

Решение задачи восстановления траекторных параметров летящего объекта наблюдения по видеоинформации

Д. С. Романенко

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

dianasrom@mail.ru

С. А. Беляев

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

bserge@bk.ru

Аннотация. В докладе рассматривается решение задачи восстановления траекторных параметров летящего объекта наблюдения по видеоинформации. Проводится анализ существующих методов и подходов для решения задачи, предлагается собственный подход, основанный на модификации классического фильтра Калмана. В работе описана архитектура предлагаемого программного средства, описание алгоритма и проведенного эксперимента.

Ключевые слова: видеоинформация, фильтр Калмана, траекторные параметры, объект наблюдения

I. ВВЕДЕНИЕ

В современном мире, с развитием технологий наблюдения и обработки данных, задачи, связанные с анализом и восстановлением траекторий движущихся объектов, приобретают всё большую актуальность. Это особенно важно в аэрокосмической индустрии. Восстановление траекторных параметров летящего объекта по видеоинформации является задачей, которая позволяет не только отслеживать движение объекта, но и прогнозировать его дальнейшее поведение, что важно для обеспечения безопасности в околоземном пространстве и оценки характеристик наблюдаемого объекта. Актуальность возрастает, когда видеоинформация поступает в сложных условиях наблюдения, таких как недостаточная видимость (например, из-за тумана, дождя, снега, засветки или низкой освещённости) или перекрытия объекта наблюдения (например, другими объектами или элементами ландшафта). Эти факторы существенно усложняют процесс обработки данных, так как приводят к потере информации, искажению изображения и фрагментарности наблюдения. В таких условиях традиционные методы обработки часто оказываются недостаточно эффективными, что требует разработки новых подходов, устойчивых к подобным помехам.

A. Существующие решения

Задача восстановления траекторных параметров летящего объекта по видеоинформации может решаться с использованием различных подходов, условно разделим их на несколько категорий: классические методы компьютерного зрения, методы фильтрации и прогнозирования, современные подходы, основанные на глубоком обучении. Однако каждый из них имеет свои

ограничения, особенно в условиях недостаточной видимости и перекрытия объекта наблюдения.

Классические методы включают в себя алгоритмы обнаружения и отслеживания объектов [1], такие как детектирование на основе фона, методы оптического потока, а также использование характерных точек (например, SIFT, SURF). Такие алгоритмы просты в реализации и не требуют существенных вычислительных затрат. Главным недостатком данного подхода является то, что в условиях недостаточной видимости (туман, дождь, низкая освещённость) или при перекрытии объекта эти методы часто теряют объект из виду, что приводит к прерыванию траектории и невозможности восстановления координат. Классические методы компьютерного зрения не обеспечивают устойчивость к шумам и помехам, что делает их непригодными для работы в сложных условиях.

Методы фильтрации и прогнозирования, такие как фильтр Калмана [2] и его модификации, а также методы частиц [3] позволяют прогнозировать положение объекта наблюдения на основе предыдущих данных, что полезно при временной потере объекта из виду. Однако в условиях недостаточной видимости или длительного перекрытия объекта точность прогнозирования резко снижается, так как фильтры не могут корректно обновлять данные о положении объекта. Кроме того, они сильно зависят от точности начальных условий и модели движения.

Современные подходы используют нейронные сети [4], такие как сверточные, рекуррентные нейронные сети и их комбинации (например, LSTM для отслеживания временных последовательностей). Глубокое обучение позволяет обрабатывать сложные данные и частично компенсировать шумы, а также восстанавливать объекты при частичном перекрытии. Главным их недостатком является то, что в условиях недостаточной видимости (например, при сильном тумане или засветке) нейронные сети часто теряют объект из виду, так как их работа зависит от качества входных данных. Кроме того, обучение таких моделей требует большого объёма размеченных данных, включая данные, полученные в сложных условиях, что не всегда доступно.

Перечисленные подходы не позволяют в полном объеме решить задачу восстановления траекторных

параметров. Наиболее полным решением является использование фильтров Калмана, для восстановления траекторных параметров, но без дополнительных модификаций, данный метод не работает в условиях недостаточной видимости. В рамках данного исследования предлагается решение, которое позволит на основе фильтра Калмана отслеживать объекты в условиях недостаточной видимости и восстанавливать их координатные параметры.

II. ПРЕДЛАГАЕМОЕ РЕШЕНИЕ

Предлагаемое решение задачи представляет собой программу, которая позволит на основе файла видеоинформации с заданными параметрами кадров и заданными техническими характеристиками измерительного прибора получать траекторные параметры объекта интереса. Программа предназначена для работы в сложных условиях наблюдения, таких как недостаточная видимость и перекрытие объекта, и предоставляет пользователю возможность корректировать процесс маркировки и анализа.

А. Сценарий использования

Программа предполагает следующую последовательность действий:

- Загрузка видео – пользователь загружает видеофайл в программу. Видео может быть записано в сложных условиях (туман, дождь, низкая освещённость, перекрытие объекта), видео загружается в формате mkv (Matroska Multimedia Container), который позволяет записывать метаданные к файлу в целом, а также метаданные к каждому кадру в отдельности, и автоматически извлекает последовательность кадров для дальнейшей обработки.
- Маркировка объекта наблюдения – пользователь вручную маркирует объект наблюдения на первых трёх кадрах видео для формирования модели движения. Маркировка производится при помощи выделения прямоугольного строба, который полностью включает в себя объект наблюдения.
- Автоматическая маркировка объекта на оставшихся кадрах – далее на основе построенной модели выполняется автоматическая маркировка объекта наблюдения на всех кадрах без участия пользователя.
- Оценка графиков параметров – пользователь оценивает графики полученных характеристик (картинные координаты, размеры объекта, яркость), при необходимости после корректировки параметров может быть повторно запущен алгоритм маркировки.
- Пересчет из картинных координат в угловые – после того, как получены картинные координаты, пользователь запускает расчет угловых координат объекта наблюдения, предварительно убедившись, что введены корректные технические характеристики средства измерения.

В. Функции программы

Программа должна выполнять следующие основные функции:

- загрузка видео и служебной информации;
- маркировка объекта наблюдения;
- расчет характеристик объекта наблюдения, полученных при анализе кадра (картинные координаты, размеры объекта в пикселях, яркость);
- расчет траекторных параметров (азимут и угол места) объекта наблюдения.

С. Архитектура программного решения

В соответствии с описанными выше функциями разработана архитектура программы (рис. 1), которая позволяет выполнять описанный выше сценарий. Программа спроектирована таким образом, что каждый программный модуль включает в себя два уровня: уровень отображения и уровень логики. Архитектура построена по аналогии с [5][1] и [6].

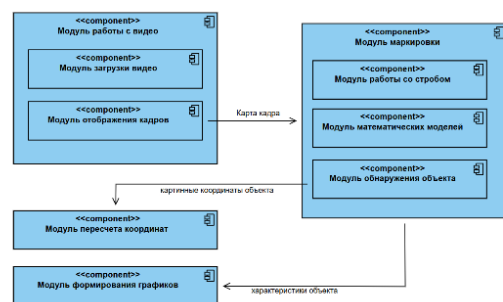


Рис. 1. Архитектура программного решения

Работа с программой начинается с загрузки видеофайла, который поступает в модуль загрузки и отображения видео. Здесь видео разбирается на кадры, извлекаются метаданные, и происходит предварительная обработка для подготовки данных к дальнейшему анализу. Кадры отображаются в интерфейсе программы, что позволяет пользователю визуально контролировать процесс.

После загрузки и подготовки кадры передаются в модуль маркировки. В этом модуле выполняется обработка изображения: пользователь выделяет область интереса с объектом (строб) на нескольких кадрах, на последующих кадрах маркировка осуществляется автоматически. Для отслеживания объекта используется алгоритм трекинга на основе фильтра Калмана, который предсказывает положение объекта в следующих кадрах. Если объект временно исчезает (например, перекрывается другим объектом или по другой причине перестаёт быть виден на кадре), модуль автоматически расширяет область поиска и перемещает её в место, где ожидается появление объекта наблюдения, чтобы восстановить трекинг. Результаты маркировки и трекинга, включая координаты объекта, передаются в следующий модуль.

Данные о положении объекта в картинных координатах поступают в модуль пересчета координат. В нем загружаются необходимые параметры, такие как калибровочные данные или геометрические характеристики системы, и выполняются математические операции для преобразования координат из картинных в угловые. Этот этап важен для

дальнейшего анализа, так как позволяет перейти от пиксельных координат к реальным физическим величинам.

На всех этапах обработанные данные могут быть переданы в модуль отображения графиков. Пользователь может анализировать характеристики объекта, такие как координаты, траектория движения, размер, яркость, изменение яркости, полученные в процессе трекинга.

III. ОСНОВНЫЕ АЛГОРИТМЫ

Программа включает в себя два основных алгоритма: алгоритм маркировки (подробное описание математического алгоритма приведено в [7]) и восстановления картинных координат и алгоритм пересчета из картинных координат в угловые координаты.

Представленный алгоритм для отслеживания объектов в видеопотоке, основан на анализе средних характеристик объекта за последние N кадров. Алгоритм включает этапы прогноза положения объекта, корректировки размеров строба, поиска объектов и их верификации на основе заданных характеристик. Для повышения точности используется фильтр Калмана, а также механизм расширения строба и увеличения ошибки в случае отсутствия объекта в текущей области поиска.

Первым шагом выполняется инициализация, в ходе которой задается количество кадров, используемых для расчета средних характеристик объекта, и инициализируются параметры фильтра Калмана, необходимые для предсказания позиции объекта. Далее выполняется обработка очередного кадра. На этом этапе положение строба прогнозируется на основе предыдущих данных с помощью фильтра Калмана. После этого его положение корректируется с учетом возможных шумов.

Затем внутри скорректированного строба выполняется поиск объектов с использованием выбранного метода детекции, такого как пороговая обработка, анализ контуров или машинное обучение. Для каждого обнаруженного объекта проверяются ключевые характеристики, включая разницу между центром объекта и предсказанным центром фильтра Калмана, площадь объекта и его отношение сторон.

На этапе верификации объекта, если хотя бы один объект соответствует заданным характеристикам, он считается наблюдаемым объектом, и его центр используется для обновления позиции строба. Если ни один объект не соответствует критериям, строб расширяется, и на каждой итерации инкрементируется ошибка.

Если объект найден, его характеристики, такие как позиция, площадь и отношение сторон, обновляются на основе текущих данных, а фильтр Калмана обновляется с учетом новой позиции объекта. В случае отсутствия объекта в стробе область поиска расширяется, и значение ошибки увеличивается, что позволяет программе адаптироваться к изменениям в движении объекта или его временному исчезновению.

Работа алгоритма зависит от корректного выбора коэффициентов проверки граничных значений. Значение ошибки увеличивается с расширением размера строба, что позволяет адаптироваться под различные условия съемки.

Алгоритм обеспечивает устойчивое отслеживание объектов в видеопотоке за счет комбинации фильтра Калмана, анализа средних характеристик и механизма адаптации строба. Его эффективность зависит от корректной настройки параметров и выбора методов верификации объектов.

Алгоритм пересчета картинных координат в угловые основан на учете метаданных к каждому кадру (в котором зафиксированы координаты направления визирной оси, фокусное расстояние и др.), технических характеристик прибора и информации о точке стояния измерительного средства.

IV. ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Для апробации результатов работы программы был проведен ряд экспериментов по трекингу объектов наблюдения на видео различных типов. Исходные видео взяты из открытых источников без метаданных, поэтому на них была возможность проверить именно алгоритм трекинга объектов без пересчета из картинных координат в угловые, последний был реализован и апробирован только на модельных данных.

- Равномерное и линейное движение объекта наблюдения без перекрытия на темном фоне [8] – алгоритм позволил отследить объект без задержек.
- Равномерное и линейное движение нескольких одинаковых объектов с пересечением на темном фоне [9] – алгоритм без снижения производительности позволил отследить выбранный объект, не потеряв его на тех кадрах, где в строб попадали объекты схожие по форме и яркости, а также при их частичном перекрытии друг другом.
- Равномерное движение объекта с различными перекрытиями (полное и частичное) на темном фоне [10] – алгоритм позволил отследить объект наблюдения при частичном перекрытии (без расширения строба), задержек по производительности не было, далее при полном перекрытии объекта сформировался расширенный строб, который позволил при появлении объекта в кадре его захватить и продолжить сопровождение. Алгоритм работал медленнее на кадрах с расширенным стробом из-за большого количества выполняемых сравнений ошибок и поиска объекта внутри большей части кадра.
- Равномерное движение объекта с частичным перекрытием на светлом фоне [11] – качество отслеживания было ниже, чем на предыдущих контрастных видео, но при соответствующей настройке параметров отклонения объект удалось отследить на 80 % кадров.

В результате проведенных экспериментов удалось установить, что алгоритм позволяет отследить объект на

контрастных видео, что скорость алгоритма замедляется при длительном перекрытии, а также, что при соответствующей настройке параметров он позволяет находить объект наблюдения на всём видео с достаточно высокой точностью на видео с меньшей контрастностью.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках данного исследования предложен и реализован программный подход для восстановления траекторных параметров летящего объекта наблюдения по видеоинформации, основанный на модификации классического фильтра Калмана. Разработанная программа позволяет отслеживать объекты в сложных условиях наблюдения, таких как недостаточная видимость и перекрытие объекта, что подтверждено проведёнными экспериментами (корректное сопровождение объекта наблюдения на 80% и более кадрах). Алгоритм демонстрирует устойчивость к шумам и помехам, а также способность восстанавливать траекторию при временном отсутствии объекта в кадрах.

Результаты экспериментов показали, что предложенный метод успешно справляется с задачей трекинга объектов на контрастных видео, а также адаптируется к условиям частичного и полного перекрытия объекта. Однако на видео с низкой контрастностью качество отслеживания снижается, что требует дальнейшей настройки параметров алгоритма.

Перспективным направлением дальнейших исследований является апробация программы на реальных данных, полученных в условиях сложных атмосферных явлений (туман, дождь, засветка). Планируется расширение функциональности программы для работы с многоканальными системами наблюдения и получения сигнальных характеристик по данным видеоинформации.

Предложенное решение имеет потенциал для применения в аэрокосмической индустрии, системах

мониторинга и безопасности, где требуется высокая точность и надёжность в условиях сложных внешних факторов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Lowe D.G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints //International journal of computer vision. 2004. Т. 60. С. 91-110.
- [2] Kalman R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems. 1960.
- [3] Julier S.J., Uhlmann J.K. New extension of the Kalman filter to nonlinear systems //Signal processing, sensor fusion, and target recognition VI. Spie, 1997. Т. 3068. С. 182-193.
- [4] Redmon J. et al. You only look once: Unified, real-time object detection //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. С. 779-788.
- [5] Yurut E.A., Belyaev S.A. Software Architecture for Automatic Solution of 2D Geometric Problems, 2021 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus), St. Petersburg, Moscow, Russia, 2021, pp. 758-762.
- [6] Беляев С.А., Черепкова Ю.С. Архитектура среды моделирования для проведения экспериментов с интеллектуальными агентами // Программные продукты, системы и алгоритмы. 2017. №3. С.4. DOI: 10.15827/2311-6749.24.263
- [7] Романенко Д.С., Беляев С.А. Архитектура программы обработки видеоинформации при контроле за летательными аппаратами // Проблемы повышения эффективности научной работы в оборонно-промышленном комплексе России: Материалы VII Всероссийской научно-практической конференции (г. Знаменск, 11–12 апреля 2024 г.). С.28-33.
- [8] Электронный ресурс: https://github.com/DianaRomanenko/object-tracking/blob/main/app/test_data/test.mkv (дата обращения 10.03.2025)
- [9] Электронный ресурс - [https://github.com/DianaRomanenko/object-tracking/blob/main/app/test_data/video2%20\(2\).mkv](https://github.com/DianaRomanenko/object-tracking/blob/main/app/test_data/video2%20(2).mkv) (дата обращения 10.03.2025).
- [10] Электронный ресурс - https://github.com/DianaRomanenko/object-tracking/blob/main/app/test_data/video3.mkv (дата обращения 10.03.2025).
- [11] Электронный ресурс - [https://github.com/DianaRomanenko/object-tracking/blob/main/app/test_data/Comet-G3-ATLAS-Setting-over-a-Chilean-Hill%20\(1\).mkv](https://github.com/DianaRomanenko/object-tracking/blob/main/app/test_data/Comet-G3-ATLAS-Setting-over-a-Chilean-Hill%20(1).mkv) (дата обращения 10.03.2025).