

Гибридный алгоритм исследования неизвестной среды мобильными роботами на основе алгоритмов ABC, PSO и Voids с механизмами памяти и межстайного обмена

А. Цвийович, Ю.А. Быковцев, С.В. Манько

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия

Аннотация — Работа посвящена задаче автономного исследования неизвестной среды группой мобильных роботов при наличии препятствий, ограниченной связи и отсутствии априорной карты местности. Предложен гибридный алгоритм, который объединяет метод пчелиной колонии, алгоритм роя частиц, локальные правила Voids, феромонную память и межстайный обмен перспективными областями. Численные эксперименты показали, что предложенный подход повышает полноту покрытия области, уменьшает избыточность повторных посещений, снижает число столкновений и ускоряет достижение целей по сравнению с базовыми режимами движения. Полученные результаты важны для дальнейшей разработки распределённых систем мониторинга, поисково-спасательных комплексов и групповых робототехнических платформ, работающих в заранее неизвестной среде.

Ключевые слова – стайная робототехника, автономное исследование среды, феромонная память, рой частиц, локальная координация.

ВВЕДЕНИЕ

Автономное исследование неизвестной среды является одной из ключевых задач современной мобильной робототехники. Такие задачи возникают при мониторинге труднодоступных территорий, обследовании аварийных зон, поисково-спасательных операциях и разведке пространств, для которых отсутствует заранее построенная карта. В подобных условиях особенно перспективны многоагентные и стайные подходы, поскольку они обеспечивают масштабируемость, отказоустойчивость и возможность распределённого покрытия области.

Среди наиболее известных биоинспирированных методов для решения задач планирования и координации выделяются метод пчелиной колонии (ArtificialBeeColony, ABC), алгоритм роя частиц (ParticleSwarmOptimization, PSO) и модель стайного поведения Voids [1–3]. Метод пчелиной колонии

используется для глобального поиска перспективных направлений, алгоритм роя частиц – для локального уточнения решения, а модель Voids – для согласования движения соседних агентов. При этом отдельное применение каждого из указанных подходов не всегда позволяет одновременно обеспечить эффективную разведку новых областей, устойчивость к локальным минимумам и согласованность движения группы. Поэтому актуальна разработка гибридных алгоритмов, сочетающих преимущества глобального поиска, локальной оптимизации и распределённой координации [4–7].

Механизмы памяти и забывания являются важной частью коллективных алгоритмов, поскольку позволяют уменьшать число повторных посещений уже исследованных ячеек и перераспределять движение роботов в сторону менее изученных областей [8–12]. На этой основе в работе предлагается гибридный алгоритм автономного исследования, объединяющий метод пчелиной колонии, алгоритм роя частиц, правила Voids и межстайный обмен перспективными ячейками.

Цель работы состоит в разработке и исследовании гибридного алгоритма автономного исследования неизвестной среды мобильными роботами с использованием методов глобального поиска, локальной координации и механизмов памяти.

I. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Рассматривается свободная часть двумерной среды $\mathcal{E}_{\text{free}} \subset \mathbb{R}^2$. Пусть $e \in \mathcal{E}_{\text{free}}$ обозначает точку среды, $r_k \in \mathcal{R} = \{r_k\}_{k=1}^N$ – k -го мобильного робота, $o_m \in \mathcal{O} = \{o_m\}_{m=1}^M$ – m -е препятствие, а $g_q \in \mathcal{G} = \{g_q\}_{q=1}^Q$ – q -ю целевую область. Среда дискретизируется равномерной сеткой из ячеек (i, j) с шагом h . Для каждого робота r_k задаются положение $\mathbf{p}_k(t) \in \mathbb{R}^2$ и скорость $\mathbf{v}_k(t) \in \mathbb{R}^2$ на шаге t .

Требуется построить такие траектории $\{\mathbf{p}_k(t)\}_{t=0}^T$, которые обеспечивают максимальное покрытие

свободной области, минимальную избыточность повторных посещений, своевременное обнаружение целей и минимальное число коллизий. Эту задачу целесообразно записать в виде многофакторной оптимизации

$$J = \lambda_1 C - \lambda_2 \mathcal{R} + \lambda_3 Q + \lambda_4 E - \lambda_5 \mathcal{K} - \lambda_6 \mathcal{T} \rightarrow \max,$$

где C – покрытие области, \mathcal{R} – избыточность повторных посещений, Q – доля найденных целей, E – остаток энергии \mathcal{K} – число коллизий, \mathcal{T} – время завершения исследования, $\lambda_1, \dots, \lambda_6 \geq 0$ – весовые коэффициенты критериев. Включение критерия E со знаком «плюс» соответствует стремлению сохранить как можно больший остаток энергии, что эквивалентно минимизации энергозатрат.

Используемые в работе метрики – покрытие области, избыточность повторных посещений, доля найденных целей, остаток энергии, число коллизий и время завершения исследования, – определяются следующими выражениями:

$$C = \frac{|\mathcal{V}_T|}{|\mathcal{E}_{\text{free}}|}, \quad \mathcal{V}_T = \{(i, j) \in \mathcal{E}_{\text{free}} \mid n_{ij}(T) > 0\},$$

$$\mathcal{R} = \frac{\sum_{(i,j) \in \mathcal{E}_{\text{free}}} \max(0, n_{ij}(T) - 1)}{\sum_{(i,j) \in \mathcal{E}_{\text{free}}} n_{ij}(T)},$$

$$Q = \frac{Q_{\text{found}}}{Q}, \quad \varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{E_k^{\text{rem}}}{E_k^0},$$

$$K = \sum_{t=0}^T \sum_{k=1}^N I(\min_m \|p_k(t) - p_m^0\| < d_{\text{safe}})$$

$$\forall_{l \neq k} \min \|p_k(t) - p_l(t)\| < d_{\text{safe}}, \quad \mathcal{T} = T_{\text{comp}} \Delta t,$$

где $n_{ij}(T)$ – число посещений ячейки (i, j) к моменту T , Q_{found} – число обнаруженных целей, E_k^{rem} и E_k^0 – остаточная и начальная энергия робота r_k , p_m^0 – положение препятствия o_m , d_{safe} – безопасное расстояние, T_{comp} – число шагов до завершения исследования, Δt – шаг моделирования.

Входными данными алгоритма является пустая координатная сетка, текущие положения роботов, положения препятствий и набор целевых точек. Выходом алгоритма является последовательность промежуточных и конечных точек движения каждого робота, обеспечивающая исследование пространства с минимальной избыточностью траекторий. Численные эксперименты выполнялись на программной модели со следующими параметрами: поле 20×20 м, сетка 40×40

ячеек, девять препятствий радиуса 0,7–1,2 м, 15–18 целей, четыре робота, 350 шагов симуляции при $\Delta t = 0,05$.

II. РЕЖИМЫ РАБОТЫ АЛГОРИТМА

Ниже приведены основные режимы работы алгоритма, используемые в статье. Их разделение необходимо, поскольку в разделе результатов сравниваются не только разные численные параметры, но и различные принципы организации движения роботов.

Базовый режим (baseline mode) – это режим случайного блуждания, в котором каждый робот выбирает следующее направление движения без коллективной памяти, без локальной координации и без обмена перспективными ячейками. Такой режим используется как исходная точка сравнения, позволяющая оценить выигрыш от введения более сложных механизмов управления.

Гибридный режим ABC–PSO – это режим, в котором глобальный выбор перспективной области выполняется методом пчелиной колонии, а локальное уточнение точки движения – алгоритмом роя частиц. В этом режиме дополнительно используется феромонная память, уменьшающая вероятность повторного движения по уже хорошо исследованным участкам.

Согласованный режим движения (coordinated mode) – это режим, при котором роботы формируют траектории не независимо, а с учётом взаимного положения, взаимных скоростей и риска пересечения путей. Иными словами, каждый агент учитывает не только собственную цель, но и движение соседей.

Схема “ведущий–ведомый” (leader–follower) – это способ распределения ролей в согласованном режиме, при котором один робот временно выступает в роли ведущего и задаёт основное направление движения, а второй робот выступает в роли ведомого и корректирует свою траекторию относительно ведущего. Такая схема используется для уменьшения конфликтов при движении в стеснённом пространстве.

Режим одной стаи (single-swarm mode) – это режим, в котором все роботы работают как одна группа и используют единое поле феромонной памяти. Обмен информацией в этом случае происходит только внутри одной стаи.

Режим двух стай с межстайным обменом (dual-inter-swarm mode) – это режим, в котором роботы делятся на две подгруппы, каждая из которых исследует среду с опорой на собственную феромонную сетку. Через фиксированные интервалы времени между подгруппами выполняется *межстайный обмен (inter-swarm exchange)*, то есть передача информации о наиболее перспективных ячейках. Такой режим позволяет сократить дублирование действий и ускорить обнаружение ещё не исследованных областей.

После первого введения все перечисленные режимы далее по тексту описываются преимущественно на русском языке: базовый режим, согласованный режим, схема “ведущий–ведомый”, режим одной стаи и режим двух стай с межстайным обменом.

III. ГИБРИДНЫЙ АЛГОРИТМ

A. Глобальный поиск и локальная оптимизация

В фазе глобальной разведки используется метод пчелиной колонии (*Artificial Bee Colony*, ABC). В рамках этого метода набор роботов трактуется как коллектив агентов-разведчиков, выбирающих наиболее перспективные области пространства. Для каждой ячейки (i, j) вычисляется её привлекательность, то есть численная оценка того, насколько целесообразно направить туда робота на следующем шаге. Эта оценка задаётся функцией

$$F_{ij} = \alpha (1 - \hat{n}_{ij}) + \beta \hat{\varphi}_{ij} + \gamma (1 - \hat{d}_{ij}), \quad (1)$$

где $\hat{n}_{ij} = \frac{n_{ij}}{n_{\max}}$ — нормированное число посещений ячейки, $n_{ij} \equiv \text{visits}(i, j)$; $\hat{\varphi}_{ij} = \frac{\varphi_{ij}}{\varphi_{\max}}$ — нормированное значение феромона, $\varphi_{ij} \equiv \text{pheromone}(i, j)$; $\hat{d}_{ij} = \frac{d_{ij}}{d_{\max}}$ — нормированное расстояние до ближайшей целевой области; α, β, γ — весовые коэффициенты. В расчётах использовались значения $\alpha = 0,6$, $\beta = 0,3$, $\gamma = 0,1$, причём $\alpha + \beta + \gamma = 1$, что обеспечивает нормированное распределение вкладов между тремя факторами.

Здесь n_{ij} показывает, сколько раз роботы уже посещали ячейку (i, j) , а φ_{ij} отражает накопленную феромонную память в этой же ячейке. Величина d_{ij} означает расстояние от рассматриваемой ячейки до ближайшей целевой области. Чем больше n_{ij} , тем менее привлекательной считается уже исследованная область. Чем больше φ_{ij} , тем сильнее коллективная память роботов подсказывает важность данной ячейки. Чем меньше расстояние d_{ij} до цели, тем выше вероятность, что движение в направлении данной ячейки ускорит обнаружение ещё не найденной цели. Следовательно, формула (1) объединяет три фактора: новизну области, коллективную память и близость к цели.

Локальная оптимизация выполняется алгоритмом роя частиц (*Particle Swarm Optimization*, PSO). Под роем понимается множество решений, каждое из которых интерпретируется как отдельная частица. Частица описывается парой векторов состояния, где \mathbf{x}_s — положение кандидата в пространстве поиска, а \mathbf{u}_s — его скорость, задающая направление и величину изменения положения. Рой представляется как множество

$$\mathcal{S} = \{(\mathbf{x}_s, \mathbf{u}_s)\}_{s=1}^{N_p},$$

где N_p — число частиц в рое. Для каждой частицы сохраняется лучшее найденное положение $\mathbf{R}_b^{(s)}$, то есть лучшая точка, найденная именно данной частицей, а для всего роя — глобально лучшее положение \mathbf{G}_b , то есть лучшая точка, найденная хотя бы одной частицей. Обновление выполняется по формулам

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_s^+ &= \omega \mathbf{u}_s + c_1 r_1 (\mathbf{R}_b^{(s)} - \mathbf{x}_s) + c_2 r_2 (\mathbf{G}_b - \mathbf{x}_s), \\ \mathbf{x}_s^+ &= \mathbf{x}_s + \mathbf{u}_s^+, \end{aligned}$$

где ω — коэффициент инерции, отвечающий за сохранение предыдущего направления движения частицы; c_1 — коэффициент личного влияния, определяющий степень притяжения к положению $\mathbf{R}_b^{(s)}$; c_2 — коэффициент коллективного влияния, определяющий степень притяжения к положению \mathbf{G}_b ; $r_1, r_2 \in [0, 1]$ — случайные множители; верхний индекс “+” обозначает значение на следующем шаге итерации. Таким образом, каждая частица движется с учётом инерции, собственного лучшего опыта и лучшего опыта, накопленного всем роем.

Координаты частицы, выбранной методом PSO, переводятся в глобальные координаты функцией отображения в глобальную систему координат. Эта операция реализуется как композиция двух матриц перехода в однородных координатах:

$$\tilde{\mathbf{p}}_{ij}^g = \mathbf{T}_{gr}(\theta_r, \mathbf{p}_r) \mathbf{T}_{rm}(h) \tilde{\mathbf{c}}_{ij},$$

где $\tilde{\mathbf{p}}_{ij}^g$ — координаты j -й точки, полученной i -м роботом, в глобальной системе координат в форме однородного вектора, $\mathbf{T}_{gr}(\theta_r, \mathbf{p}_r)$ — матрица перехода из локальной системы координат робота в глобальную систему, $\mathbf{T}_{rm}(h)$ — матрица перехода от индексов сетки к локальным метрическим координатам с шагом h , $\tilde{\mathbf{c}}_{ij} = [j + 0,5, i + 0,5, 1]^T$ — вектор центра ячейки в индексном представлении,

$$\mathbf{T}_{rm}(h) = \begin{bmatrix} h & 0 & 0 \\ 0 & h & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{T}_{gr}(\theta_r, \mathbf{p}_r) = \begin{bmatrix} \cos\theta_r & -\sin\theta_r & p_{r,x} \\ \sin\theta_r & \cos\theta_r & p_{r,y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

где θ_r — ориентация робота, $\mathbf{p}_r = [p_{r,x}, p_{r,y}]^T$ — положение робота в глобальной системе координат. Таким образом, сначала индекс ячейки переводится в метрические координаты локальной карты, а затем — в глобальные координаты рабочей области.

Следовательно, функция `cell2world` возвращает глобальную точку маршрута, соответствующую выбранной ячейке.

Структура алгоритма роя частиц, используемого на этапе локальной оптимизации, приведена на Рис. 1.

В блоке проверки условия остановки используется ограничение по максимальному числу итераций.

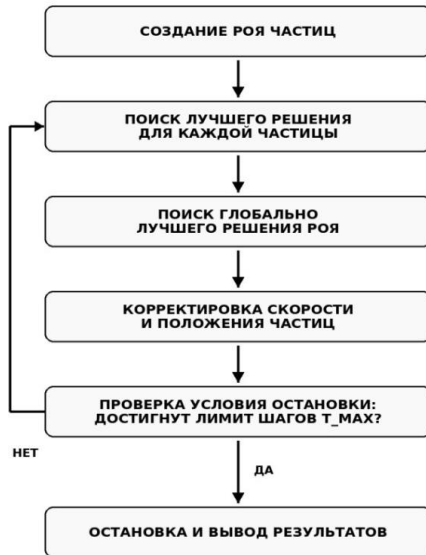


Рис. 1. Этапы алгоритма роя частиц, используемого при локальной оптимизации направления движения

В. Феромонная память и режимы одной и двух стай

Коллективная память реализуется в виде феромонной сетки φ_{ij} размера 40×40 . Под феромонной сеткой понимается поле значений, связанное с ячейками карты и отражающее накопленный коллективный опыт исследования. При посещении ячейки робот увеличивает значение феромона по правилу:

$$\varphi_{ij} \leftarrow \min(\varphi_{\text{cap}}, \varphi_{ij} + \Delta\varphi), \quad (2)$$

а затем на каждом шаге моделирования применяется испарение:

$$\varphi_{ij} \leftarrow \varphi_{ij}(1 - \rho), \quad (3)$$

где φ_{cap} – верхний предел насыщения феромона; $\Delta\varphi$ – величина приращения после посещения ячейки; ρ – коэффициент испарения. Символ \leftarrow обозначает операцию присваивания, то есть обновление текущего значения переменной новым значением, вычисленным по правой части. Формула (2) увеличивает значение феромона, но не позволяет ему превысить заданный предел φ_{cap} , а формула (3) постепенно уменьшает все значения феромона во времени. В численных экспериментах использовалось значение $\rho = 0,025$.

В режиме одной стаи используется одна общая феромонная сетка, доступная всем роботам. В режиме двух стай с межстайным обменом применяются две феромонные сетки: φ_{ij}^A для стаи *A* и φ_{ij}^B для стаи *B*. Через каждые 35 шагов между стаями передаются десять ячеек с наибольшими значениями функции привлекательности F_{ij} . Иначе говоря, каждая стая ведёт собственную память, но периодически сообщает другой стае, какие области в данный момент считаются наиболее перспективными. Поэтому таблица результатов для режима двух стай с межстайным обменом напрямую связана с данным теоретическим описанием.

Общая схема обновления феромонной памяти показана на Рис. 2. Концепция построена по мотивам работ по феромонным полям в роевой робототехнике [8, 12].

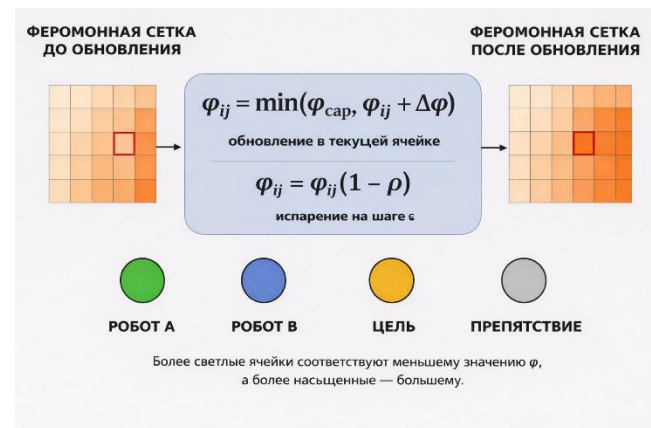


Рис. 2. Концепция метода феромонной сетки с эффектом испарения

С. Локальная координация на основе модели Voids

Для предотвращения столкновений и согласования движения применяются расширенные правила модели Voids [3, 13]. В этой модели взаимодействие соседних агентов описывается через три базовых тенденции: разделение, выравнивание и сплочение. Под разделением понимается стремление увеличить дистанцию между слишком близкими роботами; под выравниванием – стремление согласовать направления движения; под сплочением – стремление сохранять групповую связанность. Пусть \mathbf{p}_1 и \mathbf{p}_2 – положения двух роботов, а \mathbf{v}_1 и \mathbf{v}_2 – их скорости. Тогда локальные векторы взаимодействия определяются как:

$$\mathbf{s} = -\frac{\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_1}{\|\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_1\|^2}, \quad \mathbf{a} = \mathbf{v}_2 - \mathbf{v}_1, \quad (4)$$

$$\mathbf{c} = \mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_1,$$

где \mathbf{s} – вектор разделения; \mathbf{a} – вектор выравнивания; \mathbf{c} – вектор сплочения. Формула (4) показывает, что при уменьшении расстояния между роботами вклад

разделения резко возрастает, поскольку в знаменателе стоит квадрат нормы расстояния. Это обеспечивает активное взаимное отталкивание на малых дистанциях. Вектор обхода препятствий записывается в виде:

$$\mathbf{a}_{\text{avoid}} = \sum_{m=1}^M \frac{\mathbf{p} - \mathbf{p}_m^o}{\|\mathbf{p} - \mathbf{p}_m^o\|^2},$$

где \mathbf{p} – текущее положение робота; \mathbf{p}_m^o – положение - го препятствия; M – общее количество обнаруженных препятствий Суммирование по всем препятствиям означает, что итоговое избегание формируется как суперпозиция локальных отталкивающих воздействий. На Рис. 3 надпись «опасная зона» обозначает область сближения роботов, в пределах которой возрастает вклад вектора разделения и требуется активное предотвращение столкновения.

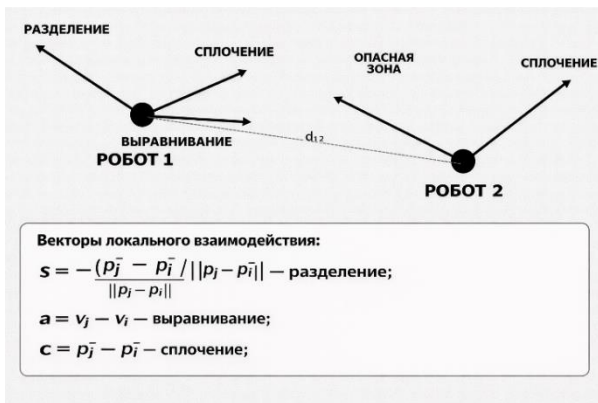


Рис. 3. Геометрическая интерпретация векторов разделения, выравнивания и сплочения для двух роботов при координации по правилам Voids

ТАБЛИЦА I
СРАВНЕНИЕ БАЗОВОГО РЕЖИМА И ABC-PSO

Метрика	Базовый режим	ABC-PSO	Изменение
Покрывтие области, %	62,3±4,2	78,5±3,1	+26%
Избыточность посещений	0,42±0,08	0,21±0,05	-50%
Найденные цели, %	68±12	89±7	+31%
Остаток энергии, %	42±6	58±5	+38%

$$\mathbf{v}_{\text{fin}} = \mathbf{v}_{\text{glob}} + w_s \mathbf{s} + w_a \mathbf{a} + w_c \mathbf{c} + w_o \mathbf{a}_{\text{avoid}}, \quad (5)$$

где \mathbf{v}_{glob} – глобальная скорость, сформированная модулем ABC-PSO; w_s – вес вектора разделения; w_a – вес вектора выравнивания; w_c – вес вектора сплочения; w_o – вес вектора обхода препятствий. Таким образом, формула (5) объединяет глобальную цель движения и локальные поправки, отвечающие за безопасное групповое поведение.

В согласованном режиме движения используется схема “ведущий–ведомый”, а также предиктивная проверка пересечения траекторий на несколько шагов вперед. Это уменьшает вероятность конфликтов в условиях ограниченного пространства. Геометрическая интерпретация локальных векторов и их формул приведена на Рис. 3.

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

На первом этапе сравнивались базовый режим блуждания и гибридный режим ABC-PSO с механизмом памяти. Результаты приведены в Табл. I. В этой таблице столбец «Изменение» показывает относительное отличие гибридного режима от базового режима: положительный знак соответствует росту показателя, а отрицательный — его уменьшению.

Как видно из Табл. I, использование гибридного режима приводит к росту полноты покрытия области и к уменьшению избыточных повторных посещений. Уменьшение избыточности на 50 % означает, что доля лишних повторных заходов в уже исследованные ячейки сократилась вдвое.

Этот эффект связан с работой феромонной памяти и механизма испарения.

На втором этапе для анализа локальной координации рассматривалась пара роботов, работающих в независимом режиме и в согласованном режиме движения. Сводные результаты приведены в Табл. II. Здесь отрицательное значение в столбце «Изменение» является положительным результатом, поскольку оно соответствует уменьшению числа столкновений, длины пути и времени достижения цели.

ТАБЛИЦА II
СРАВНЕНИЕ НЕЗАВИСИМОГО И СОГЛАСОВАННОГО РЕЖИМОВ ДВИЖЕНИЯ

Метрика	Независимый режим	Согласованный режим	Изменение
Число столкновений	12,4±3,2	4,1±1,8	-67%
Время достижения цели, шаги	185±22	142±18	-23%
Длина траектории, м	28,5±4,1	22,3±3,2	-22%

Результаты показывают, что согласованный режим движения обеспечивает более плавные траектории и уменьшает число коллизий за счёт применения правил модели Voids и обмена локальной информацией между роботами. Сокращение длины пути и времени достижения цели подтверждает, что теория локальной координации из раздела III действительно работает в программной модели.

На третьем этапе анализировался межстайный обмен между двумя группами роботов, то есть работа режима двух стай с межстайным обменом. Итоги приведены в Табл. III. Здесь столбец «Изменение» показывает эффект от перехода от режима одной стаи к режиму двух стай с межстайным обменом, описанному в разделе III.B.

ТАБЛИЦА III
СРАВНЕНИЕ РЕЖИМА ОДНОЙ СТАИ И РЕЖИМА ДВУХ СТАЙ С МЕЖСТАЙНЫМ ОБМЕНОМ

Метрика	Одна стая	Две стаи с обменом	Изменение
Покрытие области, %	78,5±3,1	92,3±2,4	+18%
Избыточность посещений	0,21±0,05	0,14±0,04	-33%
Найденные цели, %	89±7	96±4	+8%
Число шагов до завершения	245±28	198±22	-19%

Передача перспективных ячеек между стаями ускоряет обнаружение целей и уменьшает дублирование действий. В экспериментах дополнительно наблюдалась устойчивость алгоритма при наличии до 20 % заблокированных ячеек, а при пропадании связи использовался переход к режиму одной стаи. Пример состояния системы и траекторий роботов в режиме двух стай с межстайным обменом представлен на Рис.4.

V. ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Полученные результаты показывают, что наибольший эффект достигается при совместном использовании трёх уровней организации поведения: глобальной разведки, локальной оптимизации и координации движения. Использование одного только выбора перспективных направлений недостаточно без согласования движения между роботами.

Аналогично, локальная координация без механизмов памяти приводит к росту числа повторных посещений уже обследованных областей.

Механизм памяти с испарением показал свою эффективность как средство снижения избыточности. В отличие от статической памяти, феромонное поле позволяет системе адаптироваться к изменению ситуации в среде и не удерживать слишком долго устаревшую информацию. Межстайный обмен дал дополнительный прирост эффективности, поскольку позволил двум группам роботов избегать дублирования действий и быстрее концентрироваться на перспективных направлениях.

Вместе с тем предложенный подход имеет ограничения. При существенном увеличении числа

роботов возрастает нагрузка на обработку сеток памяти и усложняется координация обмена данными. Кроме того, при переходе к физическим роботам потребуется учёт шумов сенсоров, потерь связи и кинематических ограничений платформ.

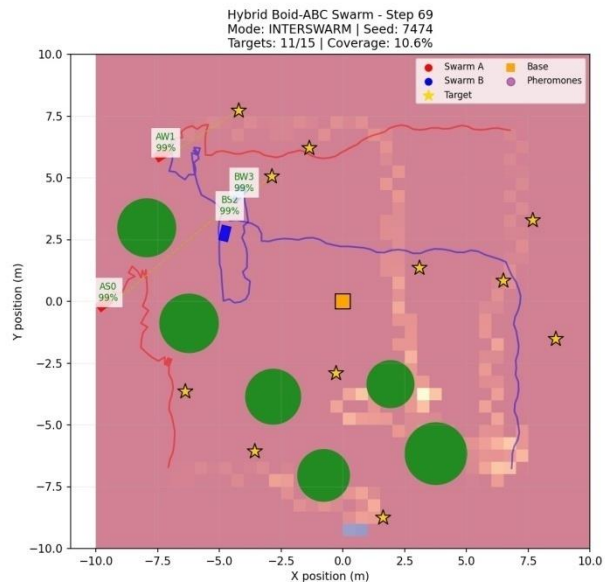


Рис. 4. Пример траекторий роботов и распределения феромонной памяти в режиме двух стай с межстайным обменом

ВЫВОДЫ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработан гибридный алгоритм автономного исследования неизвестной среды, который объединяет глобальную разведку методом пчелиной колонии, локальную оптимизацию алгоритмом роя частиц и координацию движения на основе правил Voids.

По сравнению с базовым режимом предложенный алгоритм обеспечивает рост покрытия области на 26 %, уменьшение избыточности повторных посещений на 50 % и увеличение доли найденных целей на 31 %.

Для пары роботов согласованный режим движения уменьшает число столкновений на 67 %, сокращает длину траектории на 22 % и время достижения цели на 23 %.

Межстайный обмен перспективными ячейками даёт дополнительный выигрыш: покрытие увеличивается ещё на 18 %, а число шагов до завершения исследования уменьшается на 19 % по сравнению с режимом одной стаи.

Тем самым отдельное введение и объяснение режимов работы подтверждает связь между теоретической частью статьи и экспериментальными результатами.

Следовательно, предложенный подход представляет интерес для задач распределённого мониторинга, поиска и исследования труднодоступных территорий,

где требуется согласованная работа нескольких мобильных роботов в заранее неизвестной среде.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization // Technical report-tr06. Erciyes University, 2005. – P. 1–10.
- [2] Kennedy J., Eberhart R. Particle swarm optimization // Proceedings of ICNN'95 – International Conference on Neural Networks. – 1995. – Vol. 4. – P. 1942–1948. – DOI: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [3] Reynolds C.W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model // ACM SIGGRAPH Computer Graphics. – 1987. – Vol. 21. – No. 4. – P. 25–34. – DOI: 10.1145/37402.37406.
- [4] Masehian E., Royan M. Multi-objective PSO and ABC-based algorithms for path planning in unknown environments // Journal of Intelligent & Robotic Systems. – 2019. – Vol. 94. – P. 1–25. – DOI: 10.1007/s10846-018-0893-5.
- [5] Zhang Q. et al. Hybrid artificial bee colony algorithm for parameter estimation of models with unknown but bounded noise // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems. – 2020. – Vol. 50, – No. 11. – P. 4261–4273. – DOI: 10.1109/TSMC.2019.2953485.
- [6] Yang Q. et al. Decentralized cooperative exploration based on inter-swarm communication // Robotics and Autonomous Systems. – 2021. – Vol. 137. – DOI: 10.1016/j.robot.2020.103712.
- [7] Diane S.A.K., Lesiv E.A., Pesheva I.A., Neschetnaya A.Y. Multi-Aspect Environment Mapping with a Group of Mobile Robots // 2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus). Saint Petersburg and Moscow, Russia, – 2019. – P. 478–482.
- [8] Dorigo M., Stützle T. Ant Colony Optimization. Cambridge: MIT Press, – 2004. – 305 p.
- [9] Hecker J.P., Letizia A., Porter D.M., Pratt S.C. Optimizing the pheromone field in a swarm robotic exploration // Proceedings of ANTS 2020. – Mykonos. – 2020. – P. 123–135.
- [10] Ferrante E. et al. Information transfer in swarms with limited memory // Proceedings of ANTS 2012. – Brussels. – 2012. – P. 1–12.
- [11] Sperati A., Stendardo M., Tuci E. Robot swarms with limited memory and communication: Collective search with a continuous pheromone field // Frontiers in Robotics and AI. – 2022. – Vol. 9. – DOI: 10.3389/frobt.2022.836691.
- [12] Bach Hoai Nguyen, Bing Xue, Mengjie Zhang. A survey on swarm intelligence approaches to feature selection in data mining, Swarm and Evolutionary Computation. – Vol. 54. – 2020. – 100663. – ISSN 2210-6502. – DOI: 10.1016/j.swevo.2020.100663.
- [13] Turgut A.E. et al. Self-organized flocking with a mobile robot swarm // Proceedings of IEEE/RSJ IROS 2008. – Nice. – 2008. – P. 173–178. – DOI: 10.1109/IROS.2008.4650913.

Информация об авторах

Цвийович Анастасия, магистрант, МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия, e-mail: anastasija.cvijovic29@yandex.ru

Быковцев Юрий Алексеевич, к.т.н., доцент кафедры проблем управления, МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия, e-mail: bykovcev@mirea.ru

Манько Сергей Викторович, д.т.н., профессор кафедры проблем управления, МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия, e-mail: manko@mirea.ru

Hybrid Algorithm for Exploration of Unknown Environments by Mobile Robots Based on ABC, PSO and Boids with Memory and Inter-Swarm Exchange

Anastasija Cvijovic, Yuriy Bykovtsev, Sergey Manko

RTU MIREA, Moscow, Russia

Abstract – The paper addresses autonomous exploration of an unknown environment by a group of mobile robots operating under obstacles, limited communication without a priori map. A hybrid algorithm is proposed that combines Artificial Bee Colony, Particle Swarm Optimization, Boids-based local coordination, pheromone memory, and inter-swarm exchange of promising regions. Numerical experiments show that the proposed approach improves area coverage, reduces repeated visits, decreases the number of collisions, and accelerates target reaching in comparison with baseline motion modes. The obtained results are relevant for further development of distributed monitoring systems, search-and-rescue robotic teams, and groups of mobile robots operating in previously unknown environments.

Keywords – swarm robotics, autonomous exploration, pheromone memory, particle swarm, local coordination.

REFERENCES

- [1] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization // Technical report-tr06. Erciyes University. – 2005. – P. 1–10.
- [2] Kennedy J., Eberhart R. Particle swarm optimization // Proceedings of ICNN'95 – International Conference on Neural Networks. – 1995. – Vol. 4. – P. 1942–1948. – DOI: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [3] Reynolds C.W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model // ACM SIGGRAPH Computer Graphics. – 1987. – Vol. 21. – No. 4. – P. 25–34. – DOI: 10.1145/37402.37406.
- [4] Masehian E., Royan M. Multi-objective PSO and ABC-based algorithms for path planning in unknown environments // Journal of Intelligent & Robotic Systems. – 2019. – Vol. 94. – P. 1–25. – DOI: 10.1007/s10846-018-0893-5.
- [5] Zhang Q. et al. Hybrid artificial bee colony algorithm for parameter estimation of models with unknown but bounded noise // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems. – 2020. – Vol. 50, – No. 11. – P. 4261–4273. – DOI: 10.1109/TSMC.2019.2953485.
- [6] Yang Q. et al. Decentralized cooperative exploration based on inter-swarm communication // Robotics and Autonomous Systems. – 2021. – Vol. 137. – DOI: 10.1016/j.robot.2020.103712.
- [7] Diane S.A.K., Lesiv E.A., Pesheva I.A., Neschetnaya A.Y. Multi-Aspect Environment Mapping with a Group of Mobile Robots // 2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus). Saint Petersburg and Moscow, Russia, – 2019. – P. 478–482.
- [8] Dorigo M., Stützle T. Ant Colony Optimization. Cambridge: MIT Press, – 2004. – 305 p.
- [9] Hecker J.P., Letizia A., Porter D.M., Pratt S.C. Optimizing the pheromone field in a swarm robotic exploration // Proceedings of ANTS 2020. – Mykonos, – 2020. – P. 123–135.
- [10] Ferrante E. et al. Information transfer in swarms with limited memory // Proceedings of ANTS 2012. – Brussels, – 2012. – P. 1–12.
- [11] Sperati A., Stendardo M., Tuci E. Robot swarms with limited memory and communication: Collective search with a continuous pheromone field // Frontiers in Robotics and AI. – 2022. – Vol. 9. – DOI: 10.3389/frobt.2022.836691.

- [12] Bach Hoai Nguyen, Bing Xue, Mengjie Zhang. A survey on swarm intelligence approaches to feature selection in data mining, *Swarm and Evolutionary Computation*, – Vol. 54. – 2020. – 100663. – ISSN 2210-6502. – DOI: 10.1016/j.swevo.2020.100663.
- [13] Turgut A. E. et al. Self-organized flocking with a mobile robot swarm // *Proceedings of IEEE/RSJ IROS 2008*. – Nice, –2008. – P. 173–178. – DOI: 10.1109/IROS.2008.4650913.

Information about the authors

Anastasija Cvijovic, master's student, MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russia, e-mail: anastasija.cvijovic29@yandex.ru

Yuriy A. Bykovtsev, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Department of Control Problems, MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russia, e-mail: bykovcev@mirea.ru

Sergey V. Manko, Dr. Sci. (Eng.), Professor, Department of Control Problems, MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russia, e-mail: manko@mirea.ru