

引用格式:卫青蓝,罗天辰,张远.从跨媒体到跨空间:情感计算的发展[J].信息传播研究,2024,31(06):13-23.
文章编号:2097-4930(2024)06-0013-11

从跨媒体到跨空间:情感计算的发展

卫青蓝,罗天辰,张远*

(中国传媒大学,北京 100024)

摘要:情感是人类智能活动感知与决策的核心要素,情感计算是智能系统人性化交互和情感化服务的重要支撑性技术。本文聚焦情感计算技术向跨媒体、场景化的快速发展,首先介绍跨媒体多模态情感计算的进展;然后提出跨空间情感计算的概念,基于跨空间技术前沿动态,指出跨空间情感技术面临的挑战;最后基于愉悦度-唤醒度-控制度(PAD, pleasure-arousal-dominance)三维情感模型与海林格距离,提出了一种情感特征的映射与计算策略。这一跨空间情感计算策略可用于量化传播效力,为情感计算领域提供了新的视角和方法。

关键词:跨空间情感计算;特征关联分析;一致性度量

中图分类号:TP387 **文献标识码:**A

From cross-media to cross-space: the development of affective computing

WEI Qinglan, LUO Tianchen, ZHANG Yuan*

(Communication University of China, Beijing 100024, China)

Abstract: Emotion is the core element of human intelligence activity perception and decision-making. Affective computing is an important supporting technology for humanized interaction and emotionalized services in intelligent systems. This article focused on the rapid development of affective computing technology towards cross-media and scenario-based applications. It first introduced the progress of cross-media multimodal affective computing. Then, it proposed the concept of cross-space affective computing, based on the dynamic frontiers of cross-space technology, and points out the challenges faced by cross-space affective technology. Finally, it presented a mapping and computing strategy for emotional features based on the Pleasure-Arousal-Dominance (PAD) three-dimensional emotion model and Hellinger distance. This cross-space affective computing strategy can be used to quantify communication effectiveness and provides new perspectives and methods for the field of affective computing.

Keywords: cross-space affective computing; feature association analysis; consistency measurement

1 引言

情感计算,作为一项致力于开发能精准识别、深入理解以及智能响应人类情感的计算机系统的前沿技

术,通过算法构建、数据挖掘等手段来模拟人类的情感认知过程。该技术应用于人机交互、社交媒体分析、教育等多个领域,是智能系统人性化交互和情感化服务的重要支撑性技术。

基金项目:国家自然科学基金(62301510)

作者简介(*为通讯作者):卫青蓝(1989-),女,博士,副教授,主要从事情感计算、多媒体智能研究。Email: qlwei@cuc.edu.cn;罗天辰(2001-),女,硕士研究生,主要从事跨空间情感计算研究。Email: charleslc@163.com;张远(1973-),女,博士,教授,主要从事视频处理与通信研究。Email: yzhang@cuc.edu.cn

近年来,情感计算向跨媒体、场景化快速发展,大量研究从多模态^[1]、内容分析^[2]、表情识别^[3]等多角度展开,旨在探索低成本、高精度的特定信息空间情感计算方法。跨媒体情感计算理论与方法通过多模态数据的整合,提高了情感分析的准确性和鲁棒性,从而更全面地理解和分析情感状态,因此,它成为计算机科学、心理学、认知科学等多学科研究热点。美国卡内基梅隆大学的 Louis-Philippe Morency 教授团队、哈尔滨工业大学姚鸿勋教授团队、东南大学情感信息

处理实验室、清华大学未来人居与情感计算课题组等国内外研究机构积极对多模态情感信息表征与融合、多媒体图像内容理解、用户行为与情感关联、从生理信号解码情绪状态等方向进行全面探索^[4-5]。尽管跨媒体情感计算研究十分丰富,但仅分别面向信息空间中的投放、接收两端进行,也即实现的是单一信息空间的情感计算,如对诱导内容的情感语义解析、对群体反馈的情感数据挖掘等。图1展示出单一信息空间情感计算的应用场景。



图1 当前单一空间中情感计算的应用场景

在信息传播研究中,传播效力分析始终是一个重要议题,其核心在于探究信息传递的效用是否与发送者所期待的一致,也即评估信息传递实现预期目标的有效性^[6-10]。如何将传播效力的抽象概念转化为可测量的科学数据是亟待解决的难题。考虑到人类交流中80%的信息都是情感性的信息^[4],情绪已成为衡量传播效果的核心属性。因此,将单一信息空间的跨媒体情感计算,扩展到跨越不同信息空间的跨空间情感计算,是解决这一难题的有效路径。跨空间情感计算能够准确计算信息在投放和接收过程中的情感差异,以高度融合动态关联的情感信息,促进信息空间与社会群体深度融合。

跨空间情感计算的本质问题在于跨空间信息处理,也即在多个不同信息空间之间进行数据交换、融合和分析。跨空间信息处理技术已经在打造城市全维度智能感知等场景中大量应用,旨在跨越物理世

界、信息空间、社会群体等空间界限,提取有价值的信息来辅助决策制定^[11-13]。众多研究从空间感知^[14]、数据融合^[15]和数据共享^[16]等多个角度展开,目标是实现高效且智能的空间信息处理和管理。在这一领域,美国斯坦福大学的李飞飞教授团队、麻省理工学院Pattie Maes教授领导的流体界面小组、谷歌AI研究团队、中国科学院计算技术研究所、清华大学人机物融合及其前沿探索团队等国内外研究团队,近年来都在传感器融合技术、人机交互、智能环境数据融合、分布式网络、数据共享和安全保障等方面开展跨平台及跨空间的技术研究^[17-21]。

当将跨媒体情感计算技术与跨空间技术相结合时,面临的难点是:跨空间情感计算需要解决在多个不同的信息空间或物理空间中,对人类情感状态进行识别、理解和响应的问题。传统情感关联表征方法往往将不同空间割裂开来,在每个独立的维度上进行语

义表征^[22],难以实现信息空间内容与社会群体情绪之间的跨越,主要体现在跨空间中的关联表征困难,即情感分析从单一空间进阶至跨空间面临真实大数据关联复杂性这一本质挑战。当前研究尚未探讨多元空间中的情感关联,因此在有效表达和推理异构空间数据中不同情感维度之间的关联关系方面存在不足,这导致在处理大规模、复杂的实际问题时,尤其是在社会治理和智能城市等领域的实际应用中,难以精确高效地进行社会群体情绪分析和趋势预测。

针对上述挑战,本文提出了一种跨空间情感计算的技术框架,采纳愉悦度-唤醒度-控制度(PAD, pleasure-arousal-dominance)三维情感模型作为分析的子空间框架,以实现信息空间与社会空间情感特征的有效映射。同时,基于海林格距离(Hellinger Distance),设计了一种创新的情感相似度与失真度计算策略,能够突破现有跨媒体情感计算方法的框架限制,为情感分析领域带来新的研究视角和计算模型。

本文旨在深入探讨情感计算技术从单一信息空间的跨媒体计算到多个信息空间的跨空间计算,明确技术的核心要点与挑战,并探索未来情感分析的潜在改进路径。首先从解决信息传播效力问题时跨媒体情感计算技术的局限性出发,提出跨空间情感计算的概念、与跨空间信息处理的关系以及面临的挑战。第2节深入分析了跨媒体情感计算的技术路线;第3节系统地概述了跨空间信息处理技术的当前研究进展;第4节详细介绍跨空间情感计算的理论概念,并提出了一种可供参考的技术框架构想;最后,第5节梳理总结了基于跨空间情感计算的传播效力提升领域所面临的挑战,并对未来的研究方向进行了展望。

2 跨媒体情感计算

跨媒体多模态情感计算旨在通过分析和整合来自文本、语音、图像和视频等多种媒体模态的情感信息,准确识别和理解人类情绪状态,因此该技术主要解决数据特征提取^[23]、一致性表达^[24]和特征关联分析^[25]这三个关键问题。如图2所示该技术可以被划分为三个核心模块:首先,特征提取模块负责从文本、图像、视频、音频等多种来源中准确识别不同媒体数据的属性特征,为后续分析提供基础^[23];其次,对多模态数据中的情感一致性进行对齐,确保情感在不同模态中的表达具有连贯性和一致性^[26];最后,特征关联模块则负责建立跨源多模态情感特征之间的联系,通过构建关联模型,来实现更准确的情感分析和预测^[11]。

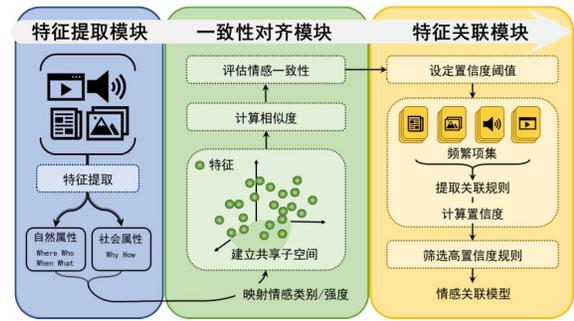


图2 跨媒体情感计算的三个核心模块

2.1 特征提取模块

该模块需要针对单一空间内不同媒体形式的数据进行设计,旨在提取出四种自然属性(地点、时间、人物、内容)和两种社会属性(原因、状态)。早期的数据属性感知方法主要依赖于手工设计,即通过分析图像、文本、语音、视频等模态的浅层特征进行情感判别建模和解算^[27]。这些方法虽然简单、快速且效果不错,但由于无法全面提取多模态内容中的深层语义信息,通常只适用于特定应用领域,难以应对复杂的现实场景。

为更深入挖掘多模态内容中的高级语义信息,学界开始广泛应用多种深度神经网络技术,对多模态内容的空间和时间维度信息进行有效表征和建模。以人脸表情识别为例,表情本身包含人物和内容两个自然属性,表情识别的结果反映出人对某一事件的情感,结合该事件来自其他媒体的社会属性特征作为补充,可以更好地识别表情含义。表情面部的不同运动单元之间存在强非线性耦合,产生丰富的视觉表现,这对表情细节的判别提出了挑战。Patel等^[27]通过特征迁移将卷积神经网络(CNN, convolutional neural networks)引入微表情识别,这一工作被普遍认为是该技术在微表情识别领域的首次成功应用。我们则将CNN和长短期记忆网络(LSTM, long-short term memory)结合,分别利用这两种网络提取空间和时间特征^[28]。随着Transformer技术在计算机视觉领域的突破^[29-30],Jacob等^[31]利用Transformer的自注意力机制来建模了动作单元(AU, action units)之间的关系。Xue等^[32]在视觉变换器(VIT, vision transformer)网络中结合了Dropout机制,取得了较好的表情识别结果。

2.2 一致性对齐模块

一致性对齐模块是跨媒体情感计算中的关键组

件,其主要功能是确保不同模态的特征在对单一编码空间内的情感相关信息进行表征时,能够保持语义层面的高度一致性。基本的工作原理是在特征提取之后,先将多模态内容不同特征的情感类别和强度映射到一个共享子空间。在该共享子空间内,通过度量不同模态特征间的相似性,对情感一致性进行精准评估^[23]。

共享子空间技术是将多模态数据投影到一个共同的低维空间中,以便融合来自跨媒体的信息。其核心在于发掘并构建一个能够同时捕捉多个模态间情感相关性的子空间。例如,Zhang等^[33]通过一个量子启发交互网络捕获会话间的动态空间依赖关系,通过类标签的语义嵌入和图嵌入来生成一个共享子空间,以捕捉每个节点,即每个发言者或会话的特定交互模式。此外,Lian等^[34]提出了一种对话情感校正网络(DECN, dialogue emotion correction network),通过融合音频、文本和对话者信息,利用图形网络模型来捕捉对话中的上下文信息和人际互动,将这些多模态特征映射到一个共享子空间中,于特征融合中应用注意力机制,在共享子空间中关注不同模态在每个序列位置的重要程度,同时通过自注意力机制在子空间中注入整个序列的全局上下文信息。在子空间内对情感一致性进行评估的进程中,关键任务是量化多模态特征间的相似度。在此过程中,通常会采用一些度量方法,包括但不限于余弦相似度(cosine similarity)^[35]、欧几里得距离(Euclidean Distance)^[36]和VADER(Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner)^[37]等。例如Ouyang等^[35]提出了一种基于双注意力机制的特定领域超图注意力网络模型,并引入基于距离的权重分配机制,然后采用余弦相似度作为度量标准,以精确计算不同特征在语义层面的相似度。

2.3 特征关联模块

该模块依赖于一致性对齐的结果,其目的是通过结合单一空间内不同模态或不同时间点的情感状态来减少情感分析中的噪声和歧义,从而提高情感识别的准确性。设计关联模型包含设定置信度阈值、生成频繁项集提炼规则和筛选并优化规则三个相承接的关键步骤^[38]。

进行特征关联建模的过程中,首先需要设定置信度阈值。关联规则的构建旨在揭示变量间的相互关系,而置信度是衡量规则可行度的关键指标。例如Zhang Y等^[39]提出的一种基于多目标跟踪(MOT,

multi-object tracking)的分层数据关联策略,通过网格搜索确定最优的置信度阈值,并根据对象类别的不同动态调整阈值以提高多目标跟踪的准确性和鲁棒性,解决目标丢失和轨迹碎片化的问题。

在确立了合适的置信度阈值后,需要挖掘频繁项集并基于此提炼关联规则。Agrawal等^[40]开创性地提出关联规则的概念,应用Apriori算法有效生成频繁项集并从中提取关联规则。Cambria等^[41]在处理社交媒体和在线评论的大量数据集时,将语义分析与频繁项集挖掘相结合,以深化对细微情感表达的理解。Chuah等^[42]则通过应用机器学习情感分析和主题建模技术,从Twitter的海量用户生成内容中提取情感倾向和话题分布,生成分类关联密切的情感特征的频繁项集,并基于此提取关联规则。

在提取规则之后,需要计算其置信度并据此筛选出高置信度的规则,进而优化生成关联模型。Song等^[43]开发了一种互联网舆情的增量关联规则挖掘算法(IPOARM, internet public opinion association rule mining),作为改进的情感分析框架,该算法利用高置信度规则来识别社交媒体文本中的情感倾向。此前提出的模型出现了无法区分特征重要性的问题,为弥补这一缺陷,Basiri等^[44]提出了一种基于注意力的双向CNN-RNN深度模型,通过注意力机制计算规则置信度,再利用两个独立的双向LSTM和GRU层结合卷积和池化机制筛选达到阈值的高置信度规则,最后通过整体深度学习架构的优化提升模型性能。

综上,现有跨媒体情感计算研究在单一空间维度内取得了显著进展,尤其是在特征提取、情感一致性和关联分析方面收获了阶段性成果。因此该技术得以应用为传播效力评估的有力补充^[23]。此项技术能够通过定量分析传播内容中情感表达的效果,帮助我们更加深刻地洞察受众对内容所产生的情绪反馈,进而对传播策略加以优化。例如,美国Forbes通讯委员会提供了一系列关键绩效指标,包括社交媒体参与度(social media engagement)、媒体提及量(media mentions)和信息穿透力(message pull-through)^[45]。将这些评估标准与跨媒体情感计算技术相结合,可以实现对传播内容情感效果和传播效力的全面评估与分析,从而提高传播策略的精准度和有效性。

然而在跨空间,也即跨越信息空间与社会空间的情感连贯性分析、情感一致性映射表征研究上仍存在

挑战。因此多模态情感计算技术需要与跨空间技术相结合,以实现异构空间数据各情感维度关联关系的有效表达和推理,更好地应对社会管理领域以及智慧城市等实际需求。

3 跨空间技术

在数字化进程持续推进的当下,物理世界、信息空间、社会群体交织构建出一个三元空间格局,催生出海量且多样的数据形态^[41]。跨空间情感计算的本质是跨空间计算。跨空间技术致力于打破不同空间之间的壁垒,实现数据的流通与整合,以完成跨空间的信息处理与计算。而跨媒体情感计算技术聚焦于对多元媒体情境下的情感信息精准解析,当二者相互融合时,便能为来自复杂多元空间的情感数据提供更高效率的分析手段与精准的预测路径。尽管在当前的技术视野下,跨空间技术领域直接涉及情感计算的研究风毛麟角,然而深入探究其底层架构会发现,需要攻克的核心关键问题,与其他成熟技术在应对复杂信息处理时所面临的困境有着诸多相似之处。鉴于此,为后续能更顺畅地搭建跨空间情感计算体系,本文率先着眼于对当下主流的跨空间技术展开系统的梳理工作,厘清其发展脉络与技术要点。

跨空间技术是整合应用来自不同空间的数据、信息或资源,其核心问题是如何揭示三元空间中的异构数据关联映射机制,从而实现更全面、准确和有价值的输出。传统信息处理方法例如统计分析^[46]、数据库管理系统^[47]、决策树^[48]等,通常是基于特定空间的数据进行分析,而不同空间的数据往往以不同的格式和标准存在,处理跨空间信息还涉及多源数据的整合。传统方法在面对大规模、高维度、多源数据挖掘时无法有效处理跨越三元空间界限的信息流动,缺乏智能化和自适应性,不能有效应对复杂多变的跨空间信息处理需求^[49]。因此之前的研究者针对跨空间信息处理提出了一些新的方法,大致可分为跨空间数据融合和跨空间信息共享机制两类。

如图3所示,针对跨空间数据融合技术,本文从跨空间数据异构、动态变化以及时空关联特性三个困难入手进行技术的梳理。针对跨空间信息共享机制,文章从方法分类入手,分别梳理基于传统网络、基于分布式系统与基于智能技术的三类技术。

3.1 跨空间数据融合技术

跨空间数据融合技术旨在整合跨空间的数据源,

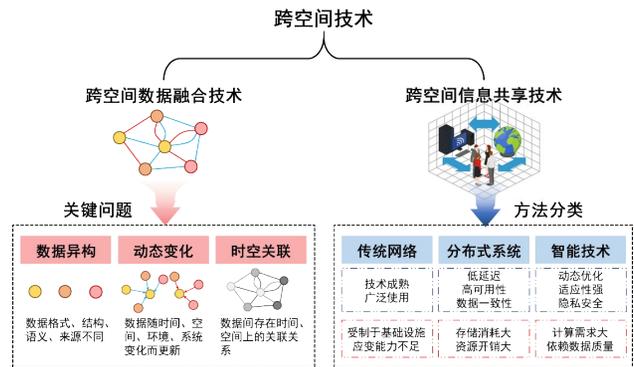


图3 跨空间信息处理技术分类

解释数据间的时序和空间特征,从而为决策制定和结果预测等提供全面准确的信息基础。近年来研究人员陆续提出了不同的概念来指代以人类社会为主的跨空间数据融合,例如由NSF提出的网络-物理-人系统(CPHS, cyber-physical-human systems),在网络-物理系统(CPS, cyber-physical systems)的基础上引入人类因素(human),强调网络物理系统与社会空间的联系^[50]。Pasandideh等^[51]在地址信息服务系统中引入网络-物理-社会-思维超空间(CPST, cyber-physical-social-think space)的概念,强调人类智力活动如何影响社会行为,分析这些思维活动与环境变化的关联。随着信息通信技术的迅速发展以及三元空间之间相互作用的增加,网络-物理-社会系统(CPSS, cyber-physical-social systems)概念逐渐形成并被广泛应用,旨在探究网络-物理系统对人类的影响,在智能城市、智能交通系统、智能健康监测系统等地方发挥重要作用^[52]。这些概念的提出为理解人类在多元环境中的行为提供了重要视角,特别是在数据融合与情感计算交叉的领域。

跨空间数据具有异构性是该技术面临的主要挑战之一,尽管在前人的研究中已经开始将来自物理传感器的观测数据与民众在社交媒体上产生的数据构建关联分析进行研究,但还缺少将环境事件与社会事件关联起来的数据融合方法,因此,De等^[53]提出一种基于跨域多模态数据融合的公共空间事件环境影响分析方法,同时提出了一个从环境数据中检测污染事件的分析方法,通过量化事件影响确定物理世界对社会空间影响最大的区域,为研究如何将环境数据与社会情感数据结合提供了思路。针对跨空间数据源的结构、格式、标准各不相同的问题,Chen等^[52]提出了一种基于强化学习算法的三元数据融合模型,以简化域本体并实现跨空间数据的自动化融合。如果结合

跨媒体情感计算的特征提取模块,进一步优化该模型,可以增强情感特征的整合以更好地提取和标准化情感特征。

此外,要实现跨空间数据实时融合还需要解决动态环境适应的问题,即如何在不断变化的环境中使系统实时更新模型,保持有效性和可靠性。Li H等^[54]提出了一种基于卷积神经网络的故障诊断自适应数据融合策略用于多源数据的自适应融合,通过构建一个匹配数据源通道的自适应大小的卷积核来捕获多源数据。更进一步, Li X等^[55]引入自适应收敛可视图,提出了一种基于神经网络的多传感器融合故障诊断方法,优化了AVS原始数据和融合信号的表示,提高分类精度,获得了优异的性能。将这些技术与跨媒体情感计算的一致性对齐模块结合,可以有效适应情感信息的动态变化,增强数据融合的实时性和准确性。

时空关联的复杂性也是跨空间数据融合技术面临的一个困难。早期的研究分别建模时间依赖性和空间相关性,近年来研究者提出了一些同时捕捉时空依赖性的模型,如Guo等^[56]提出的基于注意力的时空图卷积网络模型(ASTGCN, attention-based spatial-temporal traffic prediction method),通过三个分量分别模拟三种时间属性,捕捉数据中动态时空相关性的时空注意力机制。但已有的模型还存在节点之间的时空相关性不准确、仅考虑相邻节点之间相关性等问题,因此Ma等^[57]提出了一种自适应时空融合图卷积网络模型(ASTFGCN, attention-based spatio-temporal fusion graph convolutional network),通过可学习的自适应矩阵找到节点之间的时空相关性,通过构建时空图帮助生成用于预测的节点嵌入,获得了当时最好的预测性能。结合跨空间情感计算的特征关联模块,以提高情感特征间的关联性,从而提升整体的预测性能。

3.2 跨空间信息共享机制

跨空间信息共享机制涉及在三元空间中高效、安全地交换和访问信息的技术和方法。这一机制的核心在于确保信息能够在不同的系统、网络或设备之间无缝共享,以支持多种应用场景,如物联网^[58]、智能城市^[59]及远程协作^[60]等。针对不同的场景和需求,可以将跨空间信息共享大致分为三种方法:基于传统网络的方法、基于分布式系统的方法,以及基于智能技术的方法。

基于传统网络的机制依赖现有的网络协议和硬

件基础设施,如物理世界通过内容分发网络(CDN, content delivery network)^[61]等,社会空间通过云计算服务^[62]等,来实现信息共享。这一机制能够为跨媒体情感计算提供实时的信息传递保障,使用户情感通过不同媒体形式得到及时响应。Bicocchi等^[63]提出的一个结合面向服务和数据共享体系结构特征的体系结构框架,不仅能够确保在不同地理位置和网络空间之间实现无缝的数据交换和访问,而且能够在面对网络波动、数据损坏或攻击等异常情况时保持数据传输的稳定性和可靠性,验证了其数据传递具有鲁棒性,该框架可以为情感计算提供一个稳定的数据基础,确保用户情感数据的共享。

基于分布式系统的方法直接针对跨空间环境中信息的传输和处理困难。通过在不同地理位置部署分布式数据库和计算节点,数据可以在多地同时存储和处理,从而减少跨空间传输的延迟。这类方法可以快速响应不同媒体形式的用户情感变化,其关键是如何在广域网环境下保持数据的一致性和高可用性,常见的方法有分布式哈希表(DHT, distributed hash table)^[64]、数据复制^[65]等。DHT具有可以快速定位和存取数据的特点,因此常应用在媒体检索中,如Yao等^[64]提出了一种基于类标签的语义嵌入和图嵌入来生成共享子空间的监督跨媒体哈希方案(ESGEH, efficient supervised graph embedding hashing),在多媒体检索中有良好的有效性。为了确保数据的高可用性,通常会在多个节点之间进行数据复制,例如Hadoop分布式文件系统(HDFS, hadoop distribute file system),通过将文件复制到多个位置来实现数据可用性和系统可靠性^[66]。这种方法有一个显著缺点就是会导致存储空间和资源损耗,因此Zayed等^[65]提出了通过预测分类优化的策略,选择重要数据复制保存,减少复制增加的数据量,而Akbar等^[67]提出基于机器学习的云存储重复数据删除,根据数据重要性筛选保留,从而降低存储需求。这些技术的应用可以确保与用户情感状态相关的数据得到优先保存,提高情感计算的有效性。

基于智能技术的方法旨在通过动态、高效的方式来应对跨空间信息共享的复杂性。分布式计算系统往往有大规模、异构复杂、分布在多个网络和地理边界的特点。而传统的依赖静态或启发式解决方案的资源管理系统不适合这样的动态系统,因此应用人工智能技术预测和管理复杂的流量模式,如Ilager等^[68]提出的概念数据驱动DCS的RMS模型可以动态优化

资源分配,以适应不同空间之间传输的需求。结合跨媒体情感计算,智能系统可以实时分析用户在不同环境下的情感状态,优化资源分配策略以提升用户体验。智能技术也被应用于识别和解决可能的网络瓶颈,如Alfakih等^[69]提出了基于动态规划技术的多目标资源分配方法,通过移动边缘计算降低数据传输的距离和时间并得到最优的多目标资源分配策略。此外,跨空间信息传递中会出现的数据安全和隐私问题也可通过智能技术应对,Haque等^[70]提出通过可扩展的基于区块链的框架来管理物联网数据,用区块链技术减少延迟,在资源受限的物联网网络中提高了性能和效率。在这个框架下,情感计算可以确保用户隐私得到保护,避免情感数据在共享过程中泄露,提高系统安全性。

4 跨空间情感计算

跨媒体情感计算专注于分析情感在不同媒体中的表现和传播效果,包括文本、图像、视频、音频,重点在于如何从不同媒体形式中提取和理解情感。但现有的跨媒体情感计算是先将相关联的三元空间分割成单一空间,再聚焦于空间内进行分析,而现代数据不仅来自不同的媒体类型,还来自不同的物理世界和虚拟空间,人类情感的表达也受到社会空间的影响,许多现代应用场景如智能城市、跨国企业监控和全球市场分析要求系统具备在不同空间尺度上分析情感的能力。在此基础上,我们提出跨空间情感计算的概念,指在不同空间场景下综合来自多种传感器和数据源的信息,实现对用户情感的准确理解和响应。

跨空间情感计算,是指针对情感特征在物理世界、信息空间以及人类社会这三大空间之间所构建的映射关联计算模式。具体而言,它致力于精准地捕捉并剖析不同空间中情感表达的内在联系,通过建立起系统且严谨的映射规则,实现情感信息在多元空间中的流通与交互。在这一过程中,需要处理源自各地理位置、丰富文化背景以及复杂社交环境的数据。尽管跨空间情感计算的潜力很大,但在实现过程中仍面临诸多挑战。如何建立多元空间多维情感在相同子空间中的映射关系,如何有效度量及检验跨空间情感分布的一致性为核心问题。针对上述挑战,我们提出将PAD三维情感模型引入作为跨媒体子空间的思路,用来实现信息空间与社会空间情感特征的有效映射,同时设计了一种基于海林格距离的情感相似度与失真度计算策略。

4.1 子空间多维耦合映射情感表示

为满足模型设计与标签标注的便捷性,在信息空间与社会空间中往往计算离散情感。离散情感模型表现形式简洁且便于理解,但该模型的局限性在于人们对分类情感认识的一致性较低会导致映射关联困难。针对这一难点,同时考虑到愉悦度、唤醒度、支配度三种情感属性不仅可以解释绝大部分情感,还与情感的外显行为有比较好的映射关系,本研究提出基于PAD三维情感模型建立共享子空间的设想,以捕捉不同空间中情感的相互影响关系(如图4所示)。将跨空间情感投影到子空间可以得到异构描述的同构描述,并利用不同空间情感的分布相似性或差异性挖掘出更多的高层语义信息,即期望情感与实际情感间的失真情况。

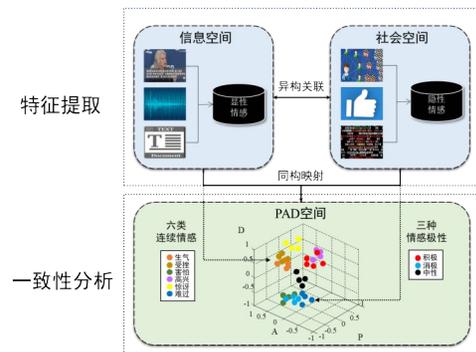


图4 子空间多维耦合映射情感表示

具体来说,PAD三维情感模型中的 P 表示愉悦度(pleasure-displeasure),它反映人类情绪快乐与否; A 代表唤醒度(arousal-nonarousal),反映人类的清醒程度;而 D 代表支配度(dominance-submissiveness),反映人类对周围环境或自身情绪的控制程度。在三维直角坐标系中,可以用 P, A, D 这三个维度的值来代表具体的情感状态,各维度上的数值范围为 $[-1, +1]$, $+1$ 表示在此维度上的最高值,而 -1 表示在此维度上的最低值,与跨媒体情感计算的特征提取模块相对应,从不同数据源中提取情感特征并分类,结合跨空间信息共享技术以实现情感有效识别和分析。基于先验心理学规则,可以将信息空间中的六大基本情感和社会空间中常用的三类情感极性同时投射到PAD三维空间。这一过程利用跨空间数据融合技术,实现不同空间之间异构情感数据的同构化。

4.2 跨空间情感分布一致性度量与检验思路

该策略旨在评估信息空间内容在社会空间传递过

程中情感信息是否失真,即期望意图情感与实际社会情绪是否相符,跨媒体情感一致性度量与检验的目的是为了提高跨空间交流与互动的效果与质量。计算不同空间中各自的情感过程中,情感包括显性和隐性两类,在信息空间中,显性情感主要通过显性且易观察的模态来表现情感,如人脸的面部表情、声音等,而隐性模态指的是从多媒体平台收集的用户反馈信息,如评论文本、粉丝数、点赞数和收藏数等用户行为。由于实际社会群体的庞大规模、个性差异等客观因素,往往采

用更简化的离散分类来表示隐性情感,包括积极、消极和中性,与显性情感类别存在一定差距。

因此,特征映射的难点在于如何在共享PAD子空间中度量不同类别情感分布间的距离。针对这一挑战,通过基于“计算机广播机制”的思想,将在信息空间映射的六类连续情感分布聚合为三类,与社会空间中的三种情感极性保持一致。并使用海林格距离分别计算最终判定的情感分布差和平均情感分布差值,整体流程如图5所示。

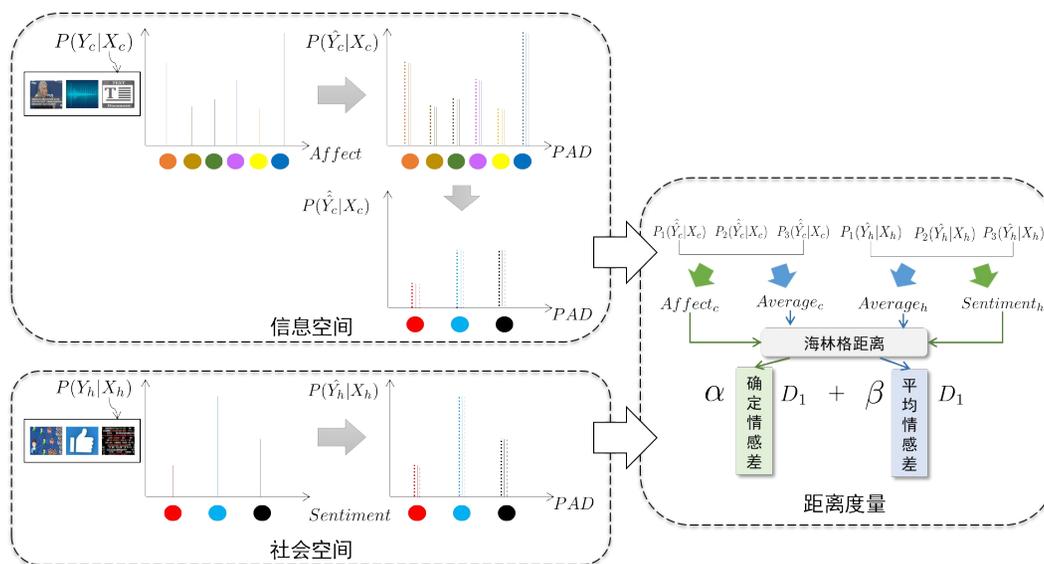


图5 跨空间情感分布一致性度量

该思路设定多模态诱导内容和反馈情感计算结果为条件概率分布 $P(Y|X)$ 。经过共享PAD子空间映射后,对每个离散情感的三维属性即愉悦度、唤醒度、支配度求得对应的新条件概率分布 $P(\hat{Y}|X)$ 。为保持不同空间的情感分布类别一致,这里将信息空间映射的六类连续情感聚合为三类。分别对平均情感分布和通过 $MaxWin$ 机制得到的确定情感计算海林格距离 D_1 和 D_2 ,并设置 α 和 β 参数以约束权重。

加权后最终得到的距离 $\alpha D_1 + \beta D_2$ 将作为跨空间情感分布一致性的度量标准。在实际应用中,可对信息空间中的内容如新闻视频与代表社会空间的社交反馈内容进行主题关联分析,如果关联度低说明主题偏移,即内容引发关注失败。如果关联度高,则可进一步基于该方法判断跨空间情感一致性,如果一致性低说明引导失败但可引发热点争论,反之则表示社会情绪引导成功。

5 总结与展望

跨媒体情感计算技术在智能人机交互、社交网络分析、智能客服、医疗健康等诸多领域展现出极大的应用价值。目前,对多元空间的情感数据进行计算的研究存在相对缺失,且该领域与跨空间技术有所交集。因此需要将跨空间信息处理技术与跨媒体情感计算相结合,寻找对来自多元空间的多模态情感进行计算分析的新思路。为应对这一困难,本文结合业界针对传播效力进行评估和计算的工作,梳理了学界在跨媒体的多模态内容情感计算领域的一系列工作,将其系统地分为特征提取、一致性对齐、特征关联三个模块,并对各模块内的工作流程和方法进行了分类概括和阐释。同时,本文整理了近年来跨空间技术的发展现状,将该技术归纳为数据融合和信息共享两大类,并梳理了经典方法与新提出的方法。

总体而言,目前单一空间内跨媒体的情感计算取

得了很大进展,但没有解决跨越多元空间进行社会情感与信息空间情感统一计算这一问题,面临不同情感模型无法直接耦合映射、情感分布不能统一表达等困难,目前提出的方法虽然都有其应用价值,但也存在各自使用的场景和局限性。因此本文创新型地提出跨空间情感倾向计算的概念,进而我们提出引入PAD三维情感模型作为跨媒体子空间实现信息空间与社会空间情感特征映射的思路,并设计一种基于海林格距离的情感相似度与失真度计算策略,挖掘多空间内蕴情感关联关系,这一思路的提出为情感分析领域带来了新的思路和技术,有望在实践中取得显著的成果。

基于前述讨论,未来的研究应当重点探索跨空间情感计算在提升传播效力方面的潜力,研究方向应聚焦于从有限域、单一空间、固定数据向开放化、异构化、动态化转变的跨空间情感关联分析理论。针对当前投放端与用户反馈之间情感失真的测距难题,研究工作应围绕构建跨空间情感倾向计算的理论框架和关联表征方法展开深入研究。此外,研究还将关注如何利用跨空间情感分析来优化信息传播策略,提高信息传播的针对性和影响力,从而在社交网络分析等领域实现更有效的人际交互和信息传递。

参考文献 (References):

- [1] Mai S, Hu H, Xu J, et al. Multi-fusion residual memory network for multimodal human sentiment comprehension[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2022, 13(1): 320-334.
- [2] Zhao S, Yao X, Yang J, et al. Affective image content analysis: two decades review and new perspectives[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021, 44(10): 6729-6751.
- [3] Song T, Cui Z, Wang Y, et al. Dynamic probabilistic graph convolution for facial action unit intensity estimation[C]// *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2021: 4845-4854.
- [4] Wang Y, Song W, Tao W, et al. A systematic review on affective computing: emotion models, databases, and recent advances[J]. *Information Fusion*, 2022, 83: 19-52.
- [5] Poria S, Cambria E, Bajpai R, et al. A review of affective computing: from unimodal analysis to multimodal fusion[J]. *Information Fusion*, 2017, 37: 98-125.
- [6] Communication Theory. Types of communication theories briefly explained [EB/OL]. [2024-11-21]. <https://www.communicationtheory.org/types-of-communication-theories-briefly-explained/>.
- [7] Latané B. Dynamic social impact: the creation of culture by communication[J]. *Journal of Communication*, 1996, 46(4): 13-25.
- [8] Zhang Y, Duchi J C, Wainwright M J. Communication-efficient algorithms for statistical optimization[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2013, 14(1): 3321-3363.
- [9] Kaplan A M, Haenlein M. Users of the world, unite! the challenges and opportunities of social media[J]. *Business Horizons*, 2010, 53(1): 59-68.
- [10] Sundar S S, Limperos A M. Uses and grats 2.0: new gratifications for new media [J]. *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, 2013, 57(4): 504-525.
- [11] Shi C, Li Y, Zhang J, et al. A survey of heterogeneous information network analysis [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2017, 29(1): 17-37.
- [12] Yi F, Yu Z, Chen H, et al. Cyber-physical-social collaborative sensing: from single space to cross-space[J]. *Frontiers of Computer Science*, 2018, 12: 609 - 622.
- [13] Peng Y, Zhu W, Zhao Y, et al. Cross-media analysis and reasoning: advances and directions [J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2017, 18: 44-57.
- [14] Teixeira M A S, Neves-JR F, Koubaa A, et al. Deepspatial: intelligent spatial sensor to perception of things[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 21(4): 3966-3976.
- [15] Zhang Y D, Dong Z, Wang S H, et al. Advances in multimodal data fusion in neuroimaging: overview, challenges, and novel orientation [J]. *Information Fusion*, 2020, 64: 149-187.
- [16] Ashok A, Joseph K J, Balasubramanian V N. Class-incremental learning with cross-space clustering and controlled transfer[C]// *Computer Vision - ECCV 2022*, 2022, 13687: 105-122.
- [17] Lee T, Yasunaga M, Meng C, et al. Holistic evaluation of text-to-image models [C]// *NIPS '23: Proceedings of the 37th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2024: 69981-70011.
- [18] Sluÿters A, Sellier Q, Vanderdonckt J, et al. Consistent, continuous, and customizable mid-air gesture interaction for browsing multimedia objects on large displays[J]. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2023, 39(12): 2492-2523.
- [19] Chen T, Kornblith S, Swersky K, et al. Big self-supervised models are strong semi-supervised learners [C]// *34th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2020, 33: 22243-22255.
- [20] Wang Y, Zhang J, Kan M, et al. Self-supervised equivariant attention mechanism for weakly supervised semantic seg-

- mentation[C]// IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 12275-12284.
- [21] He S, Jia Y, Sun Z, et al. AR assistive system in domestic environment using HMDs: comparing visual and aural instructions [C]// Virtual, Augmented and Mixed Reality. Multimodal Interaction: 11th International Conference, VAMR 2019, 2019, 11574: 71-83.
- [22] Wang J, Geng X. Label distribution learning by exploiting label distribution manifold[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 34(2): 839 - 852.
- [23] Dena C. Transmedia Practice: Theorising the Practice of Expressing a Fictional World Across Distinct Media and Environments[D]. Sydney, Australia: University of Sydney, 2009.
- [24] Pitoura E, Bhargava B. Data consistency in intermittently connected distributed systems [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 1999, 11(6): 896-915.
- [25] Das A K, Goswami S, Chakrabarti A, et al. A new hybrid feature selection approach using feature association map for supervised and unsupervised classification[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 88: 81-94.
- [26] Ballou D P, Pazer H L. Modeling completeness versus consistency tradeoffs in information decision contexts[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2003, 15(1): 240-243.
- [27] Patel D, Hong X, Zhao G. Selective deep features for micro-expression recognition[C]// 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2016: 2258-2263.
- [28] Sun B, Wei Q, Li L, et al. LSTM for dynamic emotion and group emotion recognition in the wild[C]// Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimodal Interaction, 2016: 451-457.
- [29] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[C]// 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), 2017: 6000 - 6010.
- [30] Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, et al. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale[C]// International Conference on Learning Representations (ICLR), 2021, oral.
- [31] Jacob G M, Stenger B. Facial action unit detection with transformers[C]// IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021: 7680-7689.
- [32] Xue F, Wang Q, Guo G. Transfer: learning relation-aware facial expression representations with transformers[C]// IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2021: 3601-3610.
- [33] Zhang Y, Li Q, Song D, et al. Quantum-inspired interactive networks for conversational sentiment analysis [C]// 28th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 2019: 5436-5442.
- [34] Lian Z, Tao J, Liu B, et al. Conversational emotion analysis via attention mechanisms[DB/OL]. arXiv:1910.11263, 2019.
- [35] Ouyang J, Xuan C, Wang B, et al. Aspect-based sentiment classification with aspect-specific hypergraph attention networks[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 248: 123412.
- [36] Arroyo J, Athreya A, Cape J, et al. Inference for multiple heterogeneous networks with a common invariant subspace [J]. Journal of Machine Learning Research, 2021, 22(142): 1-49.
- [37] Barik K, Misra S. Analysis of customer reviews with an improved VADER lexicon classifier[J]. Journal of Big Data, 2024, 11: 10.
- [38] Petelin B, Kononenko I, Malačič V, et al. Multi-level association rules and directed graphs for spatial data analysis[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(12): 4957-4970.
- [39] Zhang Y, Sun P, Jiang Y, et al. Bytetrack: multi-object tracking by associating every detection box [C]//European Conference on Computer Vision(ECCV), 2022, 13682: 1-21.
- [40] Agrawal R, Imieliński T, Swami A. Mining association rules between sets of items in large databases[J]. ACM SIGMOD Record, 1993, 22(2): 207-216.
- [41] Cambria E, Schuller B, Xia Y, et al. New avenues in opinion mining and sentiment analysis[J]. IEEE Intelligent Systems, 2013, 28(2): 15-21.
- [42] Chauhan P, Sharma N, Sikka G. The emergence of social media data and sentiment analysis in election prediction[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021, 12: 2601-2627.
- [43] Song Y, Yang L, Wang Y, et al. Parallel incremental association rule mining framework for public opinion analysis[J]. Information Sciences, 2023, 630: 523-545.
- [44] Basiri M E, Nemati S, Abdar M, et al. ABCDM: an attention-based bidirectional CNN-RNN deep model for sentiment analysis[J]. Future Generation Computer Systems, 2021, 115: 279-294.
- [45] Forbes. 14 Essential KPIs for measuring corporate communications efforts[J/OL]. (2023-03-13)[2024-11-14]. <https://www.forbes.com/councils/forbescommunicationscouncil/2023/03/13/14-essential-kpis-for-measuring-corporate-communications-efforts/>.
- [46] Meeker W Q, Escobar L A, Pascual F G. Statistical Methods for Reliability Data[M]. New York USA: John Wiley & Sons, 2022.
- [47] Zafar U, Bayhan S, Sanfilippo A. Home energy management system concepts, configurations, and technologies for the smart grid[J]. IEEE Access, 2020, 8: 119271-119286.
- [48] Nikparvar B, Thill J C. Machine learning of spatial data[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10(9): 600.

- [49] Hu Y, Liu Y, Zhang S, et al. A cross-space CNN with customized characteristics for motor imagery EEG classification [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2023, 31: 1554-1565.
- [50] Liu Z, Wang J. Human-cyber-physical systems: concepts, challenges, and research opportunities [J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2020, 21: 1535-1553.
- [51] Pasandideh S, Pereira P, Gomes L. Cyber-physical-social systems: taxonomy, challenges, and opportunities[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 42404-42419.
- [52] Chen S, Wang J, Li H, et al. Top-down human-cyber-physical data fusion based on reinforcement learning[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 134233-134245.
- [53] De S, Wang W, Zhou Y, et al. Analysing environmental impact of large-scale events in public spaces with cross-domain multimodal data fusion[J]. *Computing*, 2021, 103: 1959-1981.
- [54] Li H, Huang J, Ji S. Bearing fault diagnosis with a feature fusion method based on an ensemble convolutional neural network and deep neural network[J]. *Sensors*, 2019, 19(9): 2034.
- [55] Li X, Wang Y, Yao J, et al. Multi-sensor fusion fault diagnosis method of wind turbine bearing based on adaptive convergent viewable neural networks [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2024, 245: 109980.
- [56] Guo S, Lin Y, Feng N, et al. Attention-based spatial-temporal graph convolutional networks for traffic flow forecasting[C]// *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2019, 33(01): 922-929.
- [57] Ma Y, Lou H, Yan M, et al. Spatio-temporal fusion graph convolutional network for traffic flow forecasting[J]. *Information Fusion*, 2024, 104: 102196.
- [58] Al-Fuqaha A, Guizani M, Mohammadi M, et al. Internet of things: a survey on enabling technologies, protocols, and applications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 17(4): 2347-2376.
- [59] Zanella A, Bui N, Castellani A, et al. Internet of things for smart cities[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2014, 1(1): 22-32.
- [60] Korshunova-Fucci V, van Himbergen F F, Fan H M, et al. Quantifying egocentric distance perception in virtual reality environment[J]. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2024, 40(18): 5431-5442.
- [61] Kukulska-Hulme A, Shield L. An overview of mobile assisted language learning: from content delivery to supported collaboration and interaction [J]. *ReCALL*, 2008, 20(3): 271-289.
- [62] Buyya R, Yeo C S, Venugopal S, et al. Cloud computing and emerging IT platforms: vision, hype, and reality for delivering computing as the 5th utility [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2009, 25(6): 599-616.
- [63] Bicocchi N, Cabri G, Mandreoli F, et al. Dynamic digital factories for agile supply chains: an architectural approach[J]. *Journal of Industrial Information Integration*, 2019, 15: 111-121.
- [64] Yao T, Wang R, Wang J, et al. Efficient supervised graph embedding hashing for large-scale cross-media retrieval[J]. *Pattern Recognition*, 2024, 145: 109934.
- [65] Zayed N A, Saleh Y N M, Aboelfarag A A, et al. Optimizing hadoop distributed file system replication policies with predictive categorization[C]// *8th International Conference on Cloud and Big Data Computing*, 2024: 26-32.
- [66] Shvachko K, Kuang H, Radia S, et al. The hadoop distributed file system [C]// *IEEE 26th Symposium on Mass Storage Systems and Technologies (MSST)*, 2010.
- [67] Akbar M, Ahmad I, Mirza M, et al. Enhanced authentication for de-duplication of big data on cloud storage system using machine learning approach[J]. *Cluster Computing*, 2024, 27(3): 3683-3702.
- [68] Ilager S, Muralidhar R, Buyya R. Artificial Intelligence (AI)-centric management of resources in modern distributed computing systems[C]// *IEEE Cloud Summit*, 2020.
- [69] Alfakih T, Hassan M M, Al-Razgan M. Multi-objective accelerated particle swarm optimization with dynamic programming technique for resource allocation in mobile edge computing[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 167503-167520.
- [70] Haque E U, Shah A, Iqbal J, et al. A scalable blockchain-based framework for efficient IoT data management using lightweight consensus [J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 7841.