

УДК 004.89 + 007.52 + 681.518

Ш. Гун^{1,2}

¹Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана
105005, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр.1, Москва, Россия

²АО НИИ Вычислительных комплексов им. М. А. Карцева
117437, ул. Профсоюзная, д. 108, Москва, Россия

МОДЕЛЬ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ДЛЯ МНОГОЗАДАЧНЫХ СКЛАДСКИХ РОБОТОВ НА ОСНОВЕ ЧЕТЫРЕХУРОВНЕВОЙ АРХИТЕКТУРЫ СОВМЕСТНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

S. Gong^{1,2}

¹Bauman Moscow State Technical University
105005, 2-ya Baumanskaya st., bld. 5, structure 1, Moscow, Russia

²JSC M. A. Kartsev Research Institute of Computing Systems
117437, Profsoyuznaya st., bld. 108, Moscow, Russia

DECISION-MAKING MODEL FOR MULTITASKING WAREHOUSE ROBOTS BASED ON A FOUR-LAYER COLLABORATIVE OPTIMIZATION FRAMEWORK

В данной статье предлагается оригинальная модель принятия решений, основанная на четырехуровневой архитектуре совместной оптимизации, которая объединяет миварную систему принятия решений и механизмы многоуровневой оптимизации, преодолевая компромисс между динамическим откликом и вычислительной сложностью в традиционных методах. Используется механизм динамического приоритета для разделения срочных и крупногабаритных грузов; рассматривается двухрежимный оптимизационный движок, который в ограниченных масштабах задач ($n \leq 6$) решает проблему комбинаторного взрыва с помощью глобального перечисления и гибридной стратегии ближайшего соседа и 2-опт. Эксперименты на основе моделируемой складской среды с 100 гетерогенными грузами показали: модель эффективно генерирует 42 группы задач (одно/двух/трех/четырёхзадачные группы составляют 16,7%/40,5%/26,2%/16,6% соответственно), общее расстояние транспортировки составляет 5436 метров (в среднем 129,4 метра на группу). Данная структура предоставляет оптимизационную парадигму для интеллектуальных складских систем, сочетающую правила и модели, а будущие исследования будут расширены до сценариев планирования гетерогенных роботов и многороботной транспортировки сверхкрупных грузов.

Ключевые слова: мивар, миварная технология, динамическое распределение задач, миварная система принятия решений, логический ИИ, интеллектуальное складирование, многозадачные роботы, четырехуровневая оптимизация

This paper proposes an original model based on a four-layer collaborative optimization framework, which integrates the mivar decision-making system and multi-level optimization mechanisms, overcoming the trade-off between dynamic response and computational complexity in traditional methods. A dynamic priority mechanism is employed to differentiate between urgent and large-scale cargo; a dual-mode optimization engine is considered, which addresses the issue of combinatorial explosion in limited-scale tasks ($n \leq 6$) through global enumeration and a hybrid strategy combining nearest neighbor and 2-opt approaches. Experiments conducted in a simulated warehouse environment with 100 heterogeneous orders demonstrated that the model effectively generates 42 task groups (single/two/three/four-task groups accounting for 16.7%/40.5%/26.2%/16.6% respectively), with a total transport distance of 5436 meters (averaging 129.4 meters per group). This structure provides an optimization paradigm for intelligent warehousing systems, combining rules and models, and future research will be extended to scenarios involving heterogeneous robot planning and multi-robot transport of oversized cargo.

Keywords: mivar, mivar technology, dynamic task allocation, mivar decision-making system, logical AI, intelligent warehousing, multi-task robots, four-layer optimization

Введение

С быстрым развитием глобальной электронной коммерции и интеллектуального производства современные складские логистические системы [1] сталкиваются с двойным давлением: резким увеличением объема обработки заказов и ужесточением требований к срокам доставки. Согласно прогнозам Международной федерации робототехники (IFR) и аналитических агентств, рынок складских роботов демонстрирует устойчивый рост с ожидаемым среднегодовым темпом около 20-25%. Ожидается, что к 2025 году объем рынка может достичь 30 миллиардов долларов, что подтверждается растущим спросом на автоматизацию в логистике и электронной коммерции. В этом контексте многороботные системы совместной работы [2], благодаря значительному повышению эффективности выполнения заказов, стали ключевым направлением исследований в отрасли [3]. Крупные интеллектуальные склады стремятся соответствовать трем ключевым требованиям: высокая производительность (обработка более 1000 единиц в час), оптимизация энергоэффективности (снижение энергозатрат до 35% от общих эксплуатационных расходов) и обеспечение минимальной задержки принятия решений (менее 500 миллисекунд). Эти показатели варьируются в зависимости от технологического уровня и специфики склада [4].

Современные исследования распределения задач складских роботов демонстрируют спектральное распределение парадигм [5]: от стратегий пакетной обработки, ориентированных на оптимизацию пропускной способности (например, статическое группирование на основе смешанного целочисленного программирования и пространственная кластеризация k -means [6]), до стратегий распределения единичных задач, акцентирующих внимание на динамическом отклике (например, обучение с подкреплением для многоагентных систем [7] и аукционные алгоритмы [8]), формируя непрерывный исследовательский спектр. Парадигма пакетной обработки позволяет снизить холостой пробег роботов за счет кластерной оптимизации, однако задержка вычислений может варьироваться в зависимости от сложности задачи и используемых технологий [9]. В некоторых случаях, особенно при обработке сложных или масштабных задач, задержка может превышать 2 секунды [10], что затрудняет адаптацию к вставке срочных заказов в высококонкурентных сценариях [11], таких как JD 618. Парадигма распределения единичных задач, хотя и обеспечивает динамический отклик на изменения в окружающей среде, сталкивается с проблемой комбинаторного взрыва при планировании маршрутов (сложность $O(n!)$), что приводит к высокой частоте повторяющихся маршрутов [12] и значительному увеличению энергопотребления.

В последние годы исследователи пытаются преодолеть эти ограничения путем интеграции множественных парадигм. Гибридная оптимизация [13], сочетающая декомпозицию Бендерса и поиск с изменяемым соседством (VNS) [14], архитектура многоуровневого обучения с подкреплением и анализ производительности методов кластеризации [15] показывают прогресс, но все еще имеют явные ограничения: вычислительная сложность растет квадратично с увеличением числа роботов $O(N^2)$ [16], и большинство методов игнорируют влияние физических характеристик грузов (размер/вес) на приоритеты срочности. Особенно при обработке гетерогенных комбинаций грузов существующие методы часто приводят к дисбалансу нагрузки роботов или задержкам срочных задач.

Стоит отметить, что новые достижения в области логического искусственного интеллекта предоставляют новые возможности для решения этих проблем. Миварная технология как парадигма представления знаний, основанная на правилах и объектных отношениях [17], снижает сложность принятия решений [18] с факториальной

($O(N!)$) до линейной ($O(N)$) [19], значительно повышая эффективность отклика на динамические изменения среды. В робототехнике эта технология [20] уже реализована для: автономного планирования маршрутов в многомерных пространствах (двумерная/трехмерная среда [21]); динамического избегания препятствий и адаптации к изменяющейся среде [22]; онлайн-обновления базы знаний для эволюции решений [23]; создания миварной экспертной системы [24] для оптимизационного принятия решений [25]; увеличения производительности и обнаружения дефектов продукции [26] в умных производственных системах [27]. Ее ключевое новшество заключается в расширении традиционных производственных правил до вычислительных процессов [28], формируя единое информационное управляющее пространство [29], что предоставляет новую парадигму для решения задач высокой размерности в складской логистике.

В данной статье преодолеваются ограничения традиционных структур, предлагая интеллектуальную складскую модель на основе четырехуровневой архитектуры совместной оптимизации (4-Layer Collaborative Optimization Framework, 4L-COF). Научная новизна модели заключается в следующем: первый уровень использует механизм динамического приоритета, реализуя отбор высокоприоритетных грузов в реальном времени с помощью фактора затухания срочности ($\lambda=0.02 \text{ мин}^{-1}$) и индекса накопления задач (β); второй уровень строит модель кластеризации с двойными ограничениями (пространственными и физическими), вводя адаптивный порог расстояния для сжатия пространства оптимальных решений; третий уровень разрабатывает двухрежимный оптимизационный движок на основе манхэттенского расстояния, гарантируя теоретическую оптимальность при $n \leq 2$ и быстрое нахождение оптимальных решений при $3 \leq n \leq 6$ с помощью инициализации ближайшего соседа и локальной оптимизации 2-opt; четвертый уровень устанавливает механизм совместного планирования ресурсов и энергии, сопоставляя оптимальных роботов на основе прогнозирования уровня заряда, подробности см. в [30]. Далее подробно описывается математическая модель 4L-COF, и ее эффективность подтверждается экспериментами, после чего обсуждается расширяемость модели и направления будущих исследований.

Определение математической модели. Модель 4L-COF включает следующие уровни:

1. Уровень предварительной группировки грузов: фильтрация высокоприоритетных и крупногабаритных грузов на основе миварной экспертной системы;
2. Уровень кластеризации некрупных грузов: оптимизация группировки грузов с учетом пространственных ограничений;
3. Уровень планирования маршрутов внутри групп: двухрежимная оптимизация маршрутов на основе манхэттенского расстояния;
4. Уровень совместного планирования многороботных систем: динамическое распределение ресурсов роботов.

Первый уровень: Предварительная группировка грузов на основе динамического приоритета. На этом уровне осуществляется фильтрация высокоприоритетных и крупногабаритных грузов для их отдельной транспортировки, что позволяет избежать конфликтов в планировании крупногабаритных грузов и срочных задач. Определим множество грузов:

$$G = \{g_1, g_2, \dots, g_i, \dots, g_K\}$$

$$g_i = \{t_i, m_i, v_i: [l_i, w_i, h_i], \alpha_i, P_i, S_i\}$$

Где:

m_i : масса груза (кг);

$v_i = (l_i, w_i, h_i)$: размеры груза (m^3);

t_i : временная метка поступления груза;

$\alpha_i \in [0,1]$: степень срочности;

$P_i = (x_i^P, y_i^P)$: местоположение загрузки груза;

$S_i = (x_i^S, y_i^S)$: местоположение складирования груза.

Ограничения и обнаружение аномалий:

Ограничения по размерам: $l_i < l_{max} \cap w_i < w_{max} \cap h_i < h_{max}$;

Ограничение по массе: $m_i < M_{max}$.

Если данные ограничения не выполняются, это указывает на сбой системы или появление сверхкрупного груза, что вызывает аварийный сигнал и требует вмешательства персонала.

Механизм динамического приоритета, приоритет груза определяется взвешенной суммой степени срочности и временного фактора:

$$Priority_i = 0.6\alpha_i + 0.4(1 - e^{-\lambda\Delta t_i}) \quad (1)$$

Где:

$\lambda = 0.02 \text{ min}^{-1}$: коэффициент затухания срочности;

$\Delta t_i = \max(0, t_{current} - t_i)$: время ожидания груза.

Условие определения крупногабаритного груза:

$$B_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \frac{v_i}{V_{max}} > C_V \cup \frac{m_i}{M_{max}} > C_M \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

Динамические параметры задаются следующим образом:

$$C_V = 0.6(1 + 0.1\beta) \quad (3)$$

$$C_M = 0.7(1 + 0.1\beta) \quad (4)$$

Решение об отдельной транспортировке:

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{if } B_i = 1 \cup Priority_i > 0.6 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

Для удобства дальнейших экспериментов первый уровень модели описан в виде правил (Таблица 1).

Таблица 1 - Правила

Правило	ЕСЛИ	ТО	ИНАЧЕ
1	Известны размеры груза $[l_i, w_i, h_i]$	Можно получить v_i .	-
2	$l_i \geq l_{max} \cup w_i \geq w_{max} \cup h_i \geq h_{max}$	Существует слишком большой груз или ошибка. Вызов оператора.	Расчет продолжается.
3	Масса груза $m_i \geq M_{max}$	Существует слишком тяжелый груз или ошибка. Вызов оператора.	Расчет продолжается.
4	Известно время ожидания груза Δt_i и степень срочности груза α_i	Можно получить приоритет груза по формуле $Priority_i = 0.6\alpha_i + 0.4(1 - e^{-\lambda\Delta t_i})$.	-
5	Известен индекс невыполненных задач β	Можно получить динамические постоянные объема и грузоподъемности РТ $C_V = 0.6(1 + 0.1\beta)$ $C_M = 0.7(1 + 0.1\beta)$	-
6	$\frac{v_i}{V_{max}} > C_V \cup \frac{m_i}{M_{max}} > C_M$	Груз i является большим грузом	Груз i - не большой груз
7	$B_i = 1 \cup Priority_i > 0.6$	Груз i является большим грузом или имеет высокий приоритет, нужно отдельно перевезти его, $X_i = 1$	-

Второй уровень: Кластеризация грузов с учетом пространственных ограничений.

После предварительной группировки остается множество грузов:

$$G_{res} = \{g_j | X_j = 0\}$$

На этом уровне осуществляется группировка оставшихся грузов с учетом ограничений по весу, объему и расстоянию. Если груз может быть добавлен в текущую группу G_i , он включается в нее; в противном случае создается новая группа G_{i+1} . Каждая группа может содержать не более 6 грузов.

$$\begin{cases} |G_i| \leq 6 \\ \text{if } \sum m_{G_i} + m_i \leq M_{max} \cap \sum V_{G_i} + V_i \leq V_{max} \cap \|S_i - S_{i+1}\| \leq P_0 \\ \quad \rightarrow m_i \in G_i \\ \text{else create } G_{i+1} \end{cases} \quad (6)$$

Пороговое значение динамического расстояния :

$$P_0 = \begin{cases} 100m & \text{if } \sum m_{G_i} \leq 0.7M_{max} \cap \sum V_{G_i} \leq 0.7V_{max} \\ 50m & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

Оптимизированная группировка :

$$G_{cluster} = \{G_1, G_2, \dots, G_k\}$$

Третий уровень: Оптимизация маршрутов внутри групп. Для каждой группы грузов $G_i = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$ ($n \leq 6$) определяется последовательность посещения π , минимизирующая общее расстояние транспортировки:

$$\min_{\pi} \left(d(P_{pickup}, S_{\pi(0)}) + \sum_{k=0}^{n-2} d(S_{\pi(k)}, S_{\pi(k+1)}) \right) \quad (8)$$

Где:

n : количество грузов в текущей группе;

π : порядок транспортировки грузов;

S_k : место хранения груза;

$d(a, b)$: манхэттенское расстояние между точками a и b .

Для решения проблемы комбинаторного взрыва используется механизм многоуровневой оптимизации. Для задач с малым количеством грузов ($n \leq 2$) применяется метод глобального перечисления для обеспечения теоретической оптимальности.

Для задач с количеством грузов $3 \leq n \leq 6$ сначала используется жадный алгоритм ближайшего соседа для построения начального маршрута:

$$\begin{cases} \text{Current point } c \leftarrow P_{pickup} \\ \text{iteration } t = 1 \rightarrow n \\ k^* = \arg \min d(c, S_k) \quad k \in U = \{0, 1, \dots, n-1\} \\ \pi_{init} \leftarrow \pi_{init} \oplus k^*, U \leftarrow U \setminus \{k^*\}, c \leftarrow S_{k^*} \end{cases} \quad (9)$$

Затем применяется алгоритм 2-opt для локальной оптимизации:

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

Эксперименты и результаты. Исследование проводилось в симуляционной среде, основанной на реальной планировке склада электронной коммерции. Складская зона охватывает область $[50, 150] \times [50, 150]$ (в метрах) и включает 500 стандартных стеллажей и 4 погрузочные станции (координаты: (50, 50), (50, 150), (150, 50), (150, 150)). Эксперименты проводились с использованием модели 4L-COF, реализованной на Python 3.9, с вызовом API сервера КЭСМИ для выполнения вычислений на основе миварного подхода. Аппаратная платформа: процессор Intel Core i7-11800H (2.30 GHz), 520 ГБ оперативной памяти, GPU NVIDIA RTX 3060, операционная система Windows 11.

Входные данные: 100 грузов, каждый из которых содержит характеристики груза (масса, размеры, степень срочности) и координаты пунктов приема и назначения. Параметры РТ: максимальная грузоподъемность — 500 кг, объем — 1 м³, индекс невыполненных задач $\beta=0.5$.

Параметры сначала обрабатываются на первом уровне модели, где с помощью API миварной модели (Рисунок 1) вычисляются значения переменных X для решения об отдельной транспортировке и формируется файл предварительной группировки для использования на втором уровне.

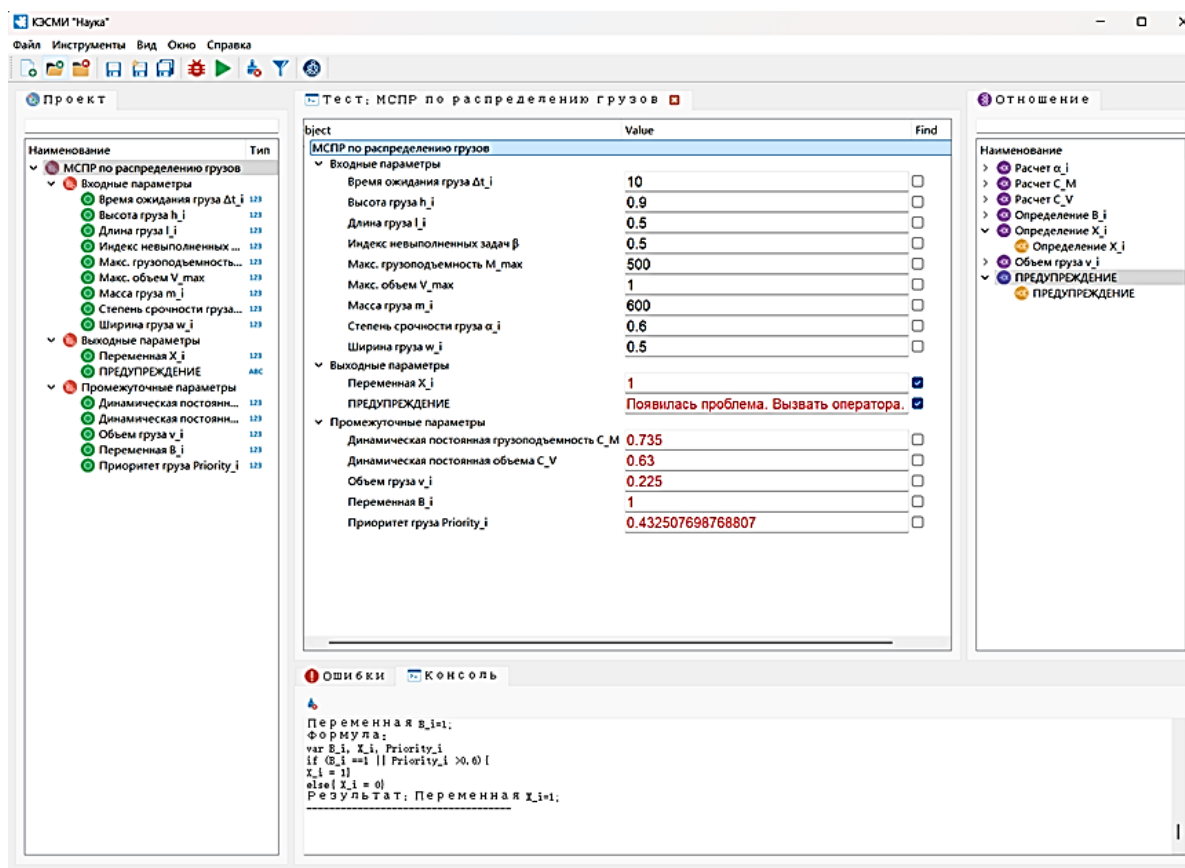


Рисунок 1 – Демонстрация вычислений на первом уровне модели

На втором уровне кластеризации 100 задач эффективно разделяются на 42 группы: 7 групп с одной задачей (16.7%), 17 групп с двумя задачами (40.5%), 11 групп с тремя задачами (26.2%) и 7 групп с четырьмя задачами (16.6%). Все группы удовлетворяют ограничениям модели, и аварийные сигналы не срабатывают. На третьем уровне двухрежимный движок оптимизации маршрутов генерирует эффективные маршруты для всех групп: для групп с одной задачей используется глобальное перечисление (например, расстояние маршрута для Group 1 — 89 м), а для групп с $n \geq 3$ применяется оптимизация ближайшего соседа и 2-орт (например, расстояние маршрута для Group 4 с четырьмя задачами — 128 м). Общее расстояние транспортировки составляет 5436.0 м, среднее расстояние внутри групп — 129.4 м. Визуализация маршрутов представлена на Рисунке 2.

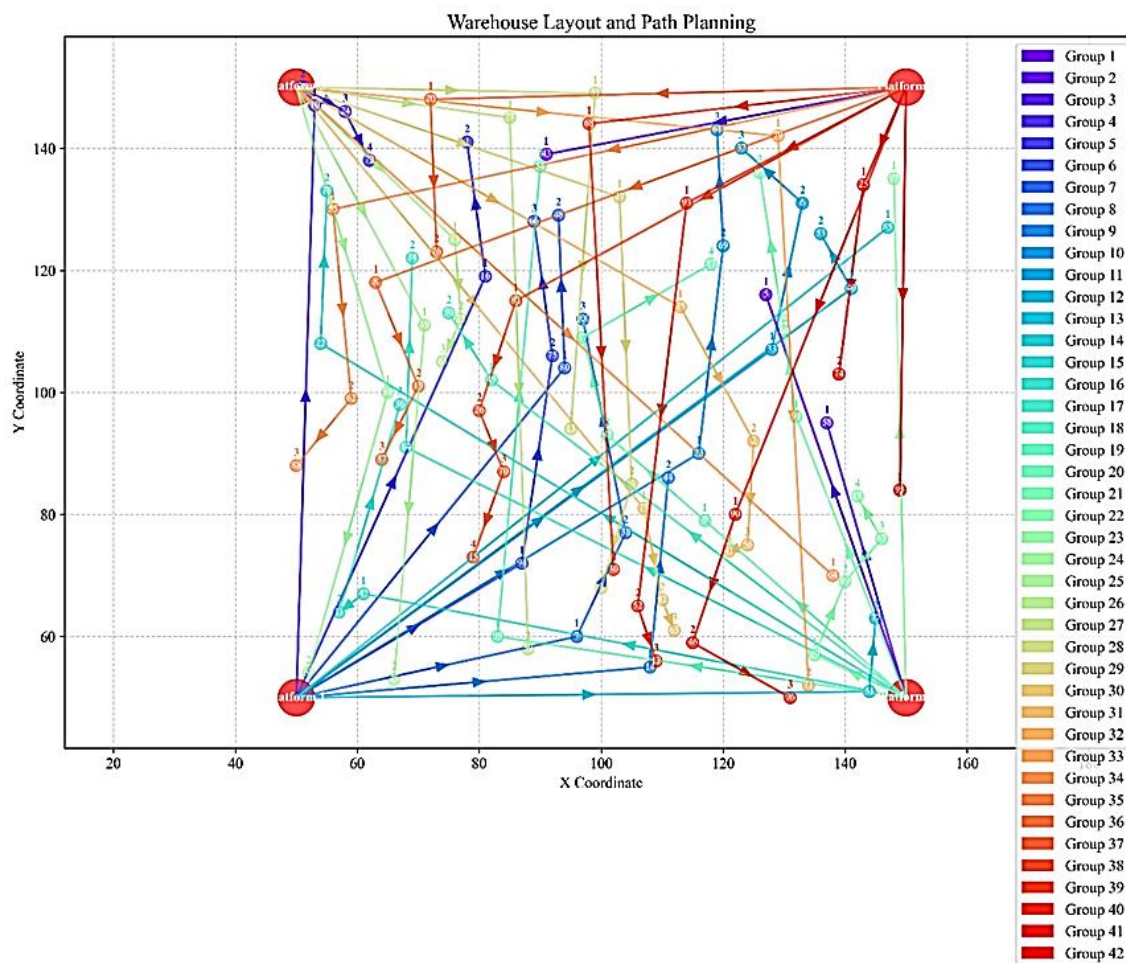


Рисунок 2 –Планировка склада и визуализация маршрутов

Обсуждение. В данном исследовании предложена модель интеллектуального распределения задач для роботов в кластерных складах на основе четырехуровневой архитектуры совместной оптимизации (4L-COF). Модель направлена на решение проблемы баланса между обработкой высококонкурентных задач, оптимизацией энергоэффективности и обеспечением реального времени. Благодаря механизму динамического приоритета, модели кластеризации с двойными ограничениями (пространственными и физическими), двухрежимной оптимизации маршрутов на основе манхэттенского расстояния и механизму совместного планирования ресурсов и энергии, модель успешно подтвердила свою применимость и эффективность в сложных складских условиях.

Во-первых, в аспекте распределения задач модель 4L-COF сочетает механизм динамического приоритета с миварной технологией. Этот подход позволяет быстро фильтровать и транспортировать высокоприоритетные и крупногабаритные грузы. Это не только устраняет конфликты в планировании между крупногабаритными грузами и срочными задачами, но и значительно повышает адаптивность модели к динамической среде. Результаты экспериментов показывают, что модель способна обеспечивать реакцию в реальном времени на уровне миллисекунд в условиях высокой нагрузки, что подтверждает её эффективность и устойчивость.

Во-вторых, в аспекте оптимизации энергоэффективности модель 4L-COF, благодаря механизму совместного планирования ресурсов и энергии, а также динамическому порогу расстояния, эффективно снижает холостой пробег роботов и по-

требление энергии. Это не только сокращает эксплуатационные расходы, но и минимизирует воздействие на окружающую среду, что соответствует тенденциям развития экологичной логистики.

В аспекте оптимизации маршрутов двухрежимный движок оптимизации на основе манхэттенского расстояния использует многоуровневый механизм оптимизации (глобальное перечисление и локальная оптимизация 2-opt). Этот подход значительно снижает вычислительную сложность планирования маршрутов и повторяемость путей.

Несмотря на выдающиеся результаты в экспериментах, модель 4L-COF имеет некоторые ограничения. Во-первых, в условиях экстремально высокой нагрузки задержка принятия решений хотя и остается в разумных пределах, но уровень выполнения заказов несколько снижается. Это указывает на возможность улучшения производительности в условиях высокой нагрузки. Во-вторых, способность модели адаптироваться к динамической среде требует улучшения, особенно в случае непредвиденных событий (например, сбой роботов или отмена заказов), где необходимо внедрение более продвинутых технологий обучения с подкреплением для более интеллектуального принятия решений.

Заключение

В данном исследовании предложена модель принятия решений о распределении задач для роботов в кластерных складах на основе четырехуровневой архитектуры совместной оптимизации (4L-COF). Основной вклад модели 4L-COF заключается в её многоуровневой архитектуре оптимизации и динамической адаптивности. Она не только значительно снижает вычислительную сложность и задержку принятия решений, но и эффективно повышает энергоэффективность и производительность транспортировки благодаря механизмам балансировки нагрузки и оптимизации маршрутов. Кроме того, тестирование масштабируемости показало, что модель сохраняет стабильную производительность при значительном увеличении количества роботов и масштаба заказов, что предоставляет теоретическую поддержку и практические рекомендации для будущего развертывания крупномасштабных интеллектуальных складских систем.

Будущие направления исследований включают:

- 1) изучение стратегий совместного планирования для разнородных роботов для повышения гибкости и адаптивности системы;
- 2) разработку новых моделей для управления несколькими роботами, совместно транспортирующими сверхкрупногабаритные грузы, что расширит область применения системы;
- 3) крупномасштабное развертывание и тестирование в реальных складских условиях для оценки практичности и стабильности системы. Данное исследование предоставляет новую парадигму для развития интеллектуальных складских систем, обладая значительной теоретической ценностью и практической значимостью, и может стать мощной поддержкой для глобальной трансформации логистической отрасли в сторону интеллектуализации.

Список литературы

1. Попова, Т. А. Цифровые технологии: современный виток развития складской логистики / Т. А. Попова. *Новое в экономической кибернетике*. 2024. № 4. С. 82-100. DOI 10.5281/zenodo.15101877. EDN LOFHTJ.

2. Мищенко, Е. В. Автоматизированные складские системы: оптимизация логистических процессов с помощью современных технологий / Е. В. Мищенко, И. М. Толмачев. *Проблемы энергообеспечения, автоматизации, информатизации и природопользования в АПК : Сборник материалов международной научно-технической конференции*, Брянск, 16–17 мая 2024 года. Брянск: Брянский государственный аграрный университет, 2024. С. 283-288. EDN UBXXZIA.
3. Multi-Robot Systems and Cooperative Object Transport: Communications, Platforms, and Challenges / X. An, C. Wu, Ya. Lin [et al.] *IEEE Open Journal of the Computer Society*. 2023. Vol. 4. P. 23-36. DOI 10.1109/ojcs.2023.3238324. EDN GIZDYU.
4. Reshetnikova, M. S. The global industrial robotics market: development trends and volume forecast / M. S. Reshetnikova, I. A. Pugacheva. *Research in Economic Anthropology*. 2022. Vol. 42. P. 187-195. DOI 10.1108/S0190-128120220000042018. EDN IUEUGZ.
5. Воеводская, А. С. Системный анализ как метод принятия решения при логистическом проектировании складских систем / А. С. Воеводская. *Экономика и бизнес: теория и практика*. 2020. № 4-1(62). С. 68-72. DOI 10.24411/2411-0450-2020-10258. – EDN AJYKKJ.
6. A Multi-Robot Task Allocation Method Based on the Synergy of the K-Means++ Algorithm and the Particle Swarm Algorithm / Y. Yuan, P. Yang, H. Jiang, T. Shi. *Biomimetics*. 2024. Vol. 9, No. 11. P. 694. DOI 10.3390/biomimetics9110694. EDN QMGXPD.
7. Orr, Ja. Multi-Agent Deep Reinforcement Learning for Multi-Robot Applications: A Survey / Ja. Orr, A. Dutta. *Sensors*. 2023. Vol. 23, No. 7. P. 3625. DOI 10.3390/s23073625. EDN AHGHYH.
8. Galati, G. Auction-Based Task Allocation and Motion Planning for Multi-Robot Systems with Human Supervision / G. Galati, S. Primatesta, A. Rizzo. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*. 2023. Vol. 109, No. 2. P. 24. DOI 10.1007/s10846-023-01935-x. EDN VTCNNS.
9. Покинтелица, А. Е. Проблемы и специфика редукции данных в автономных робототехнических системах / А. Е. Покинтелица. *Проблемы искусственного интеллекта*. 2023. № 1(28). С. 31-41. EDN XLGXQX.
10. Lewczuk, K. Energy Consumption in a Distributional Warehouse: A Practical Case Study for Different Warehouse Technologies / K. Lewczuk, M. Kłodawski, P. Gepner. *Energies*. 2021. Vol. 14, No. 9. P. 2709. DOI 10.3390/en14092709. EDN NTIXOI.
11. Никитина, А. А. Обнаружение объектов на местности интеллектуальными роботами в быстроменяющейся обстановке / А. А. Никитина, С. И. Уланов. *Проблемы искусственного интеллекта*. 2023. № 3(30). С. 36-43. DOI 10.34757/2413-7383.2023.30.3.003. EDN ALLVUM.
12. A Novel Integrated Path Planning Algorithm for Warehouse AGVs / W. Tao, Ya. Daichuan, L. Weifeng [et al.] *Chinese Journal of Electronics*. 2021. Vol. 30, No. 2. P. 331-338. DOI 10.1049/cje.2021.02.002. EDN ROUXYH.
13. Sineglazov, V. M. Hybrid neural network optimization system based on ant algorithms / V. M. Sineglazov, O. I. Chumachenko, D. M. Omelchenko. *Електроніка та системи управління*. 2020. Vol. 2, No. 64. P. 61-67. DOI 10.18372/1990-5548.64.14857. EDN GPCSKM.
14. Hybrid variable neighborhood search for automated warehouse scheduling / I. Davydov, Yu. Kochetov, D. Tolstykh [et al.] *Optimization Letters*. 2023. Vol. 17, No. 9. P. 2185-2199. DOI 10.1007/s11590-022-01921-6. EDN STIGTP.
15. Performance analysis of clustering methods for balanced multi-robot task allocations / E. Murugappan, N Subramanian, S. Rahman [et al.] *International Journal of Production Research*. 2021. DOI 10.1080/00207543.2021.1955994. EDN GTNKUP.
16. A survey on multi-robot coverage path planning for model reconstruction and mapping / R. Almadhoun, L. Seneviratne, Y. Zweiri, T. Taha. *SN Applied Sciences*. 2019. Vol. 1, No. 8. DOI 10.1007/s42452-019-0872-y. EDN EZAWPF.
17. Варламов, О. О. Эволюционные базы данных и знаний для адаптивного синтеза интеллектуальных систем. *Миварное інформаційне простірство* / О. О. Варламов. Москва : Научно-техническое издательство "Радио и связь", 2002. 286 с. ISBN 5-256-01650-4. EDN RWTCOP.
18. Колпакиди, Н. А. Создание системы поддержки принятия решений для биохимического анализа крови / Н. А. Колпакиди, А. А. Коценко. *Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности*. 2025. Т. 10, № 4(54). С. 117-128. EDN RQBJUS.
19. Varlamov, O. "Brains" for Robots: Application of the Mivar Expert Systems for Implementation of Autonomous Intelligent Robots / O. Varlamov. *Big Data Research*. 2021. Vol. 25. P. 100241. DOI 10.1016/j.bdr.2021.100241. EDN HRYLWL.

20. Городецкий, А. Е. Оптимизация движения роботом-маршрутизатором с учетом темперамента водителя / А. Е. Городецкий, И. Л. Тарасова. *Проблемы искусственного интеллекта*. 2023. № 1(28). С. 18-30. EDN BTDZSK.
21. Route planning of autonomous robots in three-dimensional logic space using mivar technologies / A. Kotsenko, A. Andreev, R. Kim [et al.] *E3S Web of Conferences*. 2024. Vol. 515. P. 04018. DOI 10.1051/e3sconf/202451504018. EDN GMEYDO.
22. 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. EDN DHVOFC.
23. Automated formation of discipline sequences for higher ecological and agricultural education using mivar expert systems / M. Peresypkina, O. Varlamov, A. Kotsenko [et al.] *Bio Web of Conferences : International Scientific Conference on Biotechnology and Food Technology (BFT-2024)*, Saint Petersburg, 03–06 сентября 2024 года. Vol. 130. Les Ulis: EDP Sciences, 2024. P. 08032. DOI 10.1051/bioconf/202413008032. EDN ERQVZN.
24. Разработка миварной экспертной системы для выбора алгоритма консенсуса распределённых реестров / Н. С. Подопригорова, С. А. Козырев, С. С. Подопригорова [и др.] *Проблемы искусственного интеллекта*. 2024. № 4(35). С. 126-138. DOI 10.24412/2413-7383-2024-4-126-138. EDN AVXOTO.
25. Создание миварной экспертной системы для выполнения этических аспектов искусственного интеллекта для скоринга кредитования / М. С. Торжков, Ю. П. Королева, А. В. Балдин [и др.] *Проблемы искусственного интеллекта*. 2024. № 4(35). С. 139-150. DOI 10.24412/2413-7383-2024-4-139-150. EDN BHOQXX.
26. Комплексная система ИИ на основе миварных и нейронных сетей для обнаружения дефектов продукции на производстве хлебобулочных изделий / А. М. Голобоков, А. А. Коханов, И. Д. Кац [и др.] *Проблемы искусственного интеллекта*. 2025. № 1(36). С. 27-42. DOI 10.24412/2413-7383-27-42. EDN QAZTYW.
27. Миварная экспертная система для интеллектуализации производства автомобильных колесных дисков / А. Н. Демидов, В. Д. Черненко, М. К. Вотинцев [и др.] *Проблемы искусственного интеллекта*. 2025. № 1(36). С. 43-57. DOI 10.24412/2413-7383-43-57. EDN HCKKLJ.
28. Чувилов, Д. А. Разработка платформы реконструкции и экспертизы аварийных событий дорожно-транспортных происшествий на базе логического искусственного интеллекта / Д. А. Чувилов. *Проблемы искусственного интеллекта*. 2024. № 2(33). С. 59-77. DOI 10.24412/2413-7383-2024-2-59-77. EDN EUPPYZ.
29. Михалева, У. А. Применение миварного подхода в системах противодействия претекстингу / У. А. Михалева. *Телекоммуникации*. 2024. № 3. С. 38-40. DOI 10.31044/1684-2588-2024-0-3-38-40. EDN VDTWAZ.
30. Гун, Ш. Миварная система принятия решений для распределения и перевозки грузов командой складских роботов / Ш. Гун. *Системы управления и информационные технологии*. 2025. № 2(100). С. 23-29. EDN XZHHBF.

References

1. Popova, T. A. Digital technologies: a modern stage in the development of warehouse logistics / T. A. Popova // *New in economic cybernetics*. – 2024. – No. 4. – pp. 82-100. – DOI 10.5281/zenodo.15101877. – EDN LOFHTJ.
2. Mishchenko, E. V. Automated warehouse systems: optimization of logistics processes using modern technologies / E. V. Mishchenko, I. M. Tolmachev // *Problems of energy supply, automation, informatization, and environmental management in agriculture: Proceedings of the international scientific and technical conference*, Bryansk, May 16–17, 2024. – Bryansk: Bryansk State Agrarian University, 2024. – P. 283-288. – EDN UBXXIA.
3. Multi-Robot Systems and Cooperative Object Transport: Communications, Platforms, and Challenges / X. An, C. Wu, Ya. Lin [et al.] // *IEEE Open Journal of the Computer Society*. – 2023. – Vol. 4. – P. 23-36. – DOI 10.1109/ojcs.2023.3238324. – EDN GIZDYU.
4. Reshetnikova, M. S. The global industrial robotics market: development trends and volume forecast / M. S. Reshetnikova, I. A. Pugacheva // *Research in Economic Anthropology*. – 2022. – Vol. 42. – P. 187-195. – DOI 10.1108/S0190-128120220000042018. – EDN IUEUGZ.

5. Voevodskaya, A. S. System analysis as a decision-making method in the logistics design of warehouse systems / A. S. Voevodskaya // *Economics and Business: Theory and Practice*. – 2020. – No. 4-1(62). – P. 68-72. – DOI 10.24411/2411-0450-2020-10258. – EDN AJYKKJ.
6. A Multi-Robot Task Allocation Method Based on the Synergy of the K-Means++ Algorithm and the Particle Swarm Algorithm / Y. Yuan, P. Yang, H. Jiang, T. Shi // *Biomimetics*. – 2024. – Vol. 9, No. 11. – P. 694. – DOI 10.3390/biomimetics9110694. – EDN QMGXPD.
7. Orr, Ja. Multi-Agent Deep Reinforcement Learning for Multi-Robot Applications: A Survey / Ja. Orr, A. Dutta // *Sensors*. – 2023. – Vol. 23, No. 7. – P. 3625. – DOI 10.3390/s23073625. – EDN AHGHYH.
8. Galati, G. Auction-Based Task Allocation and Motion Planning for Multi-Robot Systems with Human Supervision / G. Galati, S. Primatesta, A. Rizzo // *Journal of Intelligent and Robotic Systems*. – 2023. – Vol. 109, No. 2. – P. 24. – DOI 10.1007/s10846-023-01935-x. – EDN VTCNNS.
9. Pokintelitsa, A. E. Problems and specifics of data reduction in autonomous robotic systems / A. E. Pokintelitsa // *Problems of Artificial Intelligence*. – 2023. – No. 1(28). – P. 31-41. – EDN XLGXQX.
10. Lewczuk, K. Energy Consumption in a Distributional Warehouse: A Practical Case Study for Different Warehouse Technologies / K. Lewczuk, M. Kłodawski, P. Gepner // *Energies*. – 2021. – Vol. 14, No. 9. – P. 2709. – DOI 10.3390/en14092709. – EDN NTIXOI.
11. Nikitina, A. A. Object detection by intelligent robots in rapidly changing environments / A. A. Nikitina, S. I. Ulanov // *Problems of Artificial Intelligence*. – 2023. – No. 3(30). – P. 36-43. – DOI 10.34757/2413-7383.2023.30.3.003. – EDN ALLVUM.
12. A Novel Integrated Path Planning Algorithm for Warehouse AGVs / W. Tao, Ya. Daichuan, L. Weifeng [et al.] // *Chinese Journal of Electronics*. – 2021. – Vol. 30, No. 2. – P. 331-338. – DOI 10.1049/cje.2021.02.002. – EDN ROUXYH.
13. Sineglazov, V. M. Hybrid neural network optimization system based on ant algorithms / V. M. Sineglazov, O. I. Chumachenko, D. M. Omelchenko // *Electronics and Control Systems*. – 2020. – Vol. 2, No. 64. – P. 61-67. – DOI 10.18372/1990-5548.64.14857. – EDN GPCSKM.
14. Hybrid variable neighborhood search for automated warehouse scheduling / I. Davydov, Yu. Kochetov, D. Tolstykh [et al.] // *Optimization Letters*. – 2023. – Vol. 17, No. 9. – P. 2185-2199. – DOI 10.1007/s11590-022-01921-6. – EDN STIGTP.
15. Performance analysis of clustering methods for balanced multi-robot task allocations / E. Murugappan, N. Subramanian, S. Rahman [et al.] // *International Journal of Production Research*. – 2021. – DOI 10.1080/00207543.2021.1955994. – EDN GTNKUP.
16. A survey on multi-robot coverage path planning for model reconstruction and mapping / R. Almadhoun, L. Seneviratne, Y. Zweiri, T. Taha // *SN Applied Sciences*. – 2019. – Vol. 1, No. 8. – DOI 10.1007/s42452-019-0872-y. – EDN EZAWPF.
17. Varlamov, O. O. Evolutionary databases and knowledge bases for the adaptive synthesis of intelligent systems. Mivar information space / O. O. Varlamov. – Moscow: Scientific and Technical Publishing House “Radio i Svyaz”, 2002. – 286 p. – ISBN 5-256-01650-4. – EDN RWT COP.
18. Kolpakidi, N. A. Development of a decision support system for biochemical blood analysis / N. A. Kolpakidi, A. A. Kotsenko // *International Journal of Information Technologies and Energy Efficiency*. – 2025. – Vol. 10, No. 4(54). – P. 117-128. – EDN RQBJUS.
19. Varlamov, O. “Brains” for Robots: Application of the Mivar Expert Systems for Implementation of Autonomous Intelligent Robots / O. Varlamov // *Big Data Research*. – 2021. – Vol. 25. – P. 100241. – DOI 10.1016/j.bdr.2021.100241. – EDN HRYLWL.
20. Gorodetsky, A. E. Optimization of robot-router movement considering driver temperament / A. E. Gorodetsky, I. L. Tarasova // *Problems of Artificial Intelligence*. – 2023. – No. 1(28). – P. 18-30. – EDN BT DZSK.
21. Route planning of autonomous robots in three-dimensional logic space using mivar technologies / A. Kotsenko, A. Andreev, R. Kim [et al.] // *E3S Web of Conferences*. – 2024. – Vol. 515. – P. 04018. – DOI 10.1051/e3sconf/202451504018. – EDN GMEYDO.
22. Dynamic robot trajectory planning based on semantic object detection using the mivar expert system / C. Shen, S. Gong, O. O. Varlamov [et al.] // *Problems of Artificial Intelligence*. – 2024. – No. 4(35). – P. 164-176. – DOI 10.24412/2413-7383-2024-4-164-176. – EDN DHVOFC.
23. Automated formation of discipline sequences for higher ecological and agricultural education using mivar expert systems / M. Peresypkina, O. Varlamov, A. Kotsenko [et al.] // *Bio Web of Conferences: International Scientific Conference on Biotechnology and Food Technology (BFT-2024)*, Saint Petersburg, September 3–6, 2024. Vol. 130. – Les Ulis: EDP Sciences, 2024. – P. 08032. – DOI 10.1051/bioconf/202413008032. – EDN ERQVZN.
24. Development of a mivar expert system for selecting consensus algorithms for distributed ledgers / N. S. Podoprigo-rova, S. A. Kozyrev, S. S. Podoprigo-rova [et al.] // *Problems of Artificial Intelligence*. – 2024. – No. 4(35). – P. 126-138. – DOI 10.24412/2413-7383-2024-4-126-138. – EDN AVXOTO.

25. Development of a mivar expert system for implementing ethical aspects of artificial intelligence in credit scoring / M. S. Torzhkov, Yu. P. Koroleva, A. V. Baldin [et al.] // Problems of Artificial Intelligence. – 2024. – No. 4(35). – P. 139-150. – DOI 10.24412/2413-7383-2024-4-139-150. – EDN BHOQXX.
26. Integrated AI system based on mivar and neural networks for defect detection in bakery production / A. M. Golobokov, A. A. Kokhanov, I. D. Kats [et al.] // Problems of Artificial Intelligence. – 2025. – No. 1(36). – P. 27-42. – DOI 10.24412/2413-7383-27-42. – EDN QAZTYW.
27. Mivar expert system for intellectualization of automotive wheel rim production / A. N. Demidov, V. D. Chernenko, M. K. Votintsev [et al.] // Problems of Artificial Intelligence. – 2025. – No. 1(36). – P. 43-57. – DOI 10.24412/2413-7383-43-57. – EDN HCKKLJ.
28. Chuvikov, D. A. Development of a platform for reconstruction and examination of accident events in road traffic accidents based on logical artificial intelligence / D. A. Chuvikov // Problems of Artificial Intelligence. – 2024. – No. 2(33). – P. 59-77. – DOI 10.24412/2413-7383-2024-2-59-77. – EDN EUPPY.
29. Mikhaleva, U. A. Application of the mivar approach in systems for countering pretexting / U. A. Mikhaleva // Telecommunications. – 2024. – No. 3. – P. 38-40. – DOI 10.31044/1684-2588-2024-0-3-38-40. – EDN VDTWAZ.
30. Gong, S. Mivar decision-making system for distribution and transportation of goods by a team of warehouse robots / S. Gong // Control Systems and Information Technologies. – 2025. – No. 2(100). – P. 23-29. – EDN XZHHBF.

RESUME

Gong S.

Decision-making model for multitasking warehouse robots based on a four-layer collaborative optimization framework

This research pioneers and empirically validates an integrated approach combining mivar-based logical artificial intelligence with a four-layer collaborative optimization framework (4L-COF) for managing multi-agent warehouse robotic systems. The study's pivotal scientific contribution resides in developing an intelligent task allocation system implementing formalized mechanisms for dynamic prioritization, adaptive clustering, route optimization, and coordinated resource planning.

Our investigation establishes that embedding mivar computational models—which reduce algorithmic complexity from factorial $O(N!)$ to linear $O(N)$ —within a multi-tiered optimization architecture constitutes a highly efficient and promising methodology. This integration achieves industry-critical benchmarks: real-time order processing, substantial energy efficiency gains through minimized idle travel, and sustained high-throughput performance.

The research methodology encompassed comprehensive analysis of warehouse robotics operational challenges, culminating in a rigorously formalized mathematical 4L-COF model. Experimental validation in an e-commerce warehouse simulation environment, processing 100 distinct orders, confirmed the system's operational efficacy and practical viability. Testing demonstrated stable performance across all architectural tiers, generation of 42 optimized cargo clusters, and significant transportation cost reduction (5,436m total distance). The system consistently balanced competing demands for high throughput, energy conservation, and real-time responsiveness.

The inherent flexibility of this mivar-optimization model enables multiple development pathways: heterogeneous fleet management strategies, collaborative oversized cargo transport methodologies, and large-scale logistics deployment. Consequently, the 4L-COF system substantiates the practical utility of mivar technologies for establishing next-generation, high-efficiency warehouse logistics ecosystems and provides a foundational framework for industrial adoption.

РЕЗЮМЕ

Гун Ш.

Модель принятия решений для многозадачных складских роботов на основе четырехуровневой архитектуры совместной оптимизации

В данной работе впервые предложена и экспериментально обоснована концепция применения миварных технологий логического искусственного интеллекта в сочетании с четырехуровневой архитектурой совместной оптимизации (4L-COF) для управления многоагентными системами складских роботов. Ключевым научным достижением исследования стало создание интеллектуальной системы распределения задач, реализующей формализованные механизмы динамического приоритизирования, адаптивной кластеризации, оптимизации маршрутов и совместного планирования ресурсов.

Проведенная работа продемонстрировала, что интеграция миварных моделей, обеспечивающих снижение вычислительной сложности с факториальной ($O(N!)$) до линейной ($O(N)$), в структуру многоуровневой оптимизации является высокоэффективным и перспективным подходом. Это позволяет достичь критически важных для отрасли показателей: обработки заказов в режиме реального времени, значительного повышения энергоэффективности за счет минимизации холостого пробега и обеспечения высокой пропускной способности.

В рамках исследования был осуществлен детальный анализ проблематики управления складскими роботами, разработана и формализована математическая модель 4L-COF. Экспериментальная верификация системы в симуляционной среде, имитирующей реальный склад электронной коммерции при обработке 100 заказов, подтвердила ее высокую эффективность и практическую применимость. Тестирование выявило стабильную работу всех уровней архитектуры, формирование 42 оптимальных групп грузов и общую оптимизацию транспортных расходов (5436 м). Система продемонстрировала способность балансировать требования высокой производительности, энергосбережения и работы в реальном времени.

Гибкость предложенной миварно-оптимизационной модели открывает пути для ее дальнейшего развития: интеграции стратегий управления разнородными роботами, разработки методов кооперативной транспортировки сверхгабаритных грузов и масштабирования для крупных логистических объектов. Таким образом, разработанная интеллектуальная система 4L-COF наглядно демонстрирует практическую ценность миварных технологий для создания нового поколения высокопроизводительных и энергоэффективных складских логистических комплексов и служит основой для их широкого внедрения в отрасль.

Гун Шэншо, hiteyeb@163.com

1) аспирант кафедры «Системы обработки информации и управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана, г. Москва, Россия,

2) младший научный сотрудник АО «НИИ «Вычислительных комплексов»».

Область научных интересов: искусственный интеллект, миварные технологии логического искусственного интеллекта, автономные робототехнические комплексы, обработка информации, принятие решений.

Статья поступила в редакцию 14.08.2025.