

Технологии информационного общества

ОЦЕНКА ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ НАГРУЗКИ РАЗЛИЧНЫХ ВАРИАНТОВ ГРУППОВОГО УПРАВЛЕНИЯ РОБОТАМИ НА ОСНОВЕ МУЛЬТИАГЕНТНЫХ НЕЙРОКОГНИТИВНЫХ АРХИТЕКТУР

Статья рекомендована к публикации членом редакционного совета А.Н. Райковым 17.07.2023.

Бжихатлов Кантемир Чамалович

*Кандидат физико-математических наук
Кабардино-Балкарский научный центр РАН, лаборатория «Нейрокогнитивные автономные интеллектуальные системы», заведующий лабораторией
Нальчик, Российская Федерация
haosit13@mail.ru*

Пшенокова Инна Ауесовна

*Кандидат физико-математических наук
Кабардино-Балкарский научный центр РАН, Институт информатики и проблем регионального управления, лаборатория «Интеллектуальные среды обитания», заведующая лабораторией
Нальчик, Российская Федерация
pshenokova_inna@mail.ru*

Абазоков Мухамед Адмирович

*Кабардино-Балкарский научный центр РАН, лаборатория «Нейрокогнитивные автономные интеллектуальные системы», младший научный сотрудник
Нальчик, Российская Федерация
abazokov1997@mail.ru*

Аннотация

В статье проведена оценка вычислительной нагрузки различных подходов к управлению группой роботов, реализованных на основе применения мультиагентных нейрокогнитивных архитектур. В качестве подходов к управлению группой роботов рассматривалась централизованная система вычислений и две архитектуры организации распределенной вычислительной сети. Представлены структуры и алгоритмы работы описанных подходов. Кроме того, в работе была проведена оценка нагрузки на систему связи и вычислительные устройства для описанных подходов к групповому управлению. Результаты расчетов показали, что наиболее применимым может стать подход, предполагающий передачу сообщений между роботами.

Ключевые слова

групповое управление; вычислительная нагрузка; автономный робот; робот-ритейлер; мультиагентные архитектуры; когнитивный подход

Введение

На современном этапе все чаще возникает необходимость выполнения комплексных задач за счет применения коллаборативных роботов. Коллаборативные роботы в гетерогенных группах могут быть задействованы в выполнении физических [1], когнитивных [2] и опасных [3] операций. В отличие от типичных промышленных роботов, которые часто ограничены клетками безопасности и могут работать только над заранее запрограммированными задачами, коллаборативные роботизированные системы предназначены для безопасной работы в непосредственной близости

© Бжихатлов К.Ч., Пшенокова И.А., Абазоков М.А., 2024

Производство и хостинг журнала «Информационное общество» осуществляется Институтом развития информационного общества.

Данная статья распространяется на условиях международной лицензии Creative Commons «Атрибуция — Некоммерческое использование — На тех же условиях» Всемирная 4.0 (Creative Commons Attribution – NonCommercial - ShareAlike 4.0 International; CC BY-NC-SA 4.0). См. <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/legalcode.ru>

https://doi.org/10.52605/16059921_2024_02_134

от людей-операторов. Это обеспечивает более гибкую, безопасную и адаптируемую среду. Розничная торговля является одним из секторов, которые получают наибольшую выгоду от использования интеллектуальных роботов в дополнение к человеческим работникам.

Одной из основных проблем при разработке эффективных кооперативных методов управления для коллаборативных систем является распределение задач. Каждому роботу должны быть назначены задачи, соответствующие его возможностям и способствующие достижению общей цели системы. Причем, алгоритм управления гетерогенной группой коллаборативных роботов должен учитывать состояние всех программных агентов, поведение внешних агентов (людей) и динамически изменяемые условия окружающей среды. Вследствие неизвестных условий окружающей среды [4, 5], ошибок в планировании [6], сбоев роботов [7] производительность группы роботов в условиях реальной среды может значительно отличаться от плановой производительности [8, 9]. В работе [10] представлены методы и модели управления группами роботов, в основе которых лежит итерационная процедура оптимизации коллективных действий, которые ориентированы на выполнение их самими роботами. Таким образом, коллективное управление группой роботов превращается в процесс самоорганизации для достижения поставленной перед нею цели.

Стратегии централизованного управления, которые обычно используются для управления группой роботов, требуют связи между центральным контроллером и отдельными роботами, что приводит к проблеме безопасности подключения [11-13]. Потому, активно разрабатываются и применяются децентрализованные системы управления, в которых каждый агент коллаборативной системы обрабатывает свою информацию локально. В [14] приводятся результаты сравнения этих подходов на примере системы из трех роботизированных подводных роботов, которым поручено транспортировать оборудование. Тестирование показало, что централизованная система требует меньше времени для исправления ошибок в исполнительных механизмах при обновлении направления и скорости, однако децентрализованная система показала свое преимущество в случае отказа системы одного роботизированного агента, а также при передаче данных между агентами. Однако обмен информацией между роботами должен быть постоянным как в централизованной, так и в децентрализованной моделях. Отказоустойчивость в децентрализованных распределенных системах управления используется в различных областях для исследования и сбора информации с помощью датчиков [15-18]. В [19] показано, что система управления гетерогенной группой зависит от постоянной связи с определенной сетевой топологией. Проблема зависимости от конкретной сетевой топологии была исследована в работе [20]. Авторами рассматривалась группа, состоящая из наземных роботов и беспилотных летательных аппаратов. В [21] представлена структура связи между несколькими агентами, которая устраняет необходимость наличия постоянной связи между роботизированными агентами.

Целью настоящего исследования является оценка вычислительной нагрузки различных подходов к управлению группой роботов, реализованных на основе применения мультиагентных нейрокогнитивных архитектур.

1 Программная модель системы принятия решений автономного робота

В данной работе в качестве примера мультиагентной коллаборативной робототехнической системы рассматривались автономные мобильные роботы для выкладки товаров в крупных магазинах. Данный робот представляет собой четырехколесную транспортную платформу с антропометрическими манипуляторами, установленными на ней. Схема робота показана на рисунке 1, символами обозначены: m – моторы, e – эффекторы, d – датчики. Робот разработан и изготовлен в рамках исследований, проводимых в КБНЦ РАН [22].

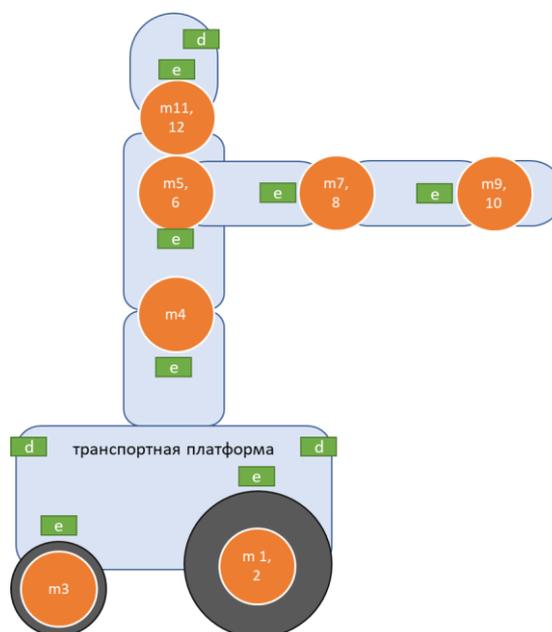


Рис. 1. Схема автономного мобильного робота для выкладки товаров в крупных магазинах

Нижняя часть робота используется для перемещения робота в закрытых помещениях. На ней установлены два приведенных и два рулевых колеса с одним манипулятором для контроля угла поворота (моторы m1, 2 и 3). То есть для обеспечения перемещения используется всего три двигателя. На каждом из двигателей установлен энкодер. Кроме того, для ориентирования в пространстве используется набор массив из 36 ультразвуковых датчиков расстояния. Верхняя часть робота представляет собой антропоморфную платформу с двумя манипуляторами, соответствующими рукам человека. Все узлы приведены и имеют встроенные энкодеры для контроля скорости и угла поворота. Кроме того, робот оснащен двумя камерами, микрофоном, лидаром, инерционным датчиком, приемником GPS сигнала и планшетом для ввода и вывода информации для пользователя. Внешний вид робота показан на рисунке 2. Стоит отметить наличие антропоморфного манипулятора (на рисунке 2 у робота установлена только левая «рука», правая находится в процессе доработки). Подобный манипулятор позволит обеспечить выполнение широкого спектра задач и возможность работы с инструментами, изначально предназначенными для человека. В частности, данная модель может обеспечить мониторинг выкладки на полках, выкладку товаров, сбор заказов и транспортировку продуктовых корзин. При этом, в рамках данного исследования рассматривалась только транспортная подсистема робота (нижняя часть с тремя эффекторами и 39 сенсорами). Такое количество датчиков расстояния обусловлено необходимостью построения карты местности с учетом большого количества подвижных агентов (другие роботы, покупатели и сотрудники магазина).

Для управления представленными роботами планируется использовать мультиагентный нейрокогнитивный подход, основы которого описаны в [23–25]. Коллективное поведение роботов, направленное на выполнение задач функционального назначения, строится на основе методов интеллектуального принятия решений и управления на основе мультиагентной самоорганизации. В качестве основной метафоры проектирования системы управления автономного робота рассматривается интеллектуальный агент, погруженный в реальную среду. Целенаправленность достигается за счет применения так называемых рациональных агентов, поведение которых строится на основе проактивного синтеза планов действия и выполнения наилучшего из них. Критерий оптимальности плана поведения связывается с целевой функцией максимизации энергии, которая рассматривается как мера активности агента. В основе согласованности поведения агентов лежит единая модель семантики, которая основывается на общем для всех агентов стремлении максимизировать энергию, которую данный агент, или коллектив извлекают из среды в результате выполнения действий, предписанных субоптимальным планом такого поведения. Таким образом, синтез целенаправленного поведения агента сводится к решению задачи поиска пути в дереве решений, субоптимального по целевому критерию энергии. Такое дерево агент строит в каждом из своих состояний, его высота и арность зависят от мощности базы знаний агента, содержащей описания этих состояний, причин их возникновения и следствий, к которым они могут

привести. Причинно-следственные зависимости представляются в знаниях агента на основе продукционных правил [26].

Процесс интеллектуального рассуждения при принятии решений агентом строится на основе работы управляющей когнитивной архитектуры, которая, в свою очередь, тоже состоит из целенаправленных агентов. Свойство рекурсии, которое может проявляться еще на нескольких уровнях вложенности агентов друг в друга, заключается в том, что характер процессов от уровня к уровню не меняется, сохраняя свое основное содержание поиска субоптимальных планов действий и их использования для синтеза целенаправленного поведения всего агента (интеллектуальной системой управления роботом) в целом. Наличие когнитивной архитектуры, состоящей из взаимодействующих целенаправленных агентов, позволяет создать распределенную систему взаимосвязанных функциональных центров обработки информации, согласованно работающих при синтезе интеллектуальных решений и управления поведением агентов. Модель интеллектуального рассуждения предполагает последовательно-параллельные итеративные процессы декомпозиции задач назначения и синтеза управляющих решений.

Кооперативные отношения агентов в составе мультиагентной когнитивной архитектуры строятся на основе моделей взаимовыгодных контрактных отношений, основное содержание которых составляют процедуры и протокола обмена знаниями и энергией [27]. В такой системе знания, содержащиеся в базе знаний одного из агентов, и необходимые другому агенту, для построения дерева решения, оценки оптимального путей в нем и выбора субоптимального пути, становятся товаром, за которые последний агент готов «заплатить» часть имеющейся у него энергии. Принимая такое решение, агент исходит из ожидаемой полезности, рассчитанной до горизонта планирования, исходя из возможностей снятия неопределенностей за счет приобретаемого знания. Таким образом, агенты в составе управляющей когнитивной архитектуры рассматривают друг друга как партнеров, конкурирующих между собой за право принимать участие в коллективном решении задач и получать за это вознаграждение.

Подобные агенты, условно соответствуют зонам головного мозга, выполняющим специализированную обработку информации, с целью обеспечения процессов принятия решений и синтеза поведения интеллектуального агента, общее управление которым и осуществляет эта нейрокогнитивная архитектура [28].

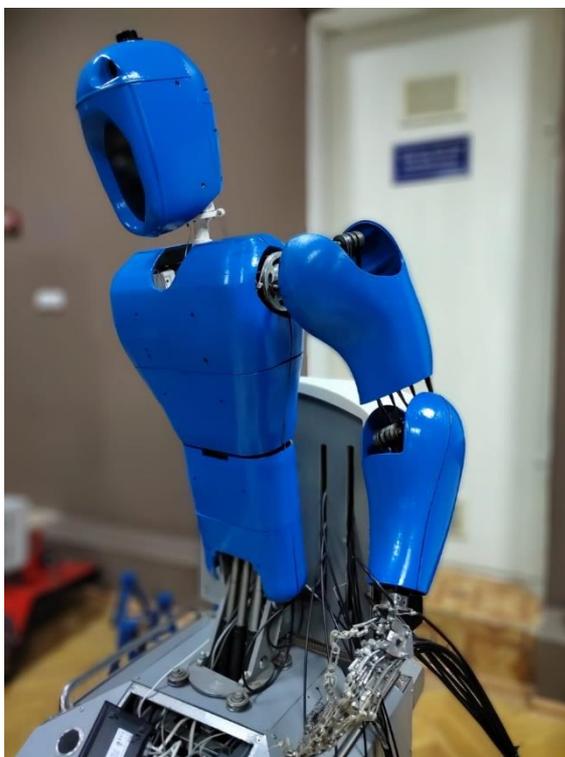


Рис. 2. Внешний вид автономного мобильного робота для выкладки товаров в крупных магазинах

Зачастую, для выполнения сложной задачи (например, для отслеживания и расстановки товаров и подготовки заказов в крупных торговых центрах) необходимо реализовать управление группой подобных роботов с обеспечением взаимодействия между роботами и людьми. При этом могут использоваться различные подходы к организации группового управления роботами, различающиеся не только эффективностью, но и требованиями к вычислительным ресурсам и пропускной способности сети.

2 Алгоритм коллективного управления автономными роботами

Рассмотрим основные подходы к реализации групповой системы управления. Данные подходы широко распространены в системах управления группой мобильных роботов (подобные решения описаны в [29, 30]). В данной работе рассмотрены вариант централизованного и распределенного управления роботами. При этом в разрабатываемых архитектурах и алгоритмах работы учитывались особенности работы применяемой системы управления на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур. В частности, наличие агентов-сенсоров и агентов-эффекторов, отвечающих за репрезентацию реальных датчиков и эффекторов робота и обработку данных с них обуславливает наличие соответствующих потоков данных. Управление группой роботов можно реализовать за счет централизованной системы принятия решений, которая отвечает за сбор данных и распределение команд для каждого робота в группе. В этом случае управление выносится на отдельный производительный вычислитель (сервер), который может располагаться отдельно или на одном из роботов группы. При этом, централизованная система принятия решений наиболее проста для реализации. Структура системы показана на рисунке 3. Для удобства на рисунке показана система, состоящая всего из двух роботов ($r1$ и $r2$), имеющих по два сенсора (треугольники, направленные вниз) и по два эффектора (треугольники, направленные вверх). Стрелками показаны потоки данных от роботов к виртуальным сенсорам и эффекторам интеллектуального агента, отвечающего за управление роботами (IA).

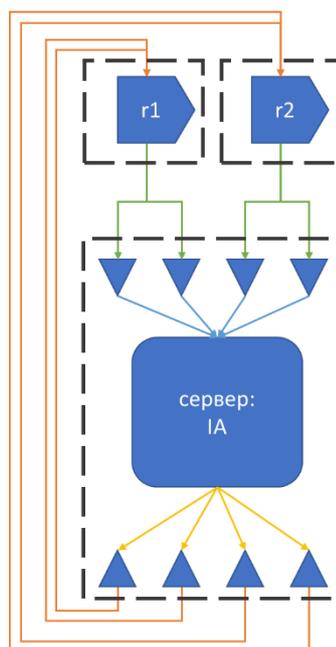


Рис. 3. Структура централизованной системы принятия решений для группы роботов

В этом случае каждый отдельный робот отправляет на сервер информацию со всех своих сенсоров. Сервер занимается обработкой данных сигналов, принятием решений и отправкой команд на эффекторы всех роботов. Учитывая наличие данных с каждого сенсора и управление каждым роботом, данный подход позволит достаточно просто построить карту местности и наиболее эффективно распределить миссии между роботами. Общий алгоритм поведения системы управления приведен на рисунке 4. Алгоритм представляет собой цикл, в рамках которого происходит сбор данных от сенсоров каждого робота, расчет траекторий всех роботов в группе с учетом команд пользователей и условий внешней среды и рассылка команд эффекторам. Весь

алгоритм реализуется в системе принятия решений на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур.



Рис. 4. Алгоритм работы централизованной системы принятия решений для группы роботов

При этом рассмотренный подход имеет ряд недостатков, в частности высокие требования к надежности основного вычислителя и системы беспроводной связи для роботов. А также сложности при масштабировании и изменении структуры группы роботов.

Если каждый робот обеспечен достаточно производительным бортовым вычислителем (БЭВМ), то систему принятия решений для конкретного робота можно расположить уже непосредственно на нем, что снизит требования к скорости и надежности беспроводной сети, а также позволит продолжить работу группы роботов, при потере одного из ее участников. Конкретные требования к вычислительным ресурсам определяются сложностью сенсорной и эффекторной системы робота и архитектуры системы принятия решений. При этом, для обеспечения совместной работы необходима передача информации между участниками группы роботов. Для этого предполагается в мультиагентных нейрокогнитивных архитектурах принятия решений каждого робота создать набор агентов-сенсоров, соответствующий всем сенсорам всех роботов группы. При этом количество агентов-эффекторов соответствует количеству эффекторов на конкретном роботе. В такой реализации сенсоры каждого из роботов группы становятся общими источниками информации для всех ее участников, что позволит каждой из систем принятия решений строить наиболее адекватные модели окружающей среды. Структура реализации подобного подхода показана на рисунке 5. Как видно из рисунка, между роботами передается только набор данных от сенсоров.

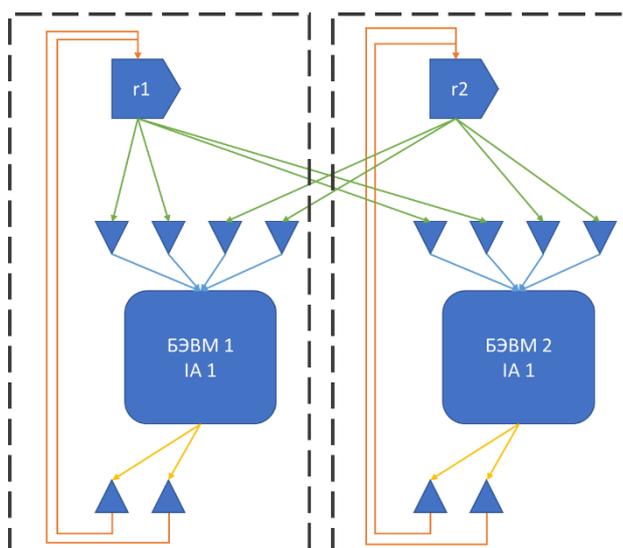


Рис. 5. Структура системы принятия решений для группы роботов с общей сенсорной сетью

При этом стоит отметить, что алгоритм управления должен включать механизм распределения миссий между роботами, например, за счет выбора каждым роботом наиболее подходящей миссии и сообщении другим (с приоритетом по порядку). Алгоритм работы каждой

из систем управления при таком подходе показан на рисунке 6. В данном алгоритме система принятия решений собирает данные как с управляемого робота, так и с других участников группы, но при этом занимается расчетом траектории и управляющих сигналов только для конкретного робота.



Рис. 6. Алгоритм работы системы принятия решений для группы роботов с общей сенсорной сетью

Кроме описанных выше вариантов управления роботами возможна реализация группового поведения за счет обмена сообщениями между роботами. То есть, вместо использования большого количества каналов для передачи данных с каждого сенсора автономного робота интеллектуальная система принятия решений обрабатывает свои входные данные (сенсорные потоки конкретного робота), принимает решения и передает остальным роботам только важную информацию в виде сообщений. Такой подход предполагает распределение вычислений между отдельными роботами и снижение нагрузки на беспроводные сети связи. На рисунке 7 показана структура взаимодействия роботов для описанного случая. К каждой системе управления, в отличие от предыдущей реализации, добавлен один сенсор и эффектор отвечающие за прием и передачу информации между остальными участниками группы.

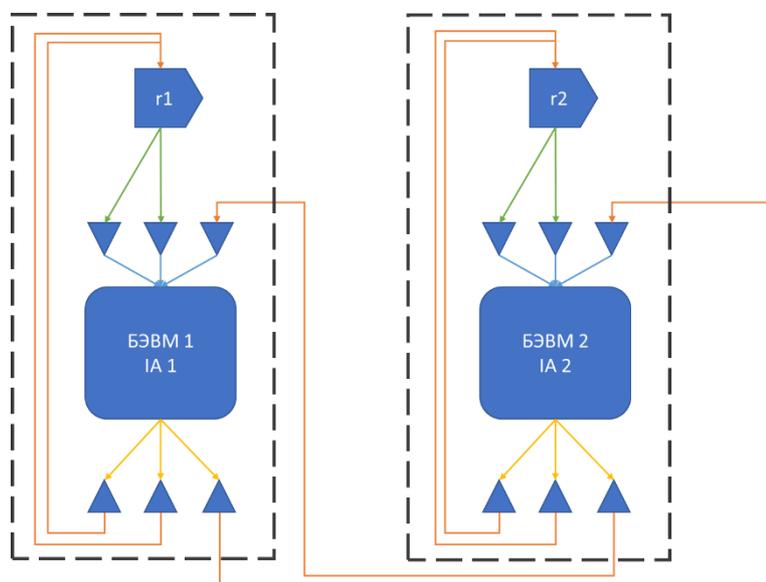


Рис. 7. Структура системы принятия решений для группы роботов, предполагающей передачу сообщений между роботами

При этом каждый отдельный робот обладает данными только со своей сенсорной подсистемы и принимает решения на основе этих данных и сообщений от других роботов. Алгоритм поведения робота для данного подхода показан на рисунке 8. Как видно из рисунка, в алгоритме вместо сбора данных с сенсоров остальных роботов добавились пункты сбора и отправки сообщений. Такие сообщения представляют собой упрощенную модель внешнего окружения с информацией о

планируемом поведении данного робота. Этой информации достаточно для обеспечения безопасного выполнения миссий всеми участниками группы роботов.



Рис. 8. Алгоритм работы системы принятия решений для группы роботов, предполагающей передачу сообщений между роботами.

3 Оценка вычислительной нагрузки при управлении группой роботов

Рассмотренные подходы к организации системы управления группой роботов заметно различаются по требованиям к вычислительным возможностям сервера или бортовой ЭВМ, а также к пропускной способности беспроводных систем связи. Для оценки применимости какого-либо и подходов рассмотрено влияние архитектуры системы на вычислительную нагрузку (N) и нагрузку на сеть (I) группы роботов. При этом предполагается, что нагрузка на систему принятия решений прямо пропорциональна количеству входящих и исходящих потоков данных (то есть, количеству данных с сенсоров и команд эффекторам). Для централизованной системы принятия решений (рисунок 3) вычислительная нагрузка N_i на i -го робота отсутствует, при этом общая нагрузка на сервер N^* равна количеству сенсоров и эффекторов всех роботов в группе.

$$N_i = 0 \quad (1)$$

$$N^* = \sum_{i=0}^R (S_i + E_i) \quad (2)$$

где S_i и E_i – количество сенсоров и эффекторов на i -ом роботе, R – общее количество роботов в группе.

При этом нагрузка на сеть одного робота равна сумме его сенсоров и эффекторов

$$I_i = S_i + E_i \quad (3)$$

а общая нагрузка на сеть

$$I^* = \sum_{i=0}^R S_i + \sum_{i=0}^R E_i \quad (4)$$

Для случая с общей сенсорной сетью (рисунок 5) нагрузка на вычислители пропорциональна сумме сенсоров всех роботов и эффекторов данного робота

$$N_i = \sum_{j=0}^R S_j + E_i \quad (5)$$

$$N^* = \sum_{i=0}^R N_i = \sum_{i=0}^R (\sum_{j=0}^R S_j + E_i) \quad (6)$$

Но за счет расположения системы принятия решений на роботе – количество передаваемой информации для одного робота пропорционально количеству его сенсоров и количеству других роботов в группе

$$I_i = (R - 1) \cdot S_i \quad (7)$$

$$I^* = \sum_{i=0}^R ((R - 1) \cdot S_i) \quad (8)$$

Для архитектуры, предполагающей передачу сообщений между роботами (рисунок 7), нагрузка еще ниже, так как кроме сенсоров и эффекторов конкретного робота к его системе

подключены всего два дополнительных канала (входящие и исходящие сообщения) на каждого робота в группе.

$$N_i = S_i + E_i + (R - 1) \cdot 2 \quad (9)$$

$$N^* = \sum_{i=0}^R N_i = \sum_{i=0}^R (S_i + E_i + (R - 1) \cdot 2) \quad (10)$$

$$I_i = (R - 1) \cdot 2 \quad (11)$$

$$I^* = R \cdot (R - 1) \cdot 2 \quad (12)$$

Результаты расчетов зависимости N_i , N^* , I_i и I^* от количества роботов приведены на рисунках 9, 10, 11 и 12, соответственно. Расчет проводился для группы роботов ритейлеров ($S = 39$, $E = 3$). Линией 1 (черной) обозначены результаты для централизованной системы принятия решений, линией 2 (красной) – для системы с общей сенсорной сетью и линией 3 (синей) – для системы, предполагающей передачу сообщений между роботами. Нагрузка оценивалась в относительных единицах.

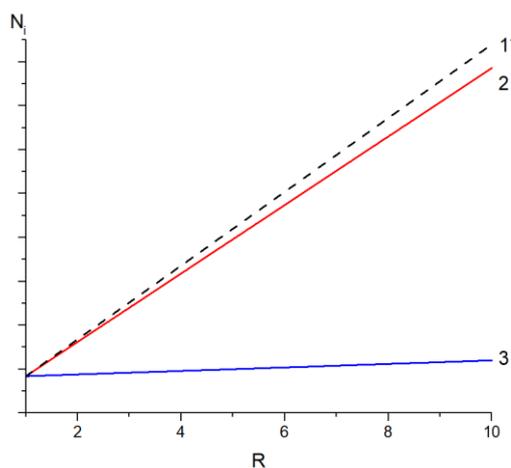


Рис. 9. Зависимость вычислительной нагрузки на одного робота от количества роботов в группе

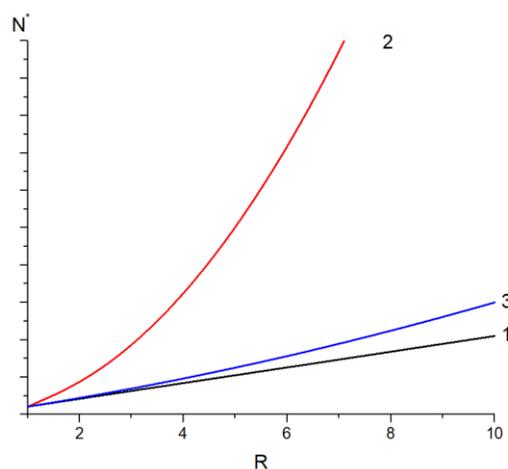


Рис. 10. Зависимость общей вычислительной нагрузки от количества роботов в группе

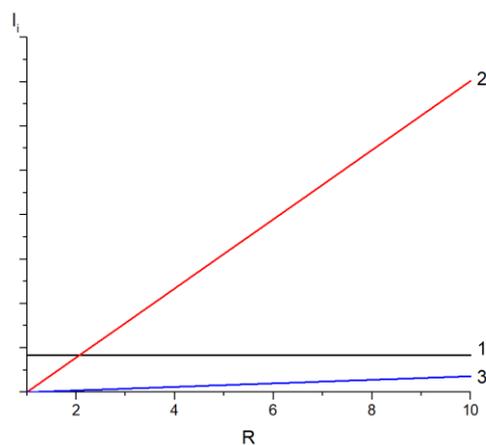


Рис. 11. Зависимость нагрузки на систему связи на одного робота от количества роботов в группе

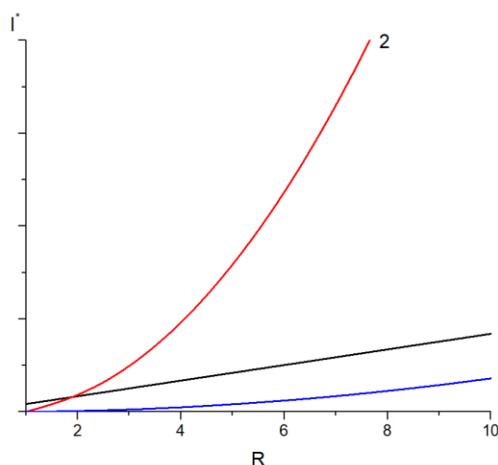


Рис. 12. Зависимость общей нагрузки на систему связи от количества роботов в группе

Как видно из графиков, наиболее требовательный подход – это система с общей сенсорной сетью (за исключением случая $R = 1$). При этом стоит отметить, что на рисунке 1 не показано значение N_i для централизованной системы (поскольку $N_i = 0$), а приведены результаты для расчета нагрузки сервера (обозначены штриховкой и символом 1*), которая больше нагрузки на отдельных роботов.

Заключение

В статье описаны различные подходы к организации группового управления автономными работами за счет применения мультиагентных нейрокогнитивных архитектур. Оценка нагрузки показала, что наиболее применимым может стать подход, предполагающий передачу сообщений между роботами (линия 3 на графиках). Для рассмотренного примера группы роботов для ритейла – данный подход экономичнее как с точки зрения нагрузки на систему связи, так и с точки зрения вычислительной нагрузки на одного робота. При этом стоит отметить, что рассмотренная модель заметно упрощает расчет вычислительной нагрузки на робота. В дальнейшем планируется провести ряд экспериментов для измерения реальных показателей вычислительной нагрузки для данного режима управления группой роботов.

Литература

1. Brosque, C., Galbally, E., Khatib, O., & Fischer, M. Human-robot collaboration in construction: Opportunities and challenges // In 2020 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA). 2020. p. 1-8. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/HORA49412.2020.9152888>

2. Krupke, D., Steinicke, F., Lubos, P., Jonetzko, Y., Görner, M., and Zhang, J. Comparison of multimodal heading and pointing gestures for co-located mixed reality human-robot interaction // In Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). 2018. p. 1–9. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8594043>
3. Liu, H., and Wang, L. Remote human-robot collaboration: A cyber-physical system application for hazard manufacturing environment // J. Manuf. Syst. 2020. V. 54. P. 24–34. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.11.001>
4. Prorok A. Redundant robot assignment on graphs with uncertain edge costs // Distributed autonomous robotic systems. Springer Proceedings in Advanced Robotics. 2019. p. 313–327. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-05816-6_22
5. Chung J.J., Smith A.J., Skeelee R., Hollinger G.A. Risk-aware graph search with dynamic edge cost discovery // The International Journal of Robotics Research. 2019. V. 38(2-3). P. 182–195. DOI: <https://doi.org/10.1177/0278364918781009>.
6. Martinelli A, Pont F, Siegwart R. Multi-robot localization using relative observations // Proceedings of the 2005 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA). 2005. p. 2797–2802. DOI: <https://doi.org/10.1109/ROBOT.2005.1570537>
7. Park H., Hutchinson S. Robust rendezvous for multi-robot system with random node failures: an optimization approach // Autonomous Robots. 2018. V. 42(8). P. 1807–1818. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10514-018-9715-8>
8. Mataric M.J., Sukhatme GS, Østergaard E.H. Multi-robot task allocation in uncertain environments. Autonomous Robots. 2003. V. 14(2-3). P. 255–263. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1022291921717>
9. Zhou L., Tokekar P. Multi-robot coordination and planning in uncertain and adversarial environments // Current Robotics Reports. 2021. V. 2. P. 147–157. DOI: <https://doi.org/10.1007/s43154-021-00046-5>
10. Каляев И.А., Гайдук А.Р., Капустян С.Г. Методы и модели коллективного управления в группах роботов // М.: ФИЗМАТЛИТ, 2009. 280 с. EDN: MUWSIT
11. Gil S., Kumar S., Mazumder M., Katabi D., Rus D. Guaranteeing spoof-resilient multi-robot networks // Autonomous Robots. 2017. V. 41(6). P. 1383–1400. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10514-017-9621-5>
12. Zhou L, Tzoumas V, Pappas G, Tokekar P. Resilient active target tracking with multiple robots // IEEE Robotics and Automation Letters. 2019. V. 4. N. 1, pp. 129–136. DOI: <https://doi.org/10.1109/LRA.2018.2881296>
13. Tzoumas V, Jadbabaie A, Pappas G. 2018. Resilient non-submodular maximization over matroid constraints. arXiv:1804.01013.
14. Furno L., Nielsen M.C., Blanke M. Centralised versus decentralised control reconfiguration for collaborating underwater robots // IFAC-PapersOnLine. 2015. V. 28. P. 732–739. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.09.614>
15. Darintsev O.V., Yuditsev B.S., Alekseev A.Y., Bogdanov D.R., Migranov A.B. Methods of a heterogeneous multi-agent robotic system group control // Procedia Computer Science. 2019. V. 150. P. 687–694. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.02.032>
16. Sathyan A., Ma O. Collaborative Control of Multiple Robots Using Genetic Fuzzy Systems // Robotica. 2019. V. 37(11). P. 1922–1936. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0263574719000353>
17. Даринцев, О. В., Мигранов, А. Б., Голенастов, И. В. Удаленное управление микроробототехническими комплексами через сеть Интернет: архитектура системы и особенности реализации // Известия ЮФУ. Технические науки. 2006. Т. 71 (16). С. 74–79.
18. Акопов А. С., Бекларян Л. А., Хачатрян Н. К., Бекларян А. Л., Кузнецова Е.В. Многоагентная система управления наземными беспилотными транспортными средствами // Информационные технологии. 2020. Т. 26(6). С. 342–353. DOI: <https://doi.org/10.17587/it.26.342-353>
19. Tanner H.G., Christodoulakis D.K. Decentralized cooperative control of heterogeneous vehicle groups // Robot. Auton. Syst. 2007. V. 55. P. 811–823. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2007.05.015>
20. Shang, Y. Resilient consensus in multi-agent systems with state constraints // Automatica. 2020. V. 122. P. 109288. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2020.109288>
21. Jiménez AC, García-Díaz V, Bolaños S. A Decentralized Framework for Multi-Agent Robotic Systems // Sensors (Basel). 2018. V. 18(2). P. 417. DOI: <https://doi.org/10.3390/s18020417>

22. Retail MultiBot. Мультиагентный робототехнический комплекс для замещения персонала в торговых залах универсамов и гипермаркетов // Официальный сайт ФГБНУ «ФНЦ Кабардино-Балкарский центр РАН» kbncran.ru. URL: http://projects.kbncran.ru/?page_id=539 (дата обращения: 05.07.2023).
23. Нагоев З.В. Интеллектика, или мышление в живых и искусственных системах // Нальчик: Издательство КБНЦ РАН. 2013. 213 с.
24. Nagoev Z., Pshenokova I., Nagoeva O., Kankulov S. Situational analysis model in an intelligent system based on multi-agent neurocognitive architectures // Journal of Physics: Conference Series. 2021. V. 2131(2). P. 022103. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2131/2/022103>
25. Анчёков М.И., Бжихатлов К.Ч., Нагоев З.В., Нагоева О.В., Пшенокова И.А. Онтоэписоциофилогенетическое развитие систем общего искусственного интеллекта на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2022. № 6 (110). С. 61-75. DOI: <https://www.doi.org/10.35330/1991-6639-2022-6-110-61-75>
26. Nagoev Z., Pshenokova I., Nagoeva O., Sundukov Z. Learning algorithm for an intelligent decision making system based on multi-agent neurocognitive architectures // Cognitive Systems Research. 2021. V. 66. P. 82-88. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2020.10.015>
27. Nagoev Z, Pshenokova I, Nagoeva O, and Kankulov S Situational analysis model in an intelligent system based on multi-agent neurocognitive architectures // Journal of Physics: Conference Series. 2021. V. 2131. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2131/2/022103>
28. Bzhikhatlov K., Pshenokova I., Nagoeva O., Mambetov I. Multi-agent Algorithm for Orientation and Navigation of Autonomous Robots in Mountainous Areas // Lecture Notes in Networks and Systems, LNNS. V. 574. pp. 1868-1876. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-21432-5_204
29. Kurochkin S. Yu., Tachkov A. A. Methods of Formation Control for a Group of Mobile Robots (a Review) // Мехатроника, автоматизация, управление. 2021. Т. 22. № 6. С. 304–312. DOI: <https://doi.org/10.17587/mau.22.304-312>.
30. Montañez-Molina C., Pliego-Jiménez J., Martínez-Clark R. Formation and Flocking Control Algorithms for Robot Networks with Double Integrator Dynamics and Time-Varying Formations // Entropy. 2023. Т. 25. № 6. С. 834. DOI: <https://doi.org/10.3390/e25060834>

EVALUATION OF THE COMPUTATIONAL LOAD OF VARIOUS OPTIONS FOR GROUP CONTROL OF ROBOTS BASED ON MULTI-AGENT NEUROCOGNITIVE ARCHITECTURES

Bzhikhatlov, Kantemir Chamalovich

Candidate of physical and mathematical sciences

Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences, head of Neurocognitive autonomous intelligent systems laboratory

Nalchik, Russian Federation

haosit13@mail.ru

Pshenokova, Inna Auesovna

Candidate of physical and mathematical sciences

Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences, Institute of Computer Science and Problems of Regional Management, head of Smart living environments laboratory

Nalchik, Russian Federation

pshenokova_inna@mail.ru

Abazokov, Mukhamed Admirovich

Kabardino-Balkarian Research Center of the Russian Academy of Sciences», Neurocognitive Autonomous Intelligent Systems laboratory, junior researcher

Nalchik, Russian Federation

abazokov1997@mail.ru

Abstract

The article describes the application of the computational load of various approaches to controlling the movement of robots, implemented on the basis of agent-based neurocognitive technologies. As an approach to measuring robotic computations, we considered a centralized computing system and two architectures for organizing a distributed computing network. The structures and algorithms of the described approaches are presented. In addition, the paper assessed the load on the communication system and computing devices for the described approaches to group control. The results of the calculations showed that the most applicable approach may be the one that involves the transmission of messages between robots.

Keywords

group control; computational workload; autonomous robot; robot retailer; multi-agent architectures; cognitive approach

References

1. Brosque, C., Galbally, E., Khatib, O., & Fischer, M. Human-robot collaboration in construction: Opportunities and challenges // In 2020 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA). 2020. p. 1-8. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/HORA49412.2020.9152888>.
2. Krupke, D., Steinicke, F., Lubos, P., Jonetzko, Y., Görner, M., and Zhang, J. Comparison of multimodal heading and pointing gestures for co-located mixed reality human-robot interaction // In Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). 2018. p. 1-9. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8594043>
3. Liu, H., and Wang, L. Remote human-robot collaboration: A cyber-physical system application for hazard manufacturing environment // J. Manuf. Syst. 2020. V. 54. P. 24-34. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.11.001>
4. Prorok A. Redundant robot assignment on graphs with uncertain edge costs // Distributed autonomous robotic systems. Springer Proceedings in Advanced Robotics. 2019. p. 313-327. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-05816-6_22

5. Chung J.J., Smith A.J., Skeele R., Hollinger G.A. Risk-aware graph search with dynamic edge cost discovery // *The International Journal of Robotics Research*. 2019. V. 38(2-3). P. 182–195. DOI: <https://doi.org/10.1177/0278364918781009>
6. Martinelli A, Pont F, Siegwart R. Multi-robot localization using relative observations // *Proceedings of the 2005 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*. 2005. p. 2797–2802. DOI: <https://doi.org/10.1109/ROBOT.2005.1570537>
7. Park H., Hutchinson S. Robust rendezvous for multi-robot system with random node failures: an optimization approach // *Autonomous Robots*. 2018. V. 42(8). P. 1807–1818. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10514-018-9715-8>
8. Mataric M.J., Sukhatme GS, Østergaard E.H. Multi-robot task allocation in uncertain environments. *Autonomous Robots*. 2003. V. 14(2-3). P. 255–263. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1022291921717>
9. Zhou L., Tokekar P. Multi-robot coordination and planning in uncertain and adversarial environments // *Current Robotics Reports*. 2021. V. 2. P. 147-157. DOI: <https://doi.org/10.1007/s43154-021-00046-5>
10. Kalyaev I.A., Gaiduk A.R., Kapustyan S.G. Metody i modeli kollektivnogo upravleniya v gruppakh robotov [Methods and models of collective control in groups of robots] // M.: FIZMATLIT, 2009. 280 p. EDN: MUWSIT.
11. Gil S., Kumar S., Mazumder M., Katabi D., Rus D. Guaranteeing spoof-resilient multi-robot networks // *Autonomous Robots*. 2017. V. 41(6). P. 1383–1400. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10514-017-9621-5>
12. Zhou L, Tzoumas V, Pappas G, Tokekar P. Resilient active target tracking with multiple robots // *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2019. V. 4. N. 1, pp. 129-136. DOI: <https://doi.org/10.1109/LRA.2018.2881296>
13. Tzoumas V, Jadbabaie A, Pappas G. 2018. Resilient non-submodular maximization over matroid constraints. arXiv:1804.01013.
14. Furno L., Nielsen M.C., Blanke M. Centralised versus decentralised control reconfiguration for collaborating underwater robots // *IFAC-PapersOnLine*. 2015. V. 28. P. 732–739. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.09.614>
15. Darintsev O.V., Yuditsev B.S., Alekseev A.Y., Bogdanov D.R., Migranov A.B. Methods of a heterogeneous multi-agent robotic system group control // *Procedia Computer Science*. 2019. V. 150. P. 687-694. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.02.032>
16. Sathyan A., Ma O. Collaborative Control of Multiple Robots Using Genetic Fuzzy Systems // *Robotica*. 2019. V. 37(11). P. 1922-1936. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0263574719000353>
17. Darintsev, O. V., Migranov, A. B., Golenastov, I. V. Udalennoye upravleniye mikrorobototekhnicheskimi kompleksami cherez set' Internet: arkhitektura sistemy i osobennosti realizatsii [Remote control of microrobotic systems via the Internet: system architecture and implementation features] // *Izvestiya SFU. Technical science*. 2006. V. 71 (16). pp. 74-79.
18. Akopov A. S., Beklaryan L. A., Khachatryan N. K., Beklaryan A. L., Kuznetsova E. V. Mnogoagentnaya sistema upravleniya nazemnymi bespilotnymi transportnymi sredstvami [Multi-agent control system for ground unmanned vehicles] // *Information technologies*. 2020. Vol. 26(6). pp. 342-353. DOI: <https://doi.org/10.17587/it.26.342-353>
19. Tanner H.G., Christodoulakis D.K. Decentralized cooperative control of heterogeneous vehicle groups // *Robot. Auton. Syst.* 2007. V. 55. P. 811–823. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2007.05.015>
20. Shang, Y. Resilient consensus in multi-agent systems with state constraints // *Automatica*. 2020. V. 122. P. 109288. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2020.109288>
21. Jiménez AC, García-Díaz V, Bolaños S. A Decentralized Framework for Multi-Agent Robotic Systems // *Sensors (Basel)*. 2018. V. 18(2). P. 417. DOI: <https://doi.org/10.3390/s18020417>
22. Retail MultiBot. Multi-agent robotic complex for replacing personnel in the trading floors of supermarkets and hypermarkets [Web-site] // Official website of the Kabardino-Balkarian Center of the Russian Academy of Sciences/ URL: http://projects.kbnrcan.ru/?page_id=539
23. Nagoev Z.V. Intellektika, ili Myshlenie v zhivykh i iskusstvennykh sistemakh [Intellectics, or thinking in natural and artificial systems]. Nal'chik: Izdatel'stvo KBNTS RAN [KBSC RAS Publishing house]. 2013. 211 p.

24. Nagoev Z., Pshenokova I., Nagoeva O., Kankulov S. Situational analysis model in an intelligent system based on multi-agent neurocognitive architectures // Journal of Physics: Conference Series. 2021. V. 2131(2). P. 022103. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2131/2/022103>
25. Anchekov M.I., Bzhikhatlov K.Ch., Nagoev Z.V., Nagoeva O.V., Pshenokova I.A. Ontoepisotsiofilogeneticheskoye razvitiye sistem obshchego iskusstvennogo intellekta na osnove mul'tiagentnykh neyrokognitivnykh arkhitektur [Ontoepisociophylogenetic development of artificial general intelligence systems based on multi-agent neurocognitive architectures] // Proceedings of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences. 2022. No. 6 (110). pp. 61-75. DOI: <https://www.doi.org/10.35330/1991-6639-2022-6-110-61-75>
26. Nagoev Z., Pshenokova I., Nagoeva O., Sundukov Z. Learning algorithm for an intelligent decision making system based on multi-agent neurocognitive architectures // Cognitive Systems Research. 2021. V. 66. P. 82-88. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2020.10.015>
27. Nagoev Z., Pshenokova I., Nagoeva O., and Kankulov S Situational analysis model in an intelligent system based on multi-agent neurocognitive architectures // Journal of Physics: Conference Series. 2021. V. 2131. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2131/2/022103>
28. Bzhikhatlov K., Pshenokova I., Nagoeva O., Mambetov I. Multi-agent Algorithm for Orientation and Navigation of Autonomous Robots in Mountainous Areas // Lecture Notes in Networks and Systems, LNNS. V. 574. pp. 1868-1876. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-21432-5_204
29. Kurochkin S. Yu., Tachkov A. A. Methods of Formation Control for a Group of Mobile Robots (a Review) // Mechatronics, automation, control. 2021. T. 22. № 6. C. 304-312. DOI: <https://doi.org/10.17587/mau.22.304-312>
30. Montañez-Molina C., Pliego-Jiménez J., Martínez-Clark R. Formation and Flocking Control Algorithms for Robot Networks with Double Integrator Dynamics and Time-Varying Formations // Entropy. 2023. T. 25. № 6. C. 834. DOI: <https://doi.org/10.3390/e25060834>