

И.С. АРХИПОВ, В.А. ЕРОФЕЕВА, О.Н. ГРАНИЧИН, В.А. КИСЕЛЕВ,
А.О. ЧЕРНОВ

УСКОРЕННЫЙ ПРОТОКОЛ ЛОКАЛЬНОГО ГОЛОСОВАНИЯ ДЛЯ ГРУППЫ РОБОТОВ С ОДНИМ ПУЛЬТОМ ДИСТАНЦИОННОГО УПРАВЛЕНИЯ

Архипов И.С., Ерофеева В.А., Граничин О.Н., Киселев В.А., Чернов А.О. Ускоренный протокол локального голосования для группы роботов с одним пультом дистанционного управления.

Аннотация. Управление группой роботов с помощью одного пульта дистанционного управления является актуальной и сложной задачей, особенно в условиях нестабильной связи, когда часть роботов может временно терять управляющий сигнал, что требует разработки надёжных децентрализованных механизмов для поддержания строя. В данной работе предложена и апробирована полуцентрализованная система управления, позволяющая оператору координировать группу роботов как единое целое. Система объединяет централизованные команды от базовой станции с децентрализованной коррекцией положения на основе протокола ESP-NOW. Для сравнения эффективности в задаче поддержания жёсткой формации были применены протокол локального голосования (LVP) и его ускоренная версия (ALVP). Их эффективность оценивалась в среде моделирования на группе из четырёх дронов в ходе экспериментов, включавших резкие манёвры (повороты на 50° и 75°) и имитацию значительных потерь пакетов данных (50% и 80%). Результаты показали, что ALVP продемонстрировал значительные преимущества по сравнению со стандартным LVP: более высокую скорость восстановления формации, меньшую среднюю ошибку позиционирования и большую устойчивость. В частности, при выполнении серии из 20 полётов с поворотом на 50° , ALVP успешно сохранил строй в 17 случаях против 3 у LVP, а также показал лучшую робастность в условиях потерь пакетов. Таким образом, предложенный полуцентрализованный подход с использованием протокола ALVP является эффективным и надёжным решением для управления строем группы роботов. Дальнейшие исследования будут направлены на проведение натуральных экспериментов и интеграцию механизмов обхода препятствий.

Ключевые слова: кооперативное управление, адаптивное управление, робототехника.

1. Введение. В последние годы исследователи проявляют все больший интерес к использованию групп автономных роботов. Эти группы, включающие беспилотные летательные аппараты (а иногда наземные или морские системы), применяются в широком спектре задач, таких как сельское хозяйство, спасательные операции, мониторинг дикой природы, климатология, картографирование, инспекция инфраструктуры и доставка грузов. [1,2]. С практической точки зрения, одной из важнейших задач в этой области является поддержание строгого порядка формации группы роботов [3].

Существует два основных подхода к формированию структуры группы: централизованный и децентрализованный [1]. Централизованный

способ предполагает управление каждым роботом через базовую станцию, которая собирает данные от всех членов группы, определяет их местоположение и рассчитывает управляющие воздействия. Однако этот подход сталкивается с ограничениями: по мере увеличения числа роботов вычислительная и коммуникационная нагрузка на базовую станцию значительно возрастает, что снижает общую эффективность системы [3]. Кроме того, базовая станция должна поддерживать постоянную связь со всеми роботами, что приводит к неизбежным задержкам при обработке поступающей информации. Разрывы связи для такой системы критичны.

Децентрализованный подход позволяет каждому роботу самостоятельно определять необходимые для поддержания формации управляющие воздействия, обмениваясь информацией с соседними роботами. Для поддержки таких взаимодействий часто используются консенсусные алгоритмы [4], позволяющие роботам корректировать свои движения в зависимости от состояния находящихся поблизости членов группы и обеспечивающие согласованное поведение всей группы [4, 5].

В этом исследовании представлен полуцентрализованный способ управления группой роботов. Оператор при помощи пульта или базовая станция при помощи автоматического алгоритма транслирует общее для всех дронов управляющее воздействие (централизованная часть управления). Роботы, получившие эти команды, исполняют их. Роботы, связь с которыми оказалась разорвана, поддерживают формацию за счет локального взаимодействия с роботами, получившими управление от базовой станции (децентрализованная часть управления). Способность роботов группы самостоятельно регулировать свое положение и поддерживать формацию также снижает нагрузку на базовую станцию, связанную с необходимостью обрабатывать информацию от каждого отдельного робота. Предлагаемый подход облегчает управление группой как единым целым, упрощая контроль и координацию.

В этой статье рассматривается применение протокола локального голосования (Local Voting Protocol, LVP) [6] и ускоренного протокола локального голосования (Accelerated LVP, ALVP) [7] для поддержания жесткой формации группы роботов. Ранее протокол локального голосования был успешно применен к задаче планирования в реальной беспроводной сети [8]. Позже было предложено применение LVP для задачи о группе роботов, а именно для задачи синхронизации курса движения колесных роботов [9].

Протокол локального голосования – это масштабируемый распределенный протокол достижения консенсуса. Его основная идея заключается в постепенном выравнивании некоторых параметров агентов

системы между собой. Распределенный характер этого протокола также позволяет преодолеть коммуникационные ограничения. Известно, что он работает в сетях с переменной топологией и в условиях шумов, где обмен информацией между сетевыми агентами может быть потерян или задержан [10]. Также, во время работы системы некоторые роботы могут потерять связь с базовой станцией. LVP частично компенсирует такую потерю данных: роботы, имеющие связь с базовой станцией продолжают движение по заданной траектории, а роботы, связь потерявшие, ориентируются на движение соседей и за счет этого продолжают движение по траектории.

Протокол ускоренного локального голосования – это новый децентрализованный протокол достижения консенсуса, разработанный для нестационарных сетевых сред, где состояние узлов (агентов) динамически меняется. Степень несбалансированности состояний узлов сети характеризуется потенциалом Лапласа [11]. ALVP основывается на принципах консенсуса, поскольку каждый узел итеративно обновляет свою стратегию выравнивания состояний, используя локально-обмениваемые зашумленные измерения соседних узлов и свои измерения. Используя метод ускорения по Нестерову [12], и модифицируя классический потенциал Лапласа с помощью регуляризующего члена для обеспечения сильной выпуклости и гладкости, алгоритм обеспечивает более быструю сходимость к сбалансированному состоянию всех узлов, т.е. к минимуму потенциала Лапласа. Его конструкция, в которой используются постоянные настройки размера шага и вспомогательные переменные, позволяет надежно отслеживать состояния даже в условиях внезапных изменений. В задаче балансировки нагрузки вычислительной сети ALVP превосходит традиционные протоколы, такие как стандартный протокол локального голосования и round-robin планирование, с точки зрения сокращения общесистемного времени обработки [7]. Кроме ALVP для ускорения сходимости используется группа Fast Laplacian-методов, например, [13]. Такие методы используют свойства спектра матрицы Лапласа графа для ускорения сходимости. Также применяются различные модификации Push-Sum-подхода, такие как [14, 15]. Эти методы могут работать в условиях однонаправленности связей, но эффективность таких методов может сильно зависеть от структуры и стабильности графа связей [16], чего не наблюдается у LVP и ALVP.

Оставшаяся часть этой статьи построена следующим образом: в разделе 2 даётся формальная постановка задачи управления группой роботов в условиях меняющихся связей и внешних возмущений. Раздел 3 описывает архитектуру системы, включая компоненты базовой станции,

бортовое оборудование (ArduPilot, ESP32) и операционную систему реального времени MartOS. В разделе 4 рассматривается протокол локального голосования (LVP) для поддержания формации, его алгоритмы и свойства сходимости в условиях помех. Раздел 5 посвящён анализу ускоренного протокола (ALVP) и оценке его скорости сходимости. В разделе 6 приводятся результаты экспериментального сравнения LVP и ALVP в среде моделирования при выполнении резких манёвров. Наконец, в разделе 7 кратко отмечаются направления будущих исследований, такие как обход препятствий и проведение натуральных испытаний.

2. Постановка задачи. Рассмотрим группу, состоящую из N роботов. Динамическая топология связей в группе моделируется как изменяющийся во времени неориентированный граф $\mathcal{G}_t = (\mathcal{N}, \mathcal{E}_t)$, где множество вершин $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ обозначает роботов, а набор ребер $\mathcal{E}_t \subseteq \mathcal{N} \times \mathcal{N}$ обозначает наличие связи между парами роботов в момент времени t . Для случая беспроводной коммуникации, рассматриваемого в этой работе, соседями будут считаться роботы группы, попадающие в радиус вещания робота i .

Предположение 1: Граф \mathcal{G}_t является связным в течение определенного периода или в среднем: для любой пары вершин $(i, j) \in \mathcal{N}$ существует по крайней мере один путь, соединяющий их в течение некоторого интервала времени.

Такое предположение обычно используется в исследованиях, посвященных задачам оптимизации на динамических графах [17].

Рассмотрим следующую проблему управления группой роботов. Пусть $X_t \in \mathbb{R}^{Nd}$ – глобальный вектор состояния системы, представляющий собой объединение векторов размерности d , обозначающих состояния отдельных роботов. Обозначим целевую траекторию группы как $X_t^* \in \mathbb{R}^{Nd}$, определяющую движение компонент системы роботов в группе в виде определённой формации вдоль некоторой траектории.

Предположение 2: Для всех роботов существует единая стратегия управления U_t , направляющая их по желаемой траектории.

Эта стратегия управления направлена на решение следующей оптимизационной задачи: $\int_0^t \|X_t - X_t^*\| \xrightarrow{t \rightarrow \infty} \min$. В этой работе не будет выводиться такая управляющая стратегия. Вместо этого будем считать, что оптимизирующая управляющая стратегия U_t генерируется с использованием таких методов, как Model Predictive Control (MPC) [18] или Linear Quadratic Regulator (LQR) [19–21], или задаются человеком-оператором при помощи пульта дистанционного управления.

Таким образом, требуется разработать систему, которая позволит доводить управляющее воздействие U_t до всех членов группы роботов в условиях возможной потери связи между базовой станцией и некоторыми из роботов, при этом поддерживая заданную формацию.

3. Архитектура системы. Система состоит из группы роботов, соединенных между собой в коммуникационную сеть, и базовой станции, сигналы от которой способны получать все роботы группы. Общая структура системы представлена на рисунке 1.

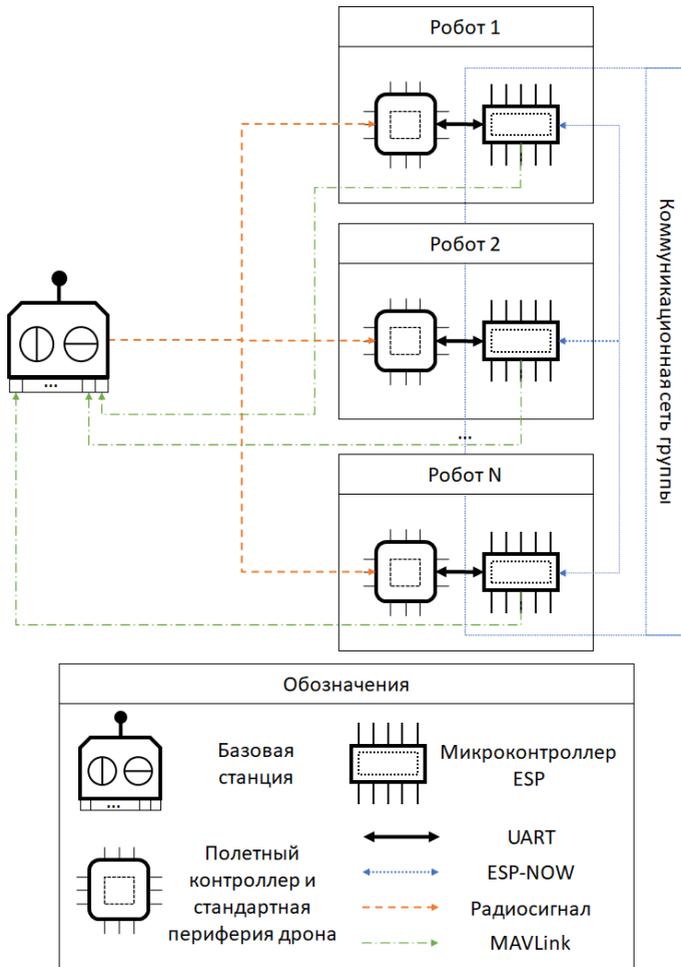


Рис. 1. Архитектура системы

Базовая станция является источником управления группой роботов. Управление может задаваться либо оператором при помощи пульта дистанционного управления, который отправляет команды для регулировки крена, тангажа, рыскания и тяги робота, либо автоматически при помощи алгоритма. Все роботы группы получают от базовой станции одинаковые управляющие сигналы, которые впоследствии преобразуются их бортовыми системами в команды управления двигателями.

Другим важным элементом базовой станции является компьютер, оснащенный специализированным программным обеспечением для мониторинга и управления группой. Каждый робот передает телеметрические данные, включая его текущее местоположение, скорость и ориентацию, используя протокол MAVLink [22]. Эти данные отображаются в программном интерфейсе (в представленном прототипе используется Mission Planner [23]), что позволяет оператору наблюдать за группой и управлять ей с повышенной точностью.

Регулировка положения в группе осуществляется программным обеспечением автопилота, работающим на контроллере полета каждого робота. В предлагаемой системе используется ArduPilot [24], программная платформа с открытым исходным кодом, которая может быть настроена для реализации конкретных алгоритмов управления, адаптированных к потребностям этого приложения.

Чтобы точно определить необходимые корректировки для движения, каждый робот полагается на данные о местоположении своих ближайших соседей. Для достижения этой цели каждый робот группы оснащен микроконтроллером ESP [25], который интегрирован с контроллером полета через универсальный асинхронный интерфейс приема-передающего устройства (UART).

Программное обеспечение автопилота постоянно предоставляет микроконтроллеру ESP обновленные данные о местоположении, которые в этой системе включают широту, долготу, высоту и ориентацию робота (рыскание). Затем микроконтроллер ESP передает эту информацию на устройства ESP ближайших роботов, используя Wi-Fi соединение.

Для обеспечения обмена данными без использования маршрутизатора используется протокол ESP-NOW [26]. Он отправляет важную информацию, заключенную в служебных сообщениях. Эти сообщения передаются в широковещательном режиме, что устраняет необходимость знать MAC-адреса роботов группы, создавать Wi-Fi-сеть или подключаться к уже существующей. Каждый находящийся в радиусе вещания микроконтроллер ESP способен получить эти сообщения и переслать содержащиеся в нем данные диспетчеру полета. Затем

диспетчер полета записывает местоположение соседа или обновляет его, если это местоположение было сохранено ранее.

Одной из ключевых функций автопилота робота является периодическая корректировка его движения. Это достигается путем использования сохраненных позиций соседних роботов для вычисления необходимых значений крена, тангажа, рыскания и тяги для достижения желаемого местоположения внутри группы. Затем эти рассчитанные значения объединяются с управляющими входами, полученными с пульта дистанционного управления.

Как передача телеметрии, так и внутригрупповой обмен информацией должны осуществляться параллельно. Для этой цели микроконтроллер ESP запущен на MartOS [27]. MartOS – это операционная система реального времени, специально разработанная для мультиагентного управления совместными роботизированными системами и распределенными сенсорными сетями. Она оснащена специализированным диспетчером задач без вытеснения, основанным на round-robin алгоритме, интегрированном управлении памятью и точных функциях таймера, которые облегчают синхронизацию срочных задач между несколькими агентами, тем самым оптимизируя совместное управление. Разработанная в основном на языке программирования Rust с поддержкой C в качестве альтернативы, MartOS использует особенности Rust для повышения безопасности и производительности с целью обеспечения надежной работы даже на устройствах с ограниченными ресурсами, таких как микроконтроллеры ESP32. Ключевым аспектом её архитектуры является встроенный сетевой интерфейс, который обеспечивает эффективную связь между агентами в режиме реального времени.

4. Протокол синхронизации. Управление согласно протоколу локального голосования для i -го робота в момент времени t может быть обозначено как \bar{u}_t^i . В простейшем случае $\bar{u}_t^i = ([\bar{u}_x]_{t+1}^i, [\bar{u}_y]_{t+1}^i, [\bar{u}_z]_{t+1}^i, [\bar{u}_h]_{t+1}^i)$. Также можно рассмотреть управляющий вектор с большим количеством измерений, где 4 его элементами являются $[\bar{u}_x]_{t+1}^i, [\bar{u}_y]_{t+1}^i, [\bar{u}_z]_{t+1}^i, [\bar{u}_h]_{t+1}^i$, а остальные члены равны 0.

4.1. Выравнивание курса и высоты. Для обеспечения единообразия курса (рыскания) и высоты полета роботов группы используются методы, основанные на консенсусе. Протокол локального голосования, который облегчает согласование конкретных параметров, может быть применен непосредственно для решения этой проблемы.

Пусть z_t^i обозначает высоту полета i -го робота в момент времени t , а \mathcal{N}_t^i обозначает набор соседей для i -го робота в момент времени t . Используя LVP, каждый робот вычисляет свою локальную настройку управления $[\bar{u}_z]_{t+1}^i$ следующим образом:

$$[\bar{u}_z]_{t+1}^i = \gamma_z \sum_{j \in \mathcal{N}_t^i} (z_t^j - z_t^i), \quad (1)$$

где γ_z – это размер шага для протокола.

Направление движения робота определяется как угол по часовой стрелке между его текущим направлением и истинным севером. Пусть направление движения i -го робота в момент времени t обозначается как h_t^i . Для точных расчетов все углы должны оставаться в пределах $[-180; 180]$. Элемент управления корректировкой для выравнивания курса, $[\bar{u}_h]_{t+1}^i$, вычисляется как:

$$[\bar{u}_h]_{t+1}^i = \gamma_h \sum_{j \in \mathcal{N}_t^i} (h_t^j - h_t^i), \quad (2)$$

где γ_h представляет собой размер шага для выравнивания курса.

4.2. Выравнивание положения по горизонтали. Для достижения координации в горизонтальном расположении роботов группы применяется стратегия распределенного консенсуса. Пусть (x_t^i, y_t^i) представляет горизонтальное положение i -го робота в момент времени t . При использовании данных глобальных навигационных спутниковых систем (ГНСС) эти координаты могут потребовать преобразования из значений широты и долготы. Предполагается, что для предлагаемого метода необходимо ГНСС или любое другое позиционирование.

Подход, основанный на консенсусе, позволяет каждому роботу уточнять свою позицию, взаимодействуя с соседними роботами. Этот процесс включает в себя выбор роботом i лучшего положения, обозначаемого как $(\hat{x}_t^j, \hat{y}_t^j)$, из нескольких предложенных соседом j положений. Рисунок 2 иллюстрирует эту идею.

Корректировки для горизонтальных координат, $[\bar{u}_x]_{t+1}^i$ и $[u_x]_{t+1}^i$, определяются с использованием следующих уравнений:

$$\begin{cases} [\bar{u}_x]_{t+1}^i = \gamma_{xy} \sum_{j \in \mathcal{N}_t^i} (\hat{x}_t^j - x_t^i) \\ [\bar{u}_y]_{t+1}^i = \gamma_{xy} \sum_{j \in \mathcal{N}_t^i} (\hat{y}_t^j - y_t^i) \end{cases}, \quad (3)$$

где γ_{xy} – это размер шага протокола, равномерно применяемый к обоим горизонтальным измерениям управления.



В представленном примере протокол локального голосования используется для поддержания группой сеточной структуры с расстоянием d между соседями. Рисунок 3 демонстрирует некоторые формации, которые могут образоваться благодаря механизму консенсуса, представленному на рисунке 2. При помощи протокола локального голосования возможно поддерживать и другие конфигурации формации: для этого необходимо лишь изменить предлагаемые соседями положения.

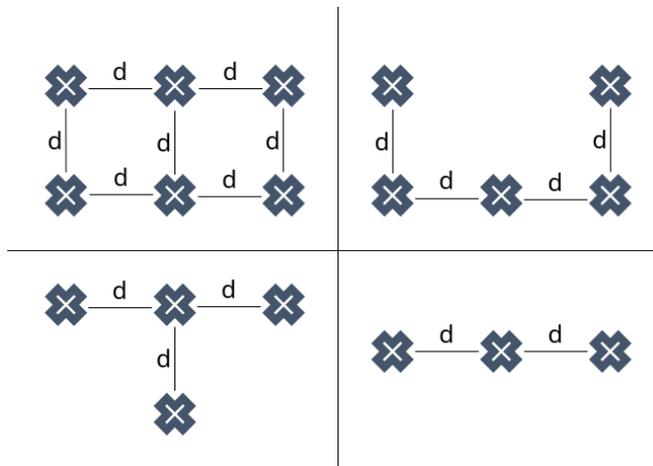


Рис. 3. Допустимые формации группы

4.3. Управление роботами. Объединенное глобальное и локальное управление u_t^i i -го робота в момент времени t может быть описано как:

$$u_t^i = U_t^i + \bar{u}_t^i. \quad (4)$$

Внешнее управление U_t^i в большинстве случаев соответствует стратегии управления U_t , описанной в разделе 2. Предполагается, что в некоторые моменты времени t связь между наземной станцией и роботом i может быть потеряна, и в этом случае U_t^i отличается от U_t . В этом случае U_t^i может остаться таким же, каким он был на предыдущем шаге (то есть $U_t^i = U_{t-1}^i$) или измениться на нулевой вектор. Более подробно решение проблемы управления группой описано в статье [28].

Динамика робота i моделируется уравнением состояния в пространстве с дискретным временем:

$$X_{t+1}^i = A_t^i X_t^i + B_t^i u_t^i + w_{t+1}^i, \quad (5)$$

где A_t^i – матрица перехода состояния, B_t^i – матрица управления состоянием, а w_t^i – возмущение.

Ожидается, что в идеальных условиях – при отсутствии шума и непрерывной связи – группа будет следовать по заданной траектории, определенной в предположении 2. Однако в реальных сценариях измерения часто сопровождаются шумом, задержками и случайной потерей связи между роботами или с наземной станцией. Свойства конвергенции LVP [10], установленные в предыдущих исследованиях, гарантируют, что даже в этих сложных условиях группа сможет достичь консенсуса и поддерживать желаемую формацию в течение долгого времени.

На практике важно, чтобы процесс достижения консенсуса происходил как можно быстрее. Для этой цели предлагается использовать протокол ускоренного локального голосования [7].

5. Ускоренный протокол локального голосования. Ускоренный протокол локального голосования [7] улучшает децентрализованную балансировку нагрузки в мультиагентных сетях в нестационарных условиях. Алгоритм основан на протоколе локального голосования, который основан на оптимизации на основе консенсуса, но использует методы ускорения, основанные на методах Нестерова, для повышения скорости сходимости [12]. ALVP работает за счет динамического перераспределения рабочей нагрузки между узлами, используя локальную связь и измерения для эффективной балансировки системы. Он включает в себя корректировку функции потенциала Лапласа, добавление регуляризационных условий для обеспечения сильной выпуклости и оптимизации распределения задач даже в изменяющихся во времени средах.

Одним из ключевых нововведений ALVP является его способность работать в нестационарных условиях, когда поступающие задачи постоянно нарушают баланс системы. В отличие от LVP, который эффективен в основном в стационарных сценариях, ALVP адаптируется к динамическим изменениям в распределении рабочей нагрузки и отслеживает эти изменения, чтобы создавать решения, приближенные к оптимальной стратегии балансировки нагрузки. Алгоритм достигает этого за счет использования механизма с переменным размером шага, который ускоряет сходимость, сохраняя при этом устойчивость к зашумленным измерениям и сбоям связи. ALVP устойчиво работает в условиях unknown-but-bounded шумов, задержках и потерях информации, что показано в [7].

Скорость выравнивания курса летательного аппарата определяется требуемым числом итераций алгоритма. Для ALVP это число может быть

определено с помощью теоремы 1, доказанной в [29] для другого случая применения протокола ALVP.

Теорема 1. Оценка ошибки ALVP [29].

Рассмотрим последовательность оценок $\{\hat{\mathbf{y}}_t\}_{t=0}^{\infty}$, сгенерированных ALVP, и предположим, что существует глобальный оптимум $\bar{\mathbf{y}}_t$ функции

$$R_t(\hat{\mathbf{y}}) = \frac{(1 + \lambda)}{2} \hat{\mathbf{y}}^T \left(\mathbf{I}_m \otimes \mathcal{L}(B(t)) \right) \hat{\mathbf{y}}. \quad (6)$$

Предположим, что для каждой итерации t выполняется следующее неравенство [7]:

$$\mathbb{E}_t [R_t(\hat{\mathbf{y}}_t) - R_t(\bar{\mathbf{y}}_t)] \leq \lambda_t (\phi_0(\bar{\mathbf{y}}_0) - R_t(\bar{\mathbf{y}}_t) + \Phi) + D_t, \quad (7)$$

где:

- $\phi_0(\bar{\mathbf{y}}_0)$ – начальная суррогатная функция,
- Φ – конечная константа,
- λ_t характеризует скорость затухания ошибок,
- $D_t \geq 0$ – это остаточная ошибка, удовлетворяющая $D_t < D_{\infty} < \infty$ и $D_t \rightarrow D_{\infty}$ при $t \rightarrow \infty$.

Тогда выполняются следующие утверждения:

1. Ошибка после K итераций. Для любого $K \geq 1$:

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}_K [R_K(\hat{\mathbf{y}}_K) - R_K(\bar{\mathbf{y}}_K)] \\ & \leq \lambda_K (\phi_0(\bar{\mathbf{y}}_0) - R_K(\bar{\mathbf{y}}_K) + \Phi) + D_K. \end{aligned} \quad (8)$$

2. Предел асимптотической погрешности. В пределе:

$$\limsup_{K \rightarrow \infty} \mathbb{E}_K [R_K(\hat{\mathbf{y}}_K) - R_K(\bar{\mathbf{y}}_K)] \leq D_{\infty}. \quad (9)$$

3. Минимальное количество итераций для заданной точности.

Если требуется целевая точность $\epsilon > D_{\infty}$, то минимальное число итераций K_{\min} удовлетворяет:

$$K_{\min} = \left\lceil \frac{\ln \left(\frac{\epsilon - D_K}{C} \right)}{\ln(1/\lambda)} \right\rceil, \quad (10)$$

где $C = \phi_0(\bar{y}_0) - R_K(\bar{y}_K) + \Phi$.

Доказательство теоремы представлено в [29]. Доказательство соответствия постановки задачи условиям теоремы приведено в приложении к статье.

6. Эксперименты. Предлагается следующий план экспериментов:

Цель экспериментов:

- Сравнить скорость восстановления идеальной формации квадрата при применении стандартного протокола локального голосования и его ускоренной версии ALVP.

- Проверить устойчивость каждого алгоритма к различным углам поворотов группы и длительности манёвра.

- Исследовать эффективность алгоритмов при восстановлении формации из произвольного начального состояния с ошибкой позиционирования.

- Оценить воспроизводимость результатов при многократных запусках.

Окружение:

- Специализированный симулятор [30], предназначенный для воспроизведения динамики групп дронов, что позволяет всесторонне протестировать их поведение в различных условиях.

- 4 однородных дрона в симуляционной среде с бортовыми контроллерами ArduPilot и ESP32 (протокол ESP-NOW).

- Наземная станция с пультом дистанционного управления и интерфейсом Mission Planner в симуляционной среде.

Метрика оценки:

- Расстояние (в метрах), которое должен пройти каждый дрон, чтобы вернуться в исходную, идеально заданную формацию. Иными словами, ошибка измеряется как суммарный путь, необходимый для полного восстановления правильной формации после нарушения.

Сценарии экспериментов:

- Поворот 50° . Длительность манёвра: 15 секунд.

- Поворот 75° . Длительность манёвра: 7 секунд.

- Поворот 50° . Длительность манёвра: 15 секунд. Потеря 50% пакетов.

- Поворот 50° . Длительность манёвра: 15 секунд. Потеря 80% пакетов.

– Восстановление формации из произвольного начального состояния. Дроны запускаются с нарушенной формацией (случайные отклонения от идеальных позиций) и стремятся достичь правильного построения квадрата без внешних возмущающих маневров.

Настройки протоколов:

– Для ALVP: $L = 3, \mu - \eta = 10, h = 0.3, \gamma_0 = 10, \alpha_x = 0.3$.
Параметры взяты, исходя из рекомендаций, описанных в [7].

– Для LVP: $\alpha = 0.3$. Параметр взят исходя из рекомендаций, описанных в [10].

Процедура проведения:

– Для сценария восстановления формации: запуск симуляции с дронами в произвольных начальных позициях, отклоняющихся от идеальной формации квадрата на случайные расстояния. Фиксация процесса сходимости к целевой формации без внешних возмущений.

– Для сценариев с поворотами: запуск симуляции полёта 4-х дронов в формации в виде квадрата, подача команды поворота под заданным углом на указанную длительность.

– Фиксация данных телеметрии каждого дрона (положение, расстояние до восстановления формации).

– Повторение сценария восстановления формации по 20 запусков для LVP и 20 запусков для ALVP.

– Повторение каждого из сценариев с поворотами по 20 запусков для LVP и 20 запусков для ALVP.

– Для сценариев с потерей сообщений (50% и 80%) – по 10 запусков для LVP и по 10 запусков для ALVP.

Траекторию полета дронов для первого сценария можно увидеть на рисунке 4. Графики ошибок полёта для первого сценария показаны на рисунке 5. Для оценки качества алгоритмов на протяжении всего полёта дополнительно было посчитано среднее и отклонение метрики. Для первого сценария среднее и отклонение метрики представлены в Таблице 1.

Траекторию полета дронов для второго сценария можно увидеть на рисунке 6. Графики ошибок полёта для второго сценария показаны на рисунке 7. Для оценки качества алгоритмов на протяжении всего полёта дополнительно было посчитано среднее и отклонение метрики. Для второго сценария среднее и отклонение метрики представлены в Таблице 2.

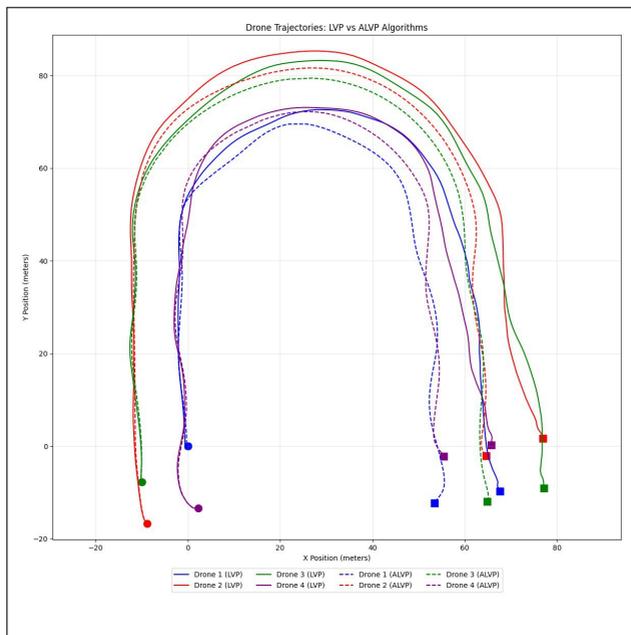


Рис. 4. Траектория полёта на первом сценарии

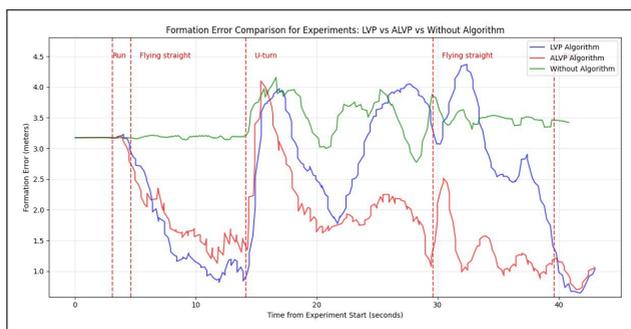


Рис. 5. Ошибка алгоритмов на первом сценарии

Таблица 1. Среднее и отклонение метрики для первого сценария

Алгоритм	Среднее	Отклонение
Без коррекции полёта	3.36 м	0.24 м
LVP	1.93 м	1.24 м
ALVP	1.31 м	0.79 м

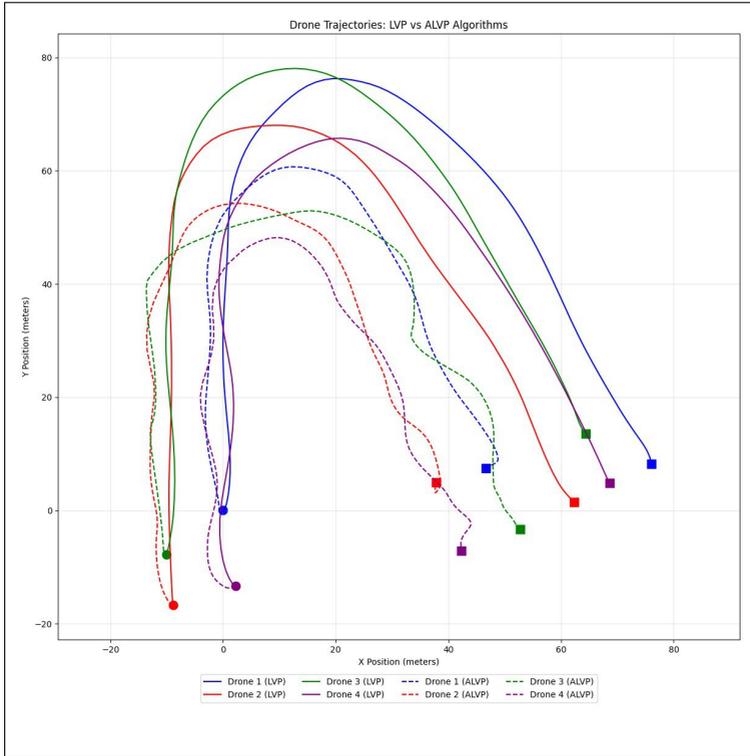


Рис. 6. Траектория полёта на втором сценарии

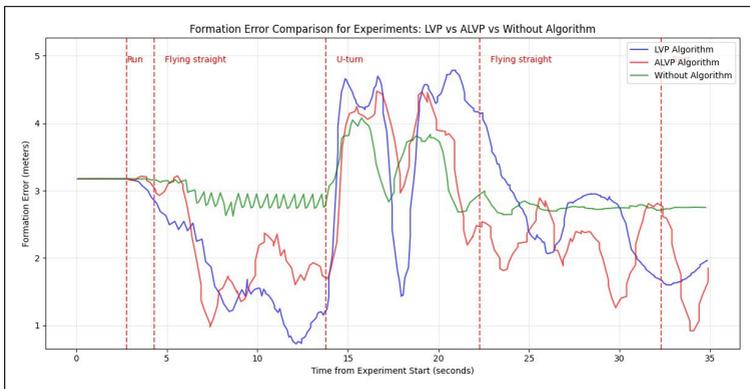


Рис. 7. Ошибка алгоритмов на втором сценарии

Таблица 2. Среднее и отклонение метрики для второго сценария

Алгоритм	Среднее	Отклонение
Без коррекции полёта	3.03 м	0.34 м
LVP	2.76 м	1.06 м
ALVP	2.62 м	0.86 м

Результаты экспериментов показывают, что во время движения по прямой система естественным образом стремится к идеальному построению. Однако при выполнении поворотов построение временно ухудшается, поскольку алгоритмы работают над его восстановлением. Примечательно, что система успешно восстанавливает свое построение после завершения поворота.

Результаты также демонстрируют, что оба алгоритма превосходят случай без использования коррекции положения дрона и протокол ускоренного локального голосования превосходит стандартный протокол локального голосования.

Для оценки воспроизводимости результата были проведены дополнительные эксперименты. Для угла поворота в 50 градусов в течение 15 секунд было произведено 20 полётов с алгоритмом LVP и 20 полётов с алгоритмом ALVP. С алгоритмом LVP только в 3-х полётах дроны оказались на финише в формации квадрата, в остальных случаях формация превращалась либо в зигзаг, либо в букву "Т". С алгоритмом ALVP в 17-ти полётах дроны успешно удержали формацию квадрата до финиша.

На рисунке 8 отображен разброс ошибок для 3-х экспериментов. На рисунке 9 отображены ошибки этих 3-х экспериментов. На рисунке 10 отображен разброс ошибок для 9-ти экспериментов. На рисунке 11 отображены ошибки этих 9-ти экспериментов.

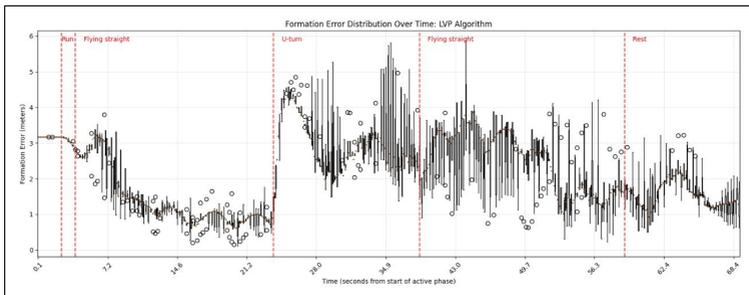


Рис. 8. Распределение ошибки для алгоритма LVP

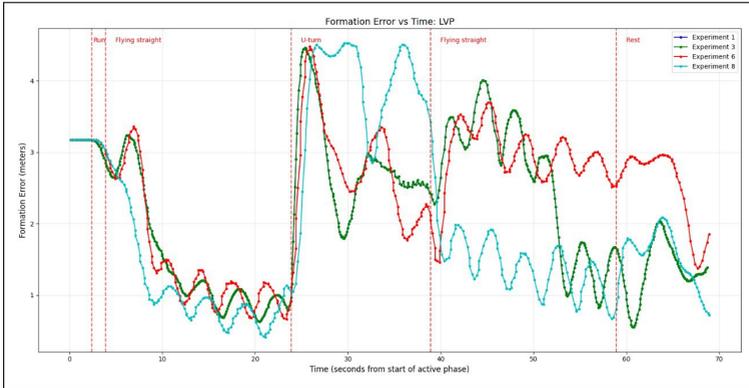


Рис. 9. Ошибки запусков с алгоритмом LVP

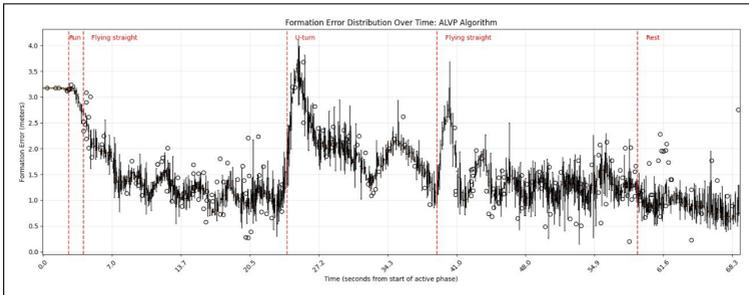


Рис. 10. Распределение ошибки для алгоритма ALVP

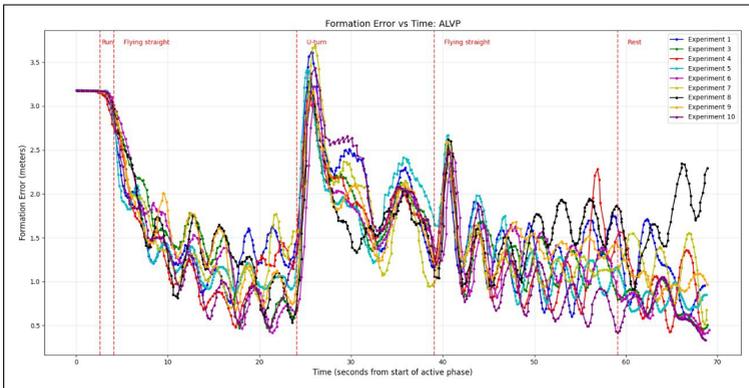


Рис. 11. Ошибки запусков с алгоритмом ALVP

В сценариях 3 и 4 оценивалась устойчивость алгоритмов к массовым потерям внутри группы. Для каждого уровня потерь (50% и 80%) и каждого алгоритма (LVP/ALVP) выполнено по 10 запусков; в каждом случае 5 запусков завершались восстановлением идеальной формации квадрата. Результаты экспериментов по сценарию 3 для LVP представлены на рисунке 12 и рисунке 13. Результаты экспериментов по сценарию 3 для ALVP представлены на рисунке 14 и рисунке 15. Результаты экспериментов по сценарию 4 для LVP представлены на рисунке 16 и рисунке 17. Результаты экспериментов по сценарию 4 для ALVP представлены на рисунке 18 и рисунке 19.

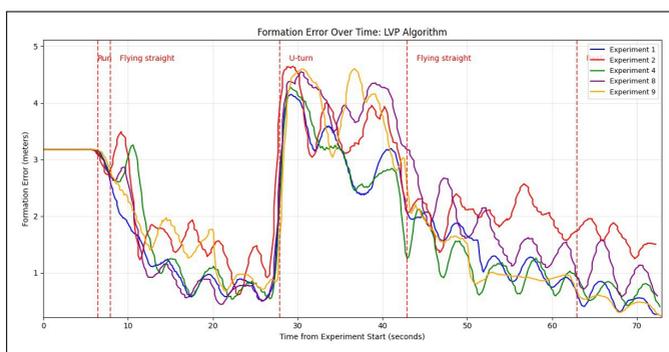


Рис. 12. Ошибки запусков с алгоритмом LVP с 50% потерями сообщений

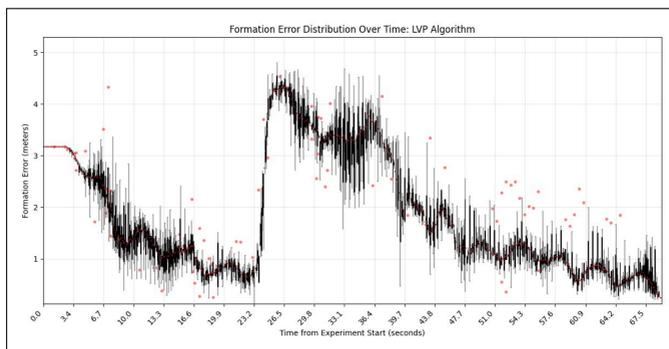


Рис. 13. Распределение ошибки для алгоритма LVP с 50% потерями сообщений

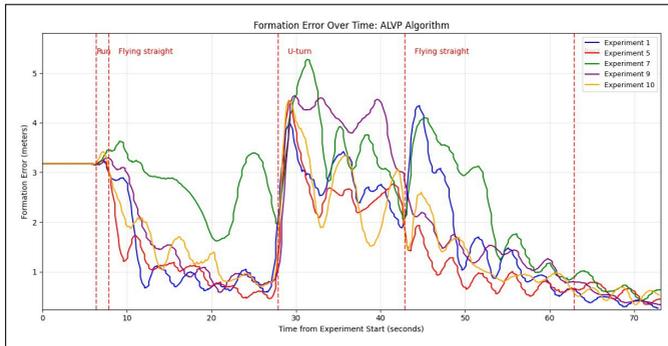


Рис. 14. Ошибки запусков с алгоритмом ALVP с 50% потерями сообщений

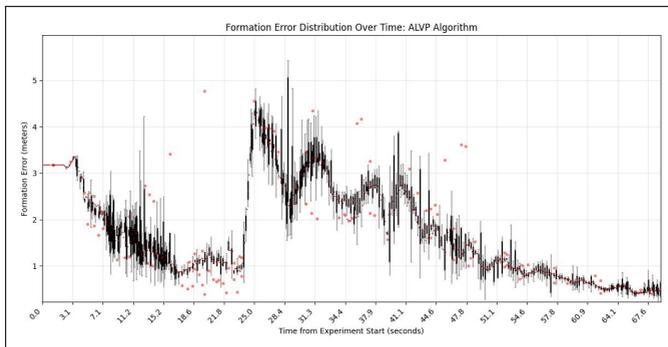


Рис. 15. Распределение ошибки для алгоритма ALVP с 50% потерями сообщений

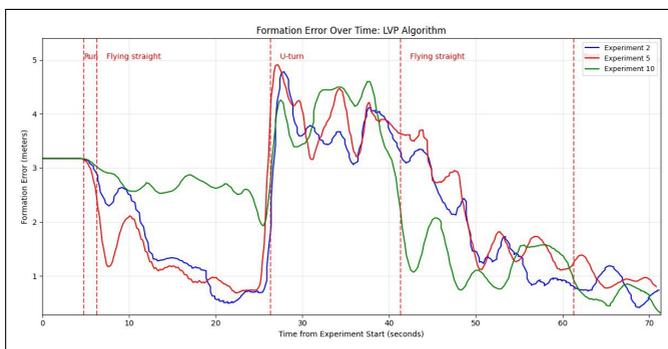


Рис. 16. Ошибки запусков с алгоритмом LVP с 80% потерями сообщений

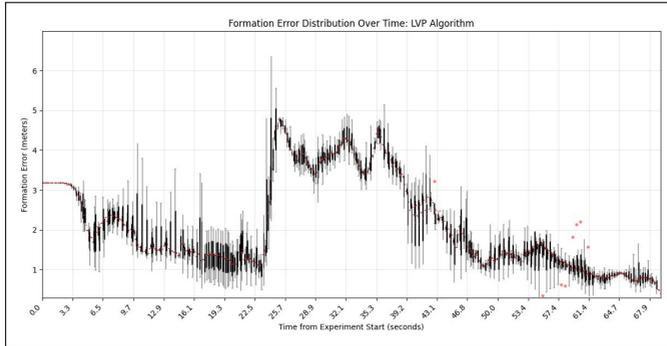


Рис. 17. Распределение ошибки для алгоритма LVP с 80% потерями сообщений

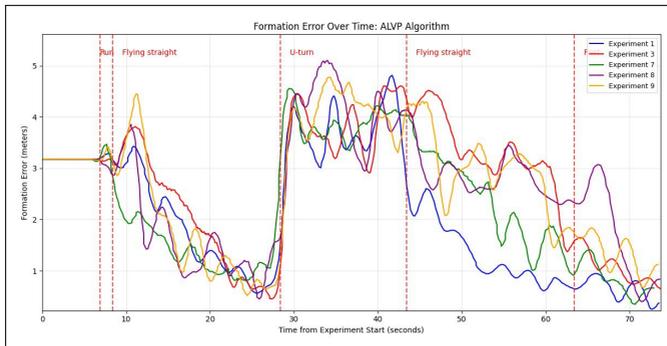


Рис. 18. Ошибки запусков с алгоритмом ALVP с 80% потерями сообщений

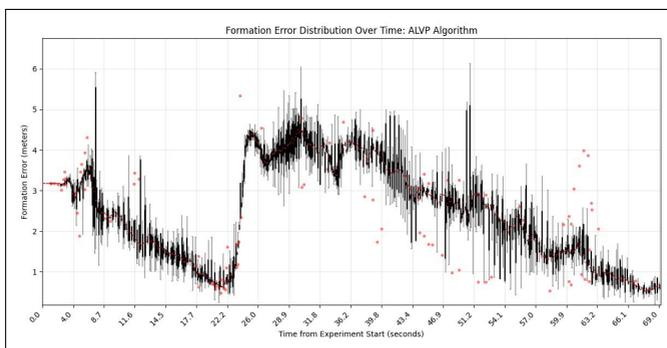


Рис. 19. Распределение ошибки для алгоритма ALVP с 80% потерями сообщений

В рамках пятого сценария экспериментов проводились запуски исключительно с использованием алгоритма ALVP с целью сравнить полученные значения ошибки формации с теоретическими предсказаниями согласно теореме 1. Данный сценарий предполагал восстановление формации дронов из произвольного начального состояния с нарушенным позиционированием без применения дополнительных маневров группы. Результаты экспериментов по данному сценарию, представленные на рисунке 20, демонстрируют хорошее соответствие между экспериментальными данными и теоретической моделью сходимости. Несмотря на наличие периодических колебаний в процессе восстановления формации, обусловленных особенностями работы алгоритма управления и динамикой системы, общая тенденция убывания ошибки полностью соответствует ожидаемому поведению согласно формуле $\varepsilon = C \cdot \lambda^K + D_K$.

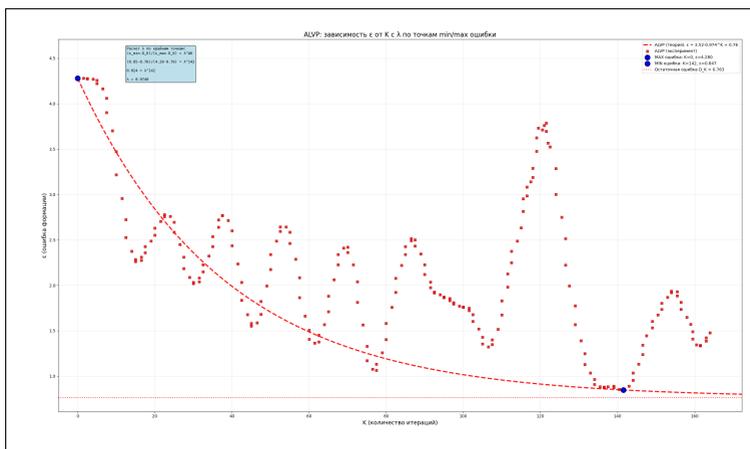


Рис. 20. Теоретический минимум и реальная ошибка ALVP на пятом сценарии

Проведённые множественные эксперименты показывают, что алгоритм ALVP работает стабильнее стандартного LVP.

Для оценки эффективности алгоритмов был использован специализированный симулятор [30]. Этот инструмент предназначен для воспроизведения динамики групп дронов, что позволяет всесторонне протестировать их поведение в различных условиях.

7. Заключение. В этой статье предлагается применение протокола локального голосования и его ускоренного варианта для поддержания формации групп роботов. Для тестирования алгоритмов

были разработаны архитектура системы и симулятор. Результаты экспериментов продемонстрировали эффективность предложенного подхода, показав, что ALVP значительно улучшает восстановление формации группы после резких маневров. ALVP продемонстрировал более высокую скорость сближения и устойчивость к динамическим изменениям окружающей среды по сравнению с LVP. В дальнейшем планируется провести натурные испытания предложенного подхода для повышения практической значимости результатов.

Возможным направлением исследований является добавление средств, позволяющих избежать препятствий. В [31] было предложено приложение LVP для обхода препятствий для группы колесных роботов, движущихся к источнику света. К предлагаемой динамике системы может быть добавлено дополнительное управляющее воздействие, позволяющее избегать препятствий всей группе при их обнаружении хотя бы одним из роботов.

Приложение: Доказательство выполнения условий теоремы 1 в системе управления роём роботов. Условия теоремы 1 ([29]): Для последовательности оценок $\{\bar{y}_t\}_{t=0}^{\infty}$, генерируемой протоколом ALVP, требуется:

1. Существование глобального оптимума \bar{y}_t^* для функции:

$$R_t(\bar{y}) = \frac{(1 + \lambda)}{2} \bar{y}^T (I_m \otimes L(B(t))) \bar{y}.$$

2. Выполнение неравенства для каждой итерации t :

$$\mathbb{E}_t [R_t(\bar{y}_t) - R_t(\bar{y}_t^*)] \leq \lambda_t (\phi_0(\bar{y}_0) - R_t(\bar{y}_t^*) + \Phi) + D_t,$$

где λ_t характеризует скорость затухания ошибок, $D_t \geq 0$ – остаточная ошибка, причём $D_t < D_\infty < \infty$ и $D_t \rightarrow D_\infty$ при $t \rightarrow \infty$.

Доказательство для системы управления роём:

1. **Применимость ALVP:** В системе управления роём (раздел 5 статьи) ALVP используется для синхронизации состояний роботов: курса (h_i), высоты (z_i) и горизонтальных координат (x_i, y_i). Динамика i -го робота описывается уравнением:

$$X_{t+1}^i = A_t^i X_t^i + B_t^i w_t^i + w_{t+1}^i,$$

где w_t^i – возмущения (потери связи, шумы измерений, внешние воздействия). Глобальный вектор состояния:

$$\bar{y}(t) = [s_1(t)^T, \dots, s_n(t)^T]^T, \quad s_i(t) = [x_i(t), y_i(t), z_i(t), h_i(t)]^T.$$

Целевая функция имеет вид:

$$R_t(\bar{y}) = \frac{(1 + \lambda)}{2} \bar{y}^T (I_4 \otimes L(B(t))) \bar{y},$$

где I_4 – единичная матрица, $L(B(t))$ – матрица Лапласа графа связи.

2. Существование оптимума: Функция $R_t(\bar{y})$ является сильно выпуклой и гладкой (раздел 5). Матрица $I_m \otimes L(B(t))$ положительно полуопределена. При условии сильной связности графа (Предположение 1), $\lambda_{\min}(L(B(t))) > 0$, что обеспечивает существование и единственность глобального оптимума \bar{y}_t^* – состояния консенсуса.

3. Выполнение неравенства (7): В [29] доказано, что ALVP удовлетворяет неравенству:

$$\mathbb{E}_t [R_t(\bar{y}_t) - R_t(\bar{y}_t^*)] \leq \lambda_t (\phi_0(\bar{y}_0) - R_t(\bar{y}_t^*) + \Phi) + D_t$$

для динамических сетей с неизвестными, но ограниченными возмущениями (раздел 5.2). В системе управления роем:

1. Возмущения w_t^i моделируют потери связи (до 80%), шумы измерений и внешние воздействия (разделы 4.3, 6).

2. Эти возмущения ограничены (Предположение 2 в [29]), что соответствует экспериментальным условиям (раздел 6).

Параметры λ_t и D_t :

1. $\lambda_t = \mathcal{O}(e^{-ct})$ (экспоненциальное затухание) доказано в [29] для сетей со стохастическими возмущениями.

2. D_t включает ошибку от возмущений w_t ; при $t \rightarrow \infty$ сходится к D_∞ , связанной с дисперсией шумов.

Заключение: Все условия теоремы 1 [29] выполняются в постановке задачи управления роем роботов:

1. ALVP генерирует последовательность $\{\bar{y}_t\}$ для динамики роботов.

2. Глобальный оптимум \bar{y}_t^* существует и единственен при сильной связности графа.

3. Неравенство (7) выполняется благодаря ограниченности возмущений w_t и свойствам ALVP, доказанным в [29].

Таким образом, оценка ошибки ALVP (уравнения (8)–(10) теоремы 1) применима к системе управления роем роботов.

Литература

1. Bu Y., Yan Y., Yang Y. Advancement challenges in UAV swarm formation control: A comprehensive review // *Drones*. 2024. vol. 8. no. 7. DOI: 10.3390/drones8070320.
2. Amala Arokia Nathan R.J., Kurmi I., Bimber O. Drone swarm strategy for the detection and tracking of occluded targets in complex environments // *Communications Engineering*. 2023. vol. 2. DOI: 10.1038/s44172-023-00104-0.
3. Do H.T., Hua H.T., Nguyen M.T., Nguyen C.V., Nguyen H.T.T., Nguyen H.T., Nguyen N.T.T. Formation control algorithms for multiple-UAVs: a comprehensive survey // *EAI Endorsed Trans. Ind. Networks Intell. Syst.* 2021. vol. 8. no. 27.
4. Ren W. Consensus based formation control strategies for multi-vehicle systems // *Proceedings of the American Control Conference. IEEE*, 2006. pp. 6.
5. Amelin K., Amelina N., Granichin O., Granichina O., Andrievsky B. Randomized algorithm for UAVs group flight optimization // *IFAC Proceedings Volumes*. 2013. vol. 46. no. 11. pp. 205–208.
6. Amelina N., Fradkov A., Amelin K. Approximate consensus in multi-agent stochastic systems with switched topology and noise // *IEEE International Conference on Control Applications (CCA)*. 2012. pp. 445–450.
7. Erofeeva V., Granichin O., Volodina E. Accelerated decentralized load balancing in multi-agent networks // *IEEE Access*. 2024. vol. 12.
8. Vergados D.J., Amelina N., Jiang Y., Kravetska K., Granichin O. Toward optimal distributed node scheduling in a multihop wireless network through local voting // *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2017. vol. 17. no. 1. pp. 400–414.
9. Амелин К.С., Амелина Н.О., Граничин О.Н., Сергеев С.Ф. Децентрализованное групповое управление роем автономных роботов без маршрутизации данных // *Робототехника и техническая кибернетика*. 2021. Т. 9. № 1. С. 42.
10. Amelina N., Fradkov A., Jiang Y., Vergados D.J. Approximate consensus in stochastic networks with application to load balancing // *IEEE Transactions on Information Theory*. 2015. vol. 61. no. 4. pp. 1739–1752.
11. Olfati-Saber R., Murray R.M. Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays // *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2004. vol. 49. no. 9. pp. 1520–1533.
12. Nesterov Y. *Lectures on convex optimization*. Berlin: Springer, 2018. vol. 137. 589 p.
13. Kovalev D., Borodich E., Gasnikov A., Feoktistov D. Lower bounds and optimal algorithms for non-smooth convex decentralized optimization over time-varying networks. arXiv preprint arXiv:2405.18031. 2024.
14. Chen X., Huang L., Ding K., Dey S., Shi L. Privacy-preserving push-sum average consensus via state decomposition // *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2023. vol. 68. no. 12. pp. 7974–7981.

15. Zhou Y., Cheng Y., Xu L., Chen E. Adaptive weighting push-SUM for decentralized optimization with statistical diversity // *IEEE Transactions on Control of Network Systems*. 2025. DOI: 10.1109/TCNS.2025.3566329.
16. Kenyeres M., Kenyeres J., Skorpil V. The analysis of the push-sum protocol in various distributed systems // *European Scientific Journal*. 2016. vol. 12. no. 12. DOI: 10.19044/esj.2016.v12n12p64.
17. Nedic A., Olshevsky A. Distributed optimization over time-varying directed graphs // *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2014. vol. 60. no. 3. pp. 601–615. DOI: 10.1109/TAC.2014.2364096.
18. Mayne D.Q., Rawlings J.B., Diehl M.M. *Model predictive control theory and design* // Nob Hill Pub, Llc. 1999.
19. Kalman R.E. Contributions to the theory of optimal control // *Bol. soc. mat. mexicana*. 1960. vol. 5. no. 2. pp. 102–119.
20. Cohen A., Hasidim A., Koren T., Lazic N., Mansour Y., Talwar K. Online linear quadratic control // *International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2018. vol. 80. pp. 1029–1038.
21. Goel G., Wierman A. An online algorithm for smoothed regression and LQR control // *The 22nd International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. PMLR, 2019. vol. 89. pp. 2504–2513.
22. The Dronecode Foundation. MAVLink. URL: <https://mavlink.io/en> (дата обращения: 25.06.2025).
23. M. Osborne and ArduPilot Dev Team. Mission planner. URL: <https://ardupilot.org/planner> (дата обращения: 25.06.2025).
24. ArduPilot Dev Team. (2024) ArduPilot. URL: <https://ardupilot.org> (дата обращения: 25.06.2025).
25. Espressif Systems. ESP32 Wi-Fi and Bluetooth SoC. URL: <https://www.espressif.com/en/products/socs/esp32> (дата обращения: 25.06.2025).
26. Espressif Systems. ESP-NOW wireless communication protocol. URL: <https://www.espressif.com/en/solutions/low-power-solutions/esp-now> (дата обращения: 25.06.2025).
27. Arkhipov I. MartOS. URL: <https://github.com/IvanArkhipov1999/Martos> (дата обращения: 25.06.2025).
28. Erofeeva V., Granichin O., Uzhva D. Meso-scale coalitional control in large-scale networks // *Automatica*. 2025. vol. 177.
29. Erofeeva, V., Granichin, O., Pankov, V., Volkovich, Z. Communication-efficient decentralized clustering for dynamical multi-agent systems // *PlosOne*. 2025.
30. Kiselev V. Swarm simulator. URL: <https://github.com/CrococoRush/swarm-simulator> (дата обращения: 25.06.2025).
31. Amelin K., Granichin O., Sergeenko A., Volkovich Z.V. Emergent intelligence via self-organization in a group of robotic devices // *Mathematics*. 2021. vol. 9. no. 12. pp. 1314. DOI: 10.3390/math9121314.

Архипов Иван Сергеевич — аспирант, ведущий разработчик программного обеспечения, Санкт-Петербургский государственный университет. Область научных интересов: математическое обеспечение и администрирование информационных систем. Число научных публикаций — 0. arkhipov.iv99@mail.ru; Университетская набережная, 7/9, 199034, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +7(812)328-2000.

Ерофеева Виктория Александровна — канд. техн. наук, ведущий специалист, центр ИИ и науки о данных, Санкт-Петербургский государственный университет. Область научных

интересов: стохастическая оптимизация, рандомизированные алгоритмы, адаптивное управление, идентификация систем, мультиагентные технологии, машинное обучение. Число научных публикаций — 20. vicki.ultramarine@gmail.com; Университетская набережная, 7/9, 199034, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +7(812)328-2000.

Граничин Олег Николаевич — д-р физ.-мат. наук, профессор кафедры, кафедра системного программирования математико-механического факультета, Санкт-Петербургский государственный университет; Институт проблем машиностроения Российской академии наук. Область научных интересов: многоагентное адаптивное управление, сжатие данных, кластеризация (интеллектуальный анализ данных), рандомизированные алгоритмы, анализ и проектирование сложных систем с неопределенностью, приложения в области информационных технологий. Число научных публикаций — 300. oleg_granichin@mail.ru; Университетская набережная, 7/9, 199034, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +7(812)328-2000.

Киселев Владимир Александрович — студент, Санкт-Петербургский государственный университет; разработчик программного обеспечения, ООО «Технологии Видеоанализа» и «Aezakmi Group». Область научных интересов: стохастическая оптимизация, рандомизированные алгоритмы, адаптивное управление, идентификация систем, мультиагентные технологии, машинное обучение. Число научных публикаций — 0. kiselyovvld@mail.ru; Университетская набережная, 7/9, 199034, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +7(812)328-2000.

Чернов Андрей Олегович — инженер-программист, центр ИИ и науки о данных, Санкт-Петербургский государственный университет; младший научный сотрудник, Институт проблем машиностроения Российской академии наук. Область научных интересов: стохастическая оптимизация, рандомизированные алгоритмы, адаптивное управление, идентификация систем, мультиагентные технологии, машинное обучение. Число научных публикаций — 10. a.o.chernov@mail.ru; Университетская набережная, 7/9, 199034, Санкт-Петербург, Россия; р.т.: +7(812)328-2000.

Поддержка исследований. Работа выполнена при финансовой поддержке СПбГУ, шифр проекта 121061000159-6.

I. ARKHIPOV, V. EROFEEVA, O. GRANICHIN, V. KISELEV, A. CHERNOV
**ACCELERATED LOCAL VOTING PROTOCOL FOR SINGLE
REMOTE CONTROLLER ROBOT SWARM SYSTEM**

Arkhipov I., Erofeeva V., Granichin O., Kiselev V., Chernov A. **Accelerated Local Voting Protocol for Single Remote Controller Robot Swarm System.**

Abstract. Controlling a robot swarm with a single remote controller is a challenging task, especially under unstable communication conditions where agents can temporarily lose the control signal, necessitating robust decentralized mechanisms for formation maintenance. This paper presents and tests a semi-centralized control system that enables an operator to coordinate the entire swarm as a unified entity. The system integrates centralized commands from a base station with decentralized position correction via the ESP-NOW protocol. To compare performance in maintaining a rigid formation, the Local Voting Protocol (LVP) and its Accelerated version (ALVP) were applied. Their effectiveness was evaluated in a simulation environment with a group of four drones through experiments involving sharp maneuvers (50° and 75° turns) and significant data packet loss simulations (50% and 80%). The results demonstrate that the Accelerated Local Voting Protocol (ALVP) offers significant advantages over the standard LVP, including faster formation recovery, lower mean positioning error, and greater stability. Specifically, in a series of 20 flight tests with a 50° turn, ALVP successfully maintained the formation in 17 cases, compared to only 3 for LVP, and also showed superior robustness under packet loss conditions. Therefore, the proposed semi-centralized approach using the ALVP protocol is an effective and robust solution for swarm formation control. Future work will focus on conducting physical experiments and integrating obstacle avoidance mechanisms.

Keywords: cooperative control, adaptive control, robotics.

References

1. Bu Y., Yan Y., Yang Y. Advancement challenges in UAV swarm formation control: A comprehensive review. *Drones*. 2024. vol. 8. no. 7. DOI: 10.3390/drones8070320.
2. Amala Arokia Nathan R.J., Kurmi I., Bimber O. Drone swarm strategy for the detection and tracking of occluded targets in complex environments. *Communications Engineering*. 2023. vol. 2. DOI: 10.1038/s44172-023-00104-0.
3. Do H.T., Hua H.T., Nguyen M.T., Nguyen C.V., Nguyen H.T.T., Nguyen H.T., Nguyen N.T.T. Formation control algorithms for multiple-UAVs: a comprehensive survey. *EAI Endorsed Trans. Ind. Networks Intell. Syst.* 2021. vol. 8. no. 27.
4. Ren W. Consensus based formation control strategies for multi-vehicle systems. *Proceedings of the American Control Conference*. IEEE, 2006. pp. 6.
5. Amelin K., Amelina N., Granichin O., Granichina O., Andrievsky B. Randomized algorithm for UAVs group flight optimization. *IFAC Proceedings Volumes*. 2013. vol. 46. no. 11. pp. 205–208.
6. Amelina N., Fradkov A., Amelin K. Approximate consensus in multi-agent stochastic systems with switched topology and noise. *IEEE International Conference on Control Applications (CCA)*. 2012. pp. 445–450.
7. Erofeeva V., Granichin O., Volodina E. Accelerated decentralized load balancing in multi-agent networks. *IEEE Access*. 2024. vol. 12.

8. Vergados D.J., Amelina N., Jiang Y., Kravetska K., Granichin O. Toward optimal distributed node scheduling in a multihop wireless network through local voting. *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2017. vol. 17. no. 1. pp. 400–414.
9. Amelin K.S., Amelina N.O., Granichin O.N., Sergeev S.F. [Decentralized group control of autonomous robots swarm without data Routing]. *Robototekhnika i tehničeskaja kibernetika – Robotics and Technical Cybernetics*. 2021. vol. 9. no. 1. (In Russ.).
10. Amelina N., Fradkov A., Jiang Y., Vergados D.J. Approximate consensus in stochastic networks with application to load balancing. *IEEE Transactions on Information Theory*. 2015. vol. 61. no. 4. pp. 1739–1752.
11. Olfati-Saber R., Murray R.M. Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays. *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2004. vol. 49. no. 9. pp. 1520–1533.
12. Nesterov Y. *Lectures on convex optimization*. Berlin: Springer, 2018. vol. 137. 589 p.
13. Kovalev D., Borodich E., Gasnikov A., Feoktistov D.. Lower bounds and optimal algorithms for non-smooth convex decentralized optimization over time-varying networks. *arXiv preprint arXiv:2405.18031*. 2024.
14. Chen X., Huang L., Ding K., Dey S., Shi L. Privacy-preserving push-sum average consensus via state decomposition. *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2023. vol. 68. no. 12. pp. 7974–7981.
15. Zhou Y., Cheng Y., Xu L., Chen E. Adaptive weighting push-SUM for decentralized optimization with statistical diversity. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*. 2025. DOI: 10.1109/TCNS.2025.3566329.
16. Kenyeres M., Kenyeres J., Skorpil V. The analysis of the push-sum protocol in various distributed systems. *European Scientific Journal*. 2016. vol. 12. no. 12. DOI: 10.19044/esj.2016.v12n12p64.
17. Nedic A., Olshevsky A. Distributed optimization over time-varying directed graphs. *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2014. vol. 60. no. 3. pp. 601–615. DOI: 10.1109/TAC.2014.2364096.
18. Mayne D.Q., Rawlings J.B., Diehl M.M. *Model predictive control theory and design*. Nob Hill Pub, Llc. 1999.
19. Kalman R.E. Contributions to the theory of optimal control. *Bol. soc. mat. mexicana*. 1960. vol. 5. no. 2. pp. 102–119.
20. Cohen A., Hasidim A., Koren T., Lazić N., Mansour Y., Talwar K. Online linear quadratic control. *International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2018. vol. 80. pp. 1029–1038.
21. Goel G., Wierman A. An online algorithm for smoothed regression and LQR control. *The 22nd International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. PMLR, 2019. vol. 89. pp. 2504–2513.
22. The Dronecode Foundation. MAVLink. Available at: <https://mavlink.io/en> (accessed 25.06.2025).
23. M. Osborne and ArduPilot Dev Team. Mission planner. Available at: <https://ardupilot.org/planner> (accessed 25.06.2025).
24. ArduPilot Dev Team. (2024) ArduPilot. Available at: <https://ardupilot.org> accessed 25.06.2025).
25. Espressif Systems. ESP32 Wi-Fi and Bluetooth SoC. Available at: <https://www.espressif.com/en/products/socs/esp32> (accessed 25.06.2025).
26. Espressif Systems. ESP-NOW wireless communication protocol. Available at: <https://www.espressif.com/en/solutions/low-power-solutions/esp-now> (accessed 25.06.2025).

27. Arkhipov I. MartOS. Available at: <https://github.com/IvanArkhipov1999/Martos> (accessed 25.06.2025).
28. Erofeeva V., Granichin O., Uzhva D. Meso-scale coalitional control in large-scale networks. *Automatica*. 2025. vol. 177.
29. Erofeeva, V., Granichin, O., Pankov, V., Volkovich, Z. Communication-efficient decentralized clustering for dynamical multi-agent systems. *PlosOne*. 2025.
30. Kiselev V. Swarm simulator. Available at: <https://github.com/CrocCoRush/swarm-simulator> (accessed 25.06.2025).
31. Amelin K., Granichin O., Sergeenko A., Volkovich Z.V. Emergent intelligence via self-organization in a group of robotic devices. *Mathematics*. 2021. vol. 9. no. 12. pp. 1314. DOI: 10.3390/math9121314.

Arkhipov Ivan — Ph.D. student, leading software developer, St. Petersburg State University. Research interests: mathematical support and administration of information systems. The number of publications — 0. arkhipov.iv99@mail.ru; 7/9, University Emb., 199034, St. Petersburg, Russia; office phone: +7(812)328-2000.

Erofeeva Victoria — is a lead specialist of AI and Data Science Center of St. Petersburg State University. She earned her Specialist degree from Tambov State Technical University in 2013, followed by an MSc from St. Petersburg State University in 2015, and a PhD in Mathematical Cybernetics from the same institution in 2018. From 2016 to 2024, she was associated with the Institute of Problems of Mechanical Engineering of the Russian Academy of Sciences, conducting research in the Control of Complex Systems Laboratory. Her expertise encompasses stochastic optimization, randomized algorithms, adaptive control, system identification, multi-agent technologies, machine learning, and related areas.

Granichin Oleg — Ph.D., Dr.Sci., Professor of the department, System programming department, Faculty of mathematics and mechanics, St. Petersburg State University; Institute of Problems in Mechanical Engineering of the Russian Academy of Sciences. Research interests: multi-agent adaptive control, compressive sensing, clustering (data mining), randomized algorithms, analysis and design of complex systems with uncertainty, applications within information technology. The number of publications — 300. oleg_granichin@mail.ru; 7/9, University Emb., 199034, St. Petersburg, Russia; office phone: +7(812)328-2000.

Kiselev Vladimir — Student, St. Petersburg State University; Software developer, «Technologies of Video Analysis» and «Aezakmi Group». Research interests: stochastic optimization, randomized algorithms, adaptive control, system identification, multi-agent technologies, machine learning. The number of publications — 0. kiselyovld@mail.ru; 7/9, University Emb., 199034, St. Petersburg, Russia; office phone: +7(812)328-2000

Chernov Andrey — Software engineer, AI and data science center, St. Petersburg State University; Junior researcher, Institute of Problems in Mechanical Engineering of the Russian Academy of Sciences. Research interests: stochastic optimization, randomized algorithms, adaptive control, system identification, multi-agent technologies, machine learning. The number of publications — 10. a.o.chernov@mail.ru; 7/9, University Emb., 199034, St. Petersburg, Russia; office phone: +7(812)328-2000.

Acknowledgements. The research was carried out with the financial support of St. Petersburg State University, project No. 121061000159-6.