

УДК 004.896

doi:10.31799/1684-8853-2025-6-2-14

EDN: DECQWI

Научные статьи

Articles



Гибридный алгоритм глобального планирования и локального взаимодействия для перехвата целей роем БПЛА

А. А. Акимов^a, канд. физ.-мат. наук, доцент, orcid.org/0000-0003-3387-2959

Ю. А. Гнатенко^b, канд. физ.-мат. наук, доцент, orcid.org/0009-0009-9264-3989, y.a.gnatenko@struust.ru

Р. Г. Болбаков^a, канд. техн. наук, доцент, orcid.org/0000-0002-4922-7260

^aМИРЭА – Российский технологический университет, Вернадского пр., 78, Москва, 119454, РФ

^bСтерлитамакский филиал Уфимского университета науки и технологий, Ленина пр., 49, Стерлитамак, 453103, РФ

Введение: перехват целей роем БПЛА при отсутствии централизованного управления требует сочетания быстрого сближения с целями и строгого контроля междроновых дистанций. При этом алгоритмы глобальной оптимизации не всегда учитывают локальные ограничения, а поведенческие правила ограничены в возможности управления сложными сценариями. **Цель:** разработать алгоритм децентрализованного управления роем БПЛА, который обеспечит сокращение времени перехвата и одновременно исключит столкновения между агентами в рое. **Методы:** объединены алгоритм серых волков и модель *Boids*. Глобальный модуль алгоритма серых волков направляет дроны к целям, локальные правила *Boids* регулируют относительное движение дронов и предотвращают сближения ниже допустимой дистанции. **Результаты:** разработан гибридный алгоритм, обеспечивающий устойчивое выполнение задач перехвата в сценариях с неподвижной и движущейся целью. Минимальное время захвата составляет 10–15 итераций для стационарной цели и 30–40 итераций для движущейся. Минимальная междроновая дистанция во всех экспериментах оставалась выше допустимой (5 м). Доказано условие безопасности через коэффициент разделения, гарантирующее отсутствие коллизий при сближении агентов. Для работы с несколькими объектами предложена кластеризация, которая позволяет разделять рой на группы и координировать перехват даже при разнесенном расположении целей. **Практическая значимость:** алгоритм использует малое число параметров, масштабируется по числу агентов и пригоден для бортовой реализации в реальном времени. **Обсуждение:** результаты показывают, что гибридный алгоритм сочетает преимущества глобальной оптимизации и локальной координации, обеспечивая баланс между скоростью перехвата и безопасностью. Это создает основу для дальнейших исследований в трехмерной динамике и для сценариев со сложными препятствиями.

Ключевые слова – рой БПЛА, алгоритм серых волков, *Boids*, перехват цели, децентрализованное управление, избегание столкновений, метаэвристика.

Для цитирования: Акимов А. А., Гнатенко Ю. А., Болбаков Р. Г. Гибридный алгоритм глобального планирования и локального взаимодействия для перехвата целей роем БПЛА. *Информационно-управляющие системы*, 2025, № 6, с. 2–14. doi:10.31799/1684-8853-2025-6-2-14, EDN: DECQWI

For citation: Akimov A. A., Gnatenko Y. A., Bolbakov R. G. Hybrid algorithm of global planning and local interaction for target interception by UAV swarms. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2025, no. 6, pp. 2–14 (In Russian). doi:10.31799/1684-8853-2025-6-2-14, EDN: DECQWI

Введение

Массовое использование беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) привело к переходу от задач одиночных вылетов к миссиям роев, выполняемых в условиях ограниченных ресурсов, неполной осведомленности и нестабильных каналов связи [1]. В прикладных сценариях (мониторинг, противодействие БПЛА, охрана периметра, поисково-спасательные операции) важно не только достижение цели, но и удержание контроля над ней, что требует кооперации аппаратов для блокировки маневров, компенсации отказов и работы с несколькими целями при строгих требованиях безопасности [2, 3].

Рост размерности и стохастичности среды обусловил необходимость применения метаэври-

стик и методов роевой оптимизации, обеспечивающих поиск глобального экстремума без вычисления производных целевой функции и при малом числе настраиваемых параметров [4, 5]. Методы оптимизации дополняются локальными правилами, которые формируют устойчивые построения и безопасные дистанции. Для одновременного достижения быстрого сближения, децентрализации и формальных гарантий безопасности необходимо сочетать глобальное распределение усилий с локальной координацией.

В работе рассматривается задача кооперативного перехвата, в которой рой перехватчиков должен за минимальное время обеспечить геометрический захват одной или нескольких целей, т. е. каждая цель должна оказаться в пределах заданного радиуса хотя бы одного перехватчика.

На всем горизонте в процессе миссий поддерживается минимальная междроновая дистанция и действуют ограничения на скорость и ускорение. Центральный диспетчер отсутствует, обмен данными возможен только с ближайшими соседями. Следовательно, управление должно быть децентрализованным и вычислительно легким.

Актуальность задачи двойная: гражданское применение (наблюдение) и противодействие БПЛА, где одиничный аппарат не гарантирует блокировки и отказоустойчивости. Цель – разработать децентрализованный алгоритм планирования и управления роем, минимизирующий время захвата при сетевых и эксплуатационных ограничениях.

Обзор литературы и методов

Задачи управления роем относятся к классу «черного ящика», где целевая функция неизвестна или недифференцируема, а среда стохастична. Для таких задач применимы методы роевой оптимизации (swarm intelligence), основанные на локальных взаимодействиях [6]. К ним относятся метод роя частиц [7, 8], муравьиный алгоритм, пчелиный алгоритм, алгоритм летучих мышей [9, 10]. Такие характеристики, как простота, малое число параметров, независимость от производных целевой функции и устойчивость к локальным экстремумам, способствуют широкому применению роевых методов в задачах маршрутизации и распределения [11].

Особое место занимает алгоритм серых волков (Grey Wolf Optimizer, GWO), предложенный С. Мирджалили с соавторами в 2014 г. [4]. Он использует трехуровневую иерархию поиска с линейным убывающим коэффициентом сходимости, что при малом числе параметров приводит к быстрой адаптации, включая планирование траекторий БПЛА [12]. Позднее появились модификации: нелинейные и адаптивные законы эволюции коэффициентов (Nonlinear Improved GWO, NI-GWO), многостадийные популяции, гибриды с потенциальными полями и реактивными планировщиками [13]. В версии NI-GWO коэффициент сходимости меняется по заданному закону, что улучшает баланс разведки и атаки [14], снижает риск преждевременной сходимости и ускоряет поиск. Однако такие модификации не гарантируют локальную безопасность; межагентное взаимодействие отсутствует или задается внешними модулями. Это требует интеграции с дополнительными средствами, например потенциальными полями или методом динамического окна, что увеличивает число гиперпараметров и не гарантирует безопасность [11–14].

Параллельно развивались близкие по идеи к GWO «волчьи» методы (Wolf Pack Search), использующие поведенческие схемы стаи для глобальной оптимизации без градиентов [15]. Для многоагентных сценариев предложены варианты с принципом «достаточности» (satisficing), ускоряющие поиск в условиях дефицита времени и неполной информации [16, 17].

Локальную безопасность и построение вблизи цели обеспечивает модель Boids, предложенная К. Рейнольдсом в 1987 г. [18]. Три правила (разделение, выравнивание, сцепление) формируют согласованное движение без централизованного управления. Модель вычислительно легкая и хорошо сочетается с глобальными поисковыми методами, слаживая траектории и поддерживая межагентные расстояния.

Предполагается, что комбинация GWO и Boids осуществит быстрое сближение без диспетчера и устойчивую координацию с контролем дистанций. Благодаря малому числу параметров и простоте реализации она подходит для децентрализованного управления в условиях ограниченных ресурсов. Алгоритм создает баланс между скоростью глобального поиска и безопасностью локальных взаимодействий, отвечая требованиям реального времени для кооперативного перехвата.

Математическая модель управления и перехвата целей для роя БПЛА

Формализация задачи для роя из N БПЛА выполнена в дискретном времени $k = 0, 1, 2, \dots$ с шагом $\Delta t > 0$.

1. Состояние перехватчиков и кинематика. Для перехватчика i , $i = 1, N$ вводятся положение $\mathbf{p}_i(k) \in \mathbf{R}^d$, скорость $\mathbf{v}_i(k) \in \mathbf{R}^d$, управляющее ускорение $\mathbf{u}_i(k) \in \mathbf{R}^d$, $d = 2, 3$. Эволюция задается моделью первого порядка

$$\begin{aligned}\mathbf{v}_i(k+1) &= \mathbf{v}_i(k) + \mathbf{u}_i(k)\Delta t; \\ \mathbf{p}_i(k+1) &= \mathbf{p}_i(k) + \mathbf{v}_i(k+1)\Delta t\end{aligned}\quad (1)$$

с ограничениями

$$\|\mathbf{u}_i(k)\| \leq a_{\max}, \|\mathbf{v}_i(k)\| \leq V_{\max}, \quad (2)$$

где a_{\max} , V_{\max} – максимальные ускорение и скорость соответственно; $\|\cdot\|$ – евклидова норма. Начальные условия $\{\mathbf{p}_i(0), \mathbf{v}_i(0)\}$ заданы. Выбор уравнений (1) согласован с частотами обновления бортовых автопилотов и упрощает интеграцию алгоритмов планирования.

2. Цели и их траектории. Пусть M целей описываются положениями

$$\mathbf{q}_m(k) \in \mathbf{R}^d, m = 1..M, d = 2, 3.$$

Допускаются стационарные и движущиеся цели; модель движения целей не фиксируется и рассматривается как экзогенная, измеряемая с требуемой частотой. Препятствия не учитываются, что позволяет изолированно оценивать влияние кооперативной координации.

3. Ограничения безопасности и допустимость управления. Безопасность задается минимально допустимой междроновой дистанцией $d_{\min} > 0$:

$$\forall k, \forall i \neq j : \| \mathbf{p}_i(k) - \mathbf{p}_j(k) \| \geq d_{\min}.$$

Управляющие воздействия формируются децентрализованно. Допустимые управления имеют вид

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_i(k) &= \mu_i(\mathbf{p}_i(k), \mathbf{v}_i(k), \\ &\{\mathbf{p}_i(0), \mathbf{v}_i(0)\}_{j \in N_i(k)}, \{\mathbf{q}_m(k)\}_{m=1}^M), \end{aligned}$$

где μ_i — закон управления перехватчика i ; $N_i(k)$ — множество ближайших соседей по доступной связи/видимости.

4. Критерии захвата и метрики качества. Момент захвата цели m — это первый момент времени T_m , для которого существует перехватчик i такой, что $\| \mathbf{p}_i(T_m) - \mathbf{q}_i(T_m) \| \leq R_{cap}$, R_{cap} — радиус захвата. Полное время перехвата $T_{cap} = \max_{m=1, M} T_m$.

Для мониторинга прогресса вводятся сводные метрики

$$\begin{aligned} D_{\max}(k) &= \max_{m} \min_i \| \mathbf{p}_i(k) - \mathbf{q}_m(k) \|; \\ D_{\min}(k) &= \min_{i \neq j} \| \mathbf{p}_i(k) - \mathbf{p}_j(k) \| . \end{aligned}$$

Условие завершения миссии эквивалентно

$$D_{\max}(T) \leq R_{cap}; \quad (3)$$

условие безопасности требует для всех k

$$D_{\min}(k) \geq d_{\min}. \quad (4)$$

5. Постановка оптимизационной задачи. Требуется найти децентрализованные стратегии $\{\mu_i\}_{i=1}^N$, минимизирующие время перехвата T_{cap} , при соблюдении для всех перехватчиков ограничений (2)–(4). Альтернативно можно рассматривать эквивалентную задачу минимизации $D_{\max}(k)$ на каждом дискретном шаге k при жестком ограничении (4) и критерии остановки (3).

Отсутствие препятствий необходимо для раздельной оценки глобального сближения и локальной координации. Обобщение модели для сложной среды выполняется добавлением мно-

жества препятствий и соответствующих ограничений расстояний без изменения структуры пунктов 1–5.

Представленная модель задает единое пространство допусков и критериев для алгоритма планирования и управления роем БПЛА при перехвате целей.

Алгоритм серых волков

Серый волк (*Canis lupus*) — пример социального хищника с жесткой иерархией. Решения принимает α -волк, поддерживаемый β -волком, готовым заменить лидера. Ниже стоят δ -особы — опытные «старшие», совмещающие функции разведчиков, охотников и стражей. Замыкает пирамиду ω -волк, играющий роль «социального клапана», снижающего внутренние конфликты. Такое распределение обязанностей обеспечивает устойчивость стаи в условиях неопределенности [19, 20].

Алгоритм GWO транслирует следующую стратегию в пространство решений: слежение и сокращение дистанции; окружение и лишение добычи возможности маневра; финальный синхронизированныйбросок.

Популяция моделируется «волками»-кандидатами, где α , β и δ задают ориентиры поиска, а ω -особы движутся на основе их опыта. Ранние итерации процесса ставят в приоритет разведку (аналог первому этапу охоты), средние — формирование «кольца» вокруг оптимума, а заключительные сосредоточены на точном «ударе» по глобальному минимуму.

Фаза Encircling (окружение добычи). Математическая схема поведения «волчьей стаи» описывается двумя ключевыми соотношениями [21]:

1) определение вектора смещения $\mathbf{D}_j = |\mathbf{C}_j \times \mathbf{X}_p - \mathbf{X}_j|$, где операция $|\cdot|$ — покомпонентный модуль вектора;

2) обновление координат j -го агента $\mathbf{X}_j(k+1) = \mathbf{X}_j - \mathbf{A}_j \times \mathbf{D}_j$, где $\mathbf{X}_j \in \mathbb{R}^d$, $d = 2, 3$ — координаты j -го «волка» на итерации k ; \mathbf{X}_q — позиция добычи; k_{\max} — плановое число итераций; операция \times — покомпонентное умножение; $\mathbf{C}_j, \mathbf{A}_j \in \mathbb{R}^d$ — стохастические коэффициент-векторы, которые управляют взаимодействием дронов с лидерами и вычисляются как

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_j(k) &= 2\mathbf{a}(k) \times \mathbf{r}_j^1(k) - \mathbf{a}(k), \mathbf{C}_j = 2\mathbf{r}_j^2(k), \\ \mathbf{r}_j^i &\sim U(0, 1)^d, i = 1, 2. \end{aligned}$$

Индекс j указывает, для какого дрона рассчитывается коэффициент; \mathbf{r}_j^i — независимые случайные векторные величины в диапазоне $(0, 1)^d$ для каждого j, k, i ; $\mathbf{a}(k)$ — «радиус охоты»,

векторный параметр, обеспечивающий баланс поиска и атаки цели, компоненты которого являются монотонно убывающими функциями. Без ограничения общности рассуждений далее положим

$$a_m(k) = 2 \left(1 - \frac{k}{k_{\max}} \right), m = 1..d.$$

Интерпретация коэффициентов:

- 1) \mathbf{D}_j – «дистанция» до добычи, масштабированная случайнym фактором \mathbf{C}_j ;
- 2) при больших значениях $a_m(k)$ ($a_m(k) \approx 2$) компоненты \mathbf{A}_j принадлежат сегменту $[-2, 2]$ и позволяют «волку» совершать крупные шаги, усиливая разведку пространства;
- 3) при малых значениях $a_m(k)$ ($a_m(k) \approx 0$) компоненты \mathbf{A}_j стремятся к нулю, и в этом случае происходит локальная корректировка траектории движения;
- 4) случайные векторы \mathbf{r}^1 и \mathbf{r}^2 препятствуют преждевременной сходимости и помогают «волкам» покинуть локальные минимумы.

Фаза Hunting (кооперативная охота). Во время охоты стая ориентируется на три точки притяжения – координаты лучших особей α , β и δ с позициями \mathbf{X}_α , \mathbf{X}_β , \mathbf{X}_δ . Для каждого агента j на шаге k выполняются три вычислительных блока.

1. Формирование векторов напряжения относительно лидеров:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{jh}(k) &= 2\mathbf{a}(k) \times \mathbf{r}_{jh}^1(k) - \mathbf{a}(k), \mathbf{C}_{jh} = 2\mathbf{r}_{jh}^2(k), \\ \mathbf{r}_{jh}^i &\sim U(0, 1)^d, i = 1, 2, d = 2, 3, \end{aligned}$$

$$\mathbf{D}_{jh} = |\mathbf{C}_{jh} \times \mathbf{X}_h - \mathbf{X}_j|, h \in \{\alpha, \beta, \delta\}.$$

2. Построение «виртуальных» позиций:

$$\mathbf{X}_j^h(k) = \mathbf{X}_h(k) - \mathbf{A}_{jh}(k) \times \mathbf{D}_{jh}(k), h \in \{\alpha, \beta, \delta\}.$$

3. Усредненная позиция агента:

$$\mathbf{X}_j^{\text{new}}(k+1) = \frac{\mathbf{X}_j^\alpha(k) + \mathbf{X}_j^\beta(k) + \mathbf{X}_j^\delta(k)}{3}.$$

Каждая пара $(\mathbf{A}_{jh}, \mathbf{C}_{jh})$ генерируется независимо для $h \in \{\alpha, \beta, \delta\}$, что обеспечивает равное влияние всех лидеров и гарантирует расположение агента $\mathbf{X}_j^{\text{new}}(k+1)$ внутри многомерного многоугольника, заданного ими. Это создает устойчивое «скатие» стаи. Вновь появившееся лучшее решение получает ранг α , а прежние лидеры переходят в β и δ . На каждой итерации выбираются три лучших кандидата: $\alpha = \arg \min f(\mathbf{X}_j)$, $\beta = \arg \min_{j \neq \alpha} f(\mathbf{X}_j)$, $\delta = \arg \min_{j \notin \{\alpha, \beta\}} f(\mathbf{X}_j)$, где f – целевая функция («дистанция до добычи»).

Модификация GWO для множественного перехвата на базе кластерного представления целей

В классическом GWO «добычей» считается точка \mathbf{X}_q , совпадающая с позицией лучшего агента (α). В задаче перехвата БПЛА целей обычно несколько, поэтому в качестве цели берут геометрический центр, который, как правило, лежит в пустом пространстве и не отражает реальных угроз. Чтобы сохранить иерархию α , β , δ и управлять несколькими мишнями, вводится многошаговый механизм.

Шаг 1. Сбор данных о целях. Пусть имеется M «красных» дронов, текущие координаты которых $\{\mathbf{q}_m\}_{m=1}^M \subset \mathbf{R}^d$, $d = 2, 3$.

Шаг 2. Если цели расположены разреженно, рой делится на несколько групп, например три. С помощью кластеризации K-means ($K = 3$) «красные» дроны разделяются на три кластера и представляются центроидами \mathbf{c}_1 , \mathbf{c}_2 , \mathbf{c}_3 . Если целей меньше трех, они дублируются для сохранения структуры лидеров. Каждый кластер можно далее делить на три подгруппы, поэтому рассуждения применимы к любой тройке центроидов.

Шаг 3. Назначение лидеров стаи. Среди N перехватчиков («синих» дронов) $\{\mathbf{p}_j\}_{j=1}^N$ выбираем ближайших к каждому центроиду:

$$\begin{aligned} \alpha &= \arg \min_j \|\mathbf{p}_j - \mathbf{c}_1\|, \beta = \arg \min_{j \neq \alpha} \|\mathbf{p}_j - \mathbf{c}_2\|, \\ \delta &= \arg \min_{j \notin \{\alpha, \beta\}} \|\mathbf{p}_j - \mathbf{c}_3\|. \end{aligned}$$

Если один перехватчик ближе сразу к двум центроидам, роль второго или третьего лидера получает следующий по расстоянию аппарат, чтобы α , β , δ всегда соответствовали разным дронам.

Шаг 4. Модификация фаз «охоты» и «обхода». Для каждого перехватчика j (включая лидеров) вычисляются три предложения окружения (по одному на каждый центроид):

$$\mathbf{X}_j^{(i)}(k) = \mathbf{c}_i - \mathbf{A}_j^{(i)}(k) \times \mathbf{D}_j^{(i)}(k), i = 1, 2, 3;$$

$$\mathbf{A}_j^{(i)}(k) = 2\mathbf{a}(k) \times \mathbf{r}_j^{1,(i)}(k) - \mathbf{a}(k), \mathbf{C}_j^{(i)} = 2\mathbf{r}_j^{2,(i)}(k),$$

$$\mathbf{D}_j^{(i)} = |\mathbf{C}_j^{(i)} \times \mathbf{c}_i - \mathbf{X}_j|,$$

где $\mathbf{r}_j^{1,(i)}, \mathbf{r}_j^{2,(i)} \sim U(0, 1)^d$, $d = 2, 3$ генерируются самостоятельно для каждого «волка» и каждого центроида, повышая стохастическое разнообразие поведения.

Шаг 5. Усреднение предложений. Глобально обновленная позиция «волка» определяется как

$$\mathbf{X}_j^{\text{GWO}}(k) = \frac{\mathbf{X}_j^{(1)}(k) + \mathbf{X}_j^{(2)}(k) + \mathbf{X}_j^{(3)}(k)}{3}. \quad (5)$$

Новая точка всегда лежит внутри выпуклого многогранника, образованного центроидами \mathbf{c}_1 , \mathbf{c}_2 , \mathbf{c}_3 , и учитывает вклад каждого кластера целей. Такая схема позволяет рою одновременно реагировать на разнесенные угрозы при сохранении вычислительной простоты GWO.

Шаг 6. Динамическое переназначение лидеров. Так как цели подвижны, кластеры и центроиды $\mathbf{c}_i(k)$ пересчитываются на каждой итерации, после чего ближайшие перехватчики вновь получают роли α , β , δ . Это обеспечивает адаптивность, т. е. при сближении групп или появлении новых целей рой автоматически перераспределяет ответственность без внешнего вмешательства и без усложнения вычислений.

В итоге кластеризованное расширение GWO сохраняет простоту, малое число параметров и глобальные свойства исходного метода, одновременно позволяя управлять множеством разнесенных мишеней и направлять дроны в наиболее критические зоны.

Применение модели Boids для локального избегания столкновений

Расширенный GWO задает глобальное движение к центроидам целей. На практике необходим автономный механизм, предотвращающий столкновения и поддерживающий компактное, но разреженное построение на завершающей фазе. Эту задачу решает модель Boids [18], основанная на трех простых правилах.

1. Разделение (Separation). При чрезмерном сближении с соседом j дрон i создает отталкивающее усилие

$$\mathbf{F}_S(i) = - \sum_{j \in N_i} f_s(r_{ij}) \frac{\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i}{r_{ij}}, \quad f_s(r_{ij}) = \frac{k_s}{r_{ij}},$$

где N_i — множество соседей, попавших в радиус обзора дрона i ; $r_{ij} = \|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\|$ — взаимная дистанция между дронами i и j ; \mathbf{p}_j , \mathbf{p}_i — их позиции; $k_s > 0$ — коэффициент силы разделения.

2. Выравнивание (Alignment). Дрон стремится согласовать собственную скорость с усредненным вектором скоростей ближайших соседей

$$\mathbf{F}_A(i) = k_a(\bar{\mathbf{v}}_{N_i} - \mathbf{v}_i), \quad \bar{\mathbf{v}}_{N_i} = \frac{1}{N_i} \sum_{j \in N_i} \mathbf{v}_j,$$

где $k_a > 0$ — коэффициент выравнивания; \mathbf{v}_i — скорость дрона i .

3. Сцепление (Cohesion). Чтобы удерживать рой в компактной форме, вводится притяжение к центру масс местных соседей

$$\mathbf{F}_C(i) = k_c(\bar{\mathbf{p}}_{N_i} - \mathbf{p}_i), \quad \bar{\mathbf{p}}_{N_i} = \frac{1}{N_i} \sum_{j \in N_i} \mathbf{p}_j,$$

где $k_c > 0$ — коэффициент сцепления.

Суммарное локальное ускорение формируется как

$$\mathbf{u}_i^{\text{Boids}} = \mathbf{F}_S(i) + \mathbf{F}_A(i) + \mathbf{F}_C(i). \quad (6)$$

Разделение действует на малых дистанциях, строго препятствуя нарушению допустимого порога d_{\min} . Выравнивание и сцепление работают на большем радиусе, обеспечивая плавную подстройку и сохранение формы кольца.

Главная ценность модели Boids — ее локальность. Каждый аппарат ориентируется лишь на ближайших соседей N_i , что упрощает распределенную реализацию и исключает централизованное управление.

Комбинированный алгоритм GWO + Boids

1. Суперпозиция глобального и локального ускорений. Пусть на k -й итерации у перехватчика i заданы: $\mathbf{X}_i^{\text{GWO}}(k)$ — глобальная «целевая» позиция, рассчитанная по расширенным уравнениям GWO (5); $\mathbf{u}_i^{\text{Boids}}(k)$ — локальное ускорение, полученное на основании правил Boids (6); $\mathbf{p}_i(k)$ — текущий вектор позиции.

Обозначим весовой коэффициент глобально-го подхода $\mathbf{w}_g(k) = \frac{1}{2\sqrt{d}} \mathbf{a}(k)$.

Тогда результирующее ускорение определяется линейной суперпозицией

$$\mathbf{u}_i(k) = \mathbf{w}_g(k) \times (\mathbf{X}_i^{\text{GWO}}(k) - \mathbf{p}_i(k)) + \mathbf{u}_i^{\text{Boids}}(k).$$

На ранних итерациях $a_m(k) \approx 2$, следова-тельно, $\|\mathbf{w}_g\| \approx 1$. Глобальная компонента за-дает фазу разведки и быстрое сближение, а локальные силы лишь предотвращают коллизии. Ближе к концу итерационного процесса $a_m(k) \approx 0$, значит, $\|\mathbf{w}_g\| \approx 0$, поэтому доминиру-ет динамика Boids, обеспечивающая точное окружение и удержание формации, тогда как «охотничье» ускорение становится незначи-мым.

На практике после вычисления $\mathbf{u}_i(k)$ его мо-дуль нормируют до $\|\mathbf{u}_i\| \leq a_{\max}$, обновляют ско-рость и позицию перехватчика:

$$\mathbf{v}_i \leftarrow \mathbf{v}_i + \mathbf{u}_i \Delta t, \quad \|\mathbf{v}_i\| \leq V_{\max}, \quad \mathbf{p}_i \leftarrow \mathbf{p}_i + \mathbf{v}_i \Delta t.$$

2. Коллизионная безопасность. Покажем, что локальная компонента $\mathbf{u}_i^{\text{Boids}}(k)$ гарантирует не-нулевую буферную дистанцию между любыми

двумя дронами, даже если глобальная сила стремится их «сжать».

Рассмотрим пару аппаратов i, j и обозначим

$$\mathbf{n}_{ij} = \frac{\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i}{\|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\|}, d_{ij} = \|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\|.$$

Проекция результирующего ускорения \mathbf{u}_i на направление \mathbf{n}_{ij} равна

$$\begin{aligned} \langle \mathbf{n}_{ij}, \mathbf{u}_i \rangle &= \langle \mathbf{n}_{ij}, \mathbf{u}_i^{\text{Boids}} \rangle + \\ &+ \langle \mathbf{n}_{ij}, \mathbf{w}_g(k) \times (\mathbf{X}_i^{\text{GWO}}(k) - \mathbf{p}_i(k)) \rangle. \end{aligned}$$

При $d_{ij} \leq d_{\min}$ вклад правила Separation оценивается неравенством

$$\langle \mathbf{n}_{ij}, \mathbf{F}_S \rangle \leq \frac{k_s}{d_{\min}^2},$$

тогда как глобальная составляющая, проецируемая на ту же ось, не превосходит w_g . Получаем верхнюю границу

$$\langle \mathbf{n}_{ij}, \mathbf{u}_i \rangle \leq -\frac{k_s}{d_{\min}^2} + \|\mathbf{w}_g\| \cos \theta \leq -\frac{k_s}{d_{\min}^2} + \|\mathbf{w}_g\|.$$

При выборе параметра разделения $k_s > d_{\min}^2$ и условии $\|\mathbf{w}_g\| \leq 1$ получаем отрицательную проекцию ускорения $\langle \mathbf{n}_{ij}, \mathbf{u}_i \rangle < 0$, т. е. оно направлено на увеличение дистанции, и выход за барьер d_{\min} невозможен. Поскольку рассуждение симметрично по индексам, безопасность обеспечена для всего роя.

Таким образом, сочетание глобального механизма GWO и локальной кинематики Boids формирует согласованную систему, где достигается быстрое перехватывание целей при строгом соблюдении междронового буфера.

Пошаговая схема алгоритма GWO + Boids

Рассмотрим гибридный алгоритм для перехвата целей роем дронов, объединяющий глобальный поиск (GWO) и локальное управление (Boids).

1. Инициализация.

1.1. Считать текущие координаты $\{\mathbf{q}_m\}_{m=1}^M$ «красных» дронов (целей).

1.2. Задать для N перехватчиков начальные позиции $\mathbf{p}_j(0)$ и скорости $\mathbf{v}_j(0)$.

1.3. Задать параметры k_{\max} , Δt , a_{\max} , V_{\max} , d_{\min} , k_s , k_a , k_c .

1.4. Установить $k = 0$, тогда начальный «радиус охоты» $a_m(0) = 2$, $m = 1..d$.

2. Кластеризация целей.

2.1. Если $M \geq 3$, применить метод кластеризации K-means ($K = 3$) на точках \mathbf{q}_m , получить центроиды \mathbf{c}_1 , \mathbf{c}_2 , \mathbf{c}_3 .

2.2. Если $M < 3$, то дублировать точки целей для получения трех центроидов.

3. Выбор лидеров стаи (α , β , δ).

Определить трех перехватчиков, ближайших к \mathbf{c}_1 , \mathbf{c}_2 , \mathbf{c}_3 :

$$\begin{aligned} \alpha &= \arg \min_j \|\mathbf{p}_j - \mathbf{c}_1\|, \quad \beta = \arg \min_{j \neq \alpha} \|\mathbf{p}_j - \mathbf{c}_2\|, \\ \delta &= \arg \min_{j \notin \{\alpha, \beta\}} \|\mathbf{p}_j - \mathbf{c}_3\|. \end{aligned}$$

При совпадении брать следующего по расстоянию, чтобы роли были у трех различных дронов.

4. Глобальное обновление по GWO для каждого перехватчика j .

4.1. Сгенерировать три пары случайных векторов $\mathbf{r}^{(1,(i))}, \mathbf{r}^{(2,(i))} \sim U(0, 1)^d$, $i = 1, 2, 3$, $d = 2, 3$.

4.2. Вычислить коэффициенты $\mathbf{A}_j^{(i)} = 2\mathbf{a}(k) \times \mathbf{r}^{(1,(i))} - \mathbf{a}(k)$, $\mathbf{C}_j^{(i)} = 2\mathbf{r}^{(2,(i))}$.

4.3. Для каждого центроида \mathbf{c}_i рассчитать

$$\mathbf{D}_j^{(i)} = |\mathbf{C}_j^{(i)} \times \mathbf{c}_i - \mathbf{p}_j|, \quad \mathbf{X}_j^{(i)} = \mathbf{c}_i - \mathbf{A}_j^{(i)} \times \mathbf{D}_j^{(i)}.$$

4.4. Усреднить предлагаемые позиции

$$\mathbf{X}_j^{\text{GWO}}(k) = \frac{\mathbf{X}_j^{(1)}(k) + \mathbf{X}_j^{(2)}(k) + \mathbf{X}_j^{(3)}(k)}{3}.$$

5. Локальное управление (Boids).

Для перехватчика i в радиусе обзора или методом кластеризации K-means ($K = 3$) найти множество соседей $N_i(k)$ и рассчитать силы

$$\mathbf{F}_S = -k_s \sum_{\substack{j \in N_i, \\ r_{ij} < d_{\min}}} \frac{\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i}{r_{ij}^2};$$

$$\mathbf{F}_A = k_a (\bar{\mathbf{v}}_{N_i} - \mathbf{v}_i), \quad \bar{\mathbf{v}}_{N_i} = \frac{1}{N_i} \sum_{j \in N_i} \mathbf{v}_j;$$

$$\mathbf{F}_C = k_c (\bar{\mathbf{p}}_{N_i} - \mathbf{p}_i), \quad \bar{\mathbf{p}}_{N_i} = \frac{1}{N_i} \sum_{j \in N_i} \mathbf{p}_j$$

и локальное ускорение

$$\mathbf{u}_i^{\text{Boids}} = \mathbf{F}_S + \mathbf{F}_A + \mathbf{F}_C.$$

6. Вычислить итоговое ускорение и обновление состояния.

6.1. Вес глобальной компоненты

$$\mathbf{w}_g(k) = \frac{1}{2\sqrt{d}} \mathbf{a}(k).$$

6.2. Итоговое ускорение

$$\mathbf{u}_i(k) = \mathbf{w}_g(k) \times (\mathbf{X}_i^{\text{GWO}}(k) - \mathbf{p}_i(k)) + \mathbf{u}_i^{\text{Boids}}(k),$$

$$\|\mathbf{u}_i\| \leq a_{\max}.$$

6.3. Обновить скорость и положение перехватчика, например по схеме Эйлера:

$$\mathbf{v}_i \leftarrow \mathbf{v}_i + \mathbf{u}_i \Delta t, \|\mathbf{v}_i\| \leq V_{\max}, \mathbf{p}_i \leftarrow \mathbf{p}_i + \mathbf{v}_i \Delta t.$$

7. Проверка условий останова.

7.1. Увеличить счетчик $k \leftarrow k + 1$.

7.2. Если достигнут k_{\max} или выполнено условие перехвата (каждая цель \mathbf{q}_m оказалась в радиусе R_{cap} хотя бы одного перехватчика), алгоритм остановить; иначе вернуться к шагу 2.

Результаты симуляционных экспериментов и обсуждение

Рассмотрим результаты серии компьютерных симуляций, проведенных для оценки эффективности гибридного алгоритма GWO + Boids в различных сценариях перехвата.

Численные эксперименты выполнены в среде Python 3.11 с использованием библиотек NumPy 1.26 и Matplotlib 3.8. Вычисления проводились на ноутбуке с процессором Intel Core i7-11800H и 16 Гбайт оперативной памяти.

Каждый сценарий моделировался 100 раз. Параметры математической модели для БПЛА соответствуют нормативу Международной организации гражданской авиации (ICAO) [22]: $V_{\max} = 10$ м/с; $a_{\max} = 2$ м/с²; $\Delta t = 1$ с; $R_{cap} = 5$ м; $d_{\min} = 5$ м. Параметры для алгоритма GWO + Boids: $k_s = k_a = k_c = 0, 1; k_{\max} = 30$.

Численные проверки проводились для роя из $N = 4$ дронов на двух простых сценариях: стационарной и равномерно движущейся цели. Все эксперименты выполнялись в плоскости ($d = 2$), что позволило изолированно оценить влияние алгоритма без усложняющих факторов. Эти базовые случаи необходимы для перехода к более сложным испытаниям.

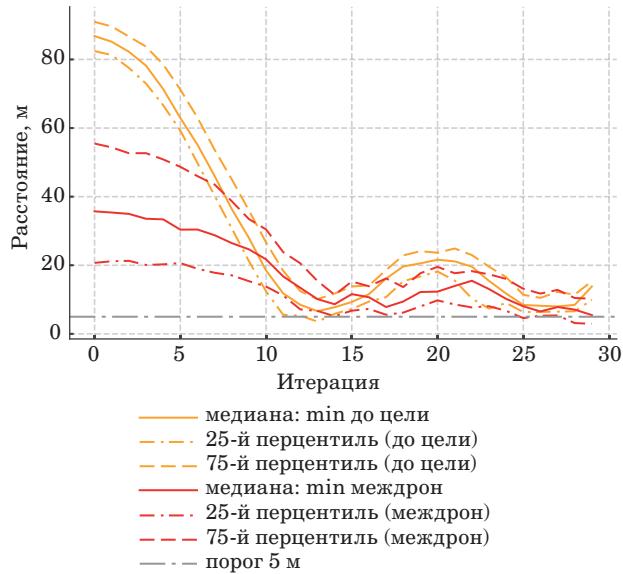
Сценарий № 1 «Одна стационарная цель». Цель фиксирована и не реагирует на действия роя, что является строгим тестом для глобального механизма. Перехватчики должны сократить дистанцию с разных направлений без помощи встречного движения. Сценарий проверяет эффективность GWO в сближении и способность правил Boids формировать устойчивое кольцо окружения.

Медианная минимальная дистанция «перехватчик – цель» убывает монотонно при узком межквартильном размахе (InterQuartile Range,

IQR), что указывает на стабильность динамики (рис. 1). Медианная междроновая дистанция также уменьшается при уплотнении построения, но остается выше порогового значения 5 м, подтверждая корректность правил Boids и отсутствие коллизий.

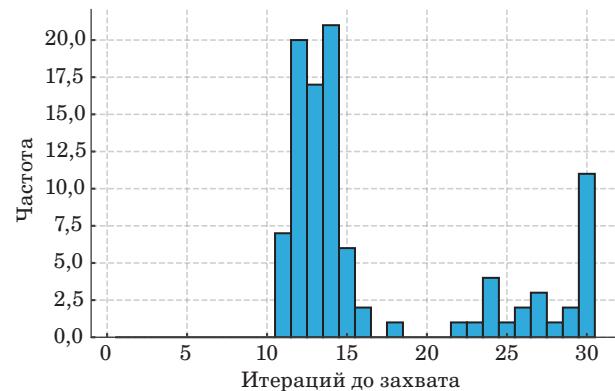
Распределение времени захвата для 100 испытаний (рис. 2) имеет компактный основной кластер в диапазоне 11–16 итераций и удлиненный хвост, соответствующий редким случаям неудачной начальной геометрии, когда рою требуется дополнительное время на перестроение. Медиана составляет около 14 итераций.

В сценарии № 1 наблюдается быстрая и стабильная сходимость к стационарной цели. Панель траекторий (рис. 3) иллюстрирует переход от разреженного построения к организован-



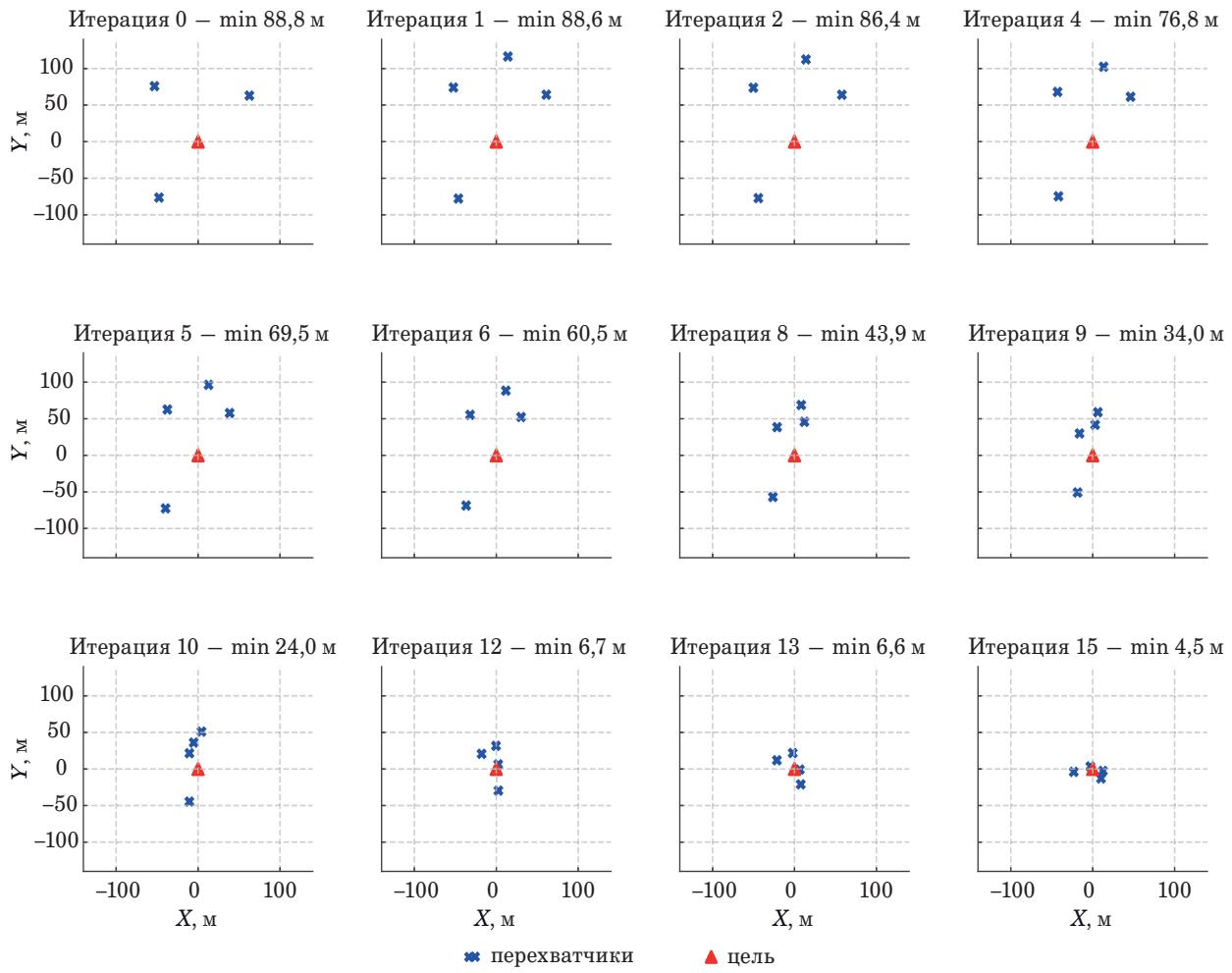
■ Рис. 1. Сводные кривые для сценария № 1

■ Fig. 1. Summary curves for scenario No. 1



■ Рис. 2. Распределение времени захвата для сценария № 1

■ Fig. 2. Capture time distribution for scenario No. 1

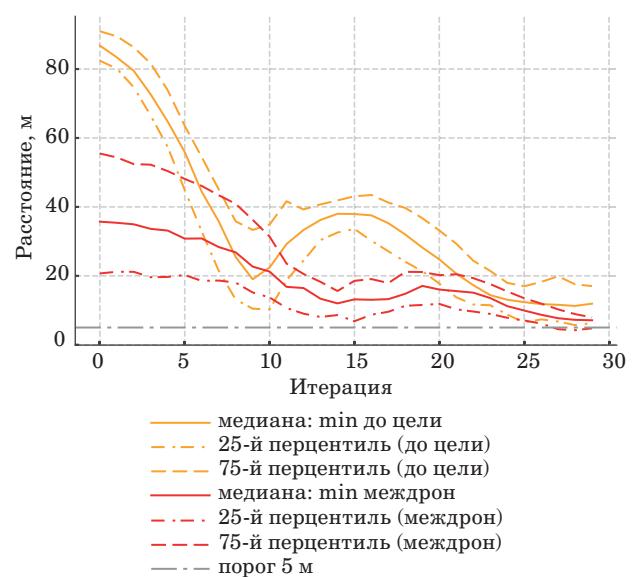


■ Рис. 3. Позиции перехватчиков и цели по итерациям для сценария № 1
 ■ Fig. 3. Iterative positions of interceptors and target for scenario No. 1

ному стягиванию вокруг цели при сохранении безопасных интервалов.

Сценарий № 2 «Одна цель с постоянной скоростью». Цель движется прямолинейно и равномерно со скоростью $V_{\text{red}} = 10 \text{ м/с}$. Постановка динамическая: траектория предсказуема, а отклонения перехватчиков от оптимального курса связаны лишь со стохастикой алгоритма и переназначением лидеров. Сценарий введен для проверки адаптивности схемы, т. е. способности быстро обновлять лидеров и сохранять безопасность при движении цели.

В сценарии № 2 медиана минимальной дистанции до цели сначала быстро убывает (рис. 4), так как при большом абсолютном значении коэффициента сходимости $a(k)$ доминирует глобальная компонента w_g метода GWO, направляющая рой к цели. На средних итерациях наблюдается локальный подъем медианы. Во-первых, в расчет начинают входить более сложные траектории. Во-вторых, сказывается динамика цели и



■ Рис. 4. Сводные кривые для сценария № 2
 ■ Fig. 4. Summary curves for scenario No. 2

случайность коэффициент-векторов A_j , C_j , вызывающих временные отклонения от порогового значения. На поздних шагах медиана вновь снижается к порогу 5 м, что показывает успешное завершение даже сложных эпизодов.

Медиана минимальной междроновой дистанции стартует на больших значениях и по мере стягивания роя плавно снижается, но остается выше 5 м как по центру, так и для большинства IQR. Это подтверждает соблюдение безопасных интервалов благодаря правилам Boids. Одновременно IQR сужается, отражая более однотипное поведение при сопровождении цели. По сути, рой надежно сближается с целью без нарушений безопасности, а различия начальных геометрий выражаются в ширине IQR и бимодальной структуре сходимости, что соответствует распределению времени захвата.

На гистограмме времени захвата для сценария № 2 (рис. 5) заметна мультимодальная структура. Первая мода (9–12 итераций) связана с удачной инициализацией, когда перехватчик стартует ближе к цели и GWO быстро приводит его в радиус 5 м. Вторая мода (25–30 итераций) соответствует менее выгодным начальным условиям, когда требуется длительное сокращение дистанции при ослаблении глобальной компоненты и росте влияния правил Boids. Значительная доля таких случаев объясняет повышенное медианное время захвата. Четвертый перехватчик увеличивает шанс «быстрых» исходов, но при неблагоприятной конфигурации сближение требует существенно больше итераций.

Типичный прогон с медианным временем захвата среди 100 испытаний показан на рис. 6. На старте рой сокращает дистанцию от 90–100 м до нескольких десятков метров за счет высокого веса (при больших абсолютных значениях $a(k)$) глобальной компоненты w_g метода GWO, интенсивно тянувшей перехватчиков к цели. По

мере уменьшения абсолютного значения коэффициента $a(k)$ его вклад снижается и возрастает роль правил Boids. Выравниваются скорости, стабилизируется строй, предотвращается избыточное сжатие. В финале минимальная междроновая дистанция остается выше 5 м, фиксируя успешный захват. Характерно, что перед захватом «синие» дроны движутся почти в одном направлении, что отражает эффект выравнивания (Alignment), обеспечивающий устойчивое сопровождение цели.

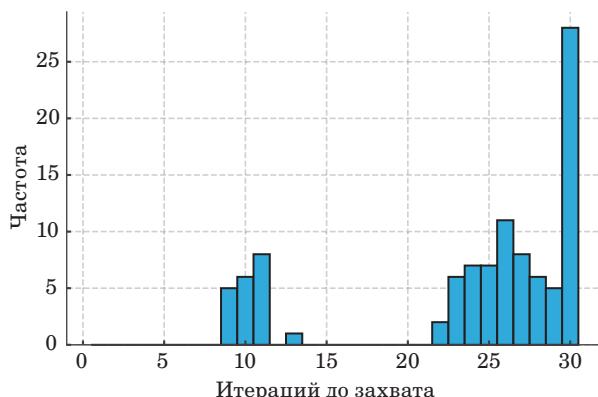
В целом, при случайной инициализации четверка перехватчиков надежно «закрывает» цель, а слой Boids подтверждает соблюдение безопасных интервалов. Увеличение роя до 5–8 аппаратов почти не влияет на время перехвата: численность лишь утолщает кольцо и уменьшает минимальный зазор (до 11–16 м), но быстроту определяет тройка лидеров α , β , δ . Практически рой из четырех дронов обеспечивает «страховку». При удачной геометрии один из них быстро перехватывает цель, но в среднем требуется больше итераций. При этом минимальные дистанции остаются выше 5 м, что подтверждает корректную работу Boids. На финальной фазе кольцо стягивается, сохраняя допустимые интервалы.

Для количественной оценки вклада гибридизации методов GWO+Boids проведем сравнительные испытания при тех же условиях сценариев № 1 и 2 для 100 испытаний (таблица). Применим два базовых алгоритма:

1) классический алгоритм GWO [4] – популяционный стохастический оптимизатор управляемых векторов перехватчиков, минимизирующий глобальную метрику сближения с целью без локальных правил безопасности;

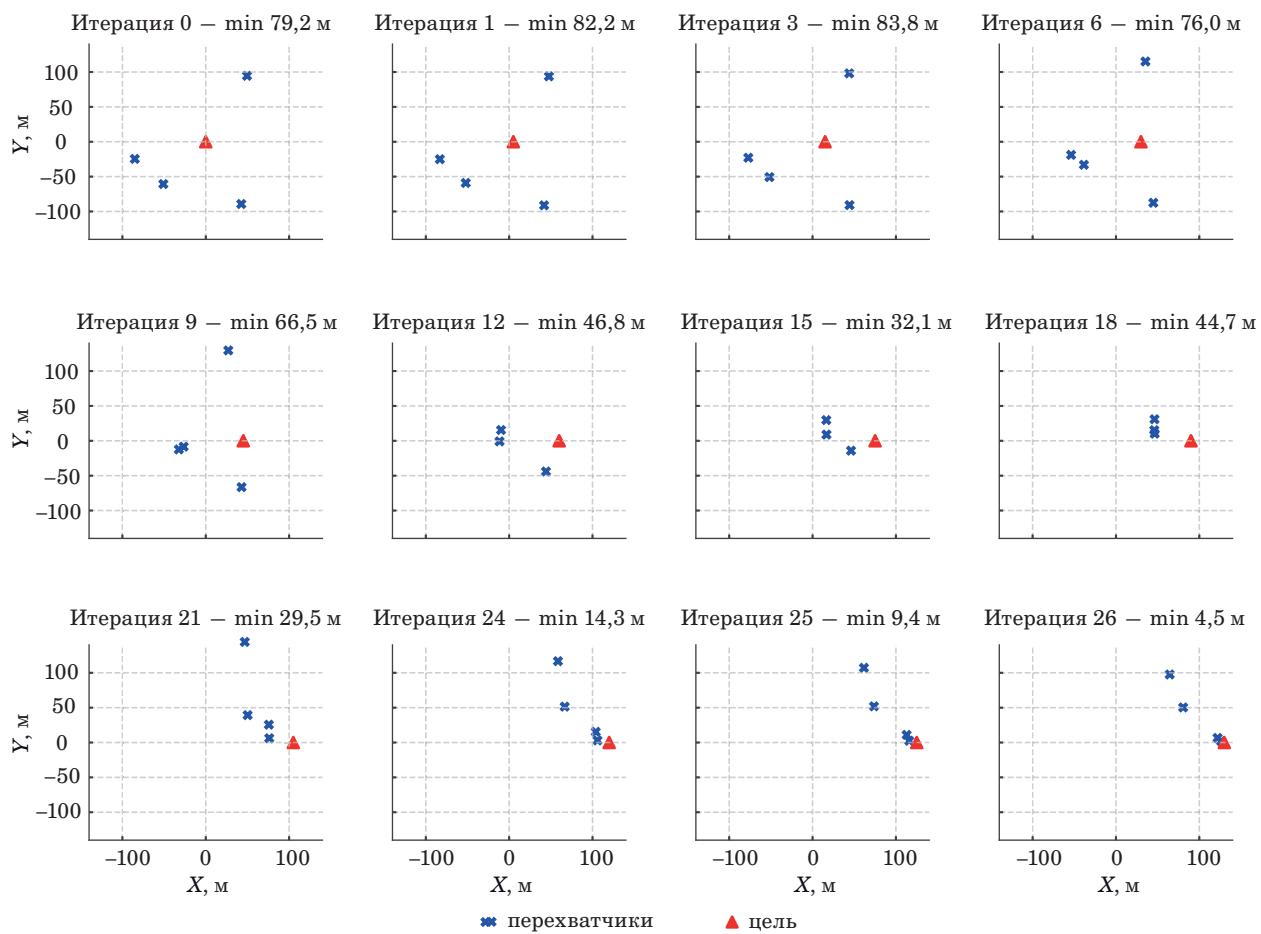
2) прямолинейное наведение перехватчиков с упреждением – движение перехватчиков по лучу к прогнозной точке встречи цели при постоянной скорости или для стационарной цели (в этом случае, очевидно, прогнозная точка совпадает с положением цели).

По медианному времени базовые алгоритмы сопоставимы с гибридным (колебания в пределах IQR объясняются случайностью коэффициент-векторов A_j , C_j и стартовой геометрией). Ключевым преимуществом GWO+Boids является безопасность, так как при всех 100 запусках коллизии не наблюдаются, в то время как в GWO и при прямолинейном наведении фиксируется существенное число столкновений. Причина носит структурный характер: GWO+Boids реализует режим «охват+сближение», формируя кольцевой фронт с управляемыми зазорами (разделение/выравнивание/сцепление), тогда как при равномерном наведении траектории сходятся к общей точке, повышая вероятность опасных сближений. В прикладных условиях реального



■ Рис. 5. Распределение времени захвата для сценария № 2

■ Fig. 5. Capture time distribution for scenario No. 2



■ Рис. 6. Позиции перехватчиков и цели по итерациям для сценария № 2
 ■ Fig. 6. Iterative positions of interceptors and target for scenario No. 2

времени гибридный алгоритм снижает потребность в подключении внешних модулей предотвращения столкновений и уменьшает число гиперпараметров при сохранении сопоставимой скорости перехвата.

Испытания показали, что комбинация GWO (глобальное распределение) и Boids (локальная координация) обеспечивает эффективный, безопасный и адаптивный перехват одиночных и множественных целей. Применение роя вместо одного быстрого дрона оправдано. Кольцо блокирует маневры, повышает отказоустойчивость, позволяет работать с несколькими целями и поддерживает давление после контакта.

Гибридная схема разделяет функции планировщика: GWO распределяет дроны по перспективным направлениям, а Boids удерживает строй без диспетчера. Во всех 100 прогонах каждого сценария алгоритм сходился, нарушений безопасности не зафиксировано. Тесты подтвердили вклад подсистем и заложили основу для дальнейших испытаний с множественными целями и препятствиями.

■ Сравнительный анализ различных алгоритмов
 ■ Comparative analysis of various algorithms

Алгоритм	Доля перехватов, %	Медианное время, итерации	IQR	Частота столкновений (на 100 испытаний)
Сценарий № 1				
GWO+Boids	100	14	12–16	0
GWO	100	13	11–17	18
Прямолинейное наведение	99	13	11–18	27
Сценарий № 2				
GWO+Boids	100	35	28–42	0
GWO	97	33	26–41	23
Прямолинейное наведение	95	32	24–45	31

Заключение

Работа показала, что децентрализованная гибридная схема на основе иерархии лидеров GWO и локальных правил Boids позволяет одновременно достигать быстрого глобального сближения и соблюдения междроновых дистанций без диспетчера и при умеренной сложности. Модель использует дискретную кинематику с ограничениями по скорости и монотонно убывающими компонентами коэффициента «охоты» α , которые обеспечивают переход от разведки к окружению. В многокритериальных задачах применяется кластеризация целей и динамическое переназначение ролей α, β, δ .

Получено достаточное условие коллизионной безопасности через настройку коэффициента разделения. Медианное время захвата составило 10–15 итераций для неподвижной цели и 30–40 для движущейся при сохранении междроновой

дистанции не менее 5 м. Дополнительные дроны (сверх четырех) не влияют на время перехвата цели, лишь повышают устойчивость кольца, что указывает на рациональные пределы численности дронов в рое.

Исследование ограничено плоской кинематикой без препятствий и простейшими целями. Ближайшие направления развития исследований включают переход к трехмерной динамике и ограниченным каналам связи, учет препятствий и сложных целей, адаптивное изменение параметра сходимости α и локальных коэффициентов Boids, а также анализ многоцелевых конфигураций с переменной топологией кластеров и критериями миссии. Такая программа исследований позволит распространить полученные гарантии и характеристики сходимости на более реалистичные сценарии и уточнить границы применимости алгоритма для задач кооперативного перехвата в сложной среде.

Литература

- Meng Q., Qu Q., Chen K., Yi T.** Multi UAV path planning based on cooperative co-evolutionary algorithms with adaptive decision variable selection. *Drones*, 2024, vol. 8, art. 435. doi:10.3390/drones8090435
- Горшков И. Ф., Акимов А. А.** Динамическая маршрутизация дронов для доставки заказов. *Научно-технический вестник Поволжья*, 2025, № 6, с. 202–205. EDN: KOXOXI
- Крестовников К. Д.** Математическая модель и алгоритмы управления группой наземных роботов с перераспределением энергетических ресурсов. *Информационно-управляющие системы*, 2023, № 6, с. 20–34. doi:10.31799/1684-8853-2023-6-20-34, EDN: QFJGNR
- Mirjalili S., Mirjalili S. M., Lewis A.** Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, 2014, vol. 69, pp. 46–61. doi:10.1016/j.advengsoft.2013.12.007
- Ходашинский И. А.** Методы повышения эффективности роевых алгоритмов оптимизации. *Автоматика и телемеханика*, 2021, № 6, с. 3–45. doi:10.31857/S0005231021060015, EDN: WKONWW
- Адонин Л. С., Владыко А. Г.** Алгоритмы роевого интеллекта для решения задач оптимизации в системах телекоммуникаций. *Труды учебных заведений связи*, 2025, т. 11, № 3, с. 7–24. doi:10.31854/1813-324X-2025-11-3-7-24, EDN: JUAAMB
- Akimov A. A., Sapozhnikova K. A., Gnatenko Y. A.** A discrete swarm optimization modification for the multi agent traveling salesman problem. *2025 International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustry-Con)*, Sochi, Russian Federation, 2025, pp. 418–424. doi:10.1109/SmartIndustryCon65166.2025.10986083
- Phung M. D., Ha Q. P.** Safety enhanced UAV path planning with spherical vector based particle swarm optimization. *Applied Soft Computing*, 2021, vol. 107, art. 107376. doi:10.1016/j.asoc.2021.107376
- Tang J., Liu G., Pan Q. T.** A Review on representative swarm intelligence algorithms for solving optimization problems: Applications and trends. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, vol. 8, no. 10, pp. 1627–1643. doi:10.1109/JAS.2021.1004129
- Kaya E., Görkemli B., Akay B., Karaboga D.** A Review on the studies employing Artificial Bee Colony algorithm to solve combinatorial optimization problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, vol. 115, art. 105311. doi:10.1016/j.engappai.2022.105311
- Shehab M., Abu Hashem M. A., Shambour M. K. Y., Alsalibi A. I., Alomari O. A., Gupta J. N. D., Al-soud A. R., Abualigah L., Abuhaija B.** A comprehensive Review of Bat Inspired algorithm: Variants, applications, and hybridization. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2023, vol. 30, pp. 765–797. doi:10.1007/s11831-022-09817-5
- Дивеев А. И., Константинов С. В.** Задача оптимального управления и ее решение эволюционным алгоритмом «серого волка». *Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Инженерные исследования*, 2018, т. 19, № 1, с. 67–79. doi:10.22363/2312-8143-2018-19-1-67-79, EDN: XPUJXN
- Han D., Yu Q., Jiang H.** Three dimensional path planning for post disaster rescue UAV by integrating improved Grey Wolf Optimizer and Artificial Potential Field method. *Applied Sciences*, 2024, vol. 14, art. 4461. doi:10.3390/app14114461
- Cao Y., Mohamad Nor N.** An improved dynamic window approach algorithm for dynamic obstacle avoidance in mobile robot formation. *Decision Analytics Journal*, 2024, vol. 11, art. 100471. doi:10.1016/j.dajour.2024.100471

- 15. Zhou T., Chen M., Wang Y., Zhu R., Yang C.** Cooperative attack defense decision making of multi UAV using satisfying decision enhanced Wolf Pack search algorithm. *Preprint*, 2021. doi:10.21203/rs.3.rs-1116258
- 16. Zhou X., Shi G., Zhang J.** Improved Grey Wolf algorithm: A method for UAV path planning. *Drones*, 2024, vol. 8, no. 11, art. 675. doi:10.3390/drones8110675
- 17. Shi J., Tan L., Zhang H., Lian X., Xu T.** Adaptive multi UAV path planning method based on improved Gray Wolf Optimizer (AP GWO). *Computers & Electrical Engineering*, 2022, vol. 104, art. 108377. doi:10.1016/j.compeleceng.2022.108377
- 18. Sun Y., Lv B., Yang H., Li X.** Multi UAV trajectory planning based on improved multi population Grey Wolf Optimizer. *Proceedings of the 36th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, IEEE, 2024, pp. 6142–6148. doi:10.1109/CCDC62350.2024.10587624
- 19. Reynolds C. W.** Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1987, vol. 21, no. 4, pp. 25–34. doi:10.1145/37402.37406
- 20. Rao C., Wang Z., Shao P.** A multi strategy collaborative Grey Wolf Optimization algorithm for UAV path planning. *Electronics*, 2024, vol. 13, no. 13, art. 2532. doi:10.3390/electronics13132532
- 21. Zhao D., Cai G., Wang Y., Li X.** Path planning of obstacle crossing robot based on golden sine Grey Wolf Optimizer. *Applied Sciences*, 2024, vol. 14, art. 1129. doi:10.3390/app14031129
- 22. Riedel M. A.** Review of detect and avoid standards for unmanned aircraft systems. *Aerospace*, 2025, vol. 12, no. 4, art. 344. doi:10.3390/aerospace12040344

UDC 004.896
doi:10.31799/1684-8853-2025-6-2-14
EDN: DECQWI

Hybrid algorithm of global planning and local interaction for target interception by UAV swarms

A. A. Akimov^a, PhD, Phys.-Math., Associate Professor, orcid.org/0000-0003-3387-2959
 Y. A. Gnatenko^b, PhD, Phys.-Math., Associate Professor, orcid.org/0009-0009-9264-3989, y.a.gnatenko@struust.ru
 R. G. Bolbakova^a, PhD, Tech., Associate Professor, orcid.org/0000-0002-4922-7260
^aMIREA – Russian Technological University, 78, Vernadsky Av., 119454, Moscow, Russian Federation
^bBranch of the Ufa University of Science and Technology, 49, Lenin Av., 453103, Sterlitamak, Russian Federation

Introduction: Target interception by UAV swarms requires both rapid convergence to the target and strict maintenance of inter-UAV distances without centralized control. Global optimization algorithms provide efficient convergence but do not always account for local safety constraints, while behavioral rules maintain spacing but have limited applicability in complex scenarios. **Purpose:** To develop a decentralized swarm control algorithm that shortens interception time while preventing collisions among agents. **Methods:** The proposed approach integrates the Grey Wolf Optimizer with the Boids model. The global Grey Wolf Optimizer module directs drones toward targets, while the Boids rules regulate relative motion and prevent spacing violations. **Results:** We develop a hybrid algorithm that ensures reliable interception in scenarios with both stationary and moving targets. The median capture time is 10–15 iterations for a stationary target and 30–40 iterations for a moving one. In all experiments, the minimum inter-UAV distance has remained above the safety threshold of 5 m. A safety condition has been established through the separation coefficient, demonstrating the absence of collisions during convergence. To handle multiple targets, we apply clustering, which allows splitting the swarm into subgroups and coordinating interception even when targets are spatially separated. **Practical relevance:** The algorithm requires few parameters, scales with the swarm size, and is suitable for real-time onboard implementation. **Discussion:** The results indicate that the hybrid algorithm successfully combines the advantages of global optimization and local coordination, providing a balance between interception speed and safety. This forms a basis for future research on three-dimensional dynamics and scenarios with complex obstacles.

Keywords – UAV swarm, Grey Wolf Optimizer, Boids, target interception, decentralized control, collision avoidance, metaheuristics.

For citation: Akimov A. A., Gnatenko Y. A., Bolbakov R. G. Hybrid algorithm of global planning and local interaction for target interception by UAV swarms. *Informatsionno-upravliaushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2025, no. 6, pp. 2–14 (In Russian). doi:10.31799/1684-8853-2025-6-2-14, EDN: DECQWI

References

1. Meng Q., Qu Q., Chen K., Yi T. Multi UAV path planning based on cooperative co-evolutionary algorithms with adaptive decision variable selection. *Drones*, 2024, vol. 8, art. 485. doi:10.3390/drones8090435
2. Gorshkov I. F., Akimov A. A. Dynamic routing of drones for order delivery. *Scientific and Technical Volga Region Bulletin*, 2025, no. 6, pp. 202–205 (In Russian). EDN: KOXOXI
3. Krestovnikov K. D. Mathematical model and control algorithms for a group of ground robots with energy resource redistribution. *Informatsionno-upravliaushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2023, no. 6, pp. 20–34 (In Russian). doi:10.31799/1684-8853-2023-6-20-34, EDN: QFJGNR
4. Mirjalili S., Mirjalili S. M., Lewis A. Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, 2014, vol. 69, pp. 46–61. doi:10.1016/j.advengsoft.2013.12.007
5. Hodashinsky I. A. Methods for improving the efficiency of swarm optimization algorithms. A survey. *Automation and Remote Control*, 2021, vol. 82, no. 6, pp. 935–967. doi:10.1134/S0005117921060011, EDN: YBFNCY
6. Adonin L. S., Vladkyo A. G. Swarm intelligence algorithms for solving optimization problems in telecommunication systems. *Proceedings of Telecommunication Universities*, 2025, vol. 11, no. 3, pp. 7–24 (In Russian). doi:10.31854/1813-324X-2025-11-3-7-24, EDN: JUAAMB
7. Akimov A. A., Sapozhnikova K. A., Gnatenko Y. A. A discrete swarm optimization modification for the multi agent traveling salesman problem. *2025 International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon)*, Sochi, Russian Federation, 2025, pp. 418–424. doi:10.1109/SmartIndustryCon65166.2025.10986083

8. Phung M. D., Ha Q. P. Safety enhanced UAV path planning with spherical vector based particle swarm optimization. *Applied Soft Computing*, 2021, vol. 107, art. 107376. doi:10.1016/j.asoc.2021.107376
 9. Tang J., Liu G., Pan Q. T. A Review on representative swarm intelligence algorithms for solving optimization problems: Applications and trends. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, vol. 8, no. 10, pp. 1627–1643. doi:10.1109/JAS.2021.1004129
 10. Kaya E., Görkemli B., Akay B., Karaboga D. A Review on the studies employing Artificial Bee Colony algorithm to solve combinatorial optimization problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, vol. 115, art. 105311. doi:10.1016/j.engappai.2022.105311
 11. Shehab M., Abu Hashem M. A., Shamour M. K. Y., Alsalibi A. I., Alomari O. A., Gupta J. N. D., Alsoud A. R., Abualigah L., Abuhaiaja B. A comprehensive Review of Bat Inspired algorithm: Variants, applications, and hybridization. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2023, vol. 30, pp. 765–797. doi:10.1007/s11831-022-09817-5
 12. Diveev A. I., Konstantinov S. V. Optimal control problem and its solution by Grey Wolf Optimizer algorithm. *RUDN Journal of Engineering Researches*, 2018, vol. 19, no. 1, pp. 67–79 (In Russian). doi:10.22363/2312-8143-2018-19-1-67-79. EDN: XPUJXN
 13. Han D., Yu Q., Jiang H. Three dimensional path planning for post disaster rescue UAV by integrating improved Grey Wolf Optimizer and Artificial Potential Field method. *Applied Sciences*, 2024, vol. 14, art. 4461. doi:10.3390/app14114461
 14. Cao Y., Mohamad Nor N. An improved dynamic window approach algorithm for dynamic obstacle avoidance in mobile robot formation. *Decision Analytics Journal*, 2024, vol. 11, art. 100471. doi:10.1016/j.dajour.2024.100471
 15. Zhou T., Chen M., Wang Y., Zhu R., Yang C. Cooperative attack defense decision making of multi UAV using satisficing decision enhanced Wolf Pack search algorithm. *Preprint*, 2021. doi:10.21203/rs.3.rs-1116258
 16. Zhou X., Shi G., Zhang J. Improved Grey Wolf algorithm: A method for UAV path planning. *Drones*, 2024, vol. 8, no. 11, art. 675. doi:10.3390/drones8110675
 17. Shi J., Tan L., Zhang H., Lian X., Xu T. Adaptive multi UAV path planning method based on improved Gray Wolf Optimizer (AP GWO). *Computers & Electrical Engineering*, 2022, vol. 104, art. 108377. doi:10.1016/j.compeleceng.2022.108377
 18. Sun Y., Lv B., Yang H., Li X. Multi UAV trajectory planning based on improved multi population Grey Wolf Optimizer. *Proceedings of the 36th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, IEEE, 2024, pp. 6142–6148. doi:10.1109/CCDC62350.2024.10587624
 19. Reynolds C. W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1987, vol. 21, no. 4, pp. 25–34. doi:10.1145/37402.37406
 20. Rao C., Wang Z., Shao P. A multi strategy collaborative Grey Wolf Optimization algorithm for UAV path planning. *Electronics*, 2024, vol. 13, no. 13, art. 2532. doi:10.3390/electronics13132532
 21. Zhao D., Cai G., Wang Y., Li X. Path planning of obstacle crossing robot based on Golden Sine Grey Wolf Optimizer. *Applied Sciences*, 2024, vol. 14, art. 1129. doi:10.3390/app14031129
 22. Riedel M. A. Review of detect and avoid standards for unmanned aircraft systems. *Aerospace*, 2025, vol. 12, no. 4, art. 344. doi:10.3390/aerospace12040344
-

УВАЖАЕМЫЕ АВТОРЫ!

Научная электронная библиотека (НЭБ) продолжает работу по реализации проекта SCIENCE INDEX. После того как Вы зарегистрируетесь на сайте НЭБ (<http://elibrary.ru/defaultx.asp>), будет создана Ваша личная страничка, содержание которой составят не только Ваши персональные данные, но и перечень всех Ваших печатных трудов, имеющихся в базе данных НЭБ, включая диссертации, патенты и тезисы к конференциям, а также сравнительные индексы цитирования: РИНЦ (Российский индекс научного цитирования), h (индекс Хирша) от Web of Science и h от Scopus. После создания базового варианта Вашей персональной страницы Вы получите код доступа, который позволит Вам редактировать информацию, помогая создавать максимально объективную картину Вашей научной активности и цитирования Ваших трудов.