

Оптимальное планирование маршрута многоагентной формации*

Фам К.Ф.

МГТУ им. Н.Э. Баумана
г. Москва, Российская Федерация
hvktqs1421996@gmail.com

Филимонов Н.Б.

МГУ им. М.В. Ломоносова
г. Москва, Российская Федерация
nbfilimonov@mail.ru

Аннотация. В данной работе представлен метод распределенного планирования пути для формации многоагентной системы, управляемой по стратегии «ведущий-ведомый», в которой виртуальный ведущий (ВВ) определяется как геометрический центр формации. Путь точки ВВ планируются совместно всеми агентами в распределенном режиме. Задача планирования пути формулируется как задача управления с прогнозирующей моделью (МРС), учитывающая нелинейную динамику агентов и невыпуклые ограничения, связанные с обходом препятствий. Для решения возникающей невыпуклой задачи оптимизации на каждом шаге МРС применяется метод последовательного выпуклого программирования (SCP). Чтобы обеспечить одинаковое планирование путевых точек всеми агентами, необходимо, чтобы на каждом временном шаге агенты достигали согласованности относительно текущего положения ВВ. Каждый агент обменивается своей локальной оценкой положения ВВ через сеть межагентной коммуникации. Это позволяет всем агентам прийти к консенсусу по оценкам и гарантирует согласованность планирования. Предложенный подход обеспечивает обратную связь на уровне формации и повышает устойчивость к возмущениям и неопределенностям модели. Кроме того, проанализировано достаточное условие для топологии связи, обеспечивающей достижение консенсуса. Результаты численного моделирования в MATLAB демонстрируют эффективность и надежность предложенного метода в средах, содержащих как динамические, так и статические препятствия.

Ключевые слова: согласованное планирование пути, обратная связь формации, стратегия «ведущий-ведомый», распределенное МРС, алгоритм консенсуса, многоагентная система.

ВВЕДЕНИЕ

В последние годы многоагентные системы (МАС) привлекли значительное внимание исследователей благодаря своей способности решать сложные задачи в распределенной и масштабируемой форме. Вдохновленные естественными коллективными поведением, такими как стайный полет птиц или координированное движение косяков рыб, МАС состоят из множества автономных агентов, способных к совместному принятию решений без централизованного управления [1]. Такая децентрализованная кооперация обеспечивает МАС ключевые преимущества, включая устойчивость к сбоям отдельных агентов, гибкость в адаптации к динамическим условиям окружающей среды и масштабируемость при увеличении числа агентов. Эти свойства делают МАС особенно подходящими для задач, требующих скоординированного поведения в условиях неопределенности или на больших территориях. В результате МАС нашли широкое применение в различных областях, таких как автономные транспортные системы, мониторинг окружающей среды,

точное земледелие, системы наблюдения и кооперативная робототехника [2–4]. Постоянное развитие технологий сенсоров, связи и вычислений еще больше расширяет возможности МАС, открывая новые перспективы для адаптивных и критически важных операций в реальном времени как в гражданском, так и в промышленном секторах.

Архитектуры управления в МАС обычно классифицируются на централизованные, децентрализованные и распределенные [5]. Централизованный подход основан на едином управляющем центре с глобальной информацией, который управляет всеми агентами, что требует значительных вычислительных и коммуникационных ресурсов [6]. Несмотря на возможность достижения оптимального поведения системы, данный подход страдает от низкой масштабируемости и уязвимости к отказам единой точки. В рамках распределенного и децентрализованного управления каждому агенту назначаются локальные управляющие устройства (УУ) вместо одного централизованного центра. При децентрализованном управлении агенты действуют исключительно на основе локальных данных от сенсоров, не обмениваясь информацией с другими агентами [7]. Хотя такой подход более устойчив и масштабируем, он может приводить к неоптимальному глобальному поведению системы. Пример архитектуры децентрализованного управления представлен на рис/ 1. В распределенном управлении, напротив, агенты используют как локальную информацию, так и обмениваются данными с другими агентами через межагентную коммуникацию [8]. Агенты обмениваются прогнозируемыми будущими состояниями и планируемыми действиями, что улучшает координацию и позволяет системе достигать глобально оптимального решения, как показано на рисунке 2. Такой подход сочетает преимущества децентрализации и координации, обеспечивая масштабируемое, устойчивое и кооперативное поведение МАС.

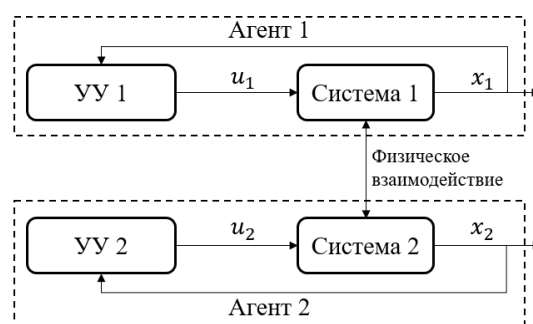


Рис. 1. Пример архитектуры децентрализованного управления

* Статья публикуется по рекомендации программного комитета Всероссийской научно-технической конференции Автоматизация, <https://rusautocon.org>

Планирование пути является фундаментальным компонентом для обеспечения безопасной и эффективной навигации в МАС. Алгоритмы планирования пути обычно делятся на две основные категории: глобальные и локальные методы [9]. Глобальные методы предполагают наличие полной и точной информации об окружающей среде заранее. К таким методам относятся Rapidly Exploring Random Tree (RRT), Particle Swarm Optimization (PSO) и генетические алгоритмы (GA). Эти подходы способны находить высоко оптимальные пути, особенно в статичных и хорошо смоделированных условиях, исследуя все пространство поиска или оптимизируя целевую функцию глобально. Однако их вычислительная сложность часто высока, что ограничивает их применение в реальном времени в масштабных или быстро меняющихся сценариях [10, 11]. С другой стороны, локальные методы опираются в основном на данные от реальных сенсоров и обратную связь с окружающей среды, что позволяет агентам динамически адаптироваться к непредвиденным изменениям и движущимся препятствиям вблизи. На пример, к этой категории относятся методы искусственных потенциальных полей, алгоритм A* и метод оптимизации муравьиных колоний. Локальные методы обеспечивают более быструю реакцию и адаптивность в динамических и неопределенных условиях, но обычно уступают глобальной оптимальностью и могут застрять в локальных минимумах [12–13]. Выбор между глобальными и локальными методами планирования пути зависит от конкретных требований приложения, включая вычислительные ресурсы, динамику среды и баланс между оптимальностью и реактивностью.

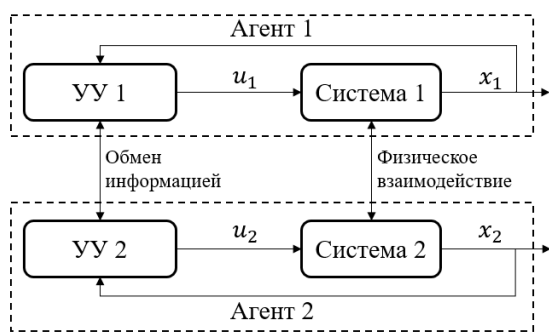


Рис. 2. Пример архитектуры распределенного управления

В данной статье предлагается метод распределенного планирования пути для формации многоагентной системы, управляемой по стратегии «ведущий-ведомый». Виртуальный ведущий (ВВ) определяется как геометрический центр формации. Путь к целевой точке для ВВ планируется в виде последовательности путевых точек (waypoints). Планирование путевых точек ВВ осуществляется кооперативно всеми агентами в распределенном режиме. Задача планирования пути формулируется как задача управления с прогнозирующей моделью (MPC), учитывающая нелинейную динамику агентов и невыпуклые ограничения, связанные с обходом препятствий.

Для обеспечения одинаковых запланированных путевых точек необходимо, чтобы на каждом временном шаге агенты достигали консенсуса относительно текущего положения ВВ. Каждый агент обменивается своей локальной

оценкой положения ВВ через сеть межагентной связи. Это позволяет всем агентам прийти к единой оценке и впоследствии решать идентичные задачи планирования пути, что гарантирует согласованность планирования. Предложенный подход обеспечивает обратную связь на уровне информации и повышает устойчивость к возмущениям и неопределенностям в моделях. Затем каждый агент определяет свой собственный путь, исходя из своего относительного положения по отношению к ВВ внутри формации.

Для решения задачи MPC с невыпуклыми ограничениями применяется метод последовательного выпуклого программирования (SCP). Кроме того, проанализировано достаточное условие на топологию коммуникаций, обеспечивающее достижение консенсуса. Результаты численного моделирования в MATLAB демонстрируют эффективность и устойчивость предложенного метода в средах с динамическими и статическими препятствиями.

Структура статьи организована следующим образом: в разделе II представлена математическая модель движения индивидуального агента с учетом его неголономной динамики. Раздел III формулирует задачу кооперативного планирования пути для формации многоагентных систем как задача MPC. В разделе IV изложен метод SCP, используемый для решения невыпуклой задачи оптимизации, возникающей из постановки задачи MPC. В разделе V рассматривается протокол консенсуса, применяемый для обмена информацией внутри сети агентов и обеспечения консенсуса по оценке положения ВВ. В разделе VI представляются результаты численного моделирования в среде MATLAB, подтверждающие эффективность и устойчивость предложенного распределенного метода планирования пути. В заключительном разделе VII подводятся итоги работы и обозначаются перспективы дальнейших исследований.

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ДВИЖЕНИЯ АГЕНТА

В данной работе МАС рассматривается как группа мобильных физических агентов, взаимодействующих посредством локальных каналов связи. Для целей планирования пути каждый агент описывается с помощью неголономной динамической модели, схематически изображенной на рис. 3:

$$\begin{cases} \dot{x} = V \cos \theta \\ \dot{y} = V \sin \theta \end{cases}$$

где x, y – координаты центра масс агента на плоскости в инерциальной системе координат (СК) Oxy ; V – модуль вектора скорости агента; θ – угол курса агента (угол между направлением движения агента и осью Ox).

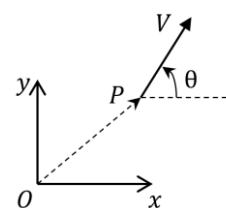


Рис. 3. Схематическое изображение движения агента

Кроме того, предполагается, что V остается постоянной во время движения агента, а θ является управляющим воздействием.

Отметим, что рассматриваемая модель достаточно универсальна и может описывать различные типы робототехнических платформ на уровне высокоуровневого управления, включая наземные мобильные роботы, беспилотные воздушные аппараты и подводные беспилотные аппараты. Такая универсальность делает предлагаемый метод применимым к широкому спектру практических задач.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ МАРШРУТИЗАЦИИ МНОГОАГЕНТНОЙ ФОРМАЦИИ

Управление с прогнозирующей моделью (Model Predictive Control, MPC) представляет собой вычислительный подход к оптимальному управлению, при котором управляющие воздействия определяются путем решения задачи оптимизации с конечным горизонтом предсказания на каждом временном шаге. Зная текущее состояние системы, MPC прогнозирует ее будущие состояния на конечном временном интервале, опираясь на динамическую модель системы, и находит последовательность управляющих воздействий, которая минимизирует заданную целевую функцию при соблюдении ограничений системы. Целевая функция является функцией от как прогнозируемых состояний системы, так и управляющих воздействий, при этом явно учитываются ограничения системы. Только первое из вычисленных оптимальных управляющих воздействий применяется к системе, после чего на каждом последующем шаге времени задача оптимизации решается заново в режиме скользящего горизонта [14].

MPC широко применяется в задачах управления движением [15]. Его предсказательная характеристика позволяет интегрировать обнаружение столкновений, обход препятствий и отслеживание траектории в единую оптимизационную задачу, что делает этот метод особенно эффективным для планирования пути в динамических условиях [16].

Полагаем, что формация из n агентов функционирует по стратегии «ведущий-ведомый», причем ВВ представлен центром формации. Конфигурация формации определяется положениями центров масс агентов в локальной СК $O_0x_0y_0$, жестко связанной с центром формации. Ориентация формации в глобальной СК задается углом θ_0 , обозначающим поворот между осями O_0x_0 и Ox . Положение i -го агента относительно ВВ задается координатами Δx_i^c , Δy_i^c в связанной СК, определяющими его позицию в формации. Ранее автором был предложен распределенный алгоритм следования по пути для группы роботов [17].

Сформулируем задачу планирования пути для ВВ, которая решается индивидуально каждым агентом. Цель состоит в генерации путевых точек, направляющих ВВ к целевой точке с учетом избегания столкновений с препятствиями. Обозначим $P(t) = [x(t) \ y(t)]^T$ – положение ВВ на момент времени t . Задача планирования пути формулируется как задача MPC со временем дискретизации h и опорной траекторией для ВВ:

$$P_{k+1}^c = P_k^c + hV \begin{bmatrix} \cos \theta^c \\ \sin \theta^c \end{bmatrix}, \quad k = 0, \dots, N-1;$$

$$P_0^c = P(t),$$

где θ^c – угол между прямым путем к целевой точке и осью Ox ; N – горизонт предсказания. Отметим, что данная траектория соответствует прямолинейному пути от текущего положения ВВ до целевой точки.

Целевая функция MPC на момент времени t задается следующим образом:

$$J_t(P_t) = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} \left[(P_k - P_k^c)^T Q (P_k - P_k^c) + \Delta u_k^T R \Delta u_k \right] + \frac{1}{2} (P_N - P_N^c)^T K (P_N - P_N^c)$$

где Q , K и R – положительно определенные весовые матрицы; $\Delta u_k = u_k - u_{k-1}$ – приращение управления.

За счет штрафования отклонений от заданной траектории и изменений управляющих воздействий целевая функция обеспечивает более плавное движение при сохранении точности слежения.

Динамика ВВ, представленная в разделе II, дискретизируется первым методом Эйлера:

$$P_{k+1} = P_k + hV \begin{bmatrix} \cos \theta(k) \\ \sin \theta(k) \end{bmatrix},$$

где $\theta(k)$ – управляющее воздействие на шаге k , также обозначаемое как $u(k)$.

Управляющее воздействие ограничено в диапазоне:

$$0^\circ \leq u(k) \leq 2\pi.$$

Дополнительно вводятся ограничения на обход препятствий, обеспечивающие минимальное безопасное расстояние d_{\min} как от статических, так и от динамических препятствий:

$$\|P_k - P_k^j\|_2 \geq d_{\min},$$

где P_k^j – предсказанное положение j -го препятствия на шаге предсказания k .

Ограничения для обхода препятствий накладываются как на статические, так и на динамические препятствия. Для динамических препятствий предполагается, что их движение известно всем агентам. Следовательно, их предсказанные положения могут быть легко вычислены путем интегрирования известной модели движения на протяжении горизонта предсказания.

Из-за нелинейной динамики движения агента и невыпуклых ограничений на обход препятствий результирующая задача оптимизации MPC является невыпуклой.

МЕТОД ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОГО ВЫПУКЛОГО ПРОГРАММИРОВАНИЯ

Для решения задачи MPC с нелинейной динамикой и невыпуклыми ограничениями применяется метод последовательного выпуклого программирования (Sequential Convex Programming, SCP). SCP представляет собой приближенный метод решения невыпуклых задач оптимизации. Его суть заключается в итеративном приближении исходной невыпуклой задачи с помощью последовательности выпуклых подзадач. Основная идея метода – это аппроксимация невыпуклых частей целевой функции и ограничений линейными или выпуклыми выражениями, при этом сохраняя выпуклые части в неизменном виде. Каждая выпуклая подзадача решается с использованием эффективных методов выпуклой оптимизации, которые гарантируют глобальную оптимальность с точностью до численных погрешностей и обеспечивают полиномиальную вычислительную сложность в зависимости от размера задачи и требуемой точности.

В методе SCP область доверия (trust region) является ключевым понятием, обеспечивающим корректность выпуклого приближения, используемого для решения невыпуклой задачи оптимизации [18]. На каждой итерации исходная невыпуклая задача аппроксимируется выпуклой подзадачей в локальной окрестности текущей оценки решения, называемой областью доверия. Эта область ограничивает размер шага, что позволяет сохранять точность линеаризации и выпуклого приближения. Регулируя размер области доверия в зависимости от качества полученного решения, метод SCP достигает баланса между скоростью сходимости и точностью аппроксимации, что обеспечивает устойчивый и эффективный процесс решения сложных задач управления и планирования с ограничениями. Алгоритм метода SCP подробно описан в [19].

Ограничения, задающие динамику системы, линеаризуются с помощью разложения в ряд Тейлора первого порядка относительно опорной траектории:

$$P_{k+1} = P_k + hV \begin{bmatrix} \cos \theta^c(k) \\ \sin \theta^c(k) \end{bmatrix} + hV \begin{bmatrix} -\sin \theta^c(k) \\ \cos \theta^c(k) \end{bmatrix} (\theta(k) - \theta^c(k))$$

Аналогично, ограничения на обход препятствий также линеаризуются относительно опорной траектории, что позволяет сформировать выпуклое допустимое множество:

$$\|P_k^c - P_k^j\|_2 + \frac{(P_k^c - P_k^j)^T}{\|P_k^c - P_k^j\|_2} (P_k - P_k^c) \geq d_{\min}.$$

После линеаризации на каждой итерации формируется подзадача SCP в виде выпуклой квадратичной задачи (Quadratic Program, QP):

$$J_t^*(P_t) = \min_{u_0, \dots, u_{N-1}} J_t(P_t),$$

с ограничениями:

$$\begin{aligned} P_{k+1} &= P_k + Bu_k + C; \\ -\rho_j(k)P_k &\leq \|\rho_j(k)\|_2^2 - d_{\min} \|\rho_j(k)\|_2 - \rho_j(k)P_k^c; \\ 0^\circ &\leq u(k) \leq 2\pi; \\ P_0 &= P(t), \end{aligned}$$

где

$$\begin{aligned} B &= \begin{bmatrix} -hV \sin \theta^c(k) \\ hV \cos \theta^c(k) \end{bmatrix}; \\ C &= \begin{bmatrix} hV \cos \theta^c(k) + \theta^c(k)hV \sin \theta^c(k) \\ hV \sin \theta^c(k) - \theta^c(k)hV \cos \theta^c(k) \end{bmatrix}; \\ \rho_j(k) &= (P_k^c - P_k^j)^T. \end{aligned}$$

Ограничения на размер области доверия могут быть записаны в следующем виде:

$$\begin{aligned} \|P_k^c - P_k^j\|_2 &\leq \Delta P_k; \\ \|\theta_k^c - \theta_k^j\|_2 &\leq \Delta \theta_k, \end{aligned}$$

где ΔP_k и $\Delta \theta_k$ – размеры области доверия для положения P_k и угла курса θ_k агента на шаге времени k .

V. ИНФОРМАЦИОННЫЙ КОНСЕНСУС В МНОГОАГЕНТНОЙ СЕТИ

Для описания взаимодействий между n агентами используется неориентированный граф. Граф G порядка n определяется как пара $G = (V, E)$, где V – множество вершин, а E – множество ребер, представляющих двусторонние каналы связи между агентами. Степень вершины $d(v_i)$ равен количеству соседних вершин, соединенных с ней ребрами. Граф является связным, если существует путь между любой парой вершин [20].

Матрица смежности $A \in \{0, 1\}^{n \times n}$ и матрица степеней D графа G имеют вид:

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \{i, j\} \in E; \\ 0, & \{i, j\} \notin E; \end{cases}$$

$$d_{ij} = \begin{cases} \sum_{h=1, h \neq i}^n a_{ih}, & i = j; \\ 0, & i \neq j \end{cases}.$$

Матрица Лапласа $L \in \mathbb{R}^{n \times n}$ определяется как:

$$L = D - A.$$

Матрица Лапласа симметрична и положительно полуопределенная. Ее собственные значения упорядочены по возрастанию:

$$\lambda_1(L) \leq \lambda_2(L) \leq \dots \leq \lambda_n(L),$$

где $\lambda_1(L) = 0$.

Пусть \hat{s}_i – оценка i -м агентом скалярного параметра $s \in \mathbb{R}$. Динамика непрерывного консенсуса задается уравнением:

$$\dot{\hat{S}} = -L\hat{S},$$

где $\hat{S} = [\hat{s}_1 \ \dots \ \hat{s}_n]^T$ – вектор оценок; $\hat{S}(0) = \hat{S}_0$ – вектор начальных оценок.

Теорема [21]. Пусть граф G связан. Тогда значение вектор оценок \hat{S} сходится к значению:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{S} = \frac{1_n^T \hat{S}_0}{n} 1_n,$$

со скоростью, определяемой вторым собственным значением матрицы Лапласа $\lambda_2(L)$.

Для обеспечения достижения консенсуса топология межагентного взаимодействия должна представлять собой связный граф. Это условие гарантирует возможность распространения информации по всей сети, позволяя всем агентам прийти к консенсусу по общим переменным.

В общем случае, динамика многомерного консенсуса в непрерывном времени записывается как:

$$\dot{\hat{S}} = -L \otimes I_m \hat{S},$$

где $\hat{S} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ – вектор оценок; m – количество оцениваемых параметров, I_m – единичная матрица размерности m ; \otimes – произведение Кронекера.

Аналогично, динамика дискретного многомерного консенсуса описывается уравнением:

$$\hat{S}[k+1] = \bar{A} \otimes I_m \hat{S}[k],$$

где матрица \bar{A} – приведенная матрица смежности определяется как:

$$\bar{a}_{ij} = \begin{cases} 1/d(v_i), & \{i, j\} \in E \\ 0, & \{i, j\} \notin E \end{cases}$$

Во время движения внешние возмущения могут вызывать отклонения агентов от их желаемых позиций в формации. Это приводит к различиям в оценках положения ВВ. Для устранения расхождений применяется протокол консенсуса с использованием локальной связи, что позволяет агентам согласованно определить текущее положение ВВ.

Пусть в момент времени t задача MPC повторно решается для определения следующей путевой точки, а τ – время, за которое консенсус достигается. Для обеспечения согласованного планирования пути необходимо, чтобы агенты достигли консенсуса по положению ВВ к моменту времени t . Таким образом, процесс консенсуса инициируется до момента $t - \tau$. Начальная оценка положения ВВ i -ым агентом задается следующим образом:

$$\hat{P}_i^t(t) = \hat{P}^i(t) - R(\theta(t-1)) \begin{bmatrix} \Delta x_i^c \\ \Delta y_i^c \end{bmatrix},$$

где $R(\theta(t-1))$ – матрица поворота, определяемая как:

$$R(\theta(t-h)) = \begin{bmatrix} \cos \theta(t-1) & -\sin \theta(t-1) \\ \sin \theta(t-1) & \cos \theta(t-1) \end{bmatrix};$$

и $\hat{P}^i(t)$ – прогнозируемое положение i -ым агентом, полученное путем интегрирования модели управляемого движения агента от $t - \tau$ до t .

РЕЗУЛЬТАТЫ КОМПЬЮТЕРНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Численные моделирования были проведены в среде MATLAB для проверки эффективности предложенного метода. Рассматривается группа из трех агентов, которые совместно планируют пути для ВВ и поддерживают формацию в виде равнобедренного треугольника. Взаимодействие между агентами задается через топологию связи, представленную приведенной матрицей смежности:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/2 & 0 & 1/2 \end{bmatrix}.$$

Такая структура матрицы смежности указывает на то, что граф коммуникаций является связным, что обеспечивает достижение консенсуса в межагентной сети коммуникации. Первый агент может обмениваться информацией с двумя другими агентами, в то время как оставшиеся два агента могут обмениваться информацией только с первым агентом.

На рис. 4 показан пример достижения консенсуса по координате x ВВ. Различия в оценках положения возникают из-за отклонений агентов от желаемых позиций в формации в ходе движения, вызванных внешними возмущениями. Как видно из рисунка, процесс консенсуса позволяет привести оценки к среднему значению начальных оценок, предоставленных каждым из агентов. Этот механизм вводит обратную связь (formation feedback) в задачу управления формации, что способствует улучшению согласованности действий и повышению устойчивости системы к возмущениям.

Далее проводятся численные моделирования предложенного метода планирования пути в среде, содержащей как статические, так и динамические препятствия. Формация перемещается из исходной позиции в точке

$(x_s, y_s) = (0, 0)$ к целевой точке $(x_g, y_g) = (1000, 600)$, поддерживая постоянную скорость $V = 10m/s$. Положения статических препятствий предполагаются известными априори, в то время как динамическое препятствие движется с постоянной скоростью $V_{ob} = 5m/s$ в направлении $\theta_{ob} = -40^\circ$.

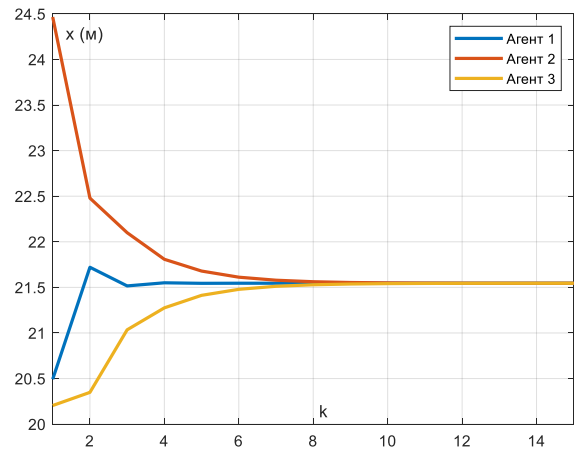


Рис. 4. Консенсус по координате виртуального ведущего

На рис. 5 представлены результаты планирования последовательности путевых точек (waypoints) для ВВ при горизонте предсказания $N = 15$. В данном сценарии как статические, так и динамические препятствия моделируются в виде окружностей, при этом сохраняется минимальное безопасное расстояние $d_{min} = 80m$ от их центров. Алгоритм планирования успешно генерирует последовательность путевых точек, которая направляет ВВ от начальной точки до конечной точки, обеспечивая безопасность и эффективное избегание от препятствий.

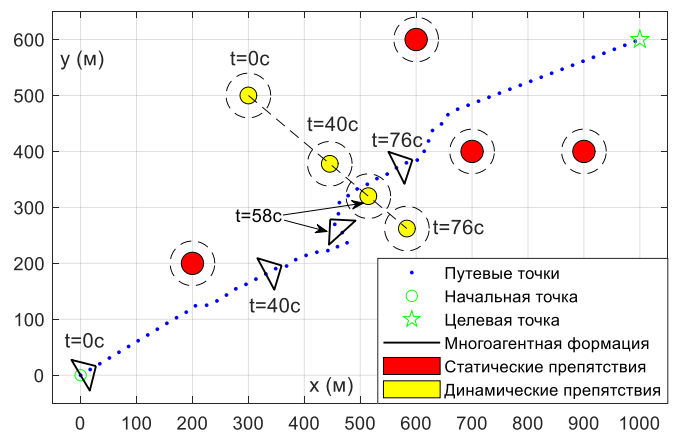


Рис. 5. Планирование путевых точек для ВВ при

Положения центра формации и динамического препятствия показаны в различные моменты времени: $t = 0s$, $t = 40s$, $t = 58s$ и $t = 76s$. В момент времени $t = 58s$ динамическое препятствие приближается к формации. Показано, что формация плавно отклоняется влево, чтобы избежать потенциального столкновения, что демонстрирует реактивность и гибкость предлагаемого метода в динамической среде.

Формация в целом следует по прямолинейным траекториям к цели. При обнаружении препятствия агенты временно отклоняются от прямой траектории для безопасного обхода. После обхода препятствия формация следует по новой прямолинейной траектории от текущей позиции к целевой точке.

Увеличение длины горизонта предсказания улучшает предсказательную способность метода MPC, что приводит к более плавной планируемой траектории. Однако увеличение горизонта предсказания также приводит к усложнению задачи оптимизации и росту вычислительных затрат, что следует учитывать при практической реализации.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Численные моделирования подтверждают эффективность предлагаемого метода в задаче кооперативного планирования пути для многоагентной формации с обеспечением безопасной навигации в среде, содержащей как статические, так и динамические препятствия. Ключевым преимуществом метода является его полностью распределенная характеристика: все агенты участвуют в процессе планирования пути, используя при этом только локальную информацию и межагентной связи. Предлагаемый механизм достижения консенсуса обеспечивает устойчивость процесса управления формацией к внешним возмущениям и ограничениям в коммуникации, а также масштабируемость при увеличении числа агентов в сети. Метод демонстрирует адаптивность к динамически изменяющейся среде и пригоден для реализации в реальном времени, что делает его подходящим для различных практических применений, таких как автономные группы беспилотных летательных аппаратов, мобильные наземные роботы и формации подводных транспортных средств.

В будущем планируется интеграция предлагаемого распределенного метода планирования пути с ранее разработанным авторами распределенным алгоритмом следования по пути в задаче управления формацией. Такая интеграция позволит создать единую, полностью распределенную систему управления формацией, что повысит уровень автономности и надежности МАС.

ЛИТЕРАТУРА

1. Okubo A. Dynamical aspects of animal grouping: swarms, schools, flocks, and herds // *Advances in biophysics*. – 1986. – 22:1-94.
2. Dong W. Cooperative control of multiple nonholonomic mobile agents / W. Dong, J.A. Farrell // *IEEE Transactions on Automatic Control*. – 2008. – 53(6):1434-1448.
3. Liang K.-Y. Networked control challenges in collaborative road freight transport / K.-Y. Liang, S. Van de Hoef, H. Terelius, V. Turri, B. Besselink, J. Martensson, K.H. Johansson // *European Journal of Control*. – 2016. – 30:2-14.
4. Schenato L. A distributed consensus protocol for clock synchronization in wireless sensor network / L. Schenato, G. Gamba // *46th IEEE Conference on Decision and Control* / - 2007. – P. 2289-2294.
5. Mansouri S.S. Distributed model predictive control for unmanned aerial vehicles / S.S. Mansouri, G. Nikolakopoulos, T. Gustafsson // *Workshop on Research, Education and Development of Unmanned Aerial Systems*. Cancun, Mexico. – 2015. – P. 152-161.

6. Alrifaae B. Centralized non-convex model predictive control for cooperative collision avoidance of networked vehicles / B. Alrifaae, M.G. Mamaghani, D. Abel // *IEEE International Symposium on Intelligent Control (ISIC)*. Juan Les Pins, France. – 2014. – P. 1583-1588.

7. Муслимов Т.З. Децентрализованное групповое нелинейное управление строем беспилотных летательных аппаратов самолетного типа / Т.З. Муслимов, Р.А. Мунасыпов // *Мехатроника, автоматизация, управление*. – 2020. – Т.21, №1. – С.43-50.

8. Kanjanawanishkul K. Distributed model predictive control for coordinated path following control of omnidirectional mobile robots / K. Kanjanawanishkul, A. Zell // *2008 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. Singapore. – 2008. – P. 3120-3125.

9. Yu Q. A Review of Global and Local Path Planning Algorithms for Mobile Robots / Q. Yu, J. Zhou // *8th International Conference on Robotics, Control and Automation (ICRCA)*. Shanghai, China. – 2024. – P. 84-90.

10. LaValle S.M. Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning // *Technical Report TR-98-11*. Computer Science Department, Iowa State University, Ames, IA, USA, 1998.

11. Kennedy J. Particle swarm optimization / J. Kennedy, R. Eberhart // *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*. Perth, WA, Australia: IEEE. – 1995. – P. 1942-1948.

12. He Z. A novel model predictive artificial potential field based ship motion planning method considering COLREGs for complex encounter scenarios / Z. He, X. Chu, C. Liu, W. Wu // *ISA Transactions*. – 2023. – Vol. 134. – P. 58-73.

13. Филимонов А.Б. Методология искусственных потенциальных полей в задачах локальной навигации мобильных роботов / А.Б. Филимонов, Н.Б. Филимонов // *Интеллектуальные системы, управление и мехатроника. Матер. III Всеросс. науч.-техн. конф.* Севастополь: СевГУ, 2017. – С. 157-160.

14. Веремей Е.И. Управление с прогнозирующими моделями: учебное пособие / Е.И. Веремей, М.В. Сотникова. – Воронеж: Изд-во «Научная книга», 2016. – 214 с.

15. Фам К.Ф. Метод управления с прогнозирующей моделью в задаче отслеживания углового движения БПЛА // *Journal of Advanced Research in Technical Science*. – 2025. – № 48.

16. Luis C.E. Trajectory Generation for Multiagent Point-To-Point Transitions via Distributed Model Predictive Control / C.E. Luis, A.P. Schoellig // *IEEE Robotics and Automation Letters*. – 2019. – Vol. 4, no. 2. – P. 375-382.

17. Фам К.Ф. Алгоритмы согласованного следования по путям для группы БПЛА // *Journal of Advanced Research in Technical Science*. – 2025. – № 47. – С. 64-70.

18. Nocedal J. Numerical Optimization. 2nd Edition / J. Nocedal, S.J. Wright. – Berlin: Springer-Verlag, 2006. – 683 p.

19. Boyd S. Sequential convex programming, Lecture Notes. – Stanford University, 2008.

20. Mesbahi M. Graph Theoretic Methods in Multiagent Networks. STU-Student edition / M. Mesbahi, E. Magnus. – Princeton University Press, 2010. – 424 p.

21. Фам К.Ф. Информационный консенсус в кооперативном управлении мультироботными системами // *Journal of Advanced Research in Technical Science*. – 2025. – № 48.

Optimal Path Planning for Multi-agent Formation

Pham Q.P.

Bauman Moscow State Technical University
Moscow, Russian Federation
hvktqs1421996@gmail.com

Filimonov N.B.

Lomonosov Moscow State University
Moscow, Russian Federation
nbfilimonov@mail.ru

Abstract. This paper proposes a distributed path planning method for multi-agent formation operating under leader-follower control strategy, in which a virtual leader (VL) is defined as geometric center of the formation. VL's waypoints are planned cooperatively by all agents in a distributed manner. The path planning task is formulated as a model predictive control (MPC) problem incorporating nonlinear agent dynamics and non-convex constraints associated with obstacle avoidance. To solve the resulting non-convex optimization problem at each MPC step, sequential convex programming (SCP) method is applied. To ensure the same waypoints planned by all agents, current VL's position at each time step must be agreed among agents. Each agent shares its local estimate of VL's position through an inter-agent communication

network. This allows all agents to reach consensus on the estimation and guarantees consistent planning. The proposed approach enables formation-level feedback and improves robustness to disturbances and model uncertainties. Additionally, sufficient condition on the communication topology that ensure consensus is analyzed. Simulation results in MATLAB demonstrate effectiveness and robustness of the proposed method in an environment containing both dynamic and static obstacles.

Keywords: cooperative path planning, formation feedback, leader-follower, distributed MPC, consensus algorithm, multi-agent system

Библиографическое описание статьи

Фам К.Ф. Оптимальное планирование маршрута много-агентной формации / К.Ф. Фам, Н.Б. Филимонов // Машиностроение: сетевой электронный научный журнал. – 2026. – Т.13, №1. – С. 34-40. DOI: 10.24892/RIJIE/20260106

Reference to article

Pham Q.P., Filimonov N.B. Optimal path planning for multi-agent formation, *Russian Internet Journal of Industrial Engineering*, 2026, vol.13, no.1, pp. 34-40. DOI: 10.24892/RIJIE/20260106