

Н. Е. Шляхов, программист, shlyakhovnikita@gmail.com,

И. В. Ватаманюк, аспирант, vatamaniuk@iiias.spb.su,

А. Л. Ронжин, д-р техн. наук, проф., зам. директора, ronzhin@iiias.spb.su,

Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук, Санкт-Петербург

Обзор методов и алгоритмов агрегации роя роботов¹

Обсуждаются проблемы агрегации роя автономных роботов с применением трех методов, основанных на аналогии поведения биологических объектов. Приведены алгоритмы с обоснованием требований к аппаратной реализации сенсорных, вычислительных, сетевых ресурсов и движительных устройств. Представлены методики оценивания эффективности агрегации роя на основе пространственно-временных характеристик. Описана разработанная модель реконфигурации роя роботов в заданную трехмерную форму.

Ключевые слова: роевая робототехника, рой роботов, агрегация, агрегата, децентрализованное управление, многоагентные технологии, реконфигурация, встроенные бортовые вычислители, многомодальные сенсоры

Введение

Понятие роевой робототехники сформировалось на основе таких научных парадигм, как многоагентные технологии и групповая робототехника, где впервые были сформулированы принципы децентрализованного функционирования автономных групп роботов, основанных на попарном взаимодействии. При этом спецификой групповой робототехники является применение гетерогенных унифицированных мобильных роботизированных комплексов, решающих различные задачи и отличающихся бортовыми ресурсами и движительными устройствами. В области роевой робототехники многоагентные технологии применяются для моделирования взаимодействия больших групп простейших гомогенных роботов. Ограниченные ресурсы отдельных роботов существенно влияют на конфигурацию и возможности системы, однако за счет распределенного роевого интеллекта, основанного на данных, извлекаемых в ходе массовых парных взаимодействий роботов, обеспечивается существование роя и решение им требуемых задач.

Рассмотрим ряд задач, для которых характерно применение различного числа роботов. Системы, составленные из большого числа автономных агентов (роботов), могут быть использованы для выполнения коллективных задач, когда задачи либо не могут быть выполнены отдельно взятым роботом, либо гораздо более эффективно могут быть выполнены роботами в группе. В работе [1] опре-

делены следующие категории заданий, которые могут быть выполнены роботами:

- задания, являющиеся исключительно одноагентными, т.е. выполняемыми только одним агентом;
- задания, которые могут быть выполнены эффективнее большим числом агентов;
- задания, традиционно выполняемые большим числом агентов;
- задания, выполнение которых требует работы большого числа агентов.

На рис. 1 показаны примеры задач, решаемых с применением одиночных роботов и роевого подхода взаимодействия роботов.

Роевая робототехника фокусируется на последних трех категориях, и большинство научных исследований показало [2, 3], что применение большого числа задействованных автоматических единиц техники для выполнения задачи позволяет работать с упрощенными по функционалу роботами, в отличие от случая решения задачи одиночным роботом. В последние годы принципы роевого ин-

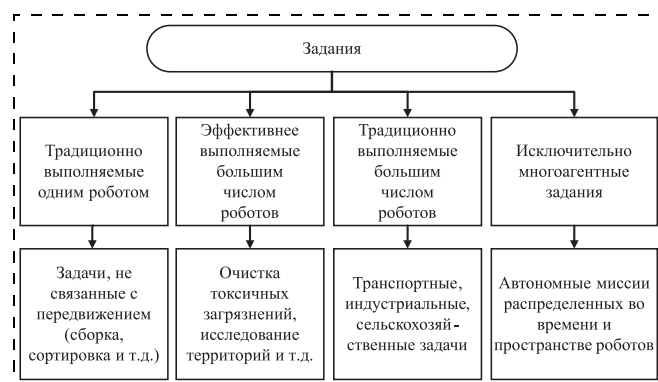


Рис. 1. Классификация заданий, выполняемых роботами

¹ Исследование выполнено при поддержке РФФИ (грант № 16-29-04101-офи_м) и проекта программы Президиума РАН I.31П "Актуальные проблемы робототехники".

теллекта широко изучаются и внедряются при решении различных задач, в которых группа автономных роботов выполняет задание, используя так называемый распределенный подход, т. е. подход без централизованной координации группы [2–4].

1. Методы агрегации роя роботов

Рассмотрим задачу децентрализованного взаимодействия роботов при их агрегации. Самостоятельная агрегация, т. е. группирование определенного числа автономных объектов в одном месте, — это часто встречающаяся в живой природе модель поведения [5, 6]. Пример агрегации автономных роботов представлен на рис. 2. Для описания агрегации используются разные математические модели.

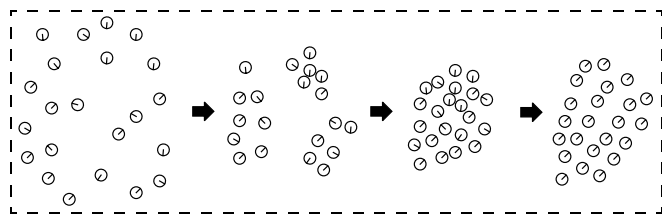


Рис. 2. Пример агрегации автономных агентов

Как правило, задача агрегации изучается либо как самостоятельная проблема, либо как часть более специализированных задач, подразумевающих группирование множества агентов. Здесь и далее самоорганизующиеся группы роботов будем называть агрегатами в соответствии с общепринятой терминологией [7, 8]. Проведенный анализ подходов к агрегации роя роботов показал, что наиболее эффективными являются: метод виртуальных сил, вероятностные методы и эволюционные методы. Рассмотрим их более подробно.

1.1. Метод виртуальных сил

Поведение автономных роботов с помощью метода виртуальных сил моделируется на основе расчета сил, определяющих движение роботов относительно друг друга с учетом расположения объектов окружающего пространства. Многие организованные группы животных (например, рои насекомых, стаи птиц, косяки рыб) можно смоделировать с помощью сил притяжения (из-за которых соседние животные стремятся остаться рядом друг с другом) и сил отталкивания (которые предотвращают возникновение коллизий между животными) [7]. Каждый автономный робот движется согласно силе, действующей на него со стороны соседних роботов и зависящей от расстояния между ними. Обычно силы отталкивания действуют на малых дистанциях, а силы притяжения — на дистанциях, больших некоторого заданного значения.

Хотя метод виртуальных сил успешно применяется для формального описания агрегации роя автономных роботов [8–10], его реализация в искус-

ственных системах с реальными роботами приводит к ряду жестких требований к сенсорной системе каждого робота, выполнение которых может быть сложной и дорогостоящей задачей. Наиболее простые роботы с автономной сенсорной системой характеризуются малым диапазоном видимости, что существенно уменьшает их способность различать других роботов в окружающей среде; определение относительного положения агентов в окружающей среде может сопровождаться множеством ошибок, особенно при использовании инфракрасных датчиков; механические ограничения создают так называемый эффект насыщения в актуаторах робота, ограничивающий амплитуду входных сигналов для регулирования движения робота [9]. Несмотря на перечисленные ограничения применяемых сенсорных систем метод виртуальных сил довольно широко используется для контроля передвижений роботов в наиболее простых системах [6].

1.2. Вероятностные методы

При использовании вероятностного подхода поведение каждого робота имеет случайную составляющую и корректируется в процессе взаимодействия робота с окружающей средой. Такой тип поведения часто встречается в природе у социальных насекомых, таких как пчелы или тараканы. На основе наблюдений за поведением социальных насекомых были созданы вероятностные алгоритмы управления перемещениями роботов на основе конечного автомата с двумя основными состояниями: "идти" и "ждать" [7]. Они соответствуют поведенческим алгоритмам робота. В некоторых случаях состояние "идти" разделяют на два состояния: одно, при котором один робот пытается приблизиться к другим роботам, и другое, при котором робот, наоборот, пытается удалиться от соседей [8]. Решение о смене состояния может быть принято абсолютно случайным образом или на основе локальных сигналов, таких как наличие роботов рядом, или же может основываться на более сложных алгоритмах и сигнальных механизмах. Параметры конечного автомата, такие как вероятность переключения между состояниями, обычно выбираются самим разработчиком роя, однако в последнее время представлены альтернативные методы, основанные на автоматических способах определения параметров [11].

Общая характеристика всех вероятностных алгоритмов агрегации — это наличие нестабильных агрегаций, в которые роботы постоянно входят и которые они постоянно покидают. Агрегационная динамика возникает благодаря изменениям в случайном поведении робота из-за обнаружения соседних роботов. В то время как неагрегированные роботы обычно перемещаются в пространстве случайным образом, динамика агрегированных роботов является детерминистической. Однако компонент случайности в поведении агрегированных роботов

часто является необходимым для формирования небольшого числа крупных агрегатов (групп роботов), во избежание ситуаций, когда наличие маленьких агрегатов не дает роботам присоединяться к более крупным. В исследованиях, где не используются алгоритмы, основанные на конечном автомате, как правило, не существует четкого разграничения между агрегированными и неагрегированными роботами, однако динамика роя может быть определена специальной метрикой, такой как среднее расстояние между роботами, и случайность перемещения робота может быть изменена на непрерывной шкале [12].

1.3. Эволюционные методы

В случае эволюционного метода управления агрегационная динамика достигается с помощью использования контроллеров робота, параметры которых выбираются посредством искусственной эволюции. Примером контроллеров, использующих такой метод, являются нейронные сети. В зависимости от используемого алгоритма сенсорные входы могут включать в себя устройства, способные воспринимать информацию об окружающей среде, а выходы актуаторов могут включать в себя устройства, позволяющие роботам связываться между собой. Примерами алгоритмов, используемых для метода искусственной эволюции, являются генетический алгоритм или турнирный отбор [13–14]. Для искусственной эволюции применяется стандартная парадигма естественной эволюции популяции в дикой природе. Эта парадигма основывается на понятии приспособляемости, которое определяет способность выбранной популяции индивидуумов адаптироваться для выполнения поставленной задачи.

В отличие от эволюционного метода, основанного на понятии приспособленности, метод поиска новизны подразумевает преимущественное положение тех роботов, чье поведение отличается от моделей поведения, которые наблюдались в предыдущих поколениях. Такой метод позволяет предотвратить возможные негативные последствия подхода, основанного на понятии приспособленности, при котором локальный максимум функции приспособленности в параметрическом пространстве может исключить возможность исследования всех остальных частей этого пространства и, тем самым, ограничить эволюционный процесс. В работе [15] алгоритм поиска новизны применяется для решения задачи агрегации, и характеристика поведения выбранной популяции основывается на измерительной метрике, такой как среднее расстояние от каждого робота до центра масс всех роботов или общего числа агрегатов. Эти параметры измеряются несколько раз в ходе симуляции, и их значения (усредненные значения разных проведенных симуляций) добавляются в вектор характеристики поведения, используемый для определения схожести различных моделей поведения. Экспери-

ментальные результаты симуляции с использованием алгоритма поиска новизны и алгоритма приспособления показали, что хотя второй алгоритм в целом лучше при нахождении оптимальных параметров для выполнения задачи агрегации в течение многих "поколений", алгоритм поиска новизны лучше проявил себя на ранней стадии эволюции и лишь слегка ухудшил свои показатели в последующих популяциях, что, в целом, дало значения эксплуатационных характеристик, близких к эволюционному методу, основанному на приспособлении.

Методы, основанные на поиске новизны, опираются на определение сходства между моделями поведения роботов, с помощью которого может быть выявлена новизна поведения каждого конкретного робота. В работе [16] представлены два способа определения схожести, не зависящие от определенного уровня сложности роевой задачи, которые поэтому могут использоваться и без четко определенной задачи. Оба способа основываются на оценке состояния нейроконтроллера, установленного на каждом роботе. Это состояние определяется как вектор, состоящий из входных и выходных сигналов контроллера за определенный промежуток времени. Первый способ, называемый *комбинированным счетчиком состояния*, характеризует модель поведения, дискретизируя возможные состояния контроллера, и подсчитывает появления каждого состояния (за определенный промежуток времени) в течение проводимого эксперимента. Второй способ называется *измерением среднего состояния* и основан на вычислении вектора, характеризующего усредненное состояние роя роботов (т. е. состояние, полученное за счет усреднения состояний всех роботов), измеренного за определенные интервалы времени. Оба способа при применении для решения задачи агрегации показали результаты, сравнимые с результатами при использовании способа определения предметно-ориентированного сходства роботов.

2. Примеры алгоритмов агрегации роботов

В алгоритмах свободной агрегации роботам дается задание собраться вместе, но не устанавливаются никакие предпочтения относительно места сбора. Соответственно, роботы могут собраться вместе с одинаковой вероятностью на любом участке области, где они передвигаются.

Широко изучаемый вероятностный алгоритм агрегации во многом основан на наблюдениях за поведением тараканов. В упрощенной модели агрегации тараканов эти насекомые перемещаются в пространстве случайным образом и останавливаются в некотором месте в зависимости от числа обнаруженных соседей. Вероятность остановки является функцией, зависящей от числа роботов, обнаруженных в определенном радиусе от робота. Большее число роботов соответствует большей вероятности остановки. И наоборот, остановившийся робот может продолжить случайно перемещаться

в пространстве в любое время, возможно, даже покидая агрегационную группу, и вероятность перехода в состояние перемещения тем больше, чем меньше число соседних роботов. Соответственно, переключение из состояния ожидания происходит в двух случаях:

- если робот больше не видит других роботов вокруг себя;
- либо, если у робота есть соседи, он может переключиться в состояние свободного перемещения с некоторой априорно заданной вероятностью.

При такой простой модели поведения свободное перемещение тараканов в некоторой области и их столкновения друг с другом приводят к естественному формированию агрегаций, что демонстрируется различными симуляционными экспериментами [17].

В тех случаях, когда для управления роботами используется конечный автомат с тремя состояниями [18] (а именно, свободное перемещение, приближение и ожидание), состояние перемещения длится в течение фиксированного промежутка времени, после которого робот анализирует окружающую среду: если он находит других роботов, то происходит переход в состояние приближения, и робот начинает движение к ближайшему найденному роботу, а затем переходит в режим ожидания. Если же в процессе анализа робот не обнаружит других роботов, то он просто перейдет в режим ожидания. Из режима ожидания робот может снова переключиться в состояние свободного перемещения с заранее заданной вероятностью. При использовании данного алгоритма вся агрегационная динамика определяется вероятностью, с которой роботы могут обнаружить других роботов в процессе перемещения, учитывая при этом, что большие агрегационные скопления обнаружить проще, чем отдельных роботов.

Существует другой алгоритм, основанный на принципе конечного автомата [19], при использовании которого агрегационное поведение достигается за счет использования следующих четырех состояний: поиск, ожидание, покинуть группу и сменить направление. Робот ищет других роботов и агрегируется с ними, затем происходит переход в состояние ожидания, причем так, что робот стремится сохранить фиксированную дистанцию до каждого из своих соседей. Это позволяет формировать агрегационные группы практически круглой формы. Как и в стандартной версии вероятностного алгоритма, описанной ранее, во избежание ситуаций, когда маленькие агрегации препятствуют формированию больших агрегаций, роботы могут покидать свою группу в любой момент времени с заранее заданной вероятностью.

Существует подход [20], при котором агрегация достигается в симулированной робототехнической системе, где каждый робот снабжен всенаправленным динамиком и набором микрофонов. Роботы используют звуковые волны для определения своего

взаимного расположения. Основные состояния конечного автомата, реализованные в данном случае, — это сближение, ожидание и отталкивание. В состоянии сближения робот движется по направлению к источнику самого громкого звука, в то время как в состоянии отталкивания роботы движутся в противоположных направлениях. Когда робот в состоянии сближения обнаруживает другого робота на близком расстоянии, он переходит в состояние ожидания, в котором он остается на своей текущей позиции. Робот переходит в состояние отталкивания с заранее заданной вероятностью, а затем возвращается в состояние сближения с другой заранее заданной вероятностью.

Любопытной является система Триани [21], в которой роботы снабжены источником светового излучения, который может быть использован для оповещения других роботов. С помощью сенсорного восприятия (роботы могут определять присутствие других роботов поблизости, а также измерять интенсивность излучаемого другим роботом света) каждый робот создает собственное ситуационное представление об окружающей обстановке. В каждый момент времени робот случайным образом выбирает модель поведения из заранее заданных шаблонов (включая перемещения к другим роботам и от них, а также включение и выключение светового излучателя). Вероятности выбора разных моделей поведения определяются на основе сформированного роботом представления об окружающей обстановке. Такой генетический алгоритм может быть адаптирован под разные коллективные задачи, если определить, как конкретно получаемая сенсором информация будет трактоваться роботом, и определить вероятности активации основных моделей поведения на основе различной окружающей обстановки. Такой подход позволяет выполнить задачу агрегации.

В работе [22] вероятность того, что робот покинет свою группу, определяется его ориентацией по отношению к другим роботам в группе. Робот, обращенный к центру агрегаты, имеет более низкую вероятность выхода из нее, чем робот, ориентированный в других направлениях. По примеру различных природных явлений, таких как сборка молекул, стабильность агрегации описывается с помощью энергии связей между роботами, которая является функцией относительного расположения роботов. Для простоты авторы работы свели исследование к агрегате, состоящей из двух роботов, где энергия агрегаты равна энергии связи между двумя роботами.

В работе [23] применяются минималистические агрегационные алгоритмы, при которых сигнал, получаемый на входе сенсоров, ограничен одной двоичной переменной, которая определяет, есть ли другой робот в поле зрения. В исследовании [24] рассмотрен алгоритм, согласно которому робот получает команду двигаться назад по кривой траектории, если ни один робот не обнаружен в поле

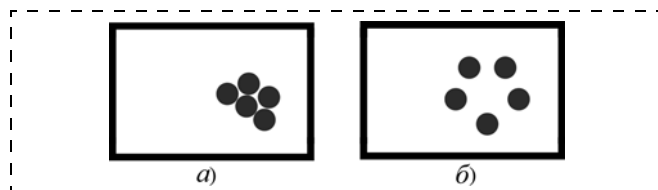


Рис. 3. Сформированная агрегата при разных типах поведения агентов:

a — статическая агрегация; *б* — динамическая агрегация

зрения, а в противном случае — поворачиваться на месте. Этот простой механизм позволяет достичь эмерджентной агрегации, в том случае если сенсоры роботов могут работать на достаточно большом расстоянии. Однако из-за отсутствия поведенческой модели, похожей на свободное перемещение, агрегация не может быть гарантирована, в случае если изначально роботы находились на большем расстоянии друг от друга, чем расстояние чувствительности сенсоров.

В работе [25] роботы, снабженные микрофонами, датчиками сближения, колесами и динамиком, контролируются нейронной сетью, параметры которой определяются генетическим алгоритмом. Были исследованы два типа коллективного поведения: статическая и динамическая агрегация. Агрегаты обоих типов представлены на рис. 3.

Первый тип определяет формирование компактных и статических агрегатов, которые, однако, не имеют возможностей для масштабирования, поскольку большое число роботов в одной области имеют склонность к формированию множественных непересекающихся кластеров. В случае динамической агрегации сформированные агрегаты менее компактны, но они продолжают перемещаться по области, и при нахождении в области большого числа роботов различные агрегаты стремятся слиться и сформировать единую агрегату. Соответственно, динамическая агрегация имеет большую масштабируемость.

3. Методики оценивания эффективности агрегации роботов

Метрика, или показатель эффективности агрегационных задач, обычно основывается либо на определении отдельных групп роботов, формирующих агрегаты, либо на пространственном распределении роботов в определенной области. В первом случае требуется формальное определение агрегатов. Чаще всего под агрегатом понимают группу роботов, такую что для любой пары роботов в группе есть соединяющая их цепочка, состоящая из роботов, находящихся друг от друга на максимально допустимом расстоянии. Максимально допустимое расстояние обычно выбирается на основе параметров робота: дистанции работы модулей связи и чувствительности сенсоров. В исследованиях, где роботы управляются конечным автоматом, понятие агрегатов может быть определено как группа

роботов, контроллеры которых находятся в состоянии "ожидание".

Следовательно, в зависимости от используемого метода управления роботами показатель эффективности агрегации можно рассчитать как отношение числа роботов, образующих самую большую агрегату, к общему числу роботов [18] или как средний размер агрегаты в области [20]. Более тщательный анализ агрегационной динамики может быть проведен путем наблюдения за распределением роботов, находящихся в агрегатах разных размеров. В задачах, где целью является агрегация роботов в определенной области, стандартной метрикой является процент роботов, находящихся в целевой области или на определенном расстоянии от места агрегации [20, 26]. На рис. 4, *a* изображены роботы, часть из которых сформировала агрегату внутри окружности, и эта часть составляет 45 %.

Второй тип метрики предполагает нахождение местоположения всех роботов в области и определение их относительного расположения. В работе [27] в качестве оценки использована сумма расстояний между каждой парой роботов (рис. 4, *б*). В работе [23] используется значение среднего расстояния от роботов до центра масс роя (рис. 4, *в*). В исследовании [24] использовали так называемый "второй момент роботов", вычисляемый как сумма квадратов расстояний от каждого робота до центра масс. В работе [28] использован так называемый "коэффициент ограничительной рамки", определяемый как отношение площади наименьшего квадрата, содержащего в себе всех роботов, к площади всей области (рис. 4, *г*).

Также важной характеристикой агрегации роя роботов является временная оценка. В работе [29] в качестве временной оценки используется скорость,

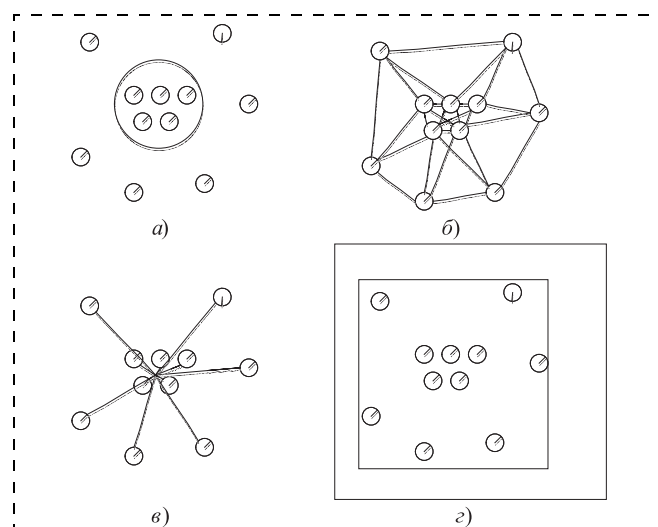


Рис. 4. Графические иллюстрации различных видов метрик агрегации роботов:

a — оценка агрегаты роботов внутри заданной окружности; *б* — сумма расстояний между всеми парами роботов; *в* — среднее расстояние от роботов до центра масс роя; *г* — "коэффициент ограничительной рамки"

с которой рой осуществляет агрегацию. Обычно такая метрика вычисляется как время, прошедшее от стадии, когда роботы расположены в области случайным образом, и до того момента, как роботы сформируют агрегат с заданными параметрами.

4. Программно-алгоритмическая модель целенаправленной реконфигурации роя роботов

В рамках предварительных исследований по роевой робототехнике были разработаны принципы и концептуальная модель процесса реконфигурации пространственного положения группы роботов, которые учитывают ограничения на геометрические размеры множества гомогенных роботов и занимаемой области начального положения роботов, пространственные характеристики, плотность расположения роботов, а также способы задания целевых координат положения роботов в новой пространственной конфигурации [30, 31]. Разработанная математическая модель реконфигурации роя роботов направлена на управление и навигацию автономных гомогенных мобильных роботов, задействованных в формировании заданной выпуклой поверхности. Вычислительная сложность предложенной модели является квадратичной, так как число целевых точек ограничивается общим числом роботов (активных, задействованных в реконфигурации, и пассивных). При этом сложность модели не зависит от времени движения и длины пере-

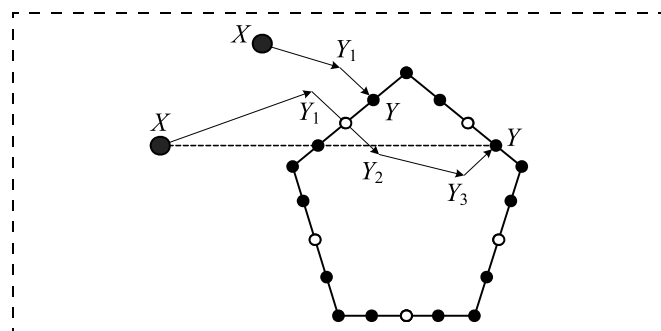


Рис. 5. Пример траекторий роботов, пересекающей и непересекающей формируемую поверхность

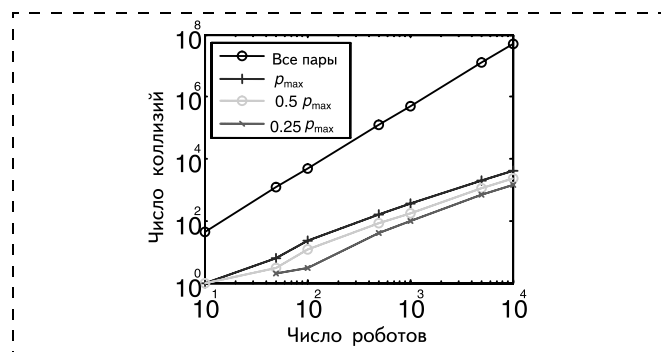


Рис. 6. Оценка числа коллизий с увеличением числа роботов и при разной плотности расположения роботов на поверхности, где $\rho_{\max}$ — максимальная допустимая плотность расположения роботов

мещений роботов (рис. 5). В ходе аналитического моделирования реконфигурации роя от 10 до 10 000 роботов при формировании поверхностей выпуклых фигур была проведена оценка числа коллизий (рис. 6), возникающих в случае прямолинейного движения роботов к своим целевым точкам, в предположении, что роботы стартуют одновременно.

По результатам моделирования было выявлено, что:

- число пар роботов с траекториями, приводящими к коллизиям, не превышает 2 % от общего числа пар активных роботов;
- общее число вычислений при разрешении коллизий увеличивается менее, чем логарифм от общего числа пар роботов, и, следовательно, вносит пренебрежимо малый вклад в общую сложность вычислений.

Заключение

В данной статье рассмотрены проблемы агрегации роя роботов, в основном связанные с простейшими вычислительными, сенсорными и двигательными встроенными средствами, а также ограниченными ресурсами роя гомогенных роботов. Обзор основных методов решения задачи агрегации в рое роботов (метод виртуальных сил, вероятностные и эволюционные методы) показал, что выбор применяемого метода, прежде всего, зависит от сенсорных, вычислительных и сетевых ресурсов роботов. Приведены примеры различных алгоритмов агрегации роя роботов, а также ограничения, накладываемые на конструктивные решения техническими требованиями реализации данных алгоритмов.

Для оценивания эффективности агрегации роботов применяются в основном пространственные и временные оценки, конкретный выбор метрики зависит от параметров агрегата, которую следует сформировать, а также метода агрегации, который технически возможно реализовать для управления заданным роем роботов.

По результатам проведенного анализа можно сделать вывод о том, что системы, использующие для управления роем нейронные сети, являются наиболее перспективными с точки зрения дальнейшего совершенствования алгоритмов агрегации, тем не менее, для их реализации требуются большие бортовые вычислительные ресурсы.

Разработанное математическое и программное обеспечение управления и навигации роя автономных гомогенных мобильных роботов было проверено при решении задачи формирования заданной пространственной выпуклой поверхности. Дальнейшие исследования будут направлены на решение задач взаимодействия роя роботов при построении более сложных форм с учетом большего числа физических параметров.

Список литературы

1. Dudek G., Jenkin M., Milios E., Wilkes D. A taxonomy for swarm robots // Proceedings of the 1993 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems '93, IROS'93. 1993. Vol. 1. P. 441–447.
2. Городецкий В. И., Самойлов В. В., Троцкий Д. В. Искусственный интеллект — базовая онтология коллективного поведения автономных агентов и ее расширения // Известия РАН. Теория и системы управления. 2015. № 5, С. 102–121.
3. Каляев А. И., Каляев И. А. Метод децентрализованного управления группой роботов при выполнении потока заданий // Робототехника и техническая кибернетика. 2015. № 1 (6). С. 26–35.
4. Павловский В. Е., Павловский В. В. Масштабируемая система управления роботами робокон-1 // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2013. Т. 11. № 4. С. 80–92.
5. Ishikawa T., Locsei J. T., Pedley T. J. Development of coherent structures in concentrated suspensions of swimming model micro-organisms // Journal of Fluid Mechanics. 2008. Vol. 615. P. 401–431.
6. Fetecau R. C. Collective behavior of biological aggregations in two dimensions: anon local kinetic model // Math. Models Methods Appl. Sci. 2011. Vol. 21 (7). P. 1539–1569.
7. Kernbach S., Thenius R., Kernbach O., Schmickl T. Re-embodiment of honeybee aggregation behavior in an artificial micro-robotics system // Adapt. Behav. 2009. Vol. 17 (3). P. 237–259.
8. Bayındır L. A probabilistic geometric model of self-organized aggregation in swarm robotic systems: Ph. D. thesis // Middle East Technical University. 2012.
9. Vanualailai J., Sharma B. A Lagrangian-based swarming behavior in the absence of obstacles // Workshop on Mathematical Control Theory, Kobe University. 2010. P. 8–10.
10. Hackett-Jones E. J., Landman K. A., Fellner K. Aggregation patterns from nonlocal interactions: discrete stochastic and continuum modeling // Phys. Rev. 2012. Vol. 85 (4). P. 041912.
11. Francesca G., Brambilla M., Brutschy A., Trianni V., Birattari M. Auto Mo De: a novel approach to the automatic design of control software for robot swarms // Swarm Intell. 2014. Vol. 8 (2). P. 89–112.
12. Burger M., Haškovec J., Wolfram M. T. Individual based and mean-field modeling of direct aggregation // Physica D: Nonlinear Phenom. 2013. Vol. 260. P. 145–158.
13. Blicke T., Thiele L. A Comparison of Selection Schemes used in Genetic Algorithm, 2 Edition // TIK-Report. 1995. 67 p.
14. Батищев Д. И., Исаев С. А. Оптимизация многоэкстремальных функций с помощью генетических алгоритмов // Межвузовский сборник научных трудов "Высокие технологии в технике, медицине и образовании". Воронеж: ВГТУ, 1997. С. 4–17.
15. Gomes J., Urbano P., Christensen A. L. Evolution of swarm robotics systems with novelty search // Swarm Intell. 2013. Vol. 7 (2–3). P. 115–144.
16. Gomes J., Christensen A. L. Generic behavior similarity measures for evolutionary swarm robotics // Proceeding of the Fifteenth Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, ACM, New York. 2013. P. 199–206.
17. Correll N., Martinoli A. Modeling Self-Organized Aggregation in a Swarm of Miniature Robots // IEEE 2007 International Conference on Robotics and Automation Workshop on Collective Behaviors inspired by Biological and Biochemical Systems, 2007. P. 1.
18. Schmickl T., Mößlinger C., Crailsheim K. Collective perception in a robot swarm // Swarm Robotics, Springer, Berlin. 2007. P. 144–157.
19. Bayındır L. A probabilistic geometric model of self-organized aggregation in swarm robotic systems: Ph. D. thesis // Middle East Technical University. 2012.
20. Soysal O., Şahin E. Probabilistic aggregation strategies in swarm robotic systems // Proceedings 2005 IEEE Swarm Intelligence Symposium, 2005. SIS 2005, IEEE Press, Piscataway. 2005. P. 325–332.
21. Trianni V., Labella T. H., Groß R., Şahin E., Dorigo M., Deneubourg J. L. Modeling Pattern Formation in a Swarm of Self-assembling Robots // Technical Report, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles. 2002.
22. Mermoud G., Brugger J., Martinoli A. Towards multi-level modeling of self-assembling intelligent micro-systems // Proceedings of the 8th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems. 2009. Vol. 1. P. 89–96.
23. Gauci M., Chen J., Dodd T. J., Groß R. Evolving aggregation behaviors in multi-robot systems with binary sensors // Distributed Autonomous Robotic Systems. 2014. P. 355–367.
24. Gauci M., Chen J., Li W., Dodd T. J., Groß R. Self-organized aggregation without computation // Int. J. Robot. Res. 2014.
25. Trianni V., Groß R., Labella T. H., Şahin E., Dorigo M. Evolving aggregation behaviors in a swarm of robots // Advances in Artificial Life, Springer, Berlin. 2003. P. 865–874.
26. Garnier S., Jost C., Jeanson R., Gautrais J., Asadpour M., Caprari G., Theraulaz G. Aggregation behavior as a source of collective decision in a group of cockroach-like-robots // Advances in Artificial Life, Springer, Berlin. 2005. P. 169–178.
27. Soysal O., Şahin E. Probabilistic aggregation strategies in swarm robotic systems // Proceedings 2005 IEEE Swarm Intelligence Symposium, 2005. SIS 2005, IEEE Press, Piscataway. 2005. P. 325–332.
28. Fatés N. Solving the decentralized gathering problem with a reaction—diffusion-chemotaxis scheme // Swarm Intell. 2010. Vol. 4 (2). P. 91–115.
29. Arvin F., Turgut A. E., Bellotto N., Yue S. Comparison of different cue-based swarm aggregation strategies // Advances in Swarm Intelligence, Springer, Cham. 2014. P. 1–8.
30. Ватаманюк И. В., Панина Г. Ю., Ронжин А. Л. Реконфигурация пространственного положения роя роботов // Управление большими системами. М.: ИПУ РАН, 2015. Вып. 58. С. 285–305.
31. Ватаманюк И. В., Панина Г. Ю., Ронжин А. Л. Моделирование траекторий перемещения робототехнических комплексов при реконфигурации пространственного положения роя // Робототехника и техническая кибернетика. 2015. № 3 (8). С. 52–57.

Review of the Methods and Algorithms of a Robot Swarm Aggregation

N. E. Shlyakhov, shlyakhovnikita@gmail.com, I. V. Vatanianuk, vatanianuk@iias.spb.su,

A. L. Ronzhin, ronzhin@iias.spb.su

St. Petersburg Institute for Informatics and Automation of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg

Corresponding author: Ronzhin Andrew L., D. Sc., Professor, Deputy Director, St. Petersburg Institute for Informatics and Automation of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg, 199178, Russian Federation. E-mail: ronzhin@iias.spb.su

Received on August 12, 2016

Accepted on September 01, 2016

The considered problems of aggregation of the swarm robots are mainly connected with the simplest computing, sensors and built-in actuators, as well as limited resources of the homogeneous swarm robots. In the area of the swarm robotics the multi-agent technologies are used to simulate the interaction of big groups of simple homogeneous robots. The limited resources of the individual robots have a significant effect on the configuration and capabilities of the whole system, however, the distributed swarm intelligence based on the data obtained during the mass pair interactions of the robots ensures the existence of a swarm and, due to it, solving of the set tasks. A review of the main methods for solving of the problem of aggregation in a swarm of

robots (the method of the virtual forces, the probabilistic and evolutionary methods) showed that the choice of the used method, first of all, depends on the sensor, computing and network resources of the robots. Examples of different aggregation algorithms for the robot swarms, as well as limitations on the design solutions during implementation of these algorithms are presented. For estimation of the effectiveness of the robot aggregation the spatial and temporal methods are mainly used. The specific choice of the metrics depends on the parameters of the form, which should be achieved, as well as the aggregation method which is technically possible to implement to ensure control of a given robot swarm. By the results of the analysis, a conclusion was made that the systems, which use the neural networks for the swarm control are the most promising in terms of the further improvement of the aggregation algorithms, however, their implementation requires large onboard computational resources. During the preliminary research concerning the swarm robotics the principles and conceptual model were developed for the process of reconfiguration of the spatial position of the group of robots. They take into account the restrictions on the geometrical dimensions of a set of homogeneous robots and the occupied area of the initial position of the robots, the spatial characteristics, density of the robots' locations, as well as the ways of defining of the target position coordinates of the robots in a new spatial configuration. The further research will be aimed to solve the tasks of interaction within the robot swarm during construction of more complex forms, taking into account a bigger number of the physical parameters.

Keywords: swarm robotics, robot swarm, aggregation, aggregate, decentralized control, multi-agent technology, reconfiguration, embedded board computers, multimodal sensors

Acknowledgements: The study was supported by RFBR (grant № 16-29-04101-ofi_m) and the draft program of the Presidium of the Russian Academy of Sciences I.31P "Actual Problems of Robotics."

For citation:

Shlyakhov N. E., Vatamaniuk I. V., Ronzhin A. L. Review of the Methods and Algorithms of a Robot Swarm Aggregation, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2017, vol. 18, no. 1, pp. 22–29.

DOI: 10.17587/mau.18.22-29

References

1. Dudek G., Jenkin M., Milios E., Wilkes D. A taxonomy for swarm robots, *Proceedings of the 1993 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems '93, IROS'93*, 1993, vol. 1, pp. 441–447.
2. Gorodeckij V. I., Samojlov V. V., Trockij D. V. *Iskusstvennyy intellekt bazovaya ontologiya kollektivnogo povedeniya avtonomnykh agentov i ee rasshireniya* (Artificial intelligence is a basic ontology of the collective behavior of autonomous agents and its extension), *Izvestiya RAN. Teoriya i Sistemy Upravleniya*, 2015, no. 5, pp. 102–121 (in Russian).
3. Kalyaev A. I., Kalyaev I. A. *Metod decentralizovannogo upravleniya gruppoj robotov pri vypolnenii potoka zadaniy* (Decentralized control method is a group of robots in tasks flow), *Robototekhnika i Tehnicheskaja Kibernetika*, 2015, no. 1 (6), pp. 26–35 (in Russian).
4. Pavlovskij V. E., Pavlovskij V. V. *Masshtabiruemaja sistema upravleniya robotami robokon-1* (Scalable Control System robot Robocop-1), *Informacionno-izmeritel'nye i Upravljajushhie Sistemy*, 2013, vol. 11, no. 4, pp. 80–92 (in Russian).
5. Ishikawa T., Locsei J. T., Pedley T. J. Development of coherent structures in concentrated suspensions of swimming model micro-organisms, *Journal of Fluid Mechanics*, 2008, vol. 615, pp. 401–431.
6. Fetecau R. C. Collective behavior of biological aggregations in two dimensions: anon local kinetic model, *Math. Models Methods Appl. Sci.*, 2011, vol. 21 (7), pp. 1539–1569.
7. Kernbach S., Thenius R., Kernbach O., Schmickl T. Re-embodiment of honeybee aggregation behavior in an artificial micro-robotics system, *Adapt. Behav.*, 2009, vol. 17 (3), pp. 237–259.
8. Bayındır L. A probabilistic geometric model of self-organized aggregation in swarm robotic systems: Ph. D. thesis, Middle East Technical University, 2012.
9. Vanualailai J., Sharma B. A Lagrangian-based swarming behavior in the absence of obstacles, *Workshop on Mathematical Control Theory*, Kobe University, 2010, pp. 8–10.
10. Hackett-Jones E. J., Landman K. A., Fellner K. Aggregation patterns from nonlocal interactions: discrete stochastic and continuum modeling, *Phys. Rev.*, 2012, vol. 85 (4), pp. 041912.
11. Francesca G., Brambilla M., Brutschy A., Trianni V., Birattari M. Auto Mo De: a novel approach to the automatic design of control software for robot swarms, *Swarm Intell.*, 2014, vol. 8 (2), pp. 89–112.
12. Burger M., Haškovec J., Wolfram M. T. Individual based and mean-field modeling of direct aggregation, *Physica D: Nonlinear Phenom.*, 2013, vol. 260, pp. 145–158.
13. Blicke T., Thiele L. A Comparison of Selection Schemes used in Genetic Algorithm, 2 Edition, TIK-Report. 1995, 67 p.
14. Batishhev D. I., Isaev S. A. *Optimizacija mnogojekstremal'nyh funkcij s pomosh'ju geneticheskikh algoritmov* (Optimization of multi functions using genetic algorithms), *Mezhhvuzovskij Sbornik Nauchnyh*
15. *Trudov "Vysokie tehnologii v tehnike, medicine i obrazovanii"*, Voronezh, Publishing house of VGTU, 1997, pp. 4–17 (in Russian).
16. Gomes J., Urbano P., Christensen A. L. Evolution of swarm robotics systems with novelty search, *Swarm Intell.*, 2013, vol. 7 (2–3), pp. 115–144.
17. Correll N., Martinoli A. Modeling Self-Organized Aggregation in a Swarm of Miniature Robots, *IEEE 2007 International Conference on Robotics and Automation Workshop on Collective Behaviors inspired by Biological and Biochemical Systems*, 2007, pp. 1.
18. Schmickl T., Möslinger C., Crailsheim K. Collective perception in a robot swarm, *Swarm Robotics*, Springer, Berlin, 2007, pp. 144–157.
19. Bayındır L. A probabilistic geometric model of self-organized aggregation in swarm robotic systems: Ph. D. thesis. Middle East Technical University. 2012.
20. Soysal O., Şahin E. Probabilistic aggregation strategies in swarm robotic systems, *Proceedings 2005 IEEE Swarm Intelligence Symposium*, 2005, SIS 2005, IEEE Press, Piscataway, 2005, pp. 325–332.
21. Trianni V., Labella T. H., Groß R., Şahin E., Dorigo M., De-neubourg J. L. Modeling Pattern Formation in a Swarm of Self-assembling Robots. Technical Report, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, 2002.
22. Mermoud G., Brugger J., Martinoli A. Towards multi-level modeling of self-assembling intelligent micro-systems, *Proc. of the 8th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, 2009, vol. 1, pp. 89–96.
23. Gauci M., Chen J., Dodd T. J., Groß R. Evolving aggregation behaviors in multi-robot systems with binary sensors, *Distributed Autonomous Robotic Systems*, 2014, pp. 355–367.
24. Gauci M., Chen J., Li W., Dodd T. J., Groß R. Self-organized aggregation without computation, *Int. J. Robot. Res.*, 2014.
25. Trianni V., Groß R., Labella T. H., Şahin E., Dorigo M. Evolving aggregation behaviors in a swarm of robots, *Advances in Artificial Life*, Springer, Berlin, 2003, pp. 865–874.
26. Garnier S., Jost C., Jeanson R., Gautrais J., Asadpour M., Caprari G., Theraulaz G. Aggregation behavior as a source of collective decision in a group of cockroach-like-robots, *Advances in Artificial Life*, Springer, Berlin, 2005, pp. 169–178.
27. Soysal O., Şahin E. Probabilistic aggregation strategies in swarm robotic systems, *Proc. 2005 IEEE Swarm Intelligence Symposium*, 2005, SIS 2005, IEEE Press, Piscataway, 2005, pp. 325–332.
28. Fatés N. Solving the decentralized gathering problem with a reaction—diffusion-chemotaxis scheme, *Swarm Intell.*, 2010, vol. 4 (2), pp. 91–115.
29. Arvin F., Turgut A. E., Bellotto N., Yue S. Comparison of different cue-based swarm aggregation strategies, *Advances in Swarm Intelligence*, Springer, Cham, 2014, pp. 1–8.
30. Vatamanjuk I. V., Panina G. Ju., Ronzhin A. L. *Rekonfiguracija prostranstvennogo polozhenija roba robotov* (Reconfiguration of the spatial position of swarm robots), *Upravlenie bol'shim sistemami*, 2015, vol. 58, pp. 285–305 (in Russian).
31. Vatamanjuk I. V., Panina G. Ju., Ronzhin A. L. *Modelirovanie traektorij peremeshhenija robototekhnicheskikh kompleksov pri rekonfiguracii prostranstvennogo polozhenija roba* (Simulation of the path of the robot systems with reconfiguration of the spatial position of the swarm), *Robototekhnika i tehnicheskaja kibernetika*, 2015, no. 3 (8), pp. 52–57.