

А. Д. Московский, инженер-исследователь, moscowskyad@gmail.com,

Е. В. Бургов, инженер-исследователь, burgov.ev@yandex.ru,

Е. Е. Овсянникова, инженер-исследователь, eeovsyana@gmail.com,

Национальный исследовательский центр "Курчатовский институт", г. Москва

Об одном подходе к распознаванию сцен группой роботов на основе локального взаимодействия¹

Рассматривается подход к коллективному распознаванию группой аниматов — модельными агентами с некоторой степенью биоинспирированности. Биологической основой для формирования группы является семья муравьев. Смоделированы гнездо, часть семьи, занимающаяся добычей пищи (фуражировкой), кормовые объекты и вражеские особи. Важным биологически инспирированным механизмом является кинопис — "язык поз". С его помощью муравьи некоторых видов передают друг другу сигналы (угроза, добыча и т.д.).

Группа аниматов решает задачу сбора пищи и противодействия вражеским особям. Каждый анимат выбирает действие на основе наблюдаемой им сцены. Первый предложенный алгоритм описывает механизм зрительной памяти, который позволяет аниматору запоминать увиденные объекты в течение некоторого времени. Во втором алгоритме реализуется групповое распознавание объектов. С помощью средств локальной связи аниматы способны обмениваться информацией о наблюдаемой ими сцене, представленной в виде графа. Анимат, получая такую информацию от соседей, способен расширить свою картину мира и более корректно выбирать свое поведение на основе распознанной ситуации, чем если бы располагал только собственными данными. Предложенные алгоритмы были проверены на тестовой задаче в разработанной среде симуляции и показали, что их добавление способствует увеличению эффективности группы.

Эффективность группы определялась по количеству пищи, собранному за отведенный период времени. Аниматы, использовавшие зрительную память, показали повышение эффективности по всем исследуемым параметрам. Зависимость не монотонна: существует определенное значение, при котором достигается максимальная эффективность действий группы. Использование алгоритма группового распознавания также показало повышение эффективности по сравнению с базовой конфигурацией. Также проводилось исследование дистанции локального взаимодействия аниматов. Комбинация обоих алгоритмов также дает интересные результаты.

Ключевые слова: коллективное распознавание, групповая робототехника, анимат, зрительный анализатор, анализ сцен, локальная связь

Введение

В настоящее время активно исследуется групповой подход в области мобильной робототехники. С помощью группы роботов решаются задачи, которые нередко проблематично было бы решить одному роботу, даже более сложному с точки зрения конструкции и программного обеспечения. Одну из приоритетных задач можно определить как групповое визуальное распознавание: группа роботов способна покрыть большую территорию, имеет возможность одновременно наблюдать целевой объект или сцену с разных ракурсов, а далее действовать исходя из наиболее полной картины окружающей среды. Первой областью, где появилось групповое распознава-

ние, можно считать системы распределенного наблюдения. Таким системам посвящено достаточное число работ, например [1–5]. Представленные в них подходы схожи в том, что системы распределенного видеонаблюдения не являются мобильными, а также имеют один вычислительный центр, агрегирующий выходные данные от нескольких камер. Однако в рамках групповой робототехники такой подход не всегда применим, поскольку часто в группах роботов "центральный" вычислительный узел отсутствует. Такие группы, называемые в литературе *децентрализованными* [6], имеют ряд преимуществ перед централизованным подходом, одним из которых является независимость от работоспособности центра и канала связи с ним. Отсутствие центрального вычислительного узла во многих случаях приводит к тому, что роботы способны передавать информацию только на локальном уровне, т.е. между ближайшими соседями, как например робот DrYARP, изображенный на рис. 1, роботы проекта Swarmrobot [7] и многие другие.

¹Работа выполнена при частичном финансировании грантов РФФИ № 16-29-04412 офи_м (Обзор существующих решений, Постановка задачи, Визуальная память анимата, Коллективное распознавание, Эксперименты) и РФФИ № 17-29-07083 офи_м (Моделируемые объекты и механизмы, Описание демонстрационной задачи).

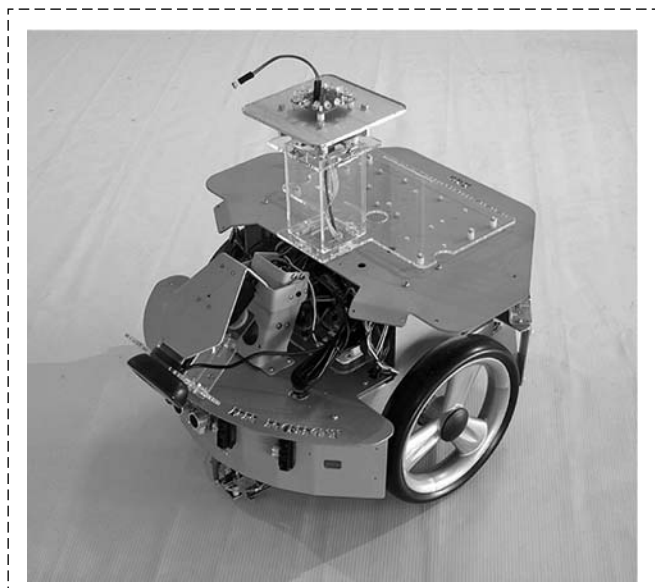


Рис. 1. Робот DrYARP группы роботов Курчатовского института, оснащенный системой инфракрасной локальной связи
Fig. 1. Robot DrYARP of the group of robots of the Kurchatov Institute, equipped with an infrared local communication system

В рамках данной работы будет рассматриваться именно такая группа.

Обзор существующих решений

Несмотря на большой интерес к групповой робототехнике в целом задача группового распознавания недостаточно хорошо освещена в литературе. Показательно, что, например, в книге *Handbook of Collective Robotics* [8], где собраны основные результаты исследований в области групповой робототехники, отсутствуют разделы, посвященные этому вопросу. Возможно, это объясняется тем, что роботы-агенты в группе часто создаются заведомо простыми в плане конструкции и часто не оснащаются видеокамерами. Среди немногих работ, посвященных коллективному распознаванию объектов, следует отметить следующие. В работе [9] группа роботов определяет жесты оператора, наблюдая их с разных углов. Работа [10] посвящена распознаванию с помощью агентов, оснащенных разными сенсорами. Авторы обеих работ провели эксперименты, показывающие увеличение эффективности распознавания коллективом в целом при увеличении числа агентов. В работе [11] группа роботов распознает препятствия в окружающей среде, однако в силу ограниченности сенсоров не каждый робот в одиночку способен точно определить пре-

пятствие. В связи с этим предложен алгоритм, позволяющий роботам быстро получать помощь от соседей и иметь взвешенное решение касательно каждого препятствия. Все перечисленные работы сосредоточены на вопросе индивидуального распознавания отдельных объектов окружающей среды и препятствий. В то же время гораздо более актуальным является вопрос распознавания сцен. Распознавание сцен является основой для задачи определения и классификации ситуации, в которую попал робот: на основе распознанной ситуации происходит выбор реакции или действия. Действия и реакции определяют поведение в целом, что является ключевым вопросом поведенческой или интеллектуальной робототехники.

Постановка задачи

Говоря о поведении в групповой робототехнике, часто апеллируют к так называемым биоинспирированным подходам, которые в той или иной мере воспроизводят механизмы, функционирующие в биологических системах. Это касается как вопросов воспроизведения морфологических признаков, так и заимствования моделей поведения, вплоть до реализации элементов социального взаимодействия [6]. При этом одним из направлений при создании биоинспирированных систем является создание моделей и механизмов организации сигнального взаимодействия между членами группы.

Одним из таких заимствованных у природы механизмов является кинописис — "язык поз", позволяющий муравьям — основным модельным объектам групповой робототехники — передавать информацию визуально. Кинописис также можно отнести к локальному взаимодействию особей. Имплементация данного механизма в виде зрительного анализатора анимата описана в работе [12]. Под термином анимат [13] может пониматься как абстрактная модель, так и техническое устройство, однако в обоих случаях подразумевается некая биологическая инспирированность. Исходя из наблюдаемой сцены, частью которой могут быть дружелюбные особи, принявшие тот или иной визуальный сигнал, анимат выбирает сценарий поведения. В настоящей работе данный подход получает свое дальнейшее развитие: анимат при выборе поведения опирается не только на свои визуальные данные, но и на данные, получен-

ные от ближайших соседей по локальной связи. Также стоит отметить, что несмотря на то, что кинописис имеет узкий набор передаваемых сигналов и может быть полностью заменен локальной связью, его достоинствами является помехозащищенность. Инфракрасная локальная связь в свою очередь не гарантирует передачу данных, поэтому для повышения надежности предлагается использовать оба подхода.

Моделируемые объекты и механизмы

Концепция устройства группы, основные моделируемые механизмы взаимодействия между индивидами, объекты окружающей среды имеют биологическую основу. В качестве модельного объекта для создания группы аниматов в данной работе используются муравьи. Они достигают высшего уровня развития социальных структур в мире насекомых [14]. Использование муравьев в качестве модельного объекта обусловлено, в том числе, необходимостью создания универсальной системы организации группы агентов, которая могла бы решать задачи разведки, добычи ресурсов, охраны территории.

Социум муравьев по своему устройству и происхождению является семьей [15], основным элементом инфраструктуры семьи муравьев — гнездо. Это укрытие, дом, основное место концентрации, коммуникации индивидов [16]. В гнезде локализованы расплод и самки, которые создают систему стимулов для рабочих муравьев. Фуражировка применительно к муравьям — снабжение семьи ресурсами (пищей и строительными материалами) [14]. Семьи муравьев в ассоциациях муравейников вступают в конкурентные взаимодействия, которые нередко включают прямые боевые столкновения [17, 18].

Для ориентации и коммуникации муравьи используют различные каналы получения и передачи информации: зрительный [19], ольфакторный (запаховый) [20], тактильный [21], звуковой [22]. Для многих муравьев зрительные сенсорные системы играют ключевую роль в обследовании среды и взаимодействия между индивидами. Так, у многих муравьев существует система передачи зрительных сигналов (при смене поз) — кинописис ("язык поз"). С его помощью возможно предупреждение об опасности, привлечение к источнику пищи, координация других индивидуальных и групповых взаимо-

действий [23]. Зрительный канал позволяет муравьям передавать сигналы очень быстро, указывать друг другу направление опасности. Но объем передаваемой таким образом информации, по-видимому, относительно невелик. Большой объем информации муравьи могут передавать при индивидуальных контактах, используя одновременно различные коммуникационные каналы [21]. Необходимо отдельно подчеркнуть, что у механизма обмена визуальными данными между аниматами в реальном времени, по-видимому, отсутствуют биологические аналоги. Но, однако, не стоит недооценивать возможности коммуникационных систем муравьев.

В настоящей работе моделируются следующие объекты: 1) группа индивидов; 2) гнездо; 3) пищевые объекты 4) "вражеские" особи. Гнездо является областью первоначального расположения индивидов и приоритетно охраняется группой. Пищевые объекты, как и "вражеские" особи, случайным образом распределяются по территории. Внутри группы индивиды могут обмениваться информацией визуально (аналог кинописиса) с помощью системы распознавания, а также индивидуально с помощью средств локальной связи.

Визуальная память анимата

В основе зрительного анализатора, описанного в работе [12], лежит система распознавания сцен на основе анализа на графах [24]. В данном подходе сцена S , наблюдаемая аниматом, представляется в виде графа, в котором вершины O соответствуют объектам, а ребра R — отношениям между объектами:

$$S := (O, R). \quad (1)$$

Распознаваемые сцены, которые описывают возможные ситуации, также представимы в виде графов. Процесс распознавания требуемой сцены сводится к задаче поиска изоморфных подграфов. Когда сцена распознана и отнесена к определенному классу ситуаций, например "опасность", анимат выбирает соответствующее поведение. Однако в таком случае анимат очень быстро изменяет свое поведение, так как оно зависит от тех объектов, которые анимат наблюдает в данный момент. А поскольку анимат перемещается в пространстве, то меняется и наблюдаемая им сцена. Для решения данной проблемы был предложен алгоритм ви-

зуальной памяти, позволяющий помнить объекты и отношения между ними в течение заданного числа тактов работы анимата. Разница между базовым зрительным анализатором и анализатором с визуальной памятью может быть проиллюстрирована схемой на рис. 2.

На рис. 2 анимат движется по траектории, обозначенной серой стрелкой, штриховой линией обозначена область видимости анимата. В положении 1 анимат наблюдает только вражескую особь (обозначена пятиугольником), в этом случае его состояние спокойное, так как нет повода для конфликта за пищу или действующего столкновения. В состоянии 2 в область видимости также попадет маркер пищи (обозначен треугольником), в этом случае анализатор переключает состояние на беспокойное, поскольку происходит конфликт с вражеской особью за ресурс. В положении 3 из зоны видимости анимата пропадает вражеская особь, и базовый анализатор сразу переключит состояние в спокойное и приступит к сбору пищи несмотря на фактическое нахождение противника. Модифицированный анализатор "помнит" о нахождении вражеского агента поблизости и будет поддерживать беспокойное состояние.

Для реализации данного подхода анимат создает стек, в котором хранит N последних графов текущего наблюдения и для задачи распознавания сцен объединяет элементы стека в один граф.

Алгоритм 1. Визуальная память анимата

Входные данные: M —массив сохраненных графов, N —размер визуальной памяти в тактах работа, S — граф текущего наблюдения.

Вспомогательная функция $add_graph(s1,s2)$ добавляет элементы одного графа к другому

Function visual_animat_memory(M, N, S):

```

Begin
    S поместить в M
    if размер  $M > N$ 
        удалить из  $M$  первый элемент
    for each  $s$  in  $M$ 
         $S = add\_graph(S,s)$ 
    return  $S$ 
End

```

Функция add_graph в алгоритме визуальной памяти требует отдельного рассмотрения. Существуют различные способы объединять графы друг с другом, в данном случае, когда объекты двух графов были распознаны одной системой распознавания, объекты уникально именованы и имена совпадают на одинаковых

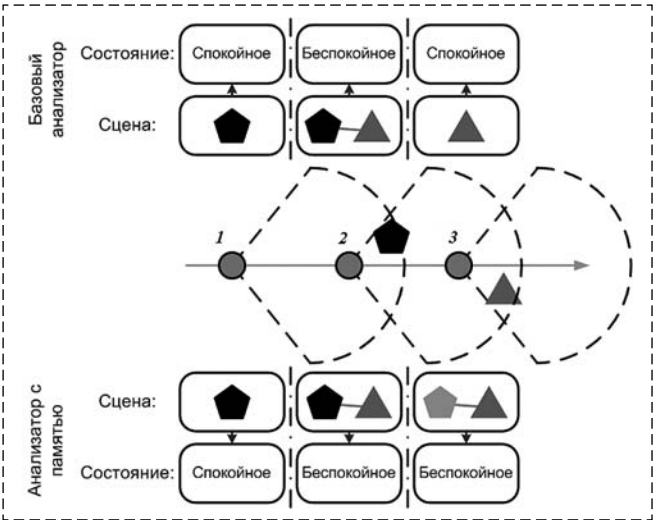


Рис. 2. Разница между базовым зрительным анализатором и анализатором с визуальной памятью. В положении 3 аниматом был выбран разный тип состояния.

Fig. 2. Difference between a basic visual analyzer and a visual memory analyzer. In position 3, a different type of state was chosen by the animat.

объектах, принадлежащим разным графам, поэтому можно использовать алгоритм именованного объединения.

Алгоритм 2. Именованное объединение

Входные данные: S_1, S_2 — графы сцен (1)

Вспомогательная функция $add(S, E)$ возвращает граф S с добавленным к нему элементом E (вершиной или ребром)

Function named_union(S_1, S_2):

```

Begin
     $S = S_1$ 
    for each  $O$  in  $S_2$ 
        if  $O$  is not in  $S_1$ 
             $S = add(S, O)$  for each  $R$  in  $S_2$ 
            if  $R$  is not in  $S_1$ 
                 $S = add(S, R)$  return  $S$ 
End

```

Приведенные алгоритмы позволяют сформировать граф, который соответствует полному наблюдению анимата за последние N тактов его работы.

Применение метода распознавания сцен к объединенному графу вместо графа текущего наблюдения позволит сделать поведение анимата более инерциальным (в том смысле, что анимат поддерживает более приоритетное состояние).

Коллективное распознавание

Благодаря локальной связи аниматы, находясь на небольшом расстоянии друг от друга,

могут свободно обмениваться информацией, объем которой зависит от пропускной способности канала. В данном случае такой информацией является текущий граф наблюдения S . Соответственно, попадая в радиус взаимодействия с другими роботами, агент располагает собственным графом S и набором графов других роботов $\{S_i\}$. Требуется определить операцию "склеивания" нескольких графов в один, по которому в дальнейшем нужно будет определить класс текущей ситуации методом поиска изоморфных подграфов и выбрать соответствующее ей поведение.

На рис. 3 анимат 1 наблюдает сцену, состоящую из двух маркеров пищи, соответственно его состояние нейтральное. Анимат 2 наблюдает вражескую особь рядом с аниматом 1 и маркером пищи. Проводя обмен графами текущего наблюдения по локальной связи и объединяя их (результат изображен на рис. 3 снизу), аниматы способны выбирать более корректное поведение.

В работе сделано существенное допущение, что система распознавания аниматов позволяет однозначно определить соответствия между объектами одинакового типа. Задача определения соответствия между объектами на разных кадрах является важной и очень сложной. Существуют некоторые подходы, решающие задачу с похожей формулировкой [25]. Когда соответствия определены, можно воспользоваться приведенным выше алгоритмом именованного объединения.

Подход коллективного распознавания можно использовать вкупе с подходом визуальной

памяти, для этого вместо графа текущего наблюдения можно передавать объединенный граф памяти анимата, а затем объединять этот граф с графами, полученными от соседей.

Алгоритм 3. Коллективное распознавание

Входные данные: M — массив сохраненных графов, N — размер визуальной памяти в тактах робота, $S_{current}$ — граф текущего наблюдения.

Вспомогательная функция $tell_neighbours(S)$ передает по локальной связи граф S , вспомогательная функция $ask_neighbours()$ возвращает массив графов, полученных по локальной связи.

Function collective_recognition($M, N, S_{current}$):

Begin

$S_{total} = S_{current}$

foreach S **in** M

$S_{total} = \text{named_union}(S_{total}, S)$

tell_neighbours(S_{total})

$\{S_{others}\} = \text{ask_neighbours}()$

foreach S **in** $\{S_{others}\}$

$S_{current} = \text{named_union}(S_{current}, S)$

$S_{total} = \text{named_union}(S_{total}, S)$

visual_animat_memory($M, N, S_{current}$)

return S_{total}

End

Предложенный алгоритм позволяет сохранять в визуальной памяти информацию, полученную от соседей, но при этом избегает "вечного" запоминания объектов, которое может возникнуть, если запоминать объединенный граф S_{total} .

Описание демонстрационной задачи

Для проверки предложенных механизмов и оценки их влияния на работу аниматов была сформулирована следующая задача. Группа аниматов, стартуя из "гнезда", перемещается по некоторой территории, на которой случайным образом располагаются статичные маркеры "пищи" и "противников" (враждебных агентов). Находясь рядом с маркером пищи, анимат в течение некоторого времени его уничтожает. После полного уничтожения маркер снова появляется в случайной точке поля. Однако, если анимат начинает собирать пищу в радиусе действия противника, то он обездвигивается и получает "урон". Получив некоторое число единиц урона (например, будучи трижды атакованным), анимат не способен дальше функционировать ("убит"). Для эмуляции заслонения объектов друг другом анимат способен видеть не более десяти ближайших

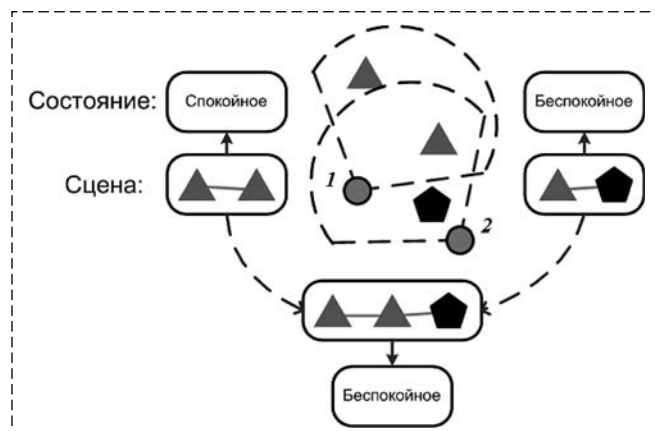


Рис. 3. Иллюстрация подхода коллективного распознавания сцен, два наблюдаемых разными аниматами графа были объединены в один

Fig. 3. An illustration of a collective scene recognition approach, two graphs observed by different animats were combined into one

Таблица 1
Table 1

Состояния анимата в тестовой задаче
States of the animat in the test problem

Состояние и цветовая кодировка	Описание и поведение анимата
Спокойное Оранжевый	Анимат случайно перемещается по территории, собирая пищу
Беспокойное Фиолетовый	Анимат двигается мимо вражеских агентов, не собирая одиночные пищевые объекты, или ждет подкрепления, если обнаружил большое скопление пищевых объектов
Агрессивное Красный	Анимат двигается к ближайшему вражескому агенту и атакует его или двигается за ближайшим дружеским агентом в агрессивном состоянии, если сам не видит вражеских агентов. Скорость движения в этом случае уменьшается
Возбужденное Голубой	Анимат движется к большому скоплению пищевых объектов, не занятых противником
Ассистирование Желтый	Анимат движется с увеличенной скоростью к возбужденному дружественному анимату
Обездвижен Серый	Анимат стоит на месте, пока к нему не подойдет дружественный анимат и не освободит
Спасение Синий	Анимат двигается к ближайшему обездвиженному дружескому анимату и освобождает его

объектов перед собой на определенном расстоянии и при заданном угле обзора. Анимат может менять свои состояния, которые могут быть распознаны другими аниматами (табл. 1).

В табл. 2 представлены сцены, которые способны распознавать аниматы, и соответствующие им состояния.

В табл. 2 сцены представлены в приоритетном порядке, т. е. анимат сначала пытается распознать сцены сверху вниз таблицы, и, как только была распознана какая-то сцена, анимат переходит в соответствующее состояние. На этом моменте распознавание прекращается.

Эксперименты

Был проведен ряд экспериментов для разных конфигураций аниматов в разработанной среде симуляции, изображенной на рис. 4.

Для каждой серии экспериментов по числу собранных маркеров пищи определяли эффек-

Таблица 2
Table 2

Сцены, распознаваемые аниматом
Scenes recognized by the animat

Описание ситуации	Состояние
Наблюдает вражеского анимата рядом с гнездом	Агрессивное
Наблюдает дружественного анимата в агрессивном состоянии рядом с противником	Агрессивное
Наблюдает группу от двух и более дружественных аниматов в агрессивном состоянии	Агрессивное
Наблюдает группу от трех и более дружественных аниматов в беспокойном состоянии	Агрессивное
Наблюдает обездвиженного дружественного анимата	Спасение
Наблюдает маркер еды рядом с вражеским агентом	Беспокойное
Наблюдает группу из двух аниматов в беспокойном состоянии	Беспокойное
Наблюдает скопление от трех и более маркеров пищи	Возбужденное
Наблюдает возбужденного дружеского анимата	Ассистирование
Остальное	Спокойное

тивность группы. Также находили устоявшуюся скорость сбора пищи группой и интегрированный показатель за весь промежуток симуляции.

Первая серия экспериментов была посвящена влиянию длины визуальной памяти на эффективность группы при отсутствии локального взаимодействия.

На графиках на рис. 5 представлены усреднения по десяти экспериментам, отмечена медиана, стандартное отклонение (для графика скорости) и первый и третий квартили (для графика интегрированного показателя). Из графиков видно, что увеличение памяти положительно сказывается на эффективности группы, так как аниматы дольше помнят о вражеских агентах и не подставляются под удар. Однако, как можно заметить, после некоторого значения эффективность падает, поскольку агенты становятся очень инерциальными и долго сохраняют беспокойное и агрессивное состояние вместо того, чтобы собирать пищу.

Вторая серия экспериментов была посвящена коллективному распознаванию и влиянию

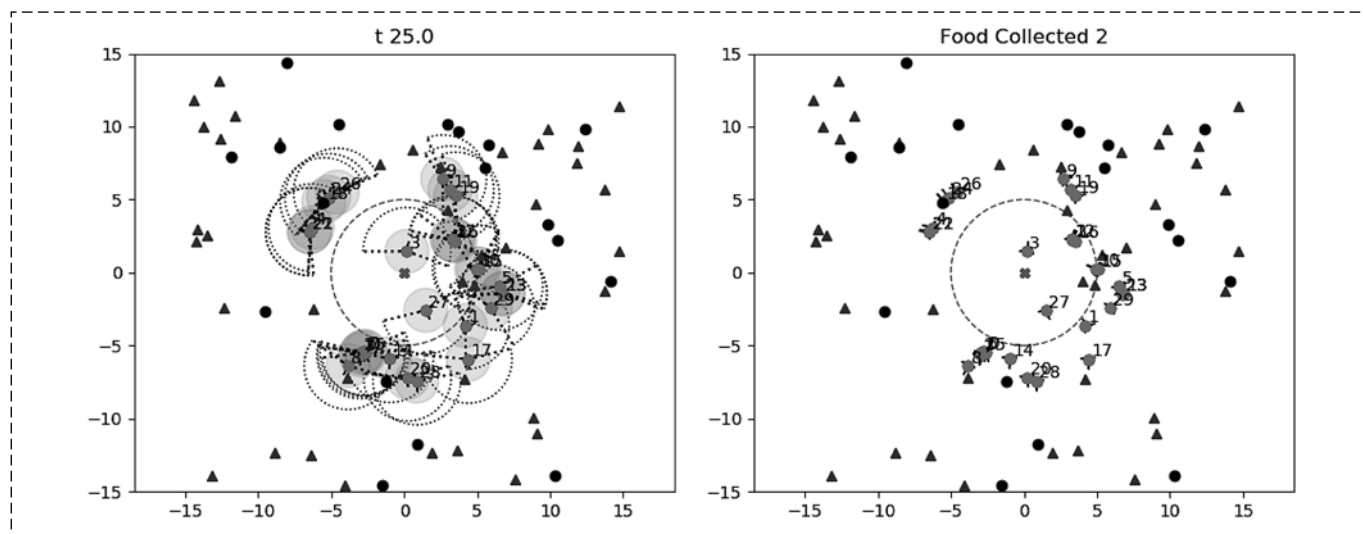


Рис. 4. Среда симуляции, в которой проводились эксперименты с предложенными алгоритмами. Подробно о среде симуляции рассказано в приложенном к работе видео

Fig. 4. The simulation environment in which experiments were carried out with the proposed algorithms. Details about the simulation environment are described in the video attached to the work

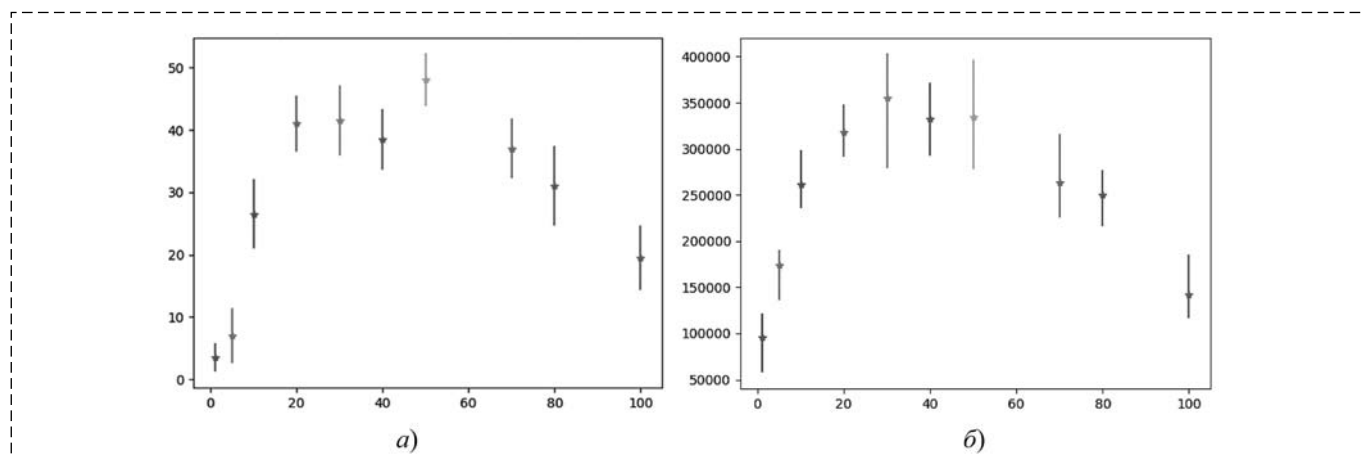


Рис. 5. Устоявшаяся скорость сбора пищи (а), интегрированный показатель собранной пищи за все время симуляции (б) в зависимости от показателя памяти аниматов в тактах

Fig. 5. Steady-state speed of information collection (a) integrated indicator of collected food for the entire simulation time (b) depending on the indicator of animat memory in ticks

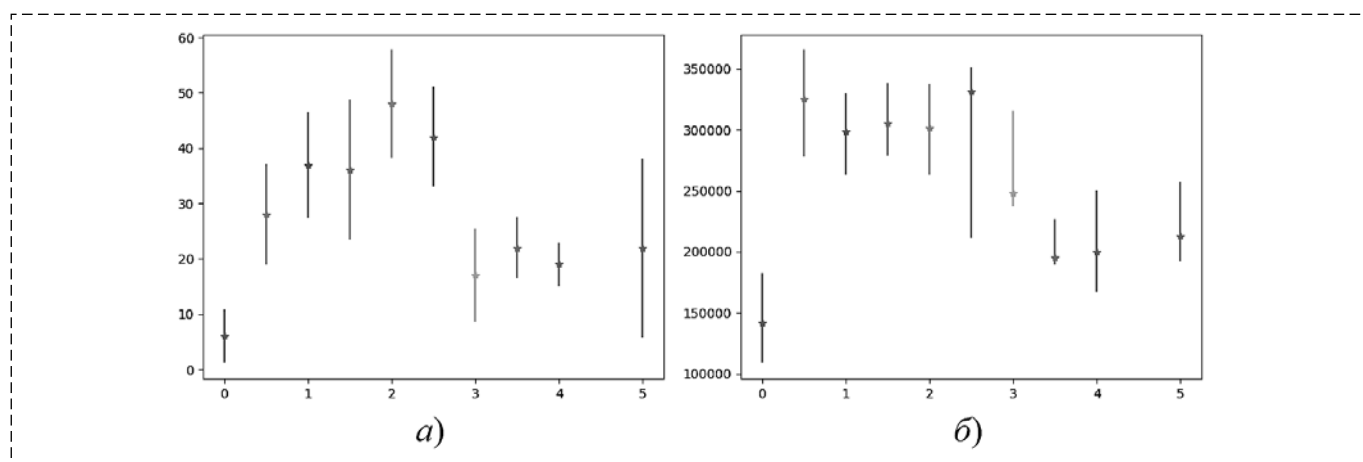


Рис. 6. Интегрированный показатель эффективности группы для значений памяти 5 (а) и 10 (б) тактов (по оси X откладывается радиус локального взаимодействия, по оси Y —интегрированный показатель пищи за весь промежуток времени)

Fig. 6. Integrated indicator of group efficiency for memory values of 5 (a) and 10 (b) ticks (the X-axis is the radius of local interaction, the Y-axis is the integrated food indicator for the entire time interval)

радиуса взаимодействия по локальной связи (расстояния, на котором аниматы способны обмениваться данными) на эффективность группы. Из графиков на рис. 6 следует, что обмен графами наблюдения по локальной связи по-разному влияет на группы аниматов с разными показателями памяти. Так, например, для группы аниматов с показателем памяти, равным пяти тактам, наблюдается увеличение эффективности, в то время как для группы аниматов с показателем памяти, равным десяти тактам, эффективность снижается.

Для аниматов с памятью, равной пяти тактам, любое добавление локального взаимодействия положительно сказывается на эффективности, также виден некоторый порог, после которого эффективность начинает падать. Для памяти, равной десяти тактам, наблюдается небольшое увеличение эффективности при малых радиусах взаимодействия, однако в дальнейшем наблюдается сильное падение эффективности. В обоих случаях падение эффективности после определенного порога ожидаемо, так как анимат начинает реагировать на события, которые слишком далеки от него, вместо того чтобы реагировать на собственное окружение.

Рис. 7 показывает, насколько увеличилась или упала эффективность группы при добавлении алгоритмов коллективного распознавания

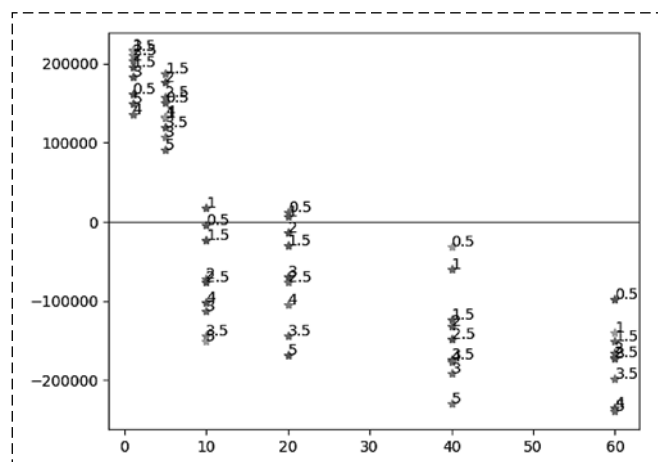


Рис. 7. Разница между эффективностью группы без алгоритмов коллективного распознавания и с их использованием. По оси X — показатель памяти анимата в тактах, по оси Y — разница интегрированных показателей собранной пищи группы с коллективным распознаванием и без, числами рядом с маркерами отмечен радиус локального взаимодействия

Fig. 7. The difference between the effectiveness of a group without collective recognition algorithms and using them. On the X-axis — the indicator of the animat's memory in bars, on the Y-axis — the difference in the integrated indicators of the collected food of the group with and without collective recognition, the numbers next to the markers indicate the radius of local interaction

с различными радиусами для разных показателей памяти. Как видно, при небольшом размере памяти анимата предложенные алгоритмы положительно влияют на эффективности группы. Для аниматов с большой собственной памятью предложенные алгоритмы, при определенных радиусах взаимодействия, работают во вред.

Демонстрационное видео с фрагментами проведенных экспериментов и их анализом доступно по ссылке <https://youtu.be/7OJiGuXm22U>.

Заключение

В работе была предложена модель группы аниматов, использующих зрительные анализаторы, а также алгоритмы коллективного распознавания сцен. Использование этих алгоритмов в группе аниматов на демонстрационной задаче показало, что наблюдается повышение эффективности группы. Однако и для размера визуальной памяти, и для радиуса локального взаимодействия существуют определенные значения, на которых достигается максимум эффективности. Зависимость эффективности добычи ресурсов и охраны территории от размера памяти и радиуса локального взаимодействия не является прямой. При одновременном использовании алгоритмов было замечено, что чем меньше прошедших тактов запоминает анимат, тем больший вклад в эффективность группы вносит использование алгоритма коллективного распознавания. Дальнейшие исследования в этой области будут посвящены разработке и исследованию алгоритма, определяющего соответствия между объектами, наблюдаемыми разными агентами, усложнению демонстрационной задачи и отработке алгоритмов на реальной группе роботов.

Список литературы

1. Sankaranarayanan A. C., Veeraraghavan A., Chellappa R. Object detection, tracking and recognition for multiple smart cameras // Proc. IEEE, 2008. Vol. 96, N. 10. P. 1606—1624.
2. Zervos M. Multi-Camera Face Detection and Recognition Applied to People Tracking // Sch. Comput. Commun. Sci. Ec. Polytech. Fédérale Lausanne. 2013. January.
3. Yamashita A. et al. Human tracking with multiple cameras based on face detection and mean shift // 2011 IEEE Int. Conf. Robot. Biomimetics, ROBIO 2011. 2011. P. 1664—1671.
4. Harguess J., Hu C., Aggarwal J. K. Fusing face recognition from multiple cameras // 2009 Work. Appl. Comput. Vision, WACV 2009. 2009.
5. An L., Kafai M., Bhanu B. Face recognition in multi-camera surveillance videos using dynamic Bayesian network // 2012 6th Int. Conf. Distrib. Smart Cameras, ICDSC 2012. 2012.

6. Карпов В. Э., Карпова И. П., Кулинич А. А. Социальные сообщества роботов. М.: УРСС, 2019. 352 p.
7. **SwarmRobot**. Официальный сайт проекта SwarmRobot [Electronic resource]. 2016. URL: <http://www.swarm-bots.org> (дата обращения: 03.03.2020).
8. Kernbach S. Handbook Of Collective Robotics // Handbook of Collective Robotics — Fundamentals and Challenges. 2013. Vol. 2, № 2000. P. 978—981.
9. Giusti A. et al. Cooperative sensing and recognition by a swarm of mobile robots // IEEE Int. Conf. Intell. Robot. Syst. 2012. P. 551—558.
10. Stegagno P., Massidda C., Bühlhoff H. H. Object Recognition in Swarm Systems: Preliminary Results // Workshop on the Centrality of Decentralization in Multi-Robot Systems: Holy Grail or False Idol? (IEEE ICRA 2014). 2014. P. 1—3.
11. Maghami M., Koval M. C., Georgiopoulos M., Rubinoff A. E. A Social Network Analysis for Automatic Target Recognition in Swarm Robotics // *International Conference on Robotics and Automation 2010 (ICRA 2010)*. 2010.
12. Московский А. Д., Бургов Е. В., Овсянникова Е. Е. Зрительный анализатор анимата как основа семантики сенсорной системы робота // Мехатроника, автоматизация, управление. 2018. Vol. 5, N. 19. P. 336—345.
13. Meyer J. A., Wilson S. Simulation of Adaptive Behavior: from Animals to Animats. Cambridge, MA: MIT Press, 1991.
14. Захаров А. А. Муравьи лесных сообществ, их жизнь и роль в лесу. М.: Товарищество научных изданий КМК, 2015. 404 p.
15. Forel A. The social world of ants. Bradford, 1928.
16. Topoff H. An ant nest that facilitates removing at all stages at development // Ann. Entomol. Soc. Amer. 1975. Vol. 68, N. 1. P. 182—183.
17. Резникова Ж. И. Межвидовые взаимоотношения у муравьев. Новосибирск: Наука, 1983. 208 p.
18. Бургов Е. В. Многовидовая ассоциация муравьинок: переход из неполной в полную ассоциацию // Зоологический журнал. 2015. Vol. 94, № 10. P. 1200—1210.
19. Cammaerts M.-C. Colour vision in the ant *Myrmica sabuleti* MEINERT, 1861 (Hymenoptera: Formicidae) // Myrmecological News. Österreichische Gesellschaft für Entomofaunistik, 2007. Vol. 10. P. 41—50.
20. Cammaerts M.-C. et al. Use of olfactory and visual cues for orientation by the ant *Myrmica ruginodis* (Hymenoptera: Formicidae) // Myrmecological News. Österreichische Gesellschaft für Entomofaunistik, 2012. Vol. 16. P. 45—55.
21. Hölldobler B. Multimodal signals in ant communication // J. Comp. Physiol. A. 1999. Vol. 184. P. 129—141.
22. Федосеева Е. Б. Технологический подход к описанию групповой фуражировки муравьев *Myrmica rubra* // Зоол. журн. 2015. Vol. 94, N. 10. P. 1163—1178.
23. Длусский Г. М. Муравьи рода *Формика*. М.: Наука, 1967. 233 p.
24. Московский А. Д. Графы как инструмент для решения задачи распознавания сцен // Четвертый Всероссийский научно-практический семинар "Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта" (БТС-ИИ-2017, 5—6 октября 2017 г., г. Казань, Республика Татарстан, Россия) тр. семинара. 2017. P. 56—64.
25. Карпов В. Э. Об одном механизме реконструкции сцен // VI-ая Международная научно-практическая конференция "Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте", Сб. науч. трудов. В 2-т., Т.1, М. Физматлит. 2011. P. 407—415.

An Approach to Scene Recognition Based on the Local Interaction of a Group of Robots

A. D. Moskovsky, moscowskyad@gmail.com, **E. V. Burgov**, burgov.ev@yandex.ru,
E. E. Ovsyannikova, eeovsyannikova@gmail.com,
 National Research Center "Kurchatov Institute", Moscow, 123182, Russian Federation

Corresponding author: Moskovsky A. D., Engineer-Researcher, National Research Center "Kurchatov Institute", Moscow, 123182, Russian Federation, e-mail: moscowskyad@gmail.com

Accepted on September 09, 2020

Abstract

The paper considers a group of animates (bio-inspired abstract models or technical devices) that use the visual analyzer described by the authors earlier. The visual analyzer recognizes the scene observed by the animat, determines the class of the situation and selects the corresponding behavior. The analyzer is based on the "language of poses", borrowed from some species of ants, which allows them to visually inform other individuals of their condition. The first proposed algorithm describes a visual memory mechanism that allows an animat to remember seen objects for some time and select its behavior in a more stable way compared to a basic visual analyzer. The second algorithm describes a group recognition approach. Robots are able to exchange information about the scene they are observing presented in the form of a graph using local communication. The robot, receiving such information from its neighbors, is able to expand its picture of the world and more correctly choose its behavior based on the recognized situation than if it only had its own data. A demonstration task was set to test the efficiency, approximately simulating a colony of ants that gather food in a certain area. Colony, nest, food, and enemy individuals are modeled in the developed simulation environment. Group efficiency was defined as the amount of food collected over the allotted time period. Animates using the visual memory algorithm showed an increase in efficiency for all the studied memory parameters. Moreover, the dependence is not monotonic, and there is a certain value at which maximum efficiency is achieved. The use of the group recognition algorithm also showed an increase in efficiency compared to the basic visual analyzer. The experiments were carried out for different distances of local interaction. As with memory, there is a value of interaction distance at which the maximum efficiency is achieved. The combination of both algorithms also has interesting results. The experiments showed that the smaller the memory of the robot, the greater the increase in efficiency from using the collective recognition algorithm.

Keywords: collective recognition, a group of robots, animat, visual analyzer, scene analysis, local communication

Acknowledgements: This work was supported, in part, by the Russian Foundation for Basic Research, grant of-m 16-29-04412 (which funded sections overview of existing solutions, problem statement, visual animat memory, collective recognition, experiments), and by the Russian Foundation for Basic Research, grant of-m 17-29-07083 (which funded sections simulated objects and mechanisms, description of the demonstration task).

For citation:

Moskovsky A. D., Burgov E. V., Ovsyannikova E. E. An approach to scene recognition based on the local interaction of a group of robots, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2021, vol. 22, no. 2, pp. 94–103.

DOI: 10.17587/mau.22.94-103

References

1. Sankaranarayanan A. C., Veeraraghavan A., Chellappa R. Object detection, tracking and recognition for multiple smart cameras, *Proc. IEEE*, 2008, vol. 96, no. 10, pp. 1606–1624.
2. Zervos M. Multi-Camera Face Detection and Recognition Applied to People Tracking, *Sch. Comput. Commun. Sci. Ec. Polytech. Fédérale Lausanne*, 2013, January.
3. Yamashita A. et al. Human tracking with multiple cameras based on face detection and mean shift, *2011 IEEE Int. Conf. Robot. Biomimetics, ROBIO 2011*, 2011, pp. 1664–1671.
4. Harguess J., Hu C., Aggarwal J. K. Fusing face recognition from multiple cameras, *2009 Work. Appl. Comput. Vision, WACV 2009*, 2009.
5. An L., Kafai M., Bhanu B. Face recognition in multi-camera surveillance videos using dynamic Bayesian network, *2012 6th Int. Conf. Distrib. Smart Cameras, ICDSC 2012*, 2012.
6. Karpov V. E., Karpova I. P., Kulinich A. A. Social community robots, Moscow, URSS, 2019, 352 p.
7. **SwarmRobot**. The official website of the project Swarm-Robot, 2016, available at: <http://www.swarm-bots.org> (accessed: 03.03.2020).
8. Kernbach S. Handbook Of Collective Robotics, *Handbook of Collective Robotics — Fundamentals and Challenges*, 2013, vol. 2, no. 2000, pp. 978–981.
9. Giusti A. et al. Cooperative sensing and recognition by a swarm of mobile robots, *IEEE Int. Conf. Intell. Robot. Syst.*, 2012, pp. 551–558.
10. Stegagno P., Massidda C., Bühlhoff H. H. Object Recognition in Swarm Systems: Preliminary Results, *Workshop on the Centrality of Decentralization in Multi-Robot Systems: Holy Grail or False Idol? (IEEE ICRA 2014)*, 2014, pp. 1–3.
11. Maghami M., Koval M. C., Georgiopoulos M., Rubi-noff A. E. A Social Network Analysis for Automatic Target Recognition in Swarm Robotics, *International Conference on Robotics and Automation 2010 (ICRA 2010)*, 2010.
12. Moskovsky A. D., Burgov E. V., Ovsyannikova E. E. Visual analyzer of the animat as a semantic basis of robot sensoric system, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2018, vol. 19, no. 5, pp. 336–345 (in Russian).
13. Meyer J. A., Wilson S. Simulation of Adaptive Behavior: from Animals to Animats, Cambridge, MA, MIT Press, 1991.
14. Zaharov A. A. Ants of forest communities, their life and role in the forest, Moscow, Tovarishestvo nauchnyh izdanij KMK, 2015, 404 p. (in Russian).
15. Forel A. The social world of ants, Bradford, 1928.
16. Topoff H. An ant nest hat facilitates removing at all stages at development, *Ann. Entomol. Soc. Amer.*, 1975, vol. 68, no. 1, pp. 182–183.
17. Reznikiva J. I. Interspecific relationships in ants, Novosibirsk, Nauka, 1983, 208 p. (in Russian).
18. Burgov E. V. Multi-species association of anthills: transition from incomplete to full association, *Zoologicheskij zhurnal*, 2015, vol. 94, no. 10, pp. 1200–1210 (in Russian).
19. Cammaerts M.-C. Colour vision in the ant *Myrmica sabuleti* MEINERT, 1861 (Hymenoptera: Formicidae), *Myrmecological News. Österreichische Gesellschaft für Entomofaunistik*, 2007, vol. 10, pp. 41–50.
20. Cammaerts M.-C. et al. Use of olfactory and visual cues for orientation by the ant *Myrmica ruginodis* (Hymenoptera: Formicidae), *Myrmecological News. Österreichische Gesellschaft für Entomofaunistik*, 2012, vol. 16, pp. 45–55.
21. Hölldobler B. Multimodal signals in ant communication, *J. Comp. Physiol. A.*, 1999, vol. 184, pp. 129–141.
22. Fedoseeva E. B. A technological approach to the description of group foraging of ants *Myrmica rubra*, *Zool. Journal*, 2015, vol. 94, no. 10, pp. 1163–1178 (in Russian).
23. Dlusskij G. M. Formica ants, Moscow, Nauka, 1967, 233 p. (in Russian).
24. Moskovsky A. D. Graphs as a tool for solving the problem of scene recognition, *Fourth All-Russian Scientific and Practical Seminar "Unmanned vehicles with elements of artificial intelligence" (UBS-AI-2017), workshop proceedings*, 2017, pp. 56–64 (in Russian).
25. Karpov V. E. About one scene reconstruction mechanism, *VI-th International Scientific and Practical Conference "Integrated Models and Soft Computing in Artificial Intelligence", collection of scientific papers*, vol. 1, Moscow, Fizmatlit, 2011, pp. 407–415 (in Russian).