

# ПРИМЕНЕНИЕ ФИЛЬТРА КАЛМАНА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТРАЕКТОРИИ БПЛА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ

## APPLICATION OF THE KALMAN FILTER FOR UAV TRAJECTORY PREDICTION BASED ON NEURAL NETWORK IMAGE ANALYSIS

**K. Parfentiev  
I. Mashkov  
D. Brel**

*Summary.* The article examines the application of an extended Kalman filter for integrating data from neural network image analysis, an inertial measurement unit, and a global satellite navigation system to predict the trajectory of an unmanned aerial vehicle. The proposed approach ensures high accuracy in position determination even when one of the sources is disconnected, thereby enhancing the reliability of the control system.

*Keywords:* extended Kalman filter, neural network image analysis, data integration, inertial measurement systems, global satellite navigation system, trajectory prediction, unmanned aerial vehicle, control algorithms, system reliability.

**Парфентьев Кирилл Викторович**

к.т.н., Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана  
parfentiev@bmstu.ru

**Машков Илья Игоревич**

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана  
mii20u625@student.bmstu.ru

**Брель Даниил Олегович**

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана  
bdo21u131@student.bmstu.ru

*Аннотация.* В статье рассматривается применение расширенного фильтра Калмана для интеграции данных нейросетевого анализа изображений, инерциального блока и глобальной спутниковой системы навигации с целью прогнозирования траектории беспилотного летательного аппарата. Представленный подход обеспечивает высокую точность определения положения даже при отключении одного из источников, что повышает надежность системы управления.

*Ключевые слова:* расширенный фильтр Калмана, нейросетевой анализ изображений, интеграция данных, инерциальные измерительные системы, глобальная система спутниковой навигации, прогнозирование траектории, беспилотный летательный аппарат, алгоритмы управления, надежность системы.

### Введение

В современном мире задачи автономной навигации и управления беспилотными летательными аппаратами (БПЛА) приобретают всё большее значение как в военной, так и в гражданских сферах. Растущая сложность траектория, обусловленная изменчивостью метеоусловий, наличием помех в системах связи и динамическими особенностями окружающей среды, требует разработки высокоточных методов прогнозирования положения БПЛА в пространстве [1]. Одним из перспективных направлений является применение расширенного фильтра Калмана [2], позволяющего интегрировать данные, получаемые из различных источников информации, таких как нейросетевой анализ изображений, инерциальный блок и глобальная спутниковая система навигации [3]. Этот подход обеспечивает устойчивость системы определения положения даже при временной недоступности или отказе одного из источников данных, что является критически важным условием для реализации надежных систем управления современными БПЛА.

Актуальность исследования обусловлена необходимостью повышения точности и устойчивости систем автономного управления в условиях высокой неопределенности и изменчивости внешней среды. Традиционные методы обработки данных, основанные на классических фильтрах, зачастую не способны адекватно компенсировать динамические ошибки, возникающие при резких изменениях траектории или появлении неожиданных внешних возмущений. Применение нейросетевых технологий для анализа изображений открывает новые возможности в области извлечения пространственных признаков, что в совокупности с алгоритмами расширенного фильтра Калмана позволяет существенно улучшить качество прогнозирования траектории БПЛА [4]. В этом контексте интеграция разнородных источников информации становится необходимым условием создания комплексной системы навигации, способной оперативно адаптироваться к изменяющимся условиям и минимизировать риск потери контроля над аппаратом.

Научная новизна предлагаемого подхода заключается в разработке алгоритма, который объединяет нейро-

сетевой анализ изображений с данными инерциального блока и глобальной спутниковой системы навигации посредством расширенного фильтра Калмана. Такой алгоритм позволяет осуществлять непрерывное обновление оценок состояния БПЛА, учитывая как прогнозные модели движения, так и фактические измерения, получаемые в режиме реального времени. Преимущество такого подхода заключается в возможности компенсировать ошибки, обусловленные как случайными шумами датчиков, так и систематическими погрешностями измерений, что в конечном итоге приводит к повышению точности и надежности системы управления. Кроме того, применение методов машинного обучения для предварительной обработки и интерпретации изображений позволяет выделять ключевые признаки, влияющие на траекторию полета, что существенно обогащает информационное наполнение модели.

Важным аспектом исследования является детальное рассмотрение алгоритмических решений, направленных на адаптивную калибровку параметров расширенного фильтра Калмана с учетом особенностей работы нейросетевых моделей. Такой подход позволяет осуществлять динамическую адаптацию системы к изменяющимся условиям эксплуатации, что является значимым шагом в развитии интеллектуальных систем управления. В работе проведен комплексный анализ существующих методов интеграции данных, выявлены их ограничения и предложены пути их преодоления за счет использования современных алгоритмов обработки информации.

Практическая значимость исследования обусловлена возможностью его применения в широком спектре задач, связанных с мониторингом, поисково-спасательными операциями, сельским хозяйством и транспортировкой грузов. Повышение точности определения положения БПЛА способствует оптимизации маршрутов, снижению затрат на топливо и уменьшению риска аварийных ситуаций. Анализ, проведенный в рамках исследования, демонстрирует, что интеграция данных с использованием расширенного фильтра Калмана позволяет не только улучшить качество прогнозирования траектории, но и создать базу для дальнейшего развития систем автономного управления, способных работать в условиях высокой степени неопределенности.

Структура работы включает в себя обзор теоретических основ и современных тенденций в области применения фильтров Калмана для задач навигации, анализ методов нейросетевого анализа изображений, а также описание разработанной модели интеграции данных. В представленной работе рассматривается алгоритм обработки данных, используемый в инерциальных измерительных системах и глобальных системах спутниковой навигации. Далее описывается разработка и апробация интегрированного алгоритма, включающего методики

настройки параметров фильтра, механизмы коррекции ошибок и процедуры валидации модели. Завершающая часть содержит обобщение полученных результатов, выводы о практической применимости предложенного подхода и перспективы его дальнейшего развития.

Таким образом, представленное исследование направлено на решение актуальной задачи повышения эффективности систем автономного управления БПЛА посредством интеграции данных с использованием современных вычислительных методов и алгоритмов обработки сигналов. Применение расширенного фильтра Калмана в сочетании с нейросетевым анализом изображений представляет собой инновационный подход, позволяющий обеспечить высокую точность прогнозирования траектории и устойчивость работы системы в условиях неопределенности. Дальнейшие исследования в данном направлении могут способствовать созданию новых моделей управления, способных адаптироваться к различным режимам работы и условиям эксплуатации, что имеет существенное значение для развития технологий автономной навигации и безопасности воздушного пространства.

#### Постановка задачи

Целью работы является повышение точности и надежности прогнозирования траектории беспилотного летательного аппарата посредством интеграции данных нейросетевого анализа изображений, инерциального блока и глобальной спутниковой системы навигации с использованием расширенного фильтра Калмана.

Основная проблема исследования заключается в том, что процесс интеграции разнородных источников данных для определения положения аппарата является сложным и трудоемким, поскольку каждый из источников характеризуется различной степенью точности, скоростью обновления и уровнем шумов. Необходимость учитывать динамические изменения внешней среды, влияние случайных и систематических ошибок, а также временную недоступность отдельных сенсоров существенно усложняет задачу корректного определения траектории полета. Анализ множества факторов, влияющих на качество измерений, и выработка оптимальных алгоритмов их синтеза требуют значительных вычислительных ресурсов и глубокого понимания как теоретических, так и практических аспектов систем навигации.

Современными тенденциями в решении подобных задач является применение систем, способных адаптивно интегрировать данные с различных источников с учетом особенностей каждого из них. Использование методов нейросетевого анализа изображений в сочетании с алгоритмами расширенного фильтра Калмана открывает перспективы для создания надежных и от-

казоустойчивых систем управления, что уже успешно применяется в ряде отраслей, включая робототехнику, транспорт и аэрокосмическую промышленность.

На сегодняшний день в области автономной навигации беспилотных летательных аппаратов отсутствует единый алгоритм, способный объединить преимущества нейросетевого анализа, инерциальных измерительных систем и глобальных спутниковых навигационных технологий в единой модели прогнозирования траектории. В связи с этим, представляется необходимым разработать алгоритм, который позволит не только компенсировать ошибки каждого из источников, но и обеспечит устойчивость системы при отказе одного или нескольких датчиков, что является ключевым фактором повышения надежности управления аппаратами в условиях реального времени.

**Разработка подхода**

Для определения положения и скорости движения беспилотного летательного аппарата используется вектор состояния, представленный в виде [5]:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ z_k \\ v_{x,k} \\ v_{y,k} \\ v_{z,k} \end{bmatrix}, \tag{1}$$

где  $(x_k, y_k, z_k)$  — координаты положения, а  $(v_{x,k}, v_{y,k}, v_{z,k})$  — компоненты скорости. Динамика системы моделируется дискретным уравнением:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}u_k + \mathbf{w}_k, \tag{2}$$

где матрица перехода  $\mathbf{F}$  описывает влияние прошедшего времени  $dt$  на изменение координат и скоростей, а матрица  $\mathbf{B}$  отражает влияние управляющего воздействия  $u_k$  — ускорения, полученного с инерциальных датчиков. Вектор  $\mathbf{w}_k$  представляет случайный шум процесса, который считается гауссовским с ковариационной матрицей  $\mathbf{Q}$ .

Матрицы  $\mathbf{F}$  и  $\mathbf{B}$  задаются следующим образом:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & dt & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \tag{3}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0.5dt^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5dt^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5dt^2 \\ dt & 0 & 0 \\ 0 & dt & 0 \\ 0 & 0 & dt \end{bmatrix}, \tag{4}$$

Данная модель учитывает влияние временной дискретизации, что является критически важным при быстром изменении динамики полета. Точные расчеты матриц  $\mathbf{F}$  и  $\mathbf{B}$  позволяют обеспечить корректное распространение ошибки и гарантировать, что спрогнозированное состояние отражает реальные физические процессы, протекающие в системе. Важным моментом является учет инерционных эффектов, который реализуется через корректное моделирование ускорения, полученного с инерциальных измерительных систем, с последующей компенсацией гравитационного воздействия [6].

Алгоритм расширенного фильтра Калмана (РФК) реализует два ключевых этапа — предсказание и корректировку [7, 8]. На первом этапе производится вычисление прогнозного состояния системы, что позволяет оценить положение и скорость БПЛА до получения новых измерений:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1}^{pred} &= \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}u_k, \\ \mathbf{P}_{k+1}^{pred} &= \mathbf{F}\mathbf{P}_k\mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \end{aligned} \tag{5}$$

Эти уравнения позволяют распространить предыдущую оценку состояния с учётом влияния управляющего воздействия и модели шума процесса [9]. На следующем этапе, при поступлении измерений, производится корректировка прогнозного состояния:

$$\begin{aligned} \mathbf{S} &= \mathbf{H}\mathbf{P}_{k+1}^{pred}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}, \\ \mathbf{K} &= \mathbf{P}_{k+1}^{pred}\mathbf{H}^T\mathbf{S}^{-1}, \\ \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{x}_{k+1}^{pred} + \mathbf{K}(\mathbf{z} - \mathbf{H}\mathbf{x}_{k+1}^{pred}), \\ \mathbf{P}_{k+1} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H})\mathbf{P}_{k+1}^{pred} \end{aligned} \tag{6}$$

где матрица  $\mathbf{H}$  связывает вектор состояния с измерениями, а  $\mathbf{R}$  описывает шум измерений. Эти шаги позволяют эффективно корректировать прогнозное состояние с учетом поступающих данных, что особенно важно при наличии значительного шума и систематических ошибок в измерениях.

Корректировка состояния существенно повышает точность оценки, позволяя фильтру адаптивно реагировать на изменения внешней среды и динамику движения

аппарата. Результат работы фильтра представлен на рисунке 1.

Абсолютная ошибка предсказания траектории представлена на рисунке 2.

На первом рисунке видно, что предсказанная траектория близка к истинной, но при большом приближении траектории расходятся. На втором рисунке абсолютная ошибка после начального роста стабилизируется около 0,1–0,12 м, что говорит о достаточно высокой точности прогнозирования.

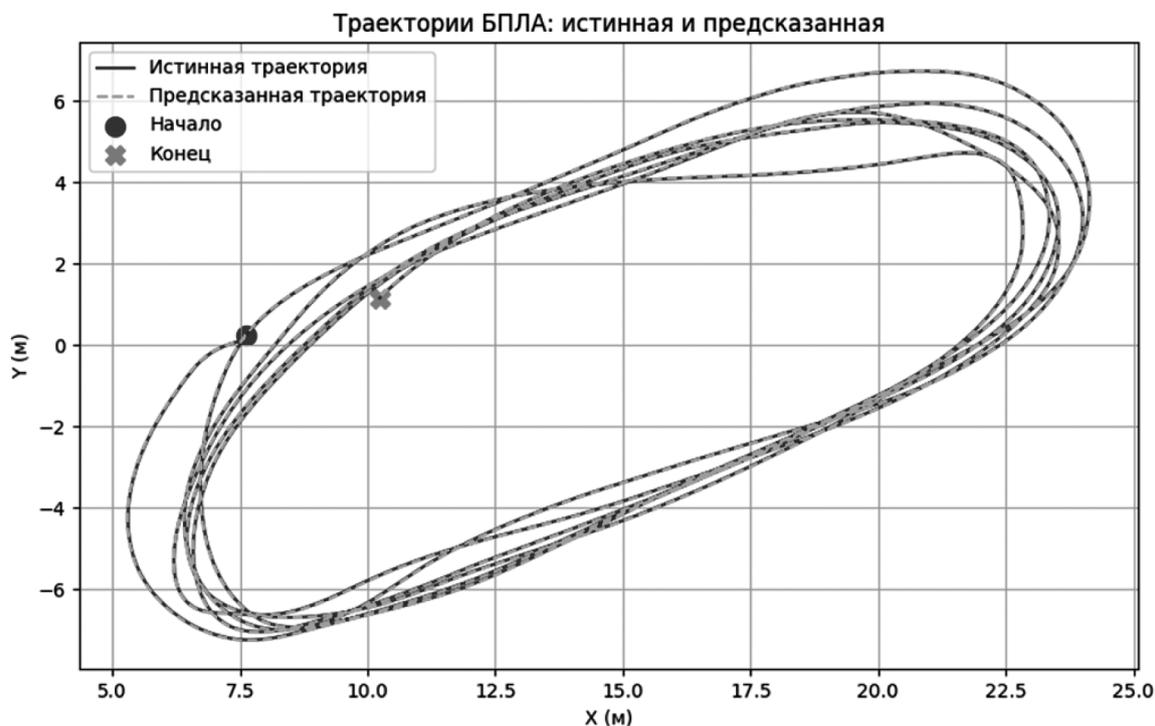


Рис. 1. Сравнение истинной и предсказанной (инерциальный блок и навигационные данные) траекторий БПЛА

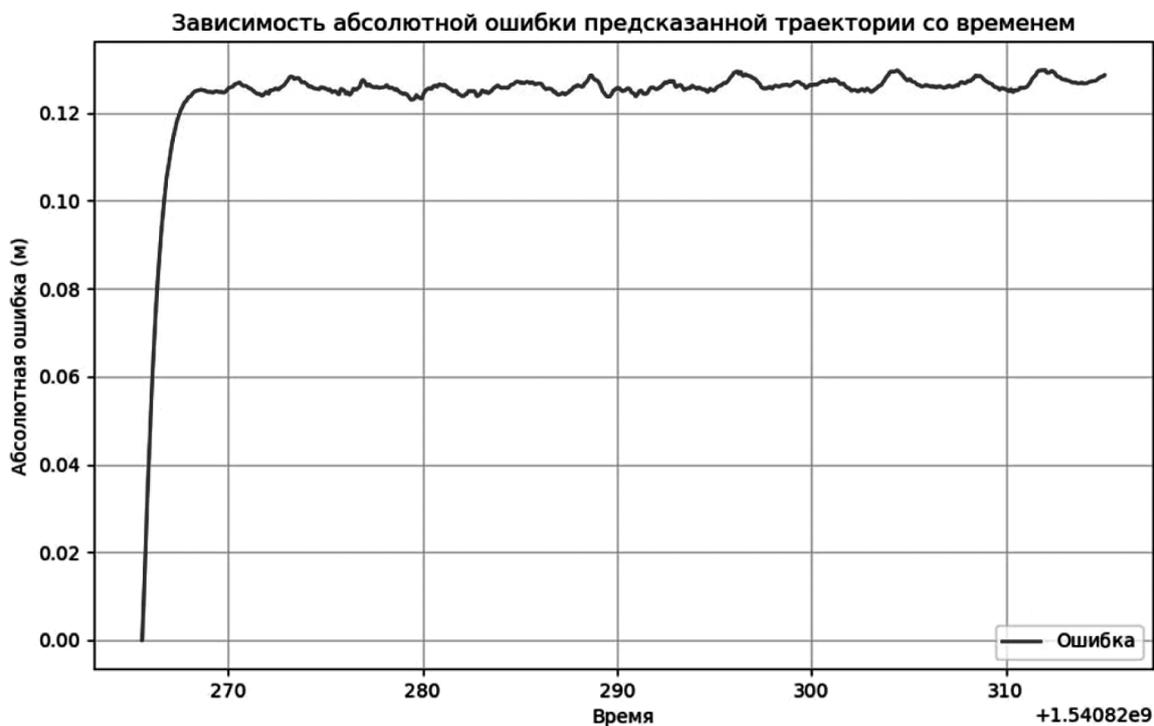


Рис. 2. Абсолютная ошибка отклонения предсказанной (инерциальный блок и навигационные данные) от истинной траектории БПЛА

Расширенный фильтр Калмана обеспечивает объединение данных от инерциальных измерительных систем и спутниковой навигации, что позволяет точно отслеживать траекторию БПЛА в нормальных условиях. Однако при отключении навигации или других внешних источников данные, получаемые исключительно от инерциальных систем, быстро накапливают ошибки, что значительно снижает надежность оценки. Для повышения отказоустойчивости модели наблюдения введена нейросетевая модель, которая корректирует траекторию, компенсируя ошибки, возникающие при отсутствии внешних данных, и тем самым обеспечивает стабильность работы системы даже в условиях временного от-

сутствия спутниковой навигации. Алгоритм коррекции оценки положения представлен на рисунке 3.

Архитектура нейросетевой модели представляет собой гибридное решение, сочетающее возможности сверточных нейронных сетей (CNN) и рекуррентных нейронных сетей (LSTM) для извлечения пространственно-временных признаков [10, 11]. Структурно модель включает следующие компоненты:

- Сверточный блок: данный блок состоит из нескольких сверточных слоев с нелинейными функциями активации (например, ReLU) и слоев подвыборки, что позволяет эффективно извлечь

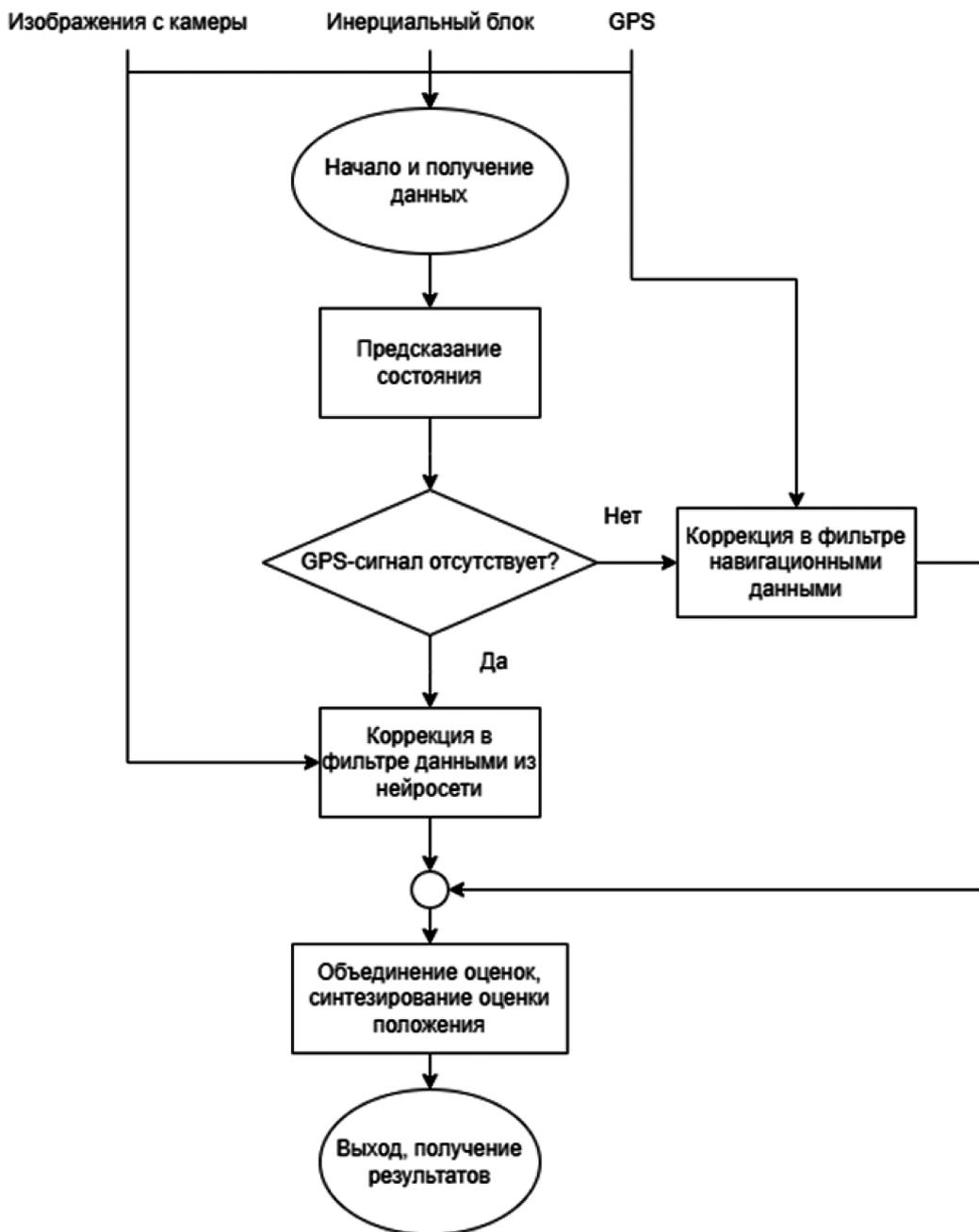


Рис. 3. Алгоритм коррекции оценки положения нейросетью

признаки из каждого отдельного изображения [12]. Эти признаки формируются в вектор фиксированной размерности, представляющий информацию о локальных особенностях изображения.

- Рекуррентный блок (LSTM): векторные представления, полученные для последовательности изображений, объединяются и передаются в LSTM-слой [13]. Этот слой обучается выявлять временные зависимости между последовательными изображениями, отражающие динамику изменения положения БПЛА. Рекуррентная структура обеспечивает возможность моделирования сложных нелинейных взаимосвязей, характерных для динамических процессов.
- Полносвязный выходной слой: итоговое представление, сформированное рекуррентным блоком, преобразуется в конечный вектор смещения  $\Delta p$  с использованием полносвязного слоя с линейной активацией, что позволяет непосредственно прогнозировать изменение координат [14].

Функция потерь, используемая при обучении модели, определяется как среднеквадратичная ошибка (MSE) [15, 16]:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\Delta p_i^{true} - \Delta p_i^{pred}\|^2, \quad (7)$$

где  $N$  — количество обучающих примеров. Минимизация данной функции приводит к улучшению качества прогнозирования смещения, что отражается на итоговой точности траектории.

Обучение нейросетевой модели проводилось на наборе из 2091 изображения, полученных с камеры БПЛА при разрешении 346x260 пикселей. Каждое изображение было сопоставлено с записями о положении  $(tx, ty, tz)$  и ориентации  $(qx, qy, qz)$  аппарата. Для унификации входных данных все изображения были преобразованы к размеру 128x128 пикселей и нормализованы в диапазоне  $[0, 1]$ . Далее формировались последовательности длиной 10 кадров, на основе которых вычислялось смещение (разность координат начального и конечного кадра в последовательности). Итоговая обучающая выборка имела размерность  $(N, 10, 128, 128, 3)$  для входных данных и  $(N, 3)$  для выходных векторов смещения. Нейросетевая архитектура включала сверточную часть (Conv2D- и MaxPooling-слои с 32 и 64 фильтрами), слой Flatten, полносвязный слой на 128 нейронов и рекуррентный слой LSTM на 64 единицы, после чего применялся выходной слой на три нейрона для регрессии смещения. Модель обучалась 10 эпох с размером выборки 8, используя оптимизатор Adam и функцию потерь MSE. Такой подход позволил не только объективно оценить качество предсказания смещения по тестовой выборке, но и при необходимости оперативно скорректировать гиперпараметры для снижения риска переобучения.

Объединение двух независимых методов оценки траектории (на основе расширенного фильтра Калмана и нейросетевого анализа) позволяет провести глубокий сравнительный анализ их эффективности. По результатам экспериментов получено визуальное сравнение двух траекторий, представленное на рисунке 4.

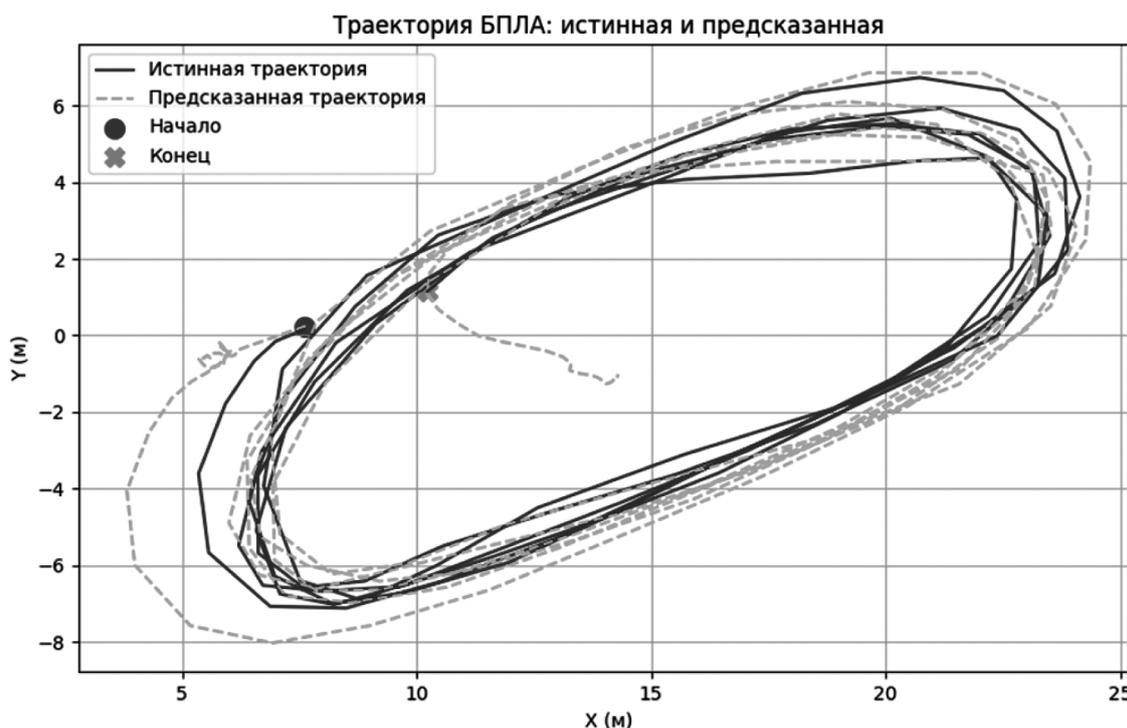


Рис. 4. Сравнение истинной и предсказанной (инерциальный блок и нейросетевая навигация) траекторий БПЛА



Рис. 5. Абсолютная ошибка отклонения предсказанной (инерциальный блок и нейросетевая навигация) от истинной траектории БПЛА

Абсолютная ошибка при таком подходе представлена на рисунке 5.

На первом рисунке видно, что предсказанная траектория в целом воспроизводит форму истинной, но имеет более заметные отклонения. На втором рисунке ошибка достигает 10–12 м и колеблется в этом диапазоне, что указывает на необходимость дальнейшей оптимизации или калибровки алгоритма.

### Заключение

В статье рассмотрена задача повышения надёжности прогнозирования траектории беспилотного летательного аппарата на основе интеграции данных инерциальных измерительных систем, спутниковой навигации и нейросетевого анализа изображений. Предложенный

подход, основанный на использовании расширенного фильтра Калмана и нейросетевых технологий, позволяет повысить отказоустойчивость системы и подробно воспроизвести траекторию летательного аппарата. Результаты экспериментов демонстрируют, что описанный метод способствует более обеспечивает высокую точность оценки положения даже при отключении одного из источников данных (спутниковой навигации) и может быть адаптирован к различным условиям эксплуатации. Кроме того, применение нейросетевого анализа открывает перспективы для дальнейшего расширения функционала, в том числе по выявлению дополнительных факторов, влияющих на траекторию, и быстрого реагирования на динамические изменения окружающей среды, что повышает экономическую и прикладную ценность решения.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Fahlstrom P.G., Gleason T.J., Sadraey M.H. Introduction to UAV systems. — John Wiley & Sons, 2022.
2. Кудрявцева И.А. Анализ эффективности расширенного фильтра Калмана, сигма-точечного фильтра Калмана и сигма-точечного фильтра частиц // Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации. — 2016. — №. 224 (2). — С. 43–51.
3. Питенко А.А. Нейросетевой анализ в геоинформационных системах // АА Питенко [Электронный ресурс], URL: <https://docplayer.ru/25973945-Aa-pitenko-neyrosovevoy-analiz-v-geoinformacionnyh-sistemah.html> (дата обращения 20.05. 2021). — 2000.
4. Кондрашов Я.В., Арутюнян А.К., Кравчишин И.А. Прогнозирование терминальных параметров движения беспилотных летательных аппаратов // Электроника и управление / ЯВ Кондрашов, АК Арутюнян, ИА Кравчишин. — К.: НАУ. — 2009. — С. 10–14.
5. Ахрамович С.А., Малышев В.В., Старков А.В. Математическая модель движения беспилотного летательного аппарата в бикватернионной форме // Научно-техн. ж. «Полет». — 2018. — Т. 4. — С. 9.
6. Лойцянский Л. Ламинарный пограничный слой. — Рипол Классик, 2013.

7. Безмен П.А. Комплексование данных системы управления мобильным роботом с использованием расширенного фильтра Калмана //Известия Юго-Западного государственного университета. — 2019. — Т. 23. — №. 2. — С. 53–64.
8. Дегтярев А.А., Тайль Ш. Элементы теории адаптивного расширенного фильтра Калмана //Препринты Института прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН. — 2003. — №. 0. — С. 26–36.
9. Матушкин А.С. Фильтры Калмановского типа и их использование в навигации мобильных объектов //VII всероссийской научно-практической конференции «Научная сессия НТИ НИЯУ МИФИ–2015». — 2015. — С. 159.
10. Alzubaidi L. et al. Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions //Journal of big Data. — 2021. — Т. 8. — С. 1–74.
11. Shao Y. et al. The Traffic Flow Prediction Method Using the Incremental Learning-Based CNN-LTSM Model: The Solution of Mobile Application //Mobile Information Systems. — 2021. — Т. 2021. — №. 1. — С. 5579451.
12. Chen Y. et al. Dynamic relu //European conference on computer vision. — Cham: Springer International Publishing, 2020. — С. 351–367.
13. Ямашкин С.А., Ямашкина Е.О., Коваленко С.М. Принципы построения сверточно-рекуррентной нейросетевой модели для прогнозирования пространственно-временных процессов //Наука и бизнес: пути развития. — 2020. — №. 9. — С. 154–156.
14. Горбачевская Е.Н. Классификация нейронных сетей //Вестник Волжского университета им. В.Н. Татищева. — 2012. — №. 2 (19). — С. 128–134.
15. Sara U., Akter M., Uddin M.S. Image quality assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—a comparative study //Journal of Computer and Communications. — 2019. — Т. 7. — №. 3. — С. 8–18.
16. Tan H.L. et al. A perceptually relevant MSE-based image quality metric //IEEE Transactions on Image Processing. — 2013. — Т. 22. — №. 11. — С. 4447–4459.

---

© Парфентьев Кирилл Викторович (parfentiev@bmstu.ru); Машков Илья Игоревич (mii20u625@student.bmstu.ru);  
Брель Даниил Олегович (bdo21u131@student.bmstu.ru)  
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»