

Минобрнауки России
Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт динамики систем и теории управления имени В.М. Матросова
Сибирского отделения Российской академии наук
(ИДСТУ СО РАН)

На правах рукописи

Толстихин Антон Артемович

**Обследование нестационарных физических полей группой
мобильных роботов**

09.06.01 – Информатика и вычислительная техника

05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации
(технические науки)

НАУЧНЫЙ ДОКЛАД

об основных результатах научно-квалификационной работы (диссертации)
на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Иркутск – 2022

Работа выполнена в лаборатории 5.2 Информационно-управляющих систем
отделения 5 Вычислительных и управляющих систем ИДСТУ СО РАН.

Научный руководитель:

Бычков Игорь Вячеславович,
доктор технических наук, академик,
директор ИДСТУ СО РАН

Рецензенты:

Зароднюк Татьяна Сергеевна,
кандидат технических наук,
старший научный сотрудник
лаборатории 1.2 Оптимального
управления ИДСТУ СО РАН

Бахвалова Зинаида Андреевна,
кандидат технических наук,
доцент центра программной
инженерии Института
информационных технологий и
анализа данных ИРНИТУ

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. В настоящее время наблюдается активный рост интереса научного сообщества к задаче обследования физического поля. Под последним можно понимать широкий спектр объектов, процессов и явлений реального мира. Соответственно, в зависимости от конкретной постановки, задача может иметь как практическое, так и фундаментальное значение. Например, классическими иллюстрациями первого является поиск нарушений целостности подводного трубопровода или источника экологического загрязнения. С другой стороны, в контексте этой же задачи может рассматриваться, в частности, изучение некоторых биологических популяций в естественной среде или прибрежных течений, что отражает ее фундаментальную составляющую.

Очевидно, что решение вышеописанных задач с полным или частичным привлечением человеческих ресурсов является неэффективным, в первую очередь, с финансовой точки зрения. Во-первых, это требует затрат на оплату работы специалистов, а также обеспечение им комфортных условий. Во-вторых, физические поля могут располагаться в труднодоступных или недостижимых для человека регионах, например на большой глубине под водой, а также их обследование может быть сопряжено с риском для жизни и здоровья.

Для целей обследования физических полей наиболее рациональным решением представляется использование автономных мобильных роботов. При этом увеличение количества используемых роботов (размера поисковой группы) ведет к значительному росту скорости решения задачи, но, в отличие от использования человеческих ресурсов, лишь незначительно увеличивает общие затраты на проведение обследования. Однако, применение подобного подхода требует разработки стратегий управления, координирующих действия роботов внутри поисковой группы, а также отвечающих за непосредственное решение поставленной задачи обследования физического поля.

Цель работы и задачи исследования. Настоящее исследование посвящено разработке децентрализованной стратегии управления группой мобильных роботов для поиска и продолжительного мониторинга источников некоторого нестационарного физического поля.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Провести анализ предметной области, включающий изучение особенностей классов физических полей, традиционных постановок задачи обследования физического поля, а также методов их решения на основе применения групповых стратегий управления.

2. Разработать модели представления физических полей различной природы.

3. Разработать критерии оценки текущего и итогового результата решения задачи.

4. Разработать стратегию группового управления мобильными роботами для решения задачи поиска и мониторинга источников физического поля.

5. Провести апробацию предложенной стратегии управления в рамках численных и полунатурных экспериментов с использованием разработанных моделей и критериев.

Объект и предмет исследования. Объектом исследования являются системы и алгоритмы управления группой мобильных роботов. Предметом – биоинспирированные стратегии управления мобильными роботами для обследования физического поля.

Методы исследования. В исследовании использовались методы теории управления, методы стохастической оптимизации, методы статистического анализа, методы теории мультиагентных систем и методы разработки программных и программно-аппаратных систем общего назначения.

Научная новизна работы. К основным результатам, полученным в диссертации, можно отнести следующие:

– разработана имитационная модель нестационарного биологического поля концентрации, базирующаяся на законах стайного поведения;

– разработан гибридный популяционный алгоритм оптимизации, показывающий в среднем более точное решение ряда классических оптимизационных задач за меньшее количество поисковых итераций, чем его прямые аналоги;

– сформулированы критерии оценки текущего процесса обследования физического поля при решении задачи поиска и мониторинга источников, а также критерии оценки решения задачи в целом, используемые для потенциального сравнения различных стратегий;

– разработано семейство стратегий управления децентрализованной группой мобильных роботов, построенных на основе поведения омаров при поиске пищи.

Теоретическая значимость результатов диссертационной работы состоит в разработке новых алгоритмов и стратегий управления мобильными роботами для обследования заранее неизвестной нестационарной среды с применением биологически инспирированных механизмов поиска.

Практическая значимость научно-квалификационной работы обусловлена возможностью применения предложенных для решения мобильными роботами широкого спектра практических задач, включающего, например, поиск источников техногенного загрязнения, мониторинг биологических популяций, а также другие задачи, которые можно представить в виде поля концентрации.

Реализация результатов работы. Большая часть диссертационного исследования была проведена при поддержке гранта РФФИ № 20-07-00397 «Разработка методов анализа и синтеза систем управления группировками автономных роботов на основе событий». Результаты, полученные в ходе выполнения части работ, были также использованы в проекте РФФИ № 19-08-00746 «Устойчивость и стабилизация движений многокомпонентных систем».

Основные положения диссертации, выносимые на защиту

1. Стратегия, основанная на гибридном популяционном алгоритме оптимизации и его модификациях для увеличения влияния механик эксплорации, которая обеспечивает, в подавляющем большинстве случаев, обнаружение

глобального экстремума функции физического поля за заданное фиксированное время.

2. Семейство биоинспирированных стратегий группового управления, обеспечивающих быстрое обнаружение источников поля, их локализацию и стабильный мониторинг в течение любого заданного промежутка времени.

Соответствие диссертации паспорту специальности. Исследование соответствует области исследования специальности 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации (технические науки) по п. 2 «Формализация и постановка задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации»; п. 3 «Разработка критериев и моделей описания и оценки эффективности решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации»; п. 4 «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений и обработки информации».

Достоверность полученных результатов подтверждается проведенными экспериментами и моделированием, а также согласованностью с данными, имеющимися в отечественной и зарубежной литературе.

Апробация результатов работы. Различные этапы исследования были представлены на 12 научных конференциях, четыре из которых проводились на международном уровне:

- «Ляпуновские чтения» (г. Иркутск, 2018 г.);
- 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO Croatian Society) (Хорватия, г. Опатия, 2019 г.);
- 5-я Всероссийская научно-практическая конференция «Наука и молодежь» (г. Иркутск, 2019 г.);
- XX Всероссийская конференция молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (г. Новосибирск, 2019 г.);
- «Ляпуновские чтения» (г. Иркутск, 2019 г.);

– 2nd International Workshop on Information, Computation, and Control Systems for Distributed Environments (г. Иркутск, 2020 г.);

– Science Present and Future: Research Landscape in the 21st century (г. Иркутск, 2020 г.);

– «Ляпуновские чтения» (г. Иркутск, 2020 г.);

– 13-я Мультиконференция по проблемам управления (МКПУ-2020) (г. Санкт-Петербург, 2020 г.);

– XXI Всероссийская конференция молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (г. Новосибирск, 2020 г.);

– «Ляпуновские чтения» (г. Иркутск, 2021 г.);

– «Марчуковские научные чтения» (МНЧ-2021) (г. Новосибирск, 2021 г.).

Публикации. По теме данного исследования были опубликованы 14 научных работ, в том числе 4 работы, индексируемые Scopus, и 7 тезисов к научным конференциям, а также получено 1 свидетельство о регистрации программы для ЭВМ.

Личный вклад автора в работах, выполненных в соавторстве, заключается в построении предлагаемых моделей физических полей, проектировании и реализации предлагаемых алгоритмов, проведении соответствующих статистических, а также численных экспериментов.

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Первая глава диссертации посвящена анализу предметной области исследования, включающему изучение различных видов полей концентрации и их особенностей, основных постановок задач в этой области, а также современных методов их решения. На основании данного обзора делаются следующие выводы:

– Наибольший интерес для обследования представляют химические и биологические поля концентрации, характеризуемые высоким числом Рейнольдса. Имеются в виду случаи, когда турбулентные взаимодействия превосходят диффузные.

– Основной задачей обследования подобных полей является поиск одного или нескольких источников. Особенно актуальна данная постановка в случае возможности их перемещения по области поиска. Однако, определение пространственных характеристик области поиска (окирчивание источника, определение фронта и т.д.) или ее полное картографирование может рассматриваться в качестве побочной задачи.

– Наибольший интерес представляют децентрализованные стратегии группового управления, совмещающие положительные качества как градиентных, так и биоинспирированных алгоритмов.

Во второй главе предлагается стратегия группового управления, основанная на использовании популяционного гибридного алгоритма WOA-GWO в качестве центральной механики. Предложенный подход обеспечивает решение задачи поиска источника в стационарной постановке, а также используется в качестве механики эксплорации (глобального поиска) в итоговой стратегии управления мобильными роботами.

В п. 2.1 ставится задача обнаружения группой роботов источника q_{\max}^e , имеющего максимальное значение функции $f(t, q)$, описывающей поле концентрации. В рамках задачи выделяются три типа полей концентрации по характеру зависимости от переменной t (времени): стационарные, квазистационарные и нестационарные. Помимо этого, в данном разделе

описывается ряд принятых ограничений, главным из которых является ограничение на характер перемещения источников квазистационарных и нестационарных полей, имеющее следующий вид:

$$\forall t_1, t_2 \in T, \quad q^e \in L: \quad \|q^e(t_1) - q^e(t_2)\| < |v(t_2 - t_1)|,$$

где v – максимальная допустимая скорость движения агентов (роботов).

Далее описываются использованные в исследовании способы построения моделей различных классов полей концентрации. В частности, для стационарных полей было предложено использовать карты высот фиксированной размерности, каждая ячейка (пиксель) которых описывает среднее значение функции $f(t, q)$ на некоторой малой подобласти, приведенное к диапазону $[0, 255]$. С другой стороны, для моделирования квазистационарных и нестационарных полей концентрации предлагается метод наложения поверхностей второго порядка, описываемый следующим образом:

$$f(t, q) = \max_{i \in |L|} g_i(t, q'_i(t)),$$

$$q'_i(t) = q + q_i^e(t),$$

где $g_i(t, q'_i(t))$ – некоторая выпуклая функция, имеющая точную верхнюю границу в точке $q_i^e(t)$ координат i -го источника.

В **п. 2.2** описываются оригинальные стохастические популяционные алгоритмы оптимизации, лежащие в основе предлагаемого подхода: Grey Wolf Optimizer (GWO) в **п. 2.2.1** и Whale Optimization Algorithm (WOA) в **п. 2.2.2**.

П. 2.3 посвящен описанию процесса разработки стратегии управления группой роботов, базирующейся на гибриде ранее описанных популяционных алгоритмов.

В **п. 2.3.1** предложен способ гибридизации данных алгоритмов. Полученный гибрид имеет три шаблона поведения агентов: эксплорация, эксплуатация и атака по пузырьковой сети. Процесс поиска источника итеративен, на каждом шаге которого агенты случайным образом выбирают один из шаблонов для выполнения.

Эксплуатация представляет из себя изменение координат таким образом, чтобы приблизиться к трем лучшим найденным на текущий момент решениям (лидерам), что может привести к обнаружению еще большего значения целевой функции. Иными словами, обеспечивается локальный поиск. Целевые координаты вычисляются следующим образом:

$$\vec{D}_i = |\vec{C}_i * \vec{X}_{\text{lead},i} - \vec{X}|,$$

$$\vec{X}_i = \vec{X}_{\text{lead},i} - \vec{A}_i * \vec{D}_i,$$

$$\vec{X}(t + 1) = \frac{\sum_{i=1}^3 \vec{X}_i}{3},$$

где \vec{X} – вектор текущих координат агента, $\vec{X}_{\text{lead},i}$ – вектор координат i -го лидера, \vec{X}_i – вектор координат промежуточной точки относительно i -го лидера, а векторы \vec{A} и \vec{C} обеспечивают случайность генерации целевой точки.

С другой стороны, глобальный поиск достигается использованием шаблона эксплорации. В его рамках агент удаляется от трех других случайно выбранных агентов в надежде обнаружить более высокое значение целевой функции. Расчет целевых координат имеет следующий вид:

$$\vec{D}_i = |\vec{C}_i * \vec{X}_{\text{rnd},i} - \vec{X}|,$$

$$\vec{X}_i = \vec{X}_{\text{rnd},i} - \vec{A}_i * \vec{D}_i,$$

$$\vec{X}(t + 1) = \frac{\sum_{i=1}^3 \vec{X}_i}{3},$$

где $\vec{X}_{\text{rnd},i}$ – вектор координат случайного агента.

Наконец, шаблон атаки по пузырьковой сети, тоже являющийся механизмом локального поиска, случайным образом генерируют целевую точку на логарифмической спирали, построенной относительно центра масс трех текущих лидеров. Данный процесс представлен следующими формулами:

$$\vec{X}^* = \frac{\sum_{i=1}^3 \vec{X}_{\text{lead},i}}{3},$$

$$\vec{X}(t + 1) = \vec{D}' e^{bl} \cos(2\pi l) + \vec{X}^*,$$

где \vec{X}^* – вектор координат промежуточной точки, \vec{D}' – вектор, каждый элемент которого равен $D' = \|\vec{X}^* - \vec{X}\|$, b – параметр, определяющий вид спирали (задается равным 1), l – случайное число в диапазоне $[-1, 1]$.

В рамках данной главы приводится сравнение полученного алгоритма с другими популярными на данный момент аналогами. Проведенные тесты демонстрируют в среднем высокую точность решения задачи оптимизации для всех рассмотренных целевых функций. Один из результатов тестов, полученный при усреднении 20 независимых запусков алгоритмов для каждой целевой функции, представлен в таблице 1.

Таблица 1 – Усредненные результаты при 1000 поисковых итераций

	Beale	Colville	Goldstein	Griewank	Rastrigin	Map1	Map2	Map3	Map4	Map5
ABC	2,04E-07	3,59E-01	3,00E+00	7,79E-03	6,24E-03	249,8	254,5	249,0	187,9	240,0
Bat	4,81E-10	8,71E+00	3,00E+00	2,55E+02	8,77E+01	243,7	228,0	229,6	144,5	231,8
Firefly	4,22E-01	1,05E+03	5,32E+00	4,93E+01	3,47E+01	248,6	242,4	246,3	154,2	219,0
GBest	1,66E-01	3,11E+00	4,38E+00	5,90E+00	6,15E+00	248,9	251,5	244,5	183,9	235,3
GSA	5,57E-04	6,25E-01	3,00E+00	4,98E+02	2,04E+01	235,0	207,9	173,0	154,4	220,3
GWO	2,07E-08	8,00E-01	3,00E+00	1,39E-03	6,03E+00	250,9	255,0	248,8	188,0	240,2
MVO	1,22E-07	3,56E-01	3,00E+00	6,80E-01	3,99E+01	250,8	255,0	250,0	188,0	241,0
PSO	0,00E+00	7,91E-01	3,00E+00	1,70E-02	2,01E+01	250,9	254,0	252,2	188,0	240,8
SOS	5,42E-04	3,79E-01	3,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	249,8	253,0	242,7	187,8	236,2
WOA	6,82E-10	3,22E-01	3,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	249,5	252,5	249,1	187,6	236,3
WOA-GWO	9,99E-10	2,37E-01	3,00E+00	7,63E-03	1,78E+01	250,7	255,0	252,1	188,0	241,0
Оптимум	0	0	3	0	0	251	255	253	188	241

Основным достижением гибридизации является превосходство предложенного алгоритма над GWO и WOA как по точности находимого решения, так и по скорости его сходимости.

В п. 2.3.1 предлагается ряд модификаций, обеспечивающих возможность использования WOA-GWO для управления группой роботов при решении задачи поиска источника поля концентрации. В первую очередь предлагается механизм «забывания» роботами старых замеров, основанный на динамическом построении диаграммы Вороного. Каждый замер, имеющий координаты и временную отметку его произведения, представляется сайтом диаграммы. При этом условием удаления его из памяти является обнуление площади соответствующей ему ячейки Вороного на каком-либо срезе диаграммы по времени t . Такой подход

обеспечивает в условиях квазистационарных и нестационарных полей концентрации постепенное удаление информации о старых и, соответственно, утративших актуальность замерах.

Далее, с целью усиления механизма глобального поиска предлагается при использовании шаблона эксплорации ориентироваться не на трех случайно выбранных роботов, а на лидеров, выбранных согласно следующей оценке:

$$g(x, y, t) = k \times \frac{s(x, y, t)}{\max S} \times \frac{v(x, y, t)}{\max V},$$

где $s(x, y, t)$ – измеренная величина поля концентрации в точке (x, y) , $v(x, y, t)$ – размер ячейки Вороного с сайтом в точке (x, y) на срезе по времени t , $\max S$ и $\max V$ – значения лучшего замера на текущий момент и площади обследуемой области соответственно, а k – положительный коэффициент. Таким образом достигается более равномерное обследование области поиска на всех этапах решения задачи.

Наконец, третья модификация изменяет вероятности выбора роботами шаблонов эксплуатации и эксплорации в пользу последнего. За счет этого снижается вероятность преждевременного схождения к локальному экстремуму.

В п. 2.4 приводится сравнение модифицированного и оригинального алгоритма WOA-GWO на различных классах полей концентрации по следующей метрике:

$$M_1(t) = \max_{i \in \Gamma} f(t, q_i),$$

где Γ – множество роботов поисковой группы.

На рисунке 1 представлены результаты данных тестов в виде диаграммы «ящик-с-усами» для стационарного (а), двух квазистационарных (б) и двух нестационарных полей (с), параметры которых были подобраны таким образом, чтобы значение максимального источника было равно 255.

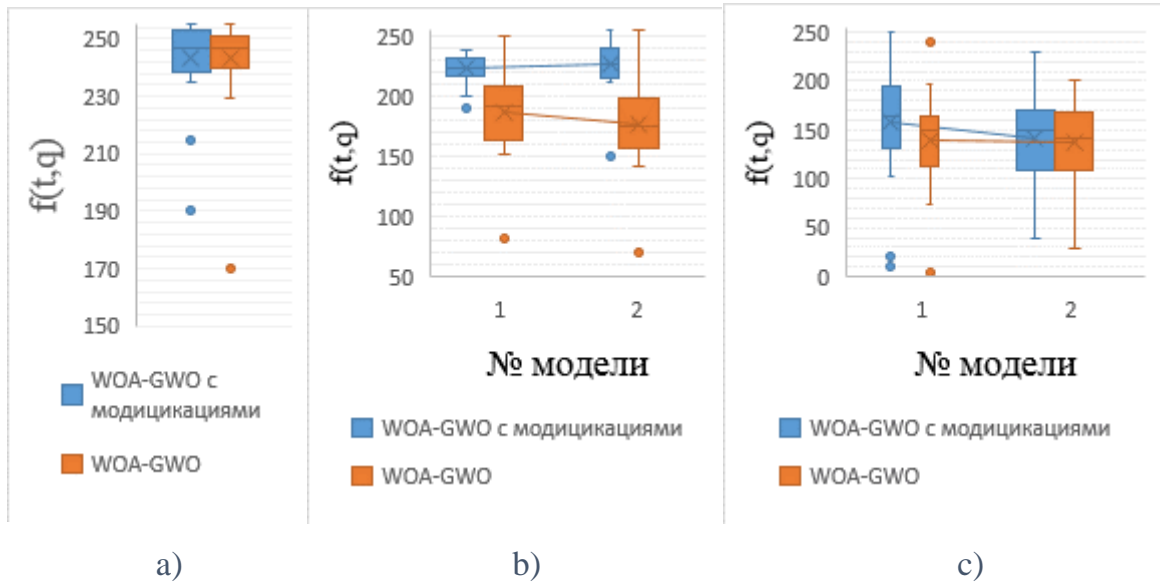


Рисунок 1 – Результаты сравнения алгоритмов

Очевидно, что на первых двух классах предложенная стратегия строго лучше. Однако ее применение для обследования нестационарных полей оказывается невозможным.

В третьей главе предлагается алгоритм локальной оптимизации, основанный на поведении омаров, а также семейство стратегий группового управления, базирующихся на идеях этой и предыдущей глав. Данные стратегии различаются по уровню применимости в условиях разного размера поисковой группы, характера обследуемого поля и поставленной задачи обследования. Условия использования каждой стратегии также описываются в данной главе.

В п. 3.1 производится уточнение постановки задачи поиска источника, состоящей в обнаружении и долгосрочном мониторинге (отслеживании перемещений в пространстве) всех имеющихся источников $q_j^e(t)$, являющихся локальными максимумами функции $f(t, q)$. Для этого вводятся новые критерии качества обследования, основными из которых являются

$$M_1(t) = \max_{i \in \Gamma} \min_{j=1, n_e} \|q_i(t) - q_j^e(t)\|,$$

$$M_2(t) = \max_{j=1, n_e} \min_{i \in \Gamma} \|q_i(t) - q_j^e(t)\|.$$

Кроме этого, уточняется модель движения самих агентов, представляющихся в виде интеграторов второго порядка:

$$\dot{q}_i = v_i, \quad \dot{v}_i = u_i, \quad i \in \Gamma = \{1, 2, \dots, n\},$$

где $q_i \in \mathbb{R}^p$, $v_i \in \mathbb{R}^p$ и $u_i \in \mathbb{R}^p$ – соответственно положение, скорость и управление i -го агента, $p \geq 2$. Поскольку агенты могут иметь ограничения на дальность связи, вводится множество $\mathcal{N}_i \subseteq \Gamma$, включающее всех агентов, находящихся в области видимости i -го агента. Иными словами, $\mathcal{N}_i = \{j: \|q_i - q_j\| < R\}$, где R – радиус взаимодействия роботов.

В п. 3.1.1 описываются модели полей концентрации, используемые на данном этапе исследования. Особое внимание уделяется биологической модели, основанной на законах стайного поведения Рейнольдса и представляющей класс нестационарных полей.

В п. 3.2 предлагаются стратегии управления группой мобильных роботов, основанные на поведении омаров и методе построения искусственных потенциальных полей.

П. 3.2.1 посвящен описанию алгоритма омара, послужившим вдохновением для дальнейших разработок.

В п. 3.2.2 описывается стратегия управления единой популяцией, которая применима для решения упрощенной задачи – поиска и мониторинга одного из источников – в условии жесткого ограничения количества роботов в поисковой группе. Управление i -го робота в этом случае зависит от двух сил: кооперирующей F_i^c и градиентной F_i^g , и задается следующим образом:

$$u_i = c_1 F_i^c + c_2 F_i^g,$$

где $c_1, c_2 \in \mathbb{R}^+$ – некоторые положительные коэффициенты.

Градиентная сила направляет робота вдоль рассчитанной оценки градиента к ожидаемому экстремальному значению поля и определяется как

$$F_i^g = \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \left(\frac{q_{ij}(s_j - s_i)}{\|q_{ij}\|} \right),$$

где $\|q_{ij}\|$ – евклидова норма вектора $q_{ij} = q_i - q_j$.

С другой стороны, кооперирующая сила обеспечивает реализацию агентами стайного поведения, в частности избегание столкновений и центрирование стаи. Было предложено определять данную силу следующим образом:

$$F_i^c = - \sum_{j \in N_i} \left(\nabla_{q_i} U_{ij}^c(\|q_{ij}\|) \right),$$

где $U_{ij}^c(\|q_{ij}\|)$ – искусственная потенциальная функция, которая определяет взаимодействие агентов, ∇_{q_i} обозначает градиент относительно компонент вектора q_i . В качестве потенциальной функции $U_{ij}^c: \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+$ предлагается функция

$$U_{ij}^c(\|q_{ij}\|) = \alpha \left(\frac{1}{2} (\|q_{ij}\| - d_{ij}^A)^2 + \beta \ln \|q_{ij}\| + \beta \frac{d_{ij}^A}{\|q_{ij}\|} \right),$$

где $\alpha, \beta \in \mathbb{R}^+$ – некоторые управляющие параметры; $d_{ij}^A > 0$ определяет желаемое расстояние между агентами.

В п. 3.2.3 предлагается стратегия управления кластеризованной популяцией. В данном случае считается, что множество агентов Γ разбито на m непересекающихся кластеров

$$\tau = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_m\} \quad \forall j, k: \quad j \neq k \rightarrow \tau_j \cap \tau_k = \emptyset.$$

Предполагается, что разбиение τ сбалансировано, т. е. $\forall j, k \quad |\tau_j| \approx |\tau_k|$, а состав кластеров не изменяется в процессе решения задачи.

К управлению добавляется новая сила F_i^S , названная сегрегирующей и задающаяся следующим образом:

$$F_i^S = - \sum_{j \in N_i, j \notin \tau_k} \left(\nabla_{q_i} U_{ij}^S(\|q_{ij}\|) \right), \quad i \in \tau_k,$$

$$U_{ij}^S(\|q_{ij}\|) = \begin{cases} 0 & \text{при } (\|q_{ij}\| > d_{ij}^B) \vee (s_i > s_j); \\ \alpha \left(\frac{1}{2} z_{ij} + \beta \ln \|q_{ij}\| + \beta \frac{d_{ij}^B}{\|q_{ij}\|} \right) & \text{– в обратном случае,} \end{cases}$$

где $d_{ij}^B \gg d_{ij}^A$ – минимальное желаемое расстояние между кластерами, $z_{ij} = (\|q_{ij}\| - d_{ij}^B)^2$. При этом кооперирующая и градиентная силы изменяются таким образом, чтобы действовать только в рамках собственного кластера. Благодаря сегрегирующей силе обеспечивается эффект, при котором один источник может находиться под мониторингом строго одного кластера, что вынуждает остальных искать другие источники поля концентрации.

Наконец, в п. 3.2.4 описывается стратегия управления гетерогенной популяцией, в которой каждый робот может находиться либо под управлением стратегии WOA-GWO, либо стратегии управления кластеризованной популяцией. В первом случае обеспечивается высокая скорость глобального поиска, характеризуемая быстрым обнаружением хороших приближений к местоположениям источников. При этом агент и два его ближайших соседа меняют стратегию управления, образуя новый кластер. Обратный переход возможен в случае, когда все роботы кластера по тем или иным причинам регистрируют величину поля меньше заранее заданного нижнего порога. Такой подход приводит к быстрому обнаружению большей части источников и переходу к их мониторингу. Поскольку количество роботов значительно больше количества источников, в любой момент решения задачи будут существовать свободные агенты (под управлением алгоритма WOA-GWO), осуществляющие поиск не обнаруженных источников.

П. 3.3 посвящен тестированию ранее предложенных в этой главе стратегий управления на различных моделях поля концентрации, а также выявлению их сильных и слабых сторон. Как и предполагалось, стратегия управления единой популяцией не применима для мониторинга нескольких источников, но демонстрирует быстрое обнаружение и переход к стабильному мониторингу ближайшего из доступных. Однако, в случае достаточно разреженного поля концентрации, т. е. имеющего подобласти, в которых $f(t, q) \approx 0$, существует вероятность того, что задача вообще не будет решена за любой достаточно длительный промежуток времени.

Этот недостаток частично устраняется с помощью стратегии управления кластеризованной популяцией и полностью – при использовании стратегии управления гетерогенной популяцией. Тем не менее, было выявлено, что предложенные метрики качества не могут в полной мере характеризовать процесс обследования биологической модели поля. Это связано с тем, что в ней количество существующих источников постоянно меняется. Соответственно, группа роботов не успевает среагировать на появление новых и исчезновение

имеющихся источников, из-за чего оптимальные значения метрик могут достигаться только локально на короткие промежутки времени. С другой стороны, при визуальном наблюдении, особенно при использовании последней стратегии управления, процесс решения задачи отвечает заявленным требованиям. Это приводит к необходимости разработки дополнительных метрик.

Наконец, в **четвертой главе** описывается процесс адаптации подхода для управления колесными неголономными роботами, а также его тестирование в рамках программно-аппаратного моделирующего комплекса Testbed Environment for Multiple Autonomous Robots (ТЕМАR). Разработка последнего велась параллельно основному исследованию. В данной главе приводится ряд классификаций подобных разработок, а также определяется место ТЕМАR в них.

В **п. 4.1** описываются аппаратные составляющие комплекса, включающие, например, систему камер, сетевое оборудование и использующихся роботов на базе Lego EV3.

Затем в **п. 4.2** рассматривается программная составляющая комплекса, включающая основное серверное приложение, а также ряд независимо подключаемых модулей: модуль обмена сообщениями (**п. 4.2.1**), модуль определения точного местоположения (**п. 4.2.2**), модуль виртуальных роботов (**п. 4.2.3**) и другие.

В **п. 4.3** описывается архитектура системы управления роботами, реализующая разработанный подход «Миссия-Задача-Действие».

В последнем разделе данной главы (**п. 4.4**) приводится тестирование предлагаемых в данном исследовании стратегий для управления группой из трех неголономных колесных роботов. Из-за ограниченного количества доступных агентов была произведена апробация только стратегии управления единой группой. Тестирование проводилось на двух моделях поля концентрации, один из результатов обследования которых приведен на рисунке 2.

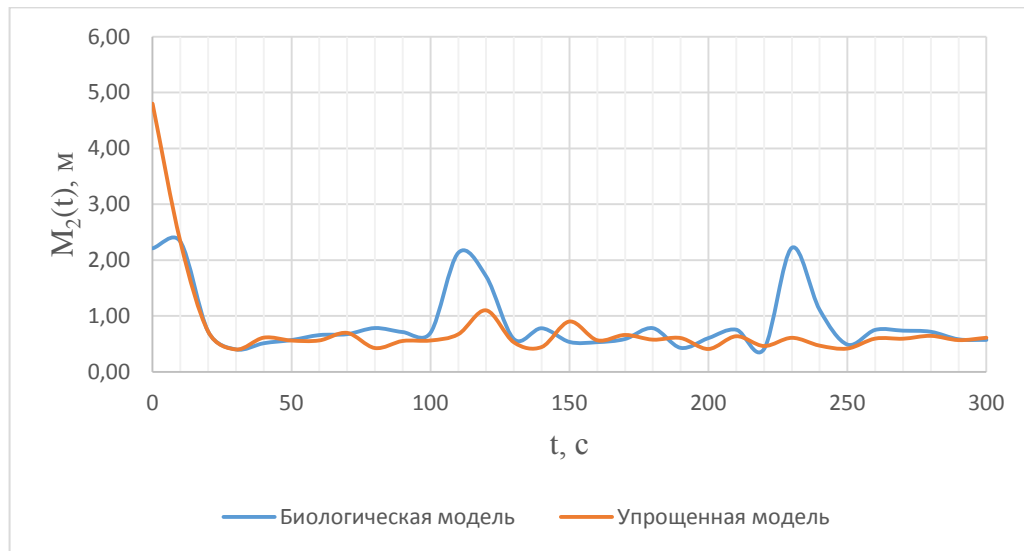


Рисунок 2 – Пример результатов полунатурных испытаний

Результаты проведенных тестов подтверждают данные, полученные в главе 3. В среднем на этапе мониторинга роботами источника наблюдается ошибка 60 см, но не более 80 см. Учитывая заданное желаемое расстояние между роботами в 0,5 м, такую погрешность можно принять несущественной.

В **заключении** сформулированы основные выводы и результаты диссертационной работы.

ОСНОВНЫЕ ВЫВОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

Выполненная работа посвящена разработке стратегий управления группой мобильных роботов при решении задачи поиска и долгосрочного мониторинга источников нестационарного поля концентрации. В рамках проведенного исследования были получены следующие результаты:

- Изучены существующие методы решения рассматриваемой задачи, проведен их анализ с целью выявления сильных и слабых сторон, на основе чего была выдвинута идея нового подхода.

- Предложена стратегия, базирующаяся на использовании популяционного алгоритма оптимизации, разработанного на основе алгоритмов WOA и GWO. Проведенные исследования показали пригодность подхода для обследования стационарных полей концентрации, а также возможность его использования в

качестве механики глобального поиска более общей стратегии для остальных типов полей.

– Предложено семейство стратегий управления, адаптированных для обследования нестационарных полей. Приведены условия, при которых каждая из них может иметь практическое применение.

– Принято участие в разработке программно-аппаратного моделирующего комплекса ТЕМАР в качестве основного исполнителя. Результаты тестирования одной из предложенных стратегий в его рамках позволяют судить о возможности применения подхода для реальных неголономных роботов.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Kostylev, D. Development of the Complex Modelling System for Intelligent Control Algorithms Testing / D. Kostylev, A. Tolstikhin, S. Ul'yanov // Proc. 42nd Intern. Convention on Information and Communication Technology (Opatija, Croatia, May 31 – 24, 2019). – Opatija: Croatian Society for Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, 2019. – P. 1091–1096.

2. Tolstikhin, A. The Grey Wolf Optimizer Algorithm Modification for Enhanced Performance of Autonomous Underwater Vehicles in a Physical Field Survey / A. Tolstikhin et al. // Proc. of the 7th Scientific Conf. on Information Technologies for Intelligent Decision Making Support (ITIDS 2019). – Atlantis Press, 2019. – P. 184–190.

3. Tolstikhin, A. Swarm optimization approach to non-stationary physical field survey problem using a group of autonomous underwater vehicles / A. Tolstikhin, I. Bychkov // Proc. of the 2nd Intern. Workshop on Information, Computation, and Control Systems for Distributed Environments (Irkutsk, July 6–7, 2020). – CEUR Workshop Proceedings, 2020. – Vol. 2638. – P. 277–288.

4. Bychkov, I.V. A lobster-inspired multi-robot control strategy for monitoring non-stationary concentration fields / I.V. Bychkov, A.A. Tolstikhin, S.A. Ulyanov // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – Vol. 2099, issue 1, id. 012027. – P. 1–9.

5. Программное обеспечение программно-аппаратного комплекса TEMAR (Testbed Environment for Multiple Autonomous Robots): свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021669690 / А.А. Толстихин. – М.: Федеральная служба по интеллектуальной собственности (РОСПАТЕНТ), 2021.

6. Костылев, Д.А. Реализация базовых сервисов программно-аппаратного комплекса для исследования поведения группировок автономных мобильных роботов / Д.А. Костылев, А.А. Толстихин // Наука и молодежь: сборник трудов Пятой Всерос. науч.-практ. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых (Иркутск, 16–17 мая 2019 г.). – Иркутск: ИрГУПС, 2019. – С. 512–518.

7. Толстихин, А.А. Многоуровневая архитектура системы управления группировками роботов и ее реализация в имитационном стенде на базе LEGO EV3 / А.А. Толстихин, Д.А. Костылев // Наука и молодежь: сборник трудов Пятой Всерос. науч.-практ. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых (Иркутск, 16–17 мая 2019 г.). – Иркутск: ИрГУПС, 2019. – С. 500–506.

8. Tolstikhin, A.A. Swarm Algorithm Modification for the Nonstationary Physical Field Investigation / A.A. Tolstikhin // Proc. of Multidisciplinary Youth Academic Research Conf. «Science Present and Future: Research Landscape in the 21st Century» (Irkutsk, May 14, 2020). – Irkutsk: ISC SB RAS, 2020. – P. 8–13.

9. Толстихин, А.А. Роевой подход к решению задачи обследования нестационарного физического поля группой автономных роботов / А.А. Толстихин // Материалы конф. «Математическая теория управления и ее приложения», МТУиП–2020 (Санкт-Петербург, 7–8 октября 2020 г.). – СПб.: Изд-во Центрального научно-исследовательского института «Электроприбор», 2020. – С. 127–129.

10. Толстихин, А.А. Разработка системы идентификации роботов для имитационного моделирующего комплекса на базе LEGO EV3 / А.А. Толстихин // Материалы конф. «Ляпуновские чтения» (Иркутск, 3–5 декабря 2018 г.). – Иркутск: ИДСТУ СО РАН, 2017. – С. 51.

11. Толстихин, А.А. Разработка гибридного алгоритма оптимизации на базе Whale Optimization Algorithm / А.А. Толстихин // Тез. XX Всерос. конф. молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (Новосибирск, 28 октября – 1 ноября 2019 г.). – Новосибирск: ИВТ СО РАН, 2019. – С. 81–82.

12. Костылев, Д.А. Организация распределенных вычислений в имитационном моделирующем комплексе для исследования поведения групп мобильных роботов / Д.А. Костылев, А.А. Толстихин // Тез. XX Всерос. конф. молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (Новосибирск, 28 октября – 1 ноября 2019 г.). – Новосибирск: ИВТ СО РАН, 2019. – С. 65–66.

13. Толстихин, А.А. Разработка гибридного алгоритма оптимизации на базе Whale Optimization Algorithm / А.А. Толстихин // Материалы конф. «Ляпуновские чтения» (Иркутск, 2–5 декабря 2019 г.). – Иркутск: ИДСТУ СО РАН, 2019. – С. 81.

14. Толстихин, А.А. Стохастический подход к обследованию нестационарных физических полей группой мобильных роботов / А.А. Толстихин // Тез. докл. XXI Всерос. конф. молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (Новосибирск, 7–11 декабря 2020 г.). – Новосибирск: ИВТ СО РАН, 2020. – С. 41–42.

15. Толстихин, А.А. Поиск источника нестационарного физического поля группой мобильных роботов / А.А. Толстихин // Материалы конференции «Ляпуновские чтения» (Иркутск, 7 – 11 декабря 2020 г.). – Иркутск: ИДСТУ СО РАН, 2020. – С. 70.