

群智协同计算

特邀编辑: 胡 斌¹ 顾 宁² 孙海龙³

¹ 兰州大学

² 复旦大学

³ 北京航空航天大学

关键词: 群智协同计算 群体智能 CSCW 众包

互联网应用及其支撑技术的快速发展推动着计算模式的持续发展和不断演进。中国计算机学会 (CCF) 协同计算专委在《2016—2017 中国计算机科学技术发展报告》上发表了《群智协同计算: 研究进展与发展趋势》一文, 将大量互联网用户、软件系统与其他各类设备等的交互与协同所催生的新型互联网计算模式概括为“群智协同计算”(crowd cooperative computing)。该计算模式旨在通过大规模群智资源的高效协同来汇聚实现群体智能, 从而为问题求解提供有效支持, 是对群体智能、协同计算和社会计算等的融合与发展。进一步地, CCF 协同计算专委于 2018 年 9 月 15~16 日组织并承办了第 94 期 CCF 学科前沿讲习班 (ADL), 主题为“群智协同计算”, 特别从面向新一代人工智能的群体智能、群智系统中的质量保障、多智能体与社会网络群智行为、用户群体协同和推荐系统等方面, 对群智协同计算的相关理论、技术与应用进行介绍, 并探讨未来发展趋势。在以上工作的基础上, 我们组织了本期专题, 特别邀请相关领域的知名学者撰写文章, 结合新一代人工智能、大数据、社会计算和物联网等热点研究, 从群智协同机理、群智质量保障、群智协作模型、影响群智的心理生理因素和群智融合应用等角度, 深入阐释了群智协同计算的相关理论模型、关键技术和典型应用。

群智协同行为分析是揭示群智协同机理和设计高效群智协同机制的重要途径。复旦大学教授顾宁等撰写的《在线开放协作项目中用户群智协同行为的分析与理解》, 从 CSCW¹ 角度讨论了在线开放协作项目中群智协同行为分析的主要研究问题和方法, 以 Stack Overflow 和 GitHub 为例对群智协同行为的影响因素和机理进行了分析, 并给出了在线开放协作项目中群智协同行为研究的发展趋势。

由于群智资源的自主、难控、不确定性以及计算环境的动态和开放, 质量保障成为群智协同计算面临的重要挑战。北京航空航天大学长聘副教授孙海龙撰写的《群智系统的质量保障方法》, 从系统的角度分析了群智协同计算应用中面临的质量问题, 对国内外研究现状进行了综述, 特别介绍了在众包系统的质量保障方面所做的理论和方法研究, 并对未来研究进行了展望。

人与人之间的高效协作对复杂群智任务的处理尤为重要。东南大学教授蒋巍川等撰写的《社会网络中复杂任务的群智协同众包》提出了社会网络中面向复杂任务的群智众包模型, 通过有效利用社会网络中工人之间的协作和群智更好地完成复杂任务, 并进一步探讨了基于 Agent 方法研究复杂任务群智众包的研究方向和关键问题。

作为群智协同计算中的重要参与者, 人们的生

¹ CSCW: Computer Supported Cooperative Work, 计算机支持的协同工作。

理和心理对于任务处理的过程和结果具有重要的影响。心理生理计算是由心理生理学发展而来的一个多学科交叉的全新研究方向。兰州大学教授胡斌等撰写的《心理生理计算的研究进展及趋势》阐述了心理生理计算的内涵、理论体系和应用模式，并总结了未来发展中可能面临的挑战。

北京工业大学陈建辉博士等撰写的《面向群智互助的新型混合智能框架》，提出了一种新型的混合智能框架，通过生理-心理-行为多维采样、面向群智互助的数据脑和基于 WaaS(Wisdom as a Service)的群智互助服务，对情绪、疲劳、注意力和决策等群体互助的基本因素进行测量，并形成不同层次的原子范式表征，应用于群智互助模式的设计、应用与重构，以支持群体互助过程中群体智慧的实现。

群智感知是群智协同计算的一类重要应用。西北工业大学教授郭斌等撰写的《群智融合计算》，介绍了群智感知计算领域一个新的研究方向——群智融合计算，通过挖掘和利用显式/隐式群体智能以实现对低质冗余、内容丰富、多维互补群体贡献数据的高效处理和语义理解。文章结合研究实例阐述了群智融合计算的内涵、挑战，并探索了不同的应用模式。

在人机融合发展的信息技术领域，如何提高群智协同的效果，更好地汇聚群体智能已成为学术界和工业界关注的重要问题，而群智协同计算正是在此背景下发展出来的新方向。应用与技术不断地发展和演化，对群智协同计算的内涵与外延还需进行持续的探索和研究。 ■



胡 斌

CCF 杰出会员、理事。国家“千人计划”入选者，国家特聘专家，国务院特殊津贴专家。兰州大学信息科学与工程学院院长，瑞士苏黎世联邦理工学院客座教授。主要研究方向为协同计算和情感计算。
bh@lzu.edu.cn



顾 宁

CCF 杰出会员，CCF 协同计算专业委员会主任。复旦大学计算机科学技术学院教授。主要研究方向为协同计算、计算机支持的协同工作与社会计算、人机交互。
ninggu@fudan.edu.cn



孙海龙

CCF 高级会员、协同计算专委会常务委员。北京航空航天大学长聘副教授。主要研究方向为群体智能、智能化软件方法和分布式系统等。
zsunhl@buaa.edu.cn

张修先生去世

曾获 CCF 中国计算机事业 60 周年杰出贡献特别奖

CCF 中国计算机事业 60 周年杰出贡献特别奖获得者、原 CCF 常务理事、中国科学院计算技术研究所研究员张修先生于 2018 年 11 月 3 日因病在北京去世，享年 81 岁。

1956 年 10 月，张修由国家公派到苏联列宁格勒工学院自动化与计算技术专业学习，是中国计算机事业初创时期较早参与计算技术工作的科学家。回国后，张修一直在中国科学院计算技术研究所从事计算机体系结构的设计和其他技术工作，曾领导大型计算机系统的研制。他是计算机体系结构专家，在计算机辅助设计方面有突出贡献。

他曾任中国计算机学会 (CCF) 第六届理事会常务理事、体系结构专业委员会主任，他是第一个在专业委员会倡导通过单位竞争产生专委会主任和挂靠单位的人。他担任 CCF 计算机名词审定工作委员会主任多年，在计算机术语标准化方面做了许多卓有成效的工作，在任期间，他主编了《英汉计算机辞典》。他还是我国最早的计算机刊物《计算机研究与发展》(CCF 会刊，更名前为《电子计算机动态》) 第二届编委会主任。他为 CCF 的发展作出了重要贡献。

由于他在计算技术方面的造诣和谦和的品格，他在计算机学术界享有崇高威望。

群智融合计算

郭 斌 於志文
西北工业大学

关键词：群智感知 群智融合计算 多源群体贡献数据 隐式群体智能

什么是群智融合计算

群智感知计算^[1](Mobile Crowd Sensing and Computing, MCSC)是一种“人在回路”的感知和计算模式,近年逐渐成为国际前沿的研究热点。与传统的传感器网络相比,MCSC旨在利用大量普通用户及其携带的移动设备来实现大规模的社会感知任务。在现有的研究中,基于MCSC的代表性工作有FlierMeet^[2]、SmartPhoto^[3]和Urban Resolution^[4]等。用户可以通过线上/线下多种方式贡献数据,不局限于群体感知任务数据,还有移动社交媒体(微博、点评、轨迹等)贡献数据。

数据的收集和共享是群智感知计算的主要任务。参与者收集并贡献大量的数据,这些数据可包含丰富的信息以适合于各种应用,如灾害管理^[3]、污染监测^[4]、事件报告^[5]等。但是,这些信息并不能直接从群体贡献的数据中获取,还需要对这些数据进行智能分析和处理。

群体贡献的数据往往具有以下特点:

1. 杂乱性。用户贡献的数据质量和可靠性参差不齐。一方面,部分用户可能由于某种原因不提供准确的数据;另一方面,群体贡献的数据常常是冗余的,如人们可能发表类似的帖子,在某一地点附近拍摄的照片也可能是相似的。

2. 异质性。群体贡献的数据通常包含丰富的异构信息,如文本、图像和音频/视频等。随着Web 2.0的发展,用户在网络平台上的各种交互信息(例如转发、互相关注等)也可获取到。另外,

随着传感设备的普及和应用,可在物理空间收集越来越多的感知数据,如用户位置和活动等。

3. 碎片化。对于所关注的物体或者主题(地点、事件、产品和人),群体贡献的数据往往碎片化,但相互关联。例如,人们可以从不同方面表达他们对产品(如iPhone)的看法,还可以拍摄事件不同阶段(如街头表演)的照片。

上述特征使得分析和理解群体贡献数据面临很大的挑战性。现有的方法主要基于数据内容本身进行分析和处理。对于许多问题而言(如图像理解),人类比机器做得更精确、有效。因此,一些研究人员试图利用显式人类智能(如通过众包平台让用户对图片进行标注等)来支持群体贡献数据的理解。这种方式虽然有效,但对于参与者来说,常常是枯燥乏味的。而本文从一个全新的角度来解决这个挑战:除显式群体智能外,利用隐式的群体智能可以更好地理解群体贡献数据。我们发现,在群体贡献数据理解中,隐藏在数据生成过程中的关于个体/群体行为模式的知识往往被忽略了。这些隐式智能包括在线发帖模式(图片拍摄和分享)、人类活动模式、社交交互行为等。这些知识是隐式的,不需要人们有意识地完成数据分析和内容识别任务。本文研究了如何度量和使用群体行为模式的聚合效应,并融合机器智能进行群体贡献数据的分析和理解,我们称之为“群智融合计算”。

群智融合计算内涵

多源群体贡献数据

图1展示了本文对“以数据为中心”的群智融合计算的深入理解,主要有“移动感知”和“在线生成”两种数据贡献模式,并且融合了来自物理和信息空间的不同的数据来源。一方面,通过捕获现实世界对象(例如地点^[6]、事件^[7])的动态信息,我们可以看到移动群智感知技术近年来取得的快速发展。它通过普通用户的参与实现大规模的感知任务,进而从物理空间获取个体、环境或城市的动态信息。另一方面,社交媒体空间获取了大量用户的生成内容和行为轨迹,成为群体贡献数据的又一主要渠道。典型的Web应用如Facebook、Twitter、维基百科、知乎、大众点评等都蕴含了不同维度的用户知识、发现和经验。例如, Twitter 已经被证明在自然灾害预警和公共安全事件发现等方面具有较好的应用价值^[8]。总体而言,群智融合计算是关于“人-对象”交互/关联的,人们在信息空间社交媒体中生成关于虚拟对象的数据或在物理空间中形成对物理对象的感知数据。

群体贡献数据不仅包括数据内容本身,还包括数据生成及贡献数据群体等方面的情境信息。我们认为对群体贡献数据的深入理解应至少包含**数据内容**、**交互情境**和**社群情境**三个层次,如图1(右)所示。

数据内容 指用户提供的数据,即物理世界的感知数据或用户在社交媒体上生成的内容。

交互情境 刻画人与数据之间的关系,即数据的生成情境信息,包括时间、地点、群体-对象交互模式(如共同关注特征,很多用户在同一时间生成关于该对象的数据)等。

社群情境 群智数据不应只关注数据本身,还应该关注贡献该数据的群体特征,即关于数据贡献者个体/群体间的信息,涉及个体特性、用户偏好、社会关系、交互动态和行为模式等方面,是理解群体贡献数据的重要信息。

显式和隐式人类智能

机器智能 (machine intelligence) 是由机器所表现出来的智能,即所谓的人工智能。对于以数据为中心的群智融合计算而言,使用的方法主要包括图像识别、自然语言处理、统计学习和推理等。

显式群体智能 (explicit crowd intelligence) 指的是人们有意识地参与数据处理/理解任务,并主动地利用他们的能力和知识执行任务。在显式群体智能领域有很多相关的研究工作,如Digg公司雇用人员对文章进行分类,将标签分配给文章; ReCAPTCHA^[9] 利用人类智能进行不规则字符识别,这些都是单纯依靠机器智能难以实现的。Flock^[10] 雇用大量人员来建议用于数据标记的预测特征,进而将建议特征用于机器学习模型中。

隐式群体智能 (implicit crowd intelligence) 指人们在无意识的情况下贡献自己的智慧,利用群体贡献数



图1 多源群智数据

据中隐含的知识来更好地理解数据。不同类型的群体智能被嵌入到数据感知和内容生成过程中。在群智融合计算中,隐式群体智能指的是图1中的交互情境和社群情境,它们经常被间接地用于群体贡献数据的理解,如用作机器智能的特征或参数输入。

群智融合计算相关研究进展

如何利用隐式群体智能来实现群体贡献数据理解方面,近年来学术界进行了一些有意义的探索。

移动感知数据方面的工作主要围绕通过智能设备来感知周围环境展开。CrowdMap^[11]利用聚合的用户运动轨迹生成室内平面图和房间形状,其中人群访问模式被用作隐式群体智能进行离群值滤波和关键点检测。Movi^[7]利用群体行为模式(如集体欢笑/鼓掌声、群体转身行为、共同关注行为等)从参加社交活动的群体所贡献的视频剪辑中识别出潜在的有趣场景。由人群提供的数据在语义上或视觉上可能是相关的。因此,为了减少数据冗余和网络开销,UtiPay^[12]提出了一种基于多维群智约束(如群体拍照行为的时空情境,单个或不同拍摄角度等)的金字塔树优选模型。该方法可以从分布式群体贡献的图像流中选择出最佳的图像集进行汇聚和事件呈现。

在线贡献数据方面的工作主要围绕用户在社交媒体空间贡献数据展开。克兰肖(Cranshaw)等^[13]利用人群移动模式(一种隐式群体智能)来预测用户之间的社会关系。为了分析地理区域(如购物中心、餐厅)的多样性,该文引入了一系列位置关联的群智特征,比如游客数量、访问频率、位置熵(测量一个位置唯一访问者的多样性)等。雷迪(Redi)等人^[14]使用从Foursquare¹个人资料照片中提取的视觉线索来推测该位置的环境氛围(例如平静、放松、局促等)。视觉线索是从人的行为特征角度来考虑的,涉及美学、情感学、人口统计学等方面。例如,光线较暗的图片多来自环境局促的地方(美学);去陌生地方的人较不喜欢微笑,去有吸引力的地方的人则喜欢微笑(情感学)。针对海量关于运动事件

(如球赛)的微博数据,TwitInfo^[15]利用群体微博的发布模式(如共同关注特征、频率变化等)来对其中的子事件进行检测(如进球事件等)。

群智融合计算研究实践

FlierMeet: 群智融合视觉语义理解

FlierMeet是一个群智感知计算应用^[4],能够对分布在城市社区的公共海报信息(广告、学术海报、招聘信息、出租信息)等实现群智跨空间转发、标记分类和共享(如图2所示)。为实现对海量群体贡献的海报信息的高效理解,FlierMeet从两个方面融入和使用隐式群体智能。

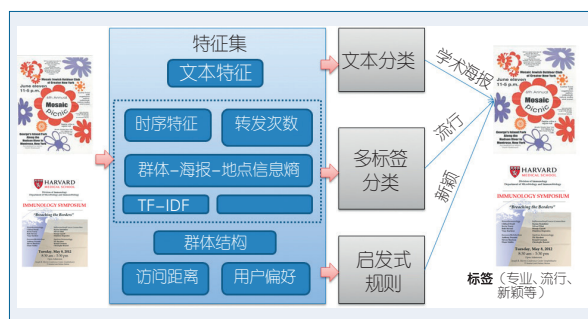


图2 群智融合视觉语义理解

1. 最佳拍照角度估计。人群贡献的宣传单图片通常是冗余的,需要进一步选择出高质量的图片数据。其中的一个关键问题就是如何选择具有最佳拍摄角度的图片。一般情况下,正面拍摄的照片比偏斜的照片质量好。为了确定某广告牌上海报信息的最佳拍摄方向,FlierMeet提出了一种基于群体信息集聚的启发式估计方法:测量收集到的指向公告牌的拍摄角度的中心趋势,并使用中心值作为最佳拍摄角度。

2. 群智图像语义标注。对群体贡献的公共海报信息进行语义标注(流行、新颖、专业性等),会对其共享和个性化推荐十分有用。在物理空间根据群体和海报的交互行为提取群体特征(群体结构、

¹ Foursquare 是一家基于用户地理位置信息的手机服务网站,鼓励手机用户同他人分享自己当前所在地理位置等信息。

社会关系等)和群物交互特征(包括群体-感知对象-地点间的交互信息熵、交互频率等),可以得到人对地点和对内容的偏好以及不同感知对象、地点之间的关联,提出基于多标签分类与群智推理相融合的图片语义标记方法,实现群体贡献信息的语义分类和智能推荐。

我们在大学校园招募近40名志愿者,开展了为期两个月的公共信息数据采集实验。结果表明,我们提出的基于群智的图像质量评估和语义标注方法能够取得较好的效果,且具有较低的计算复杂度。

CrowdStory: 群智融合事件脉络生成

当城市热点事件发生时,如爆炸、地震、恐怖袭击等,普通用户携带的移动智能设备,可以被看作是物理空间的传感器,能够实时感知物理空间中发生的事件,并及时上传到移动社交网络,如新浪微博、Facebook、Twitter等,为城市热点事件感知提供丰富的数据。移动社交媒体中包含大量的用户贡献的多模态数据,包括:事件发生时间、事件的文本描述、图片、用户转发与评论、评论观点和评论情感。这些多模态数据能够多角度、细粒度地刻画事件。CrowdStory^[16]利用群体贡献的多模态数据,实现对城市热点事件的细粒度感知、数据优选与智

能呈现(如图3所示)。

通过群体贡献数据实现细粒度事件感知面临三个挑战:(1)如何发现事件线索并对其演化进行分析?一个事件通常包含多条线索,分别刻画事件的各个侧面,比如针对一个救援事件,一条线索是救援现场的情况,而另一条线索是医院和家属的情况。此外,每条线索会随着事件发展发生演化。(2)如何从不同侧面刻画事件的多条线索间的关系?事件中的线索并不是孤立的,它们之间通常存在联系,比如因果关系、补充说明关系等。(3)如何选择优质数据用于描绘整个事件?在事件的同一个发展阶段,常会出现许多重复冗余和低质的微博,如何挑选与事件相关、内容准确且语义清晰的微博变得非常困难。

为了清晰直观地刻画事件的各个侧面,并展现事件发展脉络,我们提出了多维关联分层图模型融合多模态微博数据,在不同层关联微博的不同模态的数据。首先,根据微博内容的文本相似关系和时间先后关系分别在文本层和时间层构建微博间的层内关系,形成不同事件线索及其演化过程;再通过挖掘多维度群体智能,包括视觉相似性关联、用户交互关联、观点关联和情感关联构建不同线索间的关联;最后通过跨媒体挖掘实现优质数据选择和事件脉络呈现。我们对新浪微博中关于两个社会事件

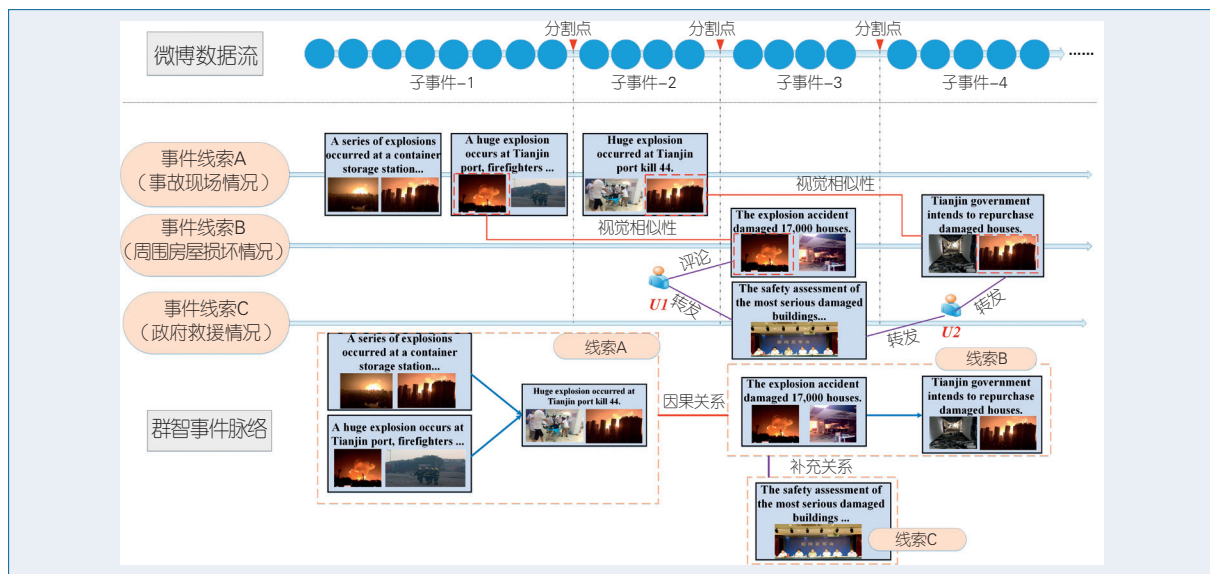


图3 群智融合事件脉络生成

(“天津爆炸”“巴黎恐袭”)的微博数据进行实验,结果表明,我们提出的方法所发现的线索代表性指数较高,生成的事件脉络可以有效关联多模态数据,以用于刻画事件进展,并且能够通过关联跨模态数据实现选择数据的相关性与多样性。

一种通用的群智融合计算框架

为了促进群智计算应用程序的发展,一个通用的系统框架是必不可少的。图4给出了一种通用的群智计算基本框架。该系统框架是一个分层架构,由多源群智数据层、群体智能抽取层、群智融合学习层和群智融合应用层四层组件组成。



图4 通用的群智融合计算架构

● **多源群智数据层**：负责从移动感知社区或在线社交媒体收集数据,相关技术包括移动及可穿戴感知技术、移动群智感知技术、无线感知技术、社交媒体数据获取技术等。

● **群体智能抽取层**：采用多种数据分析和处理技术来提取隐式群体智能,如人的行为模式和移动模式、群体-感知对象交互模式、社会交互模式等。

● **群智融合学习层**：与机器智能相融合,将显式或隐式群体智能用于解决各种数据相关的学习或推理任务,如数据过滤、分类/标记、数据选择和聚类。

● **群智融合应用层**：利用群体智能实现各种潜在的创新服务,如多维度事件感知、物体细粒度刻画、用户深度画像等。

针对群智融合计算未来的发展,我们认为应该从如下方面进行深入研究。

群智的内涵及范围。群智在认知能力、个体属性、社会特征、互动和行为模式等方面具有广泛的应用范围。问题的关键在于对这些特征进行描述,并研究它们在群智数据理解中的应用。

群智融合计算应用。在未来的工作中,需进一步探索群智的应用范围,并将其用于解决复杂问题^[17],这些复杂的问题是指不能轻易地由纯机器智能解决的问题。

人机计算系统愿景。通过不断努力,将人的智能嵌入到计算系统中,最终构建出人机计算系统。此外,我们应进一步探索人类智能与机器智能的互补特征,研究出新的人机协作及智能融合方法。■

致谢:本文得到国家重点研发计划(2017YFB1001800),国家自然科学基金(61332005, 61772428, 61725205)的支持。



郭 斌

CCF 高级会员。西北工业大学教授。主要研究方向为普适计算和群智感知计算。
guob@nwpu.edu.cn



於志文

CCF 杰出会员、理事。西北工业大学教授。主要研究方向为普适计算、人机交互等。
zhiwenyu@nwpu.edu.cn

参考文献

- [1] Guo B, Wang Z, Yu Z and et al. Mobile Crowd Sensing and Computing: The Review of an Emerging Human-Powered Sensing Paradigm[J]. *ACM Computing Surveys*, 2015, 48(1):1-31.

- [2] Guo B, Chen H, Yu Z, et al. FlierMeet: A Mobile Crowdsensing System for Cross-Space Public Information Reposting, Tagging, and Sharing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015, 14(10):2020-2033.
- [3] Wang Y, Hu W, Wu Y., et al. Smartphoto: A resourceaware crowdsourcing approach for image sensing with smartphones[C]// Proceedings of the 15th ACM international symposium on Mobile Ad hoc Networking and Computing (MobiHoc' 14), 2014:113-122.
- [4] Liu L, Wei W, Zhao D, et al. Urban resolution: New metric for measuring the quality of urban sensing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015, 14(12):2560-2575.
- [5] Sakaki T, Okazaki M, Matsuo Y. Earthquake shakes Twitter users: real-time event detection by social sensors[C]// Proc. International World Wide Web Conference. 2010:851-860.
- [6] Huang W, Xiong Y, Li X Y, et al. Swadloon: Direction Finding and Indoor Localization Using Acoustic Signal by Shaking Smartphones[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015, 14(10):2145-2157.
- [7] Bao X and Roy C R. Movie: mobile phone based video highlights via collaborative sensing[C]// Proceedings of the 8th ACM International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys' 10), 2010:357-370.
- [8] Doan A, Ramakrishnan R, and Halevy A. Crowdsourcing systems on the world-wide web[J]. Communications of the ACM, 2011, 54(4):86-96.
- [9] Von A L, Maurer B, Memillen C, et al. reCAPTCHA: human-based character recognition via Web security measures[J]. Science, 2008, 321(5895):1465-1468.
- [10] Cheng J, Bernstein M S. Flock: Hybrid Crowd-Machine Learning Classifiers[C]// Acm Conference on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing. ACM, 2015:600-611.
- [11] Chen S, Li M, Ren K, et al. Crowd Map: Accurate Reconstruction of Indoor Floor Plans from Crowdsourced Sensor-Rich Videos[C]// IEEE, International Conference on Distributed Computing Systems. IEEE, 2015:1-10.
- [12] B. Guo, H. Chen, Q. Han, Z. Yu, D. Zhang, Y. Wang, "Worker-Contributed Data Utility Measurement for Visual Crowdsensing Systems," IEEE Transactions on Mobile Computing, vol. 16, no. 8, pp. 2379-2391, 2017.
- [13] J. Cranshaw, E. Toch, J. Hong, A. Kittur, and N. Sadeh, "Bridging the gap between physical location and online social networks," in Proceedings of the 12th ACM international conference on Ubiquitous computing (UbiComp' 10). ACM, 2010, pp. 119-128.
- [14] M. Redi, D. Quercia, L. T. Graham, and S. D. Gosling, "Like partying? your face says it all. predicting the ambience of places with profile pictures," arXiv preprint arXiv:1505.07522, 2015.
- [15] A. Marcus, M. S. Bernstein, O. Badar, D. R. Karger, S. Madden, and R. C. Miller, "Twitinfo: aggregating and visualizing microblogs for event exploration," in Proceedings of the SIGCHI Conference on Human factors in Computing Systems (CHI' 11), 2011, pp. 227-236.
- [16] B. Guo, Y. Ouyang, C. Zhang, J. Zhang, Z. Yu, D. Wu, Y. Wang, "CrowdStory: Fine-Grained Event Storyline Generation by Fusion of Multi-Modal Crowdsourced Data," in Proceedings of the 2017 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (ACM UbiComp'17), Hawaii, USA, 2017.
- [17] B. Guo, Q. Han, H. Chen, L. Shangguan, Z. Zhou, Z. Yu, "The Emergence of Visual Crowdsensing: Challenges and Opportunities," IEEE Communications Surveys and Tutorials, vol. 19, no. 4, pp. 2526-2543, 2017.