

Миварная система обработки информации и принятия решений для группового управления гетерогенными складскими роботами

Гун Шэншо

Московский государственный технический университет им. Н. Э. Баумана,
Россия, Москва, hiteyeb@163.com

Аннотация. В статье рассматривается проблема группового управления функционально гетерогенными складскими роботами – роботами-погрузчиками (РП), роботами-транспортёрщиками (РТ) и роботами-разгрузчиками (РР). Целью исследования является разработка миварной системы обработки информации и принятия решений, обеспечивающей динамическую классификацию транспортных задач, выбор исполнителей по критерию совместимости и адаптивное управление энергетическими ресурсами парка при сохранении линейной вычислительной сложности логического вывода и полной объяснимости решений. Предложена классификация транспортных задач на три типа – индивидуальную, кооперативную и коллективную транспортировку – на основе системы булевых индикаторов, динамического приоритета и проверки габаритно-весовых ограничений. Для коллективной транспортировки разработан механизм пространственной кластеризации грузов с двухрежимной маршрутной оптимизацией (полный перебор и комбинация ближайшего соседа с 2-opt). Для кооперативной транспортировки крупногабаритных грузов введён аукционный механизм формирования команд РТ, минимизирующий составную целевую функцию с учётом избыточности грузоподъёмности, гетерогенности скоростей и путевых затрат. Для каждого типа роботов сформулированы уравнения состояния, работоспособности и энергетической достаточности. Математическая модель преобразована в миварную базу знаний из 302 правил «ЕСЛИ–ТО» и верифицирована на платформе КЭСМИ. Новизна работы состоит в одновременном учёте функциональной гетерогенности парка, трёхкатегорийной классификации задач и адаптивного энергетического управления в рамках единой миварной базы знаний – аспектов, ранее рассматривавшихся изолированно. Экспериментальная проверка на имитационной системе (склад 1000×1000 м, 140 роботов, 300 задач) показала коэффициент выполнения задач 98,9–99,9 %, что на 14–18 п.п. превышает базовые алгоритмы. Метод сохраняет работоспособность при отказе до 30 % роботов и при увеличении доли кооперативных задач до 30 %.

Ключевые слова: мивар, миварная система принятия решений, миварная база знаний, логический искусственный интеллект, складской робот, групповое управление, распределение задач

Цитирование: Гун Ш. Миварная система обработки информации и принятия решений для группового управления гетерогенными складскими роботами / Ш. Гун // Информационные и математические технологии в науке и управлении, 2026. – № 3(43). – С. 178-196. – DOI:10.25729/ESI.2026.43.3.015.

Введение. Непрерывный рост объёмов электронной коммерции, увеличение номенклатуры хранимых единиц и ужесточение требований к срокам доставки превращают интеллектуальный склад [1] в один из ключевых узлов современной логистики [2]. Традиционные автоматизированные стеллажные системы (AS/RS) и ранние поколения автоматически управляемых транспортных средств (AGV) с фиксированными маршрутами оказываются недостаточно гибкими при обработке высокодинамичных и разнородных потоков заказов [3]. На смену им приходят группы автономных мобильных роботов (AMR), обеспечивающие масштабируемость, гибкость и отказоустойчивость складских операций [4].

Организация совместной работы такой группы требует модели обработки информации и принятия решений [5], способной в реальном времени учитывать положение роботов, уровень заряда их аккумуляторов, очереди задач, физические характеристики грузов и состояние погрузочных платформ, а на основании этих данных формировать распределение ресурсов, близкое к оптимальному [6]. В российской литературе вопросы планирования действий и распределения заданий в мультиагентных робототехнических системах рассматривались в работе И. М. Макарова [7], проблема группового управления роботами с учётом ограничения

по запасу хода – в работе В. С. Лазарева [8], а управление группой наземных роботов с перераспределением энергетических ресурсов – в работе К. Д. Крестовникова [9].

Существующие зарубежные подходы к проблеме распределения принято подразделять на две парадигмы. Централизованные оптимизационные модели на базе смешанного целочисленного программирования, эвристик переменных окрестностей и аукционных схем [10] теоретически способны находить глобальный оптимум, однако их вычислительная сложность быстро возрастает с увеличением числа роботов и задач. Децентрализованные реактивные модели и методы обучения с подкреплением [11] обеспечивают высокое быстроедействие, однако лишены глобального обзора и склонны к застреванию в локальных оптимумах, особенно при выполнении задач, требующих точной кооперации нескольких роботов – например, совместной транспортировки крупногабаритных грузов [12].

Одним из перспективных направлений, позволяющих преодолеть указанное противоречие, является использование логического искусственного интеллекта и, в первую очередь, миварного подхода [13]. Исторически развитие экспертных систем прошло путь от первых продукционных архитектур [14] до промышленных приложений в горных работах, медицине и других областях [15]. Миварный подход, предложенный О. О. Варламовым в 2002 году [16], основан на трехмерном информационном пространстве «вещь–свойство–отношение» и обеспечивает линейную вычислительную сложность логического вывода на правилах «ЕСЛИ–ТО» как для небольшого, так и для большого числа правил (например, при числе правил, превышающем три миллиона). Современная инструментальная среда КЭСМИ обеспечивает разработку, верификацию и эксплуатацию миварных баз знаний промышленного масштаба [17].

Применение миварных технологий в робототехнике активно развивается [18]. В работе Д. В. Аладина впервые предложена миварная система для планирования действий роботов [19], в работах А. А. Коценко и соавторов исследуется методика построения миварных систем принятия решений для планирования маршрутов робототехнических комплексов в трёхмерном логическом пространстве [20], применение миварных экспертных систем (МЭС) для автоматизированного поиска нескольких траекторий робота и описание миварных сетей в формате двудольных и трёхдольных ориентированных графов [21]. В работе [22] обоснована возможность создания автономных групп роботов на основе миварной системы принятия решений; в [23] предложена миварная экспертная система для контроля соблюдения правил дорожного движения. Применительно к производственным системам вопросы распределения ресурсов средствами логического искусственного интеллекта рассмотрены в [24], а в [25] представлен алгоритм динамического планирования траектории робота на основе семантического обнаружения объектов. Примеры применения МЭС в распознавании образов и смежных задачах приведены в [26, 27].

Непосредственно к складской проблематике миварный подход применялся в предшествующих работах автора: в [28] была сформулирована миварная система принятия решений для распределения и перевозки грузов командой складских роботов; в [29] рассмотрено оптимизационное распределение грузов для групп складских роботов; в [30] предложена модель принятия решений для многозадачных складских роботов на основе четырёхуровневой архитектуры совместной оптимизации. Вместе с тем проведённый анализ показывает, что существующие решения, как правило, ориентированы на однородные группы роботов и не учитывают одновременно три ключевых аспекта: функциональную гетерогенность состава группы (наличие роботов-погрузчиков, роботов-транспортировщиков и роботов-разгрузчиков), трёхкатегорийную классификацию задач (индивидуальная, кооперативная и коллективная транспортировка) и энергетическое состояние роботов при

динамическом распределении. Отсутствует и единая формализация, позволяющая перевести эти аспекты в миварную базу знаний, пригодную для эксплуатации в КЭСМИ.

Цель настоящей работы – разработка миварной системы обработки информации и принятия решений для группового управления гетерогенными складскими роботами, обеспечивающей динамическую классификацию транспортных задач, выбор исполнителей по критерию совместимости и адаптивное управление энергетическими ресурсами. Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи: построение математической модели классификации задач и выбора роботов трёх типов; преобразование модели в миварную базу знаний и тестирование на платформе КЭСМИ; разработка имитационной системы и экспериментальная проверка эффективности, адаптивности, надёжности и расширяемости предложенной системы.

Материалы и методы. В складской среде функционируют три типа гетерогенных роботов: робот-погрузчик (РП, RP), робот-транспортировщик (РТ, RT) и робот-разгрузчик (РР, RR). Множество грузов, поступающих в систему, обозначим G :

$$G = \{g_1, g_2, \dots, g_j, \dots, g_J\}$$

Каждый груз g_j характеризуется следующими параметрами:

$$g_j = \{P_{pickup_j}, P_{destination_j}, m_j, v_j: [l_j, w_j, h_j], \alpha_j, t_j, storey_j\}$$

где P_{pickup_j} и $P_{destination_j}$ – координаты места погрузки и назначения; m_j – масса; $v_j: [l_j, w_j, h_j]$ – габаритные размеры; α_j – степень срочности; t_j – момент поступления; $storey_j$ – номер целевого стеллажа.

Классификация транспортных задач. Для каждого груза проверяются ограничения по габаритам $l_j < l_{max} \cap w_j < w_{max} \cap h_j < h_{max}$ и массе $m_j < M_{max}$. При их выполнении груз может быть доставлен одним РТ. Динамический приоритет $Priority_j$ задаётся взвешенной свёрткой степени срочности и времени ожидания:

$$Priority_j = 0.6\alpha_j + 0.4(1 - e^{-\lambda\Delta t_j}) \quad (1)$$

где $\alpha_j \in [0,1]$ – степень срочности груза; $\lambda = 0.02 \text{ min}^{-1}$ – коэффициент затухания срочности; $\Delta t_j = t_{current} - t_j$ – время ожидания груза; $(l_{max}, w_{max}, h_{max})$ – размеры грузового ящика RT_i .

Динамические параметры задаются следующим образом:

$$C_V = 0.6(1 + 0.1\gamma) \quad (2)$$

$$C_M = 0.7(1 + 0.1\gamma) \quad (3)$$

где γ характеризует текущую загруженность системы.

Условие отнесения груза к крупногабаритному:

$$B_j = \begin{cases} 1 & \text{if } \frac{v_j}{V_{max}} > C_V \cup \frac{m_j}{M_{max}} > C_M \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

где v_j и m_j – объем и масса груза; V_{max} и M_{max} – максимальный объем грузового ящика и максимальная грузоподъемность РТ; C_V и C_M – динамические постоянные объема грузового ящика и грузоподъемности РТ.

Решение об индивидуальной транспортировке:

$$X_j = \begin{cases} 1 & \text{if } B_j = 1 \cup Priority_j > 0.6 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

Необходимость кооперативной транспортировки определяется как

$$isCoop_j = \begin{cases} 1 & \text{if } l_j \geq l_{max} \cup w_j \geq w_{max} \cup m_j \geq m_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

Если $isCoop_j = 1$, требуется рассчитать необходимое количество РТ для кооперативной транспортировки:

$$N_j = \max\left(\left\lceil \frac{l_j}{l_{\max}} \right\rceil, \left\lceil \frac{w_j}{w_{\max}} \right\rceil, \left\lceil \frac{m_j}{m_{\max}} \right\rceil, 2\right) \quad (7)$$

Если $isCoop_j = 0$ и $X_j = 0$, груз относится к коллективной транспортировке и включается в множество $G_{res} = \{g_j | X_j = 0\}$. Таким образом, каждый поступающий груз относится ровно к одной из трёх категорий: индивидуальной ($X_j = 1, isCoop_j = 0$), кооперативной ($isCoop_j = 1$) или коллективной ($X_j = 0, isCoop_j = 0$). Далее для каждой категории описываются соответствующие процедуры обработки: группировка и маршрутизация коллективных грузов, выбор исполнителей для индивидуальных и коллективных задач, а также формирование команд для кооперативной транспортировки.

Группировка грузов коллективной транспортировки. На данном уровне проводится группировка грузов множества G_{res} с учётом ограничений по массе, объёму и расстоянию. Если груз можно добавить в текущую группу G_i , он включается в неё; иначе формируется новая группа G_{i+1} . Каждая группа содержит не более 6 грузов (ограничение $n_{G_i} \leq 6$ обусловлено, с одной стороны, физическим пределом загрузки одного робота (при средней массе груза 20 кг и $M_{max} = 100$ кг), а с другой – необходимостью сохранения полиномиальной сложности маршрутной оптимизации методом 2-opt.):

$$\begin{cases} \text{if } \sum_{g_k \in G_i} m_k + m_j \leq M_{max} \cap \sum_{g_k \in G_i} V_k + V_j \leq V_{max} \cap \|S_i - S_j\| \leq P_0 \\ \quad \rightarrow g_j \in G_i \\ \text{else} \quad \text{create } G_{i+1} \end{cases} \quad (8)$$

Пороговое значение расстояния задаётся динамически:

$$P_0 = \begin{cases} 70m & \text{if } \sum m_{G_i} \leq 0.7M_{max} \cap \sum V_{G_i} \leq 0.7V_{max} \\ 35m & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

Для каждой полученной группы G_i определяется последовательность посещения π , минимизирующая суммарное расстояние транспортировки:

$$\min_{\pi} \left(d(P_{pickup}, S_{\pi(0)}) + \sum_{k=1}^{n_{G_i}-1} d(S_{\pi(k)}, S_{\pi(k+1)}) \right) \quad (10)$$

где $d(a, b)$ – манхэттенское расстояние между точками a и b ; π – текущий порядок транспортировки грузов; P_{pickup} – место загрузки первого груза группы; S_k – место хранения груза; n_{G_i} – количество грузов в текущей группе. Для $n_{G_i} \leq 2$ используется полный перебор; для $3 \leq n_{G_i} \leq 6$ – жадный алгоритм ближайшего соседа для построения начального маршрута:

$$\begin{cases} \text{Current point } c \leftarrow P_{pickup} \\ \text{iteration } t = 1 \rightarrow n \\ k^* = \arg \min d(c, S_k) \ k \in U = \{0, 1, \dots, n-1\} \\ \pi_{init} \leftarrow \pi_{init} \oplus k^*, U \leftarrow U \setminus \{k^*\}, c \leftarrow S_{k^*} \end{cases} \quad (11)$$

где символ $\oplus$ обозначает операцию конкатенации (присоединения элемента или подпоследовательности к упорядоченной последовательности маршрута).

Затем применяется алгоритм 2-opt для локальной оптимизации:

$$\begin{cases} \forall (i, j) \in \{1 \leq i < j \leq n-1\}: \\ \pi_{new} = \pi[0:i] \oplus reverse(\pi[i:j+1]) \oplus \pi[j+1:] \\ \text{if } D(\pi_{new}) < D(\pi) - 10^{-5}: \\ \pi^* \leftarrow \pi_{new} \end{cases} \quad (12)$$

Порядок обработки задач. Индивидуальные и кооперативные задачи обрабатываются в порядке поступления. Для коллективных задач проводится консолидация по 30 грузов в

партию ($n_{G_{res}} = 30$, выбран как компромисс между эффективностью пространственной кластеризации и допустимым временем ожидания грузов в очереди) и группировка, после чего для каждой группы рассчитывается агрегированный показатель срочности:

$$W_{G_i} = \sum_j^{n_{G_i}} \left(\alpha_1 \frac{\Delta t_j}{60} + \beta_1 Priority_j \right) \quad (13)$$

где α_1, β_1 – веса по времени ожидания и приоритету груза, $\alpha_1 = 0.6, \beta_1 = 0.4$.

Группы обслуживаются в порядке убывания W_{G_i} .

Уравнения работа-транспортника (РТ). Уравнение состояния RT_i :

$$s_i(t) = \begin{cases} 0, & \text{if } \exists j x_{ij}(t) = 1 \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

при $\forall j \in \{1, 2, \dots, J\}, \forall i \in \{1, 2, \dots, I\}$. Когда $s_i(t) = 0$, РТ занят; при $s_i(t) = 1$ – свободен.

Уравнение работоспособности:

$$f_i(t) = \begin{cases} 0, & \text{if } RT_i \text{ needs repair} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

Динамический порог оставшегося заряда РТ:

$$\tau_{RT} = \frac{15}{e^V} \quad (16)$$

где 15 – базовый пороговый уровень заряда (в процентах) при единичной загрузке системы.

Если $E_i(t) \leq \tau_{RT}$, робот направляется на зарядную станцию. Целевой уровень заряда задаётся адаптивно:

$$E_{RT_target} = 80 + \tau_{RT} \quad (17)$$

где 80 – минимальный целевой уровень заряда (%).

При высокой нагрузке (большие γ) порог снижается, что позволяет роботу быстрее вернуться к работе; при низкой нагрузке порог увеличивается, что продлевает ресурс аккумулятора. Скорость зарядки задаётся сегментированной линейной функцией:

$$\frac{dE}{dt} = \begin{cases} k_{fast1}, & \text{if } E_i(t) < 0.8E_{RT_target} \\ k_{slow1}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

где $k_{fast1} = 0.15 \text{ min}^{-1}$ и $k_{slow1} = 0.08 \text{ min}^{-1}$.

Время завершения зарядки:

$$T_{RT_charge} = \frac{0.8E_{RT_target} - E_i(0)}{k_{fast1}} + \frac{0.2E_{RT_target}}{k_{slow1}} \quad (19)$$

Способность RT_i к перевозке груза j :

$$c_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } E_i(t) > \frac{D_{ij}}{200} + \tau_{RT} \\ 0, & \text{if } RT_i \text{ needs to be charged} \end{cases} \quad (20)$$

где общее манхэттенское расстояние для перевозки груза определяется как:

$$D_{ij} = d_{ij} + d_j + d_{j0} \quad (21)$$

с составляющими $d_{ij} = |x_i - x_{sj}| + |y_i - y_{sj}|$, $d_j = |x_{ej} - x_{sj}| + |y_{ej} - y_{sj}|$, $d_{j0} = |x_0 - x_{ej}| + |y_0 - y_{ej}|$.

Функция динамической совместимости RT_i и груза j :

$$Score_{ij}(t) = s_i(t)f_i(t)c_{ij}(t) \left(\frac{\alpha_2}{1 + \sqrt{d_{ij}}} + \beta_2 \frac{E_i(t)}{100} \right) \quad (22)$$

где α_2, β_2 – веса по расстоянию до груза и заряду робота, $\alpha_2 = 0.8, \beta_2 = 0.2$.

Переменная решения:

$$x_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } i^*, j^* = \operatorname{argmax}_j Score_{ij}(t) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

Если в момент t у RT_i максимальная совместимость к грузу j , то RT_i назначается на этот груз и $x_{ij}(t) = 1$.

Уравнения робота-погрузчика (РП) и робота-разгрузчика (РР). Состояние и работоспособность РП описываются аналогично уравнениям (14) и (15). Функция динамической совместимости RP_i и груза j :

$$Score_{lj}(t) = s_l(t)f_l(t)\frac{1}{1 + \sqrt{d_{lj}}} \quad (24)$$

РП назначается на груз по аналогии с (23). Состояние, работоспособность, динамический порог заряда $\tau_{RR} = \frac{20}{eV}$, целевой уровень $E_{RR_target} = 80 + \tau_{RR}$ и способность c_{pj} робота-разгрузчика определяются аналогично уравнениям (14)–(20) с учётом того, что РР выполняет только операции разгрузки и складирования.

Функция динамической совместимости RR_p и груза j :

$$Score_{pj}(t) = s_p(t)f_p(t)c_{pj}(t)\left(\frac{\alpha_2}{1 + \sqrt{d_{pj}}} + \beta_2 \frac{E_p(t)}{100}\right) \quad (25)$$

Совокупность переменных команд описывается булевыми переменными.

Выбор команд РТ для кооперативной транспортировки. Если для индивидуальной и коллективной транспортировки выбор РТ определяется функцией динамической совместимости $Score_{ij}$ (формула 22), то для кооперативной транспортировки, требующей согласованного действия нескольких роботов, применяется механизм комбинаторного аукциона, участниками которого выступают команды-кандидаты $C_r = \{RT_1, \dots, RT_i, \dots, RT_n\}$, состоящие из нескольких гетерогенных РТ. Кандидатные команды формируются следующим образом: сначала исключаются все роботы, не удовлетворяющие базовым условиям (низкий заряд, занятость); далее выбираются $K_j = n_{G_i} + 2$ ближайших к точке погрузки РТ, образующих группу $Group_j$; по $Group_j$ генерируются все возможные комбинации размера n_{G_i} . Общая стоимость выполнения задачи каждой командой рассчитывается как:

$$TotalCost(C_r) = \alpha_3 \Phi_{team}(C_r) + \beta_3 \Phi_{path}(C_r) \quad (26)$$

где α_3, β_3 – веса стоимости команды и зависимой от пути стоимости, $\alpha_3 = 0.4, \beta_3 = 0.6$.

Стоимость команды количественно оценивает её внутренние свойства:

$$\varphi_{team}(C_r) = \omega_1 Redundancy + \omega_2 Heterogeneity \quad (27)$$

где ω_1, ω_2 – веса избыточности и гетерогенности, $\omega_1 = \omega_2 = 0.5$.

Redundancy штрафует неэффективные ситуации, когда совокупная грузоподъёмность команды существенно превышает требуемую:

$$Redundancy = 10 \frac{\sum \{RT_i \in C_r\} (Cap_i - m_j)}{m_j} \quad (28)$$

где Cap_i – грузоподъёмность RT_i ; 10 – коэффициент масштабирования, обеспечивающий сопоставимость вкладов *Redundancy* и *Heterogeneity* в составную функцию стоимости.

Heterogeneity штрафует различия в скорости роботов команды, усложняющие синхронное управление:

$$Heterogeneity = 10 \sigma_{speed}^2(C_r) \quad (29)$$

Путевые затраты:

$$\Phi_{path}(C_r, P_c) = \frac{1}{n_{C_r}} \sum \left(\{RT_i \in C_r\} d(Loc_{RT_i}, Loc_{p_j}) \right) + d(Loc_{p_j}, Loc_{d_j}) \quad (30)$$

Оптимизация проводится при двух ограничениях. Ограничение по совокупной грузоподъёмности:

$$\sum \{RT_i \in C_r\} Cap_i > Weight_j \quad (31)$$

Ограничение по энергии каждого робота команды:

$$\forall RT_i \in C_r: E_i \geq \gamma_E E(d_{path}) \quad (32)$$

Победителем аукциона становится команда C_r^* с минимальным значением $TotalCost(C_r)$. Сценарий назначения отличается от индивидуального тем, что сначала все РТ команды должны собраться у места погрузки ($s_{all_RT_ready} = 1$), после чего по команде системы начинается совместная загрузка.

Миварная база знаний. Описанная математическая модель была преобразована в миварную базу знаний (МБЗ), содержащую 302 правила вида «ЕСЛИ–ТО». Миварная база знаний организована в виде двудольной миварной сети [7-9], в которой вершины-переменные описывают состояния роботов, грузов и погрузочных платформ, а вершины-правила реализуют вычислительные и логические процедуры. Такая структура обеспечивает линейную вычислительную сложность логического вывода и позволяет автоматически перестраивать траекторию принятия решений при изменении исходных данных, что принципиально отличает предложенный метод от статических продукционных систем. Схема МБЗ приведена на рис. 1.

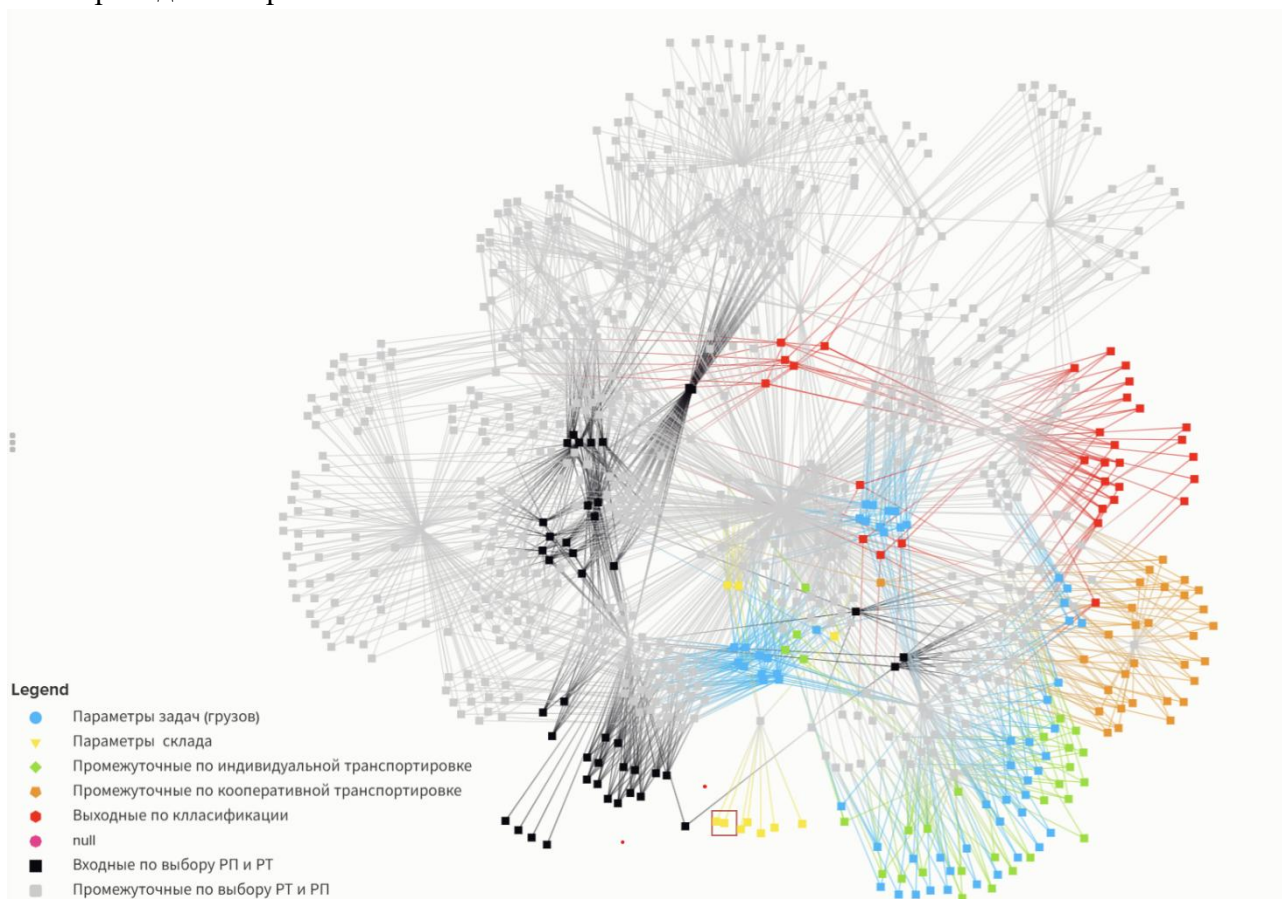


Рис. 1. Схема миварной базы знаний системы

Для наглядности сформированных с помощью миварного подхода правил приведены некоторые правила «ЕСЛИ–ТО» в таблице 1, используемые при групповом управлении гетерогенными складскими роботами.

Таблица 1. Фрагмент миварной базы знаний

Правило	ЕСЛИ	ТО
...	...	...
176	$l^*, j^* = \operatorname{argmax}_j \operatorname{Score}_{lj}(t)$ для $\forall j \in \{1, 2, \dots, J\}, \forall l \in \{1, 2, \dots, L\}$	$x_{l^*j^*}(t) = 1$, РП l^* назначается на груз j^* в момент t
177	$l^*, j^* \neq \operatorname{argmax}_j \operatorname{Score}_{lj}(t)$	$x_{l^*j^*}(t) = 0$, РП l^* не назначается на груз

		j^* в момент t
...	...	...

Результаты и обсуждение. На первом этапе была проведена верификация части разработанной МБЗ (для обработки индивидуальной задачи) на платформе КЭСМИ. Для проверки корректности логического вывода тестировали несколько сценариев. Результаты подтвердили полноту и непротиворечивость разработанной МБЗ и возможность её использования в качестве ядра системы принятия решений. Результат одного сценария (задача индивидуальная, нужен 1 РТ) приведен на рис. 2.

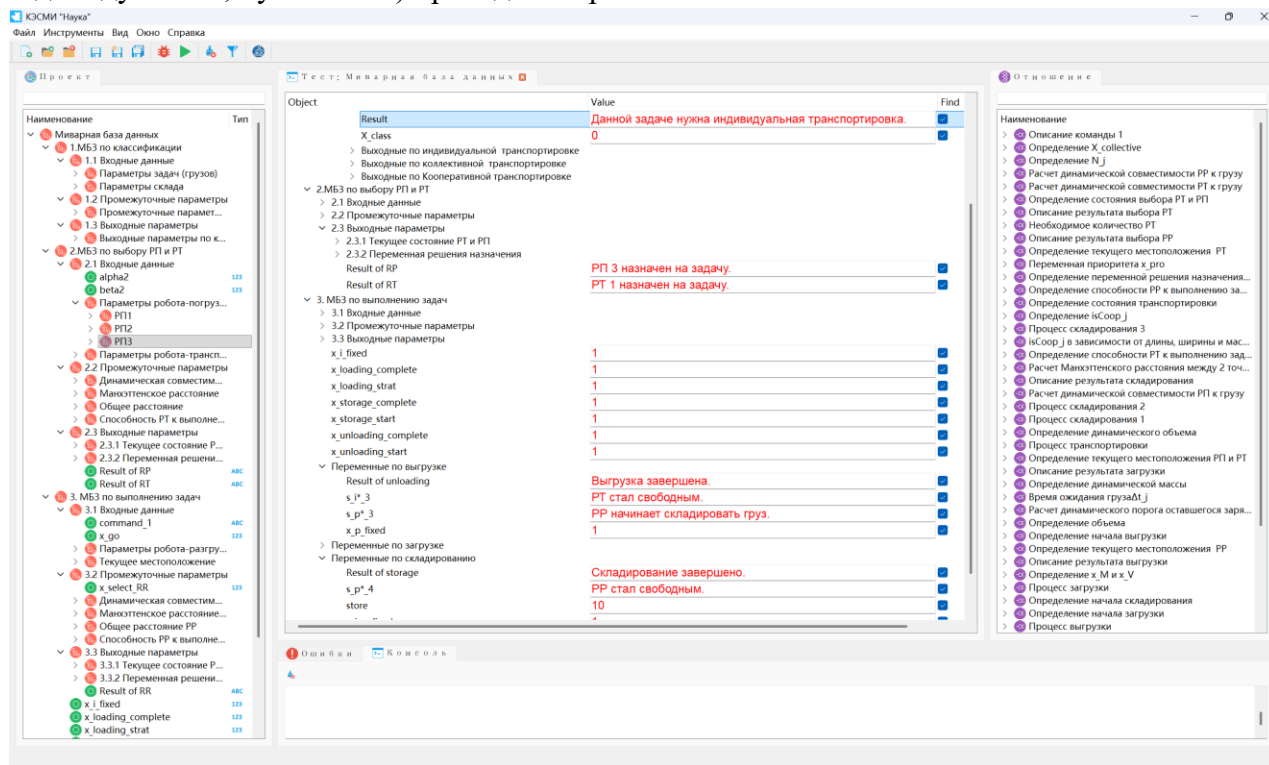


Рис. 2. Результат тестирования на КЭСМИ

Имитационная система. Для полноценной проверки предложенной системы разработана имитационная система на языке Python, воспроизводящая работу склада квадратной формы размером 1000×1000 м. В имитационной системе функционируют три типа роботов. Робот-погрузчик (РП) имеет грузоподъемность 350 кг, допустимые размеры груза 3×3×3 м и скорость 1 м/с; одна операция погрузки занимает 10 с, рабочая зона РП строго ограничена назначенной платформой. Робот-транспортировщик (РТ) – аккумуляторный робот с номинальной грузоподъемностью 100 кг, габаритами груза до 1×1×1 м, скоростью 2 м/с и расходом заряда 0,005 %/м; реализована возможность совместной транспортировки несколькими РТ. Робот-разгрузчик (РР) – аккумуляторный робот с грузоподъемностью 350 кг, скоростью 1 м/с и расходом 0,01 %/м; каждая операция разгрузки и последующего складирования занимает 10 с. При снижении заряда РТ или РР ниже динамических порогов τ_{RT} и τ_{RR} робот прерывает текущую задачу и направляется на ближайшую зарядную станцию. Все события регистрируются в системном журнале.

Графический интерфейс имитационной системы состоит из четырех функциональных областей. Область визуализации склада отображает зоны стеллажей, магистральные дороги, зарядные станции и погрузочные платформы; цвет рамки символа робота указывает на его состояние (свободен / занят / на зарядке), текущие планируемые маршруты отображаются пунктирными линиями. Панель управления включает выбор автоматического или ручного режима, настройку количества роботов, регулировку скорости моделирования и кнопки

«Запуск/Пауза/Сброс»; в ручном режиме пользователь может задать параметры груза и быстро загрузить типовые тестовые сценарии. Панель состояния задач и роботов отображает в виде списка информацию о текущих и завершённых задачах, а также в формате вкладок – данные о состоянии РП, РТ и РР в реальном времени. Область системного журнала в реальном времени отображает ключевые события: классификацию задач, назначения роботов, переходы состояний и запуски зарядки. Для проверки корректности системы использовался набор из 50 тестовых сценариев, охватывающих все три категории транспортных задач и включающих пограничные случаи: минимальный заряд РТ, одновременное поступление нескольких срочных грузов, недоступность погрузочной платформы. Во всех сценариях система быстро определила категорию задачи, выбрала роботы и сформировала согласованную траекторию вывода. Результаты некоторых сценариев представлены на рис. 3 и 4.

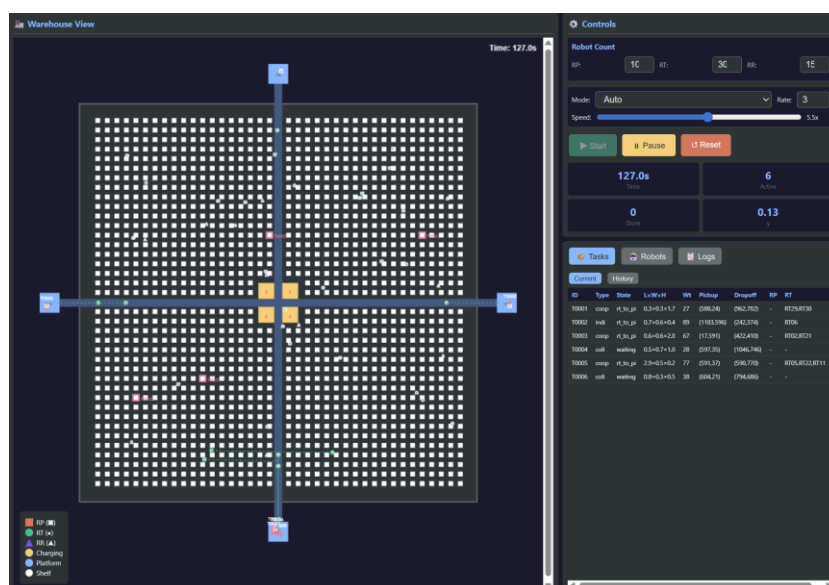


Рис. 3. Результат тестирования (автоматический режим)

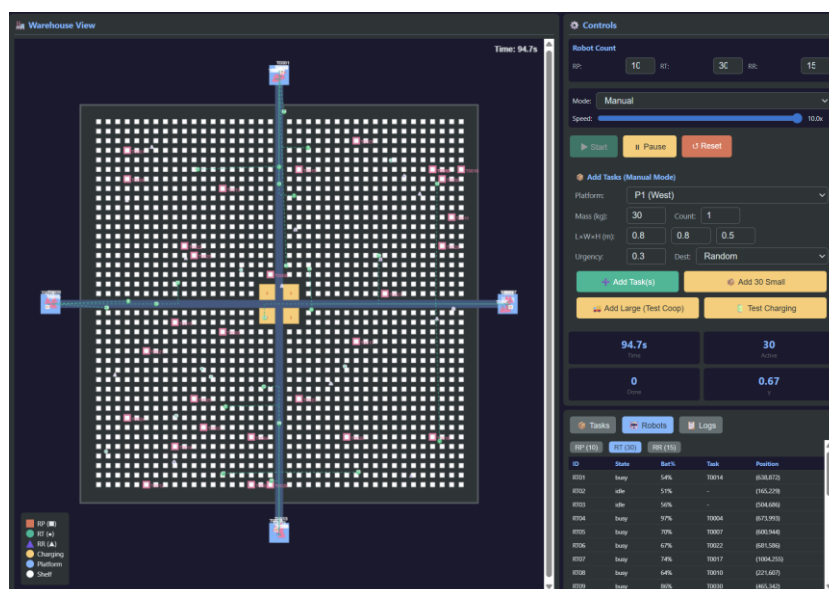


Рис. 4. Результат тестирования (ручной режим)

Экспериментальная проверка предложенного метода. Экспериментальная часть включает четыре серии исследований: сравнение с базовыми алгоритмами, анализ адаптивности, анализ надёжности и анализ расширяемости. Во всех экспериментах использовалась стандартная конфигурация: склад 1000×1000 м, 80 РТ, 20 РП, 40 РР, 300 задач (70 % индивидуальных, 15 % кооперативных, 15 % коллективных). Каждая серия повторялась

не менее 10 раз; результаты представлены в виде среднего значения и стандартного отклонения. Для всесторонней оценки эффективности алгоритмов распределения задач использовались следующие три ключевых показателя.

(1) Коэффициент выполнения задач CR :

$$CR = \frac{N_{\text{completed}}}{N_{\text{total}}} \times 100\% \quad (33)$$

Где $N_{\text{completed}}$ – количество успешно выполненных задач, N_{total} – общее количество задач.

(2) Среднее энергопотребление на задачу E_{ave} :

$$E_{\text{ave}} = \frac{\sum_{i=1}^N E_i}{CR \times 300} \quad (34)$$

Где E_i – энергопотребление i -го робота, N – общее количество роботов.

(3) Коэффициент полезного использования транспортных роботов U_{RT} :

$$U_{RT} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{RT}} T_{\text{transport},i}}{T_{\text{total}} \times N_{RT}} \times 100\% \quad (35)$$

Где $T_{\text{transport},i}$ – фактическое время транспортировки i -го транспортного робота, T_{total} – общая продолжительность моделирования, N_{RT} – общее количество транспортных роботов.

Сравнение с базовыми алгоритмами. Предложенный метод (Mivar) сравнивался с двумя базовыми алгоритмами – «ближайший сосед» (Nearest) и «жадный» (Greedy) – при трёх значениях интенсивности поступления задач $\lambda = 0,05; 0,2; 0,5$. Результаты по коэффициенту выполнения задач представлены на рис. 5.

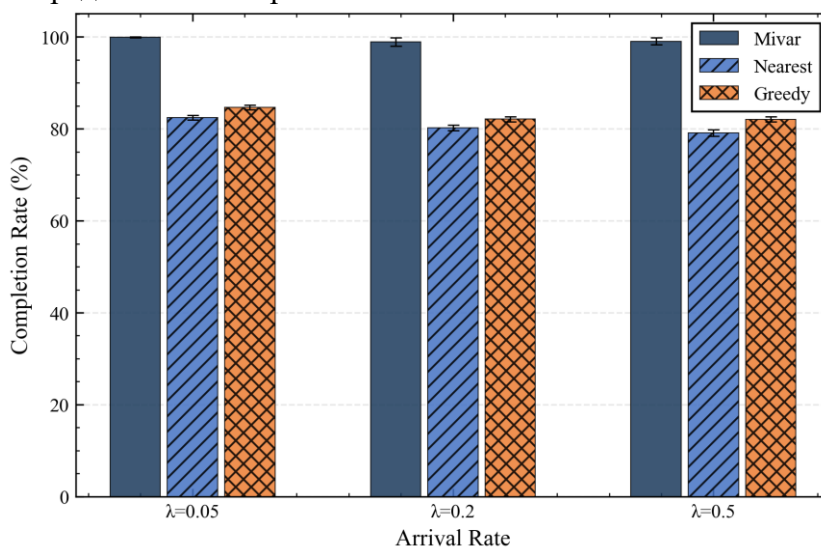


Рис. 5. Коэффициент выполнения задач CR при различной интенсивности поступления

Метод Mivar демонстрирует исключительно высокий и стабильный CR при всех трёх уровнях интенсивности (99,97 %, 98,93 % и 99,07 % при стандартном отклонении не выше 1 %). Базовые алгоритмы отстают на 14–18 процентных пунктов (79–85 %), что объясняется двумя причинами: отсутствием механизма формирования команд РТ для кооперативных задач и отсутствием проверки остаточного заряда роботов перед назначением.

Из рис. 6 следует, что алгоритм Nearest характеризуется наименьшим средним энергопотреблением (10,80–14,76 усл. ед.), поскольку назначает задачу ближайшему РТ и минимизирует длину маршрута; однако именно из-за этой «близорукости» он не справляется с удалёнными и кооперативными задачами, что и обуславливает самый низкий CR . Энергопотребление метода Mivar (11,96–15,66 усл. ед.) лишь немного превышает Nearest и существенно ниже значений алгоритма Greedy ($\approx 18,5$ усл. ед.). Небольшое превышение относительно Nearest связано с необходимостью совместной перевозки крупногабаритных

грузов несколькими РТ; при этом пакетная группировка и оптимизация маршрутов коллективных задач позволяют сократить число повторных пробегов, благодаря чему Mivar оказывается существенно экономичнее Greedy.

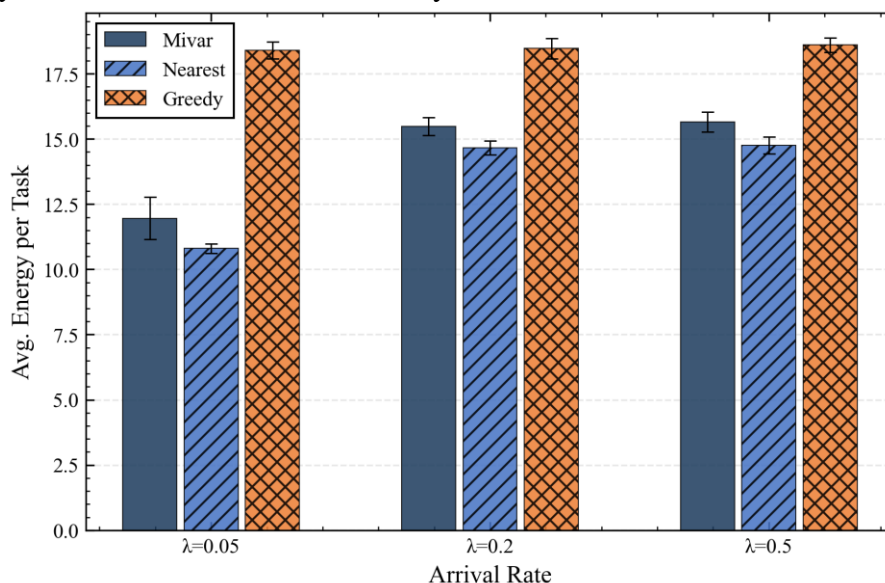


Рис. 6. Среднее энергопотребление при различной интенсивности поступления

Из рис. 7 видно, что коэффициент полезного использования РТ при использовании метода Mivar существенно превышает показатели базовых алгоритмов и возрастает с ростом интенсивности: с 44,80 % при $\lambda = 0,05$ до 74,95 % при $\lambda = 0,5$. Повышенная эффективность обусловлена тремя факторами: энерго-ориентированное планирование, механизм группирования для кооперативных задач и группировка коллективных задач.

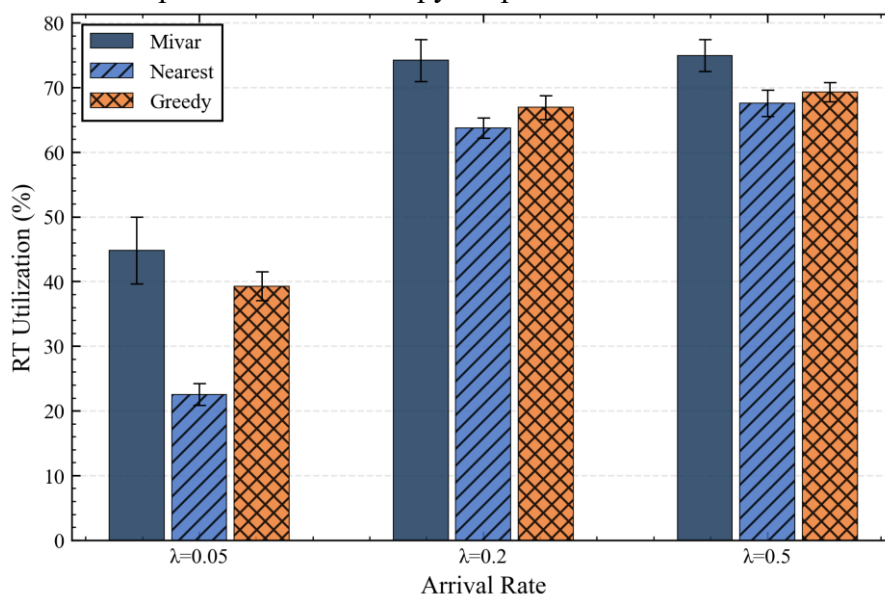


Рис. 7. Коэффициент полезного использования РТ при различной интенсивности поступления

Анализ адаптивности. Целью данного эксперимента является анализ адаптивности метода Mivar при различных распределениях типов задач и конфигурациях роботов. Метод исследовался при трёх распределениях типов задач – А (80/10/10), В (60/20/20) и С (50/30/20) – и при трёх конфигурациях – ограниченной, стандартной и расширенной. Результаты приведены в таб. 2 и 3.

Таблица 2. Показатели метода Mivar при различных распределениях задач

Распределение задач	Коэффициент выполнения (%)	Общее энергопотребление	Коэффициент использования РТ (%)
A (80/10/10)	99,77±0,42	4722,20±78,60	76,54±3,31
B (60/20/20)	98,03±1,41	5053,44±115,65	71,13±2,99
C (50/30/20)	94,37±1,04	5161,55±122,66	71,10±2,68

Таблица 3. Показатели метода Mivar при различных конфигурациях роботов

Конфигурация роботов	Коэффициент выполнения (%)	Общее энергопотребление	Коэффициент использования РТ (%)
Ограниченная	39,37±2,16	1732,38±98,52	65,35±18,40
Стандартная	98,93±0,87	4852,92±102,67	74,21±3,24
Расширенная	100,00	4795,74±131,54	73,97±2,36

При увеличении доли кооперативных и коллективных задач наблюдается плавное снижение CR с 99,77 % до 94,37 %, связанное с ростом затрат на сбор команд РТ в одной точке и увеличением холостого пробега; тем не менее коэффициент выполнения остаётся выше 94 % даже при доле кооперативных задач 30 %, что подтверждает адаптивность метода к изменению структуры нагрузки. При изменении конфигурации в ограниченной конфигурации CR падает до 39,37 % вследствие острого дефицита РТ, однако в стандартной и расширенной конфигурациях достигает 98,93–100,00%. Таким образом, производительность предложенного метода ограничивается прежде всего физическим ресурсом группы, а не вычислительными возможностями алгоритма, что свидетельствует о способности метода максимизировать эффективность в пределах доступных ресурсов.

Анализ надёжности. Для оценки надёжности проведены эксперименты с внесением отказов при пяти условиях: без отказов, 10 %, 20 %, 30 % отказов и 20 % отказов с активированным механизмом автоматического восстановления. Отказы моделировались как случайный выход роботов из строя во время выполнения задачи. Результаты сведены на рис. 8.

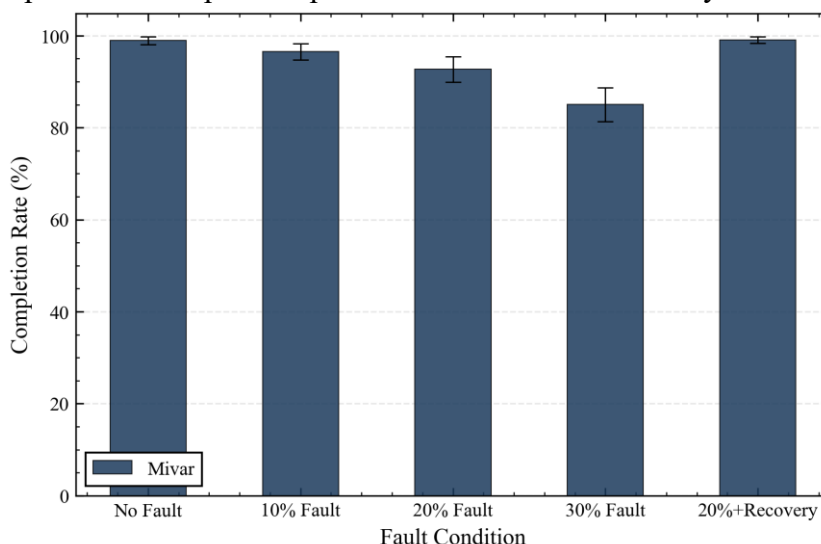


Рис. 8. Надёжность метода Mivar при различных уровнях отказов

С увеличением уровня отказов с 10 % до 30 % CR снижается с 96,53 % до 85,03 %, а количество невыполненных задач возрастает с 10 до 45: внесение отказов напрямую уменьшает число доступных роботов и увеличивает нагрузку на оставшихся. Принципиально важным является результат, полученный при 20 % отказов с автоматическим восстановлением:

CR возвращается к 99,07 %, а число невыполненных задач снижается до 2,8 – практически до уровня нормального режима.

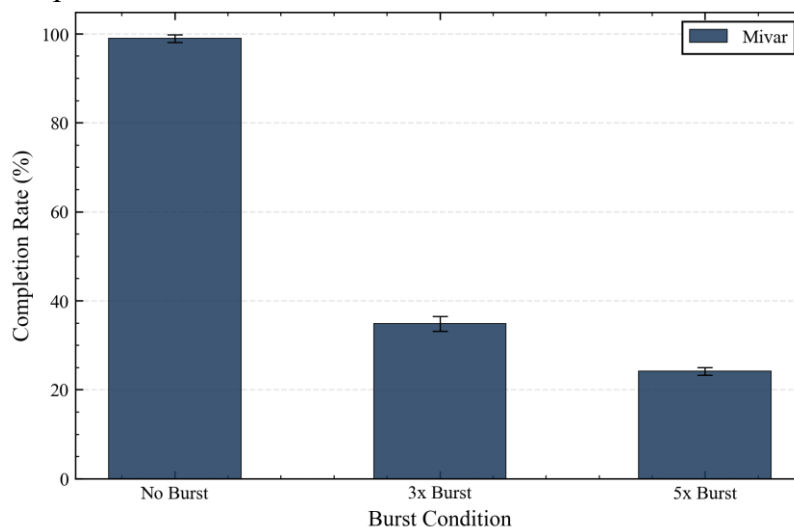


Рис. 9. Коэффициент выполнения задач метода Mivar при различных условиях внезапной нагрузки

Дополнительно проведены эксперименты с внезапным увеличением нагрузки в 3 и 5 раз (общее число задач возрастает с 300 до 900 и 1500 соответственно). Из рис. 9 следует, что CR резко снижается до 34,83 % и 24,13 %, а количество невыполненных задач достигает 782 и 1366. Данный результат отражает физический предел пропускной способности системы при фиксированном числе роботов: в условиях экстремальной нагрузки одной лишь алгоритмической оптимизации оказывается недостаточно, и требуется применение стратегий динамического масштабирования парка.

Анализ расширяемости. Целью данного эксперимента является оценка расширяемости метода Mivar в условиях различных масштабов с систематическим исследованием по двум направлениям: размер склада (500×500, 1000×1000 и 1500×1500) и плотность задач ($\lambda = 0,05; 0,2; 0,4$). Результаты эксперимента приведены в таб. 4 и 5.

Таблица 4. Показатели метода Mivar при различных масштабах склада

Масштаб склада	Коэффициент выполнения (%)	Общее энергопотребление	Среднее время ожидания (с)
500×500	72,47±5,43	1463,14±120,19	2934,04±247,53
1000×1000	98,93±0,87	4852,92±102,67	1408,70±97,24
1500×1500	100,00	6974,95±280,10	140,62±39,64

В малом складе 500×500 CR составил 72,47 %, а среднее время ожидания достигло 2934 с: 80 РТ, 20 РП и 40 РР функционируют в ограниченном пространстве с высокой плотностью, что приводит к пространственной загрузке, частым конфликтам маршрутов, перегрузке зарядных станций и конкуренции за погрузочно-разгрузочные посты. В стандартном складе 1000×1000 CR достигает 98,93 %, а в крупном 1500×1500 – практически 100 %: достаточное пространство позволяет избежать загроможденности, однако увеличение расстояний транспортировки вызывает закономерный рост общего энергопотребления.

Таблица 5. Показатели метода Mivar при различных плотностях задач

Плотность задач	Коэффициент выполнения (%)	Общее энергопотребление	Среднее время ожидания (с)
$\lambda=0,05$	99,97±0,10	4189,48±240,74	294,48±31,67

$\lambda=0,2$	$98,93\pm0,87$	$4852,92\pm102,67$	$1408,70\pm97,24$
$\lambda=0,4$	$99,13\pm0,76$	$4910,74\pm115,67$	$1673,20\pm91,99$

Из таб. 4 видно, что при изменении плотности задач от $\lambda = 0,05$ до $\lambda = 0,4$ CR сохраняется выше 99 %, а основное влияние проявляется в росте среднего времени ожидания – с 294 с до 1673 с. Полученные результаты показывают, что узкие места производительности метода Mivar связаны главным образом с ограничениями физической среды, а не с самим алгоритмом, что является важным аргументом в пользу его применимости в реальных складских сценариях различных масштабов.

Заключение. В настоящей работе предложена миварная система обработки информации и принятия решений для группового управления гетерогенными складскими роботами, объединяющая трёх функционально различных участников – роботов-погрузчиков, роботов-транспортировщиков и роботов-разгрузчиков. Разработана математическая модель, включающая классификацию транспортных задач на индивидуальные, кооперативные и коллективные, динамический расчёт приоритета грузов, оптимизацию маршрутов внутри группы коллективных задач и выбор исполнителей по критерию совместимости, учитывающему состояние, работоспособность, запас энергии и расстояние до точки погрузки. Для кооперативной транспортировки введён аукционный алгоритм формирования команд с учётом избыточности грузоподъёмности, гетерогенности скоростей и путевых затрат.

Математическая модель преобразована в миварную базу знаний, содержащую 302 правила вида «ЕСЛИ–ТО», и реализована на платформе КЭСМИ. Разработанная на языке Python имитационная система воспроизводит работу склада размером 1000×1000 м со 140 роботами трёх типов и служит основой для воспроизводимой экспериментальной проверки.

Экспериментальные исследования подтвердили эффективность, адаптивность, надёжность и расширяемость предложенного метода. В стандартных условиях коэффициент выполнения задач достигает $98,93 \pm 0,87$ %, что превышает показатели базовых алгоритмов «ближайший сосед» и «жадный» на 14–18 процентных пунктов при более высоком коэффициенте полезного использования РТ. Метод сохраняет CR выше 94 % при изменении доли кооперативных задач до 30 % и практически полностью восстанавливает работоспособность после отказа 20 % парка роботов благодаря механизму автоматического восстановления. При изменении масштаба склада и плотности задач узкие места производительности оказываются связанными главным образом с ограничениями физической среды, а не с самим алгоритмом.

Полученные результаты показывают, что миварные технологии представляют собой перспективный инструмент построения интеллектуальных складских систем нового поколения. Дальнейшие исследования будут направлены на интеграцию предложенной модели с методами обучения с подкреплением для автоматической настройки весовых коэффициентов функции совместимости, на расширение миварной базы знаний правилами обработки непредвиденных событий, а также на апробацию метода в реальной складской среде с участием физических роботов.

Список литературы

1. Tubis A.A., Rohman J. Intelligent warehouse in industry 4.0 – systematic literature review. Sensors, 2023, vol. 23, no. 8, p. 4105, DOI: 10.3390/s23084105..
2. 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, pp. 23-36, DOI: 10.1109/ojcs.2023.3238324.
3. Li Z., Barenji A.V., Jiang J. et al. A mechanism for scheduling multi robot intelligent warehouse system face with dynamic demand. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, vol. 31, no. 2, pp. 469-480, DOI: 10.1007/s10845-018-1459-y.

4. Fragapane G., De Koster R., Sgarbossa F., Strandhagen J.O. Planning and control of autonomous mobile robots for intralogistics: literature review and research agenda. *European Journal of Operational Research*, 2021, vol. 294, no. 2, pp. 405-426, DOI: 10.1016/j.ejor.2021.01.019.
5. Малышев М.И. Использование цифровых аналитических инструментов в специализированных интеллектуальных транспортно-логистических и складских системах // *Экономика. Общество. Человек: материалы национальной научно-практической конференции с международным участием*. – Белгород: БГТУ им. В.Г. Шухова, 2023. – С. 271-276. – EDN: EFOTCA.
6. Белоусов Е.А. Рекомендательная система диагностики сахарного диабета на основе механизма миварного вывода / Е.А. Белоусов, И.А. Попов, А.А. Евдокимов и др. // *Естественные и технические науки*, 2021. – № 7(158). – С. 169-174. – EDN: JSFUSI.
7. Макаров И.М. Модели и алгоритмы планирования действий и распределения заданий в мультиагентных робототехнических системах / И.М. Макаров, В.М. Лохин, С.В. Манько и др. // *Мехатроника, автоматизация, управление*, 2012. – № 5. – С. 44-50. – EDN: OYDIOV.
8. Лазарев В.С. Групповое управление роботами в условиях противодействия с учетом ограничения по запасу хода / В.С. Лазарев, И.В. Черногоров, В.А. Крухмалев // *Проблемы современной системотехники: сборник научных статей*. – Таганрог: ИП Ступин С.А., 2017. – Вып. 11. – С. 103-108. – EDN: YRADWQ.
9. Крестовников К.Д. Математическая модель и алгоритмы управления группой наземных роботов с перераспределением энергетических ресурсов // *Информационно-управляющие системы*, 2023. – № 6(127). – С. 20-34.
10. Yang S., Zhang Y., Ma L. et al. A novel maximin-based multi-objective evolutionary algorithm using one-by-one update scheme for multi-robot scheduling optimization. *IEEE Access*, 2021, vol. 9, pp. 121316-121328, DOI: 10.1109/access.2021.3105102.
11. Orr J., Dutta A. Multi-agent deep reinforcement learning for multi-robot applications: a survey. *Sensors*, 2023, vol. 23, no. 7, p. 3625, DOI: 10.3390/s23073625.
12. Tejada J.C., Toro-Ossaba A., López-Gonzalez A. et al. A review of multi-robot systems and soft robotics: challenges and opportunities. *Sensors*, 2025, vol. 25, no. 5, p. 1353, DOI: 10.3390/s25051353.
13. Чиженков Б.М. Миварный подход логического искусственного интеллекта / Б.М. Чиженков, А.В. Силаев, Н.А. Казаков и др. // *Искусственный интеллект: теоретические аспекты, практическое применение: материалы Донецкого международного научного круглого стола*. – Донецк: ИПИИ, 2022. – С. 199-203. – EDN: ZQVHHV.
14. Дошина А.Д. Экспертная система. Классификация. Обзор существующих экспертных систем // *Молодой ученый*, 2016. – № 21(125). – С. 756-758. – EDN: WYDQL.
15. Халидуллин А.С. Обзор экспертных систем и перспективы их применения в подземных и открытых горных работах // *StudNet*, 2022. – Т. 5, № 6. – С. 165. – EDN: GOKPIB.
16. Варламов О.О. Эволюционные базы данных и знаний для адаптивного синтеза интеллектуальных систем. Миварное информационное пространство. – М.: Радио и связь, 2002. – 286 с. – ISBN 5-256-01650-4. – EDN: RWTCOP.
17. Шэнь Ц. Динамическое планирование траектории робота на основе семантического обнаружения объектов с использованием миварной экспертной системы / Ц. Шэнь, Ш. Гун, О.О. Варламов и др. // *Проблемы искусственного интеллекта*, 2024. – № 4(35). – С. 164-176. – DOI: 10.24412/2413-7383-2024-4-164-176.
18. Linghan D., Shengshuo G., Qiujie S., Varlamov O. Wind turbine fault diagnosis based on a mivar expert system. *E3S Web of Conferences*, 2025, vol. 646, p. 00034, DOI: 10.1051/e3sconf/202564600034.
19. Varlamov O., Aladin D. A new generation of rules-based approach: mivar-based intelligent planning of robot actions (MIPRA) and brains for autonomous robots. *Machine Intelligence Research*, 2024, vol. 21, no. 5, pp. 919-940, DOI: 10.1007/s11633-023-1473-1.
20. Kotsenko A., Varlamov O., Denisov A. et al. Mivar-based route planning simulation model for obstacle-aware autonomous agricultural machinery. *Bio Web of Conferences: International Scientific Conference on Biotechnology and Food Technology (BFT-2024)*, Les Ulis, EDP Sciences, 2024, vol. 130, p. 08031, DOI: 10.1051/bioconf/202413008031.
21. Коценко А.А. Модель описания миварных сетей в формате двудольных и трехдольных ориентированных графов для принятия решений и обработки информации в машиностроительном ИИ / А.А. Коценко, Б.С. Горячкин, А.Г. Базанова и др. // *Динамика сложных систем - XXI век*, 2024. – Т. 18, № 1. – С. 5-17. – DOI: 10.18127/j19997493-202401-01.
22. Чувилов Д.А. Автоматизация системы диспетчерского контроля на основе экспертной системы городского пассажирского транспорта / Д.А. Чувилов, П. Джха // *Автоматизация и управление в технических системах*, 2017. – № 2(23). – С. 2. – EDN: YPHNMU.

23. Аладин Д.В. Миварная экспертная система для контроля соблюдения правил дорожного движения / Д.В. Аладин, Е.В. Ромичева, М.Ю. Чекулина // Интеллектуальные технологии и проблемы математического моделирования: тезисы докладов III Всероссийской научной конференции. – Ростов-на-Дону: ДГТУ, 2020. – С. 28. – EDN: RXZRXC.
24. Варламов О.О. Применение миварных технологий логического искусственного интеллекта для решения задач распределения ресурсов производственных систем / О.О. Варламов, О.В. Кривошеев // Системы управления и информационные технологии, 2022. – № 1(87). – С. 49-56. – DOI: 10.36622/VSTU.2022.87.1.011.
25. Аладин Д.В. Метод автоматической генерации миварных баз знаний для решения управленческих задач в пространстве состояний // Проблемы искусственного интеллекта, 2025. – № 3(38). – С. 88-99. – DOI: 10.24412/2413-7383-2025-3-38-88-99.
26. Доу Л. Модель принятия решений для обнаружения пожаров на основе распознавания образов и миварной экспертной системы // Системы управления и информационные технологии, 2025. – № 3(101). – С. 59-65. – EDN: NJVEWG.
27. Шэнь Ц. Миварные модель и алгоритм обработки информации для избегания динамических препятствий с изменяющейся зоной безопасности // Моделирование, оптимизация и информационные технологии, 2026. – Т. 14, № 1(52). – DOI: 10.26102/2310-6018/2026.52.1.004.
28. Гун Ш. Миварная система принятия решений для распределения и перевозки грузов командой складских роботов // Системы управления и информационные технологии, 2025. – № 2(100). – С. 23-29. – EDN: XZHHBF.
29. Гун Ш. Миварная система принятия решений по оптимизационному распределению грузов для групп складских роботов // Моделирование, оптимизация и информационные технологии, 2025. – Т. 13, № 3(50). – DOI: 10.26102/2310-6018/2025.50.3.047.
30. Гун Ш. Модель принятия решений для многозадачных складских роботов на основе четырехуровневой архитектуры совместной оптимизации // Проблемы искусственного интеллекта, 2025. – № 3(38). – С. 100-112. – DOI: 10.24412/2413-7383-2025-3-38-100-112.

Гун Шэншо. Аспирант Московского государственного технического университета имени Н.Э. Баумана (МГТУ им. Н.Э. Баумана), автор теоретических и экспериментальных исследований по применению логического искусственного интеллекта для группового управления роботами. AuthorID: 1264893; SPIN: 9392-9017, ORCID: 0000-0001-6177-7989. hiteyeb@163.com. 105005, Россия, Москва.

UDC 004.89 + 007.52 + 681.518

DOI:10.25729/ESI.2026.43.3.015

A Mivar information processing and decision-making system for group control of heterogeneous warehouse robots

Shengshuo Gong

Bauman Moscow state technical university, Russia, Moscow, hiteyeb@163.com

Abstract. This paper addresses the problem of group control of functionally heterogeneous warehouse robots – loading robots (LR), transport robots (TR), and unloading robots (UR). The aim is to develop a Mivar-based information processing and decision-making system that provides dynamic classification of transport tasks, executor selection via a compatibility criterion, and adaptive fleet energy management while preserving linear inference complexity and full decision explainability. A three-category task classification – individual, cooperative, and collective transportation – is proposed, implemented through Boolean indicators, dynamic priority computation, and dimensional-weight constraint verification. For collective transportation, a spatial clustering mechanism with dual-mode route optimization (exhaustive search and nearest-neighbor combined with 2-opt) is developed. For cooperative transportation of oversized cargo, a combinatorial auction mechanism for TR team formation is introduced, minimizing a composite cost function accounting for payload redundancy, speed heterogeneity, and travel costs. State, operability, and energy sufficiency equations are formulated for each robot type. The mathematical model is transformed into a Mivar knowledge base of 302 IF-THEN rules and verified on

the KESMI platform. The novelty lies in the simultaneous integration of fleet functional heterogeneity, three-category task classification, and adaptive energy management within a unified Mivar knowledge base – aspects previously addressed only in isolation. Experimental validation on a simulation system (1000×1000 m warehouse, 140 robots, 300 tasks) demonstrated a task completion rate of 98.9–99.9%, exceeding baseline Nearest Neighbor and Greedy algorithms by 14–18 percentage points. The method maintains operability under failure of up to 30% of robots and with cooperative task shares reaching 30%.

Keywords: mivar, mivar decision-making system, mivar knowledge base, logical artificial intelligence, warehouse robot, group control, task allocation

References

1. Tubis A.A., Rohman J. Intelligent warehouse in industry 4.0 – systematic literature review. *Sensors*, 2023, vol. 23, no. 8, p. 4105, DOI: 10.3390/s23084105..
2. 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, pp. 23-36, DOI: 10.1109/ojcs.2023.3238324.
3. Li Z., Barenji A.V., Jiang J. et al. A mechanism for scheduling multi robot intelligent warehouse system face with dynamic demand. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2020, vol. 31, no. 2, pp. 469-480, DOI: 10.1007/s10845-018-1459-y.
4. Fragapane G., De Koster R., Sgarbossa F., Strandhagen J.O. Planning and control of autonomous mobile robots for intralogistics: literature review and research agenda. *European Journal of Operational Research*, 2021, vol. 294, no. 2, pp. 405-426, DOI: 10.1016/j.ejor.2021.01.019.
5. Malyshev M.I. Ispol'zovaniye tsifrovyykh analiticheskikh instrumentov v spetsializirovannykh intellektual'nykh transportno-logisticheskikh i skladskikh sistemakh [Use of digital analytical tools in specialized intelligent transport-logistics and warehouse systems]. *Ekonomika. Obshchestvo. Chelovek: materialy natsional'noy nauchno-prakticheskoy konferentsii s mezhdunarodnym uchastiyem [Economics. Society. Human: Proceedings of the National Scientific and Practical Conference with International Participation]*. Belgorod, BSTU Publ., 2023, pp. 271-276, EDN: EFOTCA.
6. Belousov E.A., Popov I.A., Evdokimov A.A. et al. Rekomendatel'naya sistema diagnostiki sakharnogo diabeta na osnove mekhanizma mivarnogo vyvoda [Recommendation system for diabetes diagnosis based on the mivar inference mechanism]. *Estestvennyye i tekhnicheskiye nauki [Natural and Technical Sciences]*, 2021, no. 7(158), pp. 169-174, EDN: JSFUSI.
7. Makarov I.M., Lokhin V.M., Manko S.V. et al. Modeli i algoritmy planirovaniya deystviy i raspredeleniya zadaniy v mul'tiagentnykh robototekhnicheskikh sistemakh [Models and algorithms for action planning and task allocation in multi-agent robotic systems]. *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravleniye [Mechatronics, Automation, Control]*, 2012, no. 5, pp. 44-50, EDN: OYDIOV.
8. Lazarev V.S., Chernogorov I.V., Krukhmalyov V.A. Gruppovoye upravleniye robotami v usloviyakh protivodeystviya s uchetom ogranicheniya po zapasu khoda [Group control of robots under adversarial conditions with limited range]. *Problemy sovremennoy sistemotekhniki [Problems of Modern Systems Engineering]*, Taganrog, Stupin S.A. Publ., 2017, iss. 11, pp. 103-108, EDN: YRADWQ.
9. Krestovnikov K.D. Matematicheskaya model' i algoritmy upravleniya gruppoy nazemnykh robotov s pereraspredeleniyem energeticheskikh resursov [Mathematical model and algorithms for controlling a group of ground robots with redistribution of energy resources]. *Informatsionno-upravlyayushchiye sistemy [Information and Control Systems]*, 2023, no. 6(127), pp. 20-34, DOI: 10.31799/1684-8853-2023-6-20-34.
10. Yang S., Zhang Y., Ma L. et al. A novel maximin-based multi-objective evolutionary algorithm using one-by-one update scheme for multi-robot scheduling optimization. *IEEE Access*, 2021, vol. 9, pp. 121316-121328, DOI: 10.1109/access.2021.3105102.
11. Orr J., Dutta A. Multi-agent deep reinforcement learning for multi-robot applications: a survey. *Sensors*, 2023, vol. 23, no. 7, p. 3625, DOI: 10.3390/s23073625.
12. Tejada J.C., Toro-Ossaba A., López-Gonzalez A. et al. A review of multi-robot systems and soft robotics: challenges and opportunities. *Sensors*, 2025, vol. 25, no. 5, p. 1353, DOI: 10.3390/s25051353.
13. Chizhenkov B.M., Silaev A.V., Kazakov N.A. et al. Mivarnyy podkhod logicheskogo iskusstvennogo intellekta [Mivar approach of logical artificial intelligence]. *Iskusstvennyy intellekt: teoreticheskiye aspekty, prakticheskoye primeneniye: materialy Donetskogo mezhdunarodnogo nauchnogo kruglogo stola [Artificial Intelligence: Theoretical Aspects, Practical Application: Proceedings of the Donetsk International Scientific Round Table]*. Donetsk, IPAI Publ., 2022, pp. 199-203, EDN: ZQVHHV.
14. Doshina A.D. Ekspertnaya sistema. Klassifikatsiya. Obzor sushchestvuyushchikh ekspertnykh sistem [Expert system. Classification. Review of existing expert systems]. *Molodoy uchenyy [Young Scientist]*, 2016, no. 21(125), pp. 756-758, EDN: WYDQIL.

15. Khalidullin A.S. Obzor ekspertnykh sistem i perspektivy ikh primeneniya v podzemnykh i otkrytykh gornyykh rabotakh [Review of expert systems and prospects for their application in underground and open-pit mining]. StudNet, 2022, vol. 5, no. 6, p. 165, EDN: GOKPIB.
16. Varlamov O.O. Evolyutsionnyye bazy dannykh i znaniy dlya adaptivnogo sinteza intellektual'nykh sistem. Mivarnoye informatsionnoye prostranstvo [Evolutionary databases and knowledge bases for adaptive synthesis of intelligent systems. Mivar information space]. Moscow, Radio i svyaz [Radio and Communication] Publ., 2002, 286 p. ISBN 5-256-01650-4, EDN: RWTCOP.
17. Shen C., Gong S., Varlamov O.O. et al. Dinamicheskoye planirovaniye trayektorii robota na osnove semanticheskogo obnaruzheniya obyekтов s ispol'zovaniyem mivarnoy ekspertnoy sistemy [Dynamic robot trajectory planning based on semantic object detection using a mivar expert system]. Problemy iskusstvennogo intellekta [Problems of Artificial Intelligence], 2024, no. 4(35), pp. 164-176, DOI: 10.24412/2413-7383-2024-4-164-176.
18. Linghan D., Shengshuo G., Qiujie S., Varlamov O. Wind turbine fault diagnosis based on a mivar expert system. E3S Web of Conferences, 2025, vol. 646, p. 00034, DOI: 10.1051/e3sconf/202564600034.
19. Varlamov O., Aladin D. A new generation of rules-based approach: mivar-based intelligent planning of robot actions (MIPRA) and brains for autonomous robots. Machine Intelligence Research, 2024, vol. 21, no. 5, pp. 919-940, DOI: 10.1007/s11633-023-1473-1.
20. Kotsenko A., Varlamov O., Denisov A. et al. Mivar-based route planning simulation model for obstacle-aware autonomous agricultural machinery. Bio Web of Conferences: International Scientific Conference on Biotechnology and Food Technology (BFT-2024), Les Ulis, EDP Sciences, 2024, vol. 130, p. 08031, DOI: 10.1051/bioconf/202413008031.
21. Kotsenko A.A., Goryachkin B.S., Bazanova A.G. et al. Model' opisaniya mivarnykh setey v formate dvudol'nykh i trekhdol'nykh orientirovannykh grafov dlya prinyatiya resheniy i obrabotki informatsii v mashinostroitel'nom II [A model for describing mivar networks in the format of bipartite and tripartite directed graphs for decision-making and information processing in engineering AI]. Dinamika slozhnykh sistem - XXI vek [Dynamics of Complex Systems - XXI Century], 2024, vol. 18, no. 1, pp. 5-17, DOI: 10.18127/j19997493-202401-01.
22. Chuvikov D.A., Jha P. Avtomatizatsiya sistemy dispetcherskogo kontrolya na osnove ekspertnoy sistemy gorodskogo passazhirskogo transporta [Automation of a dispatch control system based on an expert system for urban passenger transport]. Avtomatizatsiya i upravleniye v tekhnicheskikh sistemakh [Automation and Control in Technical Systems], 2017, no. 2(23), p. 2, EDN: YPHHMu.
23. Aladin D.V., Romicheva E.V., Chekulina M.Yu. Mivarnaya ekspertnaya sistema dlya kontrolya soblyudeniya pravil dorozhnogo dvizheniya [Mivar expert system for monitoring compliance with traffic rules]. Intellektual'nyye tekhnologii i problemy matematicheskogo modelirovaniya: tezis dokladov III Vserossiyskoy nauchnoy konferentsii [Intelligent Technologies and Problems of Mathematical Modeling: Abstracts of the III All-Russian Scientific Conference]. Rostov-on-Don, DSTU Publ., 2020, p. 28, EDN: RXZRXC.
24. Varlamov O.O., Krivosheev O.V. Primeneniye mivarnykh tekhnologiy logicheskogo iskusstvennogo intellekta dlya resheniya zadach raspredeleniya resursov proizvodstvennykh sistem [Application of mivar technologies of logical artificial intelligence for solving resource allocation problems in production systems]. Sistemy upravleniya i informatsionnyye tekhnologii [Control Systems and Information Technology], 2022, no. 1(87), pp. 49-56, DOI: 10.36622/VSTU.2022.87.1.011.
25. Aladin D.V. Metod avtomaticheskoy generatsii mivarnykh baz znaniy dlya resheniya upravlencheskikh zadach v prostranstve sostoyaniy [Method of automatic generation of mivar knowledge bases for solving management problems in state space]. Problemy iskusstvennogo intellekta [Problems of Artificial Intelligence], 2025, no. 3(38), pp. 88-99, DOI: 10.24412/2413-7383-2025-3-38-88-99.
26. Dou L. Model' prinyatiya resheniy dlya obnaruzheniya pozharov na osnove raspoznavaniya obrazov i mivarnoy ekspertnoy sistemy [A decision-making model for fire detection based on pattern recognition and a mivar expert system]. Sistemy upravleniya i informatsionnyye tekhnologii [Control Systems and Information Technology], 2025, no. 3(101), pp. 59-65, EDN: NJVEWG.
27. Shen C. Mivarnyye model' i algoritm obrabotki informatsii dlya izbeganiya dinamicheskikh prepyatstviy s izmenyayushcheysoy zonoy bezopasnosti [Mivar model and information processing algorithm for avoiding dynamic obstacles with a changing safety zone]. Modelirovaniye, optimizatsiya i informatsionnyye tekhnologii [Modeling, Optimization and Information Technology], 2026, vol. 14, no. 1(52), DOI: 10.26102/2310-6018/2026.52.1.004.
28. Gong S. Mivarnaya sistema prinyatiya resheniy dlya raspredeleniya i perevozki грузов командой складских роботов [Mivar decision-making system for distribution and transportation of goods by a team of warehouse robots]. Sistemy upravleniya i informatsionnyye tekhnologii [Control Systems and Information Technology], 2025, no. 2(100), pp. 23-29, EDN: XZHHBF.

29. Gong S. Mivarnaya sistema prinyatiya resheniy po optimizatsionnomu raspredeleniyu грузов для групп складских роботов [Mivar decision-making system for optimal cargo distribution for groups of warehouse robots]. Modelirovaniye, optimizatsiya i informatsionnyye tekhnologii [Modeling, Optimization and Information Technology], 2025, vol. 13, no. 3(50), DOI: 10.26102/2310-6018/2025.50.3.047.
30. Gong S. Model' prinyatiya resheniy dlya mnogozadachnykh складских роботов na osnove chetyrehurovnevoy arkhitektury sovmestnoy optimizatsii [Decision-making model for multi-task warehouse robots based on a four-level joint optimization architecture]. Problemy iskusstvennogo intellekta [Problems of Artificial Intelligence], 2025, no. 3(38), pp. 100-112, DOI: 10.24412/2413-7383-2025-3-38-100-112.

Gong Shengshuo. Postgraduate student at Bauman Moscow State Technical University (BMSTU), author of theoretical and experimental research on the application of logical artificial intelligence for group control of robots. AuthorID: 1264893; SPIN: 9392-9017; ORCID: 0000-0001-6177-7989. hiteyeb@163.com. 105005, Russia, Moscow.

Статья поступила в редакцию 26.06.2026; одобрена после рецензирования 22.07.2026; принята к публикации 11.08.2026.

The article was submitted 06/26/2026; approved after reviewing 07/22/2026; accepted for publication 08/11/2026.