

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
 федеральное государственное автономное
 образовательное учреждение высшего образования
 «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ТПУ)

Школа Инженерная школа информационных технологий и робототехники
Направление подготовки 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника»
Отделение школы Отделение информационных технологий

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Тема работы
Алгоритмы детектирования движущихся объектов на видеопоследовательности

УДК 004.421:621.372.2:004.932.72

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ИМ02	Юдников Олег Павлович		

Руководитель ВКР

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Друки А.А..	К.Т.Н.		

КОНСУЛЬТАНТЫ ПО РАЗДЕЛАМ:

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент отделения социально-гуманитарных наук	Былкова Т.В.	К.Э.Н		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор, ООД ШБИП	Федоренко О.Ю.	Д.М.Н		

По разделу «Приложение. Раздел на английском языке»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Старший преподаватель отделения иностранных языков	Пичугова И.Л.	-		

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:

Руководитель ООП	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент отделения информационных технологий	Савельев А.О.	К.Т.Н		

Томск – 2022 г.

Планируемые результаты обучения по ООП 22.04.01

Код компетенции	Наименование компетенции
Универсальные компетенции	
УК(У)-1	Способен осуществлять поиск, критический анализ и синтез информации, применять системный подход для решения поставленных задач
УК(У)-2	Способен управлять проектом на всех этапах жизненного цикла
УК(У)-3	Способен организовывать и руководить работой команды, вырабатывая командную стратегию для достижения поставленной цели
УК(У)-4	Способен применять современные коммуникативные технологии, в том числе на иностранном языке, для академического и профессионального взаимодействия
УК(У)-5	Способен анализировать и учитывать разнообразие культур в процессе межкультурного взаимодействия
УК(У)-6	Способен определять и реализовывать приоритеты собственной деятельности и способы ее совершенствования на основе самооценки
Общепрофессиональные компетенции	
ОПК(У)-1.	Способен решать производственные и/или исследовательские задачи, на основе фундаментальных знаний в области материаловедения и технологии материалов
ОПК(У)-2	Способен разрабатывать научно-техническую, проектную и служебную документацию, оформлять научно-технические отчеты, обзоры, публикации, рецензии
ОПК(У)-3	Способен участвовать в управлении профессиональной деятельностью, используя знания в области системы менеджмента качества
ОПК(У)-4	Способен находить и перерабатывать информацию, требуемую для принятия решений в научных исследованиях и в практической технической деятельности
ОПК(У)-5	Способен оценивать результаты научно-технических разработок, научных исследований и обосновывать собственный выбор, систематизируя и обобщая достижения в области материаловедения и технологии материалов, смежных областях
Профессиональные компетенции	
ПК(У)-1	Способен разрабатывать и администрировать системы управления базами данных

ПК(У)-2	Способен проектировать сложные пользовательские интерфейсы
ПК(У)-3	Способен управлять процессами и проектами по созданию (модификации) информационных ресурсов
ПК(У)-4	Способен осуществлять руководство разработкой комплексных проектов на всех стадиях и этапах выполнения работ.
ПК(У)-5	Способен проектировать и организовывать учебный процесс по образовательным программам с использованием современных образовательных технологий

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
 федеральное государственное автономное
 образовательное учреждение высшего образования
 «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ТПУ)

Школа Инженерная школа информационных технологий и робототехники
Направление подготовки 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника»
Отделение школы Отделение информационных технологий

УТВЕРЖДАЮ:
 Руководитель ООП
 _____ Савельев А.О.
 «__» ____ 2022 г.

ЗАДАНИЕ
на выполнение выпускной квалификационной работы

В форме:

Магистерской диссертации

(бакалаврской работы, дипломного проекта/работы, магистерской диссертации)

Студенту:

Группа	ФИО
8ИМ02	Юдников Олег Павлович

Тема работы:

Особенности агрегации наночастиц оксида цинка в поверхностных водах	
Утверждена приказом директора ИШИТР	Приказ №45-48/с от 14.02.2022

Срок сдачи студентом выполненной работы:	31.05.2022
--	------------

ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ:

Исходные данные к работе	Предмет исследования: трекинг объектов на кадрах видеопотока.
Перечень подлежащих исследованию, проектированию и разработке вопросов	– Аналитический обзор предметной области; – Разработка алгоритма трекинга объектов; – Разработка программных средств для трекинга объектов; – Исследование применения методов детектирования на работы алгоритма трекинга множества объектов; – Социальная ответственность; – Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение.

Перечень графического материала	
Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы	
Раздел	Консультант
Основная часть	Доцент ОИТ ИШИТР, к. т.н., Друки А.А.
Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	Доцент ОСГН ШБИП к.э.н Былкова Т.В.
Социальная ответственность	Профессор, ООД ШБИП д.м.н, Федоренко О.Ю.
Раздел ВКР на английском языке	Старший преподаватель Пичугова И.Л.
Названия разделов, которые должны быть написаны на русском и иностранном языках:	
Разделы на русском языке: Аналитический обзор предметной области, Разработка алгоритма трекинга объектов, разработка программных средств и исследования трекинга объектов, финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение, Социальная ответственность.	
Раздел на иностранном языке: Analytical review of the subject area, Development of the object tracking algorithm	

Дата выдачи задания на выполнение выпускной квалификационной работы по линейному графику	02.02.2022 г.
---	---------------

Задание выдал руководитель:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Друки А.А.	к.т.н.		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ИМ02	Юдников О.П.		

**ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА
«ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И
РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ»**

Студенту:

Группа	ФИО
8ИМ02	Юдников Олег Павлович

Школа	ИШИТР	Отделение школы (НОЦ)	ОИТ
Уровень образования	магистратура	Направление/специальность	09.04.01 «Информатика и вычислительная техника»

Исходные данные к разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»:

1. <i>Стоимость ресурсов научного исследования (НИ): материально-технических, энергетических, финансовых, информационных и человеческих</i>	Стоимость ресурсов определялась по средней рыночной стоимости, и в соответствии с окладами сотрудников организации.
2. <i>Нормы и нормативы расходования ресурсов</i>	Районный коэффициент 30%; Коэффициент дополнительной заработной платы 12% Накладные расходы 16%
3. <i>Используемая система налогообложения, ставки налогов, отчислений, дисконтирования и кредитования</i>	30% отчисления во внебюджетные фонды

Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:

1. <i>Оценка коммерческого и инновационного потенциала НТИ</i>	Провести предпроектный анализ
2. <i>Разработка устава научно-технического проекта</i>	Представить Устав научного проекта магистерской работы
3. <i>Планирование процесса управления НТИ: структура и график проведения, бюджет, риски и организация закупок</i>	Разработать план управления НТИ
4. <i>Определение ресурсной, финансовой, экономической эффективности</i>	Рассчитать сравнительную эффективность исследования

Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей):

1. <i>Сегментирование рынка</i>
2. <i>Оценка конкурентоспособности технических решений</i>
3. <i>Матрица SWOT</i>
4. <i>График проведения и бюджет НТИ</i>
5. <i>Оценка ресурсной, финансовой эффективности НТИ</i>

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику

--	--

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОСГН ШБИП	Былкова Т.В.	канд.экон.наук		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ИМ02	Юдников О.П.		

ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА «СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ»

Студенту:

Группа		ФИО	
8ИМ02		Юдников Олег Павлович	
Школа	ИШИТР	Отделение (НОЦ)	ОИТ
Уровень образования	магистратура	Направление/специальность	09.04.01 «Информатика и вычислительная техника»

Тема ВКР:

Алгоритмы детектирования движущихся объектов на видеопоследовательности	
Исходные данные к разделу «Социальная ответственность»:	
<p>Введение</p> <ul style="list-style-type: none"> – Характеристика объекта исследования (вещество, материал, прибор, алгоритм, методика) и области его применения. – Описание рабочей зоны (рабочего места) при разработке проектного решения/при эксплуатации 	<p>Объект исследования: алгоритм и программные средства трекинга объектов на видеопоследовательности.</p> <p>Область применения: Обнаружение объектов на видеопотоке.</p> <p>Рабочая зона: офис.</p> <p>Размеры помещения: 12м².</p> <p>Количество и наименование оборудования рабочей зоны: один персональный компьютер, одна система отопления и кондиционирования воздуха, искусственные источники света.</p> <p>Рабочие процессы, связанные с объектом исследования, осуществляющиеся в рабочей зоне Контроль и анализ разработанного алгоритма, статистическая обработка полученных данных.</p>
Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:	
<p>1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности при разработке проектного решения:</p> <ul style="list-style-type: none"> – специальные (характерные при эксплуатации объекта исследования, проектируемой рабочей зоны) правовые нормы трудового законодательства; – организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны. 	<p>Трудовой кодекс Российской Федерации от 30.12.2001 N 197ФЗ;</p> <p>ГОСТ 12.03.003–2015 ССБТ Опасные и вредные производственные факторы. Классификация</p> <p>ГОСТ 12.2.032-78 Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Рабочее место при выполнении работ сидя. Общие эргономические требования;</p> <p>СанПиН 1.2.3685-21 Гигиенические нормативы и требования к обеспечению безопасности и (или) безвредности для человека факторов среды обитания;</p> <p>ГОСТ 12.1.005-88 Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Общие санитарно-гигиенические требования к воздуху рабочей зоны</p> <p>СП 52.13330.2016 Естественное и искусственное освещение. Актуализированная редакция СНиП 23-05-95;</p> <p>ГОСТ 12.1.003-83 Система стандартов</p>

	<p>безопасности труда (ССБТ). Шум. Общие требования безопасности; МУК 4.3.3722-21 Контроль уровня шума на территории жилой застройки, в жилых и общественных зданиях и помещениях ГОСТ 22269-76. Система "Человек-машина". Рабочее место оператора. Взаимное расположение элементов рабочего места. Общие эргономические требования; ГОСТ Р 50923-96. Дисплеи. Рабочее место оператора. Общие эргономические требования и требования к производственной среде. Методы измерения; ГОСТ 12.1.030-81 Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Электробезопасность. Защитное заземление. Зануление; ГОСТ 12.1.038-82 Система стандартов безопасности труда (ССБТ); Электробезопасность. Предельно допустимые значения напряжений прикосновения и токов; ГОСТ 12.1.004-91 Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Пожарная безопасность. Общие требования; ГОСТ 17.4.3.04-85 Охрана природы (ССОП). Почвы. Общие требования к контролю и охране от загрязнения.</p>
<p>2. Производственная безопасность <u>при разработке проектного решения:</u></p> <ul style="list-style-type: none"> – Анализ выявленных вредных и опасных производственных факторов – Расчет уровня опасного или вредного производственного фактора 	<p>Вредные факторы: – отклонение показателей микроклимата; – превышение уровня шума на рабочем месте; – недостаточная освещенность рабочей зоны.</p> <p>Опасные факторы: – нарушение предельно допустимых значений напряжений прикосновения и токов; – короткое замыкание; – статическое электричество.</p> <p>Требуемые средства коллективной и индивидуальной защиты от выявленных факторов системы вентиляции, источники света, защитные покрытия, защитные заземления, изолирующие устройства и покрытия. <i>Расчёт:</i> расчёт системы искусственного освещения</p>
<p>3. Экологическая безопасность <u>при разработке проектного решения</u></p>	<p>Воздействие на сельтебную зону, атмосферу, гидросферу не выявлено. Воздействие на литосферу при утилизации компьютера и периферийных устройств, люминесцентных ламп.</p>

4. Безопасность в чрезвычайных ситуациях <u>при разработке проектного решения</u>	Возможные ЧС ураганы, ливни, оползни, пожары. Наиболее типичная ЧС пожар.
Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор, ООД ШБИП	Федоренко Ольга Юрьевна	Доктор медицинских наук		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ИМ02	Юдников Олег Павлович		

РЕФЕРАТ

Выпускная квалификационная работа содержит 93 с., 14 рис., 24 табл., 41 источник, 1 прил.

Ключевые слова: детектирование объектов, трекинг объектов, нейронные сети, компьютерное зрение, машинное обучение.

Объектами исследования кадры видеопотока.

Предмет исследования трекинг множества объектов на кадрах видеопотока.

Цель работы: Разработка алгоритмов и программных средств для детектирования движущихся объектов на видеопоследовательности.

Задачи:

- провести анализ существующих методов решения задачи трекинга;
- разработать собственный алгоритм трекинга на видеопоследовательности;
- разработать программные средства для трекинга объектов на видеопоследовательности;
- провести исследования и настройку алгоритма трекинга объектов с помощью разработанных программных средств;
- выполнить внедрение и тестирование разработанного алгоритма трекинга объектов в состав ядра платформы для оценки трафика на кадрах статического видеонаблюдения.

Область применения: анализ трафика на кадрах видеопотока.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	13
1. АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	15
1.1 Задача трекинга объектов.....	15
1.2 Методы трекинга объектов	16
1.3 Методы оценки качества работы алгоритма трекинга объектов	19
2. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ТРЕКИНГА ОБЪЕКТОВ	21
2.1 Разработка методов детектирования для алгоритма трекинга объектов ..	21
2.2 Разработка методов предсказания движения для алгоритма трекинга объектов	25
2.3 Разработка методов извлечения графических признаков для алгоритма трекинга объектов	27
2.4 Разработка методов вычисления метрик схожести для алгоритма трекинга объектов	28
2.5 Конфигурация разработанного алгоритма трекинга объектов	30
3. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНЫХ СРЕДСТВ И ИССЛЕДОВАНИЕ ТРЕКИНГА ОБЪЕКТОВ	32
3.1 Программные инструменты	32
3.2 Условия проведения исследований	32
3.3 Исследование трекинга объектов	33
4 Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение.....	41
4.1 Предпроектный анализ	41
4.1.1 Потенциальные потребители результатов исследования	41
4.1.2 Анализ конкурентных решений.....	42
4.1.3 SWOT-анализ.....	44
4.3 Планирование научно-исследовательских работ.....	48
4.3.1 План проекта.....	48
4.3.2 Бюджет научного исследования	51
4.4 Оценка сравнительной эффективности исследования	55

4.5. Выводы по разделу.....	58
5 Социальная ответственность	59
5.1 Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности	59
5.2 Производственная безопасность.....	60
5.2.1 Отклонение показателей микроклимата.....	61
5.2.2 Превышение уровня шума	61
5.2.3 Недостаточная освещенность рабочей зоны	62
5.2.4 Нарушение предельно допустимых значений напряжений прикосновения и токов	65
5.3 Обоснование мероприятий по снижению воздействия вредных производственных факторов.....	66
5.4 Экологическая безопасность.....	66
5.5 Безопасность в чрезвычайных ситуациях.....	67
5.6 Выводы по разделу.....	69
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	70
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	71
Приложение А	75

ВВЕДЕНИЕ

Обнаружение движущихся объектов является одной из важнейших задач анализа видеонаблюдения. Динамический фон, часто состоящий из качающихся деревьев, журчания воды или фонтанов и т.д. в природе, сильно мешает обнаружению движущихся объектов в виде шума. [1]

Видео является некоторой последовательностью изображений, называемых кадрами, каждый из которых отображается на достаточно высокой частоте. Содержимое последовательно идущих двух кадров тесно связано. При этом смежные кадры могут использоваться для отслеживания положения и состояния объекта. Для реальных практических приложений задача должна обрабатывать видеопоследовательность в реальной скорости получения потока данных.

В базовом режиме видеонаблюдение контролируется человеком-оператором, роль которого ограничивается простым получением изображений, которые он может передавать, архивировать или уничтожать. Однако из-за усталости человека и отсутствия бдительности была введена необходимость перехода к интеллектуальному видеонаблюдению, сочетающему программное обеспечение и интеллектуальное оборудование, чтобы помочь этому человеку-оператору в его задаче или сигнализировать полностью автономным образом об аномальных действиях по перемещению людей, которые должны быть обнаружены и отслежены в наблюдаемой сцене. Следовательно, интерес к обнаружению и отслеживанию людей в сообществе компьютерного зрения все больше и больше растет [2].

Целью данной работы является разработка алгоритмов и программных средств для детектирования движущихся объектов на видеопоследовательности.

Были поставлены следующие задачи для достижения цели:

- провести анализ существующих методов решения задачи трекинга;

- разработать собственный алгоритм трекинга множества объектов в режиме реального времени;
- разработать программные средства для трекинга множества объектов в режиме реального времени;
- провести исследования и настройку алгоритма трекинга множества объектов с помощью разработанных программных средств;
- выполнить внедрение и тестирование разработанного алгоритма трекинга множества объектов в состав ядра платформы для оценки трафика на кадрах статического видеонаблюдения.

1. АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

1.1 Задача трекинга объектов

Отслеживание объектов — важная задача компьютерного зрения. Трекеры объектов являются неотъемлемой частью многих приложений компьютерного зрения, обрабатывающих видеопоток с камер. Отслеживание объектов — это приложение глубокого обучения, в котором программа берет начальный набор обнаружений объектов и разрабатывает уникальную идентификацию для каждого из начальных обнаружений, а затем отслеживает обнаруженные объекты по мере их перемещения по кадрам в видео.

Часто вокруг отслеживаемого объекта есть указание, например, окружающий квадрат, который следует за объектом, показывая пользователю, где объект находится на экране [3].

Система слежения за объектами — это механизм, с помощью которого объекты представляются как отдельные личности, которых можно отслеживать во времени и пространстве. Эта основная система представления объектов основана на пространственно-временных принципах сцепления (объекты движутся как ограниченные целые), непрерывности (объекты движутся по соединенным, беспрепятственным путям) и контакта (объекты не взаимодействуют на расстоянии). Эти принципы позволяют младенцам человека, а также другим животным воспринимать границы объектов и предсказывать, когда объекты будут двигаться и где они остановятся [4].

Отслеживание объектов используется для различных вариантов использования, включающих различные типы исходных материалов. Независимо от того, будет ли ожидаемый вход изображением или видео, видео в реальном времени или предварительно записанным видео, это влияет на алгоритмы, используемые для создания приложений для отслеживания объектов.

Существует много связанных направлений визуального отслеживания объектов, таких как отслеживание одного объекта, отслеживание нескольких

объектов, отслеживание трехмерных и сегментация видеообъектов. Отслеживание объектов широко применяется в области автоматического вождения, взаимодействия человека с компьютером, видеонаблюдения и так далее. В последние 10 лет применение корреляционных фильтров и глубокого обучения повышает производительность трекеров с большим отрывом, что позволяет применять их в большем количестве практик [5].

Видеоотслеживание — это приложение для отслеживания объектов, в котором движущиеся объекты находятся в видеоинформации. Следовательно, системы видеослежения могут обрабатывать живые кадры в реальном времени, а также записанные видеофайлы.



Рисунок 1 – Пример отслеживания объекта

1.2 Методы трекинга объектов

За последние годы область исследований компьютерного зрения претерпела большие изменения и в настоящее время является одной из самых активных областей исследований в области компьютерных наук. Появились многочисленные исследования с использованием и предложением новых архитектур и методов компьютерного зрения, таких как R-CNN, Fast R-CNN, Fater, R-CNN и YOLO. Эти новые методы во многих случаях разрабатываются крупными технологическими компаниями, например, Facebook, Microsoft,

Google и т. д. Таким образом, это подчеркивает важность компьютерного зрения в реальном обзоре исследований [6].

Существующие методы детектирования движущихся объектов на видеопоследовательности можно разделить на две группы: распознавание с учетом яркости и распознавание с учетом характеристик. Сравнительный анализ существующих систем детектирования убеждает в преимуществе систем видеонаблюдения: помимо реализации статистических функций, системы обеспечивают безопасность на объекте наблюдения. При этом имеет место очевидное преимущество в обработке данных системами видеонаблюдения [7].

Далее будут представлены различные методы трекинга объектов на видеопоследовательности.

С ростом использования нейронных сетей и развитием видеокарт методы детектирования объектов значительно улучшились.

— **Методы предсказания движения.** Задача видеопрогнозирования заключается в прогнозировании будущих кадров на основе предыдущих кадров. Неопределенность является фундаментальной проблемой в области прогнозирования видео, поскольку для последовательности наблюдений возможны многие будущие результаты, а это означает, что прогнозирование будущих кадров в видеопоследовательности является сложной задачей генеративного моделирования.

Прогнозы детерминированных моделей быстро ухудшаются с течением времени по мере роста неопределенности, сходясь к среднему значению правдоподобных будущих результатов. Более того, предиктор должен моделировать как содержимое сцены, так и движение [8].

Наиболее частые в использовании подходы к прогнозированию видео, включают в себя архитектуры прямой связью и рекуррентные нейронные сети (RNN), такие как управляемые рекуррентные нейроны (GRU), нейросетевые модели долгой краткосрочной памяти (LSTM) и свёрточный LSTM.

— **Методы ассоциации.** Общеизвестно, что ассоциация данных, т. е. проблема определения того, какие объекты-кандидаты являются объективными, а какие — беспорядочными, критически важна для отслеживания объектов. ассоциация/оценка на текущем шаге зависит от предыдущих шагов.

Примером итеративного алгоритма к отслеживанию можно привести неожиданное движение того или иного объекта. Например, внезапные изменения движения теннисного мяча или, в более общем смысле, резкое переключение модели движения. Когда игрок ударяет по мячу, его движение резко меняется. Поскольку после удара мяч движется с очень высокой скоростью, он часто сливается с фоном и не может быть обнаружен на первых нескольких кадрах. В результате следующее обнаруженное положение мяча может быть очень далеко от предсказанного положения, полученного с использованием устаревшей модели движения. Большинство итерационных трекеров в такой ситуации потеряют след [9].

На данный момент существует множество алгоритмов ассоциации данных, такие как фильтр ближайших соседей (NNSF), фильтра разделения дорожек, вероятностной ассоциации данных (PDA), ассоциации данных Витерби (VDA).

— **Методы детектирования объектов.** Современные решения задачи детектирования объектов, обычно относятся к нейронным сетям. Такие методы могут выполнять сквозное обнаружение объектов без специального определения функций и обычно основаны на сверточных нейронных сетях (CNN) [10].

Различают два вида методов: двухэтапные, такие как Mask R-CNN, Faster R-CNN, и одноэтапные, такие как, YOLO, RefineDet. Двухэтапные методы — основная концепция заключена в том, что подход разделён на два этапа. На первом селективным поиском или с помощью слоя нейронной сети выделяют регионы интереса, которые с наибольшей вероятностью содержат в себе объекты. На втором этапе регионы рассматриваются классификатором для

уточнения местоположения ограничивающих рамок. Одноэтапные методы – это подход, который не использует отдельный алгоритм для генерации регионов [11].

— **Методы извлечения признаков.** Такие методы пытаются преобразовать вектор признаков большой размерности в вектор меньшей размерности, с которым легче работать и который кодирует меньшую избыточность, используя математические методы, такие как анализ основных компонентов (РСА).

Различие между выбором признаков и извлечением признаков заключается в том, что результирующие признаки после извлечения признаков имеют другой вид, чем исходные признаки, и их может быть нелегко интерпретировать, в то время как признаки, оставшиеся после выбора признаков, являются просто подмножеством исходных признаков [12].

1.3 Методы оценки качества работы алгоритма трекинга объектов

Далее будут рассмотрены метрики, используемые для оценки качества работы метода детектирования. В данном разделе будут использоваться такие сокращения как True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN), True Negative (TN).

— **Метрика Accuracy.**

Данная метрика является интуитивно понятной, но практически не используется, потому что она бесполезна в задачах с неравными классами. Данная метрика рассчитывается по формуле (1) [13].

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad 1$$

— **Метрики Precision и Recall.**

Precision это метрика, которая интерпретирует долю объектов, которые классификатор называет положительными и которые действительно являются таковыми. Формула представлена ниже (2).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad 2$$

Метрика *recall* показывает, долю объектов положительного класса из всех объектов этого же класса. Формула представлена ниже (3).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad 3$$

В отличие от метрики *Accuracy*, *Precision* и *Recall* не зависят от соотношения классов и потому могут быть использованы в условиях несбалансированных выборок [14].

— **F-measure.**

F-measure – это метрика которая включает в себя среднее гармоническое между метрик *precision* и *recall*. Формула данной метрики представлена ниже (4) [15].

$$F_{\beta} = (1 + \beta^2) \cdot \frac{precision \cdot recall}{(\beta^2 \cdot precision) + recall} \quad 4$$

β – определяет вес точности в метрике. При $\beta = 1$ F-measure считается средней гармонической.

2. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ТРЕКИНГА ОБЪЕКТОВ

2.1 Разработка методов детектирования для алгоритма трекинга объектов

Существующие методы обнаружения движущихся объектов в видеопоследовательности можно разделить на две группы: распознавание по яркости и распознавание по признакам. Помимо этого, существует два типа детекторов, наиболее востребованных на рынке подсчета посетителей, — инфракрасные счетчики и системы на базе видеонаблюдения. Сравнительный анализ существующих систем обнаружения убеждает в преимуществах систем видеонаблюдения: помимо выполнения статистических функций системы обеспечивают безопасность на объекте наблюдения. При этом очевидно преимущество обработки данных системами видеонаблюдения [7].

Обнаружение движущихся объектов заключается в распознавании физического движения объекта в данном месте или регионе. Управляя сегментацией между движущимися объектами и неподвижной областью или областью, движение движущихся объектов можно отслеживать и, таким образом, анализировать позже.

Среди всех традиционных методов обнаружения движущихся объектов мы можем разделить их на четыре основных подхода: вычитание фона, разница кадров и оптический поток.

— Вычитание фона

Вычитание фона — это популярный метод выделения движущихся частей сцены путем ее сегментации на фон и передний план. Форма человеческого силуэта играет очень важную роль в распознавании человеческих действий, и ее можно извлечь из фоновых вычтенных пятен. Когда статический объект начинает двигаться, алгоритм вычитания фона обнаруживает движущийся объект, а также дыру, оставшуюся на заднем плане, которую называют «призраком». Призрак не имеет отношения к интерпретации движения и должен быть отброшен. Альтернативное определение фона состоит в том, что он соответствует системе отсчета со значениями, видимыми большую часть

времени, то есть с наибольшей вероятностью появления, но такую структуру не так просто использовать на практике [16].

Хотя модель статического фона может подойти для анализа коротких видеопоследовательностей в помещении с ограниченными возможностями, эта модель неэффективна в большинстве практических ситуаций; поэтому требуется более сложная модель. Более того, обнаружение движения часто является лишь первым шагом в процессе понимания сцены. Например, зоны, в которых обнаруживается движение, могут быть отфильтрованы и охарактеризованы для обнаружения оставленных без присмотра сумок, распознавания походки, обнаружения лиц, подсчета людей, наблюдения за дорожным движением и т.д. Разнообразие фонов сцены и приложений объясняет, почему в бесчисленных статьях обсуждаются вопросы, связанные с фоном вычитание. Примеры изображений представлены ниже, на рисунке 2.



Рисунок 2 – Пример работы алгоритма вычитания фона

Процедура вычитания, предполагает, что для данного вида построена модель фона:

$$F = \{F(x, y), 0 \leq x < width, 0 \leq y < height\} \quad 5$$

Где *width* – ширина кадра, *height* – высота кадра.

— Разность кадров

Этот метод выполняется путем сравнения захваченных кадров изображения. Обнаружение движущегося объекта из последовательности кадров, захваченных со статической камеры, широко выполняется методом

разности кадров. Целью подхода является обнаружение движущихся объектов по разнице между существующим кадром и кадром отсчета. Метод разности кадров является распространенным методом обнаружения движения. Этот метод использует разницу в пикселях для поиска движущегося объекта [17].

Предполагается, что I_k является значением k -го кадра в последовательности изображений. I_{k+1} представляет собой значение $(k+1)$ -го кадра в последовательности изображений. Абсолютное дифференциальное изображение определяется следующим образом:

$$I_d(k, k + 1) = |I_{k+1} - I_k| \quad 6$$

Пример изображений представлены ниже, на рисунке 3.



Рисунок 3 – Пример работы алгоритма разности кадров

— Оптический поток

Оптический поток — это модель видимого движения объектов, поверхностей и краев в визуальной сцене, вызванная относительным движением между наблюдателем и сценой. Оптический поток также можно определить как распределение кажущихся скоростей движения яркостного узора в изображении. Метод оптического потока представляет собой мгновенную скорость пространственного перемещения пикселя движущегося объекта в плоскости изображения наблюдения, последовательность изображений использует изменение пикселей во временной области между соседними кадрами и находит корреляцию между текущим кадром с существующим отношением соответствия, способ вычисления информации о движении объекта между соседними кадрами. В общем, оптический поток

возникает из-за объектов переднего плана, движущихся в самой сцене, движения камеры или совместного движения обоих [18].

Оптический поток работает на нескольких предположениях:

Интенсивность пикселей объекта не меняется между последовательными кадрами.

Соседние пиксели имеют аналогичное движение.

Суть ОП в том, что для каждой точки изображения $I_1(x, y)$ находится такой сдвиг (dx, dy) в следующем кадре, сделанном после dt времени, чтобы в исходной точке соответствовала точка на втором изображении $I_2(x + dx, y + dy, t + dt)$.

Затем берётся аппроксимация правой части ряда Тейлора, удаляем общие члены и разделили на dt , чтобы получить следующее уравнение:

$$f_x u + f_y v + f_t = 0 \quad 7$$

Приведенное выше уравнение называется уравнением оптического потока. В нем мы можем найти f_x и f_y , это градиенты изображения. Точно так же f_t - градиент во времени. Но (u, v) неизвестно. Мы не можем решить это одно уравнение с двумя неизвестными переменными. Таким образом, для решения этой проблемы предусмотрено несколько методов, например Лукаса-Канаде [19]. Пример изображений представлены ниже, на рисунке 4.

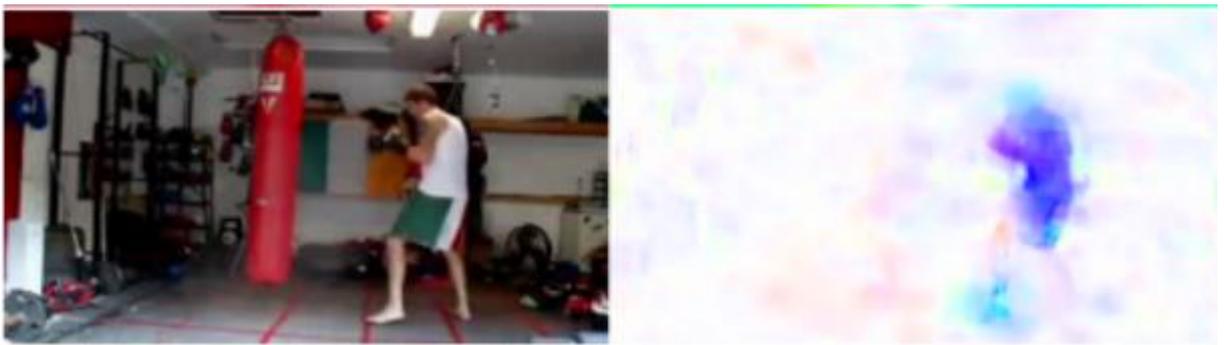


Рисунок 4 – Пример работы алгоритма оптического потока

2.2 Разработка методов предсказания движения для алгоритма трекинга объектов

Отслеживание движущегося объекта является важным аспектом компьютерного зрения из-за его применения в различных областях, от безопасности и наблюдения, видеосвязи, управления дорожным движением [20], медицинской визуализации и человеко-машинного интерфейса. Задача отслеживания движущихся объектов сложна по следующим причинам:

- при использовании компьютерного зрения реальный 3D-мир проецируется в 2D-изображение, что приводит к потере некоторой информации, такой как данные о глубине и т. Д;
- качество сделанных изображений очень важно. Шумные изображения вызывают проблемы с отслеживанием объекта;
- резкое движение объектов;
- изменение ориентации объекта и изображения;
- искусственная и полная окклюзия объекта;
- различные условия освещения;
- движение камеры;
- требования к обработке в реальном времени [21].

Двумя популярными методами отслеживания движущегося объекта на динамическом фоне являются метод оптического потока и метод глобальной компенсации движения (GMC). При отслеживании объекта на основе среднего смещения наиболее вероятное положение цели находится в текущем кадре. Также используется другой метод, называемый ORB, который является инвариантным к вращению и устойчивым к шуму. Это очень быстрый двоичный дескриптор, основанный на BRIEF. Этот алгоритм был представлен как эффективная альтернатива алгоритму SURF. Фильтр Калмана очень полезен для прогнозирования будущих состояний движущегося объекта с использованием зашумленных данных и предыдущих состояний и поэтому

нашел широкое применение при отслеживании движущегося объекта на динамическом фоне.

— **Метод глобальной компенсации движения**

Глобальная компенсация движения (GMC) особенно подходит для кодирования видеоконтента со значительным движением камеры, таким как панорамирование, масштабирование и наклон. В таком случае эффективность кодирования общей компенсации локального движения (LMC) снижается. С одной стороны, для движущегося фона необходимо передать большое количество векторов движения. С другой стороны, модель поступательного движения может дать сбой при наличии движения камеры, включая масштабирование или вращение. GMC улучшает LMC, строя прогноз, используя глобальные параметры движения [22].

— **ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)**

ORB представляет собой сочетание детектора ключевых точек FAST и дескриптора BRIEF со многими модификациями для повышения производительности. Сначала он использует FAST, чтобы найти ключевые точки, а затем применяет угловую меру Харриса, чтобы найти N верхних точек среди них. Он также использует пирамиду для создания многомасштабных функций.

Он вычисляет взвешенный по интенсивности центроид - пятна с расположенным углом в центре. Направление вектора от этой угловой точки к центроиду задает ориентацию. Чтобы улучшить инвариантность вращения, моменты вычисляются с помощью x и y , которые должны находиться в круглой области радиуса r , где r - размер пятна [23].

— **Фильтр Калмана**

Фильтр Калмана представляет собой набор математических уравнений, который обеспечивает эффективные вычислительные (рекурсивные) средства для оценки состояния процесса таким образом, чтобы минимизировать среднее значение квадрата ошибки. Фильтр очень эффективен в нескольких аспектах:

он поддерживает оценки прошлого, настоящего и даже будущего состояний, и он может делать это, даже когда точная природа моделируемой системы неизвестна [24].

Алгоритм фильтра Калмана состоит из двух этапов: прогнозирования и обновления. Он резюмируется следующим образом:

— Прогнозирование:

Прогнозируемая оценка состояния

$$\hat{x}_k^- = F\hat{x}_{k-1}^+ + Bu_{k-1} \quad 8$$

Прогнозируемая ковариация ошибок

$$P_k^- = FP_{k-1}^+F^T + Q \quad 9$$

— Обновление

Остаток измерения

$$\tilde{y}_k = z_k - H\hat{x}_k^- \quad 10$$

Усиление Калмана

$$K_k = P_k^-H^T(R + HP_k^-H^T)^{-1} \quad 11$$

Обновленная оценка состояния

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k\tilde{y}_k \quad 12$$

Обновленная ковариация ошибок

$$P_k^+ = (I - K_kH)P_k^- \quad 13$$

В приведенных выше уравнениях оператор « $\hat{}$ » означает оценку переменной. То есть \hat{x} является оценкой x . Верхние индексы $-$ и $+$ обозначают предсказанные (априорные) и обновленные (апостериорные) оценки соответственно [25].

2.3 Разработка методов извлечения графических признаков для алгоритма трекинга объектов

В разработанном алгоритме трекинга объектов используется два метода извлечения графических признаков.

— **MobileNetV2.**

MobileNetV2 — это архитектура CNN для мобильных устройств. Его первая версия также была разработана для определения атрибутов лица, но обучена и оценена на собственном наборе данных Google. Они вводят инвертированные невязки и линейные узкие места и достигают самых современных результатов, уравнивая время вывода и производительность для распространенных тестов [26]. В нашем случае, свёрточная нейронная сеть обучена на наборе данных ImageNet.

— **YOLOv3**

Алгоритм Yolo был предложен в 2016 г. Задача обнаружения объектов в этом алгоритме трансформируется в задачу регрессии, что значительно ускоряет скорость обнаружения. YOLOv3 предлагается на основе YOLOv2, скорость обнаружения YOLOv2 сохраняется, а точность обнаружения значительно повышается. YOLOv3 использует идею остаточной нейронной сети. Введение нескольких остаточных сетевых модулей и использование многомасштабного прогнозирования устраняют недостатки сети YOLOv2 в распознавании небольших объектов. Этот алгоритм является одним из лучших алгоритмов обнаружения объектов из-за высокой точности и своевременности его обнаружения [27].

2.4 Разработка методов вычисления метрик схожести для алгоритма трекинга объектов

Для разработки собственного алгоритма трекинга, были выбраны следующие методы расчёта метрик схожести: косинусное сходство, сиамская нейронная сеть, IOU.

— **Косинусное сходство.**

Косинусное сходство - широко применяемая метрика в информационном поиске и смежных исследованиях. Так же это мера сходства между двумя векторами пространства внутреннего произведения, которая измеряет косинус угла между ними [28]. Для двух векторов атрибутов, u и t , косинусное подобие, представлено с помощью скалярного произведения и величины как

$$s(y, t) = \frac{(y, t)}{\|y\| \|t\|} \quad 14$$

Область значений данной метрики $[0,1]$. Если метрика приближена к 1, то вероятность того, что ограничивающие окна принадлежат одному объекту.

— **Сиамская нейронная сеть.**

Сиамская нейронная сеть состоит из сетей-близнецов, которые принимают различные входные данные, но соединены функцией энергии вверх. Эта функция вычисляет некоторую метрику между представлением объектов самого высокого уровня с каждой стороны. Параметры между твиновскими сетями связаны.

Эта стратегия имеет два ключевых свойства [29]:

- Она обеспечивает согласованность своих прогнозов. Связывание весов гарантирует, что два очень похожих изображения не могут быть отображены их соответствующими сетями в очень разные места в пространстве признаков, потому что каждая сеть вычисляет одну и ту же функцию.

- Сеть симметрична: если мы представляем два разных изображения в сети близнецов, верхний соединяющий слой будет вычислять ту же метрику, как если бы мы представляем те же два изображения, но противоположным близнецам.

Так же, как и метрика косинусное сходство, область значений данной метрики $[0,1]$. Если метрика приближена к 1, то вероятность того, что ограничивающие окна принадлежат одному объекту.

— **IOU.**

Intersection over union (IOU) - является популярным эталоном для семантической сегментации. Он стал популярен в сообществе компьютерного зрения из-за проблем сегментации PASCAL VOC. Он определяется следующим образом.

$$U_{iou}^{(k)}(z, y) = \frac{\sum_{i \in \nu} 1_{\{z_i=k \wedge y_i=k\}}}{\sum_{i \in \nu} 1_{\{z_i=k \vee y_i=k\}}} \quad 15$$

Где $y \in Y^\nu$ – истина, а $z \in Y^\nu$ – предсказание.

1 является предикатом функции, которая равна единице, если он истинен, и нулю в противном случае.

2.5 Конфигурация разработанного алгоритма трекинга объектов

Описание возможных изменений конфигурации алгоритма трекинга объектов представлено в таблице 1.

Таблица 1. Возможные настройки конфигурации алгоритма трекинга объектов

Настройки	Возможная конфигурация
Методы детектирования	Вычитание фона
	Разность кадров
	Оптический поток
Методы предсказания движения	Глобальная компенсация движения
	ORB
	Фильтр Калмана
Методы извлечения графических признаков	MobileNetV2
	YOLOv3
Методы вычисления метрик схожести	Косинусное сходство
	Сиамская нейронная сеть
	IOU

Блок-схема работы одной итерации алгоритма трекинга представлена на рисунке 5. На каждой итерации на вход алгоритму поступает один кадр видеопоследовательности.

В блоке «Детектирование объектов» происходит локализация и предсказание значений вероятностей классов объектов, что в итоге формирует детекции. Для отслеживаемых объектов в блоке «Предсказание движения» рассчитываются предполагаемые ограничивающие окна для текущего кадра видеопотока.

Далее для каждого ограничивающего окна, в блоке «Извлечение признаков» вычисляются векторы графических признаков. В блоке «Расчёт метрик схожести» для каждой пары отслеживаемого объекта и детекции рассчитывается взвешенная сумма заранее определенных метрик схожести.



Рисунок 5 – Блок-схема алгоритма трекинга

3. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНЫХ СРЕДСТВ И ИССЛЕДОВАНИЕ ТРЕКИНГА ОБЪЕКТОВ

3.1 Программные инструменты

Для собственной реализации программных средств трекинга объектов используются следующие программные инструменты:

— Anaconda – дистрибутив языков программирования Python и R. Так же включает набор популярных свободных библиотек, таких как:

— OpenCV используемый для обработки кадров видеопоследовательности;

— NumPy для оптимизации манипуляций с данными;

— TensorFlow и Keras для реализации извлечения графических признаков.

— PyCharm – интегрированная среда разработки для языка программирования Python.

— Язык программирования Python версии 3.10 в качестве основного языка программирования.

3.2 Условия проведения исследований

Из-за того, что разработанный алгоритм трекинга объектов позволяет использовать глубокую настройку используемых на различных этапах работы, в разделе 2.4 были представлены возможные конфигурации методов. Для исследования результатов разработанного алгоритма были проведены эксперименты, которые осуществлялись на персональном компьютере со следующими характеристиками:

— Процессор: Intel® Core™ i5-3330 CPU @ 3.00GHz.

— Графический ускоритель: NVIDIA GeForce GTX 1650.

— Оперативная память: 8,00ГБ.

— Операционная система: Windows 10.

3.3 Исследование трекинга объектов

Выбор метода детектирования объектов для алгоритма трекинга осуществлялся путём экспериментов сравнения производительности и ресурсоэффективности методов. Были реализованы следующие методы:

- Вычитание фона.
- Разность кадров.
- Оптический поток.

Все три метода были сравнены по кадру в секунду и качеству отображения найденных объектов с помощью метрик: “Accuracy”, “Precision-Recall”, “F-measure”.³

Таблица 2 – Сравнение методов детектирования объектов

Методы	FPS	Accuracy	Precision-Recall	F-measure
Вычитание фона	16fps	0,5	0,63	0,64
Разность кадров	274fps	0,55	0,65	0,69
Оптический поток	3fps	0,49	0,68	0,7

Исходя из сравнения можно сказать, что метод разности кадров, работает быстрее чем остальные, но при этом у него уменьшается точность, за счёт того, что каждый кадр он сравнивает с предыдущим, из-за чего иногда он останавливается и продолжает отслеживание через секунду. Самый медленный метод оказался оптический поток, это происходит за счёт того, что он отслеживает вектора на изображении и при движении объекта, рисует их в тот цвет, который сопоставлен скорости и движению вектора. Наиболее оптимальной моделью является вычитание фона, которая имеет среднюю скорость отображения, однако он генерирует небольшое количество шума на изображении вокруг объекта.

Все три эксперимента проводились на одном наборе кадров с разрешением 1920 на 1080 пикселей. Продолжительность каждого теста примерно 20 минут.

По результатам можно видеть, что методы «Разность кадров» и «Оптический поток» выдают практически одинаковые значения метрик. Однако «Разность кадров» работает гораздо быстрее чем «Оптический поток», что можно заметить по кадрам в секунду. Но «Оптический поток» имеет большее количество попаданий по истинным целям, что видно по метрикам «Precision-Recall» и «F-measure».

Так же были проведены эксперименты 4-9, которые направлены на исследование влияния методов, разобранных во второй части на работу алгоритма трекинга. Конфигурация алгоритмов для экспериментов представлена в таблице 3. Были использованы наборы данных MOT17.

Таблица 3 – Конфигурации алгоритмов трекинга для экспериментов 4 – 10

Настройка	Метод граф. признака	Метод предсказ. движения	Взвешенная сумма метрик
Эксперимент 4	Нет	Фильтр Кальмана	IOU с коэффициентом. 1.0
Эксперимент 5	Нет	ORB	IOU с коэффициентом. 1.0
Эксперимент 6	Нет	Глобальная компенсация движения	IOU с коэффициентом. 1.0
Эксперимент 7	Нет	Фильтр Кальмана с задержкой в 4 кадра	IOU с коэффициентом 0.75, сиамская нейронная сеть с коэффициентом 0.25

Эксперимент 8	YOLOv3	Фильтр Кальмана с задержкой в 4 кадра	IOU с коэффициентом. 1.0
Эксперимент 9	YOLOv3	ORB	IOU с коэффициентом. 1.0
Эксперимент 10	YOLOv3	Глобальная компенсация движения	IOU с коэффициентом. 1.0
Эксперимент 11	YOLOv3 с ограничением в 30 кадров	Фильтр Кальмана с задержкой в 4 кадра	IOU с коэффициентом. 1.0

Конфигурации экспериментов 4-6 направлены на исследования влияния применения методов предсказания движения на работу алгоритма трекинга при фиксированных настройках методов на других этапах. Эксперименты 7-9 направлены на исследование влияния методов графического признака в комбинации с методами предсказания движения. Значения метрики Precision-Recall для каждой из рассматриваемых конфигураций алгоритма трекинга представлены в таблице 4.

Таблица 4 – Результаты расчёта метрик качества алгоритмов трекинга для экспериментов 4 – 9

Наборы данных	Детекции	Precision-Recall							
		Эксп. 4	Эксп. 5	Эксп. 6	Эксп. 7	Эксп. 8	Эксп. 9	Эксп. 10	Эксп. 11
MOT17	SDP-04	0,375	0,373	0,370	0,373	0,393	0,389	0,388	0,398
	SDP-11	0,390	0,391	0,388	0,385	0,415	0,408	0,409	0,420
	FRCNN-10	0,266	0,264	0,261	0,262	0,296	0,295	0,296	0,301
	FRCNN-02	0,240	0,238	0,239	0,235	0,259	0,250	0,253	0,275

По результатам расчёта метрик качества можно сделать следующие выводы:

— среди отдельно используемых методов предсказания движения наиболее высокие метрики качества трекинга показывает метод расчёта с использованием фильтра Калмана, что показано в эксперименте 4.

— использование модели сиажкой нейронной сети не оказывает положительного влияния на работу алгоритма трекинга, несмотря на высокое значение точности определения схожести изображений на этапе разработки модели;

— наивысшие метрики качества алгоритма трекинга достигаются при использовании на этапе предсказания движения комбинации из расчётов с помощью фильтра Калмана и использовании графических признаков (эксперимент 8). А также при ограничении обработки фреймов в секунде для методов графического признака и отложенного запуска метода предсказания движений, с расчётом IOU с коэффициентом 1 (Эксперимент 11).

Для конфигураций Экспериментов 8, 11, были проведены оценки производительности и ресурсоэффективности. Для этого были получены значения среднего времени обработки одного кадра в секундах, средней загрузки CPU в процентах и среднего количество используемой GPU памяти.

Эксперименты были проведены на одинаковом наборе кадров с разрешением 1980 на 1080 пикселей. Среднее число объектов на кадре в секунду составляло 19.5 объектов. Продолжительность теста для каждого эксперимента – 20 минут. Полученные результаты представлены в таблице 5

Таблица 5 – Результаты оценки производительности и ресурсоэффективности экспериментов 8 и 11

	Эксперимент 8	Эксперимент 10
Среднее время обработки кадра, с	0,021	0,083
Средняя загрузка CPU, %	193	348
Среднее количество используемой GPU памяти, МБ	438	713

По результатам, приведённым в таблицах 8 и 9, можно сделать вывод, что наилучшие метрики производительности и экономии ресурсов показывает алгоритм трекинга, не использующий ограничения по обработки кадра (Эксперимент 8). Тем не менее, использование ограничений обработки кадров алгоритме трекинга, увеличивает среднее время обработки кадра. (Эксперимент 11).

Таким образом, в результате проведения экспериментов в рамках исследования работы алгоритма трекинга было определено следующее:

— положительное влияние на качество работы алгоритма трекинга оказывают методы предсказания, способные справляться с разнородными данными и корректировать ошибки методов детектирования;

— положительное влияние на качества работы алгоритма трекинга оказывает использование графических признаков, с ограниченным использованием среднего времени обработки кадра;

— при дальнейшей разработке методов для применения на разных этапах работы алгоритма трекинга стоит уделить внимание подготовке обучающих данных для используемых моделей нейронных сетей с целью повышения их обобщающей способности, а также оптимизации использования данных методов в составе алгоритма трекинга;

— в качестве финальной конфигурации была выбрана конфигурация, показавшая наилучшее соотношения метрик качества, производительности и ресурсоэффективности: конфигурация, совместно использующая фильтр Кальмана с задержкой в 4 кадра и YOLOv3 с ограничением в 30 кадров. Precision-Recall = 0,349, обработка до 12 кадров в секунду, степень загруженности CPU 348. Результат работы конфигурации представлен на рисунках 6-13.

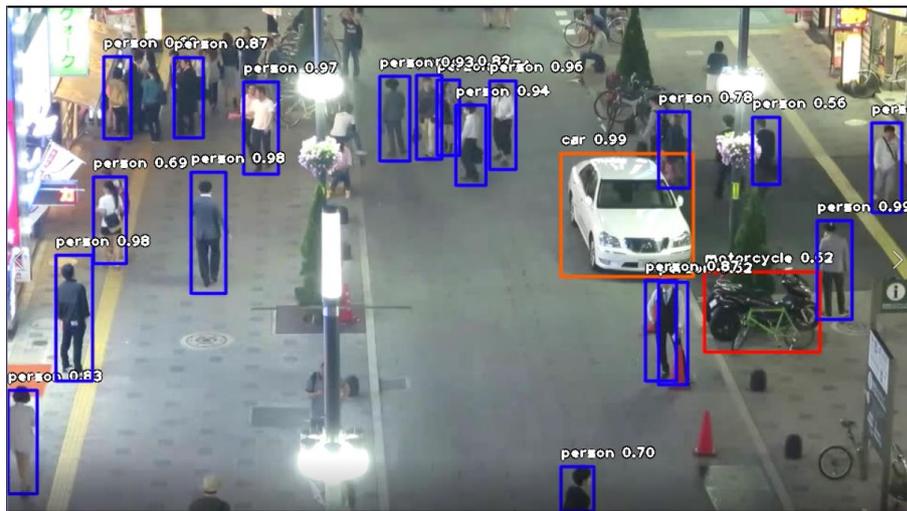


Рисунок 6 – Результат конфигурации на детекции SDP-04



Рисунок 7 – Результат конфигурации на детекции SDP-04

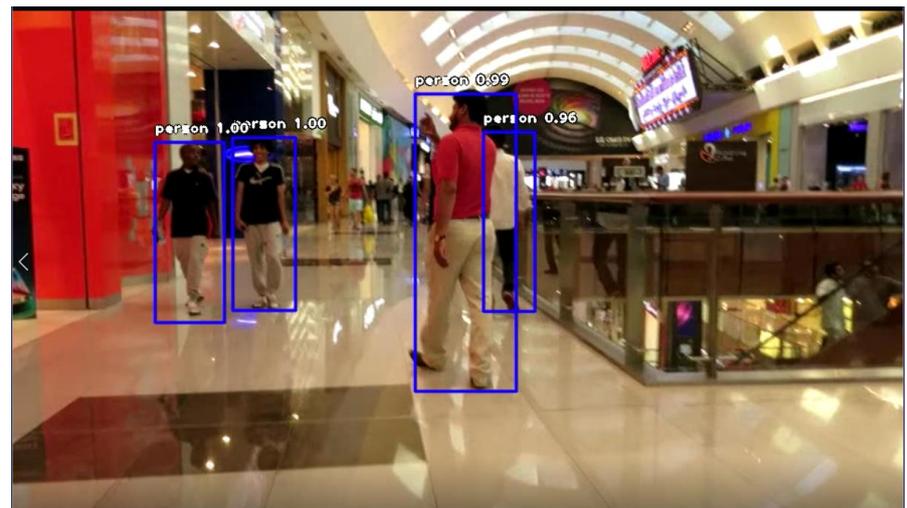


Рисунок 8 – Результат конфигурации на детекции SDP-04

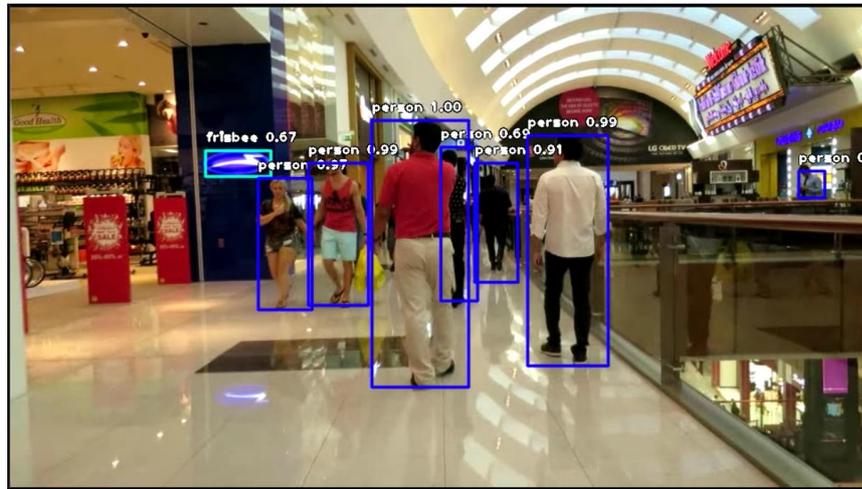


Рисунок 9 – Резултат конфигурации на детекции SDP-04

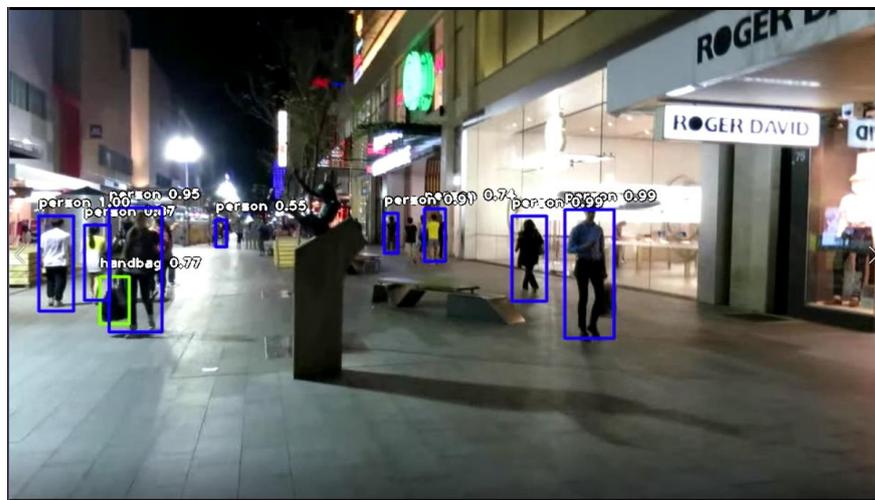


Рисунок 10 – Резултат конфигурации на детекции FRCNN-10

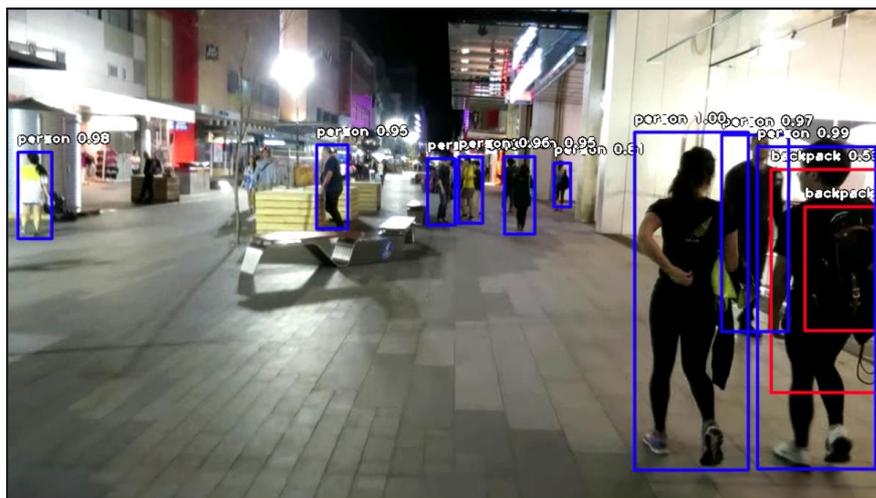


Рисунок 11 – Резултат конфигурации на детекции FRCNN-10

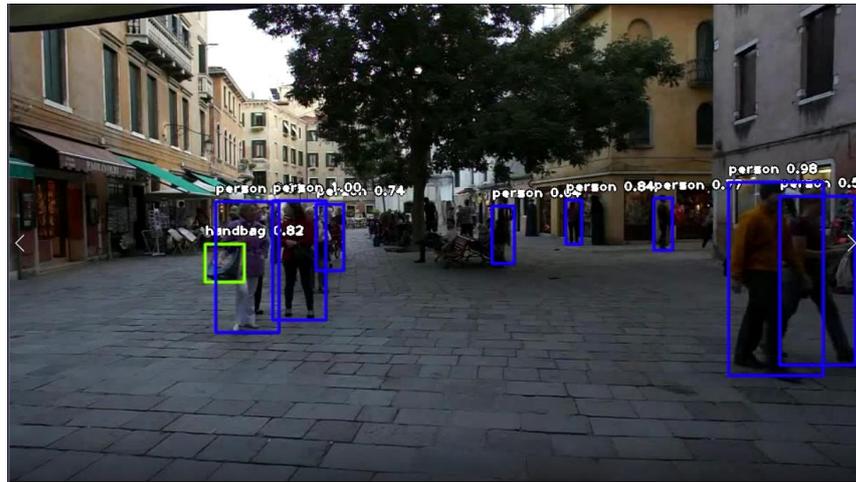


Рисунок 12 – Результат конфигурации на детекции FRCNN-02

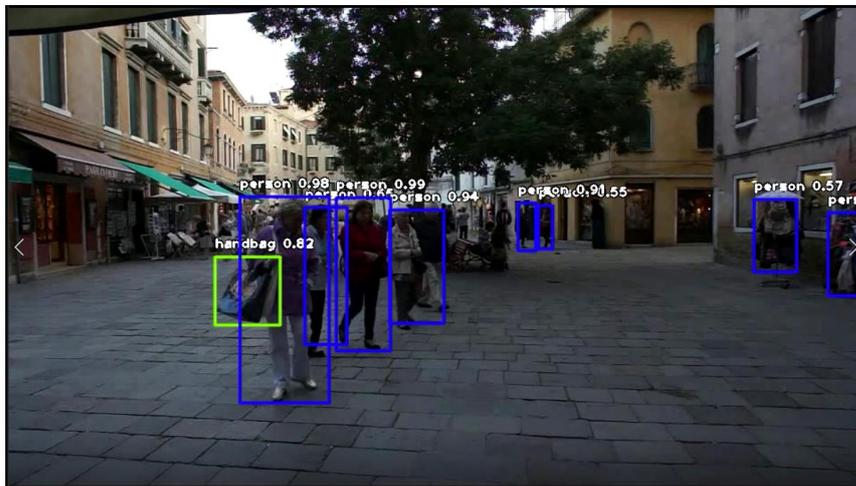


Рисунок 13 – Результат конфигурации на детекции FRCNN-02

4 Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение

4.1 Предпроектный анализ

4.1.1 Потенциальные потребители результатов исследования

Разработанный алгоритм и программные средства для трекинга множества объектов в режиме реального времени после внедрения в состав платформы видеоаналитики Visius используется для автоматизации подсчёта пешеходного и автомобильного трафика в задачах оценки пассажиропотока и выбора локаций для открытия новых торговых точек на основе сравнительного анализа.

Исходя из особенностей разработанного решения, можно судить о круге компаний, которые потенциально будут заинтересованы в разработке. Целевым рынком является сфера ритейла, в которой результаты могут быть применены для исследования объёма трафика людей в местах, где предполагается открытие или существуют предприятия, а также сфера систем видеобезопасности, в которой результаты могут быть применены для определения пересечения объектами определённых классов границ.

Сегментировать рынок услуг можно по степени потребности использования описываемой разработки. Результат сегментирования представлен в таблице 6.

Таблица 6. Карта сегментирования рынка

		Вид сферы применения разработки			
		Ритейл	Системы охранного видеонаблюдения	Системы мониторинга дорожного трафика	Системы домашней автоматизации
Размер компании	Крупные				
	Средние				
	Мелкие				

	Фирма А		Фирма Б		Фирма В
--	---------	--	---------	--	---------

4.1.2 Анализ конкурентных решений

В настоящий момент на рынке существует несколько продуктов-конкурентов и компаний, которые занимаются созданием решений с использованием технологии машинного обучения и компьютерного зрения, среди которых были рассмотрены следующие решения:

1. Orwell 2k – система видеонаблюдения с компьютерным зрением Orwell 2k, предназначенная для автоматического обнаружения и классификации целей и ситуаций и передачи в реальном времени видеоинформации оператору;
2. Macroscop Basic – решение для создания интеллектуальных систем видеонаблюдения;
3. GoodVision – платформа для анализа трафика на камерах видеонаблюдения.

Также были выделены следующие критерии оценки продуктов:

1. Технические критерии оценки ресурсоэффективности
 - a. облачный сервис, доступный для быстрого подключения;
 - b. автоматизация трекинга пешеходов и автомобилей;
 - c. автоматизация трекинга объектов других классов;
 - d. детектор пересечения линии;
 - e. распознавание лиц.
2. Экономические критерии оценки эффективности:
 - a. обслуживание;
 - b. цена.

Экспертная оценка основных технических характеристик данных продуктов представлена в таблице 7.

Таблица 7. Оценочная карта сравнения технических решений

№	Критерии оценки	Вес	Баллы				Конкурентоспособность			
			Бф	Бк1	Бк2	Бк3	Кф	К1	К2	К2
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Технические критерии оценки ресурсоэффективности										
1	Облачный сервис, доступный для быстрого подключения	0,25	5	1	1	5	1,25	0,25	0,25	1,25
2	Автоматизация трекинга пешеходов и автомобилей	0,25	5	5	4	5	1,25	1,25	1	1,25
3	Автоматизация трекинга объектов других классов	0,05	3	2	1	1	0,15	0,1	0,05	0,05
4	Детектор пресечения линии	0,1	5	1	3	5	0,5	0,1	0,3	0,5
5	Распознавание лиц	0,05	1	3	2	1	0,05	0,15	0,1	0,05
Экономические критерии оценки эффективности										
6	Обслуживание	0,1	4	2	3	4	0,4	0,2	0,3	0,4
7	Цена	0,2	4	3	4	3	0,8	0,6	0,8	0,6
	Итого	1	27	17	18	24	4,4	2,65	2,8	4,1

Особенностью работы компаний-конкурентов является обязательное условие по размещению собственных систем видеонаблюдения с модулями видеоаналитики (кроме платформы GoodVision) на пользовательской стороне. Данный подход является затратным по времени и стоимости.

Наиболее сильным конкурентом можно считать решение GoodVision, которое служит для решения схожих задач, но оно не ориентировано на российский рынок.

4.1.3 SWOT-анализ

SWOT-анализ – метод планирования, который заключается в выявлении внутренних и внешних факторов среды объекта планирования, которые разделяются на следующие категории:

- Strength (сильные стороны);
- Weaknesses (слабые стороны);
- Opportunities (возможности)
- Threats (угрозы).

Для исследуемой разработки SWOT-анализ выполняется в три этапа. Приведён в таблице 9. Второй этап состоит в выявлении соответствия сильных и слабых сторон научно-исследовательского проекта внешним условиям окружающей среды. Это соответствие или несоответствие должны помочь выявить степень необходимости проведения стратегических изменений.

Для второго этапа необходима интерактивная матрица проекта, которая представлена в таблице 8.

Таблица 8 – Интерактивная матрица проекта

Сильные стороны проекта				
		Си1	Си2	Си3
Возможности	B1	-	0	+
	B2	+	-	+
Слабые стороны проекта				
		Сл1	Сл2	Сл3
Возможности	B1	+	-	+
	B2	+	-	+
Сильные стороны проекта				

Угрозы		Си1	Си2	Си3
	У1	0	0	+
	У2	+	+	+
Слабые стороны проекта				
Угрозы		Сл1	Сл2	Сл3
	У1	-	+	-
	У2	-	0	+

Таблица 9 – SWOT-анализ

	Сильные стороны	Слабые стороны
	Си1. Высокая скорость и качество оценки трафика алгоритмом трекинга (в реальном времени, ошибка составляет 0-20%)	Сл1. Сильная зависимость качества оценки трафика от качества предоставляемых пользователем данных
	Си2. Универсальный облачный подход – отсутствие необходимости модификаций для отдельного пользователя, отсутствие необходимости размещения данных на стороне пользователя	Сл2. Неспособность справляться со всеми проблемами, связанными с нестабильностью работы на отдельных облачных решениях
	Си3. Гибкая архитектура разработанных программных средств	Сл3. Отсутствие большого количества собственных размеченных данных для обучения моделей интеллектуальной видеоаналитики

Возможности		
<p>В1. Доработка функционала (распознавание лиц, определение пола и возраста на этапе детектирования и т.д.)</p>	<p>В1Си3. Гибкая архитектура позволит сократить расходы на внедрение дополнительных функций интеллектуальной видеоаналитики</p>	<p>В1Сл3. Потребуется большие траты на добычу и разметку данных для обучения моделей</p>
<p>В2. Улучшение качества оценки трафика алгоритмом трекинга</p>	<p>В2Си1. Исследованная зависимость точности работы алгоритма от условий поможет оценить направление дальнейшей разработки В2Си3. Гибкая архитектура позволит сократить расходы на внедрение модификаций</p>	<p>В2Сл1. Появится возможность улучшить качество работы в произвольных условиях В2Сл3. Потребуется большие траты на добычу и разметку данных для дополнительного обучения моделей</p>
Угрозы		
<p>У1. Проблемы в работе с использованием облачных решений</p>	<p>У1Си3. Гибкая архитектура позволит сократить расходы на внедрение модификаций, направленных на устранение влияния проблем облачных решений</p>	<p>У1Сл2. Сложность в рассмотрении всех проблем, возникающих при работе платформы в облаках, из-за их частой неопределённости У2Си1. Высокая скорость работы алгоритма, напрямую влияющая на ценообразование, может</p>

		помочь в конкурентной борьбе
У2. Появление более качественных аналогов	<p>У2Си1. Высокая скорость работы алгоритма, напрямую влияющая на ценообразование, может помочь в конкурентной борьбе</p> <p>У2Си2. Универсальный облачный подход может помочь в конкурентной борьбе</p> <p>У2Си3. Гибкая архитектура позволит сократить расходы на внедрение дополнительных функций и модификаций</p>	<p>У2Сл3. Потребуется большие траты на добычу и разметку данных для обучения моделей при необходимости повышения качества работы разработки</p>

Самым большим преимуществом данной разработки является её гибкая архитектура, а недостатком – сильная зависимость от предоставляемых пользователем данных для корректной работы.

4.2. Инициация проекта

Устав научного проекта магистерской работы:

1. Цели и результат проекта. Информация по заинтересованным сторонам представлена в таблице 10:

Таблица 10. Заинтересованные стороны проекта

Заинтересованные стороны	Ожидания
Компания-пользователь	Облегчение процесса анализа трафика и/или обеспечения безопасности

Разработчик	Получение заработной платы
Компания разработчика	Получение прибыли с полноценного комплекса продукта
Научный руководитель, студент	Выполненная выпускная квалификационная работа

Цели и результат проекта представлены в таблице 11.

Таблица 11. Цели и результат проекта

Цели проекта	<ul style="list-style-type: none"> — Изучить предметную область. — Разработать алгоритм трекинга. — Разработать программные средства алгоритма трекинга. — Провести настройку и тестирование разработанных программных средств.
Ожидаемые результаты	<ul style="list-style-type: none"> — Успешное внедрение разработки в ядро платформы. — Сдана выпускная квалификационная работа.
Критерии приёмки	<ul style="list-style-type: none"> — Успешное тестирование функционала в соответствии с функциональным требованием.
Требования к результату проекта	<ul style="list-style-type: none"> — Выполненные все пункты функционального требования — Разработанный функционал полностью соответствует

4.3 Планирование научно-исследовательских работ

4.3.1 План проекта

В таблице 11 приведен порядок работ, выполняемых в ходе разработки, и исполнитель каждой работы.

Таблица 12. Перечень работ и исполнителей при разработке модуля

№	Наименование работы	Исполнители работы
1	Выбор научного руководителя работы	Юдников Олег Павлович
2	Составление и утверждение темы работы	Друки Алексей Алексеевич Юдников Олег Павлович
3	Составление календарного плана-графика выполнения работы	Друки Алексей Алексеевич Юдников Олег Павлович
4	Подбор и изучение литературы по теме работы	Юдников Олег Павлович
5	Анализ предметной области	Юдников Олег Павлович
6	Разработка алгоритма трекинга	Юдников Олег Павлович
7	Разработка программных средств	Юдников Олег Павлович
8	Согласование выполненной работы с научным руководителем	Друки Алексей Алексеевич
9	Выполнение других частей работы (финансовый менеджмент, социальная ответственность)	Юдников Олег Павлович
10	Подведение итогов, оформление работы	Друки Алексей Алексеевич Юдников Олег Павлович

График Ганта строится в виде таблицы с разбивкой по декадам (10 дней) за период времени выполнения научного проекта. При этом работы на графике следует выделить различным цветом, в зависимости от исполнителей, ответственных за ту или иную работу.

Таблица 13. Календарный план-график проведения НИОКР по теме

№	Вид	Исп	Т раб, дн.	Продолжительность														
				Янв.			Февр.			Март			Апр.			Май		
				1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3

1	Выбор научного руководителя работы	С	8															
2	Составление и утверждение темы работы	С	4															
		Р	2															
3	Составление календарного плана-графика выполнения работы	С	5															
		Р	1															
4	Подбор и изучение литературы по теме работы	С	18															
5	Анализ предметной области	С	14															
6	Разработка алгоритма трекинга	С	20															
7	Разработка программных средств	С	29															
8	Согласование выполненной работы с научным руководителем	Р	1															

9	Выполнение других частей работы (финансовый менеджмент, социальная ответственность)	C	7																	
10	Подведение итогов, оформление работы	C	5																	
		P	1																	
		Руководитель (P)							Студент (C)											

Итого руководитель потратит на проект около 5 дней, а студент – 112 дня.

4.3.2 Бюджет научного исследования

Группировка затрат по статьям сведены в таблице 13.

Таблица 14. Группировка затрат НИИ по статьям для вариантов исполнения проекта

Статьи	Сумма, руб		
	Исп.1	Исп.2	Исп.3
Материалы	2000	2850	2300
Амортизация	8444,44	9000	7865,55
Заработная плата	184930,06	187500,30	181581,23
Отчисления во внебюджетные фонды	55479,02	59352,22	57235,52
Накладные расходы	29588,81	31200,52	33520,22
Итого	280442,33	289903,04	282502,52

В материальные затраты научного исследования вошли затраты на электроэнергию в сумме 2000 рублей.

Поскольку необходимые лицензии на программное обеспечение, которое было использовано при реализации разработки, уже были приобретены

компанией, затраты на оборудование включают в себя только затраты на амортизацию оборудования студента.

Норма амортизации для использованного оборудования составляет

$$A_H = \frac{1}{n} \cdot 100\% = \frac{1}{3} \cdot 100\% = 33.33\% \quad 16$$

где n – срок полезного использования оборудования.

Тогда, с учетом того, что продолжительность работы составляет четыре месяца, формула для расчета итоговой суммы амортизации основных средств выглядит следующим образом:

$$A = \frac{C \cdot A_H \cdot 4}{12 \cdot 100\%} \quad 17$$

где C – стоимость оборудования.

Во время проведения научного исследования использовался ПК стоимостью 65000 рублей и свободное ПО стоимостью 0 рублей. Расчёт затрат на амортизацию представлен в таблице 15.

Таблица 15 – Расчет затрат на амортизацию

Наименование	Стоимость, руб	Затраты, руб
Амортизация ПК	76000	8444,44
Итого:	76000	8444,44

Должность руководителя – доцент, к.т.н. – 36620,77 рублей в месяц.

Должность инженера – студент – 22695,68 рублей в месяц.

Месячная заработная плата рассчитывается по формуле:

$$Z_{\text{осн}} = Z_{\text{дн}} \cdot T_p \quad 18$$

где $Z_{\text{дн}}$ – среднедневная зарплата, руб.;

T_p – продолжительность работ, выполняемых работником, раб. дни.

Среднемесячная заработная плата рассчитывается по формуле:

$$Z_{\text{дн}} = \frac{Z_M \cdot M}{F_d} \quad 19$$

где Z_M – месячный оклад работника, руб.;

M – количество месяцев работы без отпуска в течение года: (10.4);

F_d – действительный годовой фонд рабочего времени персонала (представлен в таблице 16).

Таблица 16. Баланс рабочего времени участников разработки

Показатели рабочего времени	Руководитель	Инженер
Календарное число дней	365	365
Количество нерабочих дней		
— Выходные дни	52	82
— Праздничные дни	11	14
Потери рабочего времени		
— Отпуск	56	24
— Невыходы по болезни	-	-
Действительный годовой фонд рабочего времени	254	217

Среднемесячная зарплата руководителя составляет:

$$Z_{\text{дн}} = \frac{Z_M \cdot M}{F_d} = \frac{36620,77 \cdot 10,4}{254} \approx 1949,26 \text{ рублей} \quad 20$$

Среднемесячная зарплата студента составляет:

$$Z_{\text{дн}} = \frac{Z_M \cdot M}{F_d} = \frac{22695,68 \cdot 10,4}{217} \approx 1414,03 \text{ рублей} \quad 21$$

Расчет основной заработной платы исполнителей представлен в таблице 17.

Таблица 17. Расчет основной заработной платы

Исполнители	$Z_{\text{ок}}$, руб	k_p	Z_M , руб	$Z_{\text{дн}}$, руб	T_p , раб. Дн.	$Z_{\text{осн}}$, руб.
Руководитель	36620,77	1,3	47607	1949,26	5	9746,32
Инженер	22695,68	1,3	29504,38	1414,03	112	158371,92
Итого по статье $Z_{\text{осн}}$						168188,24

Дополнительная заработная плата включает оплату за непроработанное время (очередной и учебный отпуск, выполнение государственных обязанностей, выплата вознаграждений за выслугу лет и т.п.) и рассчитывается

исходя из 10% от основной заработной платы, работников, непосредственно участвующих в выполнение темы:

$$Z_{\text{доп}} = k_{\text{доп}} \cdot Z_{\text{осн}} \quad 22$$

где $Z_{\text{доп}}$ – дополнительная заработная плата, руб.;

$k_{\text{доп}}$ – коэффициент дополнительной зарплаты ($k_{\text{доп}}=0,1$);

$Z_{\text{осн}}$ – основная заработная плата, руб.

В таблице 18 приведен расчёт основной и дополнительной заработной платы.

Таблица 18. Заработная плата исполнителей ВКР, руб

Заработная плата	Руководитель	Инженер
Основная зарплата	9764,32	158371,92
Дополнительная зарплата	974,63	15837,19
Зарплата исполнителя	10720,95	174209,11
Итого	184930,06	

Накладные расходы составляют 16% от суммы основной и дополнительной заработной платы, работников, непосредственно участвующих в выполнение темы.

Расчет накладных расходов ведется по следующей формуле:

$$C_{\text{накл}} = k_{\text{накл}} \cdot (Z_{\text{осн}} + Z_{\text{доп}}) \quad 23$$

где $k_{\text{накл}}$ – коэффициент накладных расходов: 0.16.

Расчёт накладных расходов представлен в таблице 19.

Таблица 19. Накладные расходы, руб.

Заработная плата	Руководитель	Инженер
Зарплата исполнителя	10720,95	174209,11
Накладные расходы	1559,41	25339,51
Итого	26898,92	

В результате было получено, что бюджет на разработку НТИ составит 220343 руб.

4.4 Оценка сравнительной эффективности исследования

Определение эффективности происходит на основе расчёта интегрального показателя эффективности научного исследования. Его нахождение связано с определением двух средневзвешенных величин: финансовой эффективности и ресурсоэффективности.

Интегральный показатель финансовой эффективности научного исследования получают в ходе оценки бюджета затрат трёх вариантов исполнения научного исследования (таблица 19). Для этого наибольший интегральный показатель реализации технической задачи принимается за базу расчёта, с которым соотносятся финансовые значения по всем вариантам исполнения.

Интегральный финансовый показатель разработки определяется как:

$$I_{\Phi}^P = \frac{\Phi_{pi}}{\Phi_{max}} \quad 24$$

Где I_{Φ}^P – интегральный финансовый показатель разработки;

Φ_{pi} – стоимость i-го варианта исполнения;

Φ_{max} – максимальная стоимость исполнения научно-исследовательского проекта.

Полученная величина интегрального финансового показателя разработки отражает соответствующее численное увеличение бюджета затрат разработки в размах, либо соответствующее численное удешевление стоимости разработки в размах.

Интегральный показатель ресурсоэффективности вариантов исполнения объекта исследования можно определить следующим образом:

$$I_m^a = \sum_{i=1}^n a_i b_i^a, I_m^p = \sum_{i=1}^n a_i b_i^p \quad 25$$

Где – I_m – интегральный показатель ресурсоэффективности вариантов;

a_i – Весовой коэффициент i-го параметра;

b_i^a, b_i^p – Бальная оценка i-го параметра для аналога и разработки, устанавливается экспертным путём по выбранной шкале оценивания;

N – число параметров сравнения.

Таблица 20. Сравнительная оценка характеристик вариантов исполнения проекта.

Критерий	Весовой коэффициент параметра	Разработка	Аналог 1	Аналог 2
1. Способствует росту производительности труда пользователя	0,1	4	3	4
2. Удобство в эксплуатации	0,15	4	3	4
3. Помехоустойчивость	0,15	3	2	3
4. Энергосбережение	0,20	4	2	3
5. Надежность	0,25	4	4	3
6. Материалоемкость	0,25	4	2	2
ИТОГО	1			

$$I_{\text{ТП}} = 4 * 0,1 + 4 * 0,15 + 3 * 0,15 + 4 * 0,20 + 4 * 0,25 + 4 * 0,25 = 4,25$$

$$\text{Аналог 1} = 3 * 0,1 + 3 * 0,15 + 2 * 0,15 + 2 * 0,20 + 4 * 0,25 + 2 * 0,25 = 2,95$$

$$\text{Аналог 2} = 4 * 0,1 + 4 * 0,15 + 3 * 0,15 + 3 * 0,20 + 3 * 0,25 + 2 * 0,25 = 3,3$$

Интегральный показатель эффективности разработки и аналога определяется на основании интегрального финансового показателя по формуле:

$$I_{\text{финр}}^p = \frac{I_m^p}{I_\phi^p}, I_{\text{финр}}^a = \frac{I_m^a}{I_\phi^a} \quad 26$$

Сравнение интегрального показателя эффективности текущего проекта и аналогов позволит определить сравнительную эффективность проекта сравнительная эффективность проекта:

$$\mathcal{E}_{\text{ср}} = \frac{I_{\text{финр}}^p}{I_{\text{финр}}^a} \quad 27$$

Где $\mathcal{E}_{\text{ср}}$ – сравнительная эффективность проекта;

$I_{\text{финр}}^p$ – интегральный показатель разработки;

$I_{\text{финр}}^a$ – интегральный показатель аналога.

Определим интегральный финансовый показатель разработки $I_{\text{ф}}(\text{раз.})$ и аналогов $I_{\text{ф}}(\text{анал.})$ отношением максимального Φ_{max} к рассматриваемому Φ :

$$I_{\text{ф}}(\text{разработка}) = \Phi_{\text{раз}} / \Phi_{\text{max}} = 280442,33 \text{ руб.} / 289903,04 \text{ руб.} = 0,967.$$

$$I_{\text{ф}}(\text{аналог 1}) = \Phi_{\text{аналог1}} / \Phi_{\text{max}} = 289903,04 \text{ руб.} / 289903,04 \text{ руб.} = 1.$$

$$I_{\text{ф}}(\text{аналог 2}) = \Phi_{\text{аналог2}} / \Phi_{\text{max}} = 282502,52 \text{ руб.} / 289903,04 \text{ руб.} = 0,974.$$

Интегральный показатель эффективности разрабатываемой методики $I_{\text{эф}}(\text{раз.})$ и аналогов $I_{\text{эф}}(\text{анал.})$ определим отношением $I_{\text{рес}}$ и $I_{\text{ф}}$:

$$I_{\text{эф}}(\text{раз.}) = I_{\text{рес}}(\text{раз.}) / I_{\text{ф}}(\text{раз.}) = 4,25 / 0,967 = 4,395;$$

$$I_{\text{эф}}(\text{аналог1}) = I_{\text{рес}}(\text{аналог1}) / I_{\text{ф}}(\text{аналог1}) = 2,95 / 1 = 2,95;$$

$$I_{\text{эф}}(\text{аналог2}) = I_{\text{рес}}(\text{аналог2}) / I_{\text{ф}}(\text{аналог2}) = 3,3 / 0,974 = 3,388.$$

Сравним интегральные показатели эффективности разрабатываемой методики и аналогов. Определим сравнительную эффективность проекта $\text{Э}_{\text{ср}}$ отношением $I_{\text{эф}}(\text{раз.})$ к $I_{\text{эф}}(\text{анал.})$. Тогда:

$$\text{Э}_{\text{ср}}(\text{в сравнении с аналогом 1}) = I_{\text{эф}}(\text{раз.}) / I_{\text{эф}}(\text{анал.1}) = 4,84 / 2,80 = 1,73.$$

$$\text{Э}_{\text{ср}}(\text{в сравнении с аналогом 2}) = I_{\text{эф}}(\text{раз.}) / I_{\text{эф}}(\text{анал.2}) = 4,84 / 3,77 = 1,28.$$

Таблица 21 – Сравнительная оценка интегральных показателей

№ п/п	Показатель	Аналог 1	Разработка	Аналог 2
2	Интегральный показатель ресурсоэффективности $I_{\text{рес}}$	2,95	4,25	3,3
3	Интегральный показатель эффективности $I_{\text{эф}}$	2,95	4,395	3,388
4	Сравнительная эффективность $\text{Э}_{\text{ср}}$	$I_{\text{эф}}(\text{раз.}) / I_{\text{эф}}(\text{аналог 1})$		$I_{\text{эф}}(\text{раз.}) / I_{\text{эф}}(\text{аналог 2})$
		1,49		1,297

Исходя из интегральных показателей эффективности, разрабатываемая методика ВКР, по сравнению с аналогичными вариантами исполнения, оказывается оптимальной с точки зрения финансовой и ресурсосберегающей эффективности.

4.5. Выводы по разделу

Итак, в ходе данной работе были рассмотрены потенциальные потребители результатов исследования, так же для анализа конкурентных технических решений. С позиции ресурсоэффективности и ресурсосбережения была составлена оценочная карта сравнения конкурентных технических решений, по результату которой разрабатываемая система имеет лучшие качества.

Далее был сформирован SWOT-анализ, в котором балы описаны сильные и слабые стороны проекта, в выявлении возможностей и угроз для реализации проекта, для выявления соответствия и несоответствия была составлена интерактивная матрица проекта.

Проведена оценка готовности проекта к коммерциализации, которая показала, что перспективность разработки средняя.

В рамках процессов инициации определены внутренние и внешние заинтересованные стороны проекта с их ожиданиями от проекта, цели и результат проекта.

План проекта представлен на диаграмме Ганта, из которого видно какой исполнитель (студент или руководитель) какой вид работ осуществлял и в течении какого количества дней.

5 Социальная ответственность

Результатом дипломной работы является алгоритм трекинга множества объектов в режиме реального времени. Разработанные в результате выполнения дипломной работы программные средства после внедрения являются частью ядра распределённой платформы для детектирования, трекинга и описания объектов на кадрах видеопотока. Использование данной платформы позволяет автоматизировать задачи анализа видеоданных, обычно выполнимые только человеком, в частности задачу оценки трафика людей, машин и велосипедистов на камере видеонаблюдения.

В данном разделе рассматриваются опасные и вредные факторы, оказывающие влияние на производственную деятельность разработчика, воздействие объекта исследования на окружающую среду, правовые и организационные вопросы и мероприятия в чрезвычайных ситуациях.

Разработка программных средств и эксплуатация платформы, в состав которой они входят, осуществляется на ПЭВМ.

5.1 Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности

Регулирование отношений между организацией и сотрудниками, в том числе требований к продолжительности рабочего времени и оплаты труда осуществляется законодательством РФ, а именно трудовым кодексом РФ [30].

Нормальная продолжительность рабочего времени не может превышать 40 часов в неделю. Продолжительность рабочего времени и размер оплаты труда для конкретного работника устанавливается трудовым договором.

Так как разработка и эксплуатация её результатов происходит на ПЭВМ, требуется соблюдение правовых норм к ПЭВМ и организации рабочего места [31, 32]. При организации рабочего места должны быть соблюдены следующие требования:

- Требования к ПЭВМ;
- Требования к помещениям для работы с ПЭВМ;

- Требования к микроклимату, содержанию аэроионов и вредных химических веществ в воздухе на рабочих местах, оборудованных ПЭВМ;
- Требования к уровням шума и вибрации на рабочих местах, оборудованных ПЭВМ;
- Требования к освещению на рабочих местах, оборудованных ПЭВМ; – Требования к уровням электромагнитных полей на рабочих местах, оборудованных ПЭВМ;
- Общие требования к организации рабочих мест пользователей ПЭВМ;
- Требования к организации медицинского обслуживания пользователей ПЭВМ;
- Требования к проведению государственного санитарно-эпидемиологического надзора и производственного контроля.

Разработка и эксплуатация программных средств, осуществляется на ПЭВМ с соблюдением всех вышеперечисленных требований.

5.2 Производственная безопасность

Во время разработки и эксплуатации программных средств могут возникать вредные и опасные факторы. Выявленные согласно ГОСТ 12.0.003-2015 факторы представлены в таблице 22 [33].

Таблица 22. Возможные вредные и опасные факторы при выполнении работ

Факторы (ГОСТ 12.0.003-2015)	Этапы работы		Нормативные документы
	Разр.	Эксп.	
Отклонение показателей микроклимата	+	+	ГОСТ 22269-76 [34], СанПиН 1.2.3685-21 [35]
Превышение уровня шума на рабочем месте	+	+	ГОСТ 12.1.029-80 [36]

Недостаточная освещённость рабочей зоны	+	+	ГОСТ Р 55710-2013 [37], СП 52.13330.2016 [38]
Нарушение предельно допустимых значений напряжений прикосновения токов	+	+	ГОСТ 12.1.038-82 ССБТ [39]

5.2.1 Отклонение показателей микроклимата

Комфортные условия для работы создаются оптимальным сочетанием температуры, относительной влажности и скорости движения воздуха. На рабочих местах пользователей ПЭВМ должны обеспечиваться оптимальные параметры микроклимата в соответствии с СанПиН 1.2.3685-21 [35].

Согласно этому документу, должны быть соблюдены требования, описанные в таблице 23.

Таблица 23. Оптимальные параметры микроклимата в производственных помещениях пользователя ПК.

Период года	Температура воздуха, °С	Температура поверхностей, °С	Относительная влажность, %	Скорость движения воздуха, м/с
Холодный	22-24	21-25	60-40	0,1
Тёплый	23-25	22-26	60-60	0,1

Для поддержания оптимальных значений микроклимата используется системы отопления и кондиционирования воздуха, тепловая изоляция нагретых поверхностей оборудования. При исследовании микроклимата в естественных условиях было выявлено, что в кабинетах, где выполнялась разработка, параметры микроклимата соответствуют требованиям СанПиН.

5.2.2 Превышение уровня шума

Шум является одним из распространенных в производстве вредных факторов. Его создают работающее оборудование, преобразователи

напряжения, работающие осветительные приборы дневного света и другие источники шума. Шум может стать причиной снижения работоспособности и повышенной утомляемости. Значительные превышения уровня шума на рабочем месте вызывают необратимые изменения в органах слуха человека, также оказывают неблагоприятное влияние на весь организм человека через нервную систему. В результате ослабляется внимание, ухудшается память, снижается реакция, что вызывает увеличение числа ошибок при работе.

Требования к допустимому уровню шума описаны в СанПиН 2.2.4/2.1.8.562-96 [38]. Согласно данному документу, допустимый уровень шума составляет не более 50 дБА.

Допустимый уровень шума на рабочем месте не превышает установленного значения. Источники шума (АЦПУ, принтеры и т.п.), уровни шума которого превышают нормированные, находится вне помещения с ПЭВМ.

5.2.3 Недостаточная освещенность рабочей зоны

Естественное и искусственное освещение рабочего места оказывает влияние на физическое и психологическое состояние пользователя, что неблагоприятно сказывается на его работе. Не надлежащего качество освещения может привести к ухудшению зрения.

Согласно СП 52.13330.2016 [40] при работах III зрительного разряда и подразряда г (работы высокой точности) освещённость при системе общего освещения должна быть не ниже $E = 200$ Лк.

Расчёт общего равномерного искусственного освещения горизонтальной рабочей поверхности выполняется методом коэффициента использования светового потока, учитывающим световой поток, отражённый от потолка и стен. Длина помещения $A = 6$ м, ширина $B = 3$ м, высота $H = 3$ м. Высота рабочей поверхности над полом $hh = 0,8$ м.

Площадь помещения:

$$S = A \cdot B = 6 \cdot 3 = 18\text{m}^2 \quad 28$$

Коэффициент отражения стен, оклеенных светлыми обоями с окнами, без штор $\rho_c = 30\%$, потолка светлой поверхности $\rho_{\Pi} = 50\%$. Коэффициент запаса, учитывающий загрязнение светильника, для помещений с малым выделением пыли равен $K_3 = 1,5$. Коэффициент неравномерности для люминесцентных ламп $Z = 1,1$.

Выбираем лампу дневного света ЛД-40, световой поток которой равен $\Phi_{\Pi} = 2300$ Лм.

Выбираем светильники с люминесцентными лампами типа ОДОР-2-40. Этот светильник имеет две лампы мощностью 40 Вт каждая, длина светильника равна $A_{св} = 1227$ мм, ширина $B_{св} = 265$ мм.

Интегральным критерием оптимальности расположения светильников является величина λ , которая для люминесцентных светильников с защитной решёткой лежит в диапазоне 1,1–1,3. Принимаем $\lambda = 1,2$.

Расстояние светильников от перекрытия (свес): $h_c = 0,4$ м.

Высота светильника над рабочей поверхностью определяется по формуле:

$$h = H - h_p - h_c = 3 - 0,8 - 0,4 = 1,8 \text{ м} \quad 29$$

Индекс помещения определяется по формуле:

$$i = \frac{A \cdot B}{h \cdot (A + B)} = \frac{6 \cdot 3}{1,8 \cdot (6 + 3)} = 1,11 \quad 30$$

Коэффициент использования светового потока, показывающий какая часть светового потока ламп попадает на рабочую поверхность, для светильников типа ОДОР с люминесцентными лампами при $\rho_c = 30\%$, $\rho_{\Pi} = 50\%$. и индексе помещения $i = 1,49$ равен $\eta = 0,43$.

Потребные группы люминесцентных ламп светильника рассчитываются по формуле:

$$N = \frac{E \cdot A \cdot B \cdot K_3 \cdot Z}{\Phi_{\Pi} \cdot \eta} = \frac{200 \cdot 6 \cdot 3 \cdot 1,5 \cdot 1,1}{2300 \cdot 0,46} \approx 5,6 = 6 \quad 31$$

Количество рядов светильников N_A , и количество светильников в ряду N_B рассчитывается согласно формулам (20) и (21). Общее число светильников: $N_{CB} = 3$.

$$N_A = \frac{(B - x)}{L_2} = \frac{3000 - 709}{2128} \approx 1 \quad 32$$

$$N_B = \frac{(A - y)}{L_2} = \frac{6000 - 630}{1892} \approx 3 \quad 33$$

План помещения и размещения светильников с люминесцентными лампами представлен на рисунке 6.

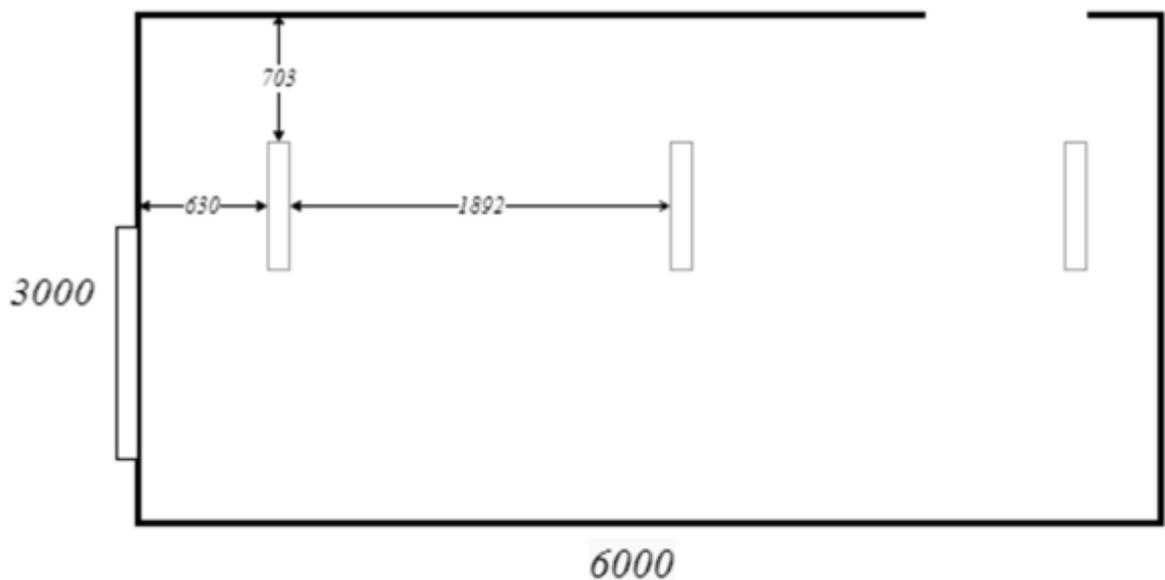


Рисунок 13 – План помещения и размещения светильников с люминесцентными лампами

Расчёт светового потока группы люминесцентных ламп светильника определяется по формуле:

$$\Phi_{рас} = \frac{E \cdot A \cdot B \cdot K_3 \cdot Z}{N \cdot \eta} = \frac{200 \cdot 6 \cdot 3 \cdot 1,5 \cdot 1,1}{6 \cdot 0,46} = 2152 \text{ лм} \quad 34$$

Делаем проверку выполнения условия:

$$-10\% \leq \frac{\Phi_{П} - \Phi_{рас}}{\Phi_{ЛД}} \cdot 100\% \leq 20\% \quad 35$$

$$\frac{\Phi_{П} - \Phi_{рас}}{\Phi_{ЛД}} \cdot 100\% = \frac{2300 - 2152}{2300} \cdot 100\% = 6,4\% \quad 36$$

Таким образом: $-10\% \sim 6,4\% \sim 20\%$, необходимый световой поток светильника не выходит за пределы требуемого диапазона.

5.2.4 Нарушение предельно допустимых значений напряжений прикосновения и токов

Напряжение прикосновения – напряжение, появляющееся на теле человека при одновременном прикосновении к двум точкам проводников или проводящих частей, в том числе при повреждении изоляции. Напряжение может возникнуть на корпусах и каркасах оборудования, в частности ПЭВМ, в случае полного или частичного повреждения электрической изоляции оборудования или питающих оборудование кабелей.

Воздействие напряжения отрицательно влияет на здоровье человека. Стандарт ГОСТ 12.1.038-82 ССБТ [41] устанавливает предельно допустимые значения напряжений прикосновений и токов, протекающих через тело человека.

Напряжения прикосновения и токи, протекающие через тело человека, при нормальном (неаварийном) режиме работы, не должны превышать значений, указанных в таблице 24.

Таблица 24. Напряжения прикосновения и токи, протекающие через тело человека, при нормальном режиме работы

Род тока	U, В	I, mA
	Не более	
Переменный, 50 Гц	2,0	0,3
Переменный, 40 Гц	3,0	0,4
Постоянный	8,0	1,0

Для контроля предельно допустимых значений напряжений прикосновения и токов измеряют напряжения и токи в местах, где может произойти замыкание электрической цепи через тело человека.

В кабинетах, где происходила разработка и происходит эксплуатация программных средств, осуществляется регулярный контроль предельно допустимых значений напряжений прикосновения и токов на корпусах ПЭВМ и питающих их кабельных линиях. Все значения напряжений и токов удовлетворяют требованиям.

5.3 Обоснование мероприятий по снижению воздействия вредных производственных факторов

При организации рабочего места и режима труда следует учитывать перечисленные требования безопасности и промышленной санитарии, а также рекомендации для предотвращения и уменьшения воздействия опасных и вредных факторов.

Рабочие места рекомендуется оснащать системами отопления, вентиляции и кондиционирования воздуха. Шумящее оборудование (АЦПУ, принтеры и т.п.) рекомендуется располагать вне помещения с ПЭВМ. Рабочее место должно иметь естественное и искусственное освещение. Для защиты пользователей ПК от негативного воздействия электромагнитных полей необходимо, чтобы используемая техника удовлетворяла нормам и правилам сертификации.

Невыполнение вышеперечисленных рекомендаций может привести к повышению уровня воздействия опасных и вредных факторов на работающего.

5.4 Экологическая безопасность

Непосредственно разработка и эксплуатация платформы, в состав которого входит модуль, не оказывают воздействие на окружающую среду. Негативное влияние на атмосферу, гидросферу и литосферу могут оказывать используемые для разработки и эксплуатации вещества. Требования к обращению с отходами описаны в ГОСТ Р 53692-2009 [42].

ПЭВМ, батарейки, оргтехнику в случае выхода из строя, либо по причине морального износа необходимо утилизировать через специализированные организации, имеющие лицензию на данную деятельность.

Отходы от канцелярских товаров, продуктов питания и личной гигиены и другие твердые отходы в случае их неправильной утилизации могут оказывать негативное воздействие на почвенный покров. Защита почвенного покрова от данного воздействия реализуется за счет сбора, сортировки и утилизации отходов и их организованного захоронения.

Все отходы, образующиеся в ходе разработки и эксплуатации результатов выпускной квалификационной работы, утилизируются без оказания негативного влияния на окружающую среду.

5.5 Безопасность в чрезвычайных ситуациях

К чрезвычайным ситуациям, которые могут возникнуть во время разработки или эксплуатации, можно отнести возможность возникновения и распространения пожара, так как работа происходит на ПЭВМ. В современных ПЭВМ очень высокая плотность размещения элементов электронных схем, также в непосредственной близости друг от друга располагаются соединительные провода и кабели. При протекании по ним электрического тока выделяется значительное количество теплоты, при этом возможно оплавление изоляции и возникновение возгорания. Возникновение других видов чрезвычайных ситуаций маловероятно.

Необходимо соблюдение техники пожарной безопасности для предотвращения возникновения и распространения пожара. Общие требования к пожарной безопасности описаны в ГОСТ 12.1.004-91 [43].

Далее перечислены правила поведения в случае возникновения данной чрезвычайной ситуации.

— В случае возникновения пожара люди должны покинуть помещение в течение минимального времени согласно плану эвакуации.

— В помещениях с компьютерной техникой, недопустимо применение воды и пены ввиду опасности повреждения или полного выхода из строя дорогостоящего электронного оборудования.

— Для тушения пожаров необходимо применять углекислотные и порошковые огнетушители, которые обладают высокой скоростью тушения, большим временем действия, возможностью тушения электроустановок, высокой эффективностью борьбы с огнем. Воду разрешено применять только во вспомогательных помещениях.

— Помещение должно быть оборудовано пожарными извещателями, которые позволяют оповестить дежурный персонал о пожаре.

В помещении, где происходила разработка и происходит эксплуатация программных средств, были соблюдены все правила техники безопасности. Сотрудникам были объяснены правила поведения в случае возникновения и распространения пожара.

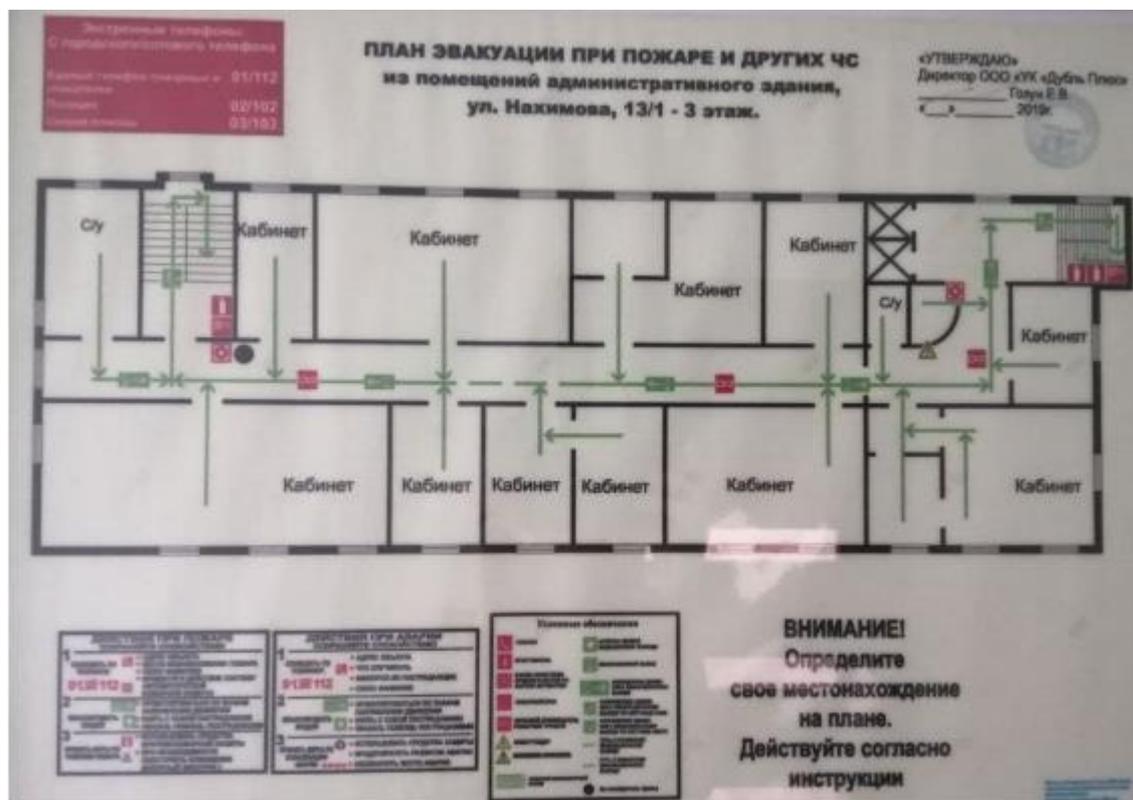


Рисунок 14 – План эвакуации

В помещении, где происходила разработка и происходит эксплуатация программных средств, были соблюдены все правила техники безопасности. Сотрудникам были объяснены правила поведения в случае возникновения и распространения пожара.

5.6 Выводы по разделу

В рамках раздела «Социальная ответственность» процесс выполнения и результаты дипломной работы были рассмотрены с точки зрения социальной ответственности за моральные, общественные, экономические, экологические последствия и ущерб здоровью человека. Дополнительно был выполнен анализ на предмет выявления основных опасных и вредных факторов и оценена степень их воздействия на человека, общество и природную среду. Были предложены методы для защиты и минимизации воздействий выявленных факторов, а также методы предотвращения и устранения возможных чрезвычайных ситуаций.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения работы были получены следующие результаты:

- изучены существующие методы, применяющиеся при решении задачи трекинга;
- разработана собственная архитектура трекинга объектов на кадрах видеопоследовательностей на основе подхода трекинга с помощью детекций; особенностью разработанного алгоритма является возможность гибкой настройки применяемых на разных этапах работы;
- разработаны программные средства для трекинга объектов на основе межпроцессорной архитектуры;
- в результате проведения экспериментов была выбрана конфигурация методов для применения на разных этапах алгоритма трекинга (Precision-Recall 0,349, обработка до 12 кадров в секунду, степень загруженности CPU – 340%, расход GPU – 713 МБ), включающая такие методы, как нейросетевой метод детектирования YOLOv3 для локализации и классификации объектов с ограничением в 30 кадров, использование фильтра Калмана для предсказания движения, использование IOU в качестве метрики схожести и алгоритма поиска потока минимальной стоимости для ассоциации детекций и отслеживаемых объектов;
- исследования применения методов трекинга на разных этапах работы алгоритма трекинга множества объектов показали, что в дальнейшей разработке следует уделять внимание способности методов работать в разных условиях с зашумлёнными данными, а также оптимизации использования методов в составе алгоритма трекинга;

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Dai Y., Yang L. Detecting moving object from dynamic background video sequences via simulating heat conduction //Journal of Visual Communication and Image Representation. – 2022. – С. 103439.
2. Merzouk. Y. Automatic multiple moving humans detection and tracking in image sequences taken from a stationary thermal infrared camera/Merzouk Y., Mousa D., Patrick S.// Expert Systems with Applications. – 2020. – 113171. –146 v.
3. <https://viso.ai/deep-learning/object-tracking/>
4. Piazza M. Neurocognitive start-up tools for symbolic number representations //Space, time and number in the brain. – 2011. – С. 267-285.
5. Zhang Y. et al. Recent advances of single-object tracking methods: A brief survey //Neurocomputing. – 2021. – Т. 455. – С. 1-11.
6. Jiménez-Bravo D. M. et al. Multi-Object Tracking in Traffic Environments: A Systematic Literature Review //Neurocomputing. – 2022.
7. Шепелев К. В. Детектирование и классификация движущихся объектов в видеопоследовательности //Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2017. – №. 4 (44).
8. Chandra R. et al. Taphic: Trajectory prediction in dense and heterogeneous traffic using weighted interactions //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2019. – С. 8483-8492.
9. Yan F. et al. A novel data association algorithm for object tracking in clutter with application to tennis video analysis //2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06). – IEEE, 2006. – Т. 1. – С. 634-641.
10. Zhao Z. Q. et al. Object detection with deep learning: A review //IEEE transactions on neural networks and learning systems. – 2019. – Т. 30. – №. 11. – С. 3212-3232.
11. Uijlings J. R. R. et al. Selective search for object recognition //International journal of computer vision. – 2013. – Т. 104. – №. 2. – С. 154-171.

12. Bishop C. M., Nasrabadi N. M. Pattern recognition and machine learning. – New York : springer, 2006. – Т. 4. – №. 4. – С. 738.
13. Gandapur M. Q. E2E-VSDL: End-to-end video surveillance-based deep learning model to detect and prevent criminal activities //Image and Vision Computing. – 2022. – С. 104467.
14. Fu G. H. et al. Stable variable selection of class-imbalanced data with precision-recall criterion //Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. – 2017. – Т. 171. – С. 241-250.
15. Powers D. M. W. Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation //arXiv preprint arXiv:2010.16061. – 2020.
16. Barnich O., Van Droogenbroeck M. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences //IEEE Transactions on Image processing. – 2010. – Т. 20. – №. 6. – С. 1709-1724.
17. Singla N. Motion detection based on frame difference method //International Journal of Information & Computation Technology. – 2014. – Т. 4. – №. 15. – С. 1559-1565.
18. Zhang C. et al. Parallel multiscale context-based edge-preserving optical flow estimation with occlusion detection //Signal Processing: Image Communication. – 2022. – Т. 101. – С. 116560.
19. OpenCV. Optical Flow [Электронный ресурс]: Режим доступа: https://docs.opencv.org/3.4/d4/dee/tutorial_optical_flow.html
20. Verma N. K. et al. Vision based obstacle avoidance and recognition system //2015 IEEE Workshop on Computational Intelligence: Theories, Applications and Future Directions (WCI). – IEEE, 2015. – С. 1-7.
21. Raj A. et al. Object tracking with movement prediction algorithms //2016 11th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS). – IEEE, 2016. – С. 285-290.

22. Pesquet-Popescu B., Cagnazzo M., Dufaux F. Motion Estimation—A Video Coding Viewpoint //Academic Press Library in Signal Processing. – Elsevier, 2014. – Т. 5. – С. 27-92.
23. Rublee E. et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF //2011 International conference on computer vision. – Ieee, 2011. – С. 2564-2571.
24. Welch G. F. Kalman filter //Computer Vision: A Reference Guide. – 2020. – С. 1-3.
25. Kim Y., Bang H. Introduction to Kalman filter and its applications //Introduction and Implementations of the Kalman Filter. – 2018. – Т. 1. – С. 1-16.
26. Saxen F. et al. Face attribute detection with MobileNetV2 and NasNet-Mobile //2019 11th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA). – IEEE, 2019. – С. 176-180.
27. Liu J., Wang X. Early recognition of tomato gray leaf spot disease based on MobileNetv2-YOLOv3 model //Plant Methods. – 2020. – Т. 16. – №. 1. – С. 1-16.
28. Wang D., Lu H., Bo C. Visual tracking via weighted local cosine similarity //IEEE transactions on cybernetics. – 2014. – Т. 45. – №. 9. – С. 1838-1850.
29. Koch G. et al. Siamese neural networks for one-shot image recognition //ICML deep learning workshop. – 2015. – Т. 2. – С. 0.
30. Трудовой кодекс Российской Федерации от 30.12.2001 N 197- ФЗ (ред. От 30.12.2015).
31. ГОСТ Р 50923-96. Дисплеи. Рабочее место оператора. Общие эргономические требования и требования к производственной среде. Методы измерения.
32. ГОСТ 12.2.032-78 Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Рабочее место при выполнении работ сидя. Общие эргономические требования.
33. ГОСТ 12.0.003-2015 Опасные и вредные производственные факторы. Классификация. Перечень опасных и вредных факторов.
34. ГОСТ 22269-76. Система "Человек-машина". Рабочее место оператора. Взаимное расположение элементов рабочего места. Общие эргономические требования.

35. СанПиН 1.2.3685-21 Гигиенические нормативы и требования к обеспечению безопасности и (или) безвредности для человека факторов среды обитания.
36. ГОСТ 12.1.029-80. Средства и методы защиты от шума. М.: Система стандартов безопасности труда: Сб. ГОСТов. – М.: ИПК Издательство стандартов, 2001.
37. ГОСТ Р 55710-2013. Освещение рабочих мест внутри зданий. – М.: Официальное издание. М.: Стандартиформ, 2016.
38. СП 52.13330.2016 Естественное и искусственное освещение. Актуализированная редакция СНиП 23-05-95
39. ГОСТ 12.1.038-82 ССБТ. Электробезопасность. Предельно допустимые значения напряжений прикосновения и токов. – М.: ИПК Издательство стандартов, 2001.
40. ГОСТ Р 53692-2009. Ресурсосбережение. Обращение с отходами. Этапы технологического цикла отходов. – М.: ИПК Издательство стандартов, 2001 год.
41. ГОСТ 12.1.004-91. ССБТ Пожарная безопасность. Общие требования. – М.: ИПК Издательство стандартов, 2001.

Приложение А

(справочное)

ANALYTICAL REVIEW OF THE SUBJECT AREA AND DEVELOPMENT OF THE OBJECT TRACKING ALGORITHM

Студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ИМ02	Юдников Олег Павлович		

Руководитель ВКР:

Должность	ФИО	Учёная степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Друки Алексей Алексеевич	к.т.н.		

Консультант – лингвист отделения иностранных языков ШБИП

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Старший преподаватель ОИЯ	Пичугова Инна Леонидовна			

1. ANALYTICAL REVIEW OF THE SUBJECT AREA

1.1 The task of object tracking

Object tracking is an important task in computer vision. It is an integral part of many computer vision applications that process video from cameras. Tracking object is a deep learning application where the program takes an initial set of object detections and develops a unique identification for each of the initial detections, and then tracks the detected objects as they move through the frames in the video.

Often there is an indication around the tracked object, such as a surrounding square that follows the object, showing the user where the object is on the screen [3].

An object tracking system is a mechanism by which objects appear as individuals that can be tracked across time and space. This basic system of representing objects is based on the spatiotemporal principles of cohesion (objects move as bounded wholes), continuity (objects move along connected, unobstructed paths), and contact (objects do not interact at a distance). These principles allow human babies, as well as other animals, to perceive the boundaries of objects and predict when objects will move and where they will stop [4].

Object tracking is used for a variety of use cases involving different types of source materials. Whether the expected input is an image or a video, live video or pre-recorded video, it affects the algorithms used to build object tracking applications.

There are many related areas of visual object tracking, such as single object tracking, multiple object tracking, 3D tracking, and video object segmentation. Object tracking is widely applied in the field of automatic driving, human-computer interaction, video surveillance and so on. In the last 10 years, the use of correlation filters and deep learning has increased the performance of trackers by a large margin, which allows them to be used in more practices [5].

Video tracking is an object tracking application in which moving objects are in the video information. Therefore, video surveillance systems can process live footage in real time as well as recorded video files.



Figure 1 – An example of object tracking

1.2 Object tracking methods

The field of computer vision research has undergone great changes in recent years and it is currently one of the most active areas of research in computer science. Numerous studies have emerged using and proposing new computer vision architectures and methods such as R-CNN, Fast R-CNN, Fater, R-CNN and YOLO. In many cases these new methods are being developed by major technology companies, such as Facebook, Microsoft, Google, etc. Thus, this highlights the importance of computer vision in a real research review [6].

The existing methods for detecting moving objects in a video sequence can be divided into two groups: brightness-based recognition and feature-based recognition. A comparative analysis of the existing detection systems convinces of the advantages of video surveillance systems: in addition to the implementation of statistical functions, the systems provide security at the object of observation. At the same time, there is an obvious advantage in data processing by video surveillance systems [7].

Next, various methods for tracking objects on a video sequence will be presented.

With the growth in the use of neural networks and the development of video cards, object detection methods have improved significantly.

- **Motion prediction methods.** The task of video prediction is to predict future frames based on previous frames. Uncertainty is a fundamental issue in the field of video prediction because many future outcomes are possible for a sequence of observations, meaning that predicting future frames in a video sequence is a challenging generative modeling task.

The predictions of deterministic models deteriorate rapidly over time as uncertainty increases, converging towards the average of likely future outcomes. Moreover, the predictor must model both the content of the scene and the movement [8].

The most commonly used video prediction approaches include feed-forward architectures and RNNs such as guided recurrent neurons (GRUs), long short-term memory models (LSTMs), and convolutional LSTMs.

- **Association methods.** It is generally recognized that data association, i.e. the problem of determining which candidate objects are objects and which are disorderly objects, is critical to object tracking. The association/evaluation at the current step depends on the previous steps.

An example of an iterative tracking algorithm is an unexpected movement of an object, for example, sudden changes in the movement of a tennis ball or, more generally, an abrupt change in movement pattern. Since the ball moves at a very high speed after being hit, it often blends into the background and cannot be detected in the first few frames. As a result, the next detected position of the ball may be very far from the predicted position obtained using the legacy motion model. Most iteration trackers will lose track in this situation [9].

At the moment, there are many data association algorithms, such as the nearest neighbor filter (NNSF), lane separation filter, probabilistic data association (PDA), Viterbi data association (VDA).

- **Object detection methods.** Modern solutions to the problem of object detection usually refer to neural networks. Such methods can perform end-to-end object detection without special feature definition and are usually based on Convolutional Neural Networks (CNNs) [10].

There are two types of methods: two-stage, such as Mask R-CNN, Faster R-CNN, and one-stage, such as YOLO, RefineDet. The basic concept of two-stage methods is that the approach is divided into two stages. At the first selective search or with the help of a neural network layer, regions of interest are selected, which are most likely to contain objects. At the second stage, the regions are considered by the classifier to refine the location of the bounding boxes. One-step methods are an approach that does not use a separate algorithm for generating regions [11].

- **Feature extraction methods.** Such methods attempt to convert a high dimensional feature vector to a lower dimensional vector that is easier to work with and encodes with less redundancy using mathematical methods such as Principal Component Analysis (PCA).

The difference between feature selection and feature extraction is that the resulting features after feature extraction have a different appearance than the original features and may not be easy to interpret, while the features remaining after feature selection are simply a subset of the original features [12].

1.3 Methods for assessing the quality of the object tracking algorithm

Next, we will consider the metrics used to assess the quality of the detection method. In this section, such abbreviations as True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN), True Negative (TN) will be used.

- **Metric Accuracy.**

This metric is intuitive, but practically not used, because it is useless in problems with unequal classes. This metric is calculated by formula (1) [13].

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad 1$$

- **Metrics Precision and Recall.**

Precision is a metric that interprets the proportion of objects that the classifier calls positive and that are actually positive. The formula is presented below (2).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad 2$$

The recall metric shows the proportion of objects of a positive class from all objects of the same class. The formula is presented below (3).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad 3$$

In contrast to the metrics Accuracy, Precision and Recall do not depend on the ratio of classes and therefore can be used in conditions of unbalanced samples [14].

— **F-measure.**

F-measure is a metric that includes the harmonic mean between the precision and recall metrics. The formula for this metric is presented below (4) [15].

$$F_{\beta} = (1 + \beta^2) \cdot \frac{precision \cdot recall}{(\beta^2 \cdot precision) + recall} \quad 4$$

β — determines the weight of accuracy in the metric. When $\beta = 1$, F-measure is considered harmonic mean.

2. DEVELOPMENT OF THE OBJECT TRACKING ALGORITHM

2.1 Development of detection methods for the object tracking algorithm

The existing methods for detecting moving objects in a video sequence can be divided into two groups: recognition by brightness and recognition by features. A comparative analysis of existing detection systems convinces of the advantages of video surveillance systems. At the same time, the advantage of data processing by video surveillance systems is obvious [7].

Detection of moving objects consists in recognizing the physical movement of an object in a given place or region. By controlling the segmentation between moving objects and a stationary area or region, the movement of moving objects can be tracked and thus analyzed later.

Among all the traditional methods for detecting moving objects, we can divide them into three main approaches: background subtraction, frame difference, and optical flow.

- **Background subtraction**

Background subtraction is a popular technique for extracting moving parts of a scene by segmenting it into background and foreground. The shape of the human silhouette plays a very important role in recognizing human actions and can be extracted from background subtracted spots. When a static object starts to move, the background subtraction algorithm detects the moving object, as well as a hole left in the background, which is called a "ghost". The ghost has nothing to do with the interpretation of movement and should be discarded. An alternative definition of a background is that it corresponds to a reference frame with values that are visible most of the time, that is, with the highest probability of occurrence, but such a structure is not so easy to use in practice [16].

Although the static background model may be suitable for analyzing short video sequences in a restricted room, this model is inefficient in most practical situations; therefore, a more complex model is required. Moreover, motion detection is often only the first step in the process of understanding a scene. For example, areas

where motion is detected can be filtered and characterized for unattended bag detection, gait detection, face detection, people counting, traffic monitoring, and so on. The variety of scene backgrounds and applications explains why countless articles discuss issues related to background subtraction. Examples of images are shown in Figure 2 below.



Figure 2 – An example of the operation of the background subtraction algorithm

The subtraction procedure assumes that a background model has been built for a given view:

$$F = \{F(x, y), 0 \leq x < width, 0 \leq y < height\} \quad 5$$

Where width is the width of the frame, height is the height of the frame.

- **Frame difference**

This method is performed by comparing captured image frames. Detection of a moving object from a sequence of frames captured from a static camera is widely performed by the frame difference method. The purpose of the approach is to detect moving objects by the difference between the existing frame and the reference frame. The frame difference method is a common motion detection method. This method uses the difference in pixels to find a moving object [17].

It is assumed that I_k is the value of the k-th frame in the picture sequence. I_{k+1} is the value of the (k+1)-th frame in the picture sequence. The absolute differential image is defined as follows:

$$I_d(k, k + 1) = |I_{k+1} - I_k| \quad 6$$

An example of images is presented below in Figure 3 below.



Figure 3 – An example of the frame difference algorithm

- **Optical flow**

Optical flow is the pattern of apparent motion of objects, surfaces, and edges in a visual scene, caused by the relative motion between the viewer and the scene. Optical flow can also be defined as the distribution of the apparent speeds of movement of a luminance pattern in an image. The optical flow method is the instantaneous speed of the spatial movement of a pixel of a moving object in the observation image plane, the image sequence uses the pixel change in the time domain between adjacent frames and finds a correlation between the current frame with an existing correspondence relation, a method for calculating information about the movement of an object between adjacent frames. In general, optical flow is due to foreground objects moving in the scene itself, camera movement, or the combined movement of both [18].

Optical flow operates on several assumptions:

The pixel intensity of an object does not change between successive frames.

Neighboring pixels have similar movement.

The essence of the OP is that for each point of the image $I_1(x, y)$ there is such a shift (dx, dy) in the next frame made after dt time, so that the point on the second image $I_2(x + dx, y + dy, t + dt)$.

Then take an approximation of the right side of the Taylor series, remove the common terms, and divide by dt to get the following equation:

$$f_x u + f_y v + f_t = 0 \quad 7$$

The above equation is called the optical flow equation. In it we can find f_x and f_y , these are image gradients. Similarly, f_t is the gradient over time. But (u,v) is unknown. We cannot solve this one equation with two unknown variables. Thus, several methods are provided for solving this problem, for example, Lucas-Kanade [19]. An example of images is presented in Figure 4 below.



Figure 4 – An example of the operation of the optical flow algorithm

2.2 Development of motion prediction methods for the object tracking algorithm

Tracking a moving object is an important aspect of computer vision due to its applications in various fields, from security and surveillance, video communication, traffic control [20], medical imaging and human-machine interface. The task of tracking moving objects is difficult for the following reasons:

- When using computer vision, the real 3D world is projected into a 2D image, which results in the loss of some information such as depth data, etc.;
- The quality of the images taken is very important. Noisy images cause subject tracking problems;
- Sudden movement of objects;
- Changing the orientation of the object and image;
- Artificial and complete occlusion of the object;
- Different lighting conditions;
- Camera movement;
- Requirements for real-time processing [21].

Two popular methods for tracking a moving object against a dynamic background are the optical flow method and the global motion compensation (GMC)

method. When tracking an object based on average displacement, the most likely position of the target is in the current frame. Another method is also used. It is called ORB, which is rotation invariant and noise resistant. This is a very fast binary descriptor based on BRIEF. This algorithm has been presented as an efficient alternative to the SURF algorithm. The Kalman filter is very useful for predicting the future states of a moving object using noisy data and previous states, and therefore has found wide application in tracking a moving object against a dynamic background.

- **Global motion compensation method**

Global Motion Compensation (GMC) is particularly suitable for encoding video content with significant camera movement such as pan, zoom and tilt. In such a case, the coding efficiency of the overall local motion compensation (LMC) is reduced. On the one hand, for a moving background, a large number of motion vectors must be transmitted. On the other hand, the translational motion model may fail if there is camera movement, including zooming or rotation. GMC improves LMC by building a prediction using global motion parameters [22].

- **ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)**

The ORB is a combination of the FAST cue detector and the BRIEF descriptor, with many modifications to improve performance. It first uses FAST to find the key points and then uses the Harris angle measure to find the N top points among them. It also uses a pyramid to create multiscale features.

It computes an intensity-weighted centroid – spots with an angle at the center. The direction of the vector from this corner point to the centroid specifies the orientation. To improve the rotational invariance, the moments are calculated using x and y, which must be in a circular region of radius r, where r is the spot size [23].

- **Kalman filter**

The Kalman filter is a set of mathematical equations that provides an efficient computational (recursive) means for estimating the state of a process in such a way as to minimize the mean squared error. The filter is very efficient in several ways: it

maintains estimates of past, present, and even future states, and it can do so even when the exact nature of the system being modeled is unknown [24].

The Kalman filter algorithm consists of two steps: prediction and update. It is summarized as follows:

- Forecasting:

Predictive state score

$$\hat{x}_k^- = F\hat{x}_{k-1}^+ + Bu_{k-1} \quad 8$$

Predicted Error Covariance

$$P_k^- = FP_{k-1}^+F^T + Q \quad 9$$

- Update

Remaining measurement

$$\tilde{y}_k = z_k - H\hat{x}_k^- \quad 10$$

Kalman gain

$$K_k = P_k^-H^T(R + HP_k^-H^T)^{-1} \quad 11$$

Updated condition score

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k\tilde{y}_k \quad 12$$

Updated error covariance

$$P_k^+ = (I - K_kH)P_k^- \quad 13$$

In the equations above, the operator « $\hat{\cdot}$ » means the evaluation of a variable. That is, \hat{x} is an estimate of x . Superscripts $-$ and $+$ denote predicted (a priori) and updated (a posteriori) estimates, respectively [25].

2.3 Development of methods for extracting graphical features for the object tracking algorithm

The developed object tracking algorithm uses two methods for extracting graphic features.

— MobileNetV2.

MobileNetV2 is a CNN architecture for mobile devices. Its first version was also designed for face attributes, but trained and evaluated on Google's own dataset. They introduce inverted residuals and linear bottlenecks and achieve state-of-the-art

results, balancing inference time and performance for common tests [26]. In our case, the convolutional neural network is trained on the ImageNet dataset.

— **YOLOv3**

The Yolo algorithm was proposed in 2016. The object detection problem in this algorithm is transformed into a regression problem, which significantly speeds up the detection speed. YOLOv3 is proposed based on YOLOv2, the detection rate of YOLOv2 is maintained, and the detection accuracy is greatly improved. YOLOv3 uses the idea of a residual neural network. The introduction of several residual network modules and the use of multi-scale prediction eliminate the shortcomings of the YOLOv2 network in recognizing small objects. This algorithm is one of the best object detection algorithms due to the high accuracy and timeliness of its detection [27].

2.4 Development of methods for calculating similarity metrics for the object tracking algorithm

To develop our own tracking algorithm, the following methods for calculating similarity metrics have been chosen: cosine similarity, Siamese neural network, IOU.

- **Cosine similarity.**

Cosine similarity is a widely used metric in information retrieval and related research. It is also a measure of similarity between two vectors in the space of the inner product, which measures the cosine of the angle between them [28]. For two attribute vectors, y and t , the cosine similarity is represented using the dot product and magnitude as

$$s(y, t) = \frac{(y, t)}{\|y\| \|t\|} \quad 14$$

The range of values of this metric is [0,1]. If the metric is close to 1, then the probability that the bounding boxes belong to the same object.

- **Siamese neural network.**

The Siamese neural network consists of twin networks that take different inputs but are connected by an energy function at the top. This function calculates

some metric between the representations of the highest-level objects on each side. The parameters between twin networks are connected.

This strategy has two key properties [29]:

- It ensures the consistency of its forecasts. Linking the weights ensures that two very similar images cannot be mapped by their respective networks to very different places in the feature space because each network computes the same function.

- The network is symmetrical: if we present two different images in a network of twins, the upper connecting layer will calculate the same metric as if we present the same two images but to opposite twins.

Just like the cosine similarity metric, the range of this metric is $[0,1]$. If the metric is close to 1, then there is the probability that the bounding windows belong to the same object.

— **IOU.**

Intersection over union (IOU) is a popular benchmark for semantic segmentation. It became popular in the computer vision community due to PASCAL VOC segmentation issues. It is defined as follows.

$$U_{iou}^{(k)}(z, y) = \frac{\sum_{i \in \mathcal{V}} 1_{\{z_i=k \wedge y_i=k\}}}{\sum_{i \in \mathcal{V}} 1_{\{z_i=k \vee y_i=k\}}} \quad 15$$

Where $y \in Y^{\mathcal{V}}$ is true and $z \in Y^{\mathcal{V}}$ is a prediction.

1 is a function predicate that is equal to one if it is true and zero otherwise.

2.5 Configuration of the developed object tracking algorithm

A description of possible changes to the configuration of the object tracking algorithm is presented in Table 1.

Table 1. Possible configuration settings for the object tracking algorithm

Settings	Possible configuration
Detection methods	Background subtraction
	Frame difference

	opticalflow
Motion PredictionMethods	Global Motion Compensation
	ORB
	Kalmanfilter
Methods for extracting graphical features	MobileNetV2
	YOLOv3
Methods for calculating similarity metrics	Cosinesimilarity
	SiameseNeural Network
	IOU

The block diagram of the operation of one iteration of the tracking algorithm is shown in Figure 5. At each iteration, the algorithm receives one frame of the video sequence as input.

In the "Object detection" block, the localization and prediction of the values of the probabilities of classes of objects takes place, which ultimately forms detections. For tracked objects in the "Motion Prediction" block, the estimated bounding windows for the current frame of the video stream are calculated.

Further, for each bounding window, in the "Feature Extraction" block, vectors of graphical features are calculated. In the "Calculation of similarity metrics" block, for each pair of tracked object and detection, a weighted sum of predefined similarity metrics is calculated.

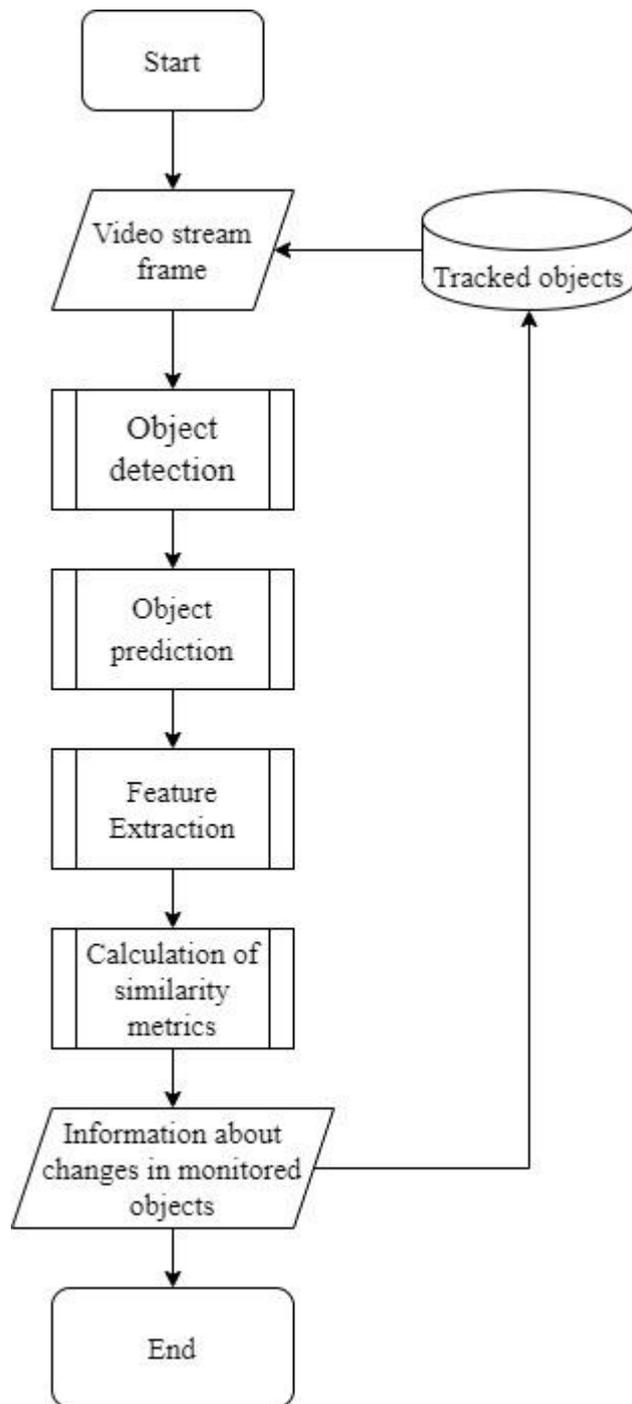


Figure 5 – Block diagram of the tracking algorithm

BIBLIOGRAPHY

1. Dai Y., Yang L. Detecting moving object from dynamic background video sequences via simulating heat conduction //Journal of Visual Communication and Image Representation. – 2022. – C. 103439.
2. Merzouk. Y. Automatic multiple moving humans detection and tracking in image sequences taken from a stationary thermal infrared camera/Merzouk Y., Mousa D., Patrick S.// Expert Systems with Applications. – 2020. – 113171. –146 v.
3. <https://viso.ai/deep-learning/object-tracking/>
4. Piazza M. Neurocognitive start-up tools for symbolic number representations //Space, time and number in the brain. – 2011. – C. 267-285.
5. Zhang Y. et al. Recent advances of single-object tracking methods: A brief survey //Neurocomputing. – 2021. – T. 455. – C. 1-11.
6. Jiménez-Bravo D. M. et al. Multi-Object Tracking in Traffic Environments: A Systematic Literature Review //Neurocomputing. – 2022.
7. Shepelev KV Detection and classification of moving objects in a video sequence // Izvestiya of higher educational institutions. Volga region. Technical science. – 2017. – no. 4 (44). - P. 45-54.
8. Chandra R. et al. Taphic: Trajectory prediction in dense and heterogeneous traffic using weighted interactions //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2019. – C. 8483-8492.
9. Yan F. et al. A novel data association algorithm for object tracking in clutter with application to tennis video analysis //2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06). – IEEE, 2006. – T. 1. – C. 634-641.
10. Zhao Z. Q. et al. Object detection with deep learning: A review //IEEE transactions on neural networks and learning systems. – 2019. – T. 30. – №. 11. – C. 3212-3232.
11. Uijlings J. R. R. et al. Selective search for object recognition //International journal of computer vision. – 2013. – T. 104. – №. 2. – C. 154-171.

12. Bishop C. M., Nasrabadi N. M. Pattern recognition and machine learning. – New York : springer, 2006. – Т. 4. – №. 4. – С. 738.
13. Gandapur M. Q. E2E-VSDL: End-to-end video surveillance-based deep learning model to detect and prevent criminal activities //Image and Vision Computing. – 2022. – С. 104467.
14. Fu G. H. et al. Stable variable selection of class-imbalanced data with precision-recall criterion //Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. – 2017. – Т. 171. – С. 241-250.
15. Powers D. M. W. Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation //arXiv preprint arXiv:2010.16061. – 2020.
16. Barnich O., Van Droogenbroeck M. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences //IEEE Transactions on Image processing. – 2010. – Т. 20. – №. 6. – С. 1709-1724.
17. Singla N. Motion detection based on frame difference method //International Journal of Information & Computation Technology. – 2014. – Т. 4. – №. 15. – С. 1559-1565.
18. Zhang C. et al. Parallel multiscale context-based edge-preserving optical flow estimation with occlusion detection //Signal Processing: Image Communication. – 2022. – Т. 101. – С. 116560.
19. OpenCV. Optical Flow [Электронный ресурс]: Режим доступа: https://docs.opencv.org/3.4/d4/dee/tutorial_optical_flow.html
20. Verma N. K. et al. Vision based obstacle avoidance and recognition system //2015 IEEE Workshop on Computational Intelligence: Theories, Applications and Future Directions (WCI). – IEEE, 2015. – С. 1-7.
21. Raj A. et al. Object tracking with movement prediction algorithms //2016 11th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS). – IEEE, 2016. – С. 285-290.

22. Pesquet-Popescu B., Cagnazzo M., Dufaux F. Motion Estimation—A Video Coding Viewpoint //Academic Press Library in Signal Processing. – Elsevier, 2014. – T. 5. – C. 27-92.
23. Rublee E. et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF //2011 International conference on computer vision. – Ieee, 2011. – C. 2564-2571.
24. Welch G. F. Kalman filter //Computer Vision: A Reference Guide. – 2020. – C. 1-3.
25. Kim Y., Bang H. Introduction to Kalman filter and its applications //Introduction and Implementations of the Kalman Filter. – 2018. – T. 1. – C. 1-16.
26. Saxen F. et al. Face attribute detection with MobileNetV2 and NasNet-Mobile //2019 11th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA). – IEEE, 2019. – C. 176-180.
27. Liu J., Wang X. Early recognition of tomato gray leaf spot disease based on MobileNetv2-YOLOv3 model //Plant Methods. – 2020. – T. 16. – №. 1. – C. 1-16.
28. Wang D., Lu H., Bo C. Visual tracking via weighted local cosine similarity //IEEE transactions on cybernetics. – 2014. – T. 45. – №. 9. – C. 1838-1850.
29. Koch G. et al. Siamese neural networks for one-shot image recognition //ICML deep learning workshop. – 2015. – T. 2. – C. 0.