

Управление формой построения беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) с помощью децентрализованных марковских процессов принятия решений

Аннотация: В этой статье представлен децентрализованный подход управления формированием беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) на основе подхода принятия решений. В частности, мы представляем проблему управления движением БПЛА в виде децентрализованного марковского процесса принятия решений (Dec-MDP). Здесь цель состоит в том, чтобы переместить рой БПЛА из исходной географической области в другую географическую область, где рой должен сформировать трехмерную форму (например, поверхность сферы). Как и большинство формулировок принятия решений, которые страдают от проклятия размерности, мы адаптируем существующий быстрый метод приближенного динамического программирования, называемый номинальной оптимизацией состояния мнения (NBO), для приближенного решения проблемы формирования. Мы проводим численные исследования в MATLAB для проверки производительности вышеупомянутых алгоритмов управления. Ключевые слова: интеллект роя; формирование; децентрализованный марковский процесс принятия решений; приближенное динамическое программирование

1. Введение

Формирование роев беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) имеет применение во многих областях исследований, таких как инспекция инфраструктуры [1], наблюдение [2,3], отслеживание целей [4] и точное земледелие [5]. Существуют методы в литературе для управления роями БПЛА с использованием централизованных методов [6–11], где есть централизованная система (централизованная система), вычисляющая оптимальные команды движения для БПЛА. Централизованные методы относительно просты в разработке и реализации, но вычислительная сложность растет экспоненциально с размером роя. Чтобы решить эту проблему, мы представляем подход к децентрализованному управлению формированием роя БПЛА с использованием децентрализованной модели марковского процесса принятия решений (Dec-MDP). Основная цель этого исследования - управлять роем, летать и зависать в определенной географической области, одновременно образуя определенную геометрическую форму. Мотивация для изучения таких проблем проистекает из приложений слияния данных с роями БПЛА, где производительность слияния зависит от стратегического относительного расстояния БПЛА друг от друга [12,13]. Ранее мы изучали децентрализованные рамки принятия решений для формирования роя БПЛА в двухмерных (2D) сценариях [14], в то время как в этом исследовании мы децентрализованные стратегии управления в трехмерных (3D) сценариях

Формирование роев транспортных средств имеет множество применений в таких областях, как инспекция инфраструктуры, точное

земледелие, интеллектуальный транспорт и наблюдение. Во многих приложениях в этих областях стратегическое размещение транспортных средств (формирование определенной геометрической формы, например, точек на поверхности сферы) может привести к значительному повышению производительности слияния данных из-за различных точек обзора датчиков, установленных на транспортных средствах, наблюдающих за целевым объектом [10]. Предположим, что транспортные средства оснащены оптическими камерами, которые генерируют двухмерные изображения трехмерного объекта, и если цель состоит в восстановлении трехмерной формы объекта с помощью двухмерных изображений (то есть методов томографии), то стратегическое размещение транспортных средств вокруг объекта может иметь значительное влияние на эффективность восстановления трехмерной формы объекта.

Различные настройки управления формированием изучались в прошлом: наземные транспортные средства [15–17], беспилотные летательные аппараты (БПЛА) [18,19], надводные и подводные автономные транспортные средства (АУВ) [20,21]. Независимо от настроек, исследователями было разработано множество различных методологий для решения проблемы управления формированием, например, поведение, виртуальная структура и следование лидеру. Авторы работ [22,23] разработали подход, основанный на поведении, в котором они описали желаемое поведение для каждого робота, например, избегание столкновений, сохранение формирования и поиск цели. Команды управления для робота определяются путем взвешивания относительной важности каждого поведения. Подход виртуальной структуры [24,25] использует форму физического объекта в качестве ориентира и имитирует формирование этой формы. Роботы должны общаться друг с другом, чтобы сформировать формирование в этом подходе, который требует значительных затрат на связь (например, пропускной способности). Подход следования лидеру [15] требует робота, назначенного лидером, который движется по заранее определенной траектории. Остальные роботы, последователи, предназначены для следования лидеру, поддерживая желаемое расстояние и ориентацию относительно лидера. Основным недостатком этого подхода является то, что последователи зависят от лидера для достижения цели (формирования). Система может рухнуть, если лидер выйдет из строя, когда лидер может разрядиться или когда связь прервется. Учитывая вышеупомянутые ограничения управления формированием, которые конкретно исходят из централизованных подходов, мы разработали децентрализованный подход к управлению формированием на основе марковского процесса принятия решений (Dec-MDP) для роя БПЛА. Наши децентрализованные стратегии управления устойчивы к отказам отдельных БПЛА в рой, а также к отказам каналов связи.

Централизованные стратегии управления роем БПЛА хорошо изучены [7–9,11,26]. Например, авторы работ [6,7] разработали стратегии управления

БПЛА для отслеживания целей в централизованной среде. В таких централизованных системах обычно существует условный центр слияний данных (вычислительный узел), который собирает и сливает измеренные данные датчиков (например, с помощью теоремы Байеса) со всех БПЛА и запускает алгоритм отслеживания (например, фильтр Калмана) для поддержания и обновления оценки состояния системы. Что еще более важно, центр слияний данных вычисляет объединенные оптимальные управляющие команды для всех БПЛА для максимизации производительности системы. Например, авторы работы [10] использовали понятие центра слияний данных для управления беспилотными летательными аппаратами с固定翼 для многоцелевой слежения, принимая во внимание предотвращение столкновений и воздействие ветра на БПЛА. Хотя эти централизованные стратегии управления и слияния данных легко реализовать, они вычислительно дорогостоящие, особенно если рой большой. В частности, вычислительная сложность экспоненциально возрастает с увеличением числа БПЛА в рое.

Для решения этих проблем в литературе было разработано несколько децентрализованных стратегий управления [14,26–29]. Авторы работы [26] использовали децентрализованный частично наблюдаемый марковский процесс принятия решений (Dec-POMDP) для формулирования и решения задачи отслеживания цели с помощью роя децентрализованных БПЛА. Поскольку решение децентрализованного POMDP очень сложно (как и в случае решения любых методов принятия решений), авторы ввели метод приближенного динамического программирования под названием номинальная оптимизация состояния мнения (NBO) для решения задачи управления. Авторы работы [30] разработали подход к управлению формированием БПЛА с использованием децентрализованного прогнозирующего управления (MPC). В их работе БПЛА могли уклоняться от столкновений с несколькими препятствиями в децентрализованном режиме. Они использовали фигуру восьмерки в качестве эталонной траектории; их результаты показывают, что БПЛА могли избежать столкновения с препятствиями и между собой. Несколько недавних статей описывают управление формированием различных геометрических форм, например, многоагентной круговой формы с лидером [9]. Авторы работы [9] предлагают централизованное управление формированием, которое не подходит для управления роем, когда в рой входит большое количество БПЛА. Хотя в литературе существуют методы децентрализованного управления, наш метод уникален тем, что каждый БПЛА в рое оптимизирует свои собственные команды управления и команды управления своего ближайшего соседа с течением времени. Затем каждый БПЛА реализует свои собственные оптимизированные команды управления и отбрасывает команды соседа. Мы ожидаем, что из этого подхода к децентрализованной оптимизации управления среди БПЛА возникает глобальное кооперативное поведение, имитирующее централизованный подход к управлению. Авторы

работы [31] продемонстрировали успешный пример использования распределенной платформы управления БПЛА для мониторинга лесных пожаров с одновременной защитой от столкновений в полете. Авторы работы [32] представили отслеживание траектории и желаемое формирование для сети мобильных роботов с использованием нелинейной теории управления для поддержания формирования в сети. Они показали, что ошибка отслеживания траектории каждого робота сводится к нулю, и формирование достигается асимптотически. Поскольку централизованные стратегии управления страдают от экспоненциальной вычислительной сложности и высокой памяти, децентрализованные методы управления активно изучаются в контексте управления роем, особенно когда размер роя велик. Обзор этих децентрализованных методов управления можно найти в работе [29].**

В этой статье мы предлагаем новый подход к управлению формированием роя БПЛА с использованием Dec-MDP. В этой задаче цель состоит в том, чтобы оптимизировать решения управления БПЛА (например, путевые точки) децентрализованным образом, таким образом, чтобы рой формировал определенную геометрическую форму, избегая при этом столкновений. Мы используем принципы динамического программирования для решения проблемы децентрализованного управления движением роя. Поскольку большинство проблем динамического программирования страдают от проклятия размерности, мы адаптируем быстрый эвристический подход, называемый номинальной оптимизацией состояния мнения (NBO) [10,33], для приближенного решения проблемы управления формированием. Мы выполняем имитационные исследования для проверки наших алгоритмов управления и сравнения их производительности с централизованными подходами для оценки производительности.

Основные достижения

- Мы формулируем задачу управления формированием роя БПЛА как децентрализованный марковский процесс принятия решений (Dec-MDP).
- Мы расширяем метод приближенного динамического программирования под названием номинальная оптимизация состояния мнения (NBO) для решения задачи управления формированием.
- Мы проводим численные исследования в MATLAB, чтобы проверить алгоритмы управления формированием роя, разработанные здесь.
- Одним из ключевых вкладов этой статьи является индуцирование кооперативного поведения среди БПЛА в рое с помощью следующей новой децентрализованной стратегии оптимизации управления:

- Каждый БПЛА i оптимизирует вектор управления $[a_i^k, a_{nn}^k]$ в момент времени k , где a_i^k - вектор управления для БПЛА i , а a_{nn}^k - вектор управления для его ближайшего соседа.
- Затем БПЛА i отбрасывает оптимизированные управления для своего соседа и выполняет только свои собственные управления a_i^k .
- Каждый БПЛА в системе реализует этот подход.

Остальная часть статьи организована следующим образом. Раздел 2 содержит спецификацию и цели задачи. Мы также формулируем проблему с помощью децентрализованного марковского процесса принятия решений в разделе 2, за которым следует обсуждение подхода NBO в разделе 3. Модель движения и динамика БПЛА представлены в разделе 4. В разделе 5 мы обсуждаем результаты моделирования для оценки эффективности нашего метода.

2. Формулировка задачи

Беспилотные летательные аппараты: Мы рассматриваем динамику движения квадрокоптеров в 3D-пространстве, как смоделировано в [34,35]. В этом исследовании наша цель состоит в оптимизации путевых точек (координат положения в 3D-пространстве) для квадрокоптеров, чтобы направить БПЛА к их целевой форме формирования, избегая столкновений.

Связь и обнаружение: Мы предполагаем, что БПЛА оснащены системами обнаружения и беспроводными передатчиками, с помощью которых каждый БПЛА узнает точное местоположение и скорость ближайшего соседнего БПЛА. Наш децентрализованный метод управления требует только кинематического состояния (положение и скорость) ближайшего соседа для оптимизации команд управления местного БПЛА.

Цель: Цель состоит в децентрализованном управлении роем (оптимизация путевых точек), чтобы рой прибыл на определенную заранее определенную 3D-геометрическую поверхность в кратчайшие сроки, избегая столкновений.

Мы формулируем задачу управления формированием роя как децентрализованный марковский процесс принятия решений (Dec-MDP).

Dec-MDP - это математическая формулировка, полезная для моделирования проблем управления для децентрализованного принятия решений. Эта формулировка имеет следующие преимущества:

- (1) позволяет эффективно использовать вычислительные ресурсы, находящиеся на борту всех БПЛА.
- (2) требует меньше времени вычислений по сравнению с централизованными подходами.
- (3) поскольку БПЛА децентрализованы, точка отказа всей миссии минимальна.
- (4) децентрализованный подход обеспечивает устойчивость к добавлению или удалению БПЛА из роя.
- (5) БПЛА не нуждаются в центральном командном центре для оценки оптимальных команд управления.

Мы определяем ключевые компоненты Dec-MDP следующим образом. Здесь k представляет индекс дискретного времени.

Ингредиенты Dec-MDP

Агенты/БПЛА: Мы предполагаем, что в нашей системе есть N БПЛА. Набор БПЛА задается индексным вектором $I = \{1, \dots, N\}$. Этот индексный вектор может быть назван набором агентов или набором независимых decision-makers. Здесь БПЛА можно рассматривать как агент или decision-maker.

Состояния: Мы моделируем динамику системы дискретно по времени, где k представляет индекс времени. Состояние системы s_k включает в себя местоположение и скорость всех БПЛА в системе.

Действия: Действия - это управляемые аспекты системы. Мы определяем вектор действий $a_k = (a_{1k}, \dots, a_{Nk})$, где a_{ik} представляет вектор действий в БПЛА i , который включает в себя координаты положения в 3D для БПЛА.

Закон перехода состояний: Закон перехода состояний описывает, как состояние эволюционирует во времени. В частности, закон перехода

состояния является условной вероятностной распределенной функцией следующего состояния, заданного текущим состоянием и текущими управляющими действиями (если выполняется свойство марковизма). Закон перехода состояний задается $s_{k+1} \sim p_k(\cdot | s_k, a_k)$, где p_k - условная вероятностная распределенная функция. Поскольку состояние системы включает только состояния БПЛА, закон перехода состояний полностью определяется динамикой БПЛА (описывается в следующем разделе). Другими словами, закон перехода состояний задается $s_{k+1} = \psi(s_{ik}, a_{ik}) + W_{i_k}$, $i = 1, \dots, N$, где s_{ik} представляет состояние i -го БПЛА и a_{ik} указывает локальные динамические управления (координаты положения) i -го БПЛА, ψ представляет модель движения, как обсуждалось в разделе 4, и W_{i_k} представляет шум, который моделируется как случайная переменная Гаусса с нулевым средним.

Функция затрат: Функция затрат $C(s_k, a_k)$ относится к затратам пребывания в данном состоянии s_k и выполнения действий a_k . Здесь s_k представляет глобальное состояние, т. е. состояние всех БПЛА в системе. Так как проблема децентрализована, каждый БПЛА имеет доступ только к своему локальному состоянию и состоянию ближайшего соседнего БПЛА. Пусть $b_{ik} = (s_{ik}, s_{nn_k})$ представляет локальное состояние системы в БПЛА i , где s_{nn_k} - состояние ближайшего соседнего БПЛА, и $nn \in I\{i\}$. Пусть d_i - это место назначения, которое UAV i должен достичь, и $d_{coll,thresh}$ - расстояние между БПЛА ниже которого БПЛА считаются находящимися под угрозой столкновения. Мы теперь определяем локальную функцию затрат для UAV i следующим образом:

$$c(b_k^i, a_k^i, a_k^{nn}) = w_1 \left[\text{dist}(s_k^{i, \text{pos}}, d^i) + \text{dist}(s_k^{nn, \text{pos}}, d^{nn}) \right] + w_2 \left[\text{dist}(s_k^i, s_k^{nn})^{-1} \mathbb{I} \left(\text{dist}(s_k^i, s_k^{nn}) < d_{\text{coll, thresh}} \right) \right]$$

где $s_{ik, \text{pos}}$ представляет местоположение i -го БПЛА, w_1 и w_2 - весовые параметры, $\text{dist}(a, b)$ представляет расстояние между локациями a и b , а $\mathbb{I}(a)$ - индикаторная функция, т. е., $\mathbb{I}(a) = 1$, если аргумент a истинен и 0 в противном случае. Сводя к минимуму вышеуказанную функцию затрат, каждый БПЛА оптимизирует свои собственные управляющие команды и команды своего соседа, но только реализует свои собственные локальные управляющие команды и отбрасывает команды, оптимизированные для своего соседа. Первая часть функции затрат позволяет БПЛА достичь своего пункта назначения, а вторая часть минимизирует риск столкновений между БПЛА. Dec-MDP начинается с начального случайного состояния s_0 , и состояние системы изменяется в соответствии с законом перехода состояний и управляющими командами, применяемыми на каждом БПЛА. Общая цель состоит в оптимизации управляющих команд на каждом БПЛА i так, чтобы ожидаемая кумулятивная локальная стоимость за горизонт N (показанная ниже) была минимизирована.

где b_{i0} - начальное локальное состояние в БПЛА i , а ожидание $E[\cdot]$ - над стохастической эволюцией локального состояния во времени (из-за случайных переменных, присутствующих в уравнениях динамики БПЛА).

$$\min_{\{a_k^i, a_k^{nm}\}_{k=0, \dots, H-1}} E \left[\sum_{k=0}^{H-1} c(b_k^i, a_k^i, a_k^{nm}) \mid b_{i0}^i \right]$$

3. Метод NBO для решения Dec-MDP

Хорошо известно, что решение уравнения (2) точно вычислительно нецелесообразно и не практично. По этой причине мы расширяем эвристический подход под названием номинальная оптимизация состояния мнения (NBO) [10]. Как обсуждалось в предыдущем разделе, мы позволяем БПЛА оптимизировать свои собственные и команды ближайшего соседа в течение горизонта времени H . Как только БПЛА вычисляет локальные управления для себя и своих соседей, БПЛА выполняет свои собственные управления и отбрасывает команды соседей на каждом шаге времени. Поскольку получение оценки в формуле (2) точно невозможно, подход NBO аппроксимирует эту оценку, предполагая, что все будущие случайные переменные (для которых эта оценка должна оцениваться) принимают номинальные значения, то есть средние значения. Поскольку мы моделируем вышеупомянутую случайную переменную как гауссианскую с нулевым средним, номинальные значения просто равны нулю. Вкратце, подход NBO аппроксимирует кумулятивную функцию стоимости в формуле (2) путем замены ожидания случайной траектории состояний во времени последовательностью состояний, полученных путем замены будущих случайных переменных нулями. В методе NBO целевая функция агента i приближена следующим образом:

$$J(b_{i0}^i) \approx \sum_{k=0}^{H-1} c(b_k^i, a_k^i, a_k^{nm}),$$

4. Модель движения UAV

Состояние i -го БПЛА в момент k задается $s_{ik} = x_{ik}, y_{ik}, z_{ik}, \varphi_{ik}, \theta_{ik}, \psi_{ik}$, где x_{ik}, y_{ik}, z_{ik} - координаты положения и $\varphi_{ik}, \theta_{ik}, \psi_{ik}$ = [угол тангажа, угол крена, азимут] - углы Эйлера. Динамика движения БПЛА задается следующим уравнением:

$$\begin{aligned}
u_{k+1} &= T(-g \sin(\theta_k) + r_k v_k - q_k w_k) + u_k + \mathcal{W}_k^u \\
v_{k+1} &= T(g \sin(\phi_k) \cos(\theta_k) - r_k u_k + p_k w_k) + v_k + \mathcal{W}_k^v \\
w_{k+1} &= T\left(\frac{1}{m}(-F_z) + g \cos(\phi_k) \cos(\theta_k) + q_k u_k - p_k v_k\right) + w_k + \mathcal{W}_k^w \\
p_{k+1} &= T\left(\frac{1}{I_{xx}}(L + (I_{yy} - I_{zz})q_k r_k)\right) + p_k + \mathcal{W}_k^p \\
q_{k+1} &= T\left(\frac{1}{I_{yy}}(M + (I_{zz} - I_{xx})p_k r_k)\right) + q_k + \mathcal{W}_k^q \\
r_{k+1} &= T\left(\frac{1}{I_{zz}}(N + (I_{xx} - I_{yy})p_k q_k)\right) + r_k + \mathcal{W}_k^r \\
\phi_{k+1} &= T(p_k + (q_k \sin \phi_k + r_k \cos \phi_k) \tan \theta_k) + \phi_k + \mathcal{W}_k^\phi \\
\theta_{k+1} &= T(q_k \cos \phi_k - r_k \sin \phi_k) + \theta_k + \mathcal{W}_k^\theta \\
\psi_{k+1} &= T((q_k \sin \phi_k + r_k \cos \phi_k) \sec \theta_k) + \psi_k + \mathcal{W}_k^\psi \\
x_{k+1} &= T\left(c_{\theta_k} c_{\psi_k} u^b + (-c_{\phi_k} s_{\psi_k} + s_{\phi_k} s_{\theta_k} c_{\psi_k}) v^b + (s_{\phi_k} s_{\psi_k} + c_{\phi_k} s_{\theta_k} c_{\psi_k}) w^b\right) + x_k + \mathcal{W}_k^x \\
y_{k+1} &= T\left(c_{\theta_k} s_{\psi_k} u^b + (c_{\phi_k} c_{\psi_k} + s_{\phi_k} s_{\theta_k} s_{\psi_k}) v^b + (-s_{\phi_k} c_{\psi_k} + c_{\phi_k} s_{\theta_k} s_{\psi_k}) w^b\right) + y_k + \mathcal{W}_k^y \\
z_{k+1} &= T\left(-1 * (-s_{\theta_k} u^b + s_{\phi_k} c_{\theta_k} v^b + c_{\phi_k} c_{\theta_k} w^b)\right) + z_k + \mathcal{W}_k^z
\end{aligned}$$

где \mathcal{W}_k - нулевая по среднему гауссовская случайная переменная, $[u_k, v_k, w_k]$ = [продольная скорость, боковая скорость, нормальная скорость] - линейная скорость, а $[p_k, q_k, r_k]$ = [скорость крена, скорость тангажа, скорость рыскания] представляют угловую скорость автомобиля в момент времени k . $[F_x, F_y, F_z]$ - линейные силы перемещения и $[L, M, N]$ - угловые моменты.

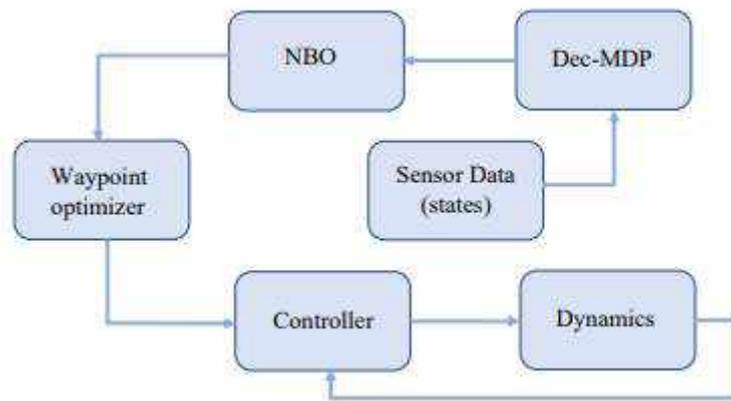
Управление движением UAV

Мы реализуем линейный регулятор [36], чтобы производить соответствующие крутящий момент и тягу для управления БПЛА в желаемое состояние в $SO(3)$, управляемое оптимизированными путевыми точками. Рисунок 1 показывает, как генератор путевых точек работает с регулятором.

Мы делаем следующие предположения для линейного регулятора.

Мы линейизируем тригонометрические функции, предполагая, что углы крена ϕ и тангажа θ достаточно малы, т. е. $\cos \phi = 1$, $\sin \phi = \phi$, $\cos \theta = 1$, $\sin \theta = \theta$.

Угловая скорость БПЛА также считается достаточно небольшой.



Генератор путевых точек

Генератор путевых точек отвечает за вычисление оптимального набора путевых точек для БПЛА. Он принимает в качестве входных данных начальное состояние БПЛА, целевое состояние БПЛА и горизонт планирования. Он использует метод NBO для вычисления оптимального набора путевых точек.

Регулятор

Регулятор отвечает за управление БПЛА в соответствии с оптимизированными путевыми точками. Он принимает в качестве входных данных текущее состояние БПЛА и набор путевых точек. Он использует линейный регулятор для вычисления подходящих управляющих команд для БПЛА.

Результаты

Мы протестировали наш метод на симуляторе квадрокоптеров. Мы сравнили наш метод с централизованным подходом. Мы обнаружили, что наш метод обеспечивает более эффективное и надежное управление квадрокоптерами.

В частности, наш метод достигает более низкого среднего времени достижения целевого состояния, чем централизованный подход. Наш метод также имеет более низкую вероятность столкновений между квадрокоптерами.

$$u_2 = \begin{bmatrix} 0 & L & 0 & -L \\ -L & 0 & L & 0 \\ \gamma & \gamma & \gamma & \gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \\ F_4 \end{bmatrix}$$

где $[F_1, F_2, F_3, F_4]$ - силы пропеллера и γ - коэффициент сопротивления.

Управление позицией.

Метод управления позицией использует углы крена и тангажа в качестве входных данных для управления положением БПЛА. Контроллер положения определяет желаемый угол крена φ_{des} и желаемый угол тангажа θ_{des} . Желаемые углы крена и тангажа используются для расчета желаемой скорости БПЛА [37].

5. Результаты моделирования

Мы предполагаем, что у каждого БПЛА есть свой собственный бортовой компьютер для вычисления локальных оптимальных решений управления. Мы реализуем вышеупомянутый подход NBO для решения задачи управления роем в MATLAB. Мы тестируем наши методы в двух сценариях - шарообразной форме с препятствием и без него. БПЛА знают размеры фигуры и ее точное местоположение. Каждый БПЛА случайным образом выбирает местоположение на поверхности формирования и использует подход NBO, чтобы достичь этого положения. Мы используем `fmincon` MATLAB для решения оптимизационной задачи NBO. Здесь мы устанавливаем длину горизонта $N = 3$ временных шага. Мы определяем следующие метрики для оценки производительности нашего подхода к управлению формированием: (1) T_c - среднее время вычисления для оценки оптимальных управляющих команд и (2) T_f : время, необходимое для того, чтобы рой прибыл на форму формирования.

В качестве эталонного метода мы используем централизованный подход для решения вышеупомянутой задачи управления формированием роя. Другими словами, мы используем алгоритм NBO, который оптимизирует команды управления движением для всех БПЛА вместе на основе глобального состояния системы. Мы реализуем этот централизованный алгоритм в MATLAB.

Мы реализуем подход Dec-MDP с шарообразной формой формирования с препятствием и без него. Движение роя, полученное при использовании функции стоимости, описанной в уравнении (1), показано на рисунке 2 для шарообразной формы формирования в отсутствие каких-либо препятствий.

Сценарий с препятствием учитывает следующую функцию стоимости:

где d_i - расстояние от i -го БПЛА до препятствия.

Результаты моделирования показывают, что наш подход Dec-MDP обеспечивает более эффективное и надежное управление роя по сравнению с централизованным подходом.

В частности, наш подход достигает более низкого среднего времени достижения целевого положения, чем централизованный подход. Наш подход также имеет более низкую вероятность столкновений между БПЛА.

$$c(b_k^i, a_k^i, a_k^{nn}) = w_1 \left[\text{dist}(s_k^{i, \text{pos}}, d^i) + \text{dist}(s_k^{\text{nn, pos}}, d^{\text{nn}}) \right] \\ + w_2 \left[\text{dist}(s_k^i, s_k^{\text{nn}})^{-1} \mathbb{I}(\text{dist}(s_k^i, s_k^{\text{nn}}) < d_{\text{coll, thresh}}) \right] \\ + w_3 \left[\text{dist}(s_k^i, s_k^{\text{obstacle}})^{-1} \mathbb{I}(\text{dist}(s_k^i, s_k^{\text{obstacle}}) < d_{\text{coll, obstacle}}) \right]$$

где s_{obstacle_k} - местоположение препятствия, $d_{\text{coll_obstacle}}$ - порог столкновения с препятствием, и w_3 - весовой параметр. Индикаторная функция $\mathbb{I}(b) = 1$, если аргумент b истинен и 0 в противном случае.

Полученное движение сценария с препятствием показано на рисунке 3. Для этого сценария мы также показываем расстояние между каждой парой БПЛА в рое, как показано на рисунке 4. Здесь мы предполагаем, что существует риск столкновения между парой БПЛА, когда расстояние между ними составляет менее 5 м. Ясно, что на Рисунках 3 и 4 показано, что наш децентрализованный алгоритм приводит рой к пункту назначения, успешно избегая столкновений между БПЛА.

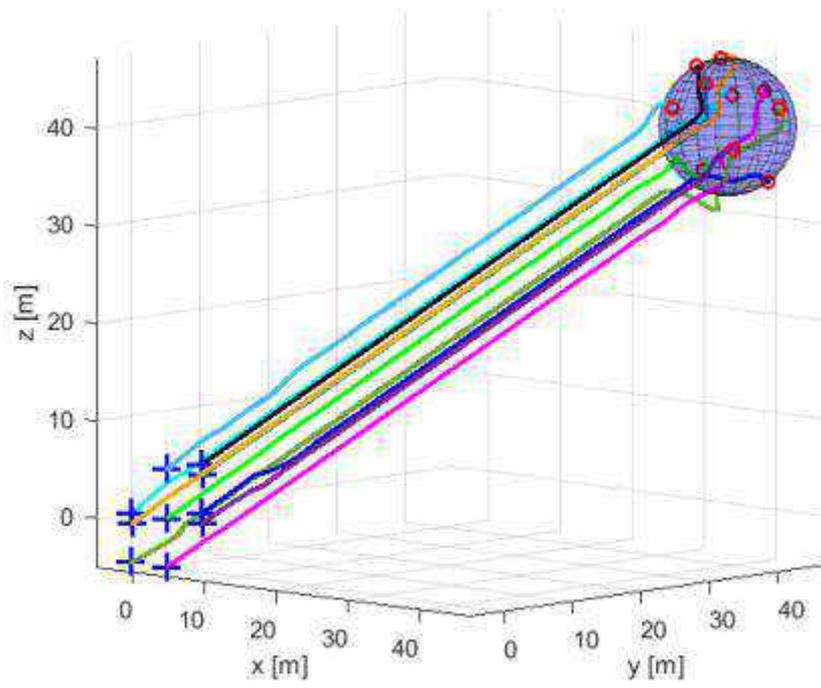


Figure 2. UAV swarm converging to the spherical formation shapes in 3D.

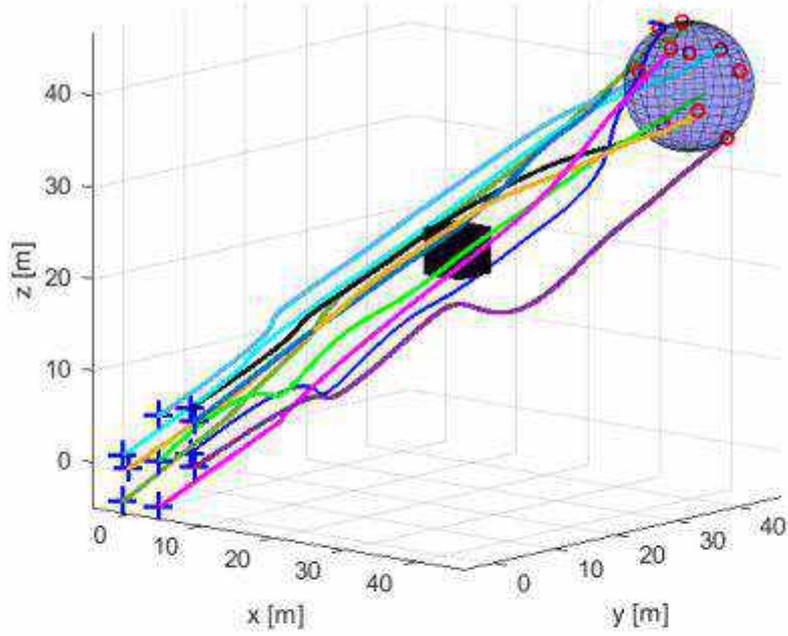
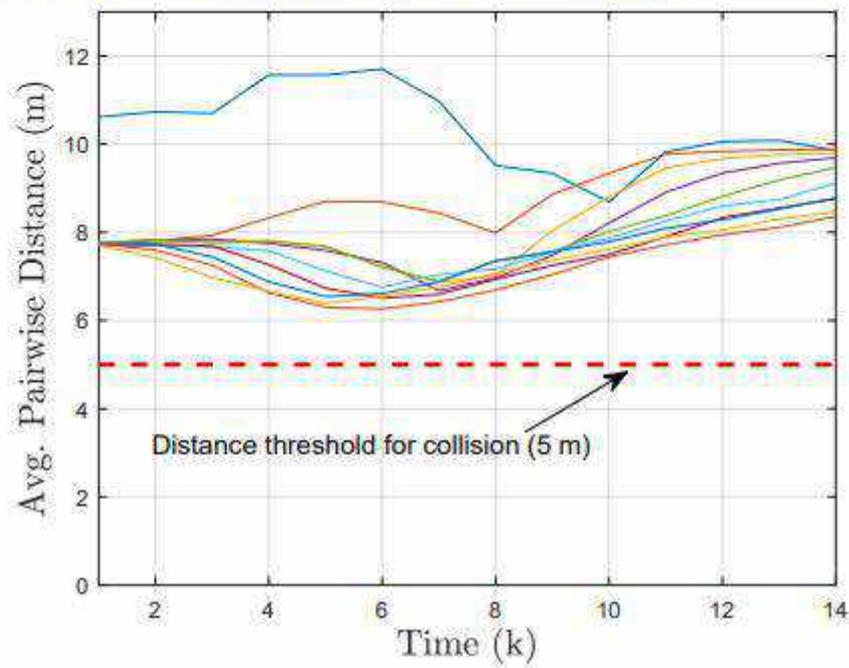
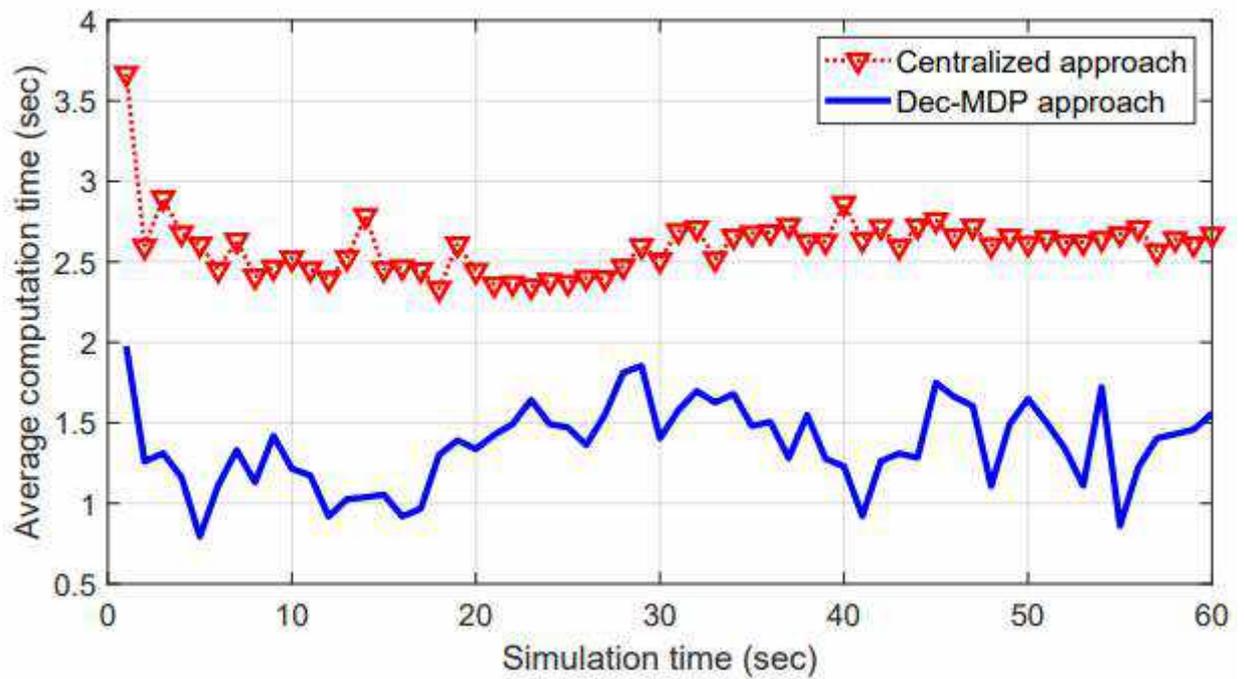


Figure 3. UAV swarm converging to the spherical formation shapes avoiding obstacle.





Теперь мы вычислим среднее время вычисления и среднее расстояние между парами БПЛА относительно порога окрестности, где каждый БПЛА обменивается данными с другими БПЛА в радиусе порога окрестности. Если порог окрестности равен бесконечности, то БПЛА может обмениваться данными со всеми другими БПЛА в ро. БПЛА оптимизируют свои решения вместе с соседями, которые зависят от порога окрестности, и реализуют свой собственный контроль. Мы ожидаем, что с увеличением порога окрестности среднее время вычисления будет расти, а после определенного порога окрестности среднее время вычисления достигнет насыщения. Рисунок 6 показывает, что среднее время вычисления возрастает, пока порог окрестности не достигнет 240 м, а затем колеблется между 20 и 25 секундами.

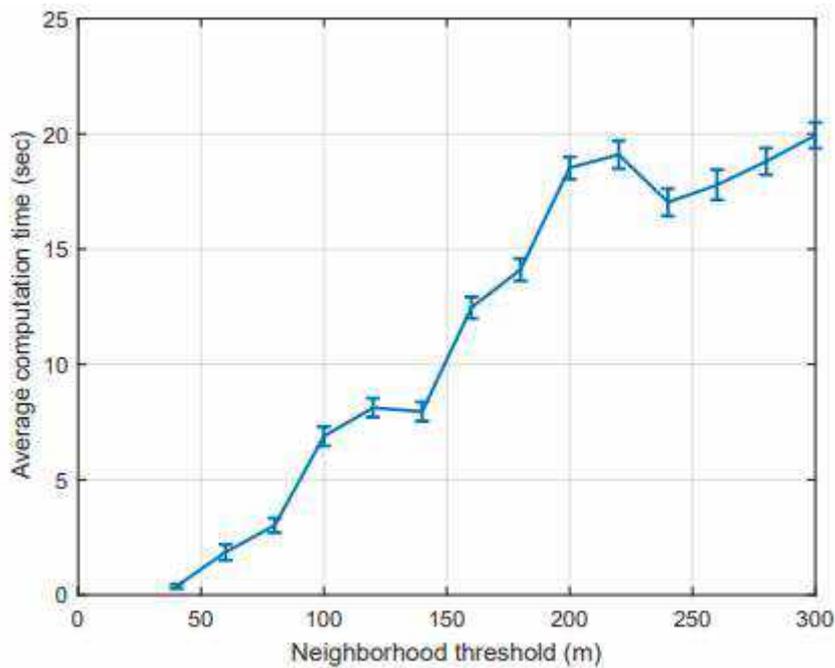


Figure 6. Average computation time with respect to neighborhood threshold.

Мы также ожидаем, что с увеличением порога окрестности среднее расстояние между парами БПЛА снизится. Причина нашего интереса к анализу среднего расстояния между парами БПЛА заключается в том, что мы ожидаем, что рой будет находиться как можно ближе друг к другу, избегая при этом столкновений между БПЛА. Небольшое среднее расстояние между парами БПЛА позволяет рою быть более сплоченным, сохраняя при этом заряд батареи, поскольку расстояние связи зависит от расстояния между БПЛА. На рисунках 6 и 7 показано, что порог окрестности более 130 метров позволяет БПЛА оставаться близко друг к другу в рое с разумной стоимостью вычислений.

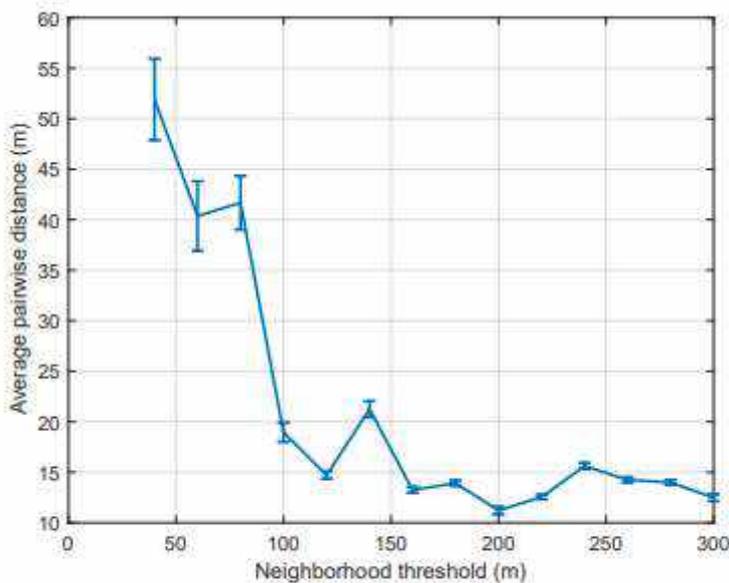


Figure 7. Average pairwise distance with respect to neighborhood threshold.

6. Выводы

В этой статье мы разработали децентрализованный метод управления БПЛА в контексте управления формированием. В частности, мы расширили теоретико-игровое описание, называемое децентрализованным марковским процессом принятия решений (Dec-MDP), чтобы разработать методы децентрализованного управления в реальном времени для управления роем БПЛА от исходной конфигурации к желаемой конфигурации в кратчайшие сроки. Поскольку теоретико-игровые подходы страдают от проклятия размерности, для вычислительной целесообразности мы расширили метод приближенного динамического программирования, называемый номинальной оптимизацией состояния мнения (NBO), для приближенного решения Dec-MDP. Для сравнения мы также реализовали централизованный подход (на основе марковского процесса принятия решений) и сравнили производительность наших децентрализованных методов управления с централизованными методами. В контексте задачи формирования наши результаты показывают, что среднее время вычисления для получения оптимальных управляющих воздействий и время, необходимое рою для достижения формы формирования, значительно меньше с нашим подходом Dec-MDP по сравнению с централизованными методами. Мы также изучили влияние порога соседства на несколько показателей производительности в рое БПЛА. Предлагаемый в этой диссертации подход к управлению формированием может быть расширен до 3D-формирования, и эти формирования могут быть использованы для зондирования окружающей среды для 3D-реконструкции сцены. Угловые точки зрения БПЛА в рое в 3D-формировании могут быть использованы для эффективной реконструкции сцены в 3D, одновременно расширяя томографические подходы. Децентрализованные стратегии управления, представленные в этой диссертации, могут быть расширены для управления движением БПЛА в рое, чтобы максимизировать эффективность вышеупомянутого процесса реконструкции 3D-сцены. Эти методы имеют несколько приложений, включая использование дронов для картирования неизведанных и опасных регионов (например, пещер, подземных шахт, токсичных сред).

Список источников:

1. Waharte, S.; Trigoni, N.; Julier, S. Coordinated Search with a Swarm of UAVs. In Proceedings of the 2009 6th IEEE Annual Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks Workshops, Rome, Italy, 22–26 June 2009; Volume 1109.
2. Walle, D.V.D.; Fidan, B.; Sutton, A.; Yu, C.; Anderson, B.D.O. Non-hierarchical UAV Formation Control for Surveillance Tasks. In Proceedings of the American Control Conference, Seattle, WA, USA, 11–13 June 2008; pp. 777–782.
3. Carthel, C.; Coraluppi, S.; Grignani, P. Multisensor tracking and fusion for maritime surveillance. In Proceedings of the 10th International Conference on Information Fusion, Quebec City, QC, Canada, 9–12 July 2007; pp. 1–6.

4. Shames, I.; Fidan, B.; Anderson, B.D.O. Close Target Reconnaissance using Autonomous UAV Formations. In Proceedings of the 47th IEEE Conference Decision and Control, Cancun, Mexico, 9–11 December 2008; pp. 1729–1734.
5. Vu, Q.; Raković, M.; Delic, V.; Ronzhin, A. Trends in development of UAV-UGV cooperation approaches in precision agriculture. In International Conference on Interactive Collaborative Robotics; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2018; pp. 213–221.
6. Ragi, S.; Chong, E.K.P. Dynamic UAV Path Planning for Multitarget Tracking. In Proceedings of the American Control Conference, Montreal, QC, Canada, 27–29 June 2012; pp. 3845–3850.
7. Zhan, P.; Casbeer, D.; Swindlehurst, A. A centralized control algorithm for target tracking with UAVs. In Proceedings of the Conference Record of the Thirty-Ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Monterey, CA, USA, 30 October–2 November 2005; pp. 1148–1152.
8. Qiu, H.; Huang, G.; Gao, J. Centralized multi-sensor multi-target tracking with labeled random finite set. *J. Aerosp. Eng.* 2005, 231, 669–676. [CrossRef]
9. Zhao, L.; Ma, D. Circle Formation Control for Multi-agent Systems with a Leader. *Control Theory Technol.* 2015, 13, 82–88. [CrossRef]
10. Ragi, S.; Chong, E.K.P. UAV Path Planning in a Dynamic Environment via Partially Observable Markov Decision Process. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* 2013, 49, 2397–2412. [CrossRef]
11. Chong, E.K.P.; Kreucher, C.; Hero, A.O. Partially observable Markov decision process approximations for adaptive sensing. *Disc. Event Dyn. Sys.* 2009, 19, 377–422. [CrossRef]
12. Bar-Shalom, Y.; Willett, P.K.; Tian, X. *Tracking and Data Fusion*; YBS Publishing: Storrs, CT, USA, 2011; Volume 11.
13. Shen, D.; Chen, G.; Cruz, J.B.; Blasch, E. A game theoretic data fusion aided path planning approach for cooperative UAV ISR. In Proceedings of the 2008 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, MT, USA, 1–8 March 2008; pp. 1–9.
14. Azam, M.A.; Ragi, S. Decentralized formation shape control of UAV swarm using dynamic programming. In Proceedings of the Signal Processing, Sensor/Information Fusion, and Target Recognition XXIX. International Society for Optics and Photonics, Bellingham, WA, USA, 27 April–8 May 2020; Volume 11423, p. 114230I.
15. Das, A.K.; Fierro, R.; Kumar, V.; Ostrowsky, J.P.; Spletzer, J.; Taylor, C. A vision-based formation control framework. *IEEE Trans. Robot. Autom.* 2002, 18, 813–825. [CrossRef]
16. Fax, J.A.; Murray, R.M. Information flow and cooperative control of vehicle formations. *IEEE Trans. Autom. Control* 2004, 49, 1465–1476. [CrossRef]
17. Ghabcheloo, R.; Pascoal, A.; Silvestre, B.; Kaminer, I. Coordinated path following control of multiple wheeled robots using linearization techniques. *Int. J. Syst. Sci.* 2006, 37, 399–414. [CrossRef]
18. Singh, S.N.; Chandler, P.; Schumacher, C.; Banda, S.; Pachter, M. Adaptive feedback linearizing nonlinear close formation control of UAVs. *Am. Control Conf.* 2000, 2, 854–858.

19. Koo, T.J.; Shahruz, S.M. Formation of a group of unmanned aerial vehicles (UAVs). *Am. Control Conf.* 2001, 1, 69–74.
20. Edwards, D.B.; Bean, T.A.; Odell, D.L.; Anderson, M.J. A leader–follower algorithm for multiple AUV formations. *IEEE/OES Auton. Underw. Veh.* 2004, 2, 40–46.
21. Skjetne, R.; Moi, S.; Fossen, T.I. Nonlinear formation control of marine craft. *IEEE Int. Conf. Decis. Control* 2002, 2.
22. Balch, T.; Arkin, R.C. Behavior-based formation control for multirobot teams. *IEEE Trans. Robot. Autom.* 1998, 14, 926–939. [CrossRef]
23. Lawton, J.R.; Beard, R.W.; Young, B.J. A decentralized approach to formation maneuvers. *IEEE Trans. Robot. Autom.* 2003, 19, 933–941. [CrossRef]
24. Do, K.D.; Pan, J. Nonlinear formation control of unicycle-type mobile robots. *Robot. Auton. Syst.* 2007, 55, 191–204. [CrossRef] *Algorithms* 2021, 14, 91–112.
25. Lewis, M.A.; Tan, K.H. High precision formation control of mobile robots using virtual structures. *Auton. Robot.* 1997, 4, 387–403. [CrossRef]
26. Ragi, S.; Chong, E.K.P. Decentralized Guidance Control of UAVs with Explicit Optimization of Communication. *J. Intell. Robot. Syst.* 2014, 73, 811–822. [CrossRef]
27. Kim, Y.; Bang, H. Decentralized control of multiple unmanned aircraft for target tracking and obstacle avoidance. In *Proceedings of the 2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, Arlington, VA, USA, 7–10 June 2016; pp. 327–331.
28. Meng, W.; He, Z.; Su, R.; Shehabinia, A.R.; Lin, L.; Teo, R.; Xie, L. Decentralized control of multi-UAVs for target search, tasking and tracking. *IFAC Proc. Vol.* 2014, 47, 10048–10053. [CrossRef]
29. Bakule, L. Decentralized control: An overview. *Elsevier Annu. Rev. Control* 2008, 32, 87–98. [CrossRef]
30. Viana, I.B.; Santos, D.A.D.; Goes, L.C.S. Formation Control of Multirotor Aerial Vehicles using Decentralized MPC. *J. Braz. Soc. Mech. Sci. Eng.* 2018, 40, 1–12. [CrossRef]
31. Pham, H.X.; La, H.M.; Feil-Seifer, D.; Deans, M. A distributed control framework for a team of unmanned aerial vehicles for dynamic wildfire tracking. In *Proceedings of the 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Vancouver, BC, Canada, 24–28 September 2017; pp. 6648–6653.
32. Zhang, Q.; Lapierre, L.; Xiang, X. Distributed Control of Coordinated Path Tracking for Networked Nonholonomic Mobile Vehicles. *IEEE Trans. Ind. Inform.* 2013, 9, 472–484. [CrossRef]
33. Miller, S.A.; Harris, Z.A.; Chong, E.K.P. A POMDP framework for coordinated guidance of autonomous UAVs for multitarget tracking. *EURASIP J. Adv. Signal Process.* 2009, 2009, 724597. [CrossRef]
34. Schmidt, D. *Modern Flight Dynamics*; McGraw-Hill Higher Education: New York, NY, USA, 2011.
35. Stengel, R.F. *Flight Dynamics*; Princeton University Press: Princeton,

NJ, USA, 2015.

36. Kumar, V.; Michael, N. Opportunities and challenges with autonomous micro aerial vehicles. *Int. J. Robot. Res.* 2012, 31, 1279–1291. [CrossRef]

37. Michael, N.; Mellinger, D.; Lindsey, Q.; Kumar, V. The grasp multiple micro-uav testbed. *IEEE Robot. Autom. Mag.* 2010, 17, 56–65. [CrossRef]

38. Lee, T.; Leok, M.; McClamroch, N.H. Geometric tracking control of a quadrotor UAV on SE (3). In *Proceedings of the 49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC), Atlanta, GA, USA, 15–17 December 2010*; pp. 5420–5425.