

ОПТИМИЗАЦИЯ МЕТОДОВ БАЛЛИСТИКО-НАВИГАЦИОННОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ПОЛЕТОВ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ В УСЛОВИЯХ МНОГОЦЕЛЕВЫХ МИССИЙ

А. С. Ермилов, О. А. Салтыкова

Представлен анализ методов баллистико-навигационного обеспечения полетов летательных аппаратов в условиях многоцелевых миссий. Методология исследования включает разработку симуляционной модели, учитывающей реальные аэродинамические характеристики и внешние факторы, такие как гравитация. Были протестированы методы оптимизации: градиентный спуск, метод Ньютона, метод роя частиц, динамическое программирование, а также глубокие нейронные сети. Результаты симуляции показали, что алгоритмы глубоких нейронных сетей продемонстрировали наивысшую точность и адаптивность, минимальное отклонение от заданной траектории и быструю реакцию на изменения условий. Метод Ньютона также обеспечил высокую точность и сравнительно низкий расход топлива. Метод роя частиц показал эффективность в адаптации, но был менее стабилен в достижении глобальных минимумов. Исследование подтвердило значимость применения математических методов для повышения устойчивости и надежности навигационного обеспечения летательных аппаратов в сложных операционных условиях. Таким образом, дальнейшие исследования могут сосредоточиться на совершенствовании алгоритмов и их интеграции в реальные системы управления летательных аппаратов, а реализация предложенных методов может значительно улучшить результаты выполнения многоцелевых миссий летательных аппаратов.

Ключевые слова: баллистика, методы обеспечения полетов, оптимизация, навигация, летательные аппараты, многоцелевые миссии.

Введение

Баллистико-навигационное обеспечение полетов (БНОП) – это комплекс методов и технологий, направленных на расчет, планирование и контроль траекторий полета летательных аппаратов (ЛА). Под ЛА понимаются устройства, предназначенные для передвижения в воздушной или космической среде с использованием различных физических принципов, таких как аэродинамическая или статическая подъемная сила, реактивная тяга.

Проблемы, связанные с оптимизацией БНОП, неоднократно становились предметом исследований как в России, так и за рубежом. Так, Матюшин М. М. и соавторы [1] акцентируют внимание на организации управления многоспутниковыми системами дистанционного зондирования Земли, подчеркивая необходимость комплексного подхода к навигации, включающего моделирование траекторий и коррекцию движения. Работа Кривоудубского О. А. и соавторов [2] посвящена методам управления беспилотными летательными аппаратами (БПЛА), что подтверждает значимость применения новых технологий и алгоритмов для улучшения их навигационных характеристик.

В статье Feng Y. и соавторов [3] представлена методика оптимизации траекторий с учетом ограниченный углов поля зрения и углов падения, что важно для задач целенаправленного наведения и взаимодействия с наземной инфраструктурой. Исследование Al-Shareeda M. A. и соавторов [4] представляет собой обзор современных методов использования БПЛА, включая анализ их применения в различных условиях и выявление перспективных направлений развития. Несмотря на многочисленные исследования,

сохраняются проблемы, связанные с необходимостью повышения точности и устойчивости методов навигации в условиях многоцелевых миссий.

Гипотеза исследования состоит в том, что использование современных методов обеспечения БНОП, особенно математических, позволит улучшить точность траекторий и устойчивость навигации в условиях переменных внешних факторов. Цель данной работы – анализ методов БНОП для повышения эффективности полетов ЛА в условиях многоцелевых миссий.

Несмотря на значительные достижения в области БНОП, остается актуальной задача повышения точности и устойчивости навигационных методов при выполнении многоцелевых миссий. Это связано с необходимостью учета изменчивых внешних условий, таких как атмосферные возмущения и сложные траектории, а также с обеспечением возможности оперативной коррекции курса в реальном времени.

Методология исследования. Исследование основывалось на использовании метода сравнения для оценки различных подходов к БНОП летательных аппаратов в условиях многоцелевых миссий. Особый акцент делается на изучении математических методов. Они представлены формулами, что позволяет более точно описать их принципы работы. Для проведения эксперимента была разработана симуляционная модель, учитывающая реальные аэродинамические характеристики и внешние факторы, такие как гравитационное воздействие. Тестированию подвергались алгоритмы градиентного спуска, метода Ньютона, роя частиц (*particle swarm optimization* – PSO), динамического программирования и глубоких нейронных сетей (*deep neural*

networks – DNN). Основными параметрами для анализа стали точность выполнения траекторий, расход топлива, адаптивность к внешним изменениям и временной отклик системы. Процедура исследования предусматривала многократные симуляции для обеспечения достоверности и оценки стабильности работы алгоритмов.

Обзор современных методов баллистико-навигационного обеспечения полетов

Авиационная отрасль стремительно развивается, внедряя передовые технологии и методы управления, что обеспечивает выполнение более сложных миссий и повышает эффективность навигационных систем. По данным немецкого статистического портала *Statista* (*Statista*: [сайт]. URL: <https://www.statista.com/>) в 2023 году объем мирового рынка авиационной отрасли составил 762,8 млрд долларов (рис. 1).

При этом доходы мирового рынка БПЛА в 2023 году составили около 4 млрд долларов. Ожидается, что в ближайшие годы этот показатель продолжит расти, и к 2029 году составит 4,8 млрд долларов США. В России, согласно прогнозам *Statista*, в 2025 году выручка на рынке БПЛА составит 23,5 млн долларов. В связи с такими темпами роста и развитием авиационной отрасли становится особенно важным исследовать процесс оптимизации методов БНОП.

Условия многоцелевых миссий представляют собой комплекс различных задач и факторов, с которыми сталкиваются ЛА при выполнении одного или нескольких заданий в рамках одного полета. Они могут включать различные направления, такие как разведка, мониторинг, доставка грузов, поисково-спасательные операции и другие действия, требующие комплексного подхода к навигации. Современные методы БНОП представляют собой разнообразные подходы, направленные на обеспечение точности и безопасности таких миссий (табл. 1).

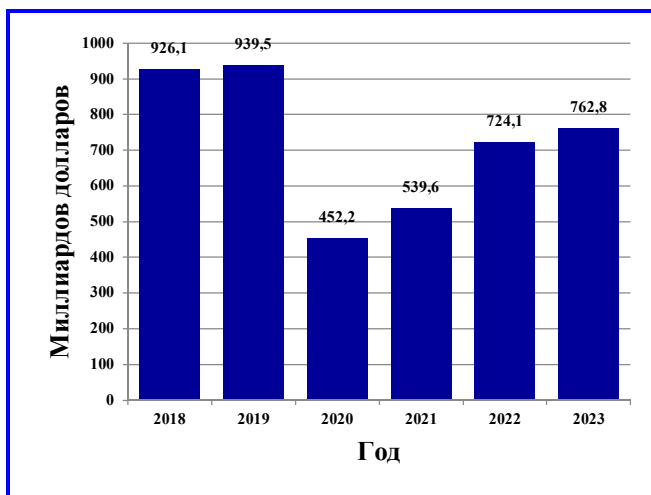


Рис. 1. Объем рынка мировой авиационной отрасли

Таблица 1

Краткий анализ методов баллистико-навигационного обеспечения полетов и их применения [5 – 7]

Метод	Описание	Преимущества
Спутниковая навигация	Использование спутниковых систем, таких как GPS и ГЛОНАСС, для определения местоположения	Полеты на большие расстояния, исследовательские миссии, обеспечение высокой точности навигации
Инерциальная навигация	Автономная система, использующая гироскопы и акселерометры для отслеживания движения аппарата	Полеты в условиях, где недоступны внешние навигационные сигналы; длительные автономные миссии
Системы коррекции на основе данных внешних датчиков	Использование радиолокации и лидаров для обнаружения объектов и корректировки траектории	Полеты в горной местности, обход препятствий, полеты на малых высотах
Картографические системы корреляции	Сравнение текущих изображений местности с эталонными картами для уточнения положения	Полеты на малых высотах и в сложных районах с высоким уровнем рельефа
Интеграция навигационных систем	Объединение данных от нескольких навигационных систем для улучшения точности	Комплексные миссии, требующие высокой надежности
Методы прогнозирования и адаптивного управления	Применение алгоритмов машинного обучения для анализа и коррекции траекторий в реальном времени	Многоцелевые миссии, адаптация к быстро меняющимся условиям
Математические методы	Алгоритмы оптимизации, включая градиентный спуск, метод Ньютона, PSO и др., для управления траекториями	Используются для адаптации и оптимизации траекторий и управления ЛА, особенно в условиях сложных миссий

Несмотря на разнообразие методов БНОП, существуют ограничения, влияющие на эффективность миссий. Зависимость от спутниковой навигации делает системы уязвимыми к помехам, а инерциальные системы значительно подвержены ошибкам [8]. Системы на основе внешних данных и адаптивного управления требуют значительных вычислительных ресурсов и предварительного обучения, а оптимизационные алгоритмы требуют точной настройки [9]. Эти факторы подчеркивают необходимость разработки более адаптивных и устойчивых систем, среди которых наиболее эффективными представляются математические методы.

Математические методы оптимизации баллистико-навигационного обеспечения полетов

Важную роль в управлении ЛА, особенно в условиях многоцелевых миссий, играют математические методы БНОП.

Метод градиентного спуска – это численный метод оптимизации, который используется для нахождения минимума функции. Его принцип основан на движении вдоль направления антиградиента (направления наибольшего уменьшения) функции, чтобы шаг за шагом приближаться к минимальному значению. Метод градиентного спуска может быть представлен формулой:

$$\bar{x}_{k+1} = \bar{x}_k - \alpha \nabla f(\bar{x}_k), \quad (1)$$

где α – шаг обучения, который контролирует величину изменений, а $\alpha \nabla f(\bar{x}_k)$ – градиент функции в точке \bar{x}_k . Этот метод эффективен при оптимизации простых траекторий и может использоваться для корректировки курса ЛА, минимизируя затраты топлива или время полета [10]. Метод прост в реализации и требует минимальных вычислительных затрат, однако его эффективность зависит от выбора шага α и начальных условий. При избыточно большом значении шага алгоритм может демонстрировать численную нестабильность, в то время как при чрезмерно малом значении – наблюдается замедленная сходимость.

Метод Ньютона является более точным методом оптимизации, который включает в расчет вторую производную целевой функции, то есть использует матрицу Гессе – матрицу вторых производных функции потерь. Это позволяет более точно находить оптимальные значения параметров, так как метод Ньютона учитывает кривизну функции, что улучшает сходимость и повышает эффективность

оптимизации. Формула для метода Ньютона выглядит следующим образом:

$$\theta_{i+1} = \theta_i - \alpha \mathbf{H}^{-1} \nabla J(\theta_i), \quad (2)$$

где \mathbf{H} – матрица Гессе (вторая производная); $\nabla J(\theta_i)$ – градиент функции потерь, а α – шаг обучения. Включение второй производной позволяет методу Ньютона более эффективно корректировать шаг, улучшая точность оптимизации.

Метод Ньютона обеспечивает более быстрое приближение к минимуму за счет учета кривизны функции, что делает его более эффективным при оптимизации сложных траекторий. Для задач с большой размерностью вычисление матрицы Гессе может быть слишком трудоемким, что делает метод Ньютона менее практичным [11].

Динамическое прогнозирование представляет метод, который применяется, когда необходимо оценивать и выбирать оптимальные пути или траектории для выполнения миссий в реальном времени (рис. 2).

Алгоритмы динамического программирования позволяют вычислить оптимальные затраты для каждого промежуточного состояния и, основываясь на этих вычислениях, выбирать наиболее экономичный путь [12]. В данном подходе используется уравнение Беллмана:

$$V(s) = \min_{a \in A(s)} [C(s, a) + V(s')], \quad (3)$$

где $V(s)$ – минимальная стоимость нахождения в состоянии s ; $A(s)$ – множество возможных действий из состояния s ; $C(s, a)$ – стоимость перехода в новое состояние s' .

Динамическое прогнозирование эффективно используется для планирования маршрутов и траекторий ЛА, где важно учитывать изменяющиеся условия полета и минимизировать затраты ресурсов, такие как топливо и время выполнения миссий. Алгоритм позволяет адаптироваться к реальным условиям, вносить коррективы на основе текущих данных и обеспечивать выполнение многоцелевых заданий с высокой точностью.

Метод роя частиц (PSO) основан на принципах коллективного поведения частиц, имитирующих динамику группы, где каждый элемент представляет собой возможное решение задачи и движется по направлению к наиболее оптимальному решению (рис. 3).

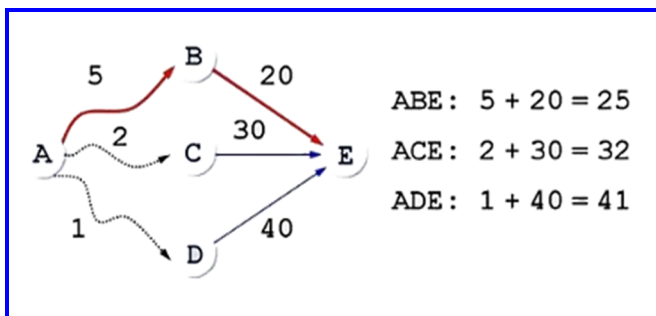


Рис. 2. Схема динамического прогнозирования

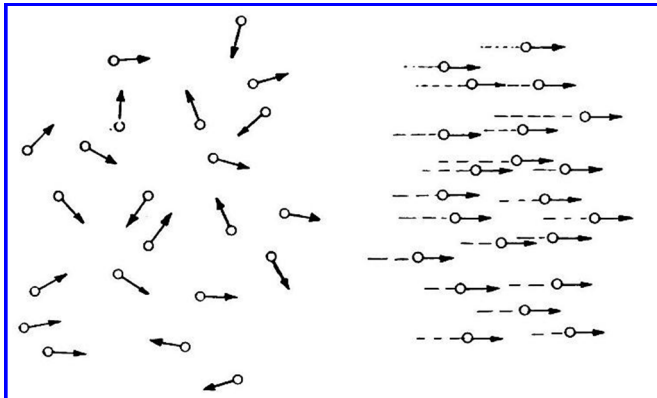


Рис. 3. Схема метода роя частиц

В контексте ЛА это может быть оптимизация траектории, планирование маршрута или распределение ресурсов для БПЛА [13]. Алгоритм PSO описывается следующими уравнениями:

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \vec{v}_i(t+1); \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \vec{v}_i(t+1) = \\ = \omega \vec{v}_i(t) + c_1 r_1 (\vec{p}_i - \vec{x}_i(t)) + c_2 r_2 (\vec{p}_g - \vec{x}_i(t)), \end{aligned} \quad (5)$$

где $\vec{x}_i(t)$ – текущее положение i -й частицы, представляющее возможное решение задачи (например, текущее состояние или координаты ЛА); $\vec{v}_i(t)$ – скорость i -й частицы, которая регулирует направление и амплитуду ее перемещения; ω – коэффициент инерции, определяющий влияние предыдущей скорости в текущее движение; c_1 и c_2 – коэффициенты обучения, задающие влияние личного опыта частицы и коллективного опыта всего роя; r_1 и r_2 – случайные числа в диапазоне $[0, 1]$, которые обеспечивают стохастическую природу алгоритма; \vec{p}_i – лучшее положение, найденное данной частицей (например, оптимальная траектория, определенная конкретным ЛА); \vec{p}_g – наилучшее глобальное положение, найденное всеми частицами в рое, что

представляет собой наиболее выгодное решение на данный момент.

Метод PSO эффективен для планирования сложных траекторий, быстро адаптируя их к изменяющимся условиям полета без вычисления производных. Он синхронизирует действия нескольких ЛА, что полезно при совместных миссиях. Однако метод требует точной настройки для избегания неоптимальных решений и перерасхода ресурсов.

Глубокие нейронные сети (DNN) играют важную роль в создании адаптивных систем управления ЛА [14]. Они обеспечивают непрерывную адаптацию и корректировку траектории, учитывая изменения окружающей среды и данные, поступающие с сенсоров в реальном времени [15]. Процесс оптимизации параметров сети θ в DNN осуществляется с помощью более сложных методов, чем стандартный градиентный спуск, и включает многослойное обновление весов с использованием обратного распространения ошибки. В отличие от стандартного градиентного спуска, который применяет градиент к одной функции потерь для всех параметров модели, в DNN обновление параметров происходит для каждого слоя отдельно.

Так, процесс обновления параметров слоя l можно описать следующей формулой:

$$\theta_{t+1}^{(l)} = \theta_t^{(l)} - \alpha \nabla J^{(l)}(\theta_t^{(l)}), \quad (6)$$

где $\theta_t^{(l)}$ – параметры l -го слоя на шаге t , а α – шаг обучения; $\nabla J^{(l)}(\theta_t^{(l)})$ – градиент функции потерь для l -го слоя.

Для улучшения эффективности и точности оптимизации часто применяются более сложные методы, такие как *Adam*, который использует моменты первого и второго порядков для корректировки шага обучения. Формула для обновления параметров с использованием метода *Adam* выглядит следующим образом:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \alpha \frac{m_t}{\sqrt{v_t} + \epsilon}, \quad (7)$$

где m_t и v_t – моменты первого и второго порядков, которые учитывают предшествующие обновления и помогают корректировать шаг обучения; ϵ – малый параметр для предотвращения деления на ноль. В отличие от метода Ньютона, в DNN обновление параметров производится с использованием только первой производной (градиента).

Одним из значительных преимуществ алгоритмов DNN в управлении ЛА является их способность обеспечивать высокую степень автономности [16]. Это позволяет ЛА эффективно адаптироваться к изменениям внешней среды, таким как неожиданные препятствия, погодные условия или изменяющиеся параметры миссии, без необходимости вмешательства оператора. Однако для успешного функционирования необходимо предварительное обучение на больших объемах данных, что может быть дорогостоящим и трудоемким процессом [17].

Алгоритмы оптимизации навигационного обеспечения играют важную роль в управлении ЛА, особенно при выполнении сложных многоцелевых миссий [18]. Разнообразие методов, включая градиентный спуск, метод Ньютона, динамическое прогнозирование, PSO и DNN позволяют адаптировать управление ЛА к изменяющимся условиям и обеспечивать высокую точность траекторий [19].

Анализ эффективности оптимизации математических методов навигационного обеспечения летательных аппаратов

С целью оценки эффективности методов БНОП летательных аппаратов и их потенциальной оптимизации было решено провести эксперимент, направленный на сравнительный анализ различных алгоритмов.

Методы: эксперимент проводился в симуляционной среде, моделирующей полет ЛА с учетом реальных аэродинамических характеристик и внешних факторов, включая гравитационное воздействие. Были заданы начальные и конечные точки полета, а также промежуточные контрольные точки для выполнения многоцелевых миссий. Реализованы алгоритмы оптимизации, такие как градиентный спуск, метод Ньютона, PSO, динамическое программирование и DNN. Полеты выполнялись многократно для оценки стабильности алгоритмов и учета случайных факторов, с фиксированием данных по времени выполнения миссий, отклонению от траектории, расходу топлива и адаптивности к изменениям условий.

Симуляция выполнялась с использованием программных средств на основе языка программирования *Python* и библиотек для численных вычислений и машинного обучения. Анализировались такие показатели, как время выполнения миссий, отклонение от заданной траектории, расход топлива и адаптивность алгоритмов к изменяющимся условиям. В табл. 2 представлены средние значения ключевых метрик, полученные в результате симуляции.

Симуляция показала, что алгоритмы DNN обеспечили лучшие результаты по всем ключевым метрикам. Они продемонстрировали минимальное отклонение от заданной траектории (3,5%) и наивысшую адаптивность к изменениям условий (1,7 с). Метод Ньютона продемонстрировал высокую точность и сравнительно низкий расход топлива, что делает его перспективным для задач, требующих быстрого решения с высокой точностью. Метод PSO обеспечил высокую адаптивность траекторий и эффективное распределение ресурсов, но его сходимость к глобальным минимумам оказалась менее стабильной, что привело к увеличению общего времени миссии и расхода топлива. Динамическое программирование показало стабильные результаты и хорошую точность, но, как и метод Ньютона, оно требует значительных вычислительных ресурсов.

Градиентный спуск продемонстрировал простоту реализации и низкие вычислительные затраты, однако его склонность к попаданию в локальные минимумы привела к большему отклонению от траектории (5,8%) и увеличению времени выполнения миссии (105 минут).

Сравнительный анализ различных методов оптимизации показал, что алгоритмы DNN являются наиболее эффективными для управления ЛА в условиях многоцелевых миссий, обеспечивая высокую степень автономности и точности. Метод Ньютона также перспективен для использования при достаточных вычислительных мощностях, в то время как PSO и градиентный спуск подходят для задач с менее строгими требованиями к точности и ресурсам.

Таблица 2

Результаты симуляции применения разных алгоритмов баллистико-навигационного обеспечения полетов

Алгоритм	Время выполнения миссии, мин	Средний расход топлива, л	Отклонение от траектории, %	Адаптивность к изменениям (временной отклик, с)
Градиентный спуск	105	780	5,8	2,3
Метод Ньютона	98	750	4,2	1,8
Динамическое программирование	101	770	4,9	2,0
PSO	112	800	6,1	2,5
DNN	95	740	3,5	1,7

Однако для полной имитации реальных условий важно учитывать дополнительные факторы, такие как аппаратные ограничения (например, производительность бортовых вычислительных систем), особенности реального времени обработки данных и связь между ЛА и наземными станциями [20]. В реальной практике также используются физические испытания и полевые тесты для подтверждения результатов симуляций и проверки работы систем в различных климатических и оперативных условиях.

Выводы

Проведенное исследование оптимизации методов БНОП летательных аппаратов показало значимость выбора алгоритмов в зависимости от условий выполнения многоцелевых миссий. Результаты симуляций продемонстрировали, что алгоритмы DNN обеспечивают наилучшую адаптивность и минимальные отклонения от заданной траектории, что делает их особенно перспективными для использования в сложных операционных условиях. Это связано с их способностью обучаться на больших объемах данных и реагировать на изменения среды в реальном времени, обеспечивая высокую степень автономности. Однако важно учитывать высокие вычислительные затраты на их подготовку и обучение, что может ограничить их применение в системах с ограниченными ресурсами.

В целом, исследование подтверждает гипотезу, что использование современных методов обеспечения БНОП, особенно математических, позволяет существенно улучшить точность траекторий и устойчивость навигации в условиях переменных внешних факторов. Для эффективного выполнения многоцелевых миссий ЛА необходим комплексный подход к выбору и настройке алгоритмов оптимизации с учетом их особенностей и условий применения.

Литература

1. Матюшин, М. М. Вопросы организации баллистико-навигационного обеспечения управления полетами многоспутниковых космических систем ДЗЗ / М. М. Матюшин, А. Ю. Кутоманов, А. Ю. Кустодов // Системный анализ, управление и навигация. Тезисы докладов XXVII научной конференции. – Москва : Буки Веди, 2023. – С. 13–14.
2. Криводубский, О. А. Методы использования беспилотных летательных аппаратов в полете / О. А. Криводубский, С. И. Уланов, А. А. Никитина // Проблемы искусственного интеллекта. – 2024. – Т. 33. – №. 2. – С. 29–35.
3. A ballistic optimization method with field-of-view angle constraint and impact angle constraint / Y. Feng, Q. Li, J. Yu [et al.] // 2023 2nd Conference on Fully Actuated System Theory and Applications (CFASTA) ; IEEE. – 2023. – P. 1067–1072.

4. Al-Shareeda, M. A. Unmanned aerial vehicle: a review and future directions / M. A. Al-Shareeda, M. A. Saare, S. Manickam // Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science (IJECS). – 2023. – Vol. 30. – №. 2. – P. 778–786.
5. Зиненков, Ю. В. Особенности расчета летно-технических характеристик электрической силовой установки беспилотного летательного аппарата самолетного типа с помощью математического моделирования / Ю. В. Зиненков, А. В. Луковников // Вестник Московского авиационного института. – 2024. – Т. 31. – №. 2. – С. 85–94.
6. Балык, В. М. Выбор устойчивых проектных решений беспилотного летательного аппарата в условиях действий факторов неопределенности / В. М. Балык, И. Д. Бородин // Вестник Московского авиационного института. – 2022. – Т. 29. – №. 1. – С. 57–66.
7. Лобатый, А. А. Математическое моделирование движения летательных аппаратов мультироторного типа / А. А. Лобатый, Г. Пэнхао // Системный анализ и прикладная информатика. – 2023. – №. 1. – С. 10–15.
8. Мусатова, Н. К. Математическая модель в задаче идентификации формы летательного аппарата по диаграмме рассеяния звукового поля / Н. К. Мусатова // Известия высших учебных заведений. Северо-Кавказский регион. Естественные науки. – 2024. – № 3(223). – С. 15–24.
9. Mathematical optimization in enhancing the sustainability of aircraft trajectory: A review / A. W. A. Hammad, D. Rey, A. Bu-Qammar [et al.] // International Journal of Sustainable Transportation. – 2020. – Vol. 14. – №. 6. – P. 413–436.
10. Болюта, Э. А. Использование математического моделирования в сфере гражданской авиации. Математическая модель изолированного крыла конечного удлинения / Э. А. Болюта, Р. И. Махмутов // Актуальные проблемы науки и техники. – 2021. – С. 8–13.
11. Липанов, И. Д. Технологии и методы планирования перемещения БПЛА по маршрутным точкам / И. Д. Липанов, А. Д. Хомоненко // Интеллектуальные технологии на транспорте. – 2024. – № 3 (39). – С. 30–43.
12. Oruc, R. Cruise range modeling of different flight strategies for transport aircraft using genetic algorithms and particle swarm optimization / R. Oruc, T. Baklacioglu // Energy. – 2024. – Vol. 294. – P. 130917.
13. Enhancing UAV capabilities for environmental research and rescue missions through autonomous control and sensor integration / R. Sheikh, P. Gujjar, P. Minde [et al.] // International Conference on Modern Research in Aerospace Engineering. Singapore: Springer Nature Singapore. – 2023. – P. 311–323.
14. Методы обучения сверточных многослойных нейронных сетей при идентификации объектов комплексом обнаружения малых бас / А. О. Смирнов, А. А. Тришаков, О. А. Белоусов [и др.] // Новые информационные технологии в научных исследованиях: материалы XXVIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. – Рязань : Изд-во РГРТУ имени В. Ф. Уткина, 2023. – С. 150.
15. Deep learning models for forecasting aviation demand time series / A. Kanavos, F. Kounelis, L. Iliadis [et al.] //

Neural Computing and Applications. – 2021. – Vol. 33. – № 23. – P. 16329–16343.

16. Ибрафиров, А. Современные вызовы в области кибербезопасности беспилотных авиационных систем / А. Ибрафиров // Universum: технические науки. – 2024. – № 2(119). – С. [19]–21.

17. Ким, Н. В. Повышение устойчивости беспилотного летательного аппарата при нестабильных условиях полета / Н. В. Ким, В. Н. Жидков, М. В. Походенко // Актуальные проблемы и перспективы развития гражданской авиации. Сборник трудов X Международной научно-практической конференции. – Иркутск : Изд-во Иркутского филиала МГТУ ГА, 2021. – С. 153–160.

18. Wind shear and aircraft aborted landings: a deep learning perspective for prediction and analysis / A. Khattak, J. Zhang, P. W. Chan [et al.] // Atmosphere. – 2024. – Vol. 15. – №. 5. – P. 545.

19. Real-time adaptive intelligent control system for quadcopter unmanned aerial vehicles with payload uncertainties / P. K. Muthusamy, M. Garratt, H. Pota [et al.] // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2021. – Vol. 69. – №. 2. – P. 1641–1653.

20. Ren, L. H. A modeling method for aero-engine by combining stochastic gradient descent with support vector regression / L. H. Ren, Z. F. Ye, Y. P. Zhao // Aerospace Science and Technology. – 2020. – Vol. 99. – P. 105775.

Поступила в редакцию 26.02.2025

*Александр Сергеевич Ермилов, аспирант, e-mail: eemilov-sasha@rambler.ru.
Ольга Александровна Салтыкова, кандидат физико-математических наук, доцент,
e-mail: saltykova_olga@pfur.ru, т. 8 (495) 955-08-01.
(Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы).*

OPTIMIZATION OF BALLISTIC-NAVIGATION SUPPORT METHODS FOR AIRCRAFT IN MULTITASKING MISSION CONDITIONS

A. S. Ermilov, O. A. Saltykova

This article presents an analysis of ballistic-navigation support methods for aircraft under multitasking mission conditions. The research methodology includes the development of a simulation model that accounts for real aerodynamic characteristics and external factors, such as gravity. Optimization methods tested include gradient descent, Newton's method, particle swarm optimization, dynamic programming, and deep neural networks. Simulation results indicated that deep neural networks algorithms demonstrated the highest accuracy and adaptability, minimal deviation from the set trajectory, and a rapid response to changing conditions. Newton's method also provided high accuracy and relatively low fuel consumption. Particle swarm optimization showed efficiency in adaptation but was less stable in achieving global minima. The study confirms the importance of mathematical methods in enhancing the stability and reliability of navigation support for aircraft in complex operational conditions. Thus, further research can focus on improving the algorithms and integrating them into real aircraft control systems, and the implementation of the proposed methods can significantly improve the performance of multirole aircraft missions.

Key words: ballistics, flight support methods, optimization, navigation, aircraft, multitasking missions.

References

1. Matyushin, M. M. Issues of arrangement of ballistic and navigation support for flight monitoring of ERS multi-satellite space systems / M. M. Matyushin, A. Yu. Kutomanov, A. Yu. Kustodov // System analysis, control and navigation. The-sis of reports of the XXVII scientific conference. – Moscow : Buki Vedi, 2023. – P. 13–14.
2. Krivodubskij, O. A. Methods of using unmanned aircraft in flight / O. A. Krivodubskij, S. I. Ulanov, A. A. Nikitina // Artificial intelligence issues. – 2024. – Vol. 33. – No. 2. – P. 29–35.
3. A ballistic optimization method with field-of-view angle constraint and impact angle constraint / Y. Feng, Q. Li, J. Yu [et al.] // 2023 The 2nd conference on fully actuated system theory and applications (CFASTA) ; IEEE. – 2023. – P. 1067–1072.
4. Al-Shareeda, M. A. Unmanned aerial vehicle: a review and future directions / M. A. Al-Shareeda, M. A. Saare, S. Manickam // Indonesian journal of electrical engineering and computer science (IJECS). – 2023. – Vol. 30. – No. 2. – P. 778–786.
5. Zinenkov, Yu. V. Computation specifics of electric power plant performance characteristics of an airplane-type unmanned aerial vehicle by mathematical modelling / Yu. V. Zinenkov, A. V. Lukovnikov // Moscow aviation institute journal. – 2024. – Vol. 31. – No. 2. – P. 85–94.
6. Balyk, V. M. Selection of stable design solutions for unmanned aerial vehicle under conditions of actions of uncertainty factors / V. M. Balyk, I. D. Borodin // Moscow aviation institute journal. – 2022. – Vol. 29. – No. 1. – P. 57–66.
7. Lobatyj, A. A. Mathematical modelling of movement of multi-rotor type aircraft / A. A. Lobatyj, G. Penhao // System analysis and application informatics. – 2023. – No. 1. – P. 10–15.
8. Musatova, N. K. Mathematical model in the problem of aircraft shape identification as per sound field scattering diagram / N. K. Musatova // Journal of higher educational establishments. North Caucasian region. Natural sciences. – 2024. – No. 3(223). – P. 15–24.
9. Mathematical optimization in enhancing the sustainability of aircraft trajectory: A review / A. W. A. Hammad, D. Rey, A. Bu-Qammar [et al.] // International journal of sustainable transportation. – 2020. – Vol. 14. – No. 6. – P. 413–436.

10. Bolyuta, E. A. Using mathematical modelling in civil aviation. Mathematical model of a finite isolated wing aspect ratio / E. A. Bolyuta, R. I. Makhmutov // Current problems of science and technology – 2021. – P. 8–13.
11. Lipanov, I. D. Technologies and methods for planning movement of UAVs along way points / I. D. Lipanov, A. D. Khomonenko // Intelligent technologies for transport. – 2024. – No. 3(39). – P. 30–43.
12. Oruc, R. Cruise range modelling of different flight strategies for transport aircraft using genetic algorithms and particle swarm optimization / R. Oruc, T. Baklacioglu // Energy. – 2024. – Vol. 294. – P. 130917.
13. Enhancing UAV capabilities for environmental research and rescue missions through autonomous control and sensor integration / R. Sheikh, P. Gujjar, P. Minde [et al.] // International conference on modern research in aerospace engineering. Singapore: Springer nature Singapore. – 2023. – P. 311–323.
14. Methods for learning convolutional multilayer neural networks to identify objects by small UAS detection complex / A. O. Smirnov, A. A. Trishakov, O. A. Belousov [et al.] // New information technologies in scientific researches: Proceedings of the XXVIII international scientific conference for students, young scientists and specialists. – Ryazan : Publishing house of RSREU named after V. F. Utkin, 2023. – 150 p.
15. Deep learning models for forecasting aviation demand time series / A. Kanavos, F. Kounelis, L. Iliadis [et al.] // Neural computing and applications. – 2021. – Vol. 33. – No. 23. – P. 16329–16343.
16. Israfilov, A. Modern challenges in the field of cybersecurity of unmanned aircraft systems / A. Israfilov // Universum: technical sciences. – 2024. – No. 2(119). – [19] – 21 p.
17. N. V. Kim Improving stability of an unmanned aerial vehicle under unstable flight conditions / N. V. Kim, V. N. Zhidkov, M. V. Pokhodenko // Current problems and development prospects of civil aviation. Collected writings of the X international training conference. – Irkutsk : Publishing house of Irkutsk branch of MGTU GA, 2021. – P. 153–160.
18. Wind shear and aircraft aborted landings: a deep learning perspective for prediction and analysis / A. Khattak, J. Zhang, P. W. Chan [et al.] // Atmosphere. – 2024. – Vol. 15. – No. 5. – P. 545.
19. Real-time adaptive intelligent control system for quadcopter unmanned aerial vehicles with payload uncertainties / P. K. Muthusamy, M. Garratt, H. Pota [et al.] // IEEE transactions on industrial electronics. – 2021. – Vol. 69. – No. 2. – P. 1641–1653.
20. Ren, L. H. A modelling method for aero-engine by combining stochastic gradient descent with support vector regression / L. H. Ren, Z. F. Ye, Y. P. Zhao // Aerospace science and technology. – 2020. – Vol. 99. – P. 105775.

Aleksandr Sergeevich Ermilov, postgraduate student, e-mail: eemilov-sasha@rambler.ru.
Olga Aleksandrovna Saltykova, candidate of physical and mathematical sciences, associate professor,
e-mail: saltykova_oa@pfur.ru, t. 8 (495) 955-08-01.
(Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba).