

Shmidt Artur Andreevich – Military Order of Zhukov and Lenin Red Banner Academy of Communications named after Marshal of the Soviet Union S.M. Budyonny of the Ministry of Defense of the Russian Federation; e-mail: shmidt.artur2011@yandex.ru; St. Petersburg, Russia; phone: +79500479274; adjunct.

Bikbulatov Vladislav Rodionovich – Military Order of Zhukov and Lenin Red Banner Academy of Communications named after Marshal of the Soviet Union S.M. Budyonny of the Ministry of Defense of the Russian Federation; e-mail: vlad.bik@icloud.com; St. Petersburg, Russia; phone: +79953062642; adjunct.

Polyakov Dmitry Nikolaevich – Military Order of Zhukov and Lenin Red Banner Academy of Communications named after Marshal of the Soviet Union S.M. Budyonny of the Ministry of Defense of the Russian Federation; e-mail: bryanik51@mail.ru; St. Petersburg, Russia; phone: +79113045069; adjunct.

Tkhakakhov Alim Arturovich – Military Order of Zhukov and Lenin Red Banner Academy of Communications named after Marshal of the Soviet Union S.M. Budyonny of the Ministry of Defense of the Russian Federation; e-mail: thakahov.98@bk.ru; St. Petersburg, Russia; phone: +79145105299; adjunct.

УДК 004.81: 004.75

DOI 10.18522/2311-3103-2026-2-71-81

К.Ч. Бжихатлов, И.А. Пшенокова

МУЛЬТИАГЕНТНАЯ АРХИТЕКТУРА СИСТЕМЫ РЕПРЕЗЕНТАЦИИ СОСТОЯНИЯ ВНЕШНЕЙ СРЕДЫ ДЛЯ АВТОНОМНОГО РОБОТА СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННОГО НАЗНАЧЕНИЯ

Актуальность исследования обусловлена необходимостью создания эффективных систем управления автономными роботами, способных функционировать в условиях неопределенности и динамически изменяющейся среды. Система репрезентации внешней среды должна решать задачи локализации, картографирования, обнаружения и классификации объектов, прогнозирования динамики и семантической интерпретации. Для того чтобы автономный робот мог передвигаться и выполнять целенаправленные действия в окружающей среде, ему необходимо понимать, в какой среде он находится – без этого он не сможет эффективно планировать движения, избегать препятствий и достигать пунктов назначения. Существующие методы репрезентации внешней среды имеют ограничения при адаптации к незнакомым неструктурированным средам. Целью работы является разработка концепции и архитектуры системы репрезентации внешней среды на основе мультиагентной нейрокognитивной архитектуры для управления автономными роботами в рамках гетерогенного человеко-машинного коллектива. Научная новизна работы заключается в разработке мультиагентной нейрокognитивной архитектуры системы репрезентации состояния внешней среды. Предложенный подход позволяет создавать гибкие модели мира, способные к самоорганизации и масштабированию при увеличении объема знаний. Методика исследования основана на применении мультиагентных технологий и нейрокognитивных моделей. Разработана мультиагентная нейрокognитивная архитектура, включающая механизмы сбора данных с сенсоров, представления об объектах и субъектах среды, формирование механизма построения причинно-следственных связей, обмен знаниями между участниками гетерогенного человеко-машинного коллектива. Разработанная архитектура обеспечивает возможность масштабирования систем принятия решений и упрощает обмен знаниями между участниками коллектива. Перспективным направлением дальнейших исследований является совершенствование механизмов безопасности системы. Результаты исследования могут быть использованы при разработке автономных робототехнических комплексов нового поколения.

Автономный робот; мультиагентные системы; репрезентация внешней среды; искусственный интеллект.

K.Ch. Brzhikhatlov, I.A. Pshenokova

MULTI-AGENT ARCHITECTURE OF AN ENVIRONMENT REPRESENTATION SYSTEM FOR AN AUTONOMOUS AGRICULTURAL ROBOT

The relevance of this research stems from the need to create effective control systems for autonomous robots capable of operating in uncertain and dynamically changing environments. An environment representation system must address the challenges of localization, mapping, object detection and classification, dynamic prediction, and semantic interpretation. For an autonomous robot to navigate and per-

form goal-directed actions in its environment, it must understand its environment—without this, it will be unable to effectively plan movements, avoid obstacles, and reach destinations. Existing environment representation methods have limitations when adapting to unfamiliar, unstructured environments. The aim of this study is to develop the concept and architecture of an environment representation system based on a multi-agent neurocognitive architecture for controlling autonomous robots within a heterogeneous human-machine team. The scientific novelty of this study lies in the development of a multi-agent neurocognitive architecture for representing the state of the environment. The proposed approach enables the creation of flexible world models capable of self-organization and scalability with increasing knowledge. The research methodology is based on the use of multi-agent technologies and neurocognitive models. A multi-agent neurocognitive architecture has been developed, including mechanisms for collecting data from sensors, representing objects and subjects in the environment, forming a mechanism for constructing cause-and-effect relationships, and sharing knowledge between members of a heterogeneous human-machine team. The developed architecture enables the scalability of decision-making systems and facilitates knowledge sharing between team members. A promising direction for further research is improving the system's safety mechanisms. The results of this study can be used in the development of next-generation autonomous robotic systems.

Autonomous robot; multi-agent systems; environment representation; artificial intelligence.

Введение. Работа автономного робота в неструктурированной реальной среде, к которой относятся условия в полях с посевами, характеризуется динамическими условиями, неопределенностью и частичной наблюдаемостью, что требует реализации систем управления, учитывающих не только контроль препятствий, но и полноценную репрезентацию внешней среды, то есть построение некоторой «картины мира». Подобная система репрезентации должна решать задачи локализации, картографирования, обнаружения и классификации объектов, прогнозирования динамики и семантическую интерпретацию. Для того чтобы автономный робот мог передвигаться и выполнять целенаправленные действия в окружающей среде, ему необходимо понимать, в какой среде он находится – без этого он не сможет эффективно планировать движения, избегать препятствий и достигать пунктов назначения.

Для создания модели внешней среды робот должен иметь глобальную (представляет среду в целом и остается в основном статичной, например, стены различных строений, деревья в поле и т.д.) и локальную (часть среды, которая изменяется более динамично, например, расположение людей и сельхозтехники, перемещающихся вокруг робота) модели среды в виде геометрической и семантической информации. Представления об окружающей среде создаются и обновляются на основе информации, полученной с датчиков робота и других систем наблюдения за средой [1].

В робототехнике существует множество способов представления моделей мира, большинство из которых разработаны специально для использования в навигации.

В работе [2] разработан метод автономной разведки окружающей среды, основанный на использовании двух уровней детализации карты: высокдетализированной локальной и низкодетализированной глобальной, который позволяет роботам эффективно исследовать большие и сложные пространства. Проведенные испытания показали, что предложенный подход демонстрирует повышение эффективности разведки на 80% по сравнению с существующими методами при снижении вычислительных затрат на 50%. Однако исследователи столкнулись с проблемами масштабируемости при расширении базы знаний и увеличении сложности окружающей среды и ограниченной способности к семантическому пониманию среды на уровне человеческого восприятия.

В работах [3–6] представлены различные алгоритмы активного восприятия внешней среды для автономных роботов различного назначения. Исследования предлагают множество методов решения проблемы репрезентации внешней среды. Однако, далеко не все подходы к реализации систем активного восприятия в равной степени эффективны.

В работе [7] рассматривается проблема построения искаженного перцептивного пространства роботом на основе ограниченного сенсорного ввода. Авторами было показано, что как бы ни была искажена карта пространства она позволяет роботу эффективно ориентироваться и демонстрирует, что функциональные представления могут возникать из воплощенного опыта даже без явной пространственной информации или сложных алгоритмов отображения. Стратегия случайного блуждания, представленная в работе, обеспечивает самоорганизующийся процесс обучения для структурирования информа-

ции и навигации. Однако исследования проводились в упрощённой среде с ограниченным количеством сенсорных модальностей, и представленная стратегия может быть неоптимальной для обучения более сложным задачам навигации.

В работе [8] разработана когнитивная навигационная система, которая включает три компонента. Первый компонент – система семантического моделирования (SMF), которая создаёт базу данных об окружающей среде с использованием тройной онтологической семантической модели для представления знаний. Второй компонент – модуль обработки семантической информации (SIP) отвечает за активное восприятие среды, распознавание и локализацию объектов и обеспечивает сбор и анализ данных и их передачу в третий компонент. Третий компонент – модуль автономной семантической навигации (SAN), который осуществляет планирование поведения робота и интегрирован с базой знаний и базой поведенческих моделей для планирования действий, принятия решений и выполнения задач. Экспериментальные исследования, проведенные на роботизированной платформе, подтвердили эффективность предложенного подхода к когнитивной навигации. Однако, предложенная модель имеет ограничения при работе с динамически изменяющейся средой сложностью интеграции компонентов системы.

Еще одним направлением исследований являются методы оптимизации управления в условиях неполноты данных. В [9–11] предлагается метод коллективного анализа внешней среды группой автономных агентов в условиях неполных данных на основе алгоритма поиска жуков-усачей, основанного на поиске пищи жуками с помощью своих антенн. В [12–14] представлены методы нечеткой логики в управлении мобильными роботами.

Современные системы репрезентации внешней среды активно развиваются и эволюционируют, так как улучшаются сенсоры, распределенные вычисления и методы искусственного интеллекта. Однако основной проблемой при решении задачи репрезентации внешней среды остается проблема адаптации к произвольным средам с минимальным обучением [15]. Для решения этой проблемы мы предлагаем использовать методы мультиагентной самоорганизации нейрокогнитивных архитектур автономных программных или роботизированных агентов.

Целью работы является разработка концепции и архитектуры системы репрезентации внешней среды на основе мультиагентной нейрокогнитивной архитектуры для управления автономными роботами в рамках гетерогенного человеко-машинного коллектива.

Архитектура системы репрезентации внешней среды. Для обеспечения эффективного выполнения поставленных перед автономным роботом задач в реальных условиях необходима максимально полная репрезентация состояния внешней. Причем выполнение комплексных задач зачастую требует использование гетерогенного человеко-машинного коллектива, который может состоять из разных специалистов людей, роботов различной конструкции и назначения, а также же группы программных интеллектуальных агентов. В этом случае репрезентация внешней среды в рамках систем принятия решений отдельных роботов требует обмена данными между участниками коллектива и построения общей картины мира, представляющей собой некоторую онтологию внешней среды. Подобная картина мира (рис. 1) должна включать описание объектов внешнего мира (включая их свойства, возможные виды действий, связанные с объектом события и их эмоциональные оценки. Причем в модели должны быть не только наблюдаемые объекты, но и все объекты, существование которых предполагается в среде (например, те, о наличии которых система может знать из контекста условий среды или поставленной задачи). Стоит отметить, что для повышения эффективности работы все сущности (в том числе и объекты) должны быть сгруппированы по близости свойств и схожему поведению.

Отдельно от объектов, чье поведение можно достаточно просто спрогнозировать, выделяются субъекты (преактивные агенты в среде). Они, в отличие от объектов имеют собственную модель мира (которая может значительно отличаться от картины мира системы управления текущим роботом), собственные цели, планы их достижения и методы коммуникации, позволяющие воздействовать на них. К подобным субъектам можно отнести других роботов, людей, животных, причем как независимых, так и участвующих в решении общих задач в рамках человеко-машинного коллектива.

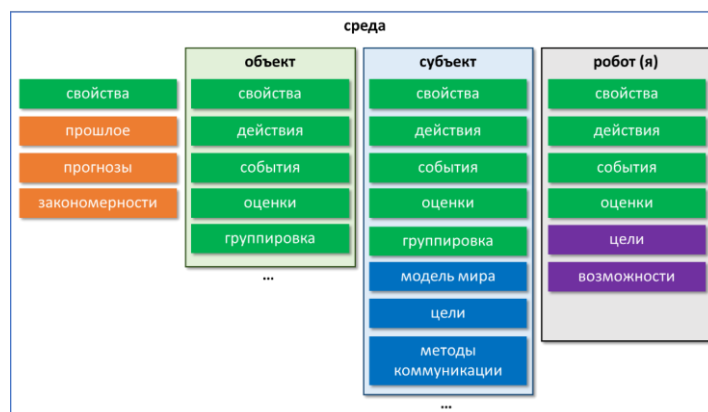


Рис. 1. Структура «модели мира» в системе принятия решений автономного робота

Еще одной важной частью модели мира является представление робота о самом себе, включающее не только описание свойств, действия и событий со своим участием, но и модель цели и возможностей робота. Внешняя среда в подобной модели мира тоже описывается некоторым набором свойств, а также в ней можно выделить описание прошлого, набор прогнозов и описание выявленных закономерностей.

Для построения подобной модели автономный робот должен собирать информацию об объектах окружающей среды не только со своей сенсорной подсистемы, но и за счет обмена данными с другими роботами и людьми, входящими в коллектив. То есть система репрезентации внешней среды должна включать набор систем коммуникации с внешними контрагентами. В качестве основы подобной системы рассматривается возможность использования интеллектуальной системы управления автономным мобильным роботом на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур [16]. Архитектура предложенной модели представлена на рис. 2. Источниками знаний о внешней среде являются сенсоры мобильного робота, которые фиксируют объекты реальной среды, включая других роботов и людей. Все полученные сенсорами данные отправляются в программу моделирования мультиагентных нейрокогнитивных архитектур, где передаются в виде сообщений для соответствующих агентов сенсорного типа. После сбора данных с сенсоров начинают работать агенты, отвечающие за распознавание. Распознанные объекты, действия, события и их признаки участвуют в фиксации событий, то есть формируют модель текущего состояния видимой части мира. Эти данные становятся основой построения модели мира (то есть фиксируют настоящее). После оценки событий и выделения из них наиболее важных (как позитивных, так и негативных) запускается процесс моделирования возможных сценариев развития в виде «графа проблемной ситуации». В результате синтеза целей и построения плана действия (выбора пути в этом графе) формируется представление о возможном будущем и запускается процесс управления роботом. За управление отвечают агенты-эффекторы, команды с которых передаются на доступные эффекторы робота. Стоит отметить, что информация от участников человеко-машинного коллектива может быть получена не только за счет фиксации сенсорами, но и за счет использования различных систем коммуникации (например, естественно-языкового интерфейса с пользователями или системы беспроводной связи между роботами). Причем, использование систем коммуникации позволяет получать информацию о объектах, которые не доступны роботу напрямую, т.е., если хотя бы один из участников группы видит препятствие, все участники включают этот препятствие в свои модели внешней среды. Также стоит отметить, что в модели мира одного робота должно быть представление о существовании собственных моделей мира и графов проблемной ситуации у всех остальных проективных агентов среды (других роботов, людей и даже животных). Модель мира в такой архитектуре формируется из зафиксированных событий (настоящее и прошлое), связей между ними (например, связей причина-следствие) и прогнозов на будущее (набора графов проблемной ситуации).

Представленная архитектура, за счет использования мультиагентной архитектуры может достаточно легко адаптироваться под различные условия (под различные конфигурации робота, разных контрагентов в человеко-машинном коллективе, разные условия среды и разные типы задач). При этом использование множества агентов позволяет разделить вычисления между отдельными вычислителями, что заметно упрощает масштабирование системы при заметном увеличении количества агентов и размеров их базы знаний в мультиагентной архитектуре.

Стоит отметить необходимость обеспечения работоспособности системы при сбое сенсорно-эффекторной подсистемы, неполноте знаний и возможных попытках нарушения кибербезопасности. Для этого предусмотрен отдельный программно-аппаратный модуль, обрабатывающий и фильтрующий все входящие сигналы и команды на эффекторы.

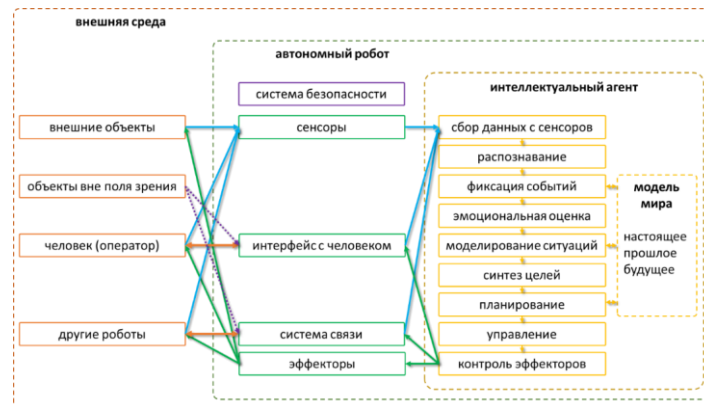


Рис. 2. Архитектура системы репрезентации внешней среды

В качестве примера представлена схема восприятия внешней среды (рис. 3) для автономного робота, предназначенного для защиты растений (рис. 4), разработанного и изготовленного в КБНЦ РАН для автономного мониторинга и обработки посевов [17]. На схеме робот получает информацию о видимом объекте «дерево» и субъекте «корова» за счет прямого анализа данных с сенсоров (линии, обозначенные символом s) и может воздействовать на них своими эффекторами (линии e). Также робот может взаимодействовать с контрагентами «фермер» и «робот» (другой робот, предназначенный для перемещения грузов по полю) с помощью системы коммуникации (линии, обозначенные c) и за счет этого расширять свою картину мира. Например, недоступный для текущего робота объект «пшеница» попадает в его картину мира за счет сигнала от сенсоров другого робота (s^*). Похожим образом реализовано воздействие на недоступный объект за счет «просьбы» для другого робота (c^*). При этом картина мира текущего робота учитывает, что человек знает о существовании дерева, роботов и коровы, а другой робот знает еще и о пшенице. Причем робот не передает ту часть мира, информация о котором уже согласована, то есть у контрагента мы получаем информацию о пшенице и о нем самом.

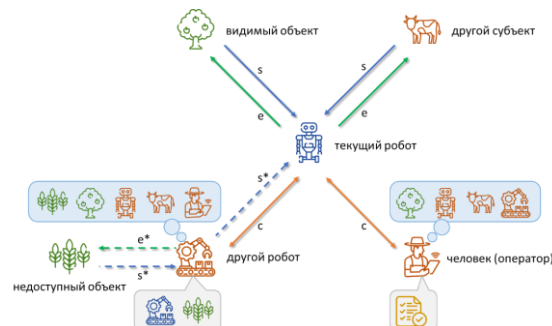


Рис. 3. Схема восприятия внешней среды на примере автономного сельскохозяйственного робота

В такой реализации обмена моделями мира объем передаваемых данных зависит от количества объектов интереса, участников человеко-машинного коллектива и полноты информации о их картине мира и определяется как:

$$V = \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n e_j^i + \sum_{k=0}^o d_k^i \right) - \sum_{k=0}^o d_k^c,$$

где e_j^i – объем данных об j -ом объекте, обнаруженном i -ым роботом, d_k^i – объем данных о k -ом событии или закономерности, обнаруженном i -ым роботом, d_k^c – объем знаний текущего робота (c – индекс текущего робота), m – количество контрагентов, n – количество объектов в среде o – количество ранее зафиксированных событий и закономерностей, влияющих на выполнение текущей задачи.



Рис. 4. Внешний вид робота-агрозащитника

То есть на этапе знакомства со средой роботы обмениваются значительным объемом данных, но в процессе совместной работы картины мира каждого робота приближаются к максимально полной общей картине, что позволяет заметно снизить объем передаваемых данных ($d_k^c \gg d_k^i$).

Мультиагентная архитектура репрезентации состояния внешней среды. Для реализации предложенной системы репрезентации состояния внешней среды предполагается использование интеллектуальных агентов на базе мультиагентных нейрокогнитивных моделей головного мозга. Подобный интеллектуальный агент представляет из себя набор отдельных агентов-нейронов, которые, в отличие от классических нейронных сетей, обладают собственной базой знаний, представленной набором продукционных правил. Кроме того, агенты-нейроны могут обмениваться сообщениями и энергией, имеют собственную целевую функцию, связанную с максимизацией внутренней энергии и возможности динамического заключения и расторжения контрактов между собой [18]. Нейроны разделены на группы, отвечающие за различные алгоритмы поведения реальных нейронов в разных областях мозга. В частности, в предложенной модели можно выделить агентов, отвечающих за репрезентацию объектов, действия, свойств, событий и т.д. Подобная архитектура в перспективе может позволить реализовать формирование подробных онтологий мира и обеспечение принятия решений без необходимости подготовки размеченных обучающих выборок больших объемов.

Например, при работе робота сигнал с камеры может сформировать агента, отвечающего за репрезентацию робота-сборщика урожая. На рис. 5 показана схема мультиагентного алгоритма процесса фиксации поведения контрагентов в мультиагентной нейрокогнитивной архитектуре. Если во время работы этот робот выполняет какие-либо действия – агент «сборщик» заключает контракты с соответствующими агентами-

действиями, после чего объект и действие создают или заключают контракт с агентом-событием. В представленном примере это событие «сборщик видит пшеницу» и «сборщик собирает пшеницу».

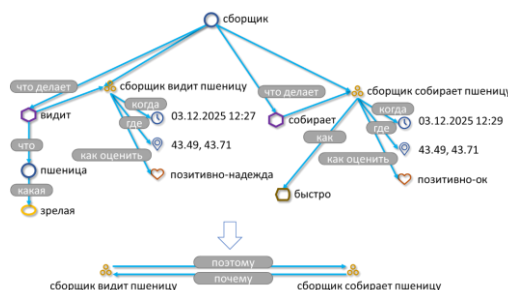


Рис. 5. Мультиагентная нейрокогнитивная архитектура процесса фиксации поведения контрагентов

Как видно из рисунка, кроме указанных агентов в процессе работы задействованы агенты, отвечающие за признаки объектов, действий и событий (свойство «зрелая» заключает контракт с объектом «пшеница», признак «быстро» - с действием «собирает», локация, время и эмоция – с событиями). В результате работы происходит не только фиксация всех событий в среде, но и формирование причинно-следственных связей между агентами-событиями [19]. Подобные причинно-следственные связи, собранные по данным о поведении контрагентов, позволят строить модель их поведения, что в итоге упростит задачу планирования поведения робота в сложных условия реальной среды.

Как упоминалось выше, планирование представляет поиск пути на графе проблемной ситуации (рис. 6), состоящем из описания текущей ситуации и набора вершин, соответствующих возможным вариантам поведения, реакции внешней среды на поведение и прогнозируемой ситуации.



Рис. 6. Схема графа проблемной ситуации

Текущая или прогнозируемая ситуация описывается набором событий и их эмоциональной оценкой, варианты поведения – набором управляющих команд, которые может выполнить робот. Стоит отметить, что реакция среды включает в себя модели графа проблемной ситуации для проактивных контрагентов. Для остальных объектов внешней среды модель основана на причинно-следственных связях.

Для разработки и тестирования мультиагентных архитектур, предназначенных для создания модели внешней среды, используется собственное программное обеспечение [20]. На рис. 7 показан скриншот редактора мультиагентных нейрокогнитивных архитектур, в котором проводится тестирование создания причинно-следственных связей, описывающих взаимодействие объектов в модели окружающей среды.

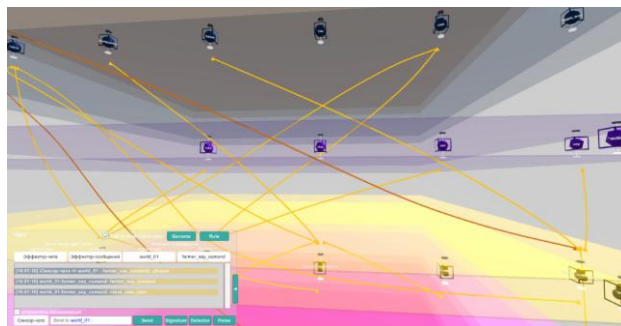


Рис. 7. Скриншот редактора мультиагентных нейрокогнитивных архитектур

Программа позволяет подключать агенты-сенсоры к реальной сенсорной подсистеме робота, передавать команды с эффекторов, а также обеспечивает текстовый интерфейс с оператором. Для отображения генерируемой мультиагентной архитектуры используется трехмерная визуализация, где каждый тип агентов-нейронов обозначен собственной моделью, а связи показаны в виде линий между агентами. В дальнейшем планируется доработка архитектуры и тестирования на данных, собранных роботов в условиях тестового полигона.

Заключение. Представлена структура модели мира и архитектура системы репрезентации состояния внешней среды на основе мультиагентных нейрокогнитивных архитектур. В модели мира разделено представление о объектах и проактивных субъектах, в том числе и участниках человека-машинного коллектива, выполняющего общую задачу. Представленная архитектура предполагает не только фиксацию состояния среды за счет собственной сенсорной системы робота, но и обмен базами знаний между участниками гетерогенного человека-машинного коллектива.

Использование мультиагентных нейрокогнитивных архитектур в перспективе упростит обмен знаниями (за счет прямой передачи событий и связей между ними в виде описания агентов) и обеспечит возможность масштабирования систем принятия решений за счет распределенного моделирования поведения агентов в архитектуре.

Стоит отметить, что в представленной концепции не рассмотрены вопросы безопасности системы. В частности, необходима защита от подмены данных на сенсоры, перехвата управления эффекторами роботов и утечки данных, передаваемых между участниками коллектива.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Rakhmatillaev J., Bucinskas V., Kabulov N. An integrative review of control strategies in robotics // *Robotic Systems and Applications*. – 2025. – Vol. 5, No. 2. – P. 50-74. – <https://doi.org/10.21595/rsa.2025.25014>.
2. Cao C., et al. Representation granularity enables time-efficient autonomous exploration in large, complex worlds // *Science Robotics*. – 2023. – Vol. 8, No. 80. – eadf0970. – <https://doi.org/10.1126/scirobotics.adf0970>.
3. Lluvia I., Lazkano E., Ansuategi A. Active mapping and robot exploration: A survey // *Sensors*. – 2021. – Vol. 21, No. 7. – P. 2445. – <https://doi.org/10.3390/s21072445>.
4. Magalhães S.A., Moreira A.P., Santos F.N.D., Dias J. Active perception fruit harvesting robots - A systematic review // *Journal of Intelligent & Robotic Systems*. – 2022. – Vol. 105, No. 1. – P. 14. – <https://doi.org/10.1007/s10846-022-01595-3>.
5. Верхованцев Д.В. Алгоритмы активного восприятия внешней среды для автономного мобильного робота // *Системная инженерия и инфокоммуникации*. – 2025. – № 1(1). – С. 11-16. – <https://doi.org/10.5281/zenodo.15110923>.
6. Беляков М.Э., Диане С. Алгоритмы визуального анализа внешней среды автономным мобильным роботом в задаче уборки территории // *Russian Technological Journal*. – 2023. – Т. 11 (4). – С. 26-35. – <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-4-26-35>.
7. Warutumo D., et al. Perceptual Distortions and Autonomous Representation Learning in a Minimal Robotic System // *arXiv preprint arXiv:2507.07845*. – 2025. – <https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.07845>.

8. Joo S.-H., Manzoor S., Rocha Y.G., Bae S.-H., Lee K.-H., Kuc T.-Y., Kim M. Autonomous navigation framework for intelligent robots based on a semantic environment modeling // *Applied Sciences*. – 2020. – Vol. 10, No. 9. – P. 3219. – <https://doi.org/10.3390/app10093219>.
9. Павелина Ю.А., Попов И.Ю. Метод коллективного анализа внешней среды автономными агентами в условиях неполноты данных на основе алгоритма жуков-усачей // *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики*. – 2025. – Т. 25, № 6. – С. 1160-1167. – <https://doi.org/10.17586/2226-1494-2025-25-6-1160-1167>.
10. Chen C., et al. A comprehensive survey of convergence analysis of beetle antennae search algorithm and its applications // *Artificial Intelligence Review*. – 2024. – Vol. 57, No. 6. – P. 141. – <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10789-0>.
11. Shan X., et al. Hybrid Strategy Improved Beetle Antennae Search Algorithm and Application // *Applied Sciences*. – 2024. – Vol. 14, No. 8. – P. 3286. – <https://doi.org/10.3390/app14083286>.
12. Мамедова Б.А.Г., Ибадов С.С. Нечеткая логика в управлении мобильными роботами методы // *Национальная ассоциация ученых*. – 2022. – № 75-2. – С. 27-29.
13. Khairudin M., et al. The mobile robot control in obstacle avoidance using fuzzy logic controller // *Indonesian Journal of Science and Technology*. – 2020. – Vol. 5, No. 3. – P. 334-351.
14. Riman C.F., Abi-Char P.E. Fuzzy logic control for mobile robot navigation in automated storage // *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*. – 2023. – Vol. 12, No. 5. – P. 313-323.
15. Wei Q., et al. Copeft: Fast adaptation framework for multi-agent collaborative perception with parameter-efficient fine-tuning // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. – 2025. – Vol. 39, No. 22. – P. 23351-23359.
16. Нагоев З.В. Интеллектика, или мышление в живых и искусственных системах. – Нальчик: Изд-во КБНЦ РАН, 2013. – 211 с.
17. Бжыхатлов К.Ч., Пишенокова И.А., Макоев А.Р. Концепция создания системы управления мультиагентной робототехнической системой сельскохозяйственного назначения на базе нейрокогнитивных алгоритмов // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2024. – № 3(239). – С. 6-18.
18. Nagoev Z., Bzhikhatlov K., Pshenokova I., Unagasov A. Algorithms and Software for Simulation of Intelligent Systems of Autonomous Robots Based on Multi-agent Neurocognitive Architectures / In: Ronzhin, A., Savage, J., Meshcheryakov, R. (eds) // *Interactive Collaborative Robotics. ICR 2024. Lecture Notes in Computer Science*. – 2024. – Vol. 14898. – Springer, Cham. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-71360-6_29.
19. Пишенокова И.А., Бжыхатлов К.Ч., Унагасов А.А., Абазоков М.А. Мультиагентный алгоритм сбора данных с метеостанции для прогнозирования урожайности и состояния посевов // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2022. – № 1 (225). – С. 91-101.
20. Пишенокова И.А., Нагоева О.В., Апишев А.З., Энес А.З. Формирование динамических причинно-следственных зависимостей при управлении поведением интеллектуального агента на основе формализма мультиагентных нейрокогнитивных архитектур // *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. – 2022. – № 5(109). – С. 73-80. – DOI: 10.35330/1991-6639-2022-5-109-73-80.

REFERENCES

1. Rakhmatillaev J., Bucinskas V., Kabulov N. An integrative review of control strategies in robotics, *Robotic Systems and Applications*, 2025, Vol. 5, No. 2, pp. 50-74. Available at: <https://doi.org/10.21595/rsa.2025.25014>.
2. Cao C., et al. Representation granularity enables time-efficient autonomous exploration in large, complex worlds, *Science Robotics*, 2023, Vol. 8, No. 80, eadf0970. Available at: <https://doi.org/10.1126/scirobotics.adf0970>.
3. Lluvia I., Lazkano E., Ansuategi A. Active mapping and robot exploration: A survey, *Sensors*, 2021, Vol. 21, No. 7, pp. 2445. Available at: <https://doi.org/10.3390/s21072445>.
4. Magalhães S.A., Moreira A.P., Santos F.N.D., Dias J. Active perception fruit harvesting robots - A systematic review, *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2022, Vol. 105, No. 1, pp. 14. Available at: <https://doi.org/10.1007/s10846-022-01595-3>.
5. Verkholantsev D.V. Algoritmy aktivnogo vospriyatiya vneshney sredy dlya avtonomnogo mobil'nogo robota [Algorithms for active perception of the external environment for an autonomous mobile robot], *Sistemnaya inzheneriya i infokommunikatsii* [Systems Engineering and Infocommunications], 2025, No. 1(1), pp. 11-16. Available at: <https://doi.org/10.5281/zenodo.15110923>.
6. Belyakov M.E., Diane S. Algoritmy vizual'nogo analiza vneshney sredy avtonomnym mobil'nym robotom v zadache uborki territorii [Algorithms for visual analysis of the external environment by an autonomous mobile robot in the task of cleaning the territory], *Russian Technological Journal*, 2023, Vol. 11(4), pp. 26-35. Available at: <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-4-26-35>.

7. Warutumo D., et al. Perceptual Distortions and Autonomous Representation Learning in a Minimal Robotic System, *arXiv preprint arXiv:2507.07845*, 2025. Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.07845>.
8. Joo S.-H., Manzoor S., Rocha Y.G., Bae S.-H., Lee K.-H., Kuc T.-Y., Kim M. Autonomous navigation framework for intelligent robots based on a semantic environment modeling, *Applied Sciences*, 2020, Vol. 10, No. 9, pp. 3219. Available at: <https://doi.org/10.3390/app10093219>.
9. Pavelina Yu.A., Popov I.Yu. Metod kolektivnogo analiza vneshney sredy avtonomnymi agentami v usloviyakh nepolnoty dannykh na osnove algoritma zhukov-usachey [Method of collective analysis of the external environment by autonomous agents under conditions of incomplete data based on the longhorn beetle algorithm], *Nauchno-tekhnicheskiy vestnik informatsionnykh tekhnologiy, mekhaniki i optiki* [Scientific and Technical Bulletin of Information Technologies, Mechanics and Optics], 2025, Vol. 25, No. 6, pp. 1160-1167. Available at: <https://doi.org/10.17586/2226-1494-2025-25-6-1160-1167>.
10. Chen C., et al. A comprehensive survey of convergence analysis of beetle antennae search algorithm and its applications, *Artificial Intelligence Review*, 2024, Vol. 57, No. 6, pp. 141. Available at: <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10789-0>.
11. Shan X., et al. Hybrid Strategy Improved Beetle Antennae Search Algorithm and Application, *Applied Sciences*, 2024, Vol. 14, No. 8, pp. 3286. Available at: <https://doi.org/10.3390/app14083286>.
12. Mamedova B.A.G., Ibadov S.S. Nechetkaya logika v upravlenii mobil'nymi robotami metody [Fuzzy logic in the control of mobile robots], *Natsional'naya assotsiatsiya uchenykh* [National Association of Scientists], 2022, No. 75-2, pp. 27-29.
13. Khairudin M., et al. The mobile robot control in obstacle avoidance using fuzzy logic controller, *Indonesian Journal of Science and Technology*, 2020, Vol. 5, No. 3, pp. 334-351.
14. Riman C.F., Abi-Char P.E. Fuzzy logic control for mobile robot navigation in automated storage, *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 2023, Vol. 12, No. 5, pp. 313-323.
15. Wei Q., et al. Copeft: Fast adaptation framework for multi-agent collaborative perception with parameter-efficient fine-tuning, *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2025, Vol. 39, No. 22, pp. 23351-23359.
16. Nagoev Z.V. Intellektika, ili myshlenie v zhivyykh i iskusstvennykh sistemakh [Intelligence, or thinking in living and artificial systems]. Nal'chik: Izd-vo KBNTS RAN, 2013, 211 p.
17. Bzhikhatlov K.Ch., Pshenokova I.A., Makoev A.R. Kontseptsiya sozdaniya sistemy upravleniya mul'tiagentnoy robototekhnicheskoy sistemoy sel'skokhozyaystvennogo naznacheniya na baze neyrokognitivnykh algoritmov [Concept of creating a control system for a multi-agent robotic system for agricultural purposes based on neurocognitive algorithms], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2024, No. 3(239), pp. 6-18.
18. Nagoev Z., Bzhikhatlov K., Pshenokova I., Unagasov A. Algorithms and Software for Simulation of Intelligent Systems of Autonomous Robots Based on Multi-agent Neurocognitive Architectures, In: Ronzhin, A., Savage, J., Meshcheryakov, R. (eds), *Interactive Collaborative Robotics. ICR 2024. Lecture Notes in Computer Science*, 2024, Vol. 14898. Springer, Cham. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-71360-6_29.
19. Pshenokova I.A., Bzhikhatlov K.Ch., Unagasov A.A., Abazokov M.A. Mul'tiagentnyy algoritm sbora dannykh s meteostantsii dlya prognozirovaniya urozhaynosti i sostoyaniya posevov [Multi-agent algorithm for collecting data from a weather station to forecast crop yields and conditions], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2022, No. 1(225), pp. 91-101.
20. Pshenokova I.A., Nagoeva O.V., Apshev A.Z., Enes A.Z. Formirovanie dinamicheskikh prichinnosledstvennykh zavisimostey pri upravlenii povedeniem intellektual'nogo agenta na osnove formalizma mul'tiagentnykh neyrokognitivnykh arkhitektur [Formation of dynamic cause-and-effect dependencies in controlling the behavior of an intelligent agent based on the formalism of multi-agent neurocognitive architectures], *Izvestiya Kabardino-Balkarskogo nauchnogo tsentra RAN* [News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the RAS], 2022, No. 5(109), pp. 73-80. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-5-109-73-80.

Бжихатлов Кантемир Чамалович – ФГБНУ «Федеральный научный центр «Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук»; e-mail: haosit13@mail.ru; г. Нальчик, Россия; тел.: +79631663448; к.ф.-м.н.; зав. лабораторией «Нейрокогнитивные автономные интеллектуальные системы».

Пшенокова Инна Ауесовна – Институт информатики и проблем регионального управления – филиал ФГБНУ «Федеральный научный центр «Кабардино-Балкарский научный центр Российской академии наук»; e-mail: pshenokova_inna@mail.ru; г. Нальчик, Россия; к.ф.-м.н.; зав. лабораторией «Интеллектуальные среды обитания».

Bzhikhatlov Kantemir Chamalovich – Federal public budgetary scientific establishment «Federal scientific center «Kabardin-Balkar Scientific Center of the Russian Academy of Sciences»; e-mail: haosit13@mail.ru; Nalchik, Russia; phone: +79631663448; cand. of phys. and math. sc.; head of the laboratory «Neurocognitive autonomous intelligent systems».

Pshenokova Inna Auesovna – Institute of Computer Science and Problems of Regional Management, Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences; e-mail: pshenokova_inna@mail.ru; Nalchik, Russia; cand. of phys. and math. sc.; head of the laboratory «Intellectual'nyye sredy obitaniya».

УДК 28.23.24: 28.23.27: 004.82

DOI 10.18522/2311-3103-2026-2-81-93

С.М. Соколов, А.А. Богуславский, А.Б. Бугеря, М.А. Ильенков

МЕТОД КОНТРОЛЯ ПРОСТРАНСТВА РАСПРЕДЕЛЕННОЙ СИСТЕМОЙ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ

С ростом востребованности подвижных робототехнических комплексов с повышенной степенью автономности существенно возрастает требование их информационной осведомлённости. В обеспечении этой осведомлённости ведущее место занимают системы технического зрения. Для поддержки функционирования группировок, как и каждого, отдельно взятого робота, требуется формирование информационного поля, позволяющего оперативно принимать решения в системах управления как отдельными роботами, так и всей группировкой в целом. Желание возложить на РТК всё большее число самостоятельно решаемых задач требует от СТЗ всё более широкого и детального рассмотрения области функционирования. Распределённые системы наблюдения и контроля пространства являются одним из перспективных направлений решения данной задачи, обеспечивая формирование единого информационного поля на основе кооперативного восприятия, совместной локализации и семантической интерпретации обстановки. В работе рассматривается задача контроля распределённой системой технического зрения заданной области пространства с целью обнаружения в этой области объектов интереса с известным характерным размером. При этом предполагается возможность расположения видеокамер как на наземных, так и на воздушных средствах. Описывается компоновка распределённой системы технического зрения для решения сформулированной задачи. Ядром описываемой системы является унифицированный информационный модуль со всенаправленным регистрирующим блоком. Модуль выступает агентом распределённой СТЗ. Несколько таких модулей распределяются по указанной на карте области пространства с учётом особенностей рельефа и других объектов, располагающихся в этой области. Решается задача выбора оптимального по ряду критериев состава распределённой системы. Предлагается методика планирования расположения агентов с заданными характеристиками регистрирующих блоков по заданной 3D-карте местности для обеспечения обнаружения объектов интереса с известными характерными размерами. Приводится алгоритм расчёта мест расположения СТЗ с фиксированными полями зрения для контроля заданного участка пересечённой местности на предмет выявления статичных объектов с известными характерными размерами и отличием от окружающего фона по отражающей способности либо перемещающихся объектов.

Автономность роботов; информационное обеспечение; система технического зрения; унификация решений в области автономии.

S.M. Sokolov, A.A. Boguslavsky, A.B. Bugerya, M.A. Ilienkov

METHOD OF SPACE CONTROL BY A DISTRIBUTED VISION SYSTEM

With the growing demand for mobile robotic complexes with an increased degree of autonomy, the demand for their information awareness increases significantly. Vision systems play a leading role in ensuring this awareness. To support the functioning of groups, as well as each individual robot, it is necessary to form an information field that allows for prompt decision-making in the control systems of both individual robots and the entire group as a whole. The desire to assign an increasing number of independently solved tasks to the robotic complexes requires an increasingly broad and detailed consideration of the field of operation from the VS. Distributed space surveillance and control systems are one of the promising areas for solving this problem, ensuring the formation of a unified information field based on cooperative perception,