


湖南大学



课程实验报告

题 目： 空间众包的任务分配

学生姓名 谢缘

学生学号 B1910Z0364

专业班级 计算机科学与技术

完成日期 2019. 12. 19

空间众包的任务分配

摘要：众包是一种计算范式，是让人积极参与计算任务，尤其是对于人类而言能完成的某些容易完成的任务，而计算机却做不到。在移动互联网和共享经济时代的背景下，时空众包是一种日益流行的众包类别，区别于传统的众包任务，时空众包中的任务与完成者都具有时空属性，必须在特定的位置和时间完成。近年来，众包已经引起了学术界和行业的广泛关注，并且已经涌现了许多成功的众包平台，例如：滴滴出行、美团外卖等。任务分配是空间众包中的基础且重要的课题之一，通过结合社交网络来解决任务分配的问题也是目前较为热门的解决方案。

关键字：空间众包、任务分配、社交网络

引言：目前，空间众包中有四个核心算法问题：任务分配、质量控制、激励机制、隐私保护。本篇综述重点论述任务分配。任务分配是空间众包中最基本的研究问题。这是因为空间众包中的所有其他核心问题都与任务分配相关。

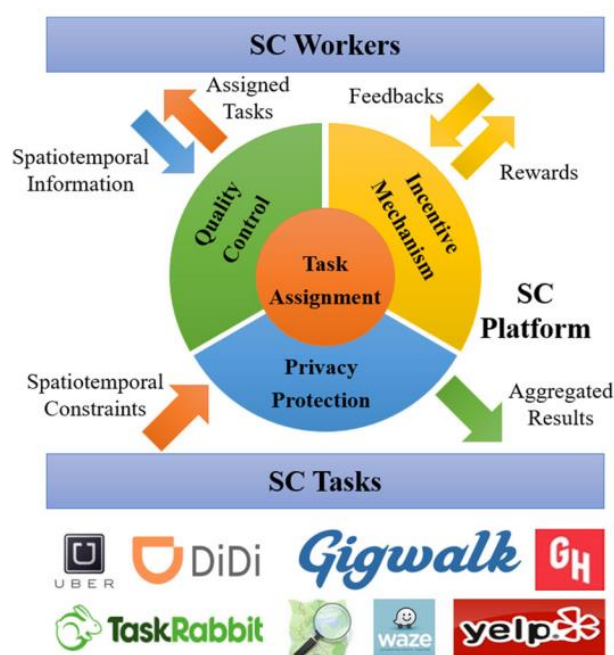


Fig 1: 空间众包核心问题

任务分配问题可以从两个维度对现有研究进行分类：任务和完成者的到达时间：静态或动态和算法分配模型：匹配和规划。因此，可以从四个类别中介绍了现有的研究：静态匹配、动态匹配、静态规划和动态规划。

时空众包与传统的众包一样，包含三个部分，任务，任务完成者和平台，这三个组成部分作用如下：

任务：

众包中任务是具有时空约束的（例如任务的位置和截止时间）任务发布者将其提交到平台，为了完成平台发布的任务，任务完成者必须在物理维度上移动到任务位置。

任务完成者：

任务完成者需将其时空信息（例如，自身位置和截止日期）提交到平台。根据具体的程序应用，将任务完成者分配给任务，或者任务完成者自主选择任务。

平台：

时空众包平台，简称平台，其作用是连接任务和任务完成者。其核心功能包括为任务分配合适的完成者，以及汇总完成者提交的结果，为完成者设置奖励以及保护任务和完成者的隐私。

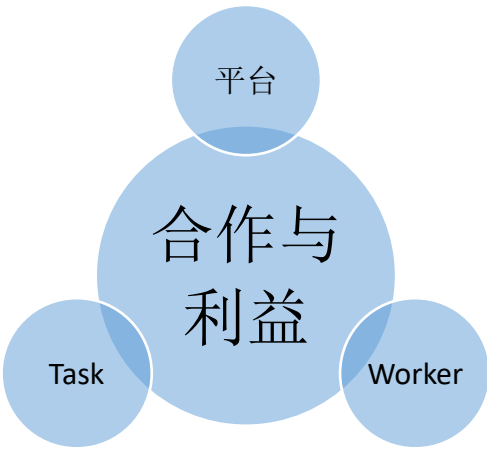


Fig 2: 三个主体的相互合作、制衡

任务的限制因素：

在时空众包中，任务也称为空间任务，众包任务，空间众包任务或请求。在这样的平台上提交任务的用户称为任务请求者或请求者。在实际应用中，任务可以是乘车共享平台中的出租车呼叫请求（例如，滴滴出行），食品交付平台中的

外卖订单（例如，美团外卖）以及其他常规任务，例如去某个规定的地理位置拍摄地标和设备维修照片。有数据表明，到 2017 年底，中国的外卖订单数量已增至 100 亿，主要原因是由于这些任务涉及的规模较大，通过众包平台能将这些任务众包以较低的成本实现高质量的完成。平台收到请求者发出的任务后，需要了解有关此信息的主要任务信息，例如，**任务到达时间、任务的物理位置信息、任务等待或完成的截止时间、以任务为中心的某个范围、任务完成后将支付的酬劳**。也有某些其他因素也要考虑到，例如，**任务所要求的技能，任务到达频率等**。任务分为复杂任务和简单任务。复杂任务通常涉及更广阔的空间范围，并且需要更多的时间才能完成。相比之下，简单任务通常涉及的范围要小很多，任务完成需要的时间也更少。大多数的众包任务分配的研究都是基于简单任务的背景下展开。

任务完成者的限制因素：

相对于众包中的任务，任务完成者也称为空间工作者，人群工作者，移动工作者，服务提供者或者代理人。为了加入平台并执行任务，任务完成者通常需要与平台共享时空信息。需提交的常用信息包括：**任务完成者出现在平台的时间，任务完成者的物理位置信息，任务完成的截止时间，完成者能够涉及的区域范围，以及截止时间之前能够完成的任务数**。除此之外，平台还需了解**完成者的接受率**（在所有分配的任务中接受的工作人员的百分比）和完成者的声誉。有些论文还考虑了工人的其他一些属性，例如，**完成者的技能，差旅预算**。

以上是对于任务和任务完成者在建模过程中需要考虑的约束，综合以上提到的约束，可以归纳为：空间上的限制因素（范围限制，旅行预算限制），时间上的限制（截止时间，实时限制），其他限制（容量限制，确定限制，报酬预算限制，专业技能限制，可靠性保障限制）这些约束中的某些约束在众包中的四个核心问题中得到了广泛的应用，例如范围限制，截止时间约束和容量限制。其他一

些限制仅在特定情况下使用，例如，当任务对所分配工人的技能有特定要求时，通常会使用技能约束。

限制因素	具体限制	具体示例
空间限制	范围限制	worker 的工作范围
	旅行预算限制	worker 的要求价格和 Task 的给出价格
时间限制	截止时间	worker 的截止时间、Task 的截止时间
	实时限制	Task 一上传至平台马上做出反应
其他限制	容量限制	worker 的任务可接数、Task 对 worker 的要求
	确定限制	一旦任务已分配好，不可更改
	报酬预算限制	worker 得到的报酬不得超过 task 预计支付的价格
	技能限制	有些 task 会对 worker 有特定技能的要求
	可靠性限制	总体上的 worker 接受率或者 task 的完成率要超过某个阈值

Table 1: 众包中的限制因素

1 任务分配

任务分配被认为是空间众包中最基本的问题。这是因为空间众包中的所有其他核心问题都与任务分配相关。首先定义任务分配问题，从两个维度对现有研究进行分类：静态匹配、动态匹配、静态规划和动态规划。

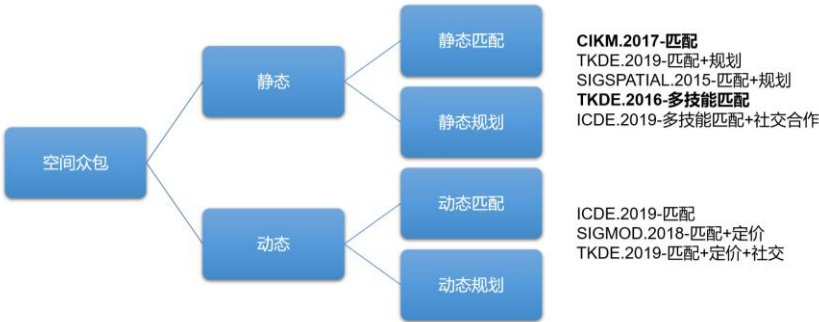


Fig 3: 思维导图

1.1 定义

任务分配旨在将任务安排给适合不同目标的完成者。空间众包中任务分配的一般定义如下：给定一组任务和一组任务完成者，任务分配是指满足空间约束，时间约束和其他约束，完成人物的分配，使目标函数最大，在目标函数方面，主要有两类优化目标：总效用和总成本。

效用:效用是一个值，用于衡量任务与其分配的任务完成者之间分配的效用。效用可以是一个恒定值 1，也可以使任务的报酬，工人的接受率，甚至报酬乘以接受率。因此，总效用是已执行任务的总数，工人的总接受率，已分配任务的总奖励或已分配任务的总预期奖励。

成本:成本是一个值，用于衡量任务与其分配的任务完成者之间的分配成本。成本可以是完成者到任务的行进距离或时间，也可以是任务从到达时间到完成时间的延迟。因此，总成本将代表工人的总行驶距离或所有任务的总延误时间。

静态:在静态场景中，假定平台从一开始就知道任务和任务完成者的所有时空信息，包括任务和完成者的到达时间和具体位置。

动态:在动态场景或在线场景中，仅在任务或工作人员到达时才知道其时空信息。动态场景比静态场景更具实用性和挑战性，因为动态场景中的任务和任务完成者需要基于部分信息进行分配。为解决任务分配问题，涉及到的算法模型有：匹配与规划。

匹配:在匹配模型中，任务分配通常被表述为基于二部图的问题。任务完成者和任务可以由二部图中的顶点表示，而他们之间的效用或成本可以由边的权重来表示。之后，分配问题在二部图中获得最佳匹配结果。

规划:在规划模型或调度模型中，任务分配旨在为每个完成者计划执行一系列任务的路线。

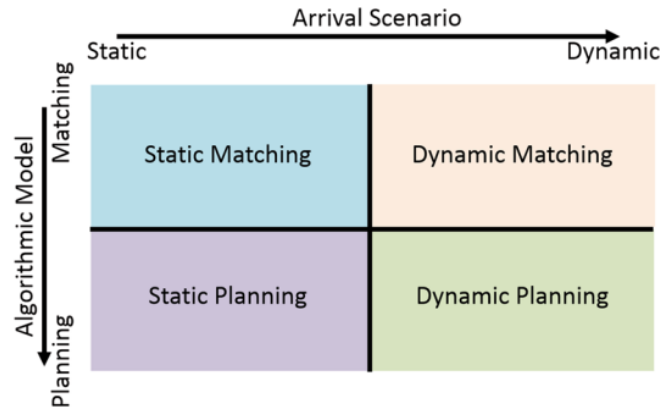


Fig 4: 任务分配问题

1.2 静态匹配

本节整理了在静态场景中任务匹配的一部分研究，在静态场景中，任务完成者和任务的时空信息在分配之前就已经知道。我们根据不同目标函数讨论现有研究，包括效用最大化和成本最小化。

效用最大化

实际场景中，效用可以表示常数 1，即分配到的任务数，或对完成者的回报。因此，效用最大化的目标等同于最大化分配总数[1][2][3]或总报酬[4][5][6]。

其中[5]是基于一下动机展开研究，1)现有的众包任务分配都是在默认任务与 worker 使不存在差异的场景下展开的研究 2)但在实际生活中，是存在复杂任务，这一任务是要求多个工人完成 task, 而且 worker 和 worker 之间的 skill 不尽相同。3)基于这样的考虑，更符合实际生活，例如：装修房子，策划婚礼，这个任务需要一队具有不同技能的工人共同完成(更复杂的情况，复杂任务划分为简单任务间的关联性)[5]的算法涉及到贪心算法，分治算法以及自适应算法。

目标函数为最大化任务分配数的静态匹配模型中，解决此类问题的算法一般分为确定性算法和基于贪婪算法的求解办法。任务匹配二分匹配问题，因此该类的最大基数二部匹配会产生具有最大总数的分配。Kazemi 等[1]将二部图简化为最大流量问题[7]并使用 Ford - Fulkerson 算法[8]获得准确的结果。例如，一个任务周围的完成者人数可能较少，因此应分配该任务，这名任务完成者具有更高的

优先级。因此，作者借用位置熵的思想[9]来表示这一优先级。位置熵衡量的是该位置附近的完成者总数，以及他们未来访问该位置的相对比例。另一种启发式策略是将任务迭代分配给它的最近的完成者，即最近邻居优先级 **NNP**。为了减少确定性算法的计算损耗，提出了各种基于贪婪算法的求解方法。例如，[3]和[10]都在考虑预算约束的同时最大化总数，并将位置熵[1]的概念扩展到了区域熵，即内部具有较少工作人员的空间区域中的任务应具有更高的优先级，并根据当前的最高优先级贪婪地进行分配。Alfarrarjeh 等[2]进一步设计了几种基于分区的分布式以提高解决方案的可扩展性。To 等[6]通过假设应该向绩效更好的完成者支付更多的工资，从而扩展了[1]中的问题。因此，可以将静态匹配问题减少为最大加权二分匹配问题[11]。因此，匈牙利算法[11]仍可用于获得精确解。考虑到任务完成者的分布和差旅费用，将原始匹配问题简化为最小成本最大加权二元匹配问题。基于贪婪算法的解决办法可以提高诸如匈牙利算法之类的精确算法的效率。陈等[5]的研究在预算限制下任务对任务完成者的技能有相应的要求。假设在批处理模式下[3]，他们提出了一种基于贪婪的方法，并进一步开发了具有自适应成本模型的新算法。[34]的场景背景要求 **worker** 在截止时间之内从初始点到达目的地，且尽可能多的在可达到的范围内完成任务，其中 **worker** 的目的地截止时间为首要任务而 **Task** 有截止时间。基于[34]的改进[35]的目标为任务分配数最多，在此基础上对每个 **worker** 的任务集进行规划，使得整体 **travel cost** 最小，亮点方法为对 **worker** 规划，这样使得尽量避免冲突任务情况的存在，对[34]的改进之处在于考虑任务集的规划使 **cost** 最小，并重新考虑了 **worker** 独立性的这一问题。

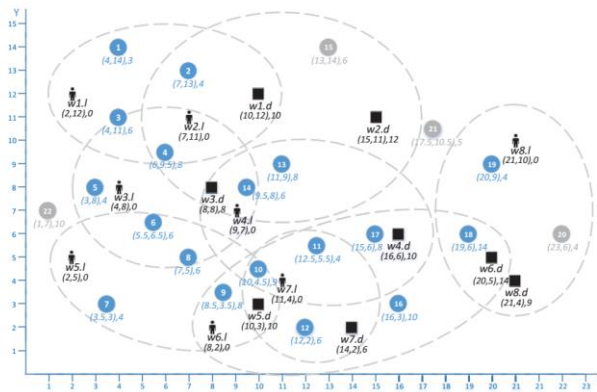


Fig 5: CIKM.2017-静态匹配

1.3 动态匹配

本节总结了动态场景中的任务匹配研究，在该场景中，任务或工作人员的信息事先未知。动态匹配可以进一步分为一方动态匹配和两方动态匹配。在一方动态匹配中，只有任务完成者或任务的信息是未知的，例如，包裹运送，而在两方动态匹配中，任务完成者和任务的信息都是未知的，例如，出租车调度。与静态匹配一样，任务及其在动态匹配中为其分配的工作人员之间的效用也可以表示常数 1 和任务的收益。由于动态匹配的某些实际应用程序允许任务完成者决定是否接受分配的任务，因此动态匹配中的实用程序可以另外表示完成者的可接受比率，还可以表示收益乘以接受比率，即预期收益。因此，利用效用最大化进行动态匹配的主要目标包括最大化分配任务的总数，或预期分配总数以及最大化分配任务的总收益，或预期分配总收益。[36]不仅考虑动态匹配在拼车中的问题，并将社交网络纳入考虑因素范围之内来对拼车中的定价问题展开研究。其动机为安全问题以及定价问题是拼车服务中重点研究的两大问题，本文结合这两点展开研究。目的为同时考虑拼车中的定价以及乘客关于司机的社交网络指定价格，返回前 k 个选择。

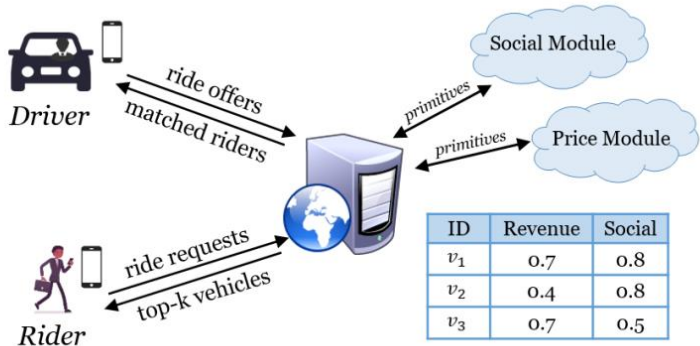


Fig 6: TKDE.2019-动态匹配+定价+社交

效用最大化:

这类动态匹配也称为在线二分匹配问题。这方面的大多数研究都集中在单方面在线二分匹配问题[12,13,14]，而相对少数研究了双面在线二分匹配[15,16,17]。

Karp 等[14] 提出了三种算法，即 GREEDY, RANDOM 和 RANKING。GREEDY

将新任务分配给任意选择的可用工人。**RANDOM** 的不同之处在于，对工作人员进行了统一采样。**RANKING** 是一个两阶段算法。在第一阶段，挑选完成者的随机排列，它代表完成者的优先级。在第二阶段，新出现的任务将分配给具有最高等级的可用工作人员。尽管 **RANKING** 已在对抗顺序模型下达到了下限，但在其他模型（例如随机订单模型）下，它是否最有效[13]尚不得而知。费尔德曼等[12]设计了建议的匹配算法。这个想法是通过离线解决方案来指导在线分配算法。

Wang 等[17]用水过滤算法扩展框架，并在对抗顺序模型下获得比 **GREEDY** 更好结果。黄等[15]将 **RANKING** 扩展到双侧匹配使具有较高等级的顶点具有较大匹配概率。Tong 等[16]将离线指导在线技术应用于不同的环境，完成者可以提前移动到其他位置，以增加潜在的分配数量。首先预测任务和工作人员的时空信息，并将工作人员引导到将来将要执行任务的位置，然后根据离线的时空信息预测进行在线分配。

1.4 静态规划

实际应用中的任务分配（例如乘车共享和送餐）是一个规划问题，平台应该为工人计划一条路线可以完成一系列任务。本小节回顾了关于静态规划的研究，该研究分为两类：“多工人对多任务的静态规划”，为一个工人规划一条路线；“多工人对多任务的静态规划”，为多名工人规划路线。

一名工人对多个任务:

在一名工人对多个任务的静态计划中，大多数研究旨在为一个工人找到一条路线，使其在差旅预算约束下最大化已执行任务的数量。这个问题与定向运动问题密切相关[19]。主要区别包括：每个匹配项的效用值通常为零或一，并且未给出路线的终点。因此，效用在大多数作品中通常表示为常数 1 [20,21]，只有[22]认为更通用的效用（即收益）。我们根据目标对现有研究进行讨论。

目标函数为最大化分配总数中，Deng 等[20]首先研究静态规划，该规划最大程度地提高了旅行预算和截止日期约束下已执行任务的总数。他们将其命名为最大任务调度（MTS）问题，并证明其 NP 难度。有两种解决方案：精确算法和基于贪婪算法。目标函数为最大化总回报中，Costa 等[22]研究使总收益最大化的静态

规划。他们假设工人可能正在首选道路上,并愿意考虑收益与差旅费之间的权衡。由于其 NP 难度,他们提出了一种绕行导向的启发式方法,查找所有非主导路线并将其推荐给工人。

多名工人对多个任务:

尽管为单名工人规划一条路线是很困难的,但是一些工作已经探索了多名工人对多个任务的静态规划。多工人多任务的静态规划研究主要集中在最大化整体效益上,例如,满意度得分[23,24],收益[25],而只有[26]旨在最大化已完成任务的总数。

在目标函数为最大化任务分配总数中,deng 等[26]将他们的最大任务规划问题扩展到多个工人的情况中,设计了一个三层框架,称为全局分配和本地规划(GALS)。前两层是静态匹配和一名工人对多个任务静态规划。最后一层是使用更新的结果完善匹配结果并重复最后两个阶段,直到无法执行更多任务为止。他们还基于相似的思想提出了本地分配本地调度(LALS)算法,以提高效率。

在目标函数为最大化总回报或满意度的实践中,效用函数可以表示工人与任务之间的满意度得分[23,24]或通过执行任务获得的回报[25]。该问题的解决方案主要有两种,基于贪婪算法[23,24]和基于局部比率的[25,24]算法。[25]的主要研究内容:首先对 task 和 worker 进行初始匹配,再对每个 worker 的 task 集进行规划,使得任务分配数最多,travel cost 最小,不断迭代更新,返回最优结果。

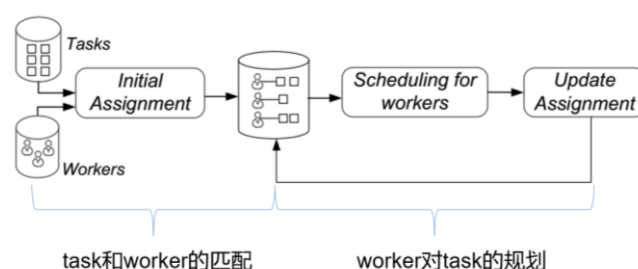


Fig 7: SIGSPATIAL.2015-匹配+规划

1.5 动态规划

动态规划是指事先无法知道完成者或任务的信息的规划问题。这比静态规划

更具挑战性，因为只有部分信息可用，但必须规划工人的路线。与静态规划一样，我们将动态规划的研究分为两类：一名工人对多个任务和多名工人对多个任务。一名工人对多个任务的动态规划研究通常在旅行成本预算下最大化总效用。同样，我们的总结从任务总数[27]和工人的总回报[28]展开。

一名工人对多个任务：

最大化分配总数问题中研究者提出了几种基于贪婪的方法，例如最近邻居启发式算法（NN-Greedy）和最早期限启发式算法（EDGreedy）。他们还提出了一种基于双向搜索的算法来提高有效性，搜索从工作人员的起点开始到终点并提出了一些修剪策略以减少搜索空间。

最大化总回报问题中，Sun 等[28]扩展了[27]中的问题，以最大程度地提高对完成者的总回报，设计了一种基于 NN 贪婪的算法，以平衡下一个任务要选择的三个影响因素，进一步借鉴了离线指导在线的技术思想[29]，以提高有效性和效率。在节规划问题中，对多名工人进行动态规划是最具挑战性的。

多名工人对多个任务：

最大化分配总数问题中，[30]的作者设计了一种基于拍卖的框架。在该框架中，如果合并了新任务，工作人员将根据其最佳时间表提交出价，然后平台会为该任务选择完成者。最大化总回报率的问题中，Tao 等[31]设计了两种算法：延迟规划和快速规划以解决问题。在延迟规划中，尚未完成其当前分配任务的工作者将不会分配给新到达的任务。而是当新任务到达时，可以更新快速规划中的工人路线。[32]和[33]都专注于最大化总收益，例如，乘车共享。Asghari 等[32]提出了一种分支定界的解决方案找到最优路线。郑等[33]设计了一种基于订单匹配的解决方案。

总结与展望

场景的目标函数一般从效益最大和消耗最小这两方面来考虑，而场景中的静态场景是事先已知所有信息，所有限制的基础上进行匹配规划。动态场景更符合实际，但考虑因素增多，场景更复杂。匹配问题大多是一对一，场景一般是滴滴

打车，Uber。规划问题大多是一对多匹配而且需进一步规划，场景一般是拼车服务。13、14、15、16 年左右大都是基于滴滴出行这样场景的众包任务分配的匹配问题展开的研究。15、16、17、18、19 大都是研究任务规划，例如：拼车服务，多技能任务，不一样的众包应用场景。结合不同的目标函数和限制因素形成不同的问题场景，不仅局限于匹配、规划问题，定价、安全问题也是更贴合实际应用场景。考虑 multi-skill+social network 结合，纳入不同的限制因素形成不同的众包应用场景。也可考虑运用博弈论解决众包中的冲突问题。

问题场景	目标函数		主体	时空及其他限制因素	状态	方法	场景对比
静态匹配	效益最大	任务分配数量最大 总体收益最大 总体花费最小	worker	Deadline Travel cost Range Budget Skill Capacity Preference	静态	Greedy-based Location entropy branch-and-bound-based dynamic programming Game strategy	静态场景是事先已知所有信息，所有限制的基础上进行匹配规划。
	消耗最小	总距离最小 最大距离最小					动态场景更符合实际，但考虑因素增多，场景更复杂。
动态匹配 (单侧动态) (双侧动态)	效益最大	任务(期望)分配数量最大 总体(期望)收益最大 总体(期望)花费最小	task	Deadline Range Budget Capacity Security	动态	Greedy-based maximum flow offline-guide-online HST tree dynamic programming Auction-based	匹配问题大多是一对一，场景一般是滴滴打车，Uber。
	消耗最小	总距离最小 总延迟最小 最大延迟最小					规划问题大多是一对多匹配而且需进一步规划，场景一般是拼车服务。
静态规划 动态规划 (单w对多T) (多w对多T)	效益最大 消耗最小	任务分配数量最大 总报酬最大					

Table 2: 对比分析

参考文献

- [1] Kazemi, L., Shahabi, C., Chen, L.: Geotrucrowd: trustworthy query answering with spatial crowdsourcing. In: Proceedings of the 21st ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pp. 304–313 (2013)
- [2] Alfarrarjeh, A., Emrich, T., Shahabi, C.: Scalable spatial crowdsourcing: A study of distributed algorithms. In: 16th IEEE International Conference on Mobile Data Management, pp. 134–144 (2015)
- [3] To, H., Fan, L., Tran, L., Shahabi, C.: Real-time task assignment in hyperlocal spatial crowdsourcing under budget constraints. In: IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications, pp. 1–8 (2016)
- [4] She, J., Tong, Y., Chen, L., Cao, C.C.: Conflict-aware event participant arrangement. In: IEEE 31st International Conference on Data Engineering, pp. 735–746 (2015)
- [5] Cheng, P., Lian, X., Chen, L., Han, J., Zhao, J.: Task assignment on multi-skill oriented spatial crowdsourcing. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.* **28**(8), 2201–2215 (2016)
- [6] To, H., Shahabi, C., Kazemi, L.: A server-assigned spatial crowdsourcing framework. *ACM Trans. Spat. Algorithms Syst.* 1(1), 2 (2015)
- [7] Ahuja, R.K., Magnanti, T.L., Orlin, J.B.: *Network Flows: Theory, Algorithms and Applications*. Prentice Hall, Upper Saddle River (1993)
- [8] Ford, L.R., Fulkerson, D.R.: Maximal flow through a network. *Can. J. Math.* 8(3), 399–404 (1956)
- [9] Cranshaw, J., Toch, E., Hong, J.I., Kittur, A., Sadeh, N.M.: Bridging the gap between physical location and online social networks. In: Proceedings of the 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing, pp. 119–128 (2010)
- [10] Tran, L., To, H., Fan, L., Shahabi, C.: A real-time framework for task assignment in hyperlocal spatial crowdsourcing. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.* 9(3), 37:1–37:26 (2018)
- [11] Burkard, R.E., Dell’Amico, M., Martello, S.: *Assignment problems*. Springer, Berlin (2009)
- [12] Feldman, J., Mehta, A., Mirrokni, V.S., Muthukrishnan, S.: Onlinestochastic matching: Beating $1-1/e$. In: 50th Annual IEEE Symposium on Foundations of Computer Science, pp. 117–126 (2009)
- [13] Goel, G., Mehta, A.: Online budgeted matching in random input models with applications to adwords. In: Proceedings of the 19th Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, pp. 982–991 (2008)
- [14] Karp, R.M., Vazirani, U.V., Vazirani, V.V.: An optimal algorithm for on-line bipartite matching. In: Proceedings of the 22nd Annual ACM Symposium on Theory of Computing, pp. 352–358 (1990)
- [15] Huang, Z., Kang, N., Tang, Z.G., Wu, X., Zhang, Y., Zhu, X.: How to match when all vertices arrive online. In: Proceedings of the 50th Annual ACM SIGACT Symposium on Theory of Computing, pp. 17–29 (2018)

- [16] Tong, Y., Wang, L., Zhou, Z., Ding, B., Chen, L., Ye, J., Xu, K.: Flexible online task assignment in real-time spatial data. *PVLDB* 10(11), 1334–1345 (2017)
- [17] Wang, Y., Wong, S.C.: Two-sided online bipartite matching and vertex cover: beating the greedy algorithm. In: 42nd International Colloquium on Automata, Languages, and Programming, pp. 1070–1081 (2015)
- [18] Vansteenwegen, P., Souffriau, W., Oudheusden, D.V.: The orienteering problem: a survey. *Eur. J. Oper. Res.* 209(1), 1–10 (2011)
- [19] Deng, D., Shahabi, C., Demiryurek, U.: Maximizing the number of worker’s self-selected tasks in spatial crowdsourcing. In: Proceedings of the 21st ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pp. 314–323(2013)
- [20] Deng, D., Shahabi, C., Demiryurek, U., Zhu, L.: Task selection in spatial crowdsourcing from worker’s perspective. *GeoInformatica* 20(3), 529–568 (2016)
- [21] Costa, C.F., Nascimento, M.A.: In-route task selection in crowdsourcing. In: Proceedings of the 26th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pp. 524–527 (2018)
- [22] Gao, D., Tong, Y., Ji, Y., Xu, K.: Team-oriented task planning in spatial crowdsourcing. In: Asia-Pacific Web (APWeb) and WebAge Information Management (WAIM) Joint Conference on Web and Big Data, pp. 41–56 (2017)
- [23] She, J., Tong, Y., Chen, L.: Utility-aware social event-participant planning. In: Proceedings of the 2015 ACM International Conference on Management of Data, pp. 1629–1643 (2015)
- [24] He, S., Shin, D., Zhang, J., Chen, J.: Toward optimal allocation of location dependent tasks in crowdsensing. In: 2014 IEEE Conference on Computer Communications, pp. 745–753 (2014)
- [25] Deng, D., Shahabi, C., Zhu, L.: Task matching and scheduling for multiple workers in spatial crowdsourcing. In: Proceedings of the 23rd ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pp. 21:1–21:10 (2015)
- [26] Li, Y., Yiu, M.L., Xu, W.: Oriented online route recommendation for spatial crowdsourcing task workers. In: International Symposium on Spatial and Temporal Databases, pp. 137–156 (2015)
- [27] Sun, D., Xu, K., Cheng, H., Zhang, Y., Song, T., Liu, R., Xu, Y.: Online delivery route recommendation in spatial crowdsourcing. *World Wide Web* 11, 1–22 (2018)
- [28] Feldman, J., Mehta, A., Mirrokni, V.S., Muthukrishnan, S.: Online stochastic matching: Beating $1-1/e$. In: 50th Annual IEEE Symposium on Foundations of Computer Science, pp. 117–126 (2009) 92. Ferguson, T.S., et al.: Who solved the secretary problem? *Stat. Sci.* 4(3), 282–289 (1989)
- [29] Asghari, M., Shahabi, C.: On on-line task assignment in spatial crowdsourcing. In: 2017 IEEE International Conference on Big Data, pp. 395–404 (2017)
- [30] Tao, Q., Zeng, Y., Zhou, Z., Tong, Y., Chen, L., Xu, K.: Multiworker-aware task planning in real-time spatial

crowdsourcing In: International Conference on Database Systems for Advanced Applications, pp. 301–317 (2018)

- [31] Asghari, M., Deng, D., Shahabi, C., Demiryurek, U., Li, Y.: Priceaware real-time ride-sharing at scale: an auction-based approach. In: Proceedings of the 24th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pp. 3:1–3:10 (2016)
- [32] Asghari, M., Deng, D., Shahabi, C., Demiryurek, U., Li, Y.: Priceaware real-time ride-sharing at scale: an auction-based approach. In: Proceedings of the 24th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pp. 3:1–3:10 (2016)
- [33] Zheng, L., Chen, L., Ye, J.: Order dispatch in price-aware ridesharing. *PVLDB* 11(8), 853–865 (2018).
- [34] Zhao, Yan, et al. "Destination-aware task assignment in spatial crowdsourcing." *Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management*. ACM, 2017.
- [35] Zhao, Yan, et al. "Destination-aware task assignment in spatial crowdsourcing: A worker decomposition approach." *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* (2019).
- [36] Li, Yafei, et al. "Top-k Vehicle Matching in Social Ridesharing: A Price-aware Approach." *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* (2019).