

**МИНОБРНАУКИ РОССИИ
АСТРАХАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ**

Кафедра информационной безопасности и цифровых технологий

**ОТЧЕТ
о прохождении производственной практики (НИР)**

в ФГБОУ ВО «Астраханский государственный университет, кафедра ИБиЦТ

(наименование профильной организации)

магистранта 1 курса ИТ-15 группы очной формы обучения
факультета цифровых технологий и кибербезопасности
Шевченко Виктора Дмитриевича

(фамилия, имя, отчество)

Сроки проведения практики с «06» июня 2022 г. по «16» июля 2022 г.

Оценка _____

Руководитель практики _____ Ханова А. А., д.т.н, профессор

«_____» _____ 20____ г.

Астрахань – 2022

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
Глава 1. Характеристика предприятия	5
1.1 Сведения об организации.....	5
1.2 Сведения о структурном подразделении.....	6
1.3 Материально-техническое обеспечение университета	7
Глава 2. Научно-исследовательская деятельность	9
2.1 Обоснование темы исследования.....	9
2.2 Методы поиска объекта на изображении	10
2.3 Анализ литературных источников по теме «Компьютерное зрение»	18
2.4 Обзор сервисов для видеоаналитики	20
2.5 Выбор модели YOLOv5	21
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	27
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	28

ВВЕДЕНИЕ

Производственная практика (научно-исследовательская работа) проводилась на кафедре информационной безопасности и цифровых технологий ФГБОУ ВО «Астраханский государственный университет им. В. Н. Татищева». Сроки проведения практики: 06.06.2022-16.07.2022 гг.

Целью прохождения производственной практики (научно-исследовательской работы) является подготовка магистранта к научно-технической и организационно-методической деятельности, основным результатом которой является написание и успешная защита выпускной квалификационной работы, а также к самостоятельному проведению научных исследований по перспективным направлениям в области IT-технологий.

Задачи прохождения производственной практики (научно-исследовательской работы):

- обеспечение становления научно-исследовательского мышления и формирования представлений об основных профессиональных задачах и эффективных способах их решения;
- обеспечение готовности к профессиональному самосовершенствованию, развитию инновационного мышления и творческого потенциала, профессионального мастерства;
- овладение навыками получения новых знаний с использованием современных инфокоммуникационных технологий;
- формирование навыков проведения библиографической работы с привлечением современных информационных технологий;
- формирование и развитие навыков планирования исследования в области науки, соответствующей направлению специализированной подготовки магистра;
- приобретение компетенций в области проведения теоретических и экспериментальных научных исследований, анализа и представления полученных результатов;
- приобретение навыков проведения лабораторных и производственных экспериментов с применением методов математического планирования и моделирования, а также формирования навыков обработки и интерпретации полученных результатов с применением специализированного программного обеспечения;
- овладение современными методами анализа и синтеза информационных систем и технологий;

- выявление наиболее одаренных и талантливых магистрантов, использование их творческого и интеллектуального потенциала для решения актуальных задач науки и техники;

- формирование у магистрантов интереса к научному творчеству, обучение методике и способам самостоятельного решения научно-исследовательских задач, навыкам работы в научных коллективах;

- организация обучения магистрантов теории и практики проведения научных исследований;

- подготовка из числа наиболее способных и успевающих студентов резерва научно- педагогических и научных кадров университета путем организации «сквозного» обучения по траектории «магистратура-аспирантура-докторантура».

Отчет состоит из введения, двух разделов, заключения, списка используемых источников, приложений. Общее количество страниц – 28 (без учета приложений). Список литературы состоит из 21 наименований.

Глава 1. Характеристика предприятия

1.1 Сведения об организации

Астраханский государственный университет имени В. Н. Татищева — высшее учебное заведение в Астрахани, образовательный, научный и социокультурный центр на Юго-Западе России. Университет был основан в 1932 году.

Участник Всемирной инициативы CDIO, член Ассоциации университетов Каспийского региона. Входит в состав 16 базовых российских вузов, формирующий Университет Шанхайской организации сотрудничества.

Университет является одним из крупнейших образовательных центров Южного федерального округа. В 2018 году в АГУ обучалось более 12000 студентов, из них свыше 2000 — граждане других стран. В университете существует свыше 70 вариантов подготовки. Особенное внимание уделяется лингвистической подготовке: представители любых специальностей во время учёбы осваивают один или несколько иностранных языков.

Структура университета:

- 19 корпусов;
- 3 института;
- 18 факультетов;
- 65 кафедр;
- кафедра ЮНЕСКО «Обучающееся общество и социально-устойчивое развитие»;
- Филиал в Знаменске;
- Колледж АГУ;
- Издательский дом «Астраханский университет»;
- Каспийский инновационно-технологический комплекс.

Астраханский государственный университет разделён на три института, возглавляемых директорами. Каждый институт имеет в своем составе научные, научно-исследовательские, научно-образовательные лаборатории, центры.

АГУ предоставляет возможность освоить следующие уровни профессионального образования:

- 1) среднее профессиональное образование;
- 2) высшее образование – бакалавриат;
- 3) высшее образование – специалитет, магистратура;
- 4) высшее образование – подготовка кадров высшей квалификации в аспирантуре.

Формы обучения: очная, очно-заочная, заочная форма.

Кроме того, университет предлагает к освоению ряд программ повышения квалификации и профессиональной переподготовки.

В 2021 году университет прошел государственную аккредитацию образовательных программ.

1.2 Сведения о структурном подразделении

Кафедра информационной безопасности и цифровых технологий входит в научно-образовательную структуру федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Астраханский государственный университет». Существует с октября 2020 года (ранее было две кафедры: кафедра информационной безопасности и кафедра информационных технологий).

Кафедра организует и осуществляет учебную, методическую, научно-исследовательскую, инновационную и воспитательную работу в области информационной безопасности и информационных технологий среди студентов, а также подготовку кадров высшей квалификации в аспирантуре и повышение квалификации.

Согласно положению [11], основными задачами кафедры являются:

1) Организация, осуществление и методическое обеспечение учебно-воспитательного процесса по очной, очно-заочной и заочной формам обучения по закрепленным за кафедрой дисциплинам в соответствии с утвержденными учебным планом и рабочими программами дисциплин (модулей), практик, иных видов учебной деятельности, предусмотренных учебным планом образовательной программы, а также его методического обеспечения.

2) Создание условий для удовлетворения потребностей личности в интеллектуальном, культурном и нравственном развитии квалифицированных специалистов в процессе образовательно-научной деятельности.

3) Организация и проведение фундаментальных, поисковых и прикладных (научно-технических, опытно-конструкторских работ и пр.) научных исследований и иных научных работ по профилю кафедры и работ по проблемам образования.

4) Подготовка, переподготовка и повышение квалификации по основным программам профессионального обучения и дополнительным образовательным программам.

5) Формирование у обучающихся гражданской позиции, толерантного сознания, способности к труду и жизни в изменяющихся условиях.

На кафедре осуществляется подготовка студентов по следующим направлениям подготовки бакалавриата и магистратуры:

- 10.03.01 «Информационная безопасность»,
- 09.03.02 «Информационные системы и технологии»,
- 09.03.01 «Информатика и вычислительная техника»,
- 09.04.02 «Информационные системы и технологии».

Подразделение имеет линейно-функциональную структуру управления. Особенностью данной структуры управления является иерархичность, предполагается, что каждый орган управления специализирован на выполнении отдельных функций на всех уровнях управления. Руководство кафедры подчиняется декану факультета цифровых технологий и кибербезопасности и ректору.

В соответствии со штатным расписанием на кафедре информационной безопасности и цифровых технологий ведут работу:

- заведующий кафедрой;
- вспомогательный персонал (инженеры);
- профессорско-преподавательский состав (ассистенты, преподаватели, старшие преподаватели, доценты, профессора).

1.3 Материально-техническое обеспечение университета

Инфраструктура АГУ включает в себя:

- Учебные корпуса, расположенные в кампусе по ул. Татищева (учебный корпус №1, Пристрой к учебному корпусу №1), кампусе по ул. С. Перовской (учебные корпуса №7 и №9), кампус в районе АЦКК, кампус в пос. Начало (учебный корпус №4, технопарк), отдельно расположенные корпуса (учебный корпус №2 и №3), здания в г. Знаменске (учебный корпус №1 и №2).
- Общежития (7 комфортабельных общежитий квартирного и коридорного типа, рассчитанных на 1621 место).
- Спортивные объекты (залы и комплексы внутри учебных корпусов, а также открытые площадки).

Учебные аудитории представлены лекционными аудиториями, дисплейными классами и лабораториями. Лекционные аудитории оборудованы маркерной или меловой доской, а также презентационной техникой. Дисплейные классы и лаборатории АГУ оборудованы современной вычислительной техникой и лицензионным программным обеспечением. Все корпуса университета объединены в высокоскоростную

вычислительную сеть. Пользователям предоставляется доступ к внутренним образовательным ресурсам сети и к сети Интернет.

Астраханский государственный университет обладает сформированной научно-исследовательской базой для проведения фундаментальных, прикладных и экспериментальных исследований.

В вузе создана инфраструктура научно-исследовательского комплекса, взаимодействующая с инновационными и внедренческими структурными подразделениями. Научно-исследовательское направление деятельности является проводником научной стратегии университета. На неё возложены важнейшие управленческие, координирующие, консультационно-правовые функции в организации научно-исследовательских, опытно-конструкторских работ, технологических разработок и научно-технических услуг, выполняемых на кафедрах и в других подразделениях вуза.

Во всех корпусах Астраханского государственного университета действует пропускной режим. Система инженерно-технической защиты включает в себя:

- систему контроля управления доступом;
- систему видеонаблюдения;
- программное обеспечение.

Глава 2. Научно-исследовательская деятельность

2.1 Обоснование темы исследования

Камеры видеонаблюдения растут в геометрической прогрессии на протяжении последних лет. Они установлены на улицах городов, в больницах, школах и других объектах. Получая видеопоток, у человека появляется возможность провести анализ произошедшего, но проанализировать и найти необходимое на видеопотоке не представляется возможным из-за нехватки человеческих ресурсов. Именно поэтому создаются системы, позволяющие автоматизировать процесс анализа видеопотока или системы поддержки принятия решения для подачи сигнала оператору.

В России на тысячу человек приходится почти 100 камер видеонаблюдения, обнаружили аналитики Telecom Daily. Это третий показатель в мире, говорится в исследовании компании.

Всего в России установлены 13,5 миллиона камер (93,2 камеры на тысячу человек населения), пишет «Коммерсантъ». Лидирует по их количеству в мире Китай — там камер около 200 миллионов, или 143,6 на тысячу человек, второе место занимают США с 50 миллионами или 152,8 на тысячу человек.

Почти треть российских камер (32,8%) установлены за государственный счёт на школах, дорогах, больницах и госучреждениях. 58,7% поставлены коммерческими организациями для предотвращения краж, обеспечения безопасности и для других целей. На долю установленных физлицами приходится 8,5% всех российских камер.

Рынок облачного видеонаблюдения в России растёт, отмечают в Telecom Daily — сейчас его используют на 5% всех камер, но по итогам 2020 года рынок увеличится на 28% до 3,53 миллиарда рублей, а к 2024 году 6,36 миллиарда рублей. Большую его часть занимает «Ростелеком» — 86,1%; у компании Ivideon 5%, у МТС и МГТС вместе 2%, у «Новотелекома» — 1,5%.

Ежесекундно с камер, установленных в России идет огромный видеопоток. В некоторых сферах присутствует автоматизированный анализ изображений для улучшения работы организаций и уменьшения использования человеческих ресурсов в этой области.

В современном мире все чаще возникает проблема стрельбы в образовательных учреждениях. Данная проблема носит актуальный и повсеместный характер. Миллионы родителей по всему миру испытывают страх за жизнь своих детей в связи с последними событиями. Явление скулшутинг (вооруженное нападение внутри учебного заведения) происходит по всему миру и не дает покоя родителям. Скулшунг не обошел в том числе и Россию. Самым известным событием, связанным с скулшутингом относят перестрелку в

средней школе Колумбайн в Литтлtone (штат Колорадо) в 1999 году. В ходе этого нападения два студента — Эрик Харрис и Дилан Кlibолд — убили 13 человек, а затем покончили с собой. После случая в школе Колумбайн данное явление участилось.

В настоящее время незаконный оборот оружия представляет собой одну из серьезнейших проблем как для Российской Федерации, так и для мирового сообщества в целом. Глобализация мировых процессов послужила, к сожалению, не только упрощению международных торговых потоков, но и распространению оружия и боевых отравляющих веществ. Эта проблема затронула все континенты: Азию (Сирия, Иран, Афганистан, Пакистан), территорию Северной Африки (Египет, Ливия, Алжир, Тунис), Центральной и Северной Америки (Мексика, Куба, США), Европейской части евразийского континента (Украина, Сербия, Босния). Для правоохранительных органов Российской Федерации в настоящее время приоритетной задачей выступает борьба с преступлениями, причиняющими наиболее значительный вред правам и интересам граждан, общества и государства [1].

Почти в каждом учебном заведении установлены видеокамеры, но видеопоток идущий с них не анализируется путем применения современных технологий. Оператор, сидящий у монитора не способен анализировать весь видеопоток. При создании системы способной сообщить о появлении оружия на изображении оператору оставалось бы совершить звонок в правоохранительные органы.

2.2 Методы поиска объекта на изображении

Всем известно, что видео — это набор дискретных изображений, которые постоянно отображаются для создания эффектов движения. Таким образом, обнаружение объектов в видеофайлах также основано на идее обнаружения объектов в файле изображения. Нам нужно выполнить этап разделения изображения, чтобы определить, где находится область объектов, а где - область фона. Сегментация изображения является важным этапом обработки изображения, и на этом этапе изображение анализируется на компоненты одной природы на основе границ или взаимосвязанных областей. Изображение — это деталь, объект на панораме. Область изображения описывает свойства поверхности изображения; эта область окружена границей и точками с относительно однородным уровнем серого. Основываясь на физических свойствах области изображения, мы определяем ряд методов разделения. К основным методам разбиения относятся:

- Классификационный или пороговый метод.
- Структурный метод.
- Граничный метод [7]

Обнаружение объектов в видеофайлах должно основываться на истории движения объекта по дискретным изображениям с течением времени. В функции $I(x, y, t)$ «I» - изображение, «x», «y» - координаты местоположения объекта в двухмерном пространстве, а «t» - время объекта в этом координировать. Подход, основанный на истории движущихся изображений, — это представление, основанное на методе обнаружения закономерностей во времени. Это простой, но эффективный способ отображения движений; он используется в ряде исследований, связанных с распознаванием движения, анализом движения и другими связанными приложениями.

Обзор обнаружения видео в реальном времени, классификации и разметки движения показывает, что эта система может реализовывать следующие операции:

- различать переходные или стационарные объекты и статические фоновые объекты в сцене;
- обнаруживать и различать движущиеся и исчезающие объекты;
- классифицировать объекты, которые были обнаружены в различных группах, таких как люди, группы, транспортные средства и другие;
- маркировать объекты и генерировать информацию о путях в видеоизображении.

Приложения, основанные на обработке видео, имеют общие характеристики. Обычно используемые технологии для обнаружения движущихся объектов — это вычитание фона, статические методы, разница во времени, оптический поток и другие.

Метод вычитания фона

Вычитание фона - это часть технологии движения-движения в статических сценах. Он пытается обнаруживать области движения путем вычитания пикселей из текущего изображения в фоновое изображение, которое было создано средним фоновым изображением в течение одного цикла инициализации. Существует несколько подходов, которые можно представить следующим образом.

Пусть $I_n(x, y)$ будет представлением значения интенсивности оттенков серого в местоположении пикселя (x, y) со значением $[0 \div 255]$ в n -м случае видеопоследовательности I . Пусть $B_n(x)$ будет соответствующее значение величины фона для пикселя в момент времени (x, y) , оцененное от видеоизображения I_0 до I_n -

1. Пиксель в позиции (x, y) в текущем изображении принадлежит доминирующему компоненту (выделен), если

$$| I_t(x, y) - B_t(x, y) | > T_n(x, y) \quad (1)$$

выполняется, где $T_n(x, y)$ - предопределенный порог.

Фоновое изображение B_t обновляется с помощью фильтра Infinite Impulse Response (IIR) как:

$$B_{t+1} = \alpha \cdot I_t + (1 - \alpha) \cdot B_t \quad (2)$$

Этот фон обновляется для всех типов пикселей. В методах вычитания фона исходное фоновое изображение обновляется только для пикселей фона.

Статические методы

Метод W4 использует статический фоновый узор, где каждый пиксель снова представлен с наименьшим значением (M) и своим максимальным значением (N) с точки зрения интенсивности и максимальной разницы интенсивности (D) между любыми последовательными кадрами, наблюдаемыми во время цикла инициализации обучения. , в которой сцена не содержит движущихся объектов. Одна точка на текущем изображении классифицируется как заметная особенность, если она удовлетворяет:

$$|M(x, y) - I_t(x, y)| > D(x, y) \quad \text{or} \quad |N(x, y) - I_t(x, y)| > D(x, y) \quad (3)$$

Каждый пиксель моделируется смесью методов Гаусса и обновляется в режиме онлайн с помощью входных данных изображения. Распределение Гаусса будет оценивать, принадлежит ли точка обработке основной точки или базовой обработке.

Разница во времени

Разница во времени пытается обнаружить области движения, используя разницу между пикселями в последовательных кадрах (двух или трех) в последовательности видео. Этот метод легко адаптируется к сцене; однако это часто вызывает ошибки при обнаружении движущихся объектов. Одноцветная область в левой части заставляет алгоритм разницы во времени выделять все пиксели движения человека.

Теория идентификации и представления изображений была предложена Бобиком и Дэвисом [8]. В частности, эта теория анализирует идентификацию на основе движения вместе с описанием пространственного элемента и описывает, как движется объект. Он представляет собой формирование энергетического изображения движения (MEI) или области двоичного движения (BMR), и мы можем видеть, что он представляет позицию передачи, доступную в последовательности изображений. MEI представляет форму движения и пространственное разделение движения. Затем создается MNI (изображение истории движения). Интенсивность каждого пикселя в MNI представляет собой интервал количества раз, которое может быть закодировано каждым кадром, и этот метод MNI будет связывать временную пропорцию человеческих жестов. Если соединить MEI и MNI вместе, мы увидим, что MNI и MEI можно рассматривать как две компонентные версии образца с течением времени. В векторном изображении каждый компонент каждого пикселя представляет собой ряд функций, которые перемещаются в этом месте пикселя.

Конкретные привитые образцы будут конкурировать со схемами хранения известного вида движения. Унификация моделей MEI и MNI построена с использованием метода MNI с исторической функцией движения НТ (x , y , t), рассчитанной на основе разницы в изображении и оптическом потоке.

На простейшем уровне каждый объект идентифицируется и представляется граничным прямоугольником, как показано на рисунке 1. Когда объект перемещается, граничный прямоугольник перемещается. Разница в изображении достигается за счет всего изображения в области ограничивающей рамки. Комбинация с существующими паттернами даст тип объекта, который нужно идентифицировать.



Рисунок 1 – Детекция объекта при движении

На более детальном уровне каждый объект идентифицируется областью изображения, отличной от фона (граница будет иметь форму объекта). Движение объекта отслеживается путем вычитания разницы в оптическом токе.

Проблемы обнаружения и сопровождения объекта в видеофайлах

При обнаружении и отслеживании объектов в видеофайлах возникают следующие семь проблем:

Изменение яркости. Яркость изображения может меняться во времени и пространстве; некоторые части объекта могут быть ярче, а яркость объектов на текущем изображении может стать темнее на следующий день.

Возможность расширять или сжимать объект. Объект может приближаться к кадру камеры или выходить за его пределы.

Вращения объекта. Объект может вращаться относительно камеры по всем трем осям трехмерного пространства.

Скрининг объектов. Объект может перекрываться другими объектами.

На видео есть искаженные объекты или шум. Шум на изображении может возникать как по естественным, так и по искусственно созданным причинам. К естественной работе можно отнести некорректную работу фото (видео) камеры и все природные условия, такие как снегопад или дождь, при которых получается изображение (видео). К искусственно созданным причинам относятся все действия человека, направленные на изменение качества изображения, такие как изменение цветового пространства, сжатие изображения с потерей качества, размытие изображения и другие.

Изменение геометрической формы объекта. Наблюдаемый объект может деформироваться, потому что он может превратиться в камеру с деталью, которая отличается от наблюдаемой ранее формы. Объект может состоять из небольших связанных между собой объектов, которые могут перемещаться в пространстве по разным траекториям. Например, желаемый объект - это человек, руки которого могут двигаться в разные стороны.

Изменение цветовой гистограммы объекта. На разных сторонах тела объекта могут быть гистограммы разного цвета [9].

Масштабируемость и повороты относятся к аффинным преобразованиям [10, 11]. Согласно [8], проективные преобразования включают аффинные преобразования и учитывают искажения, связанные с наклоном камеры.

На более детальном уровне каждый объект идентифицируется областью изображения, отличной от фона (граница будет иметь форму объекта). Движение объекта отслеживается путем вычитания разницы в оптическом токе.

Проблемы обнаружения и сопровождения объекта в видеофайлах

При обнаружении и отслеживании объектов в видеофайлах возникают следующие семь проблем:

Изменение яркости. Яркость изображения может меняться во времени и пространстве; некоторые части объекта могут быть ярче, а яркость объектов на текущем изображении может стать темнее на следующий день.

Возможность расширять или сжимать объект. Объект может приближаться к кадру камеры или выходить за его пределы.

Вращения объекта. Объект может вращаться относительно камеры по всем трем осям трехмерного пространства.

Скрининг объектов. Объект может перекрываться другими объектами.

На видео есть искаженные объекты или шум. Шум на изображении может возникать как по естественным, так и по искусственно созданным причинам. К естественной работе можно отнести некорректную работу фото (видео) камеры и все природные условия, такие

как снегопад или дождь, при которых получается изображение (видео). К искусственно созданным причинам относятся все действия человека, направленные на изменение качества изображения, такие как изменение цветового пространства, сжатие изображения с потерей качества, размытие изображения и другие.

Изменение геометрической формы объекта. Наблюдаемый объект может деформироваться, потому что он может превратиться в камеру с деталью, которая отличается от наблюдаемой ранее формы. Объект может состоять из небольших связанных между собой объектов, которые могут перемещаться в пространстве по разным траекториям. Например, желаемый объект - это человек, руки которого могут двигаться в разные стороны.

Изменение цветовой гистограммы объекта. На разных сторонах тела объекта могут быть гистограммы разного цвета [9].

Масштабируемость и повороты относятся к аффинным преобразованиям [10, 11]. Согласно [8], проективные преобразования включают аффинные преобразования и учитывают искажения, связанные с наклоном камеры.

Методы и алгоритмы поиска объектов

К основным методам и алгоритмам поиска объектов можно отнести следующие:

Плотный оптический поток

Эти алгоритмы помогают оценить вектор движения каждого пикселя в видеокадре.

Редкий оптический поток

Эти алгоритмы, такие как трекер функций Канаде-Лукаса-Томаша (KLT), отслеживают расположение нескольких характерных точек на изображении.

Фильтрация Калмана

Это очень популярный алгоритм обработки сигналов, используемый для прогнозирования местоположения движущегося объекта на основе предшествующей информации о движении. Одним из первых применений этого алгоритма было наведение ракет! Кроме того, в бортовом компьютере, который руководил спуском лунного модуля «Аполлон-11» на Луну, был фильтр Калмана.

Механизм переключения передач и Кэмшифт. Это алгоритмы поиска максимумов функции плотности. Они также используются для отслеживания.

Трекеры одного объекта. В этом классе трекеров первый кадр помечен прямоугольником, чтобы указать местоположение объекта, который мы хотим отслеживать. Затем объект отслеживается в последующих кадрах с использованием алгоритма отслеживания. В большинстве реальных приложений эти трекеры используются вместе с детектором объектов.

Алгоритмы поиска по нескольким объектам

В случаях, когда у нас есть быстрый детектор объектов, имеет смысл обнаруживать несколько объектов в каждом кадре, а затем запускать алгоритм поиска треков, который определяет, какой прямоугольник в одном кадре соответствует прямоугольнику в следующем кадре [5]. Такой алгоритм показан на рисунке 2.



Рисунок 2 - Отслеживание нескольких объектов

Данные методы не подходят для поиска в режиме реального времени. Для поиска объекта или субъекта на изображении требуется слишком много времени, следовательно, каждый кадр в видеопотоке будет обрабатываться долго и комфортной картинки не будет.

Обнаружение объекта по шаблону является одним из наиболее часто используемых методов компьютерного зрения. По сути это метод поиска областей изображения I , которые соответствуют некоторому изображению-шаблону T [13]. Для детекции искомой области, производят сравнение шаблонного изображения T с исходным изображением I , путем перемещения шаблона T по одному пикселю вверх-вниз или слева направо, соответственно фиксируются координаты (x, y) . При этом в каждой точке (x, y) производится расчет метрики расхождения [13], позволяющий получить численную оценку того насколько "хорошее" совпадение в искомых координатах (или насколько изображение-шаблон T похоже на эту конкретную область исходного изображения I) (табл. 1). Для каждой точки (x, y) перемещения шаблонного изображения T по области изображения I сохраняется численное значение метрики в матрице результатов R .

Таблица 1. Метрики расхождения для метода обнаружения объекта по шаблону

Наименование метрики	Формализация метрики
Сумма квадратов разниц значений пикселей (M1)	$R(x, y) = \sum_{x', y'} (T(x', y') - I(x + x', y + y'))^2$
Сумма квадрат разниц цветов нормированная в диапазоне 0..1, (M2)	$R(x, y) = \frac{\sum_{x', y'} (T(x', y') - I(x + x', y + y'))^2}{\sqrt{\sum_{x', y'} T(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I(x + x', y + y')^2}}$

Сумма поэлементных произведений шаблона и сегмента картинки, (M3)	$R(x, y) = \sum_{x', y'} (T(x', y') \cdot I(x + x', y + y'))$
Сумма поэлементных произведений нормированное в диапазон -1..1, (M4)	$R(x, y) = \frac{\sum_{x', y'} (T(x', y') \cdot I(x + x', y + y'))}{\sqrt{\sum_{x', y'} T(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I(x + x', y + y')^2}}$
Кросс-корреляция изображений без среднего, (M5)	$R(x, y) = \sum_{x', y'} (T'(x', y') \cdot I'(x + x', y + y'))$
Кросс-корреляция между изображениями без среднего нормированная в -1..1 (корреляция Пирсона), (M6)	$R(x, y) = \frac{\sum_{x', y'} (T'(x', y') \cdot I'(x + x', y + y'))}{\sqrt{\sum_{x', y'} T'(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I'(x + x', y + y')^2}}$

Метод бинарной классификации при помощи свёрточной нейронной сети [14].

Как следует из названия метод является бинарным, то есть в структуре нейронной сети всего два входных нейрона и на выходе выдается ответ объект 1-ого класса или 2-ого класса. Метод бинарной классификации при помощи свёрточной нейронной сети хорошо зарекомендовал себя при нахождении отличительных признаков одного объекта относительно другого. Структурная схема данного метода представлена на рис. 3. На вход подается изображение, после чего обученная свёрточная нейронная сеть предсказывает вероятности w_1 и w_2 принадлежности объекта на изображении к 1-ому и 2-ому классу. На выходе объявляется принадлежность объекта на изображении в соответствии с наивысшей вероятностью.



Рисунок 3 - Структурная схема работы бинарной классификации при помощи свёрточной нейронной сети

Детекция объектов при помощи алгоритма YOLOv3 — метод для определения класса объекта и его расположения на изображении. YOLOv3 представляет собой архитектуру YOLO, состоящую из 106-ти свёрточных слоев. Алгоритм YOLOv3 сначала разделяет изображение на сетку. Каждая ячейка сетки предсказывает некоторое количество

граничных прямоугольников (иногда называемых якорными прямоугольниками) вокруг объектов, которые высоко оцениваются predetermined классами.

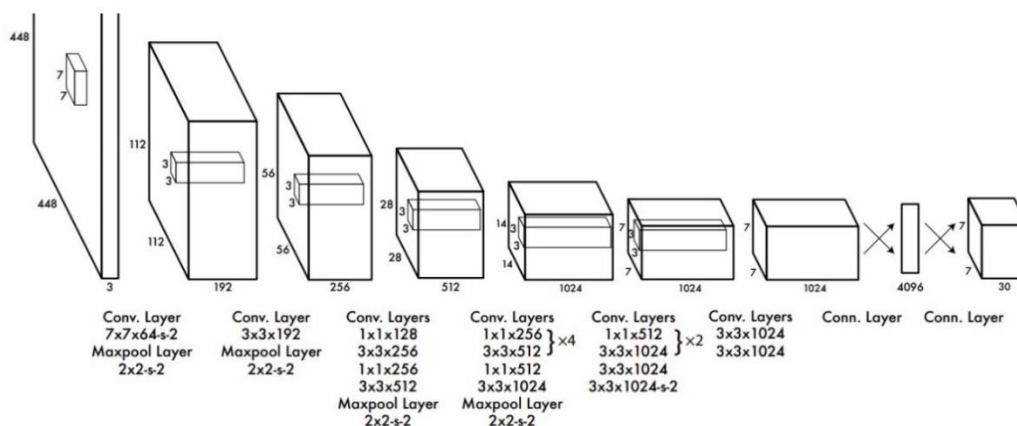


Рисунок 4- Архитектура YOLOv3

YOLO и другие алгоритмы сверточной нейронной сети позволяют оценивать области на основе их сходства с predetermined классами, на основе показателя уверенности IoU [19]. Области с высокими показателями уверенностями IoU отмечаются как положительные для обнаружения того класса, с которым они наиболее близко идентифицируются. Например, в прямой трансляции трафика YOLO можно использовать для обнаружения различных видов транспортных средств, учитывая какие области видео имеют более высокие оценки по сравнению с заранее определенными классами транспортных средств. Переобучив модель YOLOv3 со своим набором данных, существует возможность классифицировать и определять расположения классифицированных объектов на изображении.

Были проведены исследования трех методов компьютерного зрения, включая методы поиска объекта по шаблону, бинарной классификация при помощи свёрточной нейронной сети, модели YOLOv3. Данные методы были изучены и протестированы на решении задачи поиска экстремистской символики на изображении. Сделан вывод, что модель детекции объектов при помощи алгоритма YOLOv3 обученная на наборе данных с 500 изображениями в конечном итоге способна была классифицировать объект свастика на изображении и также показать отсутствие данной символики. Метод детекции объектов при помощи алгоритма YOLOv3 показал точность определения присутствие и отсутствие свастики на тестовом dataset равная 95 %.

2.3 Анализ литературных источников по теме «Компьютерное зрение»

Для написания данной работы были изучены литературные материалы на тему компьютерное зрение и видеоаналитика. Такие авторы как Цветков А. А., Шорох Д. К.,

Зубарева М. Г., Юрсков С. В., Шуклин А. В., Хамуш А. Л., Ануфриев И. Б. в IV международной научной конференции опубликовали сборник статей «Технические науки: Проблему и перспективы», где затрагивается направление видеоаналитики [20].

Также в своей работе Н.В. Манюков «КОМПЬЮТЕРНОЕ ЗРЕНИЕ КАК СРЕДСТВО ИЗВЛЕЧЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ ИЗ ВИДЕОРЕЯДА» рассматривает области применения компьютерного зрения и методы реализации.

Рассмотрены две самые популярные техники, применяемые в сверточных нейронных сетях.

Padding. Если вы наблюдаете анимацию, обратите внимание на то, что в процессе скольжения края по существу обрезаются, преобразуя матрицу признаков размером 5×5 в матрицу 3×3 . Крайние пиксели никогда не оказываются в центре ядра, потому что тогда ядру не над чем будет скользить за краем. Это совсем не идеальный вариант, так как мы хотим, чтобы размер на выходе равнялся входному.

Padding добавляет к краям поддельные (fake) пиксели (обычно нулевого значения, вследствие этого к ним применяется термин “нулевое дополнение” — “zero padding”). Таким образом, ядро при проскальзывании позволяет неподдельным пикселям оказываться в своем центре, а затем распространяется на поддельные пиксели за пределами края, создавая выходную матрицу того же размера, что и входная.

Striding. Часто бывает, что при работе со сверточным слоем, нужно получить выходные данные меньшего размера, чем входные. Это обычно необходимо в сверточных нейронных сетях, где размер пространственных размеров уменьшается при увеличении количества каналов. Один из способов достижения этого — использование субдискритизирующих слоев (pooling layer), например, принимать среднее/максимальное значение каждой ветки размером 2×2 , чтобы уменьшить все пространственные размеры в два раза. Еще один способ добиться этого — использовать stride (шаг).

Идея stride заключается в том, чтобы пропустить некоторые области, над которыми скользит ядро. Шаг 1 означает, что берутся пролеты через пиксель, то есть по факту каждый пролет является стандартной сверткой. Шаг 2 означает, что пролеты совершаются через каждые два пикселя, пропуская все другие пролеты в процессе и уменьшая их количество примерно в 2 раза, шаг 3 означает пропуск 3-х пикселей, сокращая количество в 3 раза и т.д.

Более современные сети, такие как архитектуры ResNet, полностью отказываются от субдискритизирующих слоев во внутренних слоях в пользу чередующихся сверток, когда необходимо уменьшить размер на выходе.

2.4 Обзор сервисов для видеоаналитики

На сегодняшний день в свободном доступе сервиса для поиска оружия на видео отсутствует, но существуют множество программ, реализованные с участием компьютерного зрения, которые способны детектировать объекты на видео. Методы компьютерного зрения позволяют распознавать лица на видеозаписях, классифицировать и улучшать качество видео, а также автоматически создавать аннотации к ним [20].

AMAZON AWS

Основной сервис AWS для работы с видео — Amazon Rekognition. Инструмент обладает следующими функциями:

- идентификация объектов, людей, текста и сцен на изображениях и видео;
- обнаружение нежелательного контента;
- распознавание лиц, полезное для идентификации пользователей, демографического анализа и контроля безопасности;
- Amazon Kinesis Video Streams.

Kinesis Video Streams позволяет безопасно передавать видео с устройств в AWS для аналитики, анализа на основе машинного обучения и воспроизведения. Эта функция позволяет развернуть инфраструктуру, необходимую для захвата потоковых видеоданных с миллионов устройств. Инструмент хранит, шифрует и индексирует видеоданные для доступа через простой в использовании API. Kinesis обеспечивают потоковую передачу видео в реальном времени и по запросу, а также позволяет выполнять анализ видео с помощью технологий Amazon и open-source платформ, таких как Apache MXNet, TensorFlow и OpenCV.

MICROSOFT AZURE

Microsoft Cognitive Services включает пакет Vision, обладающий следующими инструментами:

- Computer Vision — распознавание объектов, печатных и рукописных текстов, действий (например, ходьбы) и доминирующих цветов в кадре;
- Content Moderator — обнаружение нежелательного контента в текстах, видео и изображениях;
- Face API — распознавание и классификация лиц, включая распознавание возраста, пола, эмоций, позы и волосы на лиц;
- Emotion API — распознавание и описание выражений лиц;
- Custom Vision Service — создание новых моделей распознавания изображений с использованием собственных данных;

- Video indexer — поиск людей в видео, анализ тональности речи и выделение в ней ключевых слов.

GOOGLE CLOUD PLATFORM

- Video Intelligence API — модель машинного обучения, которая может автоматически идентифицировать большое количество объектов, сцен и действий в сохраненных и потоковых видео. Обладает высокой производительностью, постоянно улучшается и переобучается;

- AutoML Video Intelligence — графический интерфейс, позволяющий пользователям с минимальным опытом машинного обучения развертывать модели, выполняющие классификацию и распознавание объектов в видео. Подходит для проектов, требующих не охваченных Video Intelligence API аннотаций.

PIXOP

Веб-сервис Pixop позволяет хранить и обрабатывать видеофайлы в облаке. Основные функции:

- Pixop Deep Restoration — улучшение качества видео путем удаления размытия, устранения артефактов сжатия и увеличения резкости;

- Pixop Super Resolution — увеличение разрешения видео;

- Pixop Denoiser — уменьшение шумов видео.

VALOSSA

- Auto Preview — автоматическое создание превью видео;

- Video recognition API — распознавание сцен и действий в видео;

Face analysis toolkit — распознавание лиц в режиме реального времени, включая анализ поведенческих и демографических характеристик.

2.5 Выбор модели YOLOv5

Основных модели YOLOv5 представленных на Github 5 (рисунок 5). Для выбора наилучшей из них было принято решение обучить 5 моделей на собранном наборе данных и выявить лучшую из них. Основные параметры обучения были заданы такие:

- Эпох: 30.

- Размер минивыборки: 32.

- Размер входного изображения: 640 на 640 пиксель.

- Количество изображений и аннотаций к ним: 3000.

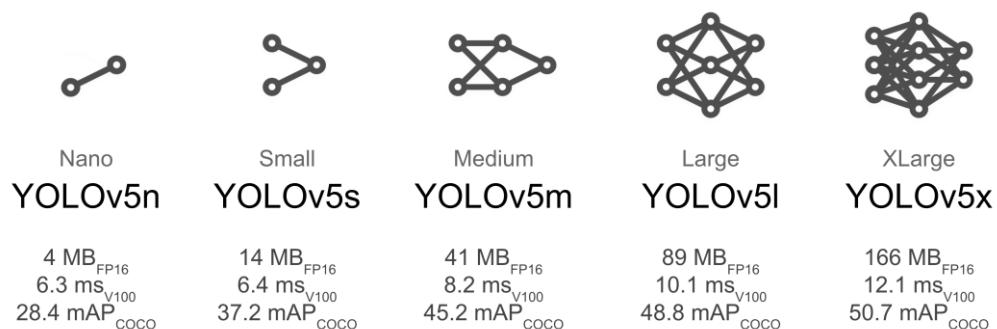


Рисунок 5 – Модели YOLOv5

Обучение проводилось на сервисе Google Colab с использованием графических процессоров. Набор данных был перенесен на Google диск и написан код на Python в блокноте `ipynb` для обучения нейронной сети на архитектуре YOLOv5.

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

!git clone https://github.com/ultralytics/yolov5
!pip install -r yolov5/requirements.txt

with open('new_train_yaml', 'w+') as file:
    file.write(
        """
        # parameters
        nc: 1 # number of classes
        depth_multiple: 0.33 # model depth multiple
        width_multiple: 0.50 # layer channel multiple
        # anchors
        anchors:
          - [10,13, 16,30, 33,23] # P3/8
          - [30,61, 62,45, 59,119] # P4/16
          - [116,90, 156,198, 373,326] # P5/32
        # YOLOv5 backbone
        backbone:
          # [from, number, module, args]
          [[-1, 1, Focus, [64, 3]], # 0-P1/2
          [-1, 1, Conv, [128, 3, 2]], # 1-P2/4
          [-1, 3, BottleneckCSP, [128]],
          [-1, 1, Conv, [256, 3, 2]], # 3-P3/8
          [-1, 9, BottleneckCSP, [256]],
```

```

        [-1, 1, Conv, [512, 3, 2]], # 5-P4/16
        [-1, 9, BottleneckCSP, [512]],
        [-1, 1, Conv, [1024, 3, 2]], # 7-P5/32
        [-1, 1, SPP, [1024, [5, 9, 13]]],
        [-1, 3, BottleneckCSP, [1024, False]], # 9
    ]
    # YOLOv5 head
    head:
    [[-1, 1, Conv, [512, 1, 1]],
     [-1, 1, nn.Upsample, [None, 2, 'nearest']],
     [[-1, 6], 1, Concat, [1]], # cat backbone P4
     [-1, 3, BottleneckCSP, [512, False]], # 13
     [-1, 1, Conv, [256, 1, 1]],
     [-1, 1, nn.Upsample, [None, 2, 'nearest']],
     [[-1, 4], 1, Concat, [1]], # cat backbone P3
     [-1, 3, BottleneckCSP, [256, False]], # 17 (P3/8-small)
     [-1, 1, Conv, [256, 3, 2]],
     [[-1, 14], 1, Concat, [1]], # cat head P4
     [-1, 3, BottleneckCSP, [512, False]], # 20 (P4/16-medium)
     [-1, 1, Conv, [512, 3, 2]],
     [[-1, 10], 1, Concat, [1]], # cat head P5
     [-1, 3, BottleneckCSP, [1024, False]], # 23 (P5/32-large)
     [[17, 20, 23], 1, Detect, [nc, anchors]], # Detect(P3, P4, P5)
    ]
    """
)

with open('new_data_yaml', 'w+') as file:
    file.write(
        """
train: /content/drive/MyDrive/yolov5/data1/images/train
val: /content/drive/MyDrive/yolov5/data1/images/valid
nc: 1
names: ['arms']
        """
    )

```

```
!python /content/yolov5/train.py --img 640 --batch 32 --epochs 30 --data
/content/new_data.yaml --cfg /content/new_train.yaml --weights yolov5l.pt
```

Результаты эксперимента

Модель yolov5n обучалась 1,765 часа и в результате лучшая модель показала 85,5% точности на обучающемся наборе и 62,7% на тестовом (Рисунок 6). Модель yolov5s обучалась 1,238 часа и в результате лучшая модель показала 90,3% точности на обучающемся наборе и 70,8% на тестовом (Рисунок 7). Модель yolov5m обучалась 1,49 часа и в результате лучшая модель показала 85,2% точности на обучающемся наборе и 63,1% на тестовом (Рисунок 8). Модель yolov5l обучалась 1,8 часа и в результате лучшая модель показала 86,2% точности на обучающемся наборе и 64,5% на тестовом (Рисунок 9). Модель yolov5x обучалась 1,305 часа и в результате лучшая модель показала 83,9% точности на обучающемся наборе и 62,3% на тестовом (Рисунок 10).

```
30 epochs completed in 1.765 hours.
Optimizer stripped from yolov5/runs/train/exp/weights/last.pt, 14.9MB
Optimizer stripped from yolov5/runs/train/exp/weights/best.pt, 14.9MB

Validating yolov5/runs/train/exp/weights/best.pt...
Fusing layers...
Model Summary: 232 layers, 7246518 parameters, 0 gradients, 16.8 GFLOPs
   Class    Images  Labels      P      R   mAP@.5 mAP@.5:.95: 100% 8/8 [00:14<00:00, 1.77s/it]
   all         500     549    0.899    0.78    0.855    0.627
Results saved to yolov5/runs/train/exp
```

Рисунок 6 – Результаты обучения модели yolov5n

```
30 epochs completed in 1.238 hours.
Optimizer stripped from yolov5/runs/train/exp/weights/last.pt, 14.9MB
Optimizer stripped from yolov5/runs/train/exp/weights/best.pt, 14.9MB

Validating yolov5/runs/train/exp/weights/best.pt...
Fusing layers...
Model Summary: 232 layers, 7246518 parameters, 0 gradients, 16.8 GFLOPs
   Class    Images  Labels      P      R   mAP@.5 mAP@.5:.95: 100% 8/8 [00:07<00:00, 1.04it/s]
   all         500     549    0.934    0.823    0.903    0.708
Results saved to yolov5/runs/train/exp
```

Рисунок 7 – Результаты обучения модели yolov5s

```
Validating yolov5/runs/train/exp/weights/best.pt...
Fusing layers...
Model Summary: 232 layers, 7246518 parameters, 0 gradients, 16.8 GFLOPs
   Class    Images  Labels      P      R   mAP@.5 mAP@.5:.95: 100% 8/8 [00:13<00:00, 1.71s/it]
   all         500     549    0.881    0.781    0.852    0.631
Results saved to yolov5/runs/train/exp
```

Рисунок 8 – Результаты обучения модели yolov5m


```

30 epochs completed in 1.800 hours.
Optimizer stripped from yolov5/runs/train/exp/weights/last.pt, 14.9MB
Optimizer stripped from yolov5/runs/train/exp/weights/best.pt, 14.9MB

Validating yolov5/runs/train/exp/weights/best.pt...
Fusing layers...
Model Summary: 232 layers, 7246518 parameters, 0 gradients, 16.8 GFLOPs
  Class      Images  Labels      P      R   mAP@.5 mAP@.5:.95: 100% 8/8 [00:14<00:00, 1.76s/it]
    all       500    549    0.923    0.767    0.862    0.645
Results saved to yolov5/runs/train/exp

```

Рисунок 9 – Результаты обучения модели yolov5l

```

30 epochs completed in 1.305 hours.
Optimizer stripped from yolov5/runs/train/exp/weights/last.pt, 14.9MB
Optimizer stripped from yolov5/runs/train/exp/weights/best.pt, 14.9MB

Validating yolov5/runs/train/exp/weights/best.pt...
Fusing layers...
Model Summary: 232 layers, 7246518 parameters, 0 gradients, 16.8 GFLOPs
  Class      Images  Labels      P      R   mAP@.5 mAP@.5:.95: 100% 8/8 [00:07<00:00, 1.13it/s]
    all       500    549    0.872    0.761    0.839    0.623
Results saved to yolov5/runs/train/exp

```

Рисунок 10 – Результаты обучения модели yolov5x

Модель yolov5s показала наилучший результат сравнительно с другими моделями с параметрами:

- Эпох: 30
- Размер минивыборки: 32
- Размер входного изображения: 640 на 640 пиксель.
- Количество изображений и аннотаций к ним: 3000

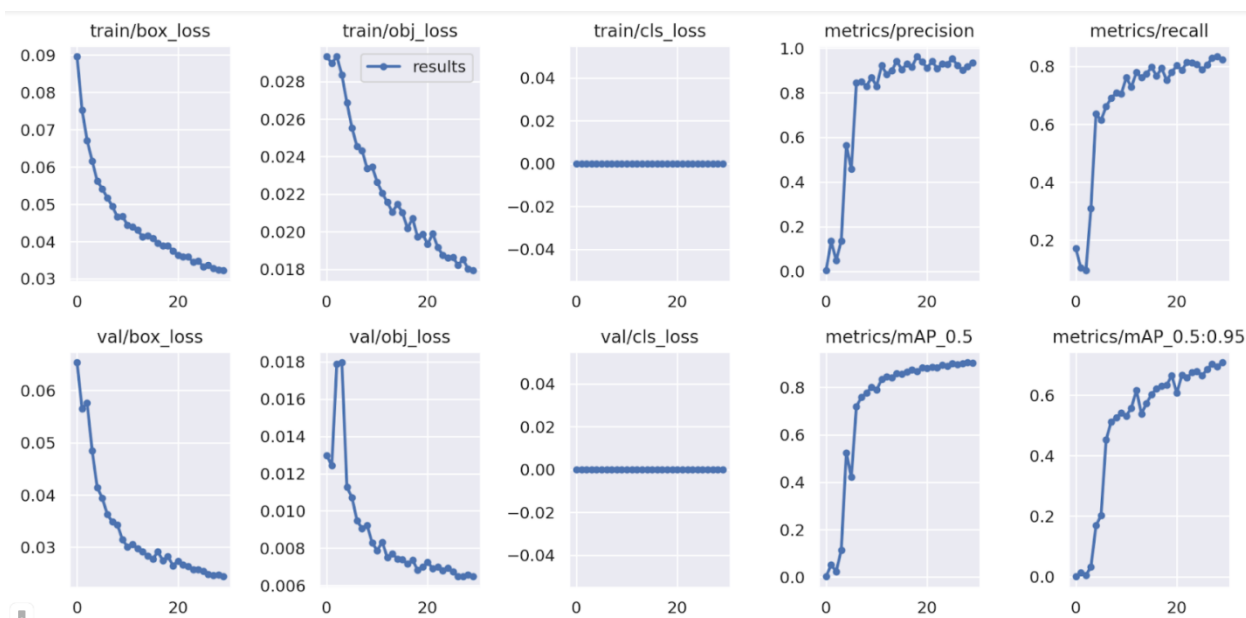


Рисунок 11 – Подробные результаты обучения модели yolov5s

В результате обучения такого явления как переобучение не наблюдалось. Следовательно, можно повысить точность обнаружения объекта на изображении путем расширения набора данных, изменении параметров и увеличения количества эпох.

```

30 epochs completed in 1.233 hours.
Optimizer stripped from yolov5/runs/train/exp2/weights/last.pt, 14.9MB
Optimizer stripped from yolov5/runs/train/exp2/weights/best.pt, 14.9MB

Validating yolov5/runs/train/exp2/weights/best.pt...
Fusing layers...
Model Summary: 232 layers, 7246518 parameters, 0 gradients, 16.8 GFLOPs

```

Class	Images	Labels	P	R	mAP@.5	mAP@.5:.95	100%	16/16	[00:06<00:00, 2.31it/s]
all	500	549	0.916	0.83	0.902	0.697			

```

Results saved to yolov5/runs/train/exp2

```

Рисунок 12 – Результат обучения модели yolov5s с размером выборки 16

Разработчики YOLOv5 допускают вероятность, что при уменьшении размера выборки точность может увеличиваться и уменьшаться. Была обучена модель yolov5s с размером выборки 16 (рисунок 12). Точность на обучающем и тестовом наборе уменьшилась, следовательно размер выборки 32 является лучшим.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе прохождения производственной практики в Астраханском государственном университете им. В. Н. Татищева были изучены такие методы как Плотный оптический поток, Редкий оптический поток, Фильтрация Калмана и Алгоритмы поиска по нескольким объектам. Выяснено, что вышеперечисленные методы не подходят для поиска в режиме реального времени. Для обработки каждого кадра потребуется слишком много времени.

Проведены исследования трех методов компьютерного зрения, включая методы поиска объекта по шаблону, бинарной классификация при помощи свёрточной нейронной сети, модели YOLOv3. Сделан вывод, что модель детекции объектов при помощи алгоритма YOLOv3 справлялось лучше всего в задаче поиска объекта на изображении.

Для сбора dataset было использовано ПО PictureYandexGraber, для создания аннотаций к изображениям – Labellmg, для увеличения dataset - сервис roboflow. Проанализированы модели последней архитектуры YOLO, а именно YOLOv5. В результате проведения тестирования модель yolov5s показала наилучший результат сравнительно с другими моделями. Данная модель была до обучен, что в итоге мощности GPU на Google Colab позволило обучить сверточную нейронную сеть архитектуры YOLO модели yolov5s с точностью на обучающем наборе 91,8% и на тестовом 76,1% за 80 эпох. Модель была протестирована на изображениях, не входивших в набор данных для обучения и тестирования. В результате тестирования модель показала свою возможность демонстрации оружия на кадре, когда оно присутствует. А в случаи отсутствия оружия на кадре изображение выводилось без пометки.

По результатам прохождения производственной практики принял участие в III Международной научно-практической конференции «Цифровая трансформация науки и образования» (9-14 июля 2022, КБГУ, Нальчик) и опубликовал статьи:

1. Шевченко В.Д., Ханова А.А. Анализ моделей компьютерного зрения архитектуры yolov5 для выявления объектов на изображениях // III Международная научно-практическая конференция «Цифровая транс-формация науки и образования» (9-14 июля 2022). 2022. С. в печати.

2. Шевченко В.Д., Марьенков А.Н., Ханова А.А. Анализ методов компьютерного зрения для выявления запрещенной символики на изображениях в сети интернет // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. 2022. № 2 (58). С. 9-18.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Самаркин, П. С. Отдельные проблемы борьбы с незаконным оборотом оружия / П. С. Самаркин, О. В. Фирсов. — Текст : непосредственный // Молодой ученый. — 2018. — № 38 (224). — С. 151-154. — URL: <https://moluch.ru/archive/224/52720/> (дата обращения 12. 06.2022).
- 2 Cool city // [электронный ресурс] // URL: (дата обращения: 12.12.2021)
- 3 Motion detection in OpenCV / / [электронный ресурс] / / URL: https://www.youtube.com/watch?v=z1Cvn3_4yGo (2013) (дата обращения 12. 06.2022).
- 4 Md. Atiqur Rahman Ahad, J. K. Tan, H. Kim, S. Ishikawa, Machine Vision and Applications 23, 255 (2012) doi :10.1007/s00138-010-0298-4
- 5 Jesse, Russell Искусственная нейронная сеть / Jesse Russell. – М.: VSD, 2012. – 898 с.
- 6 Барский, А.Б. Логические нейронные сети / А.Б. Барский. – М.: Бином. Лаборатория знаний / Интернет–Университет Информационных Технологий (ИНТУИТ), 2017. – 288 с.
- 7 D. Shashev, S. Shidlovskiy, V. Syriamkin, A. Yurchenko. International scientific conference on radiation-thermal effects and processes in inorganic materials 81, (2015)
- 8 Глория, Буэно Гарсия Обработка изображений с помощью OpenCV: моногр. / Глория Буэно Гарсия и др. - М.: ДМК Пресс, 2016. - 210 с.
- 9 Методы обработки и распознавания изображений лиц в задачах биометрии / Г.А. Кухарев и др. - М.: Политехника, 2013. - 416 с.
- 10 Обработка и анализ цифровых изображений с примерами на LabVIEW и IMAQ Vision / Ю.В. Визильтер и др. - М.: ДМК Пресс, 2016. - 464 с.
- 11 Таганов, Александр Иванович Нейросетевые системы искусственного интеллекта в задачах обработки изображений / Таганов Александр Иванович. - М.: Горячая линия - Телеком, 2016. - 531 с.
- 12 Акулич, М. Искусственный интеллект и маркетинг : цифровая книга / М. Акулич. – М. : Издательские решения, 2018. – Форматы fb2.zip, epub, mobi.prc, a6.pdf, a4.pdf, rtf.zip, html.zip, txt.zip, TXT, ios.epub URL: <http://litmir.biz/rd/268495>. (дата обращения 12. 06.2022).
- 13 Джоши, П. Искусственный интеллект с примерами на Python / П. Джоши. – М. : Диалектика / Вильямс, 2019. – 448 с. – КОД (ISBN): 978–5–907114–41–8.

- 14 Созыкин А.В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей // Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика. 2017. Т. 6, № 3. С. 28–59. DOI: 10.14529/cmse170303.
- 15 Гелиг, А. Х. Введение в математическую теорию обучаемых распознающих систем и нейронных сетей. Учебное пособие / А.Х. Гелиг, А.С. Матвеев. – М.: Издательство СПбГУ, 2014. – 224 с.
- 16 Круглов, В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком; Издание 2–е, стер., 2002. – 382 с.
- 17 Алгоритмы распознавания объектов / А. А. Цветков, Д. К. Шорох, М. Г. Зубарева [и др.]. — Текст : непосредственный // Технические науки: проблемы и перспективы : материалы IV Междунар. науч. конф. (г. Санкт-Петербург, июль 2016 г.). — Санкт-Петербург : Свое издательство, 2016. — С. 20-28. — URL: <https://moluch.ru/conf/tech/archive/166/10825/> (дата обращения 12. 06.2022).
- 18 Bobick A, J. Davis, An appearance-based representation of action, International Conference on Pattern Recognition (1996)
- 19 Электронный фонд правовых и технических документов. / / [электронный ресурс] / / URL: <https://docs.cntd.ru/document/901963281> (дата обращения 02. 01.2021)
- 20 Интеллектуальная видеоаналитика, как сделать умное видеонаблюдение с видеоаналитикой. / / [электронный ресурс] / / URL: <https://securityrussia.com/blog/videoanalitika.html>. (дата обращения 12. 06.2022)
- 21 «КОМПЬЮТЕРНОЕ ЗРЕНИЕ КАК СРЕДСТВО ИЗВЛЕЧЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ ИЗ ВИДЕОПотока» / / [электронный ресурс] / / URL: https://ares.uz/storage/app/media/2021/Vol_2_No_9/582-585.pdf (дата обращения 12. 06.2022)