

На правах рукописи



Лопатина Вероника Вячеславовна

**Разработка алгоритмического аппарата
высокоточного определения положения объектов
относительно стационарной базы
методами компьютерного зрения**

1.2.1 - Искусственный интеллект и машинное обучение

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Москва – 2025

Работа выполнена в Федеральном исследовательском центре «Информатика и управление» Российской академии наук (ФИЦ ИУ РАН)

Научный руководитель:

Цурков Владимир Иванович

доктор физико-математических наук,
профессор,
ФИЦ ИУ РАН,
заведующий отделом №13

Официальные оппоненты:

Демидова Лилия Анатольевна

доктор технических наук, профессор,
ФГБОУ ВО «МИРЭА — Российский
технологический университет»,
профессор

Юдин Дмитрий Александрович

кандидат технических наук,
ФГАОУ ВО «Московский физико-
технический институт (национальный
исследовательский университет)»,
заведующий лабораторией

Ведущая организация:

Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего
образования «Университет «Дубна»

Защита состоится «_____» _____ 2025 г. в ____:_____ на заседании диссертационного совета 24.1.224.03 на базе Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» Российской академии наук по адресу: 119333, г. Москва, ул. Вавилова, д. 42.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» Российской академии наук и на сайте <http://www.frccsc.ru>.

Автореферат разослан _____ 2025 г.

Ученый секретарь

диссертационного совета

24.1.224.03, к.т.н.



Рейер И. А.

Общая характеристика работы

Актуальность темы. Определение пространственных характеристик объекта по данным оптических наблюдений многие годы является актуальной задачей науки и техники.

В общем случае задача определения положения методом компьютерного зрения требует решения отдельных подзадач, включая создание изображения, связанного с измеряемыми параметрами объекта; определение координат элементов изображения, обработка данных элементов изображения с целью определения необходимых параметров объекта.

Практическая значимость обусловлена необходимостью применения высокоточных систем позиционирования и высокоточных систем проводки для автономного водного, автодорожного, воздушного и железнодорожного транспорта. Например, контроль положения автономного морского судна относительно причала при выполнении погрузо-разгрузочных работ и швартовых операций, контроль стоянки грузового автомобиля относительно складского грузового терминала, позиционирование вагонов на путях необщего пользования (например, на территории порта) в процессах налива цистерн или загрузки сыпучим грузом.

Высокоточные системы проводки и позиционирования используются для управления движением, контроля положения и стабилизации подвижных объектов в транспортных системах. Высокоточные системы позволяют повысить безопасность эксплуатации транспортной системы, повысить интенсивность транспортного потока и пропускную способность транспортной сети.

Методы высокоточного определения положения пространственно-распределённого объекта относительно стационарной базы применимы не только на транспорте, но и в промышленности. Например, при сцепке деталей, когда точность совмещения деталей влияет на прочность, герметичность и надёжность функционирования промышленного изделия, или в ремонтно-профилактических работах, когда вес объекта не позволяет его свободно перемещать, а постановка на докование требует контроля и точности.

Разработанные методы определения положения объектов относительно стационарной базы иллюстрируются на примере морского транспорта.

Задачами, требующими отслеживания объекта по его фрагменту методами компьютерного зрения в автономных процессах в морской зоне порта, являются: отслеживание ориентации судна относительно причала во время швартовки и стоянки, мониторинг погрузки, анализ окружающей обстановки с борта судна. Эти задачи требуют отслеживания крупногабаритного площадного объекта на изображениях по его наблюдаемому фрагменту.

Целью работы является разработка алгоритмического аппарата высокоточного определения положения объектов относительно стационарной базы методами компьютерного зрения и машинного обучения.

Для достижения поставленной цели были решены следующие задачи:

- Разработка структуры программно-аппаратного комплекса высокоточного определения положения объектов относительно стационарной базы.
- Разработка метода определения движения в кадре и идентификации крупногабаритного площадного объекта.
- Разработка метода выбора объектов отслеживания.
- Исследование методов отслеживания объектов в видеопотоке.
- Разработка метода отслеживания крупногабаритного площадного объекта по его наблюдаемому фрагменту.
- Исследование методов фильтрации данных.
- Разработка методики мониторинга движения крупногабаритного площадного объекта.
- Разработка методик стендовых и натурных испытаний программно-аппаратного комплекса высокоточного определения положения объектов относительно стационарной базы.

Областью исследования являются методы, алгоритмы и создание систем машинного обучения для обработки и анализа изображений.

Методы исследования. Исследование проводилось с применением методов наблюдения, сравнения, эксперимента и измерения. При разработке алгоритмов применены методы машинного обучения, цифровой обработки изображений, обработки экспериментальных данных и математического анализа.

Основные положения диссертации, выносимые на защиту:

1. Структура программно-аппаратного комплекса высокоточного определения положения объектов относительно стационарной базы.
2. Метод определения движения в кадре и идентификации крупногабаритного площадного объекта.
3. Метод выбора объектов отслеживания.
4. Метод отслеживания крупногабаритного площадного объекта по его наблюдаемому фрагменту.
5. Методика мониторинга движения крупногабаритного площадного объекта.

Достоверность и обоснованность результатов подтверждена экспериментальной проверкой результатов предлагаемых методов на тестовых выборках данных записанных автором работы и тестовых выборках данных из публичных репозиториев данных; результатами стендовых и натурных испытаний действующих макетов оптических измерителей входящих в состав макета программно-аппаратного комплекса высокоточного определения положения объектов относительно стационарной базы; публикациями и докладами результатов.

Научная новизна. В работе представлена структура программно-аппаратного комплекса на базе оптических измерителей для высокоточного определения положения объектов относительно стационарной базы. В отличие от предыдущего уровня техники, позволяющего измерять с помощью лазерных дальномеров только величины поперечного смещения объекта, измерительный комплекс позволяет в дополнение к поперечному смещению одновременно измерять продольное и вертикальное смещения объекта методами компьютерного зрения, что даёт возможность осуществлять мониторинг перемещения крупногабаритного объекта в трёхмерном пространстве.

В работе получены новые методы компьютерного зрения и машинного обучения, составляющие основу алгоритмического аппарата оптических измерителей. Разработанные методы позволяют воспроизводить некоторые функции человека (зрительной системы): сегментацию изображений, обнаружение объектов, сопровождение объектов, восстановление и дополнение изображений, обнаружение движения.

Метод определения движения в кадре и идентификации крупногабаритного площадного объекта. В отличие от известных методов, предложенный метод

позволяет определять области изображения с постоянным движением и исключать случайно попавшие в кадр подвижные объекты, что делает его применимым в условиях автономной работы оптических измерителей в режиме реального времени.

Метод выбора объектов отслеживания. Метод является новым и позволяет повысить качество отслеживания объектов частотными методами за счёт определения характеристик объектов (участков изображения), которые прослеживаются в амплитудно-частотном спектре.

Метод отслеживания крупногабаритного площадного объекта по его наблюдаемому фрагменту. В отличие от аналогов, применительно к задаче отслеживания крупногабаритного площадного объекта по его наблюдаемому фрагменту, метод устойчив к частичному перекрытию объекта (сохраняет качество отслеживания), выходу объекта за границы изображения, повороту и изменению масштаба объекта.

Методика мониторинга движения крупногабаритного площадного объекта. Методика является новой и позволяет осуществлять мониторинг крупногабаритных площадных объектов с учётом характера их движения. В методике определены: порядок фильтрации данных для задачи мониторинга движения крупногабаритного площадного объекта, физическая модель измеряемого крупногабаритного площадного объекта, метод расчёта ошибки измерений, порядок классификации движения объектов в кадре методом машинного обучения в соответствии с заданными классами движения.

Теоретическая значимость:

- разработанный способ высокоточного определения положения объектов относительно стационарной базы методами компьютерного зрения и машинного обучения позволяет осуществлять мониторинг перемещения крупногабаритного объекта в трёхмерном пространстве с помощью оптических измерителей;
- полученные новые методы компьютерного зрения и машинного обучения, позволяют выполнять сегментацию изображений, обнаружение объектов, сопровождение объектов, восстановление и дополнение изображений, обнаружение движения;

- разработанная методика мониторинга движения крупногабаритного площадного объекта позволяет осуществлять мониторинг объектов с учётом характера их движения.

Практическая значимость. Результаты работы могут быть использованы:

- при создании автономных систем, в том числе, когда система анализирует окружающую обстановку, принимает решение и выполняет действие без контроля человека или с его минимальным участием;
- в промышленности, когда необходимо с высокой точностью позиционировать крупногабаритный объект, например, при токарной обработке поверхностей катания колесных пар вагонов или локомотивов без выкатки тележек на специальных токарных станках;
- в транспортной отрасли, в процессе мониторинга и анализа окружающей обстановки с борта судна (морской и речной транспорт), при позиционировании железнодорожных цистерн на сливо-наливной эстакаде (железнодорожный транспорт), при позиционировании корпусов воздушных судов на местах стоянки в ангарах (воздушный транспорт), при позиционировании грузового автомобиля относительно пакгауза в процессе загрузки и выгрузки (автодорожный транспорт).

Результаты работы реализованы и используются в технических решениях для автономной швартовки морских судов производства ООО «СМАРТТЕХНОЛОГИЯ».

Отдельные методы, представленные в работе, могут иметь широкое применение в различных отраслях для задач мониторинга положения объектов сложной формы методами компьютерного зрения.

Реализация результатов. Методы и алгоритмы, полученные в результате работы, планируется использовать в системах автономного судовождения морских и речных судов, системах управления движением автономных транспортных средств, в том числе, воздушных, железнодорожных и наземных, а также в составе автономных промышленных систем.

Личный вклад автора в проведённые исследования. В диссертацию вошли результаты, которые получены лично автором. Результаты других авторов, упомянутых в диссертации, носят справочный характер и имеют соответствующие обозначения. Основные работы по теме диссертации [1-11].

Апробация работы. Результаты работы докладывались и обсуждались на следующих научных конференциях: Вторая международная научно-практическая конференция Математическое и компьютерное моделирование (2016), Новое поколение в науке – 2018, Proceedings of the XIII International Scientific Conference on Architecture and Construction (2020), Ural Environmental Science Forum “Sustainable Development of Industrial Region” (UESF-2021), International Conference on Actual Issues of Mechanical Engineering (AIME 2021).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 11 научных работ.

Структура и объём диссертации. Диссертация состоит из введения, четырёх глав, заключения, списка литературы и приложения. Главы состоят из параграфов. В работе используется сквозная нумерация формул. В каждой главе используется своя автономная нумерация таблиц и иллюстраций. Объём диссертации 152 страницы. Список литературы содержит 89 наименований.

Краткое содержание диссертационной работы

Во введении обоснованы актуальность темы исследования, научная новизна и практическая значимость результатов, полученных в работе.

В первой главе представлена структура измерительного комплекса, построенного на базе оптических измерителей и являющегося средой исполнения разработанных алгоритмов. Приведены требования к характеристикам компонентов измерителей: лазерных дальномеров, камер компьютерного зрения и компьютера. Также описаны порядок взаимодействия камеры и лазерного дальномера, порядок использования и штатный режим работы, особенности юстировки элементов измерительного комплекса, условия эксплуатации и примеры возможного использования измерительного комплекса в морской, железнодорожной, воздушной и автодорожной транспортной отрасли.

Измерительный комплекс относится к оптическим устройствам для высокоточного, бесконтактного измерения положения объектов относительно стационарной базы, т.е. неподвижного основания, на которое устанавливается измеритель.

Оптический измеритель (Рис. 1) включает компьютер (1) с 3G/4G/5G модемом в составе, камеру компьютерного зрения (2) с объективом (3), лазерный дальномер (4), антенну (5). Кабели питания и передачи данных (6) соединяют компоненты

оптического измерителя. Обмен данными между компьютером (1) и компонентами измерителя (2) и (4) происходит по технологии Ethernet. Обмен данными с внешними системами (потребителями информации) происходит по беспроводному каналу связи стандарта 3G/4G/5G. В случае, когда измерителей несколько, компьютер включён в состав только управляющего измерителя, у управляемых измерителей в состав входят лазерный дальномер и камера компьютерного зрения.

Компоненты измерителя располагаются в корпусе (7), за исключением антенны (5), которая располагается вне корпуса (7) для обеспечения беспроводной передачи данных. Камера компьютерного зрения (2) с объективом (3) и лазерный дальномер (4) в корпусе (7) располагаются с соблюдением сонаправленности оптических осей.

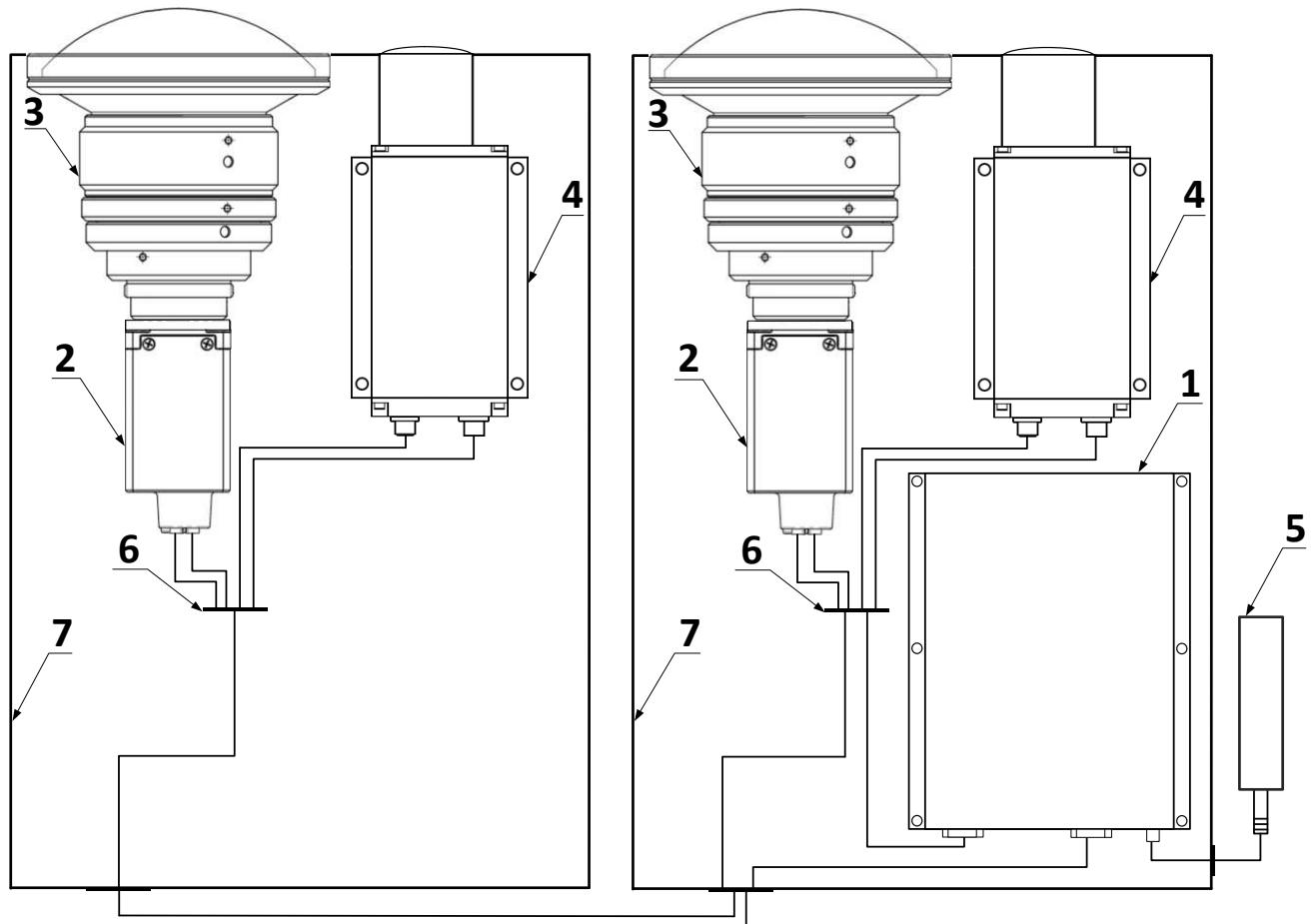


Рис. 1. Схема соединений двух оптических измерителей
(слева – управляемый измеритель, справа – управляющий измеритель):
компьютер (1) в корпусе (7); камера компьютерного зрения (2) с объективом (3);
лазерный дальномер (4); антenna (5); кабели питания и передачи данных (6)

Измеритель устанавливается на неподвижное основание так, чтобы в прямой видимости измерителя находился объект измерений (например, грузовой автомобиль, железнодорожный вагон, морское или воздушное судно). Измеритель устанавливается перпендикулярно линии измерений.

Измеритель определяет величины продольного (горизонтального), поперечного и вертикального смещения наблюдаемого объекта, прогнозирует пространственно-скоростные параметры наблюдаемого объекта: скорости смещения, величины смещения.

Измерение поперечного смещения выполняет лазерный дальномер, установленный в измеритель. Метод измерения основан на сравнении фаз сигнала лазера и сигнала, отражённого от объекта. Задержка при распространении волны создает сдвиг фаз, который измеряется. Лазер работает постоянно, его излучение амплитудно модулируется сигналом определенной частоты. Фаза отражённого сигнала сравнивается с фазой опорного сигнала.

Измерения вертикального и горизонтального смещений выполняются методами компьютерного зрения. Метод измерения основан на определении соответствия одного пикселя изображения физической величине (например, метры).

В основе алгоритмического аппарата измерителя лежат адаптивные методы машинного обучения, а именно обучение в режиме реального времени путём изменения параметров и накопления данных в условиях постоянно изменяющейся среды.

Все этапы процесса обработки и накопления данных верифицируемы, что позволяет гарантировать значение точности измерений в определённом диапазоне.

Во второй главе представлен метод определения движения в кадре и идентификации крупногабаритного площадного объекта, а также метод выбора объектов отслеживания.

Метод определения движения в кадре и идентификации крупногабаритного площадного объекта.

Метод предполагает два этапа обработки и анализа изображений.

На первом этапе делается оценка разницы между соседними кадрами. Изображения сглаживаются фильтром низких частот (матрица коэффициентов

умножается на значения пикселей изображения), применяются пороговые преобразования и из текущего кадра попиксельно вычитается предыдущий кадр. Этот этап обработки позволяет выделить тёмные участки изображения, которые находятся в движении.



Рис. 2. Примеры результатов работы алгоритма оценки разницы между соседними кадрами

Вторым этапом является выделение связных компонент (контуров), их анализ и составление карты движущихся участков изображения.

Для определения контуров используется алгоритм топологического структурного анализа. Извлекаются только внешние контуры и сохраняются конечные точки линий, образующих контур. Внутренние контуры не задействуются.

Найденные контуры сортируются и часть из них сохраняется для дальнейшего анализа. Для каждого контура из сохранённых рассчитывается средневзвешенное значение яркости пикселей внутри этого контура, а также центр масс, ширина и высота контура (на основе минимальной прямоугольной области, охватывающей контур).

На каждом последующем кадре список контуров анализируется: рассчитывается допустимая величина сдвига по вертикали и горизонтали центра масс контура; сравниваются размеры контуров.

С момента определения контуров в кадре, составляется карта движущихся участков изображения и обновляется с каждой новой итерацией программной реализации алгоритма. Каждую итерацию алгоритма учитывается количество

кадров, прошедшее с момента запуска алгоритма, когда контур идентифицировался в кадре. Такой подход позволяет исключить случайно попавшие в кадр движущиеся объекты (птиц, людей).

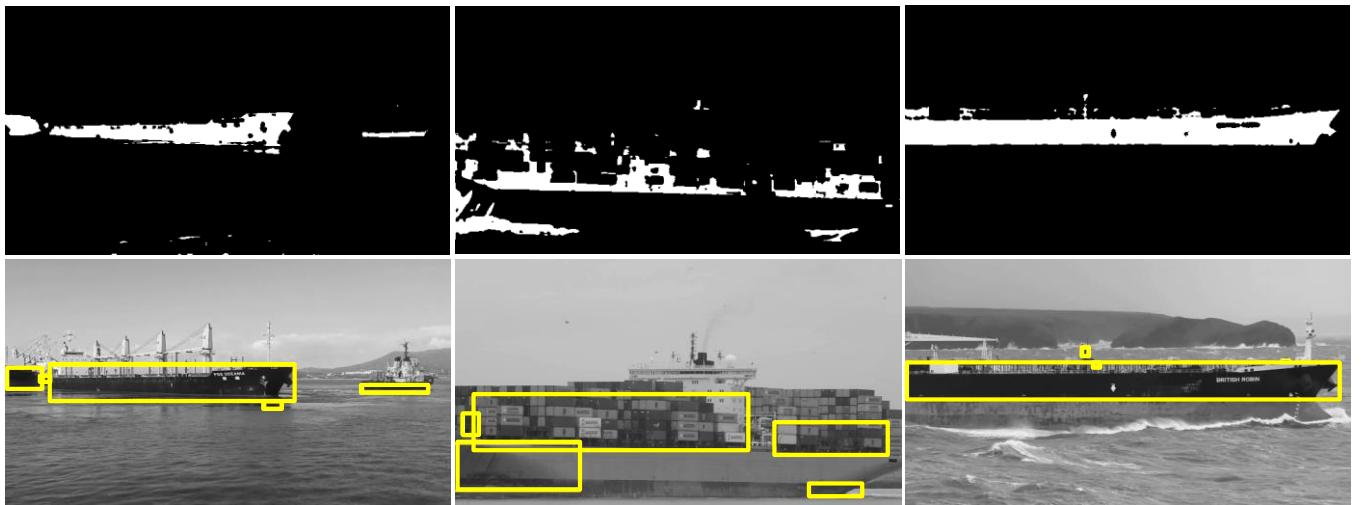


Рис. 3. Примеры результатов работы алгоритма определения движения в кадре и идентификации крупногабаритного площадного объекта

Метод выбора объектов отслеживания.

К моменту выбора объектов отслеживания уже вычислены подвижные области и координаты областей, потенциально принадлежащие судну и его палубным конструкциям. Далее эти области разбиваются на отдельные объекты, либо принимаются за единичные объекты и начинают отслеживаться. В этой части под объектами понимаются участки изображения пригодные для отслеживания разработанным частотным методом, приведённым в главе 3.

Подвижные области изображения принимаются за отдельные регионы и анализируются независимо от полного изображения. Действия по выбору объектов отслеживания, описанные ниже по тексту, проводятся в цикле с каждым отдельным подвижным регионом изображения:

1. Высокие частоты изображения подавляются фильтром Гаусса, яркость тёмных пикселей изображения относительно светлых увеличивается логарифмированием.
2. Выделяются границы на изображении путём перемножения значений пикселей региона на матрицу коэффициентов:

$$t = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

3. Применяется пороговое преобразование с определённым значением порога от максимума яркости пикселей региона.
4. Анализируется размер региона: проверяются допустимые размеры и регионы разбиваются на части. Максимально допустимый размер региона ограничивается вычислительной мощностью аппаратного обеспечения измерителя.
5. Анализируется каждая часть региона:
 - a. Значения на краях изображения сводятся к нулю окном Ханна (Хеннинга):

$$w(k) = 0.5 \times \left(1 - \cos\left(\frac{2\pi k}{N-1}\right)\right), \quad k = -\frac{N}{2}, \dots, 0, \dots, \frac{N}{2}$$

где N – размер окна.

- b. Рассчитывается разница в процентном соотношении между количеством чёрных и белых пикселей. Части регионов, в которых процент белых пикселей находится в определённом диапазоне от общего числа пикселей, принимаются за объекты отслеживания.



Рис. 4. Пример полного цикла обработки региона изображения и выбранных объектов отслеживания

Представленный метод позволяет определить объекты (подвижные участки изображения) с характеристиками, которые прослеживаются в амплитудно-частотном спектре (например, контуры идентификационных знаков и конструктивных особенностей, видимые границы коррозионного рисунка и контрастные области), что повышает качество отслеживание объектов частотными методами.



Рис. 5. Пример объектов, выбранных для дальнейшего отслеживания

В третьей главе представлен метод отслеживания крупногабаритного площадного объекта по его наблюдаемому фрагменту, а также приведён сравнительный анализ методов отслеживания объектов.

Разработанный метод является адаптивным методом машинного обучения, в основе которого лежит обучение в реальном времени путём изменения параметров и накопления данных в условиях постоянно изменяющейся среды, что является преимуществом по сравнению с пакетными методами машинного обучения, в которых необходимо обучать модель с нуля при получении новых данных.

Все этапы процесса обработки и накопления данных верифицируемы, что позволяет гарантировать значение точности измерений в определённом диапазоне.

В основе метода лежит работа в частотной области и накопление данных об объекте, таких как поворот и изменения масштаба. Для каждого отслеживаемого объекта создаётся фильтр-функция, спектр которой представляет собой набор данных усреднённых определённым образом. На каждой итерации алгоритма, по мере накопления данных, фильтр-функция дополняется. Для оценки степени корреляции используется свёртка функций.

Входные и выходные данные:

K – пространство объектов, $K = \{k_1, \dots, k_m\}$,

где k_i – объект (изображение), $1 \leq i \leq m$;

C – множество ответов, $C = \{c_1, \dots, c_m\}$,

где c_i – ответ, $1 \leq i \leq m$;

n – длина выборки.

Множество признаков объектов (1):

$$\{F_1(u, v), \dots, F_m(u, v)\}, \quad (1)$$

где $F_i(u, v)$ – амплитудно-частотный спектр изображения, $1 \leq i \leq m$.

Обучающая выборка (2):

$$F_L^n = \{F_i(u, v) \mid i = 1, \dots, n\}. \quad (2)$$

Для каждого объекта рассчитывается фильтр-функция, представляющая собой матрицу коэффициентов характерных особенностей объекта в частотной области.

Алгоритм обучения (3):

$$A = \sum_{i=1}^n F(g) \times \bar{F}_i(u, v), \quad B = \sum_{i=1}^n N \times F_i(u, v) \times \bar{F}_i(u, v), \quad (3)$$

где \times – операция поэлементного умножения матриц, $F(g)$ – матрица частот двумерной гауссианы, $F_i(u, v)$ – матрица частот изображения объекта, $\bar{F}_i(u, v)$ – комплексно сопряжённая матрица частот изображения объекта (поворот изображения на 180 градусов), N – матрица 3% случайного импульсного шума, n – целое число, обозначающее количество изображений выборки для создания первоначальной фильтр-функции, u, v – частоты изображения по осям x и y .

Модель машинного обучения (4):

$$U_M = \{U(u, v, w_A, w_B) \mid w_A \in W_A, w_B \in W_B\}, \quad U(u, v, w_A, w_B) = \frac{A + w_A}{B + w_B}, \quad (4)$$

где W_A – множество допустимых значений параметра w_A , W_B – множество допустимых значений параметра w_B .

Процесс предсказания:

$$\hat{F}(u, v) = U \times F(u, v), \quad (5)$$

где \times – операция поэлементного умножения матриц, U – фильтр-функция, $F(u, v)$ – матрица частот изображения, где предположительно находится сместившийся объект, $\hat{F}(u, v)$ – Фурье-спектр прогноза.

Обратное преобразование Фурье прогноза:

$$f(x, y) = \mathcal{F}^{-1}(F(u, v)). \quad (6)$$

Нормализация изображения $f(x, y)$:

$$f_n(x, y) = \frac{f(x, y) - mi\ n(f(x, y))}{ma\ x(f(x, y)) - mi\ n(f(x, y))}, \quad (7)$$

где $f(x, y)$ – матрица яркости пикселей изображения, $f_n(x, y)$ – матрица яркости пикселей нормализованного изображения.

Определение координат x_c, y_c максимума яркости пикселей изображения $f_n(x, y)$ точки с (x_c, y_c) .

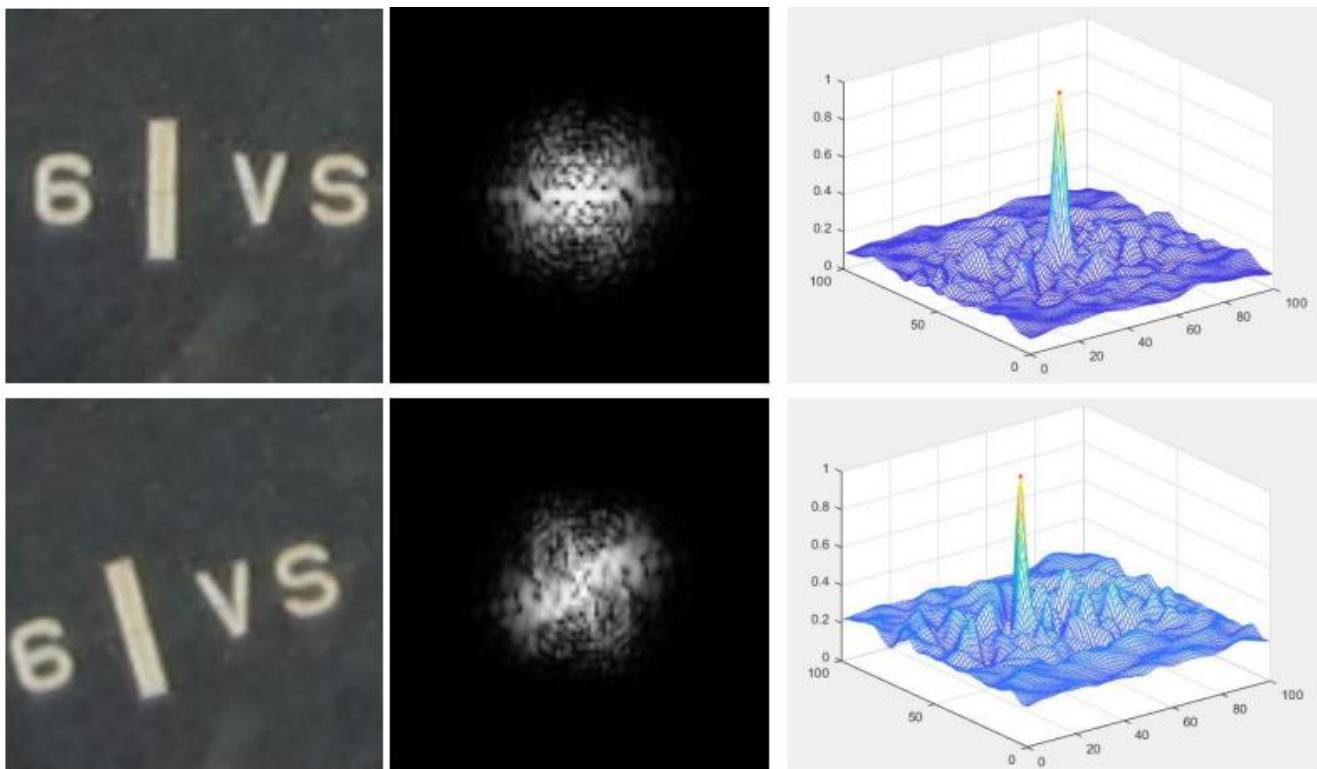


Рис. 6. Визуализация работы алгоритма отслеживания объектов после создания первичного фильтра (каждый ряд изображений содержит: смещённое изображение объекта, произведение Фурье-спектра фильтра и спектра изображения объекта, матрицы яркости, полученные в результате обратного преобразования Фурье к изображениям в центре, с максимумами, который соответствует центральной части искомого объекта

Оценка качества (9):

$$\Delta x = |x_c - x_t|, \quad \Delta y = |y_c - y_t|, \quad (8)$$

где $\Delta x, \Delta y$ – абсолютные значения ошибки по горизонтали и вертикали, (x_c, y_c) – предсказанное значение центра объекта, (x_t, y_t) – значение центра объекта.

Дообучение модели машинного обучения (9):

$$A = A + F(g) \times \bar{F}(u, v), \quad B = B + N \times F(u, v) \times \bar{F}(u, v), \quad U = \frac{A}{B}, \quad (9)$$

где $F(g)$ – матрица частот двумерной гауссианы, $F(u, v)$ – матрица частот изображения объекта, $\bar{F}(u, v)$ – комплексно-сопряжённая матрица частот изображения объекта (поворот изображения на 180 градусов), N – матрица 3% случайного импульсного шума.

В четвёртой главе представлена методика мониторинга движения крупногабаритного площадного объекта, приведены результаты сравнения методов определения продольного и вертикального смещения.

Исходными данными для методики мониторинга являются координаты отслеживаемых участков изображения. Выходными данными – пространственно-временные параметры отслеживаемого объекта (объекта измерений – например, морского крупнотоннажного судна). Методика определяет порядок преобразования входных данных в выходные в том числе методами машинного обучения.

Методика мониторинга движения крупногабаритного площадного объекта включает следующие методы:

1. Определение продольного и вертикального смещения.

Величины продольного и вертикального смещения объекта рассчитываются на основе дистанции до объекта и угла обзора камеры по формуле тангенса (вычисление отношения противолежащего катета к прилежащему в прямоугольном треугольнике). Для расчёта продольного смещения используется горизонтальный угол обзора, для расчёта вертикального смещения – вертикальный угол обзора.

2. Определение скорости смещения.

Для определения скорости величина смещения объекта на изображении соотносится с величиной смещения в пространстве. Величина смещения определяется по результатам анализа траекторий движения подвижных областей изображения.

Определяются три вида скоростей:

- вертикальная скорость смещения;
- продольная скорость смещения;
- поперечная скорость смещения.

3. Фильтрация координат отслеживаемых объектов.

Фильтрация координат отслеживаемых объектов выполняется методом машинного обучения в режиме реального времени. Обучающая выборка данных формируется по мере работы алгоритма фильтрации и на первой итерации алгоритма выборка данных состоит из двух значений – текущего и предыдущего значения фильтруемой координаты.

Алгоритм фильтрации состоит из двух циклических фаз: предсказание и корректировка. Целью алгоритма является вычисление апостериорной оценки состояния системы как линейной комбинации априорной оценки и взвешенной разницы между фактическим измерением и экстраполированным. Под системой понимается система контроля, состоящая из объекта наблюдения и измерителя.

Модель машинного обучения:

$$U = \{u(x, K) | K \in W\}, \quad u(x, K) = x_0 + K \times (f_i - H \times x_0),$$

где W – множество допустимых значений матричного параметра K , $(f_i - H \times x_0)$ – отклонение фактического состояния системы от предсказанного, K – коэффициент усиления, с помощью которого

минимизируется апостериорная ошибка ковариации, $f_i = \begin{bmatrix} c \\ v \\ a \end{bmatrix}$ – признак

объекта (вектор состояния), $1 \leq i \leq m$, c – фильтруемая координата, v – скорость смещения по оси в пикселях в секунду, a – ускорение по оси в пикселях на секунду в квадрате, H – матрица отношения, которая описывает связь между предсказанным значением вектора состояния системы и измеренным значением вектора состояния, x_0 – прошлое

предсказание относительно значения текущего момента, x – предсказанное значение.

Основная задача фильтрации не сгладить значения, а найти наилучшее приближение координат к истинному значению. Сглаживание траектории движения объектов недопустимо, т.к. при сглаживании теряется искомая величина смещения. Под наилучшим приближением подразумевается достижение минимального значения средней квадратичной ошибки.

4. Анализ траекторий:

- a. Определение характера движения выполняется методом машинного обучения.

Тип движения устанавливается по мере накопления информации о смещении объектов (подвижных участков изображения). Информация о типе движения объекта хранится только на время его отслеживания. После прекращения отслеживания информация за ненадобностью удаляется.

Для каждого отслеживаемого объекта создаётся признаковое описание, которое включает скорость движения, направление, ускорение движения, направление ускорения, время объекта в кадре. Для каждого признака задаётся вес – степень важности. Классификатор включает несколько классов. Параметры классов корректируются по мере работы алгоритма, реализующего задачу классификации. На значения параметров влияют в том числе дальность объекта измерений от места съёмки и его скорость движения.

Задача классификации сводится к поиску зависимости между объектами (отслеживаемыми участками изображения) с целью определения характера движения. В зависимости от характера движения объекта, делается предположение, относится ли отслеживаемый участок изображения к судну или его части.

Классификатор:

$$a(k_u, w) = \arg \max_{y \in Y} \sum_{i=1}^m \left(\sum_{r=1}^s ((L(f_{1i}(k_r), f_{2i}(k_r), \dots, f_{ni}(k_r)) = y_i) \times z(i, k_r, k_u, w)) \right),$$

где $z(i, k_r, k_u, w)$ – функция значимости объекта k_r по отношению к объекту k_u для i -го класса, L – таблично заданная функция принадлежности вектора признаков классу из множества Y (конечное множество классов), m – количество классов в множестве Y , k_r – объект обучающей выборки, k_u – классифицируемый объект.

- b. Сопоставление разности величин смещения отслеживаемых объектов.

На этапе сопоставление разности величин смещения остаются объекты (участки изображения) по анализу траекторий которых, сделан вывод, что характер движения этих объектов схож и объекты принадлежат судну или его частям.

Анализируются разности величин смещения этих объектов и на основе этого анализа уже рассчитываются величины вертикального и горизонтального смещения.

По величине сдвига в горизонтальном и вертикальном направлениях на изображении делается расчёт величины сдвига относительно измерителей в продольном и вертикальном направлениях наблюдаемого участка объекта (например, носа или кормы судна). Величины в пикселях соотносятся с величинами в пространстве.

5. Построение трёхмерной траектории движения методом машинного обучения.

Траектория движения рассчитывается для прогнозирования движения объекта. Прогноз представляет собой линейную зависимость последующих прогнозных точек траектории на основе уже известных. Размер выборки прогнозируемых значений зависит от периода времени, на который строится прогноз, дистанции до объекта и скорости его

смещения. Построение трёхмерной траектории происходит на основе разницы в координатах объектов (отслеживаемых участков изображения) и информации о дистанции с лазерных дальномеров, входящих в состав оптических измерителей.

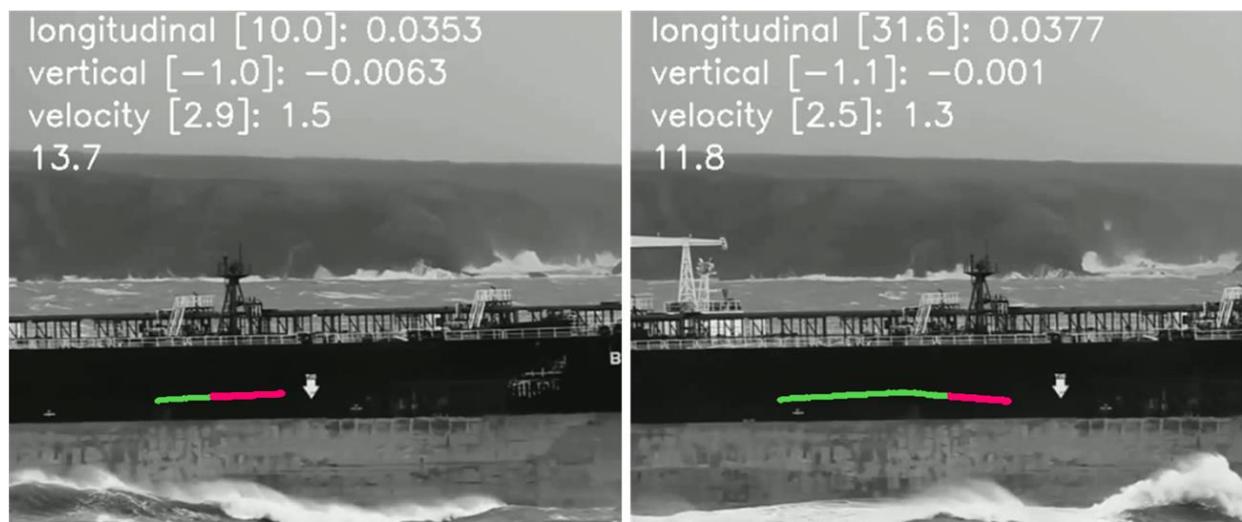


Рис. 7. Визуализация работы алгоритма мониторинга движения крупногабаритного площадного объекта, с построением траектории, прогнозом движения и выводом расчётных величин

В приложении А представлена методика стендовых испытаний измерительного комплекса на базе оптических измерителей. В методике содержатся общие положения, требования к условиям, обеспечению и проведению испытаний, определяемые показатели и методы испытаний.

Целью испытаний является проверка соответствия заявленных характеристик результатам стендовых испытаний. За объект измерений принимается макет судна. Перемещение объекта измерений осуществляется дистанционно управляемая подвижная платформа. Контроль измерений выполняется с помощью контрольных лазерных дальномеров.

В приложении Б представлена методика натурных испытаний измерительного комплекса на базе оптических измерителей. В методике содержатся общие положения, требования к условиям, обеспечению и проведению испытаний, определяемые показатели и методы испытаний.

Целью испытаний является проверка соответствия заявленных характеристик результатам натурных испытаний. За объект измерений принимается морское

крупнотоннажное судно. Контроль измерений выполняется с помощью контрольных лазерных дальномеров.

В заключении приведены основные результаты работы:

1. Определена структура измерительного комплекса на базе оптических измерителей. Оптический измеритель позволяет в дополнение к поперечному смещению одновременно измерять продольное и вертикальное смещения объекта методами компьютерного зрения, что даёт возможность осуществлять мониторинг перемещения крупногабаритного объекта в трёхмерном пространстве.
2. Разработан метод определения движения в кадре и идентификации крупногабаритного площадного объекта. Метод позволяет определять области изображения с постоянным движением и исключать случайно попавшие в кадр подвижные объекты, что делает его применимым в условиях автономной работы оптических измерителей в режиме реального времени.
3. Разработан метод выбора объектов отслеживания. Метод позволяет повысить качество отслеживания объектов частотными методами за счёт определения характеристик объектов (участков изображения), которые прослеживаются в амплитудно-частотном спектре.
4. Разработан метод отслеживания крупногабаритного площадного объекта по его наблюдаемому фрагменту. Метод устойчив к частичному перекрытию объекта (сохраняется качество отслеживания), выходу объекта за границы изображения, повороту и изменению масштаба объекта, применительно к задаче отслеживания крупногабаритного площадного объекта по его наблюдаемому фрагменту.
5. Разработана методика мониторинга движения крупногабаритного площадного объекта. Методика позволяет осуществлять мониторинг крупногабаритных площадных объектов с учётом характера их движения.

Основные публикации по теме диссертации

1. Lopatina V. V. Positioning of Large Objects by Computer Vision Methods. *J. Comput. Syst. Sci. Int.* 63, No. 5, pp. 833–843 (2024).
<https://doi.org/10.1134/S106423072470059X>
2. Lopatina V. V. Method for Detecting Motion in a Frame and Identifying a Large Object. *J. Comput. Syst. Sci. Int.* 63, No. 4, pp. 695–703 (2024).
<https://doi.org/10.1134/S1064230724700515>
3. Lopatina V. V. Method of fragment based tracking of displacement of a large areal object in images. *J. Phys.: Conf. Ser.* 2021. 2061 pp. 012113.
<https://doi.org/10.1088/1742-6596/2061/1/012113>
4. Лопатина В. В., Сенченко В. Г. Измерение продольного, поперечного и вертикального смещения подвижного объекта относительно стационарной базы. Эксплуатация морского транспорта №2(95). 2020. С. 31-34.
<https://doi.org/10.34046/aumsuomt95/5>
5. Лопатина В. В., Сенченко В. Г. Разработка требований к оптической системе лазерно-оптического измерителя геометрических перемещений подвижного объекта. Эксплуатация морского транспорта №3(96). 2020. С. 100-106.
<https://doi.org/10.34046/aumsuomt96/13>
6. Лопатина В. В., Сенченко В. Г. Методика проведения измерений геометрических перемещений подвижного объекта. Морские интеллектуальные технологии № 4 том 4, 2020. С. 62-65.
<https://doi.org/10.37220/MIT.2020.50.4.098>
7. Senchenko V., Lopatina V., Butsanets A. Calculating the longitudinal and vertical displacements of a moving object by digital image processing methods. *E3S Web Conf.*, 258 (2021) 02005. pp. 11-21. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202125802005>
8. Senchenko V., Lopatina V., Studenikin D., Butsanets A. Technical Automation Tools for High-Precision Navigating of Sea and River Ships. *Proceedings of the XIII International Scientific Conference on Architecture and Construction 2020. Lecture Notes in Civil Engineering*, vol 130. Springer, Singapore. pp. 157-163
https://doi.org/10.1007/978-981-33-6208-6_16
9. Лопатина В. В., Головачёва В. А., Савченко В. А. Определение характера движения на основе данных видеофрагмента. - Новое поколение в науке 2018. Матер. конф. "Новое поколение в науке - 2018". Информационные системы и технологии - 23 марта 2018 г.
- 10.Лопатина В. В., Головачёва В. А., Савченко В. А. Выделение контуров в низкочастотной, среднечастотной и высокочастотной частях спектра графического сигнала. - Новое поколение в науке 2018. Матер. конф. "Новое

поколение в науке - 2018". Информационные системы и технологии - 23 марта 2018 г.

- 11.Бутенко В. В., Лопатин М. С. Подходы к автоматизации погрузочно-разгрузочных работ в порту с применением систем дополненной реальности. - Математическое и компьютерное моделирование: материалы второй международной научно-практической конференции (г. Новороссийск, сентябрь 2016 г.). - РИО ГМУ им. адм. Ф.Ф. Ушакова.