



## Внедрение колаборативной робототехники для сбора плодовой продукции

**Мадин Артурович Шереужев,**  
кандидат технических наук, доцент,  
e-mail: shereuzhev@gmail.com;

**Артур Изнаурович Дышеков,**  
кандидат технических наук, ведущий инженер,  
e-mail: a.i.dyshekov@gmail.com;

**Федор Владимирович Девяткин,**  
инженер,  
e-mail: feodor-dev@ya.ru

МГТУ «СТАНКИН», Москва, Российская Федерация

*Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (проект FSFS-2024-0012). MSC: 68T40; 93C85.*

**Реферат.** Коллаборативная робототехника в сельском хозяйстве ориентирована на автоматизацию трудоемких процессов. Коллаборативные мультиагентные робототехнические системы (КМРТС), в отличие от традиционных автономных систем, предполагают активное взаимодействие между роботами и операторами-людьми, что требует разработки новых методов координации, адаптации и обеспечения безопасности в условиях неопределенности и динамично изменяющейся среды. (*Цель исследования*) Разработка теоретических и прикладных подходов к моделированию поведения и управлению коллаборативными мультиагентными робототехническими системами, направленных на обеспечение эффективного распределения задач, координации действий агентов и их безопасного взаимодействия с людьми при выполнении операций по сбору урожая плодовой продукции. (*Материалы и методы*) Для достижения поставленных целей использовались методы теории игр, машинного обучения и управления с учетом рисков. Построена математическая модель, описывающая взаимодействие агентов с учетом вероятностной природы среды и наличия оператора. Валидация предложенных решений осуществлялась посредством численного моделирования, а также на основе данных, которые получены в условиях экспериментального полигона, имитирующего реальные сельскохозяйственные сценарии. (*Результаты и обсуждение*) Разработаны алгоритмы координации, адаптации и перераспределения задач между агентами коллаборативной мультиагентной робототехнической системой, обеспечивающие устойчивость к ошибкам сенсорного восприятия, задержкам передачи данных и внешним возмущениям, характерным для сельскохозяйственной среды. Особое внимание удалено адаптации поведения агентов в ответ на действия операторов-людей, включая возможность приоритизации задач и контекстно-зависимого изменения стратегии взаимодействия. Симуляционные эксперименты продемонстрировали повышение производительности системы за счет более равномерного распределения нагрузки между роботами, уменьшения числа конфликтов при выполнении совместных задач и сокращения простоев. Также зафиксировано улучшение показателей безопасности, в частности, снижение вероятности столкновений и некорректных реакций на присутствие человека в рабочей зоне. (*Выходы*) Разработанные модели и алгоритмы могут быть использованы для построения интеллектуальных коллаборативных мультиагентных робототехнических систем, способных к адаптивному и безопасному взаимодействию в условиях сельскохозяйственного производства, что способствует росту эффективности автоматизированного сбора урожая и снижению зависимости от человеческого труда.

**Ключевые слова:** коллаборативная робототехника, мультиагентные системы, взаимодействие человека и робота, сельскохозяйственная робототехника, распределение задач, безопасность.

**Для цитирования:** Шереужев М.А., Дышеков А.И., Девяткин Ф.В. Внедрение колаборативной робототехники для сбора плодовой продукции // Сельскохозяйственные машины и технологии. 2025. Т. 19. N4. С. 66-74. DOI: 10.22314/2073-7599-2025-19-4-66-74. EDN:IITUFB .

Scientific article

## Adoption of Collaborative Robotics in Fruit Harvesting

**Madin A. Shereuzhev,**  
Ph.D.(Eng.), associate professor,  
e-mail: shereuzhev@gmail.com;

**Artur I. Dyshekov,**  
Ph.D.(Eng.), lead engineer,  
e-mail: a.i.dyshekov@gmail.com;

Fedor V. Devyatkin,  
engineer,  
e-mail: feodor-dev@ya.ru

Moscow State University of Technology "STANKIN", Moscow, Russian Federation

*This research was funded by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (Grant No. FSFS-2024-0012).*

**Abstract.** Collaborative robotics in agriculture is designed to automate labor-intensive processes. In contrast to traditional autonomous systems, collaborative multi-agent robotic systems require active interaction between robots and human operators. This interaction creates the need for new methods for coordination, adaptation, and safety assurance in uncertain and dynamically changing environments. (*Research purpose*) The study aims to develop both theoretical and practical approaches to modeling the behavior and control of collaborative multi-agent robotic systems. The primary objective is to ensure efficient task allocation, coordinated agent behavior, and safe human-robot interaction during fruit harvesting operations. (*Materials and methods*) To achieve these objectives, the study employed methods from game theory, machine learning, and risk-aware control. A mathematical model was developed to describe the interactions among agents, incorporating the probabilistic nature of the environment and the involvement of a human operator. The proposed solutions were validated through a combination of numerical simulations and experimental data collected from a testbed replicating real-world agricultural scenarios. (*Results and discussion*) Algorithms were developed to enable coordination, adaptation, and dynamic task redistribution within the collaborative multi-agent robotic system. These algorithms demonstrated robustness against sensor inaccuracies, communication delays, and external disturbances typical of agricultural settings. Special attention was given to the system's ability to adapt to human operator inputs, including task prioritization and context-sensitive interaction strategies. Simulation results showed enhanced system performance, characterized by more balanced task distribution among robots, reduced conflict during joint operations, and minimized idle time. Safety metrics also improved, including a reduction in collision risks and fewer incorrect responses to the presence of human operators in the work area. (*Conclusions*) The developed models and algorithms provide a foundation for the design of intelligent collaborative multi-agent robotic systems capable of adaptive and safe interaction in agricultural production. Their application can enhance the efficiency of automated harvesting processes while reducing reliance on manual labor.

**Keywords:** collaborative robotics, multi-agent systems, human-robot interaction, agricultural robotics, task allocation, safety.

**For citation:** Shereuzhev M.A., Dyshekov A.I., Devyatkin F.V. Adoption of collaborative robotics in fruit harvesting. *Agricultural Machinery and Technologies*. 2025. Vol. 19. N4. 66-74 (In Russian). DOI: 10.22314/2073-7599-2025-19-4-66-74. EDN: IITUFB.

Дефицит рабочей силы, рост затрат и требования в области экологической устойчивости делает автоматизацию и робототехнические системы все более востребованными в сельском хозяйстве. Перспективным направлением является применение колаборативных робототехнических систем, где роботы и люди совместно выполняют операции, например сбор плодов. Ключевая проблема состоит в обеспечении безопасного и эффективного взаимодействия человека и робота в динамичной среде. Современные исследования по распределению задач, координации и адаптации агентов постепенно переходят к практическим решениям. При работе рядом с людьми должно поддерживаться динамическое планирование и управление мультиагентной системой (МАС).

Колаборативная робототехника ориентирована на работу роботов и людей в одном пространстве и особенно актуальна для автоматизации трудоемких процессов. В обзоре рассматриваются ключевые исследования по групповому применению роботов в составе МАС.

МАС активно применяются в распределенных системах. В сельском хозяйстве роботы могут одновременно выполнять сбор и транспортировку плодов или подзарядку. В работах [1], Garapati K. et al. (ROBOT 2017), Lujak M. et al. демонстрируется эффективность распределенных алгоритмов в условиях динамического изменения задач.

Создание колаборативных мультиагентных робототехнических систем (КМРТС) особенно важно для безопасной работы рядом с людьми. Для коадаптации в реальном времени роботы используют прогнозирование поведения человека и онтологические базы знаний [2]. В обзоре [3] подчеркивается значимость моделей предсказания поведения людей для повышения безопасности и эффективности взаимодействия.

Управление роботами в условиях неопределенности требует учета погодных факторов, степени созревания плодов и поведения людей. В работах [4], Oguz O.S. et al. (IEEE RO-MAN, 2017), Hu H., Fisac J.F. (WAFR 2022) предлагаются методы стохастического управления, позволяющие учитывать вероятностные сценарии изменений среды.

Мультиагентные системы в сельском хозяйстве также рассматриваются в работах [5-7], где показана эффективность распределенных алгоритмов в динамических условиях. КМРТС требуют предсказания поведения человека и коадаптации, поддерживаемых онтологическими моделями [8]. Подтверждается важность таких моделей для безопасного взаимодействия в ограниченном пространстве [9].

Методы стохастического управления [10-12] позволяют учитывать внешние факторы и неопределенность. Адаптивные модели управления, включая биоинспирированные нейронные сети, обсуждаемые в [13-15], повышают способность роботов предсказывать изменения поведения людей и среды.

Развитие цифровых двойников открывает возможности для моделирования взаимодействия и адаптации роботов к динамике внешних условий [16]. В работах [17, 18] подчеркивается значимость кооперативных роботов для сельского хозяйства и их способности адаптироваться к изменениям. Обзор методов распределения задач представлен в таблице 1.

Основным нерешенным вопросом остается учет неопределенности, связанный с наличием людей в рабочей зоне робота, и адаптация сценария решения назначеннной задачи коллаборативным сельскохозяйственным роботом к изменениям окружающей среды с учетом поведения людей.

**Цель исследования:** формализовать основные фундаментальные вопросы взаимодействия групп роботов и людей в сельскохозяйственном пространстве для того, чтобы в дальнейшем предложить новые модели и алгоритмы, которые позволят решать указанные задачи с учетом неопределенностей среды и взаимодействий между агентами.

**Материалы и методы.** Для достижения поставленных целей использовались методы теории игр, машинного обучения и управления с учетом рисков.

#### Математическая модель коллаборативной мультиагентной робототехнической системы для сбора плодовой продукции

Одним из ключевых аспектов функционирования коллаборативной мультиагентной системы в сельском хозяйстве является эффективное распределение задач между роботами и людьми с учетом их возможностей. Разные агенты (роботы и люди) могут обладать разной производительностью, выполнять различные типы задач и иметь разные ограничения, что должно быть учтено в модели управления системой.

Для описания динамики как роботов, так и людей в мультиагентной системе введем вектор, упрощенные состояния  $x_i(t)$  для каждого агента  $i$  (где  $i \in \{1, \dots, N\}$ ,  $N$  – общее число агентов, включая роботов и людей), который включает позицию, скорость и ориентацию в пространстве:

$$x_i(t) = [p_i(t), v_i(t), \theta_i(t)], \quad (1)$$

где  $p_i(t)$  – позиция агента;  $v_i(t)$  – скорость;  $\theta_i(t)$  – ориентация в момент времени  $t$ .

Модель управления для каждого робота описывается стандартным уравнением движения:

$$\begin{aligned} \dot{x}_i(t) &= f_i(x_i(t), u_i(t)) + w_i(t), \\ x_i(0) &= x_i^0, \end{aligned} \quad (2)$$

где  $f_i$  – функция динамики для агента  $i$ ;  $u_i(t)$  – управляющее воздействие;  $w_i(t)$  – шум (или неопределенность) в динамике агента, описывающий возможные отклонения в движении;  $x_i^0$  – набор начальных состояний.

Каждому агенту  $i$  назначается набор задач для выполнения в рамках мультиагентной системы. Введем бинарную переменную  $a_{ij}$ , которая принимает значение 1, если задача  $j$  назначена агенту  $i$ , и 0 – в противном случае. Матрица (4) распределения задач  $A = [a_{ij}]$  подчиняется следующим ограничениям:

$$\sum_{i=1}^N a_{ij} = 1 \forall j \in \{1, \dots, M\}, \quad (3)$$

где  $M$  – общее число задач.

Это означает, что каждая задача может быть назначена только одному агенту.

Целевая функция, которая должна минимизироваться, включает затраты на выполнение задач и время выполнения:

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M a_{ij} C_{ij}(x_i(t), u_i(t), T_j), \quad (4)$$

где  $C_{ij}$  – функция стоимости выполнения задачи  $j$  агентом  $i$ , зависящая от его состояния  $x_i(t)$ , управляющих воздействий  $u_i(t)$  и времени выполнения задачи  $T_j$ .

Для учета неопределенностей, связанных с динамикой агентов и изменениями внешней среды (например, погодные условия, непредсказуемые действия людей), вводится вероятностная модель. Пусть  $P(e_k|x_i(t), u_i(t))$  – вероятность возникновения события  $e_k$  (например, столкновения с человеком или препятствием) при текущем состоянии  $x_i(t)$  и управляющем воздействии  $u_i(t)$ . Таким образом, управление системой должно минимизировать не только время и затраты, но и риск возникновения нежелательных ситуаций:

$$J_{total} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M a_{ij} \cdot C_{ij}(x_i(t), u_i(t), T_j) + \lambda \sum_{k=1}^K P(e_k), \quad (5)$$

где  $\lambda$  – весовой коэффициент, определяющий значимость учета рисков;  $K$  – количество возможных неблагоприятных событий.

Для координации работы агентов, включая людей, вводится общая цель, которую необходимо дос-

Таблица 1 ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ЗАДАЧ / OVERVIEW OF EXISTING TASK ALLOCATION METHODS			Table 1
Метод	Сценарий	Ограничения	
Игровая теория (Garapati K. et al. ROBOT 2017 Conference Proceedings)	Многоагентное распределение задач в охранных миссиях	Ограниченнное масштабирование Ограниченные знания агентов	
Потенциальные игры [1]	Динамическое распределение задач	Требуется глобальная информация о состоянии	
Координация агриверботов (Lujak M. et al. ATT 2022)	Сельское хозяйство	Зависимость от инфраструктуры и моделей	
Систематический обзор [3]	HRI в сельском хозяйстве	Обзорная работа Отсутствие конкретных алгоритмов	
Стochastic планирование (Oguz O.S. et al. IEEE RO-MAN, 2017)	Взаимодействие с человеком	Высокие вычислительные затраты	
Моделирование вероятностей и адаптация [4]	Координация HRI с изменчивыми навыками	Низкая предсказуемость поведения человека	
Dual control, активное обучение (Hu H., Fisac J.F. WAFR 2022)	Взаимодействие с человеком	Сложность выполнения в реальном времени	
Оценка позиций [20]	Роботы в кооперативных ячейках	Низкая точность при окклюзии	
Мультифункциональный подход [5]	Автономные наземные роботы	Отсутствует адаптация к динамике	
Beetle antennae search [6]	Умный дом + HRI	Эвристический характер, отсутствие обучения	
Гетерогенные кооперативные роботы [7]	Сбор и мониторинг насекомых	Зависимость от связи между роботами	
Управление усилием захвата [8]	Кооперативные манипуляторы	Требует точной калибровки силы	
Обзор методов кооперации [9]	Транспортировка объектов	Нет конкретной реализации	
Нечеткая логика [10]	Адаптивные кооперативные роботы	Высокая зависимость от настроек правил	
Framework дизайна [11]	Производственные линии	Не рассматривает автономию	
Кооперативная кладка [12]	Роботизированное строительство	Сложность настройки синхронности	
Нейросеть, вдохновленная биологией [13]	Умный дом	Ограниченнная генерализация	
Машинное обучение + IoT [14]	Smart manufacturing	Высокая сложность интеграции	
ROS 2 Toolbox [15]	Прототипирование в кооперации	Требуется опыт в ROS 2	
Digital twin frame work [16]	Кооперативные роботы	Высокая стоимость и сложность внедрения	
Онтологические базы знаний [2]	Коадаптация поведения роботов и людей в агропроцессах	Требует развертывания онтологической модели	
Биоинспирированные нейронные сети [13, 14]	Предсказание поведения человека и адаптация роботов в агросреде	Требует обучения на агроспецифичных данных	
Модели прогнозирования поведения человека [3, 9]	Адаптация действий агриверботов к индивидуальным особенностям операторов	Требует калибровки под конкретные агрозадачи	

тической всей системе. Это может быть минимизация общего времени сбора урожая

$$\min_{u_i(t)} \sum_{i=1}^N J_{total}, \quad (6)$$

при этом учитываются ограничения по безопасности и эффективности работы в мультиагентной среде и каждый агент должен взаимодействовать с другими агентами, соблюдая ограничения:

$$g(x_i(t), x_k(t)) \leq 0 \quad \forall i \neq k, \quad (7)$$

где  $g(x_i(t), x_k(t))$  – функция, задающая ограничения на минимальное безопасное расстояние между агентами.

Изменим модель распределения задач с учетом возможностей агентов. Каждому агенту  $i$  (роботу или человеку) назначается задача  $j$  из набора доступных задач. Для этого вводится матрица распре-

деления задач  $A = [a_{ij}]$ , если задача  $j$  назначена агенту  $i$ , и  $a_{ij} = 0$  в противном случае.

Роботы и люди имеют разные возможности выполнения задач. Так, роботы могут выполнять задачи по сбору плодов и транспортировке урожая, но их действия могут ограничиваться, например, уровнем заряда батареи или точностью манипуляций. При этом люди могут выполнять задачи, требующие более высокой точности или сложного принятия решений (например, выбор зрелых плодов вручную), но их производительность может снижаться из-за усталости.

Функция стоимости  $C_{ij}(x_i(t), u_i(t), t_j)$  зависит от текущего состояния агента  $i$  (местоположения, уровня заряда, др.), управляющих воздействий  $u_i(t)$  и времени выполнения задачи  $t_j$ . Функция стоимости может быть различной для роботов и людей,

чтобы учитывать их индивидуальные особенности и возможности:

$$C_{ij} = \begin{cases} C_{robot}(x_i(t), u_i(t), t_j), & \text{если агент } i - \text{робот} \\ C_{human}(x_i(t), u_i(t), t_j), & \text{если агент } i - \text{человек.} \end{cases} \quad (8)$$

Система управления должна учитывать следующие ограничения:

- по уникальности выполнения задач:

$$\sum_{j=1}^M a_{ij} = 1 \quad \forall j \in \{1, \dots, M\}. \quad (9)$$

Каждая задача должна быть назначена только одному агенту;

- по производительности роботов:

$$a_{ij} \cdot P_{robot} \leq \text{максимальная нагрузка на робота } i, \quad (10)$$

где  $P_{robot}$  – производительность робота, зависящая от его текущего состояния (уровня заряда батареи, доступности пр.);

- по количеству задач для человека:

$$\sum_{j=1}^M a_{ij} \leq P_{human}(t), \quad (11)$$

где  $P_{human}(t)$  – производительность человека, зависящая от его состояния (например, усталости или времени работы).

В алгоритмах распределения задач между роботами и людьми, включая методы теории игр и аукционов, каждый агент делает ставку на выполнение задачи, исходя из своей производительности и текущего состояния, а задача назначается агенту с наилучшими условиями для выполнения. Кроме расчета стоимости универсальными методами в виду динамичности среды могут возникать непредвиденные факторы, которые являются индивидуальными для каждого робота и человека.

При использовании алгоритмов типа аукцион функция ставки  $\sigma$  для робота  $i$  при выполнении задачи  $j$  может быть описана как:

$$\sigma_i(j) = C_{robot}(x_i(t), u_i(t), t_j) + \lambda \cdot \Delta t_j^i, \quad (12)$$

где  $\Delta t_j^i$  – время выполнения роботом  $i$  задачи  $j$ .

Для людей аналогичная функция учитывает их физическое состояние и усталость как индивидуальный фактор:

$$\sigma_i(j) = C_{human}(x_i(t), u_i(t), t_j) + \alpha \cdot \omega_j^i, \quad (13)$$

где  $\omega_j^i$  – фактор усталости выполнения человеком  $i$  задачи  $j$ .

Целью алгоритма является минимизация суммарных затрат по всем агентам, что включает временные затраты и риски сбоев:

$$\min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M a_{ij} C_{ij}(x_i(t), u_i(t), \Delta t_j). \quad (14)$$

Поскольку в реальных условиях могут возникать различные неопределенности (например, погодные изменения, непредсказуемое поведение людей), то управление системой учитывает стохастическую природу среды. Вероятность успешного выполнения задачи агентом зависит от текущего состояния среды и характеристик агента:

$$P(e_k | x_i(t), u_i(t)) = f(x_i(t), u_i(t), \delta(t)), \quad (15)$$

где  $\delta(t)$  – условия среды.

Это позволяет системе динамически адаптировать распределение задач и координацию в зависимости от изменения условий работы. Формализуем метод динамического планирования траекторий, который адаптируется к изменениям в окружении. Пусть  $\tau_i(t)$  – это траектория движения агента  $i$ . Оптимальная траектория должна минимизировать затраты на перемещение  $C_{motion}$ , избегая при этом коллизий с другими агентами:

$$\min_{\tau_i(t)} \int_0^T C_{motion}(x_i(t), u_i(t)) dt, \quad (16)$$

при условии

$$d(x_i(t), x_k(t)) \geq d_{min} \quad \forall i, k, \quad i \neq k, \quad (17)$$

где  $d(x_i(t), x_k(t))$  – расстояние между агентами;  $d_{min}$  – минимальное допустимое расстояние для предотвращения столкновений.

#### Многоуровневая архитектура

Архитектура системы управления робота-агента основывается на многоуровневой модели (рис. 1), в которой каждый уровень отвечает за определенный набор задач и процессов.

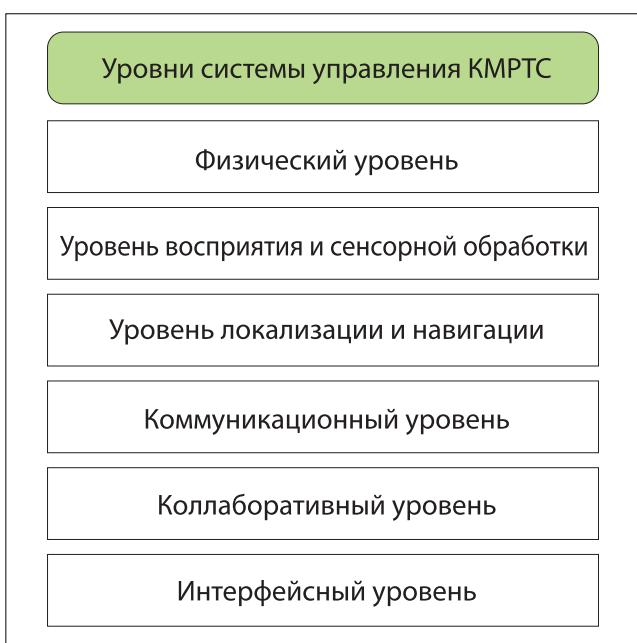


Рис. 1. Уровни системы управления коллаборативных мультиагентных робототехнических систем

Fig. 1. Control system levels of a collaborative multi-agent robotic system

Основу восприятия среды роботом составляют данные, поступающие с разнообразных сенсоров [19]. Для решения задачи сбора плодов необходимо обеспечить робота системами, которые смогут точно определять положение плодов, их зрелость и оценивать возможные препятствия, включая людей, в рабочем пространстве [20].

Основными модулями сенсорной системы являются:

- камеры *RGB* и глубинные камеры, используемые для распознавания плодов, оценки их размеров, а также для детектирования людей и объектов;
- сканирующий лазерный дальномер, обеспечивающий трехмерное сканирование окружающей среды, что позволяет строить карту местности и точно определять расстояния до объектов;
- ультразвуковые сенсоры, применяемые для предотвращения столкновений и обеспечения безопасности при работе в непосредственной близости с людьми.

Информация с сенсоров обрабатывается в режиме реального времени, что позволяет системе постоянно обновлять представление о среде и принимать решения на основе актуальных данных. Этот уровень критически важен для безопасного взаимодействия с людьми.

#### *Локализация и навигация*

Для успешного выполнения задачи работы должны уметь точно определять свое положение в рабочей зоне и безопасно перемещаться к целям, например, плодам или зонам сбора (Hu H., Fisac J.F. WAFR 2022). Основой навигации является технология *SLAM* (*Simultaneous Localization and Mapping*), которая позволяет роботу одновременно строить карту местности и определять на ней свое местоположение.

Уравнения навигации описываются следующим образом:

$$p_r(t+1) = p_r(t) + v_r(t) \cdot \Delta t, \quad (18)$$

где  $p_r(t)$  – текущее положение робота;  $v_r(t)$  – скорость робота;  $\Delta t$  – временной шаг.

На основе данных о скорости и положении робота система локализации корректирует его траекторию, минимизируя риск столкновений с людьми или другими объектами.

Планирование задач в колаборативной мультиагентной системе осуществляется на основе алгоритмов распределения и координации [21, 22], (Arturovich S.M. et al. AIP Conference Proceedings). В зависимости от текущей ситуации роботу может быть назначена задача по сбору плодов в определенной зоне, транспортировке собранного урожая к точке хранения или выполнению вспомогательных действий, например, подзарядки других роботов. Процесс планирования формализуется через целевую функцию, минимизирующую общее вре-

мя выполнения задач и затраты ресурсов, что позволяет системе динамически адаптироваться к изменениям среды и задач посредством как центрального управления, так и распределенных механизмов.

#### *Экспериментальные исследования*

Проведены серии симуляционных испытаний в *Gazebo* (рис. 2), направленные на проверку распределения задач, устойчивости алгоритмов и общей производительности мультиагентной системы в динамических условиях.

В эксперименте использовались три типа специализированных роботов:

- роботы-сборщики: оборудованы техническим зрением и манипуляторами для сбора плодов. Ограничены по времени автономной работы, требуют регулярной подзарядки;
- роботы-транспортировщики: осуществляют транспортировку собранных плодов к местам хранения;
- энергетические роботы: выполняют функцию автономной подзарядки сборщиков в рабочей зоне.

В процессе подготовки симуляции были реализованы следующие модели и взаимодействия (рис. 3):

- объектная модель дерева с плодами;

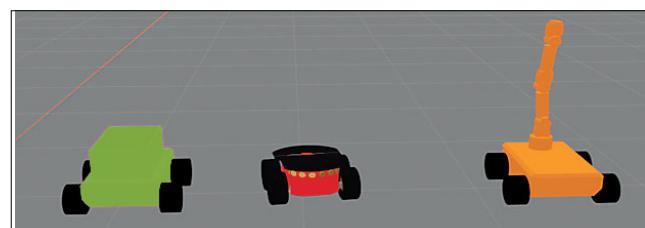


Рис. 2. Модели роботов-агентов в симуляционной среде: сборщик (оранжевый робот), транспортировщик (зеленый) и энергетический робот (красный)

Fig. 2. Robot agent models in the simulation environment: the harvester (orange), the transporter (green), and the energy robot (red)

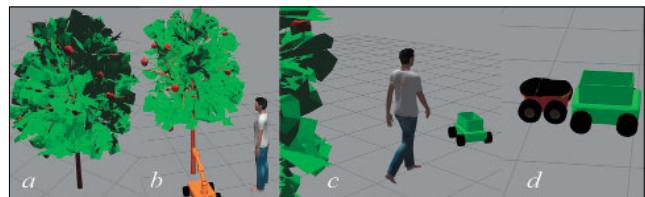


Рис. 3. Виртуальные модели агентов в симуляторе: сборщик (оранжевый), транспортировщик (зеленый), энергетический робот (красный); a – модель дерева с плодами; b – взаимодействие человека и робота; c – транспортировщик избегает человека; d – процесс виртуальной подзарядки

Fig. 3. Virtual models of agents in the simulator: the harvester (orange), the transporter (green), the energy robot (red). a – tree model with fruits; b – human-robot interaction; c – the transporter avoiding the human; d – virtual recharging process

Таблица 2

СРАВНИТЕЛЬНЫЕ ПОКАЗАТЕЛИ ЭФФЕКТИВНОСТИ / COMPARATIVE PERFORMANCE INDICATORS

Table 2

Показатель	Предложенный метод	Базовый метод
Среднее время сбора с одного дерева, мин	$8,5 \pm 0,4$	$12,3 \pm 0,7$
Эффективность распределения задач, %	$92 \pm 2$	$68 \pm 4$
Среднее время простоя сборщика, мин	$0,8 \pm 0,2$	$2,5 \pm 0,4$
Точность распознавания плодов, %	$85 \pm 3$	$72 \pm 5$
Количество инцидентов столкновений	0	1
Успешность завершения задач в плохих условиях, %	$90 \pm 2$	$65 \pm 5$

- взаимодействие человека и робота в процессе сбора;
- маневры робота-транспортировщика при обходе человека;
- виртуальная подзарядка транспортировщика энергетическим роботом.

Эксперименты проводились в саду с объектами, внешний вид которых выглядит как деревья с плодами. Взаимодействие людей и роботов проходило в следующих условиях:

- количество агентов: три робота (сборщик, транспортировщик и энергетический робот) и два человека;
- погодные условия: имитация капель дождя и ухудшение видимости через зашумление данных с датчиков;
- освещенность: различные уровни освещения влияли на качество работы технического зрения;
- выборка: пять разных деревьев с различной плотностью плодов;
- число итераций: каждая серия экспериментов повторялась не менее 10 раз для повышения статистической достоверности.

### Результаты и обсуждение

**Сравнительный базовый метод.** Для оценки эффективности предложенной архитектуры проведены сравнительные эксперименты с базовым методом централизованного планирования без коадаптации:

- в базовом методе задачи распределялись статически без учета изменений окружающей среды и доступности агентов;
- в предложенной архитектуре применялось динамическое перераспределение задач и коадаптация поведения агентов.

Система показала способность адаптироваться к изменениям внешних условий (табл. 2). Динамическое распределение задач позволило увеличить эффективность системы на 30% по сравнению с базовым сценарием без адаптации. Виртуальные эксперименты подтвердили устойчивость системы к изменяющимся условиям, включая снижение освещенности и имитацию дождя. Энергетические роботы обеспечили непрерывную работу сборщиков, минимизируя простой.

**Адаптивность и устойчивость системы.** При ухудшении внешних условий (например, снижение освещенности) система технического зрения автоматически подстраивалась за счет переобучения параметров, что позволило повысить точность на 20% в виртуальных испытаниях. В виртуальных условиях система перераспределяла задачи в зависимости от доступности агентов и окружающей среды, что позволило сохранить высокую общую эффективность.

**Выводы.** Симуляционные и полевые эксперименты продемонстрировали работоспособность и высокую адаптивность предложенной архитектуры управления колаборативной мультиагентной системой. В условиях неопределенности система успешноправлялась с задачами, обеспечивала надежное взаимодействие между агентами и сохраняла безопасность людей и роботов. Полученные результаты подтверждают потенциал интеграции таких систем в реальные аграрные процессы для повышения эффективности сбора урожая и снижения зависимости от погодных и человеческих факторов.

### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Wu H., Shang H. Potential game for dynamic task allocation in multi-agent system. *ISA Transactions*. 2020. Vol. 102. 208-220. DOI: 10.1016/j.isatra.2020.03.004.
2. Шереметев М.А., Пак Л.А., Карапес П.Д., Винокуров А.О. Формализация рабочего пространства и онтология технологического процесса для выполнения технологических работ колаборативной робототехнической ячейкой // *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. 2022. N6 (110). С. 134-143. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-6-110-134-143.
3. Benos L., Moysiadis V., Kateris D. et al. Human–robot interaction in agriculture: a systematic review. *Sensors*. 2023. Vol. 23. N15. 6776. DOI: 10.3390/s23156776.
4. Liu R., Natarajan M., Gombolay M.C. Coordinating human-robot teams with dynamic and stochastic task proficiencies. *ACM Transactions on Human-Robot Interaction (THRI)*. 2021. Vol. 11. N1. 1-42. DOI: 10.1145/3477391.
5. Gul F., Mir I., Abualigah L. et al. Cooperative multi-function approach: A new strategy for autonomous ground robotics. *Future Generation Computer Systems*. 2022. Vol. 134. 361-373. DOI: 10.1016/j.future.2022.04.007.
6. Khan A.T., Li S., Cao X. Human guided cooperative robotic

- agents in smart home using beetle antennae search. *Science China Information Sciences*. 2022. Vol. 65. N2. 122204. DOI: 10.1007/s11432-020-3073-5.
7. Berger G.S., Teixeira M., Cantieri A. et al. Cooperative heterogeneous robots for autonomous insect trap monitoring system in a precision agriculture scenario. *Agriculture*. 2023. Vol. 13. N2. 239. DOI: 10.3390/agriculture13020239.
  8. Bahani A., Ech-Chhibat E.C., Samri H. et al. Intelligent controlling the gripping force of an object by two computer-controlled cooperative robots. *Applied Computer Science*. 2023. Vol. 19. N1. 133-151. DOI: 10.35784/acs-2023-09.
  9. An X., Wu C., Lin Y. et al. Multi-robot systems and cooperative object transport: Communications, platforms, and challenges. *IEEE Open Journal of the Computer Society*. 2023. Vol. 4. 23-36. DOI: 10.1109/OJCS.2023.3238324.
  10. Enthrakandi Narasimhan G., Bettyjane J. Implementation and study of a novel approach to control adaptive cooperative robot using fuzzy rules. *International Journal of Information Technology*. 2021. Vol. 13. N6. 2287-2294. DOI: 10.1007/s41870-020-00459-z.
  11. Ronzoni M., Accorsi R., Botti L., Manzini R. A support-design framework for cooperative robot systems in labor-intensive manufacturing processes. *Journal of Manufacturing Systems*. 2021. Vol. 61. 646-657. DOI: 10.1016/j.jmsy.2021.10.008.
  12. Bruun E.P.G., Pastrana R., Paris V. et al. Three cooperative robotic fabrication methods for the scaffold-free construction of a masonry arch. *Automation in Construction*. 2021. Vol. 129. 103803. DOI: 10.1016/j.autcon.2021.103803.
  13. Khan A.T., Li S., Cao X. Control framework for cooperative robots in smart home using bio-inspired neural network. *Measurement*. 2021. Vol. 167. 108253. DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108253.
  14. Lins R.G., Givigi S.N. Cooperative robotics and machine learning for smart manufacturing: Platform design and trends within the context of industrial internet of things. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. 95444-95455. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3094374.
  15. Testa A., Camisa A., Notarstefano G. ChoiRbot: A ROS 2 toolbox for cooperative robotics. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2021. Vol. 6. N2. 2714-2720. DOI: 10.1109/LRA.2021.3061366.
  16. Gil S., Oakes B., Gomes C. et al. Toward a systematic reporting framework for digital twins: a cooperative robotics case study. *Simulation*. 2025. Vol. 101. N3. 313-339. DOI: 10.1177/00375497241261406.
  17. Lytridis C., Kaburlasos V., Pachidis T.P. et al. An overview of cooperative robotics in agriculture. *Agronomy*. 2021. Vol. 11. N9. 1818. DOI: 10.3390/agronomy11091818.
  18. Дорохов А.С., Павкин Д.Ю., Юрочкина С.С. Технология цифровых двойников в сельском хозяйстве: перспективы применения // Агроинженерия. 2023. Т. 25. N4. С. 14-25. DOI: 10.26897/2687-1149-2023-4-14-25.
  19. Solovchenko A., Shurygin B., Kuzin A. et al. Linking tissue damage to hyperspectral reflectance for non-invasive monitoring of apple fruit in orchards. *Plants*. 2021. Vol. 10. N2. 1-15. DOI: 10.3390/plants10020310.
  20. Шеревужев М.А., Девяткин Ф.В., Арабаджиев Д.И. Моделирование группового управления сельскохозяйственными роботами с использованием конечных автоматов и онтологий // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2023. N6(116).С. 247-263. DOI: 10.35330/1991-6639-2023-6-116-247-263.
  21. Шеревужев М.А., Кишев А.Ю. Вопросы выбора системы технического зрения сельскохозяйственных робототехнических комплексов для контроля сорной растительности. Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2022. N4 (108).С. 84-95. DOI: 10.35330/1991-6639-2022-4-108-84-95.
  22. Amorim A., Guimares D., Mendonca T. et al. Robust human position estimation in cooperative robotic cells. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2021. Vol. 67. 102035. DOI: 10.1016/j.rcim.2020.102035.

## REFERENCES

1. Wu H., Shang H. Potential game for dynamic task allocation in multi-agent system. *ISA Transactions*. 2020. Vol. 102. 208-220 (In English). DOI: 10.1016/j.isatra.2020.03.004.
2. Shereuzhev M.A., Pak L.A., Karasev P.D., Vinokurov A.O. Formalizing of the workspace and the ontology of the technological process for the performance of technological work by a collaborative robotic cell. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the RAS*. 2022. N6 (110). 1340-143 (In Russian). DOI: 10.35330/1991-6639-2022-6-110-134-143.
3. Benos L., Moysiadis V., Kateris D. et al. Human–robot interaction in agriculture: a systematic review. *Sensors*. 2023. Vol. 23. N15. 6776 (In English). DOI: 10.3390/s23156776.
4. Liu R., Natarajan M., Gombolay M.C. Coordinating human-robot teams with dynamic and stochastic task proficiencies. *ACM Transactions on Human-Robot Interaction*. 2021. Vol. 11. N1. 1-42 (In English). DOI: 10.1145/3477391.
5. Gul F., Mir I., Abualigah L. et al. Cooperative multi-function approach: A new strategy for autonomous ground robotics. *Future Generation Computer Systems*. 2022. Vol. 134. 361-373 (In English). DOI: 10.1016/j.future.2022.04.007.
6. Khan A.T., Li S., Cao X. Human guided cooperative robotic agents in smart home using beetle antennae search. *Science China Information Sciences*. 2022. Vol. 65. N2. 122204 (In English). DOI: 10.1007/s11432-020-3073-5.
7. Berger G.S., Teixeira M., Cantieri A. et al. Cooperative heterogeneous robots for autonomous insect trap monitoring system in a precision agriculture scenario. *Agriculture*. 2023. Vol. 13. N2. 239 (In English). DOI: 10.3390/agriculture13020239.

8. Bahani A., Ech-Chhibat E.C., Samri H. et al. Intelligent controlling the gripping force of an object by two computer-controlled cooperative robots. *Applied Computer Science*. 2023. Vol. 19.N1. 133-151 (In English). DOI: 10.35784/acs-2023-09.
9. An X., Wu C., Lin Y. et al. Multi-robot systems and cooperative object transport: Communications, platforms, and challenges. *IEEE Open Journal of the Computer Society*. 2023. Vol. 4. 23-36 (In English). DOI: 10.1109/OJCS.2023.3238324.
10. Enthrankandi Narasimhan G., Bettyjane J. Implementation and study of a novel approach to control adaptive cooperative robot using fuzzy rules. *International Journal of Information Technology*. 2021. Vol. 13.N6. 2287-2294 (In English). DOI: 10.1007/s41870-020-00459-z.
11. Ronzoni M., Accorsi R., Botti L., Manzini R. A support-design framework for cooperative robot systems in labor-intensive manufacturing processes. *Journal of Manufacturing Systems*. 2021. Vol. 61. 646-657 (In English). DOI: 10.1016/j.jmsy.2021.10.008.
12. Bruun E.P.G., Pastrana R., Paris V. et al. Three cooperative robotic fabrication methods for the scaffold-free construction of a masonry arch. *Automation in Construction*. 2021. Vol. 129. 103803 (In English). DOI: 10.1016/j.autcon.2021.103803.
13. Khan A.T., Li S., Cao X. Control framework for cooperative robots in smart home using bio-inspired neural network. *Measurement*. 2021. Vol. 167. 108253 (In English). DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108253.
14. Lins R.G., Givigi S.N. Cooperative robotics and machine learning for smart manufacturing: Platform design and trends within the context of industrial internet of things. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. 95444-95455 (In English). DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3094374.
15. Testa A., Camisa A., Notarstefano G. ChoiRbot: A ROS 2 toolbox for cooperative robotics. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2021. Vol. 6. N2. 2714-2720 (In English). DOI: 10.1109/LRA.2021.3061366.
16. Gil S., Oakes B., Gomes C. et al. Toward a systematic reporting framework for digital twins: a cooperative robotics case study. *Simulation*. 2025. Vol. 101. N3. 313-339 (In English). DOI: 10.1177/00375497241261406.
17. Lytridis C., Kaburlasos V., Pachidis T.P. et al. An overview of cooperative robotics in agriculture. *Agronomy*. 2021. Vol. 11. N9. 1818 (In English). DOI: 10.3390/agronomy11091818.
18. Dorokhov A.S., Pavkin D.Yu., Yurochka S.S. Digital twin technology in agriculture: prospects for use. *Agricultural Engineering*. 2023. Vol. 25. N4. 14-25 (In Russian). DOI: 10.26897/2687-1149-2023-4-14-25.
19. Solovchenko A., Shurygin B., Kuzin A. et al. Linking tissue damage to hyperspectral reflectance for non-invasive monitoring of apple fruit in orchards. *Plants*. 2021. Vol. 10. N2. 1-15 (In English). DOI: 10.3390/plants10020310.
20. Shereuzhev M. A., Devyatkin F. V., Arabadzhiev D.I. Simulation of group management of agricultural robots using finite state machines and ontologies. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the RAS*. 2023. N6 (116). 247-263 (In Russian). DOI: 10.35330/1991-6639-2023-6-116-247-263.
21. Shereuzhev M.A., Kishev A.Yu. Questions of choosing a vision system of agricultural robotic systems for weed control. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of the RAS*. 2022. N4 (108). 84-95 (In Russian). DOI: 10.35330/1991-6639-2022-4-108-84-95.
22. Amorim A., Guimaraes D., Mendonca T. et al. Robust human position estimation in cooperative robotic cells. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2021. Vol. 67. 102035 (In English). DOI: 10.1016/j.rcim.2020.102035.

**Конфликт интересов**

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Заявленный вклад соавторов:**

Шережев М.А. – разработка математической модели;  
Дышеков А.И. – разработка архитектуры системы управления;

Девяткин Ф.В. – проведение эксперимента.

Авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

**Conflict of interest**

The authors declare no conflict of interest.

**Coauthors' contribution:**

Shereuzhev M.A. – development of the mathematical model;  
Dyshekoff A.I. – development of the control system architecture;  
Devyatkin F.V. – conducting the experiment.

*The authors read and approved the final manuscript.*

Статья поступила в редакцию  
Статья принята к публикации

The paper was submitted to the Editorial Office on  
The paper was accepted for publication on

03.09.2025  
25.11.2025