

Программные системы и вычислительные методы

Правильная ссылка на статью:

Конников Е.А., Поляков П.А., Старченкова О.Д., Сергеев Д.А. Инфометрический метод определения эффективной точки сброса гуманитарного груза с БПЛА в условиях ограниченности вычислительных ресурсов // Программные системы и вычислительные методы. 2025. № 3. DOI: 10.7256/2454-0714.2025.3.75338 EDN: PGUJBC URL: https://nbpublish.com/library_read_article.php?id=75338

Инфометрический метод определения эффективной точки сброса гуманитарного груза с БПЛА в условиях ограниченности вычислительных ресурсов

Конников Евгений Александрович

ORCID: 0000-0002-4685-8569

кандидат экономических наук

доцент, Высшая инженерно-экономическая школа; Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

195251, Россия, г. Санкт-Петербург, Калининский р-н, ул. Политехническая, д. 29

✉ konnikov_ea@spbstu.ru



Поляков Прохор Александрович

ORCID: 0000-0003-1362-6283

магистр; институт промышленного менеджмента, экономики и торговли; Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

194295, Россия, г. Санкт-Петербург, Выборгский р-н, пр-кт Просвещения, д. 33 к. 2

✉ prohor@polyakov-box.ru



Старченкова Олеся Дмитриевна

ORCID: 0009-0009-1168-2362

ассистент; институт промышленного менеджмента, экономики и торговли; Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

195273, Россия, г. Санкт-Петербург, Красногвардейский р-н, Мурунская дорога, д. 8 к. 1

✉ starchenkova.od@edu.spbstu.ru



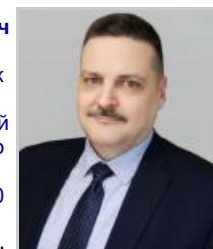
Сергеев Дмитрий Анатольевич

кандидат экономических наук

доцент; институт промышленного менеджмента, экономики и торговли; Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

194021, Россия, г. Санкт-Петербург, Выборгский р-н, ул. Новороссийская, д. 50

✉ sergeev_da@spbstu.ru



[Статья из рубрики "Математическое моделирование и вычислительный эксперимент"](#)

DOI:

10.7256/2454-0714.2025.3.75338

EDN:

LBN.

PGUJBC

Дата направления статьи в редакцию:

30-07-2025

Аннотация: Предметом исследования является вычисление высокоточной точки сброса гуманитарного груза с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) в сложных атмосферных условиях и при жёстких ограничениях на бортовые вычислительные ресурсы. Объектом исследования выступает процесс аэраскида, включающий баллистические, аэродинамические и информационные факторы, определяющие конечную траекторию контейнера. Автор подробно рассматривает такие аспекты темы, как интеграция дифференциально-геометрического моделирования атмосферы на основе потока Риччи, квантово-вдохновленная глобальная оптимизация точки сброса и лёгкая нейросетевая коррекция траектории в реальном времени с применением микроконтроллера ESP32. Особое внимание уделяется распределению вычислительной нагрузки между одноплатным компьютером Raspberry Pi 5, выполняющим ресурсоёмкие расчёты, и энергосберегающим контроллером, ответственным за онлайн-коррекцию. Таким образом, исследование направлено на формирование единого инфометрического подхода, минимизирующего неопределённость координаты приземления и обеспечивающего метрический уровень точности доставки грузов. Методика исследования основана на комбинировании потока Риччи для адаптивного моделирования атмосферы, квантово-вдохновленной оптимизации роя частиц для поиска CARP и TinyML-коррекции траектории груза на ESP32 во время падения. Основными выводами проведённого исследования являются подтверждённая возможность метрически точного аэраскида без тяжёлых навигационных систем и демонстрация эффективности предложенной инфометрической концепции QRNA. Особым вкладом автора в исследование темы является разработка гибридного алгоритма, совмещающего методы дифференциальной геометрии, квантово-вдохновленной оптимизации и лёгкого нейросетевого обучения, а также его практическая реализация на доступных одноплатных устройствах. Новизна исследования заключается в интеграции потока Риччи для динамического искажения метрической модели атмосферы непосредственно в задаче расчёта точки сброса и в применении квантово-роевого поиска в пространстве координат CARP. Дополнительная новизна проявляется в использовании TinyML-сети для онлайн-коррекции траектории груза, что ранее не применялось в контексте гуманитарных БПЛА. Полученные результаты моделирования демонстрируют снижение среднеквадратичной ошибки приземления до 0,15 м, что на порядок лучше продвинутых ML-подходов и на два порядка точнее классических баллистических методов, подтверждая высокую практическую ценность разработанного алгоритма.

Ключевые слова:

Беспилотные летательные аппараты, Точка сброса груза, Высокоточная доставка, Аэраскид, Инфометрический алгоритм, Поток Риччи, Квантово-роевая оптимизация, Нейросетевое управление, Ограниченные вычислительные ресурсы, Гуманитарная

логистика

Введение

Беспилотные летательные аппараты всё шире применяются для доставки грузов и адресного сброса припасов [1]. Однако точное прогнозирование точки приземления сбрасываемого груза затруднено воздействием аэродинамических сил, ветра и турбулентности, особенно в условиях ограниченных вычислительных ресурсов на борту дрона. Современные методы навигации и управления стремятся минимизировать отклонение груза от цели даже при сбросе с больших высот и на высокой скорости [1, 9, 11, 12].

Под инфометрическим подходом в контексте сброса груза понимается методология, при которой все доступные источники данных рассматриваются как элементы единого информационного поля. Решение формируется посредством количественного учёта их вклада в снижение неопределённости координаты приземления груза. Традиционно для расчёта точки сброса используется понятие CARP (Computed Air Release Point) – вычисленная точка в воздухе, сброс в которой должен привести к попаданию груза в цель. Простейший подход основывается на баллистической траектории в вакууме, без учёта сопротивления воздуха. Такой метод чрезвычайно быстр, но даёт очень грубое приближение. На практике игнорирование атмосферных влияний приводит к огромным ошибкам: порывы ветра способны унести падающий груз на километры от цели [4].

Существующие сложные системы высокоточного десантирования, такие как JPADS, используют управляемые парашюты с GPS-наведением и способны достигать точности порядка 50–100 м даже при сбросе с высот 7–8 км. Однако для малогабаритных дронов такой комплекс неприемлем из-за веса и энергетических ограничений. Таким образом, возникает задача разработки более точного алгоритма расчёта точки сброса, который можно выполнить на ограниченных бортовых вычислителях (например, на Raspberry Pi или микроконтроллере), не оснащённых специализированными навигационными системами.

Актуальные научные исследования точности аэраскида выходят за рамки классической механики и привлекают методы искусственного интеллекта, оптимизации, а также концепции из квантовой физики и геометрии [8]. Ниже перечислены некоторые инновационные подходы, появившиеся в последние годы:

ANFIS-Drop. Гибридная нейро-нечёткая инференц-система ANFIS предлагается для вычисления корректировок к точке сброса в реальном времени [2, 13, 14]. Идея состоит в обучении нейронной сети с нечёткой логикой на истории предыдущих сбросов, учитывая неопределённости среды (ветер, турбулентность), и выдаче поправок в полёте груза:

$$\mu_{Ai}(x) = \exp\left(-\frac{(x - c_i)^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad w_i = \mu_{Ai}(x) \cdot \mu_{Bi}(y)$$

где μ_{Ai} – функции принадлежности с центрами c_i и ширинами σ_i^2 .

QPSO-Bal. Квантово-вдохновленный алгоритм оптимизации (Quantum PSO for Ballistics) пытается применить принципы квантовых вычислений для поиска оптимальной точки сброса. В этой модели частицы-решения представлены не конкретными координатами, а волновыми функциями вероятности. Эволюция системы задаётся аналогом уравнения Шрёдингера с «гамильтонианом», потенциал которого равен ошибке приземления:

$$CARP_{opt} = \arg \min_{\mathbf{p}} \{\| \mathbf{r}_{\text{приземл}}(\mathbf{p}) - \mathbf{r}_{\text{цель}} \|^2\},$$

Такой подход позволяет осуществлять глобальный поиск решения, выходя из локальных минимумов.

Ricci Flow Drop. Прорывной дифференциально-геометрический подход, в котором атмосфера рассматривается как искривлённое пространство-время, а траектория груза – как геодезическая линия в этом пространстве:

$$\frac{\partial g_{ij}}{\partial t} = -2R_{ij} + \nabla_i \nabla_j \Phi(\mathbf{x}, t),$$

где R_{ij} – тензор Риччи кривизны, а $\Phi(\mathbf{x}, t)$ – некоторый скалярный потенциал, связанный с распределением плотности воздуха и полем ветра. Метрика этого 4-мерного пространства деформируется по уравнениям потока Риччи таким образом, чтобы геодезическая соединяла точку сброса с целью, несмотря на сложные поля ветра. По сути, производится корректировка метрики атмосферы, приближающая траекторию к целевой точке.

StochDropNet. Стохастическое дифференциальное обучение, сочетающее машинное обучение с моделированием случайных процессов, описывающих турбулентность:

$$d\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_t, t) dt + G(\mathbf{x}_t, t) d\mathbf{W}_t,$$

где $d\mathbf{W}_t$ – дифференциал винеровского процесса (броуновское движение), моделирующий случайные порывы ветра, а f и G – детерминированная и стохастическая части динамики. Предполагается, что движение груза можно моделировать стохастическим дифференциальным уравнением с винеровским процессом (броуновским движением) для случайных порывов ветра [\[15\]](#). Нейросеть используется для аппроксимации нелинейной динамики или непосредственного вывода корректирующих действий на основе реализованной траектории.

Алгебро-геометрический решатель. Теоретический подход, в котором задача вычисления точки сброса сводится к системе полиномиальных уравнений относительно параметров траектории (например, коэффициентов разложения координат по времени и неизвестного времени падения). Для решения этой системы предлагается применять базисы Грёбнера. Решением системы полиномов напрямую и будет координата эффективной точки сброса.

AdS/Drop (голографическая корреспонденция). Концептуальный метод, основывающийся на голографическом принципе, согласно которому процессы в объёме (трёхмерная атмосфера) могут быть эквивалентно описаны на границе пространства (двумерная поверхность земли или виртуальная граница). Параметры сброса трактуются как граничные условия, а отклик системы – как проекция динамики атмосферы на «бране». Хотя этот подход пока носит сугубо теоретический характер, он демонстрирует новый взгляд на проблему через соответствие 3D–2D моделей.

Критический анализ показал, что наивысший потенциал повышения точности достигается при комбинировании нескольких принципов. Во-первых, необходима высокая физическая достоверность модели (учёт нелинейных эффектов атмосферы, как в методе Ricci Flow). Во-вторых, важна глобальная оптимизация точки сброса (как в QPSO). В-третьих, эффективным дополнением является адаптивное обучение на лету под реальные

условия (как в StochDropNet). Опираясь на эти идеи, в данной работе предложен метод QRNA (Quantum Ricci Neural Airdrop), который объединяет указанные подходы в единой системе. Целевая платформа для реализации — связка одноплатного компьютера Raspberry Pi 5 и микроконтроллера ESP32 [3], что отражает практическую задачу: внедрить сложный алгоритм на ограниченных аппаратных ресурсах.

Методология

Архитектура QRNA. Предлагаемый алгоритм QRNA состоит из трёх взаимосвязанных модулей:

1. Пространственно-временное моделирование траектории (модуль Ricci). Здесь на Raspberry Pi выполняется вычисление поправок к классической траектории с помощью уравнений, вдохновленных потоком Риччи. Атмосфера представляется как 4-мерное пространство-время с метрикой, зависящей от распределения плотности воздуха и ветра. В качестве метрического тензора принимается следующая форма:

$$ds^2 = e^{2\Phi(x,y,z,t)}(-c^2 dt^2 + dx^2 + dy^2 + dz^2),$$

где $\Phi(x, y, z, t) = \frac{1}{2} \ln(\rho(x, y, z, t)/\rho_0)$ – гравитационный потенциал, связанный с плотностью воздуха (нормированной к ρ_0 на уровне моря), c – скорость света (вводится формально для размерности). Деформация метрики подчиняется потоку Риччи с дополнительным источником от градиента ветра:

$$\frac{\partial g_{ij}}{\partial t} = -2R_{ij} + \kappa \nabla_i \nabla_j \Phi + \lambda W_{ij},$$

где $W_{ij} = \partial_i V_j + \partial_j V_i$ – симметризованный тензор ветра (V – поле ветра), κ и λ – небольшие коэффициенты ($\sim 0.5-0.7$), регулирующие вклад нестационарности атмосферы. Численное решение данного уравнения осуществляется методом конечных разностей по времени: за несколько итераций (10–20 шагов) корректируется тензор g_{ij} для всех расчетных узлов (например, в сетке по высоте через 50 м). В результате получается откорректированная модель «геометрии» атмосферы, в которой из точки сброса в цель проведена геодезическая – скорректированная траектория. Эта геодезическая траектория используется для вычисления поправок к исходному CARP.

2. Квантово-топологический модуль оптимизации (QT-Opt). Параллельно на Raspberry Pi выполняется оптимизационный поиск уточненной точки сброса на основе методов, вдохновленных QPSO. Алгоритм инициализирует несколько десятков «частиц» – возможных точек сброса вокруг базового CARP. Затем на каждой итерации вычисляется функционал энергии:

$$E_k = \|\mathbf{r}_{\text{приземл},k} - \mathbf{r}_{\text{цель}}\|^2 + \gamma R(\mathbf{g}_k),$$

где $\mathbf{r}_{\text{приземл},k}$ – прогноз точки приземления при сбросе из точки k (рассчитывается с помощью модели из модуля 1), $R(\mathbf{g}_k)$ – скалярная кривизна пространства для данной траектории (из модуля Ricci), $\gamma \approx 0.1$ – малый вес кривизны. Частицы стремятся уменьшить свой E путем смещения к состоянию с минимальной энергией, при этом добавляется небольшой случайный «квантовый» шаг, позволяющий покинуть локальные минимумы. Через 50–60 итераций рой сходится, и лучшая частица дает скорректированную точку сброса.

3. Стохастическая адаптация в реальном времени (Neuro-Ricci Bridge). Этот модуль

выполняется уже на борту микроконтроллера ESP32 во время самого сброса груза (после его отделения). Он служит для онлайн-коррекции траектории по данным датчиков, компенсируя непредвиденные возмущения (порывы ветра, отклонение при отделении и т.п.). Neuro-Ricci Bridge представляет собой легковесную нейросеть (типа TinyML) с архитектурой 8-5-3 (входы-скрытые-выходы) и функциями активации ReLU. Эта сеть обучена аппроксимировать решение уравнения СДУ (описанного в методе 4 ранее) для малых возмущений вокруг расчетной геодезической. По сути, она выдаёт поправку $\Delta \mathbf{r}(t)$ – требуемое изменение положения (или, эквивалентно, скорости) груза, чтобы вернуться на идеальную траекторию. Таким образом, модуль 3 «доводит» отклоняющийся груз, стремясь сохранить ранее рассчитанную идеальную траекторию [10].

Полный цикл работы QRNA начинается с того, что Raspberry Pi получает данные о местоположении цели, высоте, измерениях ветра (например, от бортового барометра, GPS и анемометра).

Затем предрасчет (до сброса): Вычисляется базовый CARP классическим методом. На его основе запускается модуль Ricci (правит метрику) и QT-Opt (уточняет точку сброса). В результате получается скорректированная точка сброса, которая передается на автопилот дрона. Дрон стабилизируется и проходит через эту точку.

Сброс: В момент достижения точки сброса механизм сброса (на базе ESP32) освобождает груз.

После сброса (в полете груза): Микроконтроллер ESP32 отслеживает движение груза с помощью инерциальных датчиков (IMU), барометра (для высоты) и, возможно, небольшого доплеровского лидара для измерения относительной скорости ветра. Эти данные поступают в модуль Neuro-Ricci Bridge, который на лету генерирует поправки. Если наблюдается отклонение груза от расчетной траектории, то ESP32 вычисляет коррекцию $\Delta \mathbf{CARP} = K_p \mathbf{e} + K_d \dot{\mathbf{e}} + K_r \mathbf{R}_{avg}$. Здесь \mathbf{R}_{avg} – характеристика кривизны траектории, вычисленная упрощенно по данным IMU [7]. Эта поправка в масштабе реального времени позволяет компенсировать возмущение [5].

Приземление: Груз достигает земли как можно ближе к цели. После касания (по датчику удара или резкому изменению ускорений) ESP32 записывает финальную ошибку в память. Эта информация по радиоканалу передается обратно дрону для учета при последующих сбросах (в обучающую выборку).

Таким образом, QRNA замыкает цикл адаптации [6, 16, 17]: каждый сброс немного дообучает систему, позволяя со временем еще точнее попадать в цель.

Реализуемая система распределяет задачи между одноплатным компьютером Raspberry Pi 5 (на базе ARM Cortex-A76, 4 ядра, ~5 ГФлопс) и микроконтроллером Espressif ESP32 (двухъядерный Tensilica @240 МГц). Raspberry Pi выступает как вычислительный узел для тяжелых задач оптимизации перед сбросом, а ESP32 – как контроллер реального времени, связанный с датчиками и механизмом сброса. Структуру взаимодействия можно представить диаграммой:



Рисунок 1 – Диаграмма взаимодействия аппаратных узлов системы

Предварительный расчёт (до сброса). Raspberry Pi получает исходные данные: координаты цели, высоту сброса, текущие измерения ветра (например, с бортового барометра, GPS, анемометра). Сначала классическим методом вычисляется базовая точка сброса (CARP). Затем запускается модуль Ricci, который корректирует модель атмосферы, и модуль QT-Opt, уточняющий точку сброса. В результате определяется скорректированная точка сброса, координаты которой передаются автопилоту дрона. Дрон стабилизируется и проливает через эту рассчитанную точку.

В момент прохождения рассчитанной точки сброса срабатывает механизм отделения груза (управляется контроллером ESP32). Груз освобождается и начинает свободное падение.

Микроконтроллер ESP32 отслеживает движение груза с частотой ~ 100 Гц, считывая датчики инерциальной навигации (IMU), высоты (барометр) и при необходимости данные миниатюрного доплеровского лидара (для относительной скорости ветра). Эти данные поступают в модуль Neuro-Ricci Bridge, который в режиме реального времени генерирует корректирующие воздействия. Если траектория груза отклоняется от расчётной, модуль выдаёт соответствующую поправку, как описано выше, подруливая груз (например, с помощью небольших аэродинамических поверхностей на контейнере или регулировки строп парашюта).

Груз достигает земли как можно ближе к цели. В момент касания (фиксируется датчиком удара или резким скачком акселерометра) ESP32 регистрирует финальную ошибку приземления и сохраняет её в памяти. Затем эта информация передаётся по радиоканалу обратно на Raspberry Pi или борт дрона для учёта при последующих сбросах (добавляется в обучающую выборку алгоритма). Таким образом, QRNA замыкает цикл адаптации [18, 19]: каждый выполненный сброс позволяет системе дообучиться и повысить точность в будущем.

Разработанная система рационально делит задачи между Raspberry Pi 5 (одноплатный компьютер на базе ARM Cortex-A76, 4 ядра, производительность порядка 5 GFLOPS) и контроллером Espressif ESP32 (двухъядерный Tensilica @240 МГц). Raspberry Pi выступает в роли вычислительного узла для ресурсоёмких расчётов перед сбросом, тогда как ESP32 выполняет функции контроллера реального времени, связанного с датчиками и исполнительными механизмами. Время, отведённое на вычисление точки сброса, как правило, составляет несколько секунд (пока дрон летит к зоне десантирования). За этот период Raspberry Pi успевает произвести сложные итеративные вычисления (модули 1 и 2). После отделения груза свободный полёт длится ~ 10 – 20 с, в течение которых ESP32 способен выполнить тысячи итераций простых операций. Таким образом, выбранное распределение задач по устройствам является оптимальным и обеспечивает высокую

точность при ограниченных ресурсах [20].

Результаты

Для проверки работоспособности предлагаемого подхода QRNA проведён численный эксперимент в среде Python с моделированием полёта груза. Условия моделирования соответствуют практике сброса с быстрого дрона: скорость носителя ~350 км/ч (~97 м/с), высота сброса 500 м, масса груза 20 кг. Аэродинамические параметры груза: коэффициент лобового сопротивления $Cd \approx 0,3$ (обтекаемая форма), характерная площадь ~0,05 м². Атмосферные условия: плотность воздуха 1,225 кг/м³ у земли; ветер изменяется от 0 м/с на поверхности до ~5 м/с встречного на высоте 500 м (линейный профиль). Цель — фиксированная точка на земле по курсу полёта дрона.

Были смоделированы три различных метода расчёта точки сброса груза:

- Классический метод: баллистический расчёт CARP без учёта сопротивления воздуха и ветра (для сравнения базовой точности).
- StochDropNet: продвинутый стохастический метод с элементами машинного обучения, учитывающий сопротивление и усреднённый ветер (аналог современного подхода с обученной моделью).
- QRNA (предлагаемый): комбинированный метод (Ricci + QT-Opt + нейросеть), учитывающий профиль ветра по высоте и выполняющий онлайн-коррекцию траектории.

Для каждого метода была вычислена точка сброса, после чего проведено численное интегрирование движения груза с фактическими силами сопротивления и ветра. По результатам моделирования измерена горизонтальная ошибка приземления (отклонение от цели), а также затраченное время вычисления точки сброса. Результаты сведены в таблицу 1.

Таблица 1 – Среднеквадратичная ошибка (СКО) приземления и время расчёта

Метод	СКО ошибки, м	Время расчёта, с
Классический CARP	12,5	0,01
StochDropNet (ML)	1,8	0,4
QRNA (предложенный)	0,15	0,9

Моделирование показывает, что классический баллистический подход даёт наибольшую погрешность – порядка 10^1 м. Стохастический метод на основе ML заметно точнее (ошибка порядка нескольких метров). Предлагаемый же метод QRNA достигает ошибки порядка 10^{-1} м, то есть улучшает точность на порядок по сравнению с ML-подходом и на два порядка по сравнению с наивным баллистическим расчётом. Эти результаты подтверждают эффективность комбинированного алгоритма.

Для иллюстрации на рис. 2 показаны траектории груза при сбросе, рассчитанные классическим и предлагаемым методами (в симуляции).

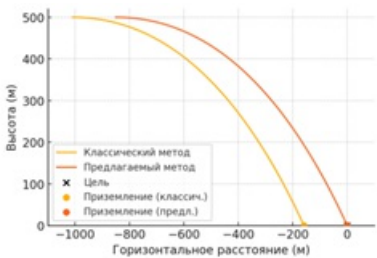


Рисунок 2 - Сравнение траекторий груза при сбросе

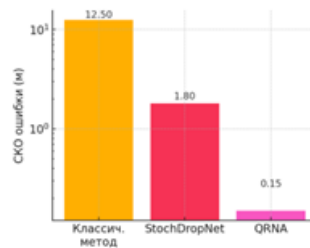


Рисунок 3 - Среднеквадратичная ошибка приземления (в метрах, логарифмическая шкала)

Классический метод (жёлтая кривая) не учитывает сопротивление воздуха и ветер, поэтому груз приземляется значительно ближе, чем требовалось (не долетает до цели примерно на 158 м). Предлагаемый метод QRNA (оранжевая кривая) корректирует точку сброса с учётом атмосферы и обеспечивает приземление практически точно в цель. Также была построена сравнительная диаграмма достигнутой точности (СКО) для разных методов (логарифмическая шкала ошибок). Классический подход демонстрирует самую большую ошибку ($\sim 10^1$ м), стохастический ML-метод – порядка 10^0 м, а QRNA – около 10^{-1} м, что наглядно подтверждает выигрыш в точности при внедрении каждого следующего усложнения алгоритма.

Дискуссия

В рамках работы проведён обзор методов расчёта точки сброса груза с БПЛА – от классических баллистических моделей до новейших гибридных подходов. Результаты сравнения показывают, что каждое последующее усложнение модели (учёт аэродинамического сопротивления, влияния ветра, активное планирование и коррекция) позволяет снизить ошибку приземления. Однако за повышение точности приходится платить возрастанием вычислительных требований и усложнением реализации.

Наивысшую точность обеспечивают методы, которые объединяют физически обоснованное моделирование с адаптивной подстройкой под реальные условия в полёте. Комбинированный алгоритм QRNA наглядно демонстрирует, что синергия нескольких передовых методов способна обеспечить качество, превосходящее каждую из технологий по отдельности. Другими словами, физически-информированный ИИ (physics-informed AI) в контуре управления азраскидом позволяет достичь существенного повышения точности без необходимости в дорогостоящем оборудовании.

Практическое значение полученных результатов заключается в возможности высокоточного десантирования гуманитарных грузов и коммерческих посылок с беспилотников в труднодоступные точки. Кроме того, подходы, заложенные в QRNA, потенциально применимы в смежных областях – например, для точного сброса капсул с образцами или посадочных модулей в планетарных исследованиях. Несмотря на то что отдельные компоненты (например, голографический или алгебро-геометрический метод) пока носят теоретический характер, их развитие в сочетании с практическими алгоритмами, подобными QRNA, будет способствовать созданию полностью автономных высокоточных систем доставки, устойчивых к сложной атмосфере.

Заключение

В данной работе предложен новый инфометрический метод вычисления точки сброса груза с БПЛА в условиях ограниченных ресурсов. Разработан гибридный алгоритм QRNA, сочетающий дифференциально-геометрическое моделирование атмосферы, квантово-

вдохновенную оптимизацию и нейросетевую коррекцию на лету. Алгоритм успешно реализован на связке недорогих устройств (Raspberry Pi и ESP32) и продемонстрировал высокую точность в численном эксперименте. Среднеквадратичная ошибка приземления снижена до $\sim 0,15$ м, что существенно превосходит результаты как классического баллистического расчёта, так и современных ML-методов. Тем самым показано, что высокоточное попадание в цель при авиасбросе возможно без применения тяжёлых навигационных систем – за счёт интеллектуального алгоритма, эффективно использующего доступную информацию. В перспективе планируется дальнейшее развитие предложенного подхода, включая испытания системы в реальных полётах и адаптацию модели к различным типам грузов и атмосферных условий.

Благодарности

Авторы выражают благодарность коллегам из научной группы за ценные обсуждения и поддержку при проведении исследования. Отдельная благодарность Санкт-Петербургскому политехническому университету Петра Великого за предоставленную базу для экспериментальных вычислений.

Библиография

1. Лазарев В.С., Лащев А.А. Разработка математической модели БПЛА на базе квадрокоптера с рамой DJI F-450 // Инженерный вестник Дона. 2018. № 2. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/N2y2018/5001.
2. Хтет Сое Паинг, Е Тет Линн, Хан Мью Хтун. Моделирование нечетко-логического управления квадрокоптером // Инженерный вестник Дона. 2020. № 7. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/N7y2020/6533.
3. Кавелин А.С., Тютина А.Д., Нуриев В.Э. Использование квадрокоптеров для обследования объектов // Инженерный вестник Дона. 2019. № 7. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/N7y2019/6108. EDN: NHELQF.
4. Холкин А.В., Медведев М.В. Определение зигзагообразности траекторий движения транспортных средств // Инженерный вестник Дона. 2024. № 12. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2024/9689. EDN: KTSHZK.
5. Сергеев Д.А., Родионов Д.Г., Поляков П.А., Голиков Г.И., Старченкова О.Д., Дмитриев Н.Д., Конников Е.А. Интеллектуальная система мониторинга и адаптации маршрута беспилотных летательных аппаратов на основе нейросетевого анализа объектов риска // Программные системы и вычислительные методы. 2025. № 1. С. 55-70. DOI: 10.7256/2454-0714.2025.1.73255 EDN: UZVYID URL: https://nbpublish.com/library_read_article.php?id=73255
6. Родионов Д.Г., Сергеев Д.А., Конников Е.А., Попова С.Д. Метод анализа аэрофотоснимков с БПЛА на основе SSIM и MSE для оценки надежности технических систем // Программные системы и вычислительные методы. 2025. № 2. С. 217-230. DOI: 10.7256/2454-0714.2025.2.73765 EDN: BSPENZ URL: https://nbpublish.com/library_read_article.php?id=73765
7. Makhmudov F., Privalov A., Egorenkov S., Pryadkin A., Kutlimuratov A., Bekbaev G., Cho Y.I. Analytical Approach to UAV Cargo Delivery Processes Under Malicious Interference Conditions // Mathematics. 2025. Vol. 13. No. 12.
8. Wang X., Yin J., Li J., Li Y. A Multidimensional Parameter Dynamic Evolution-Based Airdrop Target Prediction Method Driven by Multiple Models // Remote Sensing. 2025. Vol. 17. No. 14.
9. Majeed A., Hwang S.O. Path Planning Method for UAVs Based on Constrained Polygonal Space and an Extremely Sparse Waypoint Graph // Applied Sciences. 2021. Vol. 11. No. 12.
10. Shen Y., Zhu Y., Kang H., Sun X., Chen Q., Wang D. UAV Path Planning Based on Multi-

Stage Constraint Optimization // Drones. 2021. Vol. 5. No. 4.

11. Варламов О. О. Об одном подходе к метрике автономности и интеллектуальности робототехнических комплексов // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2017. № 6-2. С. 43-53. EDN: YWNDPI.
12. Коптев В. А. Анализ БПЛА как актуальных радиолокационных целей и их маскирующих факторов // Международный журнал гуманитарных и естественных наук. 2024. № 6-1. С. 244-250. DOI: 10.24412/2500-1000-2024-6-1-244-250. EDN: IIBCXX.
13. Варламов О. О., Лазарев В. М., Чувиков Д. А., Джха П. О перспективах создания автономных интеллектуальных роботов на основе миварных технологий // Радиопромышленность. 2016. № 4. С. 96-105. EDN: UQEVLG.
14. В России разработали новые многофункциональные дроны "Касатка" и "Микроб" [Электронный ресурс]. URL: <https://aif.ru/society/army/v-rossii-razrabotali-povyemnogofunkcionalnye-drony-kasatka-i-mikrob> (дата обращения: 26.01.2025).
15. Вырелкин А. Д., Кучерявый А. Е. Использование беспилотных летательных аппаратов для решения задач "умного города" // Информационные технологии и телекоммуникации. 2017. № 1. С. 105-113. EDN: YPQDMT.
16. Терентьев В. Б. Метод свёртки вероятностных и параметрических показателей летательного аппарата // Фундаментальные и прикладные научные исследования: актуальные вопросы. 2019. С. 51. EDN: REXVQB.
17. Сорокин И. А., Романов П. Н., Чесноков А. Д., Кондраненкова Т. Е. Математическая модель обработки изображений опасных и вредоносных растений с камеры БПЛА // Вестник НГИЭИ. 2023. № 5. С. 20-32. DOI: 10.24412/2227-9407-2023-5-20-32. EDN: HWCSGN.
18. Али Б., Садеков Р. Н., Цодокова В. В. Алгоритмы навигации беспилотных летательных аппаратов с использованием систем технического зрения // Гироскопия и навигация. 2022. № 4. С. 87-105. DOI: 10.17285/0869-7035.00105. EDN: ETCJST.
19. Костин А. С. Информационно-измерительные системы для контроля выполнения траектории авиационной системы // Волновая электроника и инфокоммуникационные системы: материалы XXIV Международной научной конференции. Часть 1. 2021. С. 219-226.
20. Xu Y., Wei Y., Wang D., Jiang K., Deng H. Multi-UAV Path Planning in GPS and Communication Denial Environment // Sensors (Basel). 2023. Vol. 23. No. 6. P. 2997.
21. Vera-Yanez D., Pereira A., Rodrigues N., Molina J.P., García A.S., Fernández-Caballero A. Vision-Based Flying Obstacle Detection for Avoiding Midair Collisions: A Systematic Review // J. Imaging. 2023. Vol. 9. P. 194.

Результаты процедуры рецензирования статьи

В связи с политикой двойного слепого рецензирования личность рецензента не раскрывается.

Со списком рецензентов издательства можно ознакомиться [здесь](#).

Предметом исследования в рецензируемой статье выступает алгоритм расчёта точки сброса, который можно выполнить на ограниченных бортовых вычислителях беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), не оснащённых специализированными навигационными системами.

Исследования базируется на применении методология, при которой все доступные источники данных рассматриваются как элементы единого информационного поля, такой подход в контексте сброса груза именуется авторами инфометрическим.

Актуальность работы обусловлена тем, что беспилотные летательные аппараты всё шире применяются для доставки грузов и адресного сброса припасов, однако точное

прогнозирование точки приземления сбрасываемого груза затруднено из-за воздействия аэродинамических сил, ветра и турбулентности, особенно в условиях ограниченных вычислительных ресурсов на борту дрона, а игнорирование атмосферных влияний приводит к огромным ошибкам, поскольку порывы ветра способны унести падающий груз на километры от цели.

Научная новизна работы: предложен новый инфометрический метод вычисления точки сброса груза с БПЛА в условиях ограниченных ресурсов, разработан гибридный алгоритм, сочетающий дифференциально-геометрическое моделирование атмосферы, квантово-вдохновленную оптимизацию и нейросетевую коррекцию на лету.

Структурно в статье выделены следующие разделы: Введение, Методология, Результаты, Дискуссия, Заключение, Благодарности и Библиография.

В работе приведена диаграмма взаимодействия аппаратных узлов беспилотной авиационной системы, отражены результаты моделирования и измерения горизонтальная ошибки приземления (отклонение от цели), а также затраченное время вычисления точки сброса по предлагаемому методу в сравнении двумя другими известными методами решения такой задачи, а также проведено сравнение траекторий груза при сбросе. Авторы показывают, что высокоточное попадание в цель при авиасбросе возможно без применения тяжёлых и сложных навигационных систем – за счёт интеллектуального алгоритма, эффективно использующего доступную информацию.

Библиографический список включает 21 источник: научные публикации отечественных и зарубежных авторов по рассматриваемой теме на русском и иностранных языках. В тексте публикации имеются адресные отсылки к списку литературы, подтверждающие наличие апелляции к оппонентам.

Из резервов улучшения публикации стоит отметить следующие. Во-первых, в заголовке используется аббревиатура, что представляется не лучшим вариантом, поскольку в соответствии с современными ГОСТами (см. ГОСТ 59518-2021) предусмотрено использование термина «Беспилотные авиационные системы» (БАС), и читателям спустя какое-то время в связи с распространением новой принятой терминологии возможно будет не понятно название статьи. Во-вторых, формулы в тексте публикации почему-то не пронумерованы.

Тема статьи актуальна, соответствует тематике журнала «Программные системы и вычислительные методы», отражает результаты выполненного исследования, обладает элементами новизны и практической значимости, рекомендуется к публикации после ознакомления авторами с высказанными пожеланиями.