2023. A research on user's QoE evaluation of Danmaku video based on EEG. *Journal of Signal Processing*, 39(8): 1399-1407 (邬霞, 牛一帆. 2023. 基于脑电的弹幕视频用户体验质量评估研究. *信号处理*, 39(8): 1399-1407) [DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2023.08.006]
- Wu X, Xu X Y, Liu J H, Wang H L, Hu B and Nie F P. 2021. Supervised feature selection with orthogonal regression and feature weighting. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 32(5): 1831-1838 [DOI: 10.1109/TNNLS.2020.2991336]
- Xie T X. 2018. A Study on User Perceived Quality Evaluation of Danmaku Videos. Nanjing: Nanjing University (谢添轩. 2018. 弹幕视频的用户感知质量评价研究. 南京: 南京大学)
- Xu Z M, Zhou Y Y, Wen X Y, Niu Y F, Li Z Y, Xu X J, Zhang D Q and Wu X. 2022. Cross subject personality assessment based on electroencephalogram functional connectivity and domain adaptation. *Journal of Biomedical Engineering*, 39(2): 257-266 (许子明, 周月莹, 温旭云, 牛一帆, 李子遇, 徐西嘉, 张道强, 邬霞. 2022. 基于脑电功能连接特征和领域自适应的跨被试人格评估. *生物医学工程学杂志*, 39(2): 257-266)
- Zheng W L and Lu B L. 2015. Investigating critical frequency bands and channels for EEG-based emotion recognition with deep neural networks. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, 7(3): 162-175 [DOI: 10.1109/TAMD.2015.2431497]
- Zhou Y Y, Xu Z M, Niu Y F, Wang P P, Wen X Y, Wu X and Zhang D Q. 2022. Cross-task cognitive workload recognition based on EEG and domain adaptation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 30: 50-60 [DOI: 10.1109/TNSRE.2022.3140456]

## 作者简介

- 牛一帆, 女, 博士研究生, 主要研究方向为脑机接口与脑信号处理分析。E-mail: nyf@mail.bnu.edu.cn
- 邬霞, 通信作者, 女, 教授, 主要研究方向为类脑智能与脑状态解码。E-mail: wuxia@bnu.edu.cn
- 魏韬, 女, 博士研究生, 主要研究方向为视听新媒体与智能传播。E-mail: wt@cuc.edu.cn
- 张远, 女, 教授, 主要研究方向为智能媒体技术和视频分析与处理。E-mail: yzhang@cuc.edu.cn
- 翟广涛, 男, 教授, 主要研究方向为多媒体信号处理。E-mail: zhaiguangtao@sjtu.edu.cn