

# 众包全景拼接系统下基于图像质量的酬劳分配策略

李沁雅 吴帆 陈贵海

(上海交通大学计算机科学与工程系 上海 200240)

**摘要** 大量高质量的图像数据是全景地图构建的基本需求. 然而, 传统的街景图像采集方法大多需要雇佣专业的采集人员和配备专门的采集设备, 这是耗时耗力且昂贵的. 移动众包这一新型工作模式的发展与广泛运用启发我们借助群体智慧的力量共同采集街景图像. 然而, 任务中可能面临的资源损耗与参与者的利己主义心理使得他们大多并不乐意无偿地付出劳动. 因此, 我们考虑采用金钱激励措施来调动参与者的感知积极性并吸引他们加入感知任务. 此外, 由于参与者的个人能力、专业度等个人因素的差异性导致采集的街景图像质量参差不齐. 考虑到大量低质量图像的掺杂会降低全景地图的构建性能, 因此, 我们将街景图像质量与参与者酬劳相结合, 提出基于图像质量的酬劳分配机制, 鼓励参与者采集高质量的、对全景构建高贡献度的图像. 我们提出了基于权值和基于夏普利值的酬劳分配机制, 分别命名为 WPM (Weighted-based Pricing Mechanism) 和 SVPM (Shapley Value-based Pricing Mechanism). 我们通过提取图像的 SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 特征值来表征图像内容, 并通过量化图像对全景地图构建 (即有效 SIFT 特征) 的贡献度来确定图像质量. 贡献度越大意味着图像质量越高. 具体来说, 在 WPM 中, 单张图片质量被定义为该图中所有 SIFT 特征的价值之和. 在 SVPM 中, 图像质量被定义为该图片在不同街景拼接组合下的边际贡献的平均值. 最后, 平台根据图像质量给参与者分配酬劳. 在实验部分, 我们将提出的酬劳分配机制与传统分配方法进行性能对比. 结果表明, 我们的机制具有鲁棒性, 并在公平性方面优于传统方法.

**关键词** 移动众包; 夏普利值; 街景拼接; 博弈论; 分配策略

**中图法分类号** TP311 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2021.01246

## Quality-Driven Reward Distribution in Crowdsourced Panoramic Map Construction

LI Qin-Ya WU Fan CHEN Gu-Hai

(Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240)

**Abstract** A large collection of high-quality images are the basic and indispensable demands for the construction of panoramic maps. However, the traditional image acquisition methods depend on hired professional staff and specialized equipment, which are expensive as well as time-consuming. The development and widespread of mobile crowdsourcing inspire us to collect diversified street view images by the wisdom of crowds. However, the potential costs and self-interests of participants make them unwilling to work without any profit. Thus, we consider motivating them to join crowdsourcing tasks through some reasonable financial incentives. Besides, due to the differences in personal capabilities and professionalism, the quality of collected images is different. High-quality images are beneficial to construct a complete and accurate panoramic map, while low-quality images may degrade the performance of panoramic maps. Thus, we combine image quality with the

收稿日期: 2020-04-02; 在线发布日期: 2020-11-28. 本研究得到“物联网与智慧城市关键技术及示范”重点专项(2019YFB2102200)、国家自然科学基金项目(62025204, 61972252, 61972254)、装备预研教育部联合基金(6141A02033702)、阿里巴巴创新研究计划资助. 李沁雅, 博士研究生, 主要研究方向为移动计算、群智感知、算法博弈论. E-mail: qinyali@sjtu.edu.cn. 吴帆(通信作者), 博士, 教授, 中国计算机学会(CCF)会员, 国家杰出青年科学基金入选者, 主要研究领域为无线网络、移动计算、算法博弈论、隐私安全. E-mail: fwu@cs.sjtu.edu.cn. 陈贵海, 博士, 教授, 中国计算机学会(CCF)会员, 国家杰出青年科学基金入选者, 国家重点研发计划项目负责人, 主要研究领域为分布式计算、计算机网络、并行计算.

rewards of participants, design image quality-based reward distribution mechanisms, and encourage participants to collect high-quality images. We propose a weighted-based and a Shapley value-based pricing mechanism, named WPM and SVPM respectively. Besides, we extract SIFT to represent images. The image quality is quantified as the contributions of images to the construction of panoramic maps, i. e., effective SIFT features. The higher contribution means a higher-quality image and brings a higher reward. Specifically, in WPM and SVPM, we quantify image quality based on different design principles, for example, in WPM, the quality of a single image is quantified as the valuation of its total effective features. Finally, we evaluate the performance of reward distribution mechanisms through extensive experiments. The results demonstrate that our mechanisms are superior to some traditional ways, like averaging and VCG, in terms of fairness and robustness.

**Keywords** mobile crowdsourcing; shapley value; panoramic stitching; game theory; distribution strategy

## 1 引言

近年来,随着电子地图、电子导航等技术的发展,衍生出街景服务、全景地图等一系列重要的应用,给人们的日常生活带来重要影响和改变。例如,谷歌街景(Google Street)、百度街景、腾讯 SOSO 街景等服务为用户提供世界各个城市、街道的高清图像信息。通过街景图,用户可以随时查看不同地区的景观风貌,方便人们直观地了解各地风光,从而实现足不出户,便观天下景的目的。

全景地图的构建需要大量高质量的图像信息。实际上,全景地图可被类比为幅巨大的图像。它主要由一组在同一区域内拍摄的图像通过图像拼接技术合成得到。大范围的图像信息是全景地图构建的基本要素,同时也是拼接过程是否成功的关键因素。然而,街景图像采集并非易事。传统的图像收集方式主要依赖于雇佣专业人员和专用的采集设备。例如,城市中使用的改装过的街景车。它们一般搭载着高精度 GPS、全景相机和传输设备等专业部件。野外作业时则需要雇佣专业的登山人员或地质勘查专

家,危险区域甚至需要无人机的协助。以上这些图像收集方式都是非常昂贵且耗时耗力的。

另一方面,随着移动感知设备的普及与无线通信技术的发展,形成了一种新型的工作模式—移动众包,它旨在通过招募普罗大众,而非专业人员或专业公司来完成某项特定的任务。由于其不同于传统数据采集模式的特点以及实际的可行性,移动众包受到了包括学术、工业界的诸多关注。例如,Amazon Mechanical Turk 是近几年迅速发展的移动众包平台。知名的维基百科、百度百科等是移动众包成功的典型案例。此外,移动众包还被运用到多种领域处理较为复杂的任务,例如环境监测<sup>[1-4]</sup>、交通流量管控与监测<sup>[5-8]</sup>、室内定位与导航<sup>[9-10]</sup>、楼层平面图构建<sup>[11-14]</sup>等。针对传统数据采集方式中的耗时耗力问题,以及受上述成功案例的启发,我们考虑利用移动众包替代传统的图像采集模式,招募一批普通民众采集街景图像,并帮助完成全景构建任务。图 1 描绘了移动众包模式的基本框架。它通常由众包参与者、众包平台以及服务商三部分构成。在街景图像采集任务中,众包平台首先向参与者发布采集任务,例如,采集区域 A 的街景信息。参与者接受任务、采集



图 1 移动众包感知模式基本示意图

街景图像,并在任务截止时间内提交给平台。众包平台在接收数据之后,对数据进行清洗、整合、去冗余、分析等一系列预处理之后,完成街景拼接,并将拼接结果提供给服务商。服务商得到全景图后,可以为用户提供特定的服务。同时,众包平台根据酬劳分配机制给参与者发放合理的报酬。

虽然众包可能并不适用于高危作业地区,例如山顶、高辐射区等,但是在城市、普通村庄、或是街景车等大型设备无法进入的自然保护区和建筑物等区域,众包可以作为一种有效的信息获取手段。此外,众包可以为传统的数据采集方式做相应的信息补充,从而减少街景图像采集过程中的开销。

然而,众包并不是完全免费的。大多数参与者是理性且利己主义的,他们很难无偿地参与众包任务,尤其在数据采集过程中,参与者不可避免地会产生一定的资源消耗,包括设备的电量和流量、个人时间和精力等。因此,众包参与者的招募并不容易。为了调动用户的参与积极性,我们考虑设计恰当的激励机制来鼓励用户加入到众包任务中。激励机制是合作博弈中较常被用于激励参与者完成某项任务的手段之一。长久以来,许多研究者致力于设计激励机制来引导参与者更高效地完成感知任务。例如,Wu 等人<sup>[15]</sup>和 Jin 等人<sup>[16]</sup>通过设计基于数据质量的激励机制鼓励参与者采集高质量数据。Zhu 等人<sup>[17]</sup>提出基于逆向拍卖的激励机制以提高感知数据质量。受此启发,我们考虑通过适当的金钱激励手段鼓励参与者的加入,并给予合理的酬劳弥补参与者在图像采集任务中产生的开销和损失。

此外,参与者的个人能力、专业程度、敬业程度等大多存在差距,这使得任务的完成质量(也就是采集的图片质量)参差不齐。通常来说,大量高质量的图像有利于构建完整清晰的全景地图,反之,低质量的图像信息会干扰甚至降低全景地图构建的呈现效果,进而,影响基于全景地图的服务质量,例如定位、导航等。因此,在本文中,我们主要研究如何设计有效的金钱激励策略引导参与者采集高质量图像。

我们的基本设计思路是通过结合图像质量与参与者的酬劳,设计基于图像质量的酬劳分配机制。其中,我们通过量化单张图像对全景地图构建产生的贡献度来确定图像质量。贡献度越高,表明图像质量越高。贡献度与质量相互等价。在全景图拼接这一任务中,我们将全景地图的有效信息转化成有限个特征点。而图像的贡献度体现在他们对全景地图中有

效特征点的影响,包括增加或减少有效特征点。粗略地说,对全景地图贡献度越大表明图片质量越高,则参与者的酬劳越高。因此,为了获得更高的报酬,以及上述酬劳分配机制思想的引导,参与者会尽可能地采集高质量图像,也就是对全景地图构建贡献度越大的图像。

然而,设计上述的酬劳分配机制存在着一些挑战。首先,如何衡量图像质量。在街景拼接中,我们需要同时考虑拼接结果的完整度和清晰度。这两者很难直接量化。另外,图片质量不仅仅取决于图像自身的各类属性,例如图像清晰度、图像内容的多样性等等,还取决于其他相关联的图片。已知在街景拼接中各个图像间相互关联、相互影响,图像拼接正是利用了图像间的关联性。图像间复杂的关联性使得图像质量的量化更加困难。其次,图片冗余性的问题也有待解决。参与者在众包数据采集时通常是无交流的,同时,为了避免众包中的欺诈行为(Cheating),任务参与者的选取通常具有随机性。这就导致采集的图片很难避免图像信息的相似性。然而,过多冗余的图片不仅无法给街景拼接提供有效信息,同时也增加了拼接算法的计算开销和运行时长。如何在确保街景信息完整的情况下,有效地解决图像冗余性问题值得我们探讨。最后,如何确保分配机制的公平性。公平性是衡量分配机制性能好坏的重要指标之一。公平合理的分配策略有利于激发参与者的积极性,反之,欠缺公平性的分配结果会导致参与者的流失,进而影响后续的众包任务。

针对上述挑战,我们提出了基于权值和基于夏普利值的酬劳分配机制,分别命名为 WPM(Weighted-based Pricing Mechanism)和 SVPM(Shapley Value-based Pricing Mechanism)。首先,我们利用 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)算法<sup>[19]</sup>提取图像的有效信息,即 SIFT 特征。我们通过量化图像对全景地图 SIFT 特征的有效贡献(也就是对特征点的增减影响)来确定其质量。具体来说,在基于权值的分配机制中(WPM),单张图片的贡献度(或质量)被定义为该图中所有 SIFT 特征的价值之和。而每个 SIFT 特征的价值由其权重决定,权重越大表示出现在其他图像上的次数越少,反之,则表明该 SIFT 特征出现在其他图像上次数越多。在基于夏普利值的分配机制中(SVPM),图像贡献度被定义为该图片在不同街景拼接组合下的边际贡献的平均值。最后,根据图像的贡献度,酬劳被按比例地分配给参

与者. 在本文中, 我们的主要贡献包括以下 3 个方面:

(1) 我们将图像质量与参与者酬劳相结合, 提出基于图像质量的酬劳分配思想. 另外, 我们通过量化单张图像对全景地图构建的贡献度来确定图像质量. 图像贡献度越大表明图像质量越高.

(2) 我们提出了基于权值(WPM)和基于夏普利值(SVPM)的酬劳分配策略, 运用合作博弈论中经典的夏普利值理论, 根据图像在不同街景拼接组合中的边际贡献的平均值来确定它的贡献度, 并给予他们合理的酬劳.

(3) 大量的实验结果表明我们提出的机制具有鲁棒性, 并且在公平性上面优于传统的分配策略, 例如平均分配、VCG 等.

## 2 相关工作

随着移动感知设备的普及和无线传感技术的发展, 移动众包这一种新型的合作模式应运而生. 近几年来, 移动众包逐渐成为研究者们广泛关注的焦点, 并被广泛地运用到轨迹预测、室内定位与导航、地图构建等各个领域<sup>[5,9,12-13]</sup>. CrowdMap<sup>[12]</sup>利用移动用户丰富的视频数据进行低成本的室内平面图构建. Zhou 等人<sup>[18]</sup>基于乘客通过手机采集的感知数据来预测公交车的到站时间. SenseCityVity<sup>[20]</sup>致力于让墨西哥的年轻人利用移动众包方式收集城市的图像、视频、音频等数据, 并利用众包数据进行城市景观研究. 在街景构建方面, Raychoudhury 等人<sup>[21]</sup>提出利用智能手机生成 360 度全景地图的系统 CROWD-PAN-360. 通过采集的众包图片, 用户可以查询不熟悉地区的环境信息. Waze(参见本文第 2 页脚注①)是一个基于众包的地图应用. 它允许用户更新道路地图, 并实时地报告交通事故、交通堵塞等突发状况. 谷歌街景<sup>①</sup>能够生成世界多个国家和地区的 360 度全景图. 但是它的图片主要来源于专门的街景车和专门的街景采集设备. Qiao 等人<sup>[11]</sup>提出 IndoorCrowd2D 框架, 旨在利用众包采集的图像信息和感知数据构建室内场景.

考虑到感知数据的采集主要依赖众包参与者, 而大部分参与者是利己主义者, 不会自发地加入众包任务, 也没有动力参与无利可图的事, 尤其是在众包任务中, 他们可能面临着一定的资源开销. 因此, 许多研究者致力于设计合理有效的激励机制鼓励参与者加入众包任务, 并为参与者提供可观的酬劳以

弥补他们的损失<sup>[15-16,22]</sup>. 例如, Wu 等人<sup>[15]</sup>和 Jin 等人<sup>[16]</sup>结合数据质量和机制设计, 提出基于数据质量的激励机制, 根据数据提供者的贡献来确定酬劳. 但是他们并没有考虑如何设计具体的酬劳分配策略. Yang 等人<sup>[23]</sup>分别设计了以众包平台为中心和以数据采集者为中心的博弈模型, 提出基于 Stackelberg 博弈和逆向拍卖的数据采集机制, 以达到激励参与者的目的. Wen 等人<sup>[24]</sup>提出基于数据驱动拍卖的激励机制 QDA. 在 QDA 中, 参与者获得的酬劳与提供的数据质量有关而与工作时长无关. Yang 等人<sup>[25]</sup>针对细粒度的群智感知系统(Mobile Crowdsensing), 提出了质量相关的拍卖机制, 旨在最小化平台的支出.

此外, 一些研究者还通过各种方式对感知数据执行质量控制来应对感知数据质量参差不齐的问题. 例如, Liang 等人<sup>[26]</sup>提出数据质量等级评价方法, 结合真值发现和模糊理论的思想对感知数据质量进行评估. Cheng 等人<sup>[27]</sup>提出一个能够在数据缺失情况下检测感知数据错误值的框架. 它采用时空压缩感知技术, 能够在准确检测错误数据的同时, 估计错误值和缺失值. Han 等人<sup>[28]</sup>研究了群智感知中的质量感知定价问题, 通过选取合适的公告价格, 招募一组具有合理感知质量的参与者, 以实现总期望支付的最小值. Mashhadi 等人<sup>[29]</sup>提出基于用户的移动模式和历史数据来评估用户可信度.

上述工作大多在理论层面实现激励机制设计, 而在本文中, 我们主要考虑在街景拼接这一实际场景中, 设计具体的酬劳分配策略以激励参与者采集高质量图像数据. 此外, 我们结合街景拼接的具体特点, 提出可行的图像质量和贡献度的量化方式, 并依据图像贡献度给予参与者酬劳.

## 3 图像冗余处理

在本节中, 我们主要介绍如何解决街景拼接中的图像冗余性问题.

数据的冗余性问题在众包任务中是十分常见的. 通常情况下, 众包参与者在任务中是完全独立的, 彼此间的沟通和交流少之甚少. 此外, 为了避免众包中可能存在的欺诈行为, 平台在选取参与者时通常是随机的, 这也使得同一任务的参与者相互联

① Google street. <https://www.google.com/streetview/>, 2020

系更为困难. 以上这些因素都导致了参与者无法自发地避免采集图像内容的相似性和重复性. 另一方面, 可能存在一些恶意用户或投机取巧者为了骗取酬劳重复提交图像. 总之, 图像冗余性问题是切实存在且难以避免的. 但是, 过多的冗余图像一方面无法为街景拼接提供更多的有效信息, 另一方面会增加拼接任务的计算开销. 因此, 对众包图像进行去冗余处理刻不容缓. 在本文中, 我们参照文献[30], 利用层次聚类算法来解决冗余性问题. 主要思路是通过聚类算法识别冗余图像并将其归为一簇, 然后在每簇中选取清晰度最高, 且包含街景信息最多的图像为代表. 而在街景拼接算法中, 我们只输入代表性图像而非整个图像集. 这不仅避免了过多冗余图像, 还减少了拼接算法的开销. 由于只有代表性图像加入到街景拼接环节, 而冗余图像并未给全景地图的构建任务带来实质性的帮助, 因此, 它们并不在酬劳分配的考虑范围内. 该措施的目的一方面是为了奖励真正对构建任务有帮助的图像, 另一方面也为了督促参与者尽可能采集多样化的数据以及避免参与者的恶意行为, 即重复多次上传图像以骗取酬劳.

算法的主要步骤如下: 首先我们采用预先训练的深度卷积网络提取图像特征, 然后利用特征进行图像的层次聚类<sup>[31-32]</sup>. 在簇间, 我们利用欧几里得距离(Euclidean distance)度量簇间相似度; 而在簇内, 我们通过设定相似度参数调整簇内相似度. 其中, 相似度参数介于 0、1 之间, 参数值越大代表簇内相似度越高, 产生的簇数量越多, 反之, 则簇数量越少. 例如, 在极端情况下, 当相似度参数为 0 时, 整个图像集聚为一簇. 我们可以通过调整此参数

得到想要的聚类结果. 图 2 是层次聚类算法的一个简单例子, 如图所示, 11 张图片根据内容的相似度被分成 9 个类. 在这个例子中, 我们将簇内相似度参数置为 0.7.



图 2 层次聚类实例

## 4 街景拼接算法

图像拼接是计算机视觉领域的重要分支之一, 到目前为止, 研究者们已经提出许多有效算法去实现图像拼接, 并且取得了一些成功<sup>[33-34]</sup>. 本文的拼接算法延续传统拼接算法的思路, 主要由以下几个步骤组成:

(1) 利用 Lowe 的 SIFT 算法<sup>[19]</sup> 提取图像的 SIFT 特征点, 利用 FLANN library 对图像间的 SIFT 特征点进行匹配.

(2) 特征点匹配: 利用 FLANN library 匹配图像间的特征点, 然后根据匹配的特征点, 利用 RANSAC 算法估计单应矩阵.

(3) 根据匹配的特征对和 RANSAC 算法估计单应矩阵(homograph matrix), 并且完成翘曲变换(warping transformation). 至此, 基本的拼接过程结束.

图 3 是图像拼接的一个例子, 图 3(e) 由图 3(a) 到图 3(d) 共 4 张图片拼接而成. 从最终的拼接结果可知, 我们的算法能够实现图像拼接.

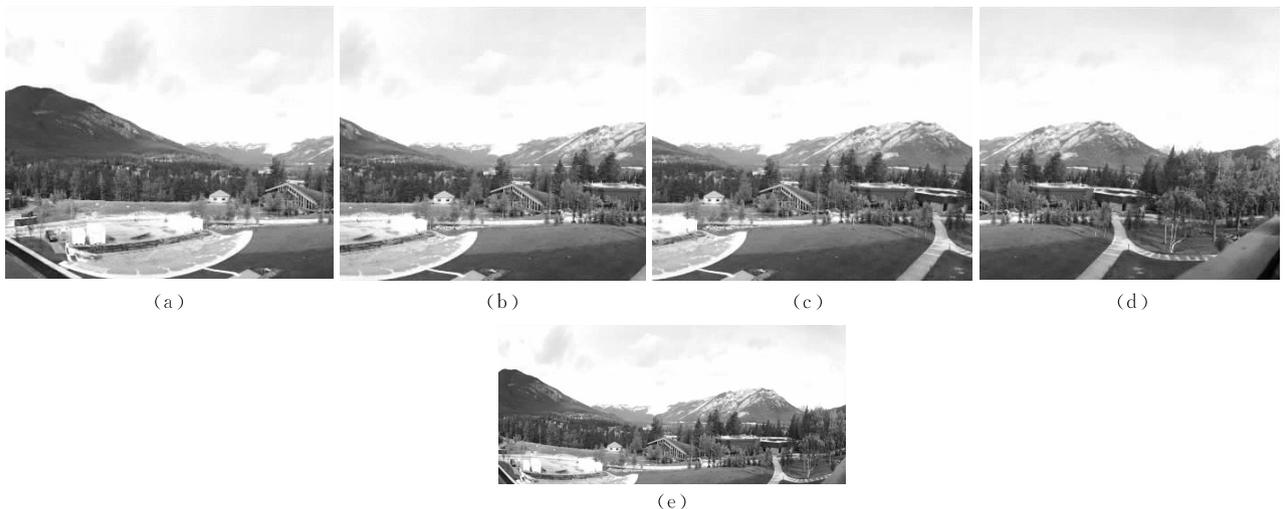


图 3 街景拼接实例

## 5 图像拼接中的酬劳分配机制

在本节中,我们主要介绍提出的两个酬劳分配机制,包括基于权值的分配机制 WPM 和基于夏普利值的分配机制 SVPM. 本文中的酬劳分配机制的基本思想是通过金钱激励手段鼓励用户加入众包任务,同时将图像质量与参与者酬劳结合在一起,提出基于图像质量的酬劳分配方式. 图像质量被量化成它对街景拼接任务的贡献度,贡献度越大则图像质量越高,获得的酬劳越多,据此激励参与者采集高质量图像. 本文提出的两个酬劳分配机制按照不同的图像贡献度量化方式来确定图像质量,并根据图像质量按比例完成酬劳分配.

### 5.1 基于权值的酬劳分配机制

已知街景图是由有限个特征点组成,而众包图像的价值(也就是贡献度)取决于它能够为街景图提供多少重要特征. 在街景拼接算法中,图片的主要信息通过 SIFT 特征表示,互相匹配的 SIFT 特征表明

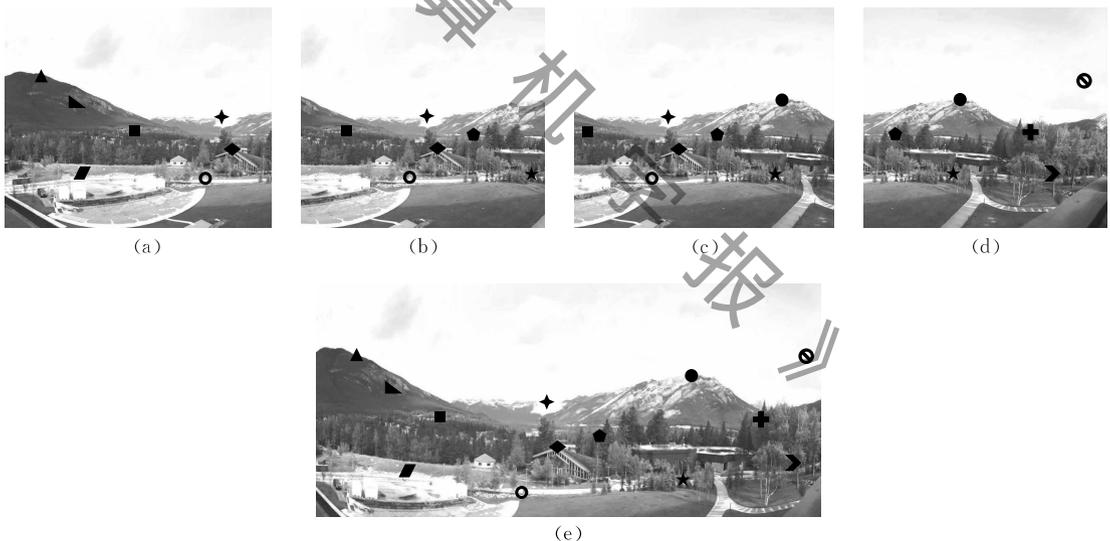


图 4 基于权值的酬劳分配的实例

### 5.2 基于夏普利值的酬劳分配机制

基于权值的酬劳分配机制思想简洁明了,可操作性强,但无法同时满足一些必要性质,例如:

(1) 对街景拼接无贡献的参与者无法获得酬劳,即伪参与性(Dummy).

(2) 参与者获得的酬劳之和等于街景拼接的总报酬,即有效性.

(3) 对街景拼接贡献相同的参与者应当获得相同的酬劳,即对称性.

(4) 若将街景拼接拆分成多个子任务,参与者

图片间存在相同信息. 因此,我们提出基于权值的酬劳分配机制 WPM,即图片的价值是其所有有效特征点的价值之和. 基本思想是按照街景图中的特征点数量平均分配酬劳,倘若该特征点由某张图片唯一提供,则该点的酬劳统一归其所有,否则,该点的酬劳由多张图片共同享有. 因此,图像  $i$  的酬劳被定义为

$$C_i = \sum_k c_k \quad (1)$$

$$c_k = \frac{d}{n_k}, n_k \geq 1 \quad (2)$$

其中,  $d$  表示每个特征点的酬劳,  $n_k$  表示该特征点出现在多少张图片上.

在图 4 给出的例子中,(e)由(a)到(d)共 4 张图片拼接而成,其中提取的特征点采用各种形状表示,互相匹配的特征点用相同形状表示. 根据 WPM 的分配思想,在图 4 的例子中,拼接图共有 13 个特征点,每个特征点的酬劳为  $1/13$ ,并且每个特征点的酬劳被平均分配给拥有它的所有图片. 例如,图 4(a)的酬劳为  $3 \times \frac{1}{13} + 4 \times \left(\frac{1}{13} \times \frac{1}{3}\right)$ .

在该任务中获得的酬劳应当等于其在多个子任务中获得的酬劳之和,即可加性.

要同时实现上述 4 个特性,我们考虑设计基于夏普利值的酬劳分配机制 SVPM. 夏普利值(Shapley Value)<sup>[35]</sup>是博弈论中一个重要且常用的概念,它通过衡量每个玩家(player)对共同任务所做出的贡献来公平地分配任务所得总收益,即玩家的收益与它的贡献度成正比. 这与我们的酬劳分配思想相一致.

在全景拼接任务中,参与者通过为平台采集图像来获取酬劳. 而参与者提供的图像质量有所差异,

也就是对全景地图构建任务产生的贡献有所差异. 因此, 我们考虑利用夏普利值法确定他们的贡献度, 并依据贡献度分配酬劳. 我们假设有  $n$  个参与者  $N = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ , 任意多个参与者可以形成一个联盟  $S \subseteq N$ , 我们用  $v(S)$  代表联盟  $S$  中所有成员共同合作产生的价值, 即街景的拼接效果. 成员  $i$  在联盟  $S$  下的边际贡献被定义为  $v(S \cup \{i\}) - v(S)$ , 而成员  $i$  的夏普利值是他所参与的所有联盟的期望边际贡献的平均值. 我们将其定义为

$$\varphi_i = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|!(n-|S|-1)!}{n!} (v(S \cup \{i\}) - v(S)) \quad (3)$$

由式(3)可知, 传统的夏普利值有个弊端, 它需要枚举所有可能的联盟, 约  $n!$  个. 当  $n \gg 10$  时,  $n! \rightarrow \infty$ . 枚举并处理如此庞大的联盟集合要求的工作量是庞大的, 且难以在多项式时间内完成.

因此, 我们考虑通过随机抽样方式实现近似的夏普利值<sup>[22, 36-37]</sup>. 设  $C$  为  $n$  个参与者所有可能联盟的集合, 即  $|C| = n!$ . 参与者  $i$  在联盟  $S$  中的边际贡献被定义为  $MC_i = v(S \cup \{i\}) - v(S)$ , 其中  $\forall S \subseteq N \setminus \{i\}$ . 参与者  $i$  的近似夏普利值为  $\varphi'_i$ . 随机从  $C$  中选取一个排列, 记为  $\gamma$ , 将排列中出现在  $i$  之前的参与者集合记为  $bef_\gamma^i$ . 因此, 在联盟  $\gamma$  中,  $i$  的边际贡献是:  $MC_i = v(bef_\gamma^i \cup \{i\}) - v(bef_\gamma^i)$ . 随机抽样  $M$  次, 则  $i$  的近似夏普利值被定义为

$$\varphi'_i = \frac{1}{M} \sum_{\gamma \in C} [v(bef_\gamma^i \cup \{i\}) - v(bef_\gamma^i)] \quad (4)$$

具体的算法如下:

**算法 1.** 基于随机抽样的近似夏普利值算法.

输入: 随机抽样次数  $M$ , 联盟集合  $C$ , 参与者  $N$

输出: 参与者的近似夏普利值  $\varphi'_i$

1.  $\forall i \in N$ , 初始化边际贡献、夏普利值.  
 $MC_i = 0, \varphi'_i = 0;$
2. FOR  $j = 1$  to  $M$ :
3. 随机从联盟集合  $C$  中选取一个排列  $\gamma$ ;
4. FOR all  $i \in N$ :
5.  $MC_i += [v(bef_\gamma^i \cup \{i\}) - v(bef_\gamma^i)]$
6. END FOR
7.  $j = j + 1$
8. END FOR
9. FOR  $i \in N$ :
10.  $\varphi'_i = \frac{MC_i}{M}$
11. END FOR
12. 输出  $\varphi'_i$

根据上文的定义,  $v(S)$  代表联盟  $S$  中所有参与者共同合作产生的价值. 在街景拼接任务中, 我们将参与者产生的价值量化为拼接图中的有效特征点, 即获取的 SIFT 特征点数量.

时间复杂度分析: 根据算法 1 可知, 我们重复抽样了  $M$  次, 在每次抽样中, 对  $n$  个参与者分别计算其边际贡献, 故时间复杂度为  $O(MN)$ . 另外, 考虑到每次抽样时,  $\gamma$  不一定包含所有的  $n$  个参与者, 因此, 确切的时间复杂度应当是小于  $O(MN)$ .

根据参与者的夏普利值, 其酬劳  $p_i$  被定义为

$$\forall i \in N, p_i = \frac{\varphi'_i}{\sum_{k \in N} \varphi'_k} P \quad (5)$$

其中,  $P$  表示拼接任务的总报酬. 此外, 根据夏普利值的性质可知, 它已经被证明是满足上述四个性质.

我们通过量化众包图像对全景地图构建的贡献度来确定图像质量, 并设计基于图像质量的酬劳分配机制. 其本意是通过金钱激励方式鼓励参与者收集高质量的、对任务高贡献度的图像. 图像的质量与贡献度是相等价的关系. 贡献度越高, 表明图像质量越高. 参与者倘若想获得高报酬, 那么势必需要为全景任务提供高贡献度的图像. 提供的高贡献度图像的形式是多样化的, 既可以是单张高质量的图像, 也可以是多张能产生相同贡献度的低质量图像.

## 6 实验和结果

在实验部分, 我们将提出的酬劳分配机制与平均分配, VCG (Vickrey-Clarke-Groves) 等传统分配方法相比较, 从而评估分配机制的性能表现. 首先我们介绍了一些评价指标, 包括公平性和鲁棒性. 然后, 根据评价指标, 我们给出相应的结果和分析.

### 6.1 评价指标

我们希望酬劳分配机制能满足以下几点性质:

(1) 公平性. 公平性是酬劳分配中不可或缺的属性. 每个参与者都希望能获得一份公平、合理、且符合其付出的报酬. 无法满足公平公正原则的酬劳分配策略会降低参与者的参与积极性. 这里, 我们用 2 个常用的公平性指标来评估分配方法.

① Jain's fairness index 是衡量分配方法公平

性的一个常用指标.

$$J = \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i\right)^2}{n \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (6)$$

其中,  $J$  值介于 0、1 之间, 值越趋近于 1 代表公平性越高.

②熵(Entropy). 在香农提出信息熵之后, 由于其反映了一定的公平性特征, 一些研究者将其作为公平性度量的一种方式<sup>[38-39]</sup>. 信息熵  $H(P)$  常被用来作为公平性的度量指标, 值越大代表公平性越高.

$$H(P) = -\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i^{-1} \quad (7)$$

其中,  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  表示参与者获得的酬劳.

(2)鲁棒性. 优秀的分配策略应当不受噪声数据的影响, 并分配零报酬或者极低的报酬给噪声数据或劣质数据.

## 6.2 实验设置

在街景图像采集任务中, 我们通过微信等渠道发布参与者招募信息, 并从实验室一共招募了 10 个人. 参与者年龄在 22~28 岁之间. 他们都并非专业的众包工作者, 都是新手且此前并未参与过众包任务. 参与者被要求去采集特定区域的街景图, 并在任务截止时间前将采集数据提交给众包平台. 图 5 是客户端的安卓界面图, 参与者可以根据 APP 的指示提交图片数据并完成任务.



图 5 感知数据采集应用界面

我们的原型系统使用 Python 实现, 众包平台运行在服务器上. 服务器拥有 2.2GHz Intel Xeon Gold 5120 处理器, NVIDIA GeForce RTX 2090 Ti 显卡 64GB 内存, 并且运行 Ubuntu 16.04 LTS 操作系统. 平台的主要任务是发布街景图像采集任务, 利用众包图像完成街景拼接, 并根据酬劳分配机制发放酬劳给参与者.

我们一共收集了 5 个数据集, 每个数据集包含 10 到 40 张不等的图片.

## 6.3 实验结果评估

在本节中, 我们将基于上述提出的评价指标, 进行多组实验来验证我们的酬劳分配机制的可行性和优越性. 首先, 我们通过 Jain's fairness index 和信息熵衡量酬劳分配机制是否满足公平性的原则.

图 6 是平均分配法、VCG 法、WPM 和 SVPM 四种方法在公平性方面的结果对比图. 根据 Jain's index 的定义, index 指数越高, 表明公平性越高. 由图可见, 我们提出的基于权值(WPM)和基于夏普利值(SVPM)的方法在公平性上优于 VCG. 但相比于 WPM, SVPM 在公平性上的表现更为稳定, 而 WPM 的结果波动性较大. 主要原因在于 WPM 本身是无法确保其分配方法的公平性. WPM 根据图像中的有效特征点数量来平均分配酬劳, 每个特征点的酬劳与其他图片中的相同特征点共同分享得到. 它并不考虑不同图像间相同特征点可能存在的价值差异, 而统一给予平均分配. 不同的数据集间的特征点差距各不相同, 因此, 导致 Jain's index 指标表现较为随意和波动. 反之, 夏普利值法 SVPM 本质上是根据参与者对任务的贡献度来分配总酬劳. 它强调同时满足对称性、可加性、伪参与性和有效性这 4 个基本公平性原理. 参与者的酬劳始终与其贡献度成比例, 因此在公平性指标上表现稳定.

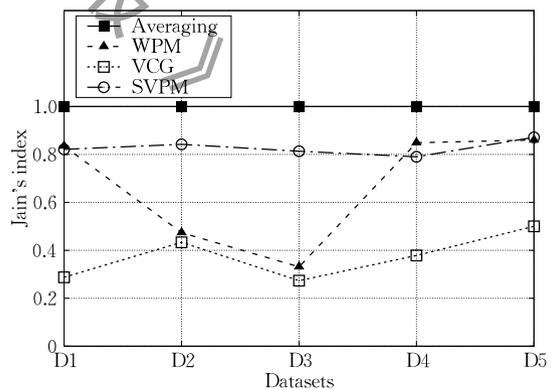


图 6 Jain's index 结果对比图

此外, 虽然平均分配(Averaging)的公平性最高, 但是平均分配下并不考虑每张图片对街景拼接的贡献, 而是简单地将所有图片的贡献视为相同的, 这违背了我们将参与者的酬劳与其贡献相关联的预期, 可能会导致大量冗余或无用的图片被提交, 加重服务端的工作负载和资源消耗. 因此, 在以激励参与者采集高质量数据为目的的前提下, 平均分配是不

合适的。

图 7 是四种方法利用信息熵作为公平性度量方法的结果对比图。根据信息熵的定义可知,信息熵值越大,表示公平性越高。如图所示,平均分配(Averaging)的信息熵最高,主要是因为平均分配时,参与者的酬劳是统一的,基于最大熵原理可得出此时的信息熵最大。然而,平均分配法违背我们希望根据图像质量和贡献度分配酬劳的基本思想。而我们提出的基于权值(WPM)和基于夏普利值(SVPM)的方法是普遍优于传统 VCG 法的。其中,SVPM 的公平性最接近平均分配,表现出的公平性较优。主要的原因在于 SVPM 在分配酬劳时

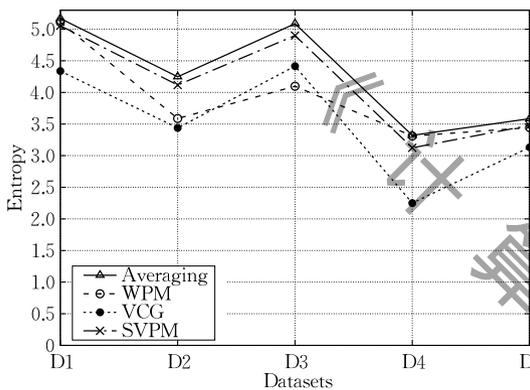
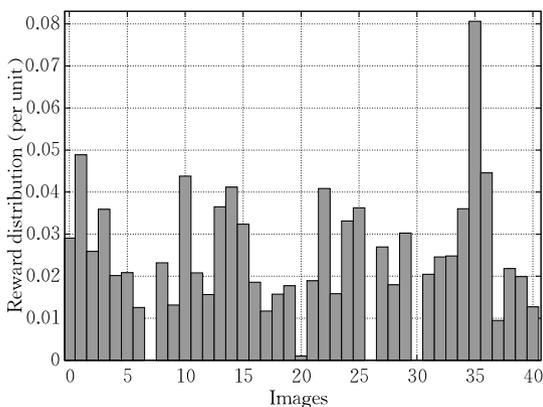


图 7 Entropy 结果对比图

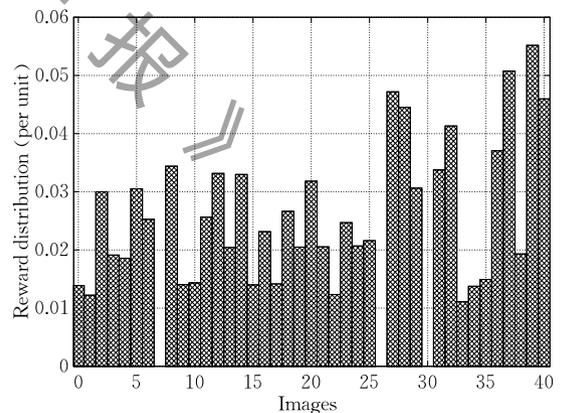
根据参与者提供图像的贡献度分配酬劳,参与者的酬劳与其贡献度成比例,而 SVPM 中单张图像的贡献度是它在不同街景组合下的边际贡献的平均值。由于最终参与街景拼接的图像的冗余性较少且内容多样化,因此,每张图像在拼接任务中都有起到重要作用,这使得它们的贡献度差距较少,故而分配的酬劳较为相近,因此,在信息熵这一公平性指标下数值较高,公平性较优。

讨论了酬劳分配的公平性之后,我们考虑分配方法的鲁棒性,也就是不受低质量或者无用数据的干扰。我们在数据集中加入 3 张与待拼接街景无关的图片,并计算在我们的酬劳分配方法下各图像的酬劳。

图 8 展现了采用本文提出的两种方法 SVPM 和 WPM 进行酬劳分配的结果,每根柱代表该张图片能够获得的报酬在总报酬中的占比。我们在 38 张图片的数据集中加入了 3 张无关的图片,分别是图像编号 7、26 和 30。如图 8 所示,3 张无关图片的酬劳均为零。根据酬劳分配的基本思想,当图像质量和贡献度越高时,则酬劳越高。三张无用图像并未给街景拼接提供贡献度,因此,理应为零酬劳。基于此结果,可以得出我们的方法不易受无关数据的影响,具有鲁棒性。



(a) 基于夏普利值法的酬劳分配结果



(b) 基于权值法的酬劳分配结果

图 8 酬劳分配方法的鲁棒性实验结果

## 7 讨 论

### 7.1 垃圾图像过滤

虽然我们希望通过酬劳激励的方式鼓励参与者采集高质量的、对全景地图构建高贡献度的图像,但无法完全规避蓄意提交的垃圾图像。这些垃圾图

像不仅会对系统产生误导性的负面影响,还会浪费系统的计算资源。因此在图像拼接前增加了图像过滤这一预处理步骤,其目的是为了在系统初期筛查出垃圾图像,并将其从后续图像集合中剔除。基本思想是首先通过图像的 EXIF 值中的 GPS 信息,判断该图像是否在街景图像采集区域内,倘若图像的获取地点并不在采集区域内,则被认定为垃圾无效的

图像. 其次, 可通过与候选图像集合间的欧几里得距离来评估该图像是否符合任务需求, 若欧几里得距离过大, 则表明该图像内容与街景内容出入较大, 则被认定为垃圾图像.

此外, 考虑到垃圾图像对系统造成的负面影响以及资源消耗, 我们提出应当给予参与者一定的惩罚<sup>[30, 40-41]</sup>. 文献[40]利用负报酬惩罚完成任务质量低于质量阈值的参与者, 并让他们自行选择参与任务与否. 文献[41]设计了奖惩机制, 根据众包用户的个人历史业绩、信任值 (belief value) 等因素提供不同的奖惩金额, 以此激励用户. 在本系统中, 垃圾图像在系统初始阶段即被判定并剔除, 并未参与后续各项步骤. 因此, 我们设定了统一的惩罚金额, 要求参与者为提交的每幅垃圾图像支付罚金, 以此惩戒参与者的恶意行为.

## 7.2 酬劳分配机制的推广

针对全景拼接这一应用场景, 我们提出基于图像质量的酬劳分配机制, 主要是为了解决采用众包模式采集街景图像时遇到的问题, 比如, 采集街景图像时可能造成的成本损失以及参与者的利己心理使得参与者加入街景采集任务时的积极性被削弱. 因此, 我们考虑通过金钱激励方式为参与者提供合理的酬劳来鼓励参与者的加入. 此外, 针对街景图像质量参差不齐的问题, 我们提出基于图像质量的酬劳分配机制, 并且通过衡量图像对全景地图构建的贡献度来量化图像质量. 其目的是为了督促和鼓励参与者采集高质量的、对全景任务高贡献度的图像, 以获取更高的报酬.

本文中设计的酬劳机制是针对于全景构建场景的. 酬劳分配中涉及到的图像质量量化与具体的分配策略都依托于对全景地图构建的贡献与帮助. 因此, 我们的酬劳分配策略、金钱激励手段都与全景地图构建密不可分. 当然, 基于数据质量来分配酬劳的思想也可以推广到其他的应用, 例如噪声数据采集、空气质量数据采集等. 但是具体的数据质量量化与酬劳机制设计需要根据不同的众包场景、众包任务进行具体的设计.

## 8 总 结

在本文中, 我们提出利用移动众包的工作模式采集图像数据以满足全景地图构建的需求. 考虑到大多数参与者是利己主义者且无法提供无偿的劳

动, 因此, 我们通过酬劳激励方式鼓励参与者加入众包任务. 此外, 考虑到参与者提供的图片质量存在显著差别. 高质量图像有利于全景地图构建而低质量图像会降低全景构建的呈现效果. 为了引导参与者提供高质量数据, 我们提出将图像质量与参与者酬劳相结合的思想, 设计基于图像质量的酬劳分配机制, 即基于权值 (WPM) 和基于夏普利值 (SVPM) 的酬劳分配机制. 我们通过不同的图片质量量化手段, 明确参与者贡献, 并完成酬劳分配. 最后, 我们将 WPM 和 SVPM 与平均分配和 VCG 等传统分配策略作比较. 对比实验表明, 我们的方法在公平性和鲁棒性方面优于传统方法.

## 参 考 文 献

- [1] Chen Xu-Xu, Zheng Yu, Chen Yu-Biao, et al. Indoor air quality monitoring system for smart buildings//Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp). Seattle, USA, 2014: 471-475
- [2] Dutta P, Aoki P M, Kumar N, et al. Common sense: Participatory urban sensing using a network of handheld air quality monitors//Proceedings of the 7th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys). Berkeley, USA, 2009: 349-350
- [3] Maisonneuve N, Stevens M, Niessen ME, Steels L. Noisetube: Measuring and mapping noise pollution with mobile phones//Proceedings of the 4th International ICSC Symposium Thessaloniki. Thessaloniki, Greece, 2009: 215-228
- [4] Yi Chih-Wei, Chuang Yi-Ta, Nian Chia-Sheng. Toward crowdsourcing-based road pavement monitoring by mobile sensing technologies. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(4): 1905-1917
- [5] Biagioni J, Gerlich T, Merrifield T, Eriksson J. EasyTracker: Automatic transit tracking, mapping, and arrival time prediction using smartphones//Proceedings of the 9th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys). Seattle, USA, 2011: 68-81
- [6] Fröhlich S, Springer T, Dinter S, et al. BikeNow: A pervasive application for crowdsourcing bicycle traffic data//Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp Adjunct). Heidelberg, Germany, 2016: 1408-1417
- [7] Hu Hui-Qi, Li Guo-Liang, Bao Zhi-Feng, et al. Crowdsourcing-based real-time urban traffic speed estimation: From trends to speeds//Proceedings of the 32nd International Conference on Data Engineering (ICDE). Helsinki, Finland, 2016: 883-894

- [8] Mohan P, Padmanabhan V N, Ramjee R. Nericell: Rich monitoring of road and traffic conditions using mobile smartphones//Proceedings of the 6th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems (SenSys). Raleigh, USA, 2008: 323-336
- [9] Dong Jiang, Xiao Yu, Noreikis M, et al. iMoon: Using smartphones for image-based indoor navigation//Proceedings of the 13th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys). Seoul, South Korea, 2015: 85-97
- [10] Zheng Yuan-Qing, Shen Guo-Bin, Li Li-Qun, et al. Travi-Navi: Self-deployable indoor navigation system. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2017, 25(5): 2655-2669
- [11] Chen Si, Li Muyuan, Ren Kui, Fu Xin-Wen, Qiao Chunming. Rise of the indoor crowd: Reconstruction of building interior view via mobile crowdsourcing//Proceedings of the 13th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys). Seoul, South Korea, 2015: 59-71
- [12] Chen Si, Li Muyuan, Ren Kui, Qiao Chunming. Crowd map: Accurate reconstruction of indoor floor plans from crowdsourced sensor-rich videos//Proceedings of the 2015 IEEE 35th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Columbus, USA, 2015: 1-10
- [13] Gao Rui-Peng, Zhao Ming-Min, Ye Tao, et al. Jigsaw: Indoor floor plan reconstruction via mobile crowdsensing//Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom). Maui, USA, 2014: 249-260
- [14] Wang Yin, Liu Xue-Mei, Wei Hong, et al. CrowdAtlas: Self-updating maps for cloud and personal use//Proceedings of the 11th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys). Taipei, China, 2013: 27-40
- [15] Peng Dan, Wu Fan, Chen Gui-Hai. Pay as how well you do: A quality based incentive mechanism for crowdsensing//Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc). Hangzhou, China, 2015: 177-186
- [16] Jin Hai-Ming, Su Lu, Chen Dan-Yang, et al. Quality of information aware incentive mechanisms for mobile crowd sensing systems//Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc). Hangzhou, China, 2015: 167-176
- [17] Zhu Xuan, An Jian, Yang Mai-Shun, et al. A fair incentive mechanism for crowdsourcing in crowd sensing. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(6): 1364-1372.
- [18] Zhou Peng-Fei, Zheng Yuan-Qing, and Li Mo. How long to wait? Predicting bus arrival time with mobile phone based participatory sensing//Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys). Ambleside, UK, 2012: 379-392
- [19] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features //Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Kerkyra, Greece, 1999: 1150-1157
- [20] Ruiz-Correa S, Santani D, Ramirez-Salazar B, et al. SenseCityVity: Mobile crowdsourcing, urban awareness, and collective action in Mexico. IEEE Pervasive Computing, 2017, 16(2): 44-53
- [21] Raychoudhury V, Shrivastav S, Sandha S S, Cao Jian-Nong. CROWD-PAN-360: Crowdsourcing based context-aware panoramic map generation for smartphone users. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2014, 26(8): 2208-2219
- [22] Yang Shuo, Wu Fan, Tang Shao-Jie, et al. Good work deserves good pay: A quality-based surplus sharing method for participatory sensing//Proceedings of the 2015 44th International Conference on Parallel Processing (ICPP). Beijing, China, 2015: 380-389
- [23] Yang De-Jun, Xue Guo-Liang, Fang Xi, Tang Jian. Incentive mechanisms for crowdsensing: Crowdsourcing with smartphones. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2015, 24(3): 1732-1744
- [24] Wen Yu-Tian, Shi Jin-Yu, Zhang Qi, et al. Quality-driven auction-based incentive mechanism for mobile crowd sensing. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 64(9): 4203-4214
- [25] Wang Jing, Tang Jian, Yang De-Jun, et al. Quality-aware and fine-grained incentive mechanisms for mobile crowdsensing //Proceedings of the 36th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Nara, Japan, 2016: 354-363
- [26] Liang Dan-Wei, An Jian, Cheng Jin-Dong, et al. The quality control in crowdsensing based on twice consensuses of blockchain//Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers (UbiComp/ISWC). Singapore, Singapore, 2018: 630-635
- [27] Cheng Long, Niu Jian-Wei, Kong Ling-He, et al. Compressive sensing based data quality improvement for crowd-sensing applications. Journal of Network and Computer Applications, 2017, 77: 123-134
- [28] Han Kai, Huang He, Luo Jun. Quality-aware pricing for mobile crowdsensing. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2018, 26(4): 1728-1741
- [29] Mashhadi A J, Capra L. Quality control for real-time ubiquitous crowdsourcing//Proceedings of the 2nd International Workshop on Ubiquitous Crowdsourcing. Beijing, China, 2011: 5-8
- [30] Li Qin-Ya, Wu Fan, Chen Gui-Hai. An efficient, fair, and robust image pricing mechanism for crowdsourced 3D reconstruction. IEEE Transactions on Services Computing, 2019, online

- [31] Everitt B, Landau S, Leese M, Stahl Daniel. Hierarchical Clustering. In: Everitt B, Landau S, Leese M, Stahl D (eds) Clustering Analysis, 5th Edition. Chichester: Wiley, 2011
- [32] Rokach Lior, Maimon Oded. Clustering Methods. In: Maimon O, Rokach L (eds) Data Mining and Knowledge Discovery Handbook. Boston, MA: Springer, 2005
- [33] Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59-73
- [34] Szeliski R. Image alignment and stitching: A tutorial. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision, 2007, 2(1): 1-104
- [35] Shapley L S. A value for n-person games. Contributions to the Theory of Games, 1953, 2(28): 307-317
- [36] Narayanam R, Narahari Y. A shapley value-based approach to discover influential nodes in social networks. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2010, 8(1): 130-147
- [37] Castro J, Gómez D, Tejada J. Polynomial calculation of the shapley value based on sampling. Computers & Operations Research, 2009, 36(5): 1726-1730
- [38] Shi Huaizhou, Prasad R V, Onur E, Niemegeers I G M M. Fairness in wireless networks: Issues, measures and challenges. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2013, 16(1): 5-24
- [39] Uchida M, Kurose J. An information-theoretic characterization of weighted alpha-proportional fairness//Proceedings of the 2009 28th IEEE International Conference on Computer Communications (INFOCOM). Rio de Janeiro, Brazil, 2009: 1053-1061
- [40] Witkowski J, Bachrach Y, Key P, Parkes D C. Dwelling on the negative: Incentivizing effort in peer prediction//Proceedings of the AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing (HCOMP). Palm Springs, USA, 2013
- [41] Xu Jin-Liang, Wang Shang-Guang, Zhang Ning, et al. Reward or penalty: Aligning incentives of stakeholders in crowdsourcing. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 18(4): 974-985



**LI Qin-Ya**, Ph. D. student. Her research interests include mobile computing, crowdsensing, and algorithmic game theory.

**WU Fan**, Ph. D., professor. His research interests include wireless networking, mobile computing, algorithmic game theory, and privacy security.

**CHEN Gui-Hai**, Ph. D., professor. His research interests include distributed computing, computer network, and parallel computing.

## Background

Panoramic stitching is an important technique for the construction of panoramic maps. A large number of images are crucial to the success of panoramic stitching. Due to the difficulty of image collection, in this paper, inspired by the extensive use of crowdsourcing, we adopt crowdsourcing to accomplish image collection tasks. Nowadays, crowdsourcing, as a novel cooperation mode, has been applied in many fields and attracted many scholars' attention. Generally, most of people are selfish and unwilling to work for free. Hence, in this manuscript, we mainly focus on studying how to motivate people to join image collection tasks and guarantee to construct a good panoramic map. Here, we consider attracting participants through monetary incentives and designing a reward distribution mechanism to provide participants proper rewards. We incorporate image quality into the mechanism design and pay participants based on the quality of provided images, i. e., the higher image quality,

the more rewards they get, which can reduce low-quality images and are beneficial to generate a clear and accurate panoramic map. Unlike traditional reward distribution strategy, in this paper, we introduce the quantification of image quality and an image redundancy solution in the case of panoramic stitching. Besides, we analyze the basic properties of a fair and proper distribution mechanism and design practical ones.

This work was supported in part by the National Key R&D Program of China (No. 2019YFB2102200), in part by the China NSF under Grant Nos. 62025204, 61972252, and 61972254, in part by the Joint Scientific Research Foundation of the State Education Ministry (No. 6141A02033702), and in part by Alibaba Group through Alibaba Innovation Research Program. The opinions, findings, conclusions, and recommendations expressed in this paper are those of the authors and do not necessarily reflect the views of the funding agencies or the government.