



УДК 004.8, 629.735.33

МРНТИ 28.17.33, 28.23.15, 20.53.21

https://doi.org/10.53364/24138614_2025_37_2_3

Т.Б. Керибаева^{1*}

¹АО Академия Гражданской Авиации, г. Алматы, Казахстан

¹E-mail: talshyn.keribayeva@agakaz.kz*

ИНТЕГРАЦИЯ СИСТЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В ИНФОРМАЦИОННО-КОММУНИКАЦИОННЫЕ ПЛАТФОРМЫ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ И ЭФФЕКТИВНОЙ ПЕРЕДАЧИ ДАННЫХ

Аннотация. Интеграция систем машинного обучения в информационные системы распознавания объектов с использованием беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) можно применить во многих сферах жизни включая фермерство, военные действия, экологический мониторинг.

Цель данной работы разработка информационной системы с интеграцией машинного обучения для распознавания объектов с использованием БПЛА с целью облегчения труда человека и содействия охране окружающей среды.

Данная система является востребован потому, что дроны с камерами собирают объемные данные, а с помощью сложных функций их обработка происходит быстрее. Также работа открывает новые возможности для нашей страны, за счет множества новых функций и инновационных решений. С помощью проведенного анализа существующих систем и функций, выявлено требования к новой системе. Такие, как техники распознавания изображений, навигации беспилотных летательных аппаратов, нейронные сети в обнаружении и распределении объектов, алгоритмы планирования траектории формирования БПЛА.

Задачами является разработка системы, объединённой с технологиями глубокого обучения и использующей беспилотные летательные аппараты. В систему внедряется механизм мгновенного оповещения, реагирующий на обнаружение новых объектов и отправляющий уведомления пользователю. Предусмотрен удобный интерфейс для управления, получения уведомлений, а также для хранения изображений и данных о ранее распознанных объектах.

Данные, полученные в процессе полёта, передаются в информационную систему для обработки, распознавания и классификации объектов. Архитектура решения обеспечивает работу в режиме реального времени. Пользовательский интерфейс делает управление системой интуитивным и обеспечивает долговременное хранение информации.

В результате работы может использоваться в разных сферах, такие как безопасность, нахождение наибольшее место скопление объектов, наблюдение за окружающей средой. После полученных результатов была проведена тестирование которая подтвердила точность распознавание и адаптивность в режиме реального времени.

Ключевые слова: машинное обучение, беспилотные летательные аппараты, распознавание объектов, нейронные сети, глубокое обучение, обработка в реальном времени, компьютерное зрение, передачи данных.

Введение.

Интеграция систем машинного обучения в информационные системы распознавания объектов с использованием беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) является важным и растущим направлением современных технологий. Земли как небольшие летающие роботы, способные проникать в опасные или отдаленные регионы, получать изображения с высоким разрешением, а также облегчать мониторинг и исследования окружающей среды [1]. Кроме того, разрабатываются гибридные беспилотные летательные аппараты, совмещающие в себе функции неподвижного и винтокрылого крыла, и ожидается, что к 2025 году на рынок выйдут 15 моделей [2]. Актуальность темы и полезность дронов заключается в том, что с помощью машинного обучения, особенно в области распознавания объектов, они являются ключевыми инструментами для обеспечения надежной и автономной системы. Существует несколько проблем, связанных с интеграцией существующих беспилотных летательных аппаратов. Из-за сложной электромагнитной обстановки в районе выполнения миссии возникают помехи высокоскоростному каналу передачи данных каждого блока в кластере дронов, поэтому обмен данными в режиме реального времени не может быть завершен, а связь может осуществляться только в определенное время [3]. Сейчас, как правило, искусственный интеллект только начал стремительно развиваться, но современные разработки не интегрируют современные модели машинного обучения, которые могут обеспечить более высокую адаптивность

Целью данной работы является разработка и внедрение системы, интегрирующей модели машинного обучения в информационные системы беспилотных летательных аппаратов, что обеспечивает распознавание объекта в самых труднодоступных для человека местах и анализ ситуации в режиме реального времени. Задачи работы заключаются в обеспечении высокой точности распознавания объектов в режиме реального времени, автоматическом обнаружении объектов и их анализе в режиме реальной адаптации. При обнаружении объекта система сразу же начинает процесс обработки, предоставляя данные о нем, в результате она будет эффективно сигнализировать о найденных объектах и обеспечивать точность распознавания при различных сценариях. Архитектура системы предусматривает ее адаптацию к разным масштабам использования. Это делает технологию доступной для широкого круга пользователей, независимо от их технических и финансовых возможностей. Статья имеет большое теоретическое и практическое значение. Теоретическая значимость статьи заключается в важности использования алгоритмов машинного обучения для распознавания объектов в системах БПЛА. Практическая значимость статьи заключается в анализе данных, проводимом с помощью современных технологий. Вместе с такой системой и дроном с пользой выполняются многие задачи и действия. Если система быстро проанализирует полученные данные, это поможет в ускорении процесса принятия решений. Автоматизация таких процессов, как анализ данных, поможет снизить влияние человеческой ошибки и вероятность ошибок. Такие изменения помогают снизить затраты на выполнение задач. В области безопасности и мониторинга совершенствуются экологические процессы. В то же время система поможет управлять ресурсами и защищать окружающую среду, а также повышать эффективность в государственном и частном секторах. Объектом исследования является интеграция технологий машинного обучения в информационные системы, предназначенные для работы с беспилотными летательными аппаратами (БПЛА). А предметом работы являются методы и процессы интеграции этих систем для эффективного распознавания объектов, то есть алгоритмы машинного обучения. Наряду с машинным обучением в информационной системе, предметом данной работы является сам дрон с

распознаванием. В последние годы интерес к системам, основанным на нашей теме, растет. Возможности распознавания объектов с помощью беспилотных летательных аппаратов огромны. Прежде чем приступить к работе, было изучено множество существующих систем, чтобы определить актуальность и проблемы, связанные с данной темой. Первым шагом был сбор существующих данных и их анализ. Например, в статье Ранни и Муллы, опубликованной в 2019 году, собрано множество материалов, которые показывают важность моделей машинного обучения и доказывают их масштабируемость [4]. Они обобщили все результаты исследований, которые так или иначе затрагивали темы машинного обучения с использованием беспилотных летательных аппаратов. Данные говорят о сочетании беспилотных летательных аппаратов и машинного обучения, существуют такие системы, как мониторинг в реальном времени, сбор и обработка данных, сельское хозяйство. Полученные результаты и эксперименты в значительной степени помогли понять актуальность и проблемность данной темы. После окончания исследования анализ имеющихся данных, по данной работе переведено к машинному обучению с использованием беспилотных летательных аппаратов. В китайском научном исследовании представлен обзор нескольких популярных алгоритмов глубокого обучения и многих типов беспилотных летательных аппаратов [5]. Обнаружена новая облегченную архитектуру нейронной сети, предназначенную для эффективного обнаружения объектов беспилотными летательными аппаратами. Вэй Хуа, Цили Чен и Венбай Чен пишут в статье об эффективности использования беспилотных летательных аппаратов с машинным обучением [6]. YOLOV8. Результаты обзора показывают, что DSC Block и облегченная CSPDNet показали превосходные результаты в обнаружении объектов на ограниченных платформах по сравнению с другими известными алгоритмами обнаружения. Они рассмотрели методы, используемые беспилотными летательными аппаратами, такие как использование в сельском хозяйстве для борьбы с вредителями. Если в предыдущем исследовании было обнаружено обо всех системах, то в этой работе по глубокому обучению был предложен метод обучения, который использует сверточные нейронные сети (CNNs) и обнаруживает сорняки, которые беспокоят ферму, используя изображения, полученные с дронов. Но было также упомянуто, что автоматическое обнаружение сорняков остается сложной задачей, поскольку сложно генерировать большие объемы данных. В конечном счете, результаты этой модели сопоставимы с результатами традиционного обучения по маркировке данных под наблюдением, разница в точности составляет 1,5 процента. В дополнение к сельскому хозяйству, есть пример, когда беспилотники используются с географической информационной системой (ГИС). Это обсуждалось в статье А. Райхана, опубликованной в 2023 году, о географии и местоположении в сочетании с беспилотниками. Если раньше о том, как собирать данные и анализировать их, то, согласно статье, написанной другими профессорами, дроны используются в широком спектре применений, от доставки небольших посылок до защиты дикой природы [7]. Но, несмотря на это, существует проблема с кибератаками. Внедрите в шлюзы модель, основанную на машинном обучении, и разработайте модель обнаружения кибератак. Полученные данные были тщательно проверены, и результаты показали максимальную точность в 99,9%. Помимо кибератак, существуют такие проблемы, как распознавание движущихся объектов. В этой статье мы воспользуемся исследованиями Сабира Хуссейна и Догджина Ли, в этой статье изучено алгоритмы отслеживания объектов в реальном времени [8]. Предоставляет алгоритмы отслеживания движущихся объектов с использованием двух типов встроенных модулей, которые выполняют вычисления в реальном времени без учета частоты кадров или вычислительной мощности.

В исследовании, опубликованном ранее в 2019 году, был разработан подход, основанный на системе глубокого обучения YOLO (You Only Look Once) [9]. Обучение интегрировано с навигационными данными и алгоритмами машинного зрения. Для обеспечения высокой точности авторы используют семантическую сегментацию с

использованием расстояния Евклида - Махаланобиса и модифицированную сверточную нейронную сеть (CNN). Этот подход делит изображение на отдельные области и классифицирует каждый пиксель как огонь, дым или фон. Использование евклидова расстояния Махаланобиса улучшает разделение объектов, а модифицированный CNN еще больше повышает точность распознавания изображений. В заключение, среди этих исследований, связанных с алгоритмами машинного обучения, более половины работ касались алгоритмов глубокого обучения, а именно алгоритмов CNN. Были предложены новые комбинации алгоритмов для распознавания объектов с помощью беспилотных летательных аппаратов.

Материалы и методы исследования.

Для того, чтоб понять текущее состояние и выявить конкурентные преимущества и недостатки беспилотников и систем, были определены существующие системы, которые похожи на нашу. Одной из лучших технологий в мире на сегодняшний день является дрон DJI Matrice 300 RTK 2020, который высоко ценит DJI Matrice 300 RTK — это полетная платформа, которая содержит расширенные возможности искусственного интеллекта, а также систему распознавания и позиционирования [10]. Преимуществом данной платформы является фиксация всех действий на маршруте. То есть, если кто-то найдет цель и пометит ее, она продолжит оставаться в кадре, обычно они используют их для слежения за движущимися объектами. Есть несколько недостатков, это время полета может меняться в зависимости от условий и полезной нагрузки, некоторые функции, в том числе местоположение, недоступны и даже могут быть платными. Еще один примечательный пример БПЛА ANAFI Ai Professional [11]. Это устройство сочетает в себе 4G и AI в своих возможностях. Он использует возможности искусственного интеллекта для распознавания антенн, кроме того, определяет их размер, высоту, наклон, азимут и отвес. Он считается инструментом картографирования и аэрофотосъемки во всем мире, включая постоянное подключение к Интернету, даже в самых сложных условиях и на больших расстояниях. Следующий автономный дрон - Skydio 2+ [12]. Этот дрон в основном используется для съемок. В нем есть функция, которая позволяет пользователям определять и редактировать путь, а также перемещать его в разных направлениях для ключевых кадров. Это сделает съемку лучше, как в кино. Существует такой аналог нашей системы, как, который предназначен только для использования в боевых действиях на территории США. В основном они нужны для разведки, распознавания и наблюдения за целями, но используются и для атаки. Например, один из типов Reaper сбросил бомбу на грузовик, перевозивший врагов в разгар войны в Афганистане в 2008 году. Несколько серийных автономных дронов с искусственным интеллектом для сложных задач, которые эффективно используются в различных случаях компанией Autel Robotics Dragonfish [13]. К основным функциям относится мониторинг сельского хозяйства, геодезия. Проверка состояния земли и почвы, данная система может быть использована в сельском хозяйстве и строительстве. Следующий аналог Percepto AIM собирает данные для анализа, и это первое в мире программное обеспечение [14]. Есть возможность дистанционного управления в реальном режиме. К недостаткам можно отнести то, что работа системы зависит как от качества работы сети, так и от облачных технологий. В том же году в России появился новый БПЛА с компьютерным зрением, который использует для поиска машинное обучение. Эта система в основном предназначена для проведения поисково-спасательных операций. В нем есть только пара новых функций. Исследователи обещают улучшить его в следующем году. В России до этого были аппараты «Ланцет», которые используются в качестве боеприпасов в военной зоне. Они могут находить важные цели противника и обеспечивать точное наведение на цель патрулирующим беспилотником. Разведывательный беспилотник, получивший заказ от «Ланцета», представляет собой крылатую обновленную ZALA [15]. Последний может находиться в воздухе более 6 часов. Он умело может поднять груз до 5

кг, получает информацию на 150 км. Проанализирована 10 аналогов, что позволило выявить ключевые преимущества и недостатки каждого из них. Это дало понять, чего именно не хватает на рынке. Можно сделать вывод, что преимуществом многих систем является автономность и искусственный интеллект, которые позволяют адаптировать устройства под различные задачи. Для создания успешной системы важно соблюдать баланс с техническими и функциональными возможностями и уделять внимание решению проблем, возникающих в ходе тестирования. Целью исследования является создание и развитие интегрированной с машинным обучением информационной системы распознавания объектов с помощью беспилотных летательных аппаратов. Это показано на рисунке 1.

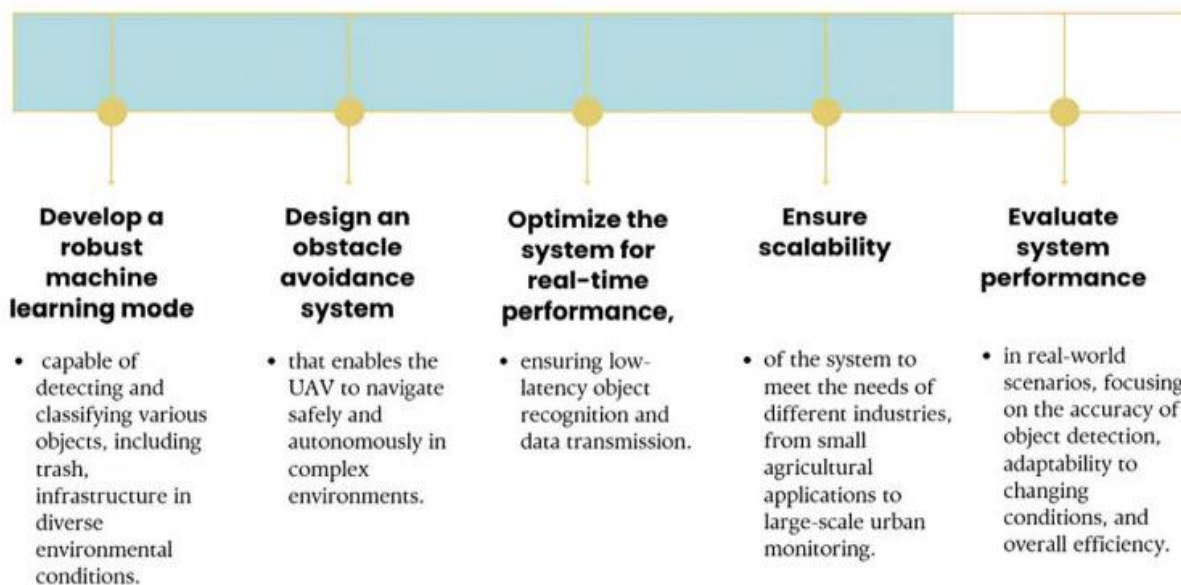


Рисунок 1 – Формулировка цели и задач

Главной из этих задач является добавление функций обнаружения в режиме реального времени с эффективной работой и хорошей производительностью. В дальнейшем планируется добавление в систему новых функций или объектов из разных областей, поэтому следующим шагом будет предоставление широкого спектра использования. На карте мира обозначены ключевые регионы, где использование машинного обучения в БПЛА является наиболее важным. БПЛА могут обнаруживать объекты и отслеживать путь, а также помогать в дальнейшем мониторинге. Засорение лесов Амазонки распространено в Северной Америке. В Азии большинство людей заметили, что пляжи загрязнены. Чтобы повысить безопасность животных и людей, можно применить нашу систему и здесь. В Европе много труднодоступных районов, где могут быть развернуты небольшие беспилотники. На рисунке 2 показано, почему наша система необходима в некоторых частях Земли.

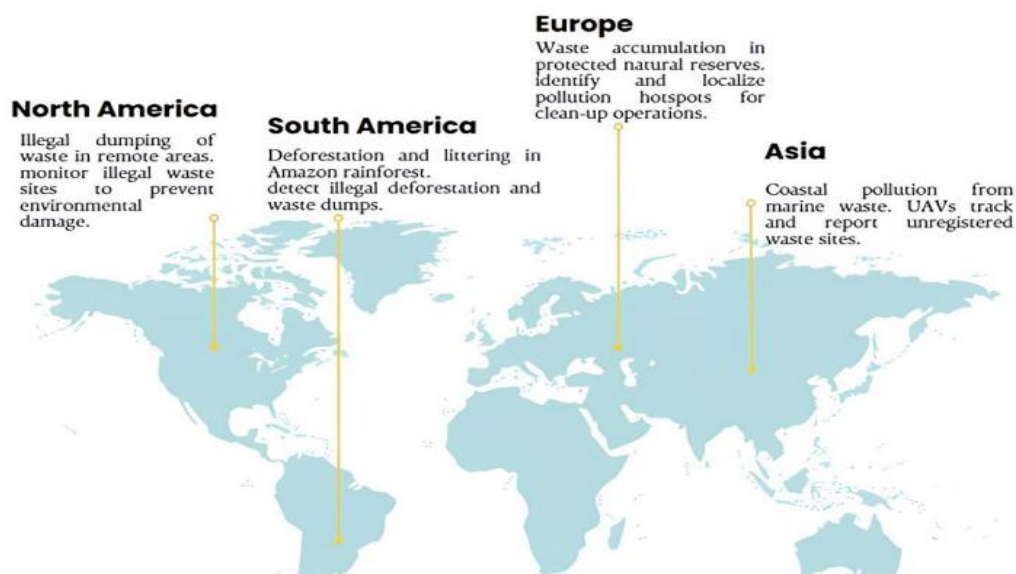


Рисунок 2 – Некоторые причины, по которым Земля нуждается в нашей системе

Самое интересное - в Казахстане. Сколько анализов было сделано, но эта технология так и не была развита в Казахстане. Всего 12 типов, не считая интеграции с ИИ. Кроме того, в Казахстане достаточно проблем с использованием БПЛА с машинным обучением. Как растущая страна, можно внедрить нашу систему и использовать ее для дальнейшего развития. В нашей стране считается, что эта система необходима во многих городах и населенных пунктах. Внедрение системы принесло бы большую пользу экономическому сектору. Уникальность и отличия статьи заключается в использовании режима реального времени и отправке уведомлений о распознаваниях или других ошибках, формировании отчета по объектам и возможности просмотра места на карте. Новизна работы заключается в том, что система будет идентифицировать объекты на территории Казахстана с помощью дронов, идентифицировать объекты, отправлять уведомления в виде уведомлений на наш сайт и сохранять их в базе данных. Как показано на рисунке, система включает в себя функцию обнаружения объектов, которая позволяет распознавать широкий спектр объектов. Краткий обзор новинки представлен на рисунке 3.

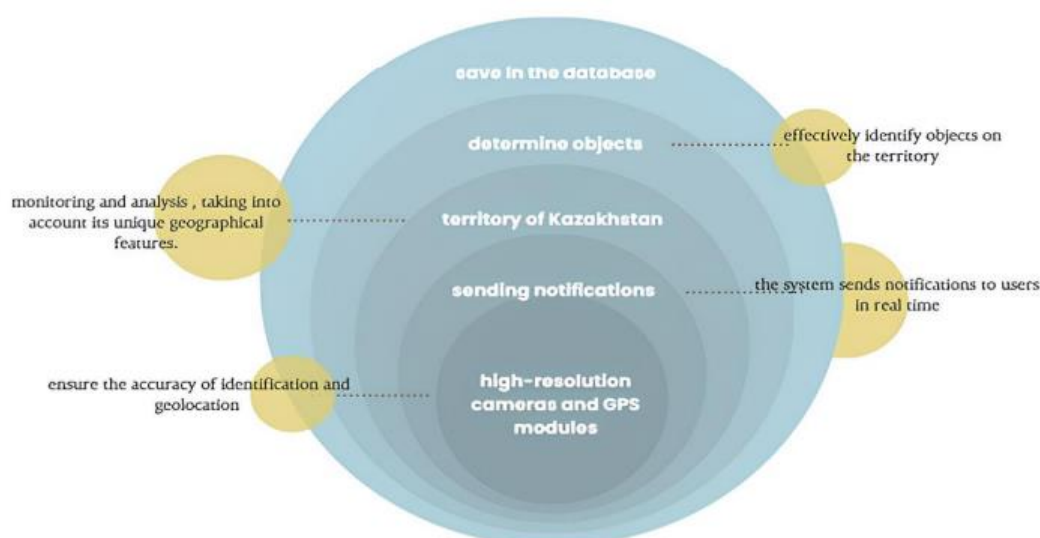


Рисунок 3 – Краткий обзор практической значимости

этом теоретическом разделе рассмотрено интеграцию систем машинного обучения (ML) в БПЛА для распознавания объектов, представив комплексный обзор как отечественной, так и зарубежной литературы. В Казахстане в течение вегетационного периода 2022 года в Восточном Казахстане был проведен примечательный эксперимент с использованием беспилотника DJI Phantom 4. Исследована с набором данных мониторинга растений, собранных в течение вегетационного периода 2022 года в Восточном Казахстане [16]. Все изображения и данные были получены с помощью беспилотного летательного аппарата DJI Phantom 4. Набор данных содержит пять подходов и результаты пяти аэрофотосъемок. Эксперимент проводился на стадиях развития сельскохозяйственных растений. Он пролетает на высоте 57 м над уровнем земли, достигая среднего разрешения на поверхности земли в 3,0 см. Камера делала снимки под углом 90° с боковым перекрытием 75% и фронтальным перекрытием 60%. По результатам съемок также были получены пять документов. На рисунке 4 ниже показаны температуры и время, при которых проводились съемки.

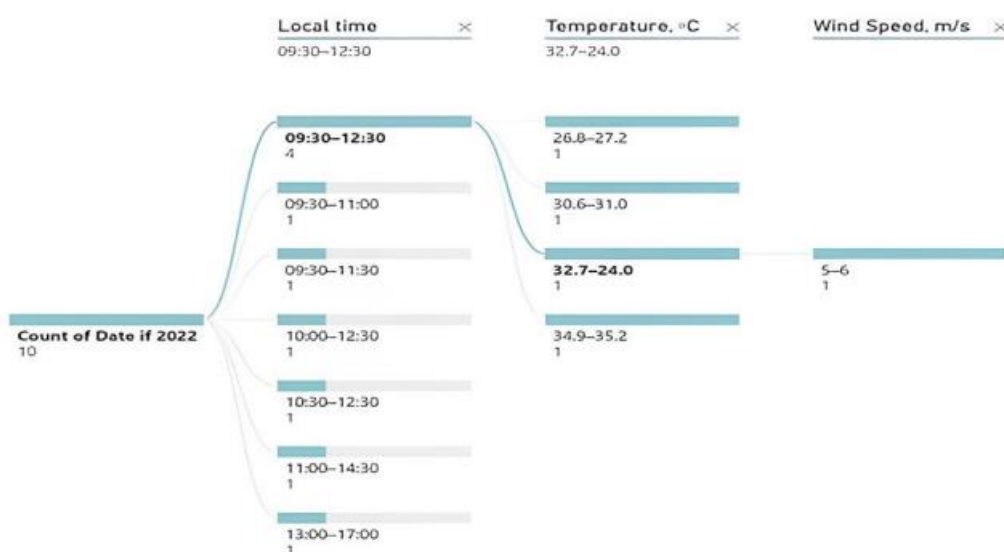


Рисунок 4 – Данные аэрофотосъемки DJI Phantom 4

Как видно из этих данных, эксперимент проводился всего 10 дней в разное время. 4 раза утром, а затем к этому времени добавлялось 1-2 часа. Продолжительность эксперимента зависит от температуры и скорости ветра. Из-за этого каждый раз приходилось заглядывать в прогнозы. Набор данных, полученных с помощью беспилотника, создает основу для развития сельского хозяйства. NDVI расширяет возможности мониторинга состояния растительности и эффективного прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур. Результаты поддерживают разработку моделей машинного обучения с использованием инновационных методологий. В общей сложности было проведено пять летних сессий с использованием беспилотника для определения фенологического развития растений на определенных этапах. И все сессии проводились в течение двух дней подряд. Расписание сеансов полета, включая даты и продолжительность, показано на рисунке 5.

Date	Flight Session 1	Flight Session 2	Flight Session 3	Flight Session 4	Flight Session 5
17 May 2022	15				
18 May 2022	13				
8 June 2022		14			
9 June 2022		7			
21 June 2022			8		
22 June 2022			7		
11 July 2022				6	
12 July 2022				9	
25 July 2022					8
26 July 2022					7

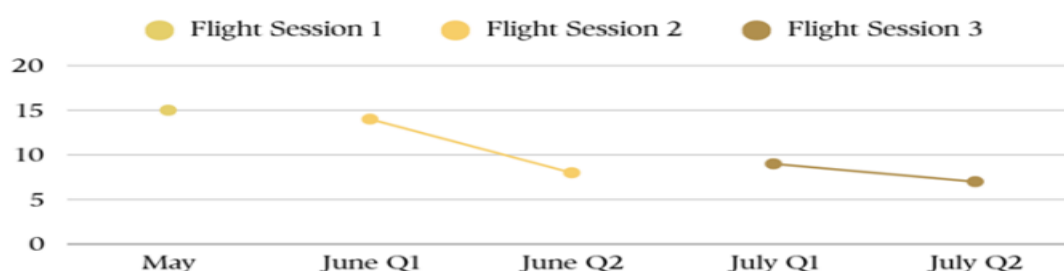


Рисунок 5 – Результаты полных сеансов полета

На рисунке 5 приведена информация о расписании полетов, во время которых были сделаны снимки. Данные представлены за май, июнь и июль 2022 года. Показана общая динамика полетной активности за трехмесячный период. Данные показывают явное снижение летной активности с мая по июль 2022 года. Все эти данные были получены в ходе эксперимента, и все записи сохранены. Что касается наборов данных, то была представлена статистика по всему рынку. Анализируя текущее состояние рынка, стало ясно, что важность таких систем растет. Поскольку ожидается, что к 2025 году количество моделей гибридных беспилотных летательных аппаратов увеличится. Но, к сожалению, в Казахстане существует всего 12 типов беспилотных летательных аппаратов, из которых 8 рассматриваются для военных операций. Также важно отметить широкое применение беспилотников по всему миру - 90 стран используют эти технологии. Пока не существует технологии обнаружения объекта, за исключением реагирующих датчиков. Растущее внедрение беспилотных летательных аппаратов и технологий на основе искусственного интеллекта в сельском хозяйстве и смежных областях означает значительный сдвиг в сторону инновационного и эффективного управления ресурсами. Анализ на основе NDVI, проведенный в Восточно - Казахстанском исследовании, демонстрирует потенциал этих технологий для революционного преобразования сельского хозяйства, предоставляя точную и действенную информацию. Это служит основой для создания моделей машинного обучения, способных прогнозировать урожайность, выявлять риски и улучшать процессы принятия решений. Интеграция беспилотных летательных аппаратов в сельскохозяйственные операции потенциально может смягчить последствия изменения климата за счет оптимизации распределения ресурсов. Эти технологии также могут способствовать развитию городской инфраструктуры, выявляя проблемы на дорогах и сообщая о них, улучшая качество жизни горожан. Забегая вперед, отметим, что дальнейшее развитие технологий беспилотных летательных аппаратов в Казахстане и во всем мире будет зависеть от сотрудничества между исследователями, политиками и лидерами отрасли.

Результаты и их обсуждение.

Для начала были выбраны основные классы для распознавания, которые можно увидеть объектах. Вывод данных в реальном времени важен, потому что камеры БПЛА обычно транслируют видео со скоростью 20-30 кадров в секунду. Передача данных с БПЛА на наземную станцию происходит с помощью потребительских дронов, которые обычно используют Wi-Fi или проприетарные. Система предназначена для обработки видеопотоков RTSP/RTMP, но также поддерживает локальное внедрение файлов для тестирования в автономном режиме и анализа после полета. На схеме развертывания показаны физические компоненты системы и то, как они взаимодействуют в рамках операций по обнаружению объектов на основе БПЛА в режиме реального времени. Аэрофотосъемка осуществляется с помощью дрона DJI Mavic с использованием установленного модуля камеры и полетного контроллера с поддержкой GPS. Эти требования показаны на рисунке 6.

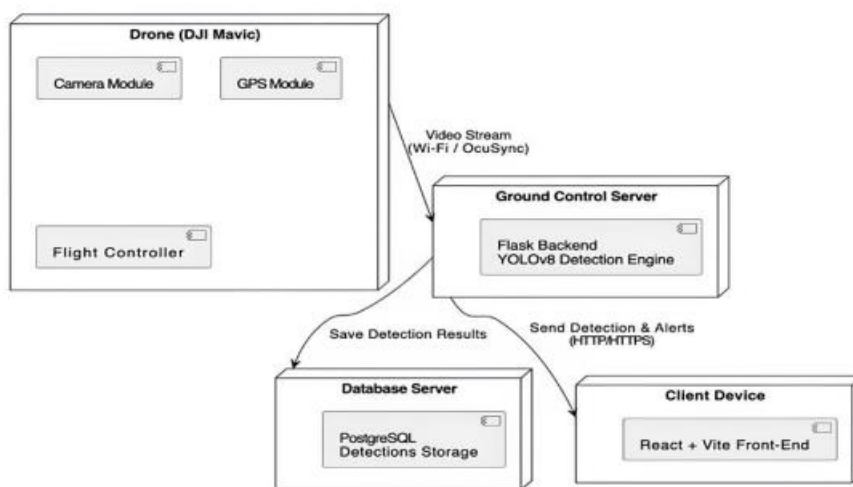


Рисунок 6 – Схема развертывания: Физические компоненты

Видео в режиме реального времени транслируется по беспроводной сети через Wi-Fi или OcuSync на наземный сервер управления. Бэкенд Flask в сочетании с модулем детектирования YOLOv8 на сервере выполняет обнаружение объектов на кадрах в режиме реального времени. Обнаруженные результаты сохраняются на сервере базы данных с использованием PostgreSQL для последующего анализа, а также в целях аудита системы. Результаты обнаружения и оповещения также отправляются одновременно на клиентское устройство, такое как ноутбук, где клиентское приложение, реализованное с помощью React + Vite, предоставляет операторам визуализацию и управление обнаружениями практически в режиме реального времени. Для системы была выбрана модель YOLOv8 от Ultralytics, так как она имеет ряд технических преимуществ перед другими моделями [17]. Также было уделено внимание точности mAP, в данной модели высокие показатели точности и простоты настройки. Простая настройка и быстрое обучение упрощают и устраняют ненужную работу. После выбора модели также был выбран набор данных из открытых доступов. Готовый набор данных взят с сайта universe. roboflow [18]. Набор данных также дает возможность использовать предоплаченную модель для новичков, чтобы облегчить работу.

Машинное обучение и распознавание объектов

Функция потерь для классификации (например, кросс-энтропия)

$$L_{CE} = -\sum_{i=1}^C y_i \log(\hat{y}_i) \quad (1)$$

C — количество классов

y_i — истинная метка класса (one-hot)

$\hat{y}_i$ — вероятность, предсказанная моделью

Обновление весов (градиентный спуск)

$$w^{(t+1)} = w^{(t)} - \eta \nabla L(w) \quad (2)$$

η — скорость обучения

$\nabla L(w)$ — градиент функции потерь

Коммуникационные параметры БПЛА

Пропускная способность канала (формула Шеннона)

$$C = B \log_2(1 + SNR) \quad (3)$$

C — пропускная способность (бит/с)

B — ширина полосы (Гц)

SNR — отношение сигнал/шум

Задержка передачи данных

$$T_{total} = T_{tx} + T_{prop} + T_{proc} \quad (4)$$

T_{tx} — время передачи

T_{prop} — время распространения сигнала

T_{proc} — время обработки

Эти данные были выбраны, потому что они поддерживают все различные форматы, облегчая интеграцию и процесс обучения. Вместе с изображениями предоставляется предварительно обученная модель, которую можно протестировать и обучить, добавив собственные данные. Был использован LabelImg - инструмент для ручной разметки изображений, который использовался на начальном этапе. Каждое изображение было помечено с помощью утилиты LabelImg, которая сохраняет координаты ограничивающего прямоугольника и метки классов в текстовом формате YOLO. После того, как обучение завершилось около 150 эпох, в итоговой сводке были зафиксированы некоторые результаты. Эта часть показана на рисунке 7.

```

val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic168.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic169.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic171.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic175.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic180.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic181.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic189.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic19.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic192.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic199.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic200.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic211.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\plastic_plastic212.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 4
...
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\trash_trash80.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 5 exce
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\trash_trash88.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 5 exce
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\trash_trash90.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 5 exce
val: WARNING C:\Users\stakh\Downloads\hubbish-20250205T162630Z-001\hubbish\dataset-resized\dataset_yolo\images\val\trash_trash93.jpg: ignoring corrupt image/label: label class 5 exce

Output is truncated. View as a scrollable element or open in a text editor. Adjust cell output settings.

Class  Images  Instances  Box(P  R      mAP50  mAP50-95): 100% ██████████ 12/12 [00:01:00:00, 6.46it/s]
all      182       182       0.99   0.992  0.995   0.995
glass    100       100       0.98   0.996  0.995   0.995
metal    82        82        1      0.988  0.995   0.995

Speed: 1.0ms preprocess, 3.7ms inference, 0.0ms loss, 1.4ms postprocess per image
Results saved to runs\detect\val4
Итоговые метрики после обучения:
• mAP@50: 0.9949
• mAP@50-95: 0.9949
• Precision (Точность): 0.9902
• Recall (Полнота): 0.9919

```

Рисунок 7 – Результаты валидации YOLOv8

Модель стабильно обнаруживает большинство указанных нами объектов с малым количеством ложных срабатываний, что является нашим требованием для распознавания в

реальном режиме. Результаты также представлены в виде графика зависимости точности воспроизведения для разных классов. Он используется для оценки эффективности модели классификации на рисунке 8.

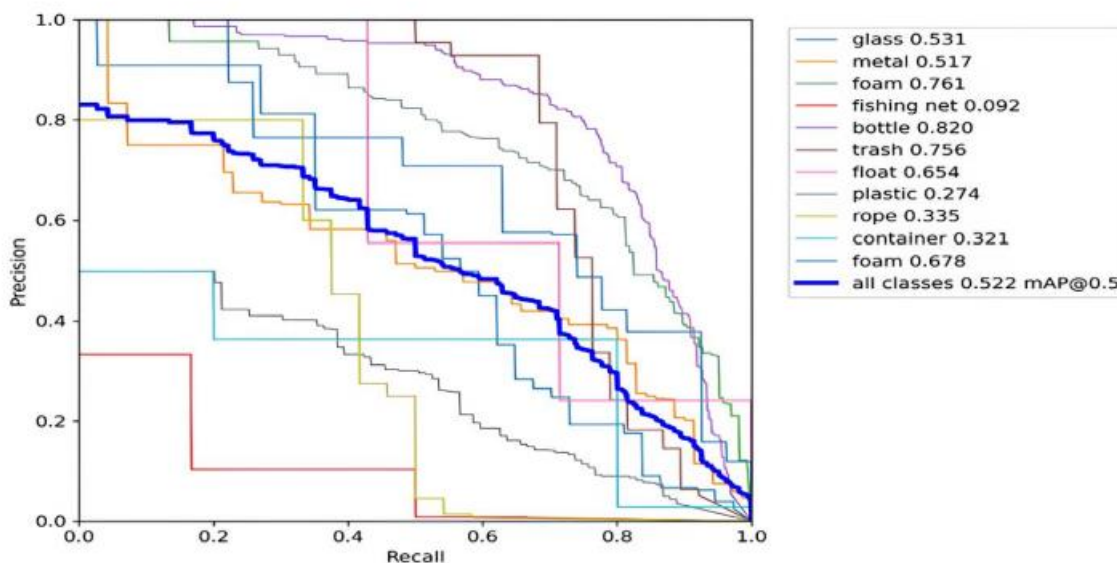


Рисунок 8 – График кривой PR

Видимые здесь напоминания и точность, которые являются ключевыми измерениями для квантования точности обнаружения объектов. Еще одним важным показателем эффективности является средняя точность (mAP).

Заключение.

Результатом разработки данной системы стало успешное выполнение всех запланированных задач. В достижении поставленной цели нам помогла модель YOLO, которая позволяет поддерживать высокую скорость и точность обнаружения объектов в режиме реального времени. Снимки содержали пять классов и были сделаны в разных условиях освещения и с разных ракурсов на разных типах местности для обеспечения максимальной достоверности. Точность обнаружения до 86,07% при коэффициенте отклика 82,89% обеспечивает точное обнаружение большинства объектов. YOLO был интегрирован с бэкендом на основе Flask для поддержки операций вывода на основе API в режиме реального времени. Flask был выбран потому, что он поддерживает простую работу и интеграцию моделей на основе Python. Была спроектирована архитектура, интуитивно понятный интерфейс и уведомления, чтобы каждый пользователь получал данные быстро и легко. С научной точки зрения использование машинного обучения в задачах компьютерного зрения является интересным и глубоким. Учитываются технические реализации, а также реальная выгода для пользователя. В заключение можно сказать, что данная работа принесет большой успех, если его применять в правильной сфере. Сочетая в себе расширенную аналитику, надежную серверную архитектуру и бесшовные пользовательские интерфейсы, система будет работать как база.

Благодарность

Статья выполнена в рамках проекта Министерство науки и высшего образования Республики Казахстан на грантовое финансирование фундаментальных и прикладных научных исследований молодых ученых-постдокторантов по проекту «Жас галым» на 2024-2026 гг. ИРН AP22684785 «Разработка алгоритмов искусственного интеллекта для управления режимами функционирования интегрированных групп БПЛА с VLC-технологией передачи данных»

Список литературы

1. Фесслер, М., Крузи, П., Чопп, М., & Скарамуцца, Д. (2019). Беспилотные летательные аппараты с машинным обучением для автономного полёта: Современное состояние. Передовая робототехника (Advanced Robotics), 33(6).
2. Сильвани, М., Тоноли, А., Зенерино, Э., & Киаберге, М. (2023). Беспилотные летательные аппараты для поисково-спасательных операций: Обзор [Электронный ресурс]. Дистанционное зондирование (Remote Sensing), 15(13). <https://doi.org/10.3390/rs15133266>
3. Ван, Ю., Ван, Ю., Пэн, С., & Ли, Ю. (2019). Применение беспилотных летательных аппаратов в среде машинного обучения [Электронный ресурс]. Компьютерные науки. Труды конференции (Procedia Computer Science), 154, 513–520. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.09.442>
4. Хан, А., & Аль-Мулла, Я. А. (2019). Беспилотный летательный аппарат в среде машинного обучения [Электронный ресурс]. Компьютерные науки. Труды конференции (Procedia Computer Science). Дата обращения: 18 мая 2025 г. URL: 10.1016/j.procs.2019.09.442
5. Цао, Ч., Куйстра, Л., Ван, В., Го, Л., & Валенте, Х. (2023). Обнаружение объектов в реальном времени на основе дистанционного зондирования с БПЛА: Систематический обзор литературы [Электронный ресурс]. Беспилотники (Drones), 7(10), 620. <https://doi.org/10.3390/drones7100620>
6. Дин, Ю., Ян, Ч., Фам, В. К., & Чжан, Ч. (2023). Распределённое машинное обучение для роев БПЛА: Вычисления, сенсоры и семантика [Электронный ресурс]. Архив препринтов arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.00912>
7. Ба, М. Д., Хафиан, А., & Канальс, Р. (2018). Глубокое обучение с автоматической разметкой данных для обнаружения сорняков на изображениях с БПЛА. Дистанционное зондирование (Remote Sensing), 10(11), 1690. <https://doi.org/10.3390/rs10111690>
8. Хоссайн, С., & Ли, Д.-Дж. (2019). Обнаружение и отслеживание нескольких объектов в реальном времени с использованием глубокого обучения на борту летающего робота с GPU [Электронный ресурс]. Датчики (Sensors), 19(15), 3371. <https://doi.org/10.3390/s19153371>
9. Опромолла, Р., Инкиньюло, Г., & Фазано, Г. (2019). Визуальное обнаружение и отслеживание кооперативных БПЛА с применением глубокого обучения [Электронный ресурс]. Датчики (Sensors), 19(19), 4332. <https://doi.org/10.3390/s19194332>
10. DJI. (2025). Поддержка Matrice 300 RTK [Электронный ресурс]. <https://www.dji.com/global/support/product/matrice-300>
11. Parrot. (2025). Parrot ANAFI Ai: Профессиональная дрон-камера - технические характеристики [Электронный ресурс]. <https://www.parrot.com/en/drones/anafi-ai/technicaldocumentation/technical-specifications>
12. Skydio. (2025). Сравнение Skydio 2 и Skydio 2+ [Электронный ресурс]. <https://support.skydio.com/hc/en-us/articles/5338292379803-Comparing-Skydio-2-and-Skydio-2>
13. Autel Robotics. (2025). Серия дронов Dragonfish [Электронный ресурс]. <https://www.autelrobotics.com/productdetail/dragonfish-series-drones/>
14. Percepto. (2025). Percepto AIM: Автономное решение для инспекции и мониторинга [Электронный ресурс]. <https://percepto.co/aim/>
15. Lenta.ru. (2023). Российский дрон «Ланцет»: Характеристики и эффективность. Почему Украина назвала «Ланцет» главной угрозой [Электронный ресурс]. <https://lenta.ru/articles/2023/08/09/lantcet/>
16. Маулит, А., & Нугуманова, А. (2023). Мультиспектральный набор изображений с БПЛА для пшеницы, сои и ячменя в Восточном Казахстане [Электронный ресурс]. Данные (Data), 8(5), 88. <https://doi.org/10.3390/data8050088>
17. Ultralytics. (2025). Документация YOLO от Ultralytics [Электронный ресурс]. <https://docs.ultralytics.com/ru/>

References

1. Faessler, M., Krusi, P., Tschoop, M., & Scaramuzza, D. (2019). Unmanned aerial vehicles using machine learning for autonomous flight: State-of-the-art. *Advanced Robotics*, 33(6).
2. Silvagni, M., Tonoli, A., Zenerino, E., & Chiaberge, M. (2023). Unmanned aerial vehicles for search and rescue: A survey [Electronic resource]. *Remote Sensing*, 15(13). <https://doi.org/10.3390/rs15133266>
3. Wang, Y., Wang, Y., Peng, X., & Li, Y. (2019). Unmanned aerial vehicle in the machine learning environment [Electronic resource]. *Procedia Computer Science*, 154, 513–520. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.09.442>
4. Khan, A., & Al-Mulla, Y. A. (2019). Unmanned aerial vehicle in the machine learning environment [Electronic resource]. *Procedia Computer Science*. Retrieved May 18, 2025. 10.1016/j.procs.2019.09.442
5. Cao, Z., Kooistra, L., Wang, W., Guo, L., & Valente, J. (2023). Real-time object detection based on UAV remote sensing: A systematic literature review [Electronic resource]. *Drones*, 7(10), 620. <https://doi.org/10.3390/drones7100620>
6. Ding, Y., Yang, Z., Pham, V. Q., & Zhang, Z. (2023). Distributed machine learning for UAV swarms: Computing, sensing, and semantics [Electronic resource]. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.00912>
7. Bah, M. D., Hafiane, A., & Canals, R. (2018). Deep learning with unsupervised data labeling for weed detection in line crops in UAV images. *Remote Sensing*, 10(11), 1690. <https://doi.org/10.3390/rs10111690>
8. Hossain, S., & Lee, D.-J. (2019). Deep learning-based real-time multiple-object detection and tracking from aerial imagery via a flying robot with GPU-based embedded devices [Electronic resource]. *Sensors*, 19(15), 3371. <https://doi.org/10.3390/s19153371>
9. Opromolla, R., Inchingolo, G., & Fasano, G. (2019). Airborne visual detection and tracking of cooperative UAVs exploiting deep learning [Electronic resource]. *Sensors*, 19(19), 4332. <https://doi.org/10.3390/s19194332>
10. DJI. (2025). Support for Matrice 300 RTK [Electronic resource]. <https://www.dji.com/global/support/product/matrice-300>
11. Parrot. (2025). Parrot ANAFI Ai: Professional drone camera - Technical specifications [Electronic resource]. <https://www.parrot.com/en/drones/anafi-ai/technical-documentation/technicalspecifications>
12. Skydio. (2025). Comparing Skydio 2 and Skydio 2+ [Electronic resource]. <https://support.skydio.com/hc/en-us/articles/5338292379803-Comparing-Skydio-2-and-Skydio-2>
13. Autel Robotics. (2025). Dragonfish series drones [Electronic resource]. <https://www.autelrobotics.com/productdetail/dragonfish-series-drones/>
14. Percepto. (2025). Percepto AIM: Autonomous inspection & monitoring solution [Electronic resource]. <https://percepto.co/aim/>
15. Lenta.ru. (2023). The Russian Lancet drone: Characteristics and efficiency. Why Ukraine called the Lancet the main threat [Electronic resource]. <https://lenta.ru/articles/2023/08/09/lantcet/>
16. Maulit, A., & Nugumanova, A. (2023). A multispectral UAV imagery dataset of wheat, soybean and barley crops in East Kazakhstan [Electronic resource]. *Data*, 8(5), 88. <https://doi.org/10.3390/data8050088>
17. Ultralytics. (2025). Ultralytics YOLO documentation [Electronic resource]. <https://docs.ultralytics.com/ru/>

ОБЪЕКТИ ТАНУ ЖӘНЕ ДЕРЕКТЕРДІ ТИІМДІ БЕРУ ҮШІН МАШИНАЛЫҚ ОҚУ ЖҮЙЕЛЕРІН ҰШҚЫШСЫЗ ҰШУ АППАРАТТАРЫНЫҢ АҚПАРАТТЫҚ-КОММУНИКАЦИЯЛЫҚ ПЛАТФОРМАЛАРЫНА ИНТЕГРАЦИЯЛАУ

Аңдатпа. Ұшқышсыз ұшатын аппараттарды (ҰҰА) пайдалана отырып объектілерді тану үшін ақпараттық жүйелерге машиналық оқыту жүйелерін интеграциялау өмірдің көптеген салаларында, соның ішінде ауыл шаруашылығында, әскери операцияларда және қоршаған ортаны бақылауда қолданылуы мүмкін.

Бұл жұмыстың мақсаты – қалдықтардың әртүрлі түрлерін анықтау арқылы адам еңбегін жеңілдету және қоршаған ортаны қорғауды ынталандыру үшін ұшқышсыз ұшу аппараттарының көмегімен объектілерді тану үшін машиналық оқытуды біріктіру арқылы ақпараттық жүйені әзірлеу.

Бұл жүйе сұранысқа ие, себебі камералары бар дрондар үлкен көлемдегі деректерді жинайды және күрделі функциялардың көмегімен оларды өңдеу жылдамырақ жүреді. Жұмыс көптеген жаңа функциялар мен инновациялық шешімдердің арқасында еліміз үшін де жаңа мүмкіндіктер ашады. Қолданыстағы жүйелер мен функцияларды талдауды пайдалана отырып, жаңа жүйеге қойылатын талаптар анықталды. Суреттерді тану техникасы, ұшқышсыз ұшатын аппараттардың навигациясы, объектілерді анықтау және таратудағы нейрондық желілер, ұшқышсыз ұшу аппараттарының қалыптасу траекториясын жоспарлау алгоритмдері сияқты.

Міндеттер терең оқыту технологияларымен және ұшқышсыз ұшатын аппараттарды қолданумен үйлесетін жүйені әзірлеу болып табылады. Жүйе жаңа объектілерді анықтауға жауап беретін және пайдаланушыға хабарламалар жіберетін жедел хабарландыру механизмімен жабдықталған. Басқару, хабарландыруларды қабылдау, сондай-ақ бұрын танылған нысандарда суреттер мен деректерді сақтау үшін пайдаланушыға ыңғайлы интерфейс қарастырылған.

Ұшу кезінде алынған мәліметтер объектілерді өңдеу, тану және жіктеу үшін ақпараттық жүйеге беріледі. Шешімнің архитектурасы нақты уақыт режимінде жұмыс істеуді қамтамасыз етеді. Пайдаланушы интерфейсі жүйені басқаруды интуитивті етеді және ақпараттың ұзақ мерзімді сақталуын қамтамасыз етеді.

Жұмыстың нәтижесінде қауіпсіздікті қамтамасыз ету, қалдықтардың ең көп жиналатын орнын табу, қоршаған ортаны бақылау сияқты түрлі салаларда қолдануға болады. Нәтижелерді алғаннан кейін нақты уақыт режимінде тану мен бейімделудің дәлдігін растайтын тестілеу жүргізілді.

Түйін сөздер: машиналық оқыту, ұшқышсыз ұшу аппараттары, нысанды тану, нейрондық желілер, терең оқыту, нақты уақыттағы өңдеу, компьютерлік көру, деректерді беру.

INTEGRATION OF MACHINE LEARNING SYSTEMS INTO INFORMATION AND COMMUNICATION PLATFORMS OF UNMANNED AERIAL VEHICLES FOR OBJECT RECOGNITION AND EFFICIENT DATA TRANSFER

Abstract. Integration of machine learning systems into information systems for recognizing objects using unmanned aerial vehicles (UAVs) can be applied in many areas of life, including farming, military operations, and environmental monitoring.

The purpose of this work is to develop an information system with the integration of machine learning for recognizing objects using UAVs in order to facilitate human labor and promote environmental protection by identifying various types of waste.

This system is in demand because drones with cameras collect large volumes of data, and with the help of complex functions, their processing occurs faster. The work also opens up new opportunities for our country, due to many new functions and innovative solutions. Using the

analysis of existing systems and functions, requirements for a new system were identified. Such as image recognition techniques, navigation of unmanned aerial vehicles, neural networks in the detection and distribution of objects, algorithms for planning the trajectory of the formation of UAVs.

The tasks are to develop a system combined with deep learning technologies and using unmanned aerial vehicles. The system is equipped with an instant notification mechanism that responds to the detection of new objects and sends notifications to the user. A user-friendly interface is provided for control, receiving notifications, as well as storing images and data on previously recognized objects.

The data obtained during the flight is transmitted to the information system for processing, recognition and classification of objects. The architecture of the solution ensures operation in real time. The user interface makes the system management intuitive and ensures long-term storage of information.

As a result of the work, it can be used in various areas, such as security, finding the largest place of accumulation of waste, monitoring the environment. After the results were obtained, testing was carried out, which confirmed the accuracy of recognition and adaptability in real time.

Keywords: machine learning, unmanned aerial vehicles, object recognition, neural networks, deep learning, real-time processing, computer vision, data transmission.

Авторлар туралы мәлімет

Керибаева Талшын Бақытжанқызы	«Авиациалық техника және технологиялар» кафедрасының аға оқытушысы, Азаматтық Авиация Академиясы, Алматы, Қазақстан E-mail: talshyn.keribayeva@agakaz.kz , https://orcid.org/0000-0001-7380-098X
-------------------------------------	---

Сведение об авторах

Керибаева Талшын Бақытжанқызы	Сеньор-лектор кафедры «Авиационная техника и технологии», АО Академия Гражданской Авиации, г. Алматы, Казахстан. E-mail: talshyn.keribayeva@agakaz.kz , https://orcid.org/0000-0001-7380-098X
-------------------------------------	--

Information about the authors

Keribayeva Talshyn	Senior Lecturer of the Department of Aviation equipment and technology, of the Academy of Civil Aviation, Almaty, Kazakhstan E-mail: talshyn.keribayeva@agakaz.kz , https://orcid.org/0000-0001-7380-098X
-----------------------	--