**Авторский перевод (Нерсисян А.С.)**

**Оригинал:**

C. Miao, H. Yu, Z. Shen, C. Leung; Balancing quality and budget considerations in mobile crowdsourcing. Decision Support Systems, 2016. 90. Pp. 56-64.

[**Ссылка на оригинал**](https://www.ntulily.org/wp-content/uploads/journal/Balancing_Quality_and_Budget_Considerations_in_Mobile_Crowdsourcing_accepted.pdf)

# **ОБЕСПЕЧЕНИЕ БАЛАНСА МЕЖДУ КАЧЕСТВОМ И БЮДЖЕТОМ В МОБИЛЬНОМ КРАУДСОРСИНГЕ**

Чуньян Миаоа, Хан Юк, Чжици Шена, Сирил Леунгб

Школа компьютерных наук и инженерии (SCSE), Технологический университет Наньян (NTU), Сингапур 637659

Кафедра электротехники и вычислительной техники, Университет Британской Колумбии (UBC), Ванкувер, Британская Колумбия, Канада

Объединенный исследовательский центр передового опыта NTU-UBC в области активного образа жизни для пожилых людей (LILY),

NTU, Сингапур 637659

## **Аннотация**

Мобильный/пространственный краудсорсинг – это класс краудсорсинговых приложений, в которых сотрудники едут в определенные места для выполнения задач. Поскольку работники могут обладать разными уровнями компетенции, основной исследовательской задачей пространственного краудсорсинга является контроль качества полученных результатов. Хотя существующие мобильные краудсорсинговые системы могут отслеживать широкий спектр данных, связанных с производительностью участвующих сотрудников, по-прежнему отсутствует автоматизированный механизм, который помогал бы запрашивающим принимать ключевые решения по распределению задач, включая: 1) кому должна быть распределена задача; 2) сколько платить за результат, предоставленный каждым работником; и 3) когда перестать искать дополнительных работников для выполнения задачи. В этой статье мы предлагаем подход к распределению задач с учетом бюджета для пространственного краудсорсинга (Budget-TASC), чтобы помочь запросчикам совместно принять эти три решения. Он учитывает репутацию сотрудников и близость к местам выполнения задач, чтобы максимизировать ожидаемое качество результатов при сохранении ограниченного бюджета. Кроме того, он поддерживает выплаты работникам в зависимости от их послужного списка. Обширные экспериментальные оценки, основанные на крупномасштабном реальном наборе данных, демонстрируют, что Budget-TASC значительно превосходит современные решения с точки зрения снижения средней частоты ошибок и экономии бюджета.

*Ключевые слова:* распределение бюджета; репутация; доверять; мобильный краудсорсинг; краудсорсинг.

## **Введение**

Краудсорсинг – это организация, при которой материалы (например, услуги, наблюдения, содержание и т.д.) запрашиваются у большой группы людей, не связанных между собой [1, 2]. Многие онлайн-платформы краудсорсинга, такие как Amazon's Mechanical Turk (mTurk) [3], появились для предоставления коммерческих услуг краудсорсинга. По мере того, как смартфоны с легким доступом к глобальной системе позиционирования (GPS) и беспроводному Интернету становятся все более распространенными, появился новый вид краудсорсинга - мобильный краудсорсинг (также известный как пространственный краудсорсинг). В остальной части статьи мы используем термины «мобильный краудсорсинг» и «пространственный краудсорсинг» как синонимы. При пространственном краудсорсинге запрашивающие краудсорсинг получают результаты для пространственных задач от работников, которым необходимо путешествовать в определенные места для выполнения задач. Примеры пространственного краудсорсинга включают мониторинг транспортных потоков и мониторинг состояния окружающей среды в выбранных местах [4] DARPA Network Challenge [5] и мобильное краудсорсинговое приложение Gigwalk (которое привлекает работников для сбора информации о местах и ​​продуктах, а также предоставляет бизнес-аналитику запрашивающим).

Социальная мобилизация с помощью мобильного краудсорсинга сталкивается с серьезными проблемами. Один из наиболее важных - как получить качественные результаты от работников с разными способностями [6]. Качество результатов (то есть, насколько точно коллективные результаты всех работников, вовлеченных в задачу, отражают реальное состояние изучаемых предметов), получаемых с помощью мобильного краудсорсинга, зависит от возможностей и ситуаций работников. Кроме того, поскольку работники должны выезжать в определенные места для выполнения задач пространственного краудсорсинга, они несут дополнительные расходы. Это может отпугнуть работников от участия или получения высококачественных результатов. В области исследований мобильного краудсорсинга считается, что на качество результата отрицательно влияет расстояние между работником и местом выполнения задачи [7, 8]. Задача исследования состоит в том, чтобы максимально повысить ожидаемое качество полученных результатов, оставаясь при этом в рамках ограниченного общего бюджета.

Репутационное моделирование - полезный метод оценки надежности работника. Согласно [9], репутация относится к тому, что обычно думают о характере или статусе человека. Было предложено множество вычислительных подходов для определения репутации кандидатов на основе их прошлой работы [10, 11, 12, 13]. Учет информации о репутации сотрудников и физического расстояния до мест выполнения задач с учетом бюджетных ограничений заказчиков является многообещающим подходом к повышению качества результатов пространственного краудсорсинга.

В этой статье мы сосредотачиваемся на ситуациях, когда работники должны отправиться в определенное место, чтобы выполнить пространственную задачу. Мы сосредотачиваемся на проблеме распределения бюджета, в которой механизм поддержки принятия решений, встроенный в систему мобильного краудсорсинга, автоматически распределяет задачу между несколькими работниками от имени инициатора задачи, так что общие затраты не превышают заранее заданный бюджет. Цель состоит в том, чтобы найти эффективное распределение бюджета, которое максимизирует ожидаемое качество коллективного результата, обеспечиваемого отобранными работниками.

Чтобы решить эту проблему, мы предлагаем надежный подход с учетом бюджета для пространственного краудсорсинга (Budget-TASC). Это максимизирует ожидаемое качество информации от рабочих за счет совместного учета их послужного списка и расстояний от мест выполнения работ. Это помогает запрашивающим пространственный краудсорсинг принимать решения о том,

1) кому должна быть распределена задача;

2) сколько платить за результат, предоставленный каждым работником;

3) когда перестать искать дополнительных работников для выполнения задачи.

Статья продвигает современное состояние по следующим направлениям:

1. Сформулируем задачу распределения задач пространственного краудсорсинга с бюджетными ограничениями как задачу о рюкзаке с множественным выбором: (Multiple Choice Knapsack Problem (MCKP)) [14];

2. Мы предлагаем Budget-TASC, жадный алгоритм ветвей и границ, который эффективно решает пространственный краудсорсинговый MCKP за время , используя эвристику, связанную с местонахождением и репутацией сотрудников;

3. Budget-TASC поддерживает платформы пространственного краудсорсинга, в которых вознаграждение работника частично определяется его прошлой работой. [15, 16, 17];

4. Budget-TASC устраняет необходимость для инициаторов запросов заранее указывать количество работников, необходимых для выполнения задачи.

Сравнивая эффективность Budget-TASC с существующими подходами посредством обширных экспериментальных оценок, основанных на реальных данных из социальной сети *Foursquare*, основанной на местоположении, мы демонстрируем, что предлагаемый подход превосходит современные подходы более чем на 45 % с точки зрения снижения средней частоты ошибок, что дает более 15% экономии бюджета.

Остальная часть этой статьи организована следующим образом. В *Разделе 2* значение нашей работы рассматривается в контексте посредством обзора связанной работы. В *разделе 3* представлена формализация проблемы. Предлагаемый подход Budget-TASC и теоретический анализ его эффективности представлены в *Разделе 4*. *Раздел 5* дополнительно оценивает эффективность Budget-TASC с помощью обширных численных экспериментов. Наконец, *Раздел 6* завершает статью и излагает направления будущих исследований.

## **2. Сопутствующие работы**

Значительный объем исследований по задачам и распределению бюджета был проведен в рамках классического (то есть непространственного) краудсорсинга. Мы обсудим эту категорию работ в *разделе 2.1*. Затем, в разделе 2.2, мы сосредоточимся на исследовании задач и распределения бюджета в пространственном краудсорсинге.

### *2.1. Распределение задач в краудсорсинге*

Поскольку работники в ситуации краудсорсинга могут обладать разными способностями и склонностями к поведению, исследования по поиску эффективных решений распределения задач с учетом информации о репутации каждого работника вызвали значительный интерес. В [18, 19, 20, 21, 22, 23, 24] авторы совместно рассмотрели ограничения ресурсов и репутацию рабочих, чтобы вывести планы распределения задач на основе теорий организации очередей в сети. Однако они не учитывали влияние пространственного разделения между рабочими и рабочими местами или ограничение ограниченного бюджета.

Исследования по оптимизации бюджета в краудсорсинге, как правило, сосредоточены на максимальном повышении ожидаемого качества задачи с учетом количества рабочих, которые будут назначены для этой задачи. В ряде работ использовались методы, основанные на байесовском обучении [25] и POMDP [26], для оценки достоверности данных. Однако они не учитывают разные затраты на выполнение различных задач. В [27] и [28] авторы предложили рекурсивные механизмы на основе обратных аукционов, чтобы заставить рабочих предлагать задания для экономии затрат и повышения качества. Однако такие подходы обычно влекут за собой значительные накладные расходы на коммуникацию и усложняют участие работников.

Типичным примером оптимизации бюджета для классического краудсорсинга является *CrowdBudget* [29]. Бюджет распределяется заранее путем анализа стоимости и ожидаемого качества результатов. Этот подход представляет собой подход к распределению бюджета, при котором данный бюджет распределяется между различными задачами для достижения низкой ошибки оценки в задачах краудсорсинговой классификации. Поскольку этот подход требует предварительного ввода количества рабочих, , которым должна быть назначена задача. Поскольку этот подход не предназначен для пространственного краудсорсинга, в нем не указано, как следует учитывать информацию о местоположении. *CrowdBudget* также предполагает, что все работники, которым назначена одна и та же пространственная задача, получают одинаковую оплату независимо от их индивидуального послужного списка.

### *2.2. Распределение задач в пространственном краудсорсинге*

По сравнению с классическим краудсорсингом, исследованиям распределения задач в пространственном краудсорсинге уделялось меньше внимания. В [7] была предложена платформа краудсорсинга, которая распределяет задачи между работниками в зависимости от их местоположения. Авторы также отметили, что рабочие в основном предпочитают решать задачи в непосредственной близости от дома. Тем не менее, предлагаемый подход не принимает во внимание прошлые достижения работников и не поддерживает поощрение работников по-разному в зависимости от их послужного списка.

В [30] и [8] авторы обсудили особые характеристики пространственного краудсорсинга и предложили эффективный жадный подход на основе эвристики - *GeoTruCrowd* - который может давать решения, близкие к оптимальным для распределения задач. *GeoTruCrowd* максимизирует количество задач пространственного краудсорсинга, назначаемых набору работников, при этом удовлетворяя уровни уверенности, необходимые для результатов задачи. Он отдает предпочтение решениям, которые требуют наименьшего суммарного расстояния для задействованных рабочих. Однако они сосредоточились на волонтерском пространственном краудсорсинге, в котором люди мотивированы выполнять задачи, не ожидая вознаграждения, и не учитывали бюджетные ограничения. В отличие от этого, *Budget-TASC* не только учитывает репутацию и местонахождение работников при распределении задач, но также может поддерживать платформы краудсорсинга, которые определяют вознаграждение работников на основе их послужного списка.

## **3. Постановка задачи**

### *3.1. Мотивационный сценарий*

Проблема эффективного крупномасштабного зондирования физического мира с низкими затратами, которому посвящена данная статья, имеет свои корни во многих реальных приложениях. Один из самых важных — это краудсенсинг для реагирования на стихийные бедствия. Например, во время землетрясения в Непале в апреле 2015 года британский проект *ORCHID2* установил систему, использующую отчеты о разрушениях в различных местах пострадавшего района для координации спасательных работ [31]. В приложениях этого типа работники могут иметь разные возможности с точки зрения оценки серьезности повреждений, или они могут пожелать преувеличить ущерб до определенной степени, чтобы направить ресурсы спасения в те места, которые они предпочитают. Таким образом, для получения дублирующих отчетов, которые могут быть объединены для повышения точности информации, часто необходимо направлять несколько сотрудников в каждое место. Моделирование репутации также необходимо для отслеживания производительности каждого сотрудника с течением времени. Кроме того, поскольку рабочие несут транспортные расходы, которые могут быть значительными в ситуациях стихийных бедствий из-за повреждений транспортной сети, этот фактор необходимо учитывать при распределении рабочих по местам выполнения работ.

### *3.2. Системная модель*

В этом разделе мы формализуем задачу исследования пространственного распределения задач краудсорсинга. Для удобства читателей символы, использованные в этой статье, перечислены в таблице 1.

*Таблица 1: Список символов*

|  |  |
| --- | --- |
| ***Символ*** | ***Значение*** |
|  | Общий бюджет задачи |
|  | Авторитет работника в контексте задачи |
|  | Диаметр данной области c (например, города). |
|  | Мобильный краудсорсинг, работодатель |
|  | Мобильный краудсорсинг, работник |
|  | Расположение задачи |
|  | Общее количество работников в мобильной краудсорсинговой системе |
|  | Количество рабочих, задействованных в -м задании |
|  | Фактический результат, предоставленный работником для задачи |
|  | Совокупный результат для задачи , предоставленный задействованными работниками. |
|  | План распределения задач, рассчитанный с помощью Budget-TASC для данной задачи |
|  | Награда работнику с высокой репутацией за выполнение -го задания. |
|  | Награда работнику со средней репутацией за выполнение задания |
|  | Репутация работника в момент, когда Budget-TASC пытается распределить задачи |
|  | Радиус пространственной области, в которой можно набирать работников для . |
|  | Задача, предложенная заказчиком |
|  | Основная истина задачи |
|  | Пороговое значение, разделяющее высокий и средний уровни репутации |
|  | Пороговое значение, разделяющее средний и низкий уровни репутации |

Мы рассматриваем проблему делегирования задачи пространственного краудсорсинга , предложенной заявителем , кандидатам в рабочие с ограничением бюджета Пространственная задача представлена в виде кортежа вида . Подобно модели в [8], информация, относящаяся к пространственной задаче, включает в себя , который является местоположением задачи, заданной точкой в 2D-пространстве (например, представленной координатой широта-долгота), и который представляет собой радиус пространственной области, в которой работники с наибольшей вероятностью примут поставленную задачу.

В нашей модели мы предполагаем, что существует механизм репутации для отслеживания прошлой производительности работников, как это предусмотрено в [1].

Репутацию работника, выполняющего разные типы задач, можно легко отслеживать по отдельности, и это не повлияет на работу предлагаемого подхода. Информация о репутации сотрудников используется системой пространственного краудсорсинга, чтобы определить, какое вознаграждение они должны получить за каждую задачу. Вознаграждение может быть любой формой стимула или сочетанием стимулов, таких как денежный платеж или баллы, которые можно обменять на товары или услуги.

Для простоты обсуждения в этой статье работники классифицируются как имеющие *высокую, среднюю* или *низкую* репутацию на основе их репутационных ценностей. Тем не менее, наша формулировка проблемы достаточно гибкая, чтобы учесть все детали разделения репутации. Разумно предположить, что заказчик не захочет нанимать работника с *низкой* репутацией. и ненулевые суммы денег, которые инициатор задачи готов заплатить за результат, предоставленный работником с *высокой* репутацией и работником со *средней* репутацией, соответственно . Значения и могут различаться для разных задач.

Три позиции репутации могут быть настроены каждым запросчиком задачи или установлены оператором системы краудсорсинга с использованием двух пороговых значений: для разделения *высокого* и *среднего* уровней репутации и для разделения *среднего* и *низкого* уровней репутации . Следуя практике существующих систем краудсорсинга, таких как *mTurk* [3], работники начинают со средней репутацией, и только работники со средней или высокой репутацией могут участвовать в задачах. Репутация рабочего в любой момент времени, , может принимать значения в диапазоне (где означает наименее надежный, а наиболее надежный).

Мы предполагаем, что основная истинность задачи (то есть правильный ответ на задачу пространственного краудсорсинга) является бинарной. Это предположение разумно, поскольку оно верно во многих реальных ситуациях (например, были ли завершены дорожные работы в конкретном месте). При записи прошлой производительности рабочего каждый раз, когда предоставляет результат для задачи, результат является двоичным. Пусть является основанием истины задачи . На практике, поскольку истина задачи неизвестна заказчику *i*, он не может детерминированно оценить производительность участвующих рабочих. Чтобы обойти это ограничение, в таких приложениях, как *Baidu's Crowd Test3*, мнение большинства выбранных сотрудников, , используется для приблизительного определения достоверности. можно формализовать как:

где обозначает фактическое количество рабочих, которые участвовали в задаче . Другими словами,, если средний результат не меньше , и 0 в противном случае. Существует большое количество доступных моделей оценки репутации, которые можно использовать для вычисления репутации работника [32, 33, 34]. *Budget-TASC* может использоваться вместе с любой моделью оценки репутации, если вычисленное значение репутации может быть нормализовано до диапазона

Когда репутацию работников необходимо отслеживать, всегда существует вероятность того, что они попытаются обмануть механизм репутации, чтобы получить несправедливые преимущества. Существующие исследовательские работы, такие как [35, 36], предоставили механизмы для смягчения попыток искажения информации о репутации. Поскольку *Budget-TASC* имеет модульную структуру для обработки ценностей репутации сотрудников в качестве входных данных, его можно использовать в сочетании с этими механизмами смягчения последствий для работы с искаженной информацией о репутации.

Поскольку оценка репутации сотрудника и борьба с искажением репутации не являются предметом этой статьи, мы применяем популярную систему бета-репутации (BRS) [37] для простоты обсуждения. BRS отслеживает производительность рабочего с помощью двух переменных:

где и - количество «правильных» и «неправильных» результатов, предоставленных . Здесь "правильно" означает соответствие мнению большинства. — это функция, которая принимает значение 1, если [условие] истинно, и 0 в противном случае. Тогда репутация рабочего , основанная на его результатах выполнения заданий , которые он выполнял в прошлом, равна:

где и определяются как:

Как известно, BRS плохо работает в присутствии злоумышленников. Было проведено множество исследований в области надежных вычислений, направленных на решение проблемы злоумышленников [38]. Поскольку подход, предложенный в этой статье, не пытается решить эту проблему, а использует ценности репутации работников, полученные с помощью любой модели оценки репутации, для выполнения распределения задач, проблема злонамеренных работников выходит за рамки данной статьи. BRS используется здесь, чтобы упростить последующие обсуждения и не отвлекать читателей чрезмерным вниманием к злонамеренному поведению сотрудников. Предлагаемый подход находится на один уровень выше уровня моделей оценки репутации, который должен решать проблему злонамеренных рабочих.

Подобно традиционным задачам краудсорсинга, в пространственном краудсорсинге запрашивающий может захотеть получить подтверждающие результаты от нескольких рабочих. Однако в случае пространственного краудсорсинга качество результата зависит от двух основных факторов:

1. Во-первых, на него влияет внутренняя надежность работника. Более заслуживающий доверия работник (о чем свидетельствует его хорошая репутация) обычно обеспечивает более надежные результаты, чем менее заслуживающие доверия работники.

2. Во-вторых, расстояние между местонахождением работника и местом выполнения пространственной задачи влияет на стоимость проезда работника (и, следовательно, на его готовность поехать к месту выполнения задачи) [7], что, в свою очередь, влияет на вероятность того, что запрашивающий получит качественные результаты от этого работника.

Например, достоверность результата, предоставленного работником 1, находящимся на расстоянии от местоположения задачи, должна быть уменьшена больше, чем достоверность результата, предоставленного работником 2, находящимся на расстоянии от местоположения задачи, для . Основываясь на совокупном рассмотрении этих двух факторов, доверие к работнику в контексте пространственной задачи составляет:

где - местонахождение работника в момент делегирования ему запроса задачи. функция, вычисляющая скидку на репутацию работника в результате его близости к месту выполнения задачи. В этой статье это определяется как:

где вычисляет евклидово расстояние между двумя координатами GPS в километрах. Это можно сделать с помощью формулы Хаверсина [39]. Поскольку задачи пространственного краудсорсинга, как правило, представляют собой микрозадачи, которые не являются очень сложными и предполагают небольшие денежные вознаграждения, обычно не стоит набирать сотрудников слишком далеко для поездки к местам выполнения задач. Таким образом, мы предполагаем, что максимальный диапазон поиска кандидатов в рабочие находится в пределах того же города, что и предлагаемая пространственная задача. Скидка на расстояние является функцией , где диаметр данной области (например, города). Следовательно, . Чем ближе рабочий к месту выполнения задания , тем ближе к . Когда рабочий находится на расстоянии км от или дальше, .

Эта формулировка является упрощением реальных ситуаций, поскольку местность, шумовые помехи или прямая видимость также могут влиять на качество результатов. Тем не менее, его можно расширить, чтобы включить эти факторы таким образом, чтобы наличие неблагоприятных факторов эффективно увеличивало разделение между работником и задачей.

## **4. Подход Budget-TASC**

Цель состоит в том, чтобы, учитывая репутацию сотрудников и информацию о местонахождении найти план распределения задач от имени лица, запрашивающего задачи, чтобы максимизировать ожидаемое качество результата при соблюдении бюджетных ограничений. Поскольку на качество ожидаемого результата влияет доверие к выбранным работникам, эта цель может быть выражена как проблема оптимизации:

Максимизировать:

при условии:

где представляет собой фактическое вознаграждение работника . обозначает количество вариантов вознаграждения за каждую задачу ( в этой работе). Значение зависит от репутации . Таким образом, если , то только = 1 (т.e. выплачивается ДЕ, если запрашивающий принимает его результат); если , то только (т.е. выплачивается ДЕ, если запрашивающий принимает его результат); в противном случае только (т.е. получает ДЕ, что означает, что не приглашен для участия в задаче ).

Проблема распределения задач пространственного краудсорсинга — это MCKP. По сути, учитывая набор работников, каждый из которых имеет значение надежности и стоимость, мы стремимся определить комбинацию работников, которую нужно включить в коллекцию, чтобы общая стоимость была меньше или равна заданному бюджетному пределу, а общая надежность ценность отобранных рабочих максимально велика.

Чтобы снизить сложность проблемы, мы анализируем структуры, доступные в пространственном краудсорсинге, чтобы определить возможные упрощающие эвристики. Есть две эвристики, которые помогают снизить сложность проблемы:

1. Для работников, находящихся на том же расстоянии от места выполнения пространственной задачи, более авторитетные сотрудники пользуются большим доверием.

2. Для рабочих с такой же репутацией более надежны те, кто ближе к месту выполнения пространственной задачи.

### **Алгоритм 1** Budget-TASC

**Требуется:** пространственная система краудсорсинга с рабочими, заданная задача .

1: Цикл

2: вычислить согласно уравнению (5);

3: конец цикла

4: расположите работников в порядке убывания их

5: Цикл

6:

7:

8:

9: Добавить рабочего к set (множеству) ,

10: выйти из цикла ,

11: конец цикла

12:

13: Добавить рабочего к set

14: конец цикла

15: Выберите вариант оплаты для всех работников в

16: Выберите вариант оплаты для всех работников в

17:

18: конец цикла

19:

20:

Основываясь на этих эвристиках, мы предлагаем подход *Budget-TASC*, как показано в алгоритме 1.

Когда подход *Budget-TASC* получает запрос задачи , он сначала вычисляет значения всех известных рабочих в соответствии с уравнением (5), которое совместно учитывает вышеупомянутые эвристики. Затем рабочие ранжируются в порядке убывания их значений . Фактически, работники, которые находятся близко к месту выполнения задачи или имеют высокие значения репутации в то время, или отображают оба атрибута, занимают первое место. Затем предлагаемый подход определяет работников, которые находятся в пространственной области задачи. Эти три шага значительно сокращают количество кандидатов в рабочие для формирования планов распределения задач. Затем алгоритм формирует планы распределения задач, сначала ища работников с высокой репутацией (то есть тех, кому следует платить по ), а затем - работников со средней репутацией, если это позволяет бюджет. Каждый план имеет общую ценность . В качестве решения выбирается план с наибольшим . В случае совпадений, предпочтение отдается планам с более низкой стоимостью или меньшим количеством поездок.

### *4.1. Анализ*

Используя *Budget-TASC*, инициаторам запросов не нужно детерминировано выбирать конкретных работников для выполнения задач. Вместо этого они отправляют в систему краудсорсинга только предложенные пространственные задачи. Это то же самое, что и практика многих открытых систем краудсорсинга с большим количеством сотрудников (например, *99designs* или *mTurk*). В отличие от современных подходов, таких как *CrowdBudget* [29], запросчикам задач не нужно заранее указывать количество работников, необходимых для выполнения задачи в рамках *Budget-TASC*.

Для каждого значения алгоритм *Budget-TASC* находит , который является максимальной общей достоверностью плана распределения задач, если рабочих предоставляют свои результаты инициатору задач. Поскольку доверие к каждому работнику неотрицательно (т.е. ) и уменьшается с увеличением расстояния от места выполнения задачи, существует оптимальное решение , которое использует тот же набор из до работников, ближайших к месту выполнения задачи. Для каждого подмножества пусть представляет общую достоверность плана распределения задач в соответствии с уравнением (7). Затем максимизируется подмножеством работников с наивысшими значениями . Таким образом, решение, найденное *Budget-TASC* путем максимизации всех возможных значений , является *одним из оптимальных решений*. Тем не менее, поскольку в действительности всегда существует неопределенность в отношении качества информации, предоставляемой отобранными сотрудниками, решение могло бы быть не теоретическим оптимальным решением, созданным , а скорее лучшим практическим решением в данных ситуациях.

В *алгоритме 1* цикл между строкой 1 и строкой 3 повторяется раз (где - общее количество рабочих в пространственной краудсорсинговой системе). Цикл , охватывающий строки 5-18, и цикл охватывающий строки 8-11, могут повторяться максимум раз в худшем сценарии (где и достаточно велики, чтобы включать все рабочие и для каждого рабочего ). Таким образом, временная сложность алгоритма *Budget-TASC* составляет

## **5. Экспериментальная оценка**

Проанализировав оптимальность решений, разработанных Budget-TASC, перейдем к практическим аспектам и исследуем их производительность в реальных условиях. С этой целью мы сравниваем производительность Budget-TASC с двумя современными подходами к ряду задач пространственного краудсорсинга, созданных на основе набора данных социальной сети на основе реального местоположения. В частности, набор реальных данных позволяет нам построить реалистичные пространственные сценарии краудсорсинга, чтобы продемонстрировать, что предлагаемый подход превосходит существующие подходы на практике. Моделирование позволяет нам лучше понять поведение Budget-TASC, просто изменяя настройки параметров. Сначала мы описываем план эксперимента и показатели оценки, а затем анализируем результаты.

### *5.1. Дизайн эксперимента*

Чтобы протестировать предложенный подход в реальных условиях, мы используем набор данных из популярной геолокационной социальной сети *Foursquare* [40] с информацией о местоположении более 2000000 пользователей и более 1000000 мест. Данные для пользователей и заведений в городе Сингапур извлечены из этого набора данных. В результате набор данных содержит 13 919 пользователей и 430 мест. В экспериментах местоположения площадок и пользователей в этом подмножестве данных используются для создания местоположений для задач пространственного краудсорсинга и рабочих, соответственно. Расположение рабочих и задач показано на рисунке 1. Хотя набор данных не получен напрямую из пространственного краудсорсинга, он дает разнообразное и реалистичное распределение рабочих и задач по местоположению. Поскольку мы изучаем алгоритмы, зависящие от местоположения, этот набор данных позволяет нам сделать некоторые разумные выводы об их относительной производительности.

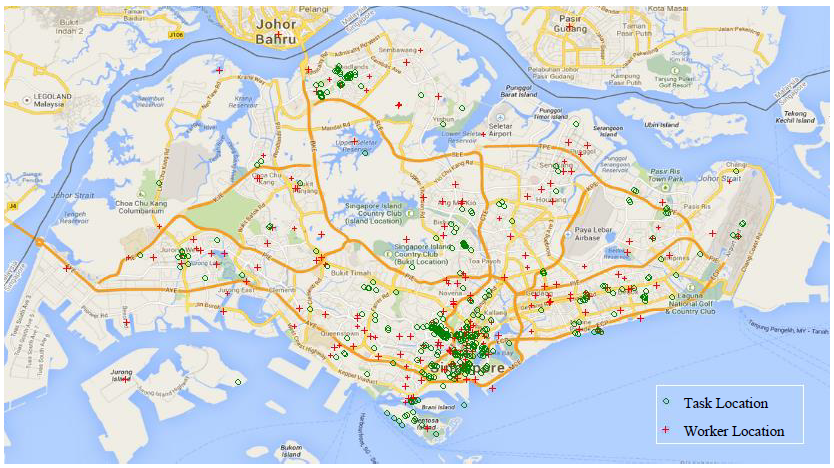


Рисунок 1: Геопространственное распределение сотрудников и задач в Сингапуре на основе данных Foursquare.

Помимо местоположения, у каждого работника есть врожденный параметр надежности , который влияет на качество получаемых им результатов. В начале каждого моделирования значения рабочих выбираются случайным образом в соответствии с равномерным распределением в диапазоне . По сути, он представляет собой вероятность того, что работник даст результат приемлемого качества, если он находится на месте выполнения задачи. Если расстояние между работником и задачей не равно *нулю*, дисконтируется, умножая его на . У каждого работника также есть значение вероятности участия которое представляет вероятность того, что работник примет запрос задачи. Мы устанавливаем прямо пропорциональным близости рабочих к местоположению задачи на основе [27].

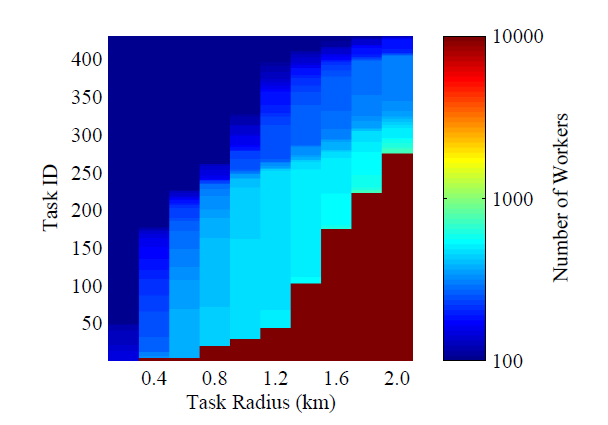
Во время эксперимента каждая из пространственных задач распределяется между рабочими по очереди. Основное истинное значение для каждой задачи выбирается случайным образом из 0 или 1 с равной вероятностью. В качестве эталонных подходов выбраны два современных подхода, наиболее связанных с Budget-TASC.

Они есть:

1. *CrowdBudget* [29]: в экспериментах мы устанавливали для всех , предполагая, что предпочтение отдается работникам с высокой репутацией. Хотя *CrowdBudget* не предназначен для пространственного краудсорсинга, сравнивая его, мы даем представление о том, как такие подходы работают в условиях пространственного краудсорсинга.

2. *GeoTruCrowd* [8]: поскольку этот подход был разработан для пространственного краудсорсинга на основе волонтеров без вознаграждения работников, в нем не указывается, как следует учитывать бюджетные ограничения. Поэтому в нашей реализации алгоритм останавливается, как только оставшегося бюджета не хватает для найма дополнительных работников или не удается найти более подходящих работников.

В экспериментах варьируются два параметра для моделирования различных сценариев. Это радиус задачи , который представляет пространственный регион каждой задачи, и общий бюджет :



Фигура 2: Количество рабочих, «близких» к каждой задаче в наборе данных при различных настройках радиуса задачи.

1. : в каждом эксперименте мы предполагаем, что все пространственные задачи имеют одинаковые значения и . Значение изменяется от 0,1 км до 2,0 км с шагом 0,1 км (т.е. 20 в текущих настройках). Количество рабочих, «близких» к каждой задаче (т.е. е пределах пространственной области задачи) при различных настройках радиуса задачи (), показано на рисунке 2. Можно заметить, что до радиуса задачи 1,6 км, большинство задач имеют небольшую или среднюю толпу (т.е. менее 500 кандидатов в рабочие) в пределах их соответствующих пространственных регионов.
2. : Значение варьируется от до 100 с шагом (т.е. 20 в текущих настройках).

Таким образом, в текущих условиях эксперимента исследуется всего . Во всех экспериментах значения и установлены равными 2 и 1 долларам соответственно. Мы разделим диапазон значений репутации от 0 до 1 на три уровня, установив значения и на и соответственно. установлен на 30 км, исходя из примерной ширины Сингапура.

После того, как в начале каждого эксперимента были сгенерированы значения местоположения и надежности для популяции из 13 919 рабочих, были клонированы две дополнительные копии, чтобы эти три подхода можно было запускать параллельно для сравнения их производительности. Чтобы иметь справедливое сравнение во всех экспериментах, мы используем правило голосования большинства для агрегирования результатов, возвращаемых рабочими, участвующими в каждой задаче. Три подхода используют уравнение (2) для оценки производительности работников в каждом раунде краудсорсинга и применяют метод из [37] для расчета их репутации.

В ходе экспериментов мы измеряем эффективность каждого подхода, используя следующие показатели:

1. *Средняя частота ошибок (е):* Этот показатель измеряет, насколько эффективен подход к поиску надежных работников для выполнения пространственной задачи при сохранении бюджетных ограничений. Средняя частота ошибок — это отношение неверных совокупных результатов (т.е. совокупных результатов, предоставленных рабочими, которые отличаются от основной истины) к общему количеству пространственных задач в эксперименте ():