

Труды МАИ. 2023. № 132
Trudy MAI, 2023, no. 132

Научная статья

УДК 004.932

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=176854>

АЛГОРИТМ АВАРИЙНОЙ ПОСАДКИ БЕСПИЛОТНОГО ЛЕТАТЕЛЬНОГО АППАРАТА МУЛЬТИРОТОРНОГО ТИПА НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЯ ПОДСТИЛАЮЩЕЙ ПОВЕРХНОСТИ

Александр Сергеевич Кошкар¹, Дарья Дмитриевна Гулий², Валентина Павловна Барякшева³✉

^{1,2,3}Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург, Россия

¹koshkarof@gmail.com

²guliy1999@inbox.ru

³vsvally@mail.ru✉

Аннотация. В статье рассматривается порядок разработки алгоритма аварийной посадки беспилотного летательного аппарата мультироторного типа на основе анализа изображения подстилающей поверхности. Реализация алгоритма осуществлена в два этапа: сегментация изображений с помощью нейронной сети *UNetFormer* и обнаружение безопасной зоны посадки с выделением безопасных классов наблюдаемых в кадре объектов, расчетом занимаемой площади беспилотного летательного аппарата на аварийном кадре и дальности до зоны аварийной посадки, выбранной алгоритмом.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат, аварийная посадка, семантическая сегментация изображения

Для цитирования: Кошкарров А.С., Гулий Д.Д., Барякшева В.П. Алгоритм аварийной посадки беспилотного летательного аппарата мультироторного типа на основе анализа изображения подстилающей поверхности // Труды МАИ. 2023. № 132. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=176854>

Original article

MULTI-ROTOR UNMANNED AERIAL VEHICLE EMERGENCY LANDING ALGORITHM BASED ON UNDERLYING SURFACE IMAGE ANALYSIS

Alexander S. Koshkarov¹, Daria D. Guliy², Valentina P. Baryaksheva³✉

^{1,2,3}Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation,

Saint-Petersburg, Russia

¹koshkarof@gmail.com

²guliy1999@inbox.ru

³vsvally@mail.ru✉

Abstract. The imminent expansion of application areas of high-tech products has also affected the field of unmanned aircraft systems. The use of unmanned aerial vehicles is finding increasing application in various sectors of the national economy, aviation, automotive, and the use of lightweight light unmanned aerial vehicles already covers up to 100 different sectors of the modern economy. The trend towards the use of unmanned aerial vehicles remains stable and is presumed to continue to grow in the digital economy.

However, despite all the benefits, the use of drones also carries certain risks associated with the possibility of an accident that could result in the loss of the drone or damage to the environment.

Implementing emergency standards and regulations is an important aspect of unmanned aerial vehicles to ensure the safety of people, the environment, and property. In the case of multirotors, this critical capability takes the form of forced landing site selection. Common examples of events requiring an emergency landing are low battery, loss of ground contact, and deterioration in performance of satellite navigation systems. Since these emergency situations require an immediate landing, it is important to be able to have safe landing in a dense urban environment and complex transportation infrastructure. Therefore, the realization of emergency landing of a multirotor type unmanned aerial vehicle is an actual research area in the field of unmanned aviation. The use of analysis of underlying surface combined with machine learning methods and neural networks, will can significantly improve the efficiency of emergency landing methods, providing a more accurate assessment of the surface condition.

The paper presents the procedure for developing an algorithm for emergency landing of a multi-rotor unmanned aerial vehicle based on the analysis of the underlying surface image. The realization of the algorithm is carried out in two stages: image segmentation using the UNetFormer neural network and detection of a safe landing zone with the allocation of safe classes of objects observed in the frame, calculation of the occupied area of the unmanned aerial vehicle on the emergency frame and the range to the emergency landing zone selected by the algorithm.

Keywords: drone, emergency landing, semantic image segmentation

For citation: Koshkarov A.S., Guliy D.D., Baryaksheva V.P. Multi-rotor unmanned aerial vehicle emergency landing algorithm based on underlying surface image analysis. *Trudy MAI*, 2023, no. 132. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=176854>

Введение

Неминуемое расширение сфер применения высокотехнологичной продукции затронуло и сферу беспилотных авиационных систем. Использование беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) находит все большее применение в различных отраслях народного хозяйства, авиации, автомобилестроения, а использование легких малых БПЛА уже охватывает до 100 различных отраслей современной экономики. Тенденция перехода к использованию беспилотных систем остается стабильной и предполагается, что в цифровой экономике будет продолжать расти. Несмотря на то, что рынок малых БПЛА потребительского и промышленного сегмента в России практически полностью контролируется иностранными, с небольшим присутствием отечественных (менее 5% рынка), производителями, ожидается, что при снятии ряда барьеров и развитии поставщиков каналов продаж, рынок потребительского сегмента малых БПЛА в России достигнет 2,5 миллионов эксплуатируемых устройств к 2025 году [1,2]. В мировом сообществе лидером в производстве дронов гражданского назначения является Китай (более 80% дронов мирового рынка) со стремительно развивающимся сектором беспилотных технологий [3].

Однако, несмотря на все преимущества БПЛА и их активное массовое внедрение в различные сферы жизнедеятельности человека, их использование также несет в себе определенные риски, связанные с возможностью возникновения аварийной ситуации. Внедрение стандартов и правил действий при аварийных ситуациях является важным аспектом беспилотных автономных систем, обеспечивающим безопасность людей, окружающей среды и имущества. В случае БПЛА мультироторного типа эта критически важная способность принимает форму выбора места вынужденной посадки. Обычными примерами событий, требующих аварийной посадки, являются низкий заряд батареи, потеря связи с землей и ухудшение работы спутниковых навигационных систем [4]. Так как эти чрезвычайные ситуации требуют немедленной посадки, важно иметь возможность безопасно приземлиться в потенциально населенных районах с людьми и автомобилями. Анализа участка территории, находящегося под самим аппаратом, в сочетании с методами машинного обучения и нейронными сетями может значительно повысить эффективность методов аварийной посадки, обеспечивая более точную оценку состояния поверхности.

В данной работе предложен алгоритм аварийной посадки БПЛА мультироторного типа, представлены результаты его работы на наборе данных *UAVid*, а также приведены результаты полунатурного эксперимента по выбору места аварийной посадки в условиях плотной городской застройки Санкт-Петербурга.

Оценка риска использования беспилотных летательных аппаратов, классификация аварийных ситуаций и их последствий

Одной из основных проблем безопасности является возможность причинения ущерба окружающим объектам и ценному оборудованию промышленных БПЛА в случае аварийной посадки. Для этого необходимо определить подходящее место для посадки с учетом потенциальных рисков и минимизацией возможности применения вреда окружающей среде и людям.

В большинстве развитых стран все летательные аппараты, которые входят в воздушное пространство, по закону обязаны согласовать свой полёт с национальным регулятором. В свою очередь регулятор осуществляет менеджмент воздушного трафика, предоставляя БПЛА сегрегированное воздушное пространство [5,6,7]. Например стандарт рисков конкретных операций *SORA*, опубликованный в 2019 году. Обобщим и конкретизируем требования безопасности аварийной посадки на основании указанных выше документов (рис. 1).

Для регулятора стандарт *SORA* позволяет идентифицировать:

1) Уровни риска столкновения на земле и в воздухе: наземный класс риска (*GRC*) определяется в градации от 1 (низкий риск) до 8 (высокий риск), а воздушный (*ARC*) – от А (низкий риск) до D (высокий риск);

2) Подходящие средства смягчения последствий и оценку снижения риска.

Так, для *GRC* определены три типа смягчения:

– M1 – стратегическое смягчение (например, намеренное сокращение количества людей, которые могут подвергнуться риску);

- M2 – уменьшение последствий удара о землю (например, раскрытие парашюта);
 - M3 – план реагирования на чрезвычайные ситуации (должен определяться в случае потери контроля над операцией).
- 3) Уровень гарантии и целостности;
- 4) Применимые эксплуатационные требования безопасности и ожидаемый уровень надёжности.



Рис. 1. Соответствие рейтинга и последствий аварийных посадок согласно стандарту *SORA*

Также стандартом определена примерная архитектура внутренних функций БПЛА (рис. 2) [7,8]. Она разработана как непрерывный контур мониторинга, анализирующий данные сбора, для запуска соответствующей аварийной процедуры при обнаружении критической аномалии. Стратегия безопасности может быть более подробно описать следующим образом:

1) Если БПЛА сталкивается с временной недоступностью к внешним сигналам, применяется манёвр зависания (З);

2) Если БПЛА столкнулся с постоянной недоступностью к внешним сигналам или бортовыми сбоями, применяется манёвр «Возврат на базу» (ВБ);

3) Если БПЛА сталкивается с потерей навигационных возможностей, обеспечивающих надлежащее управление, применяется манёвр аварийной посадки (АП);

4) Если системы БПЛА не могут обеспечить продолжение полёта и даже аварийную посадку, применяется манёвр завершения полёта (ЗП). В результате двигатели останавливаются и раскрывается парашют.

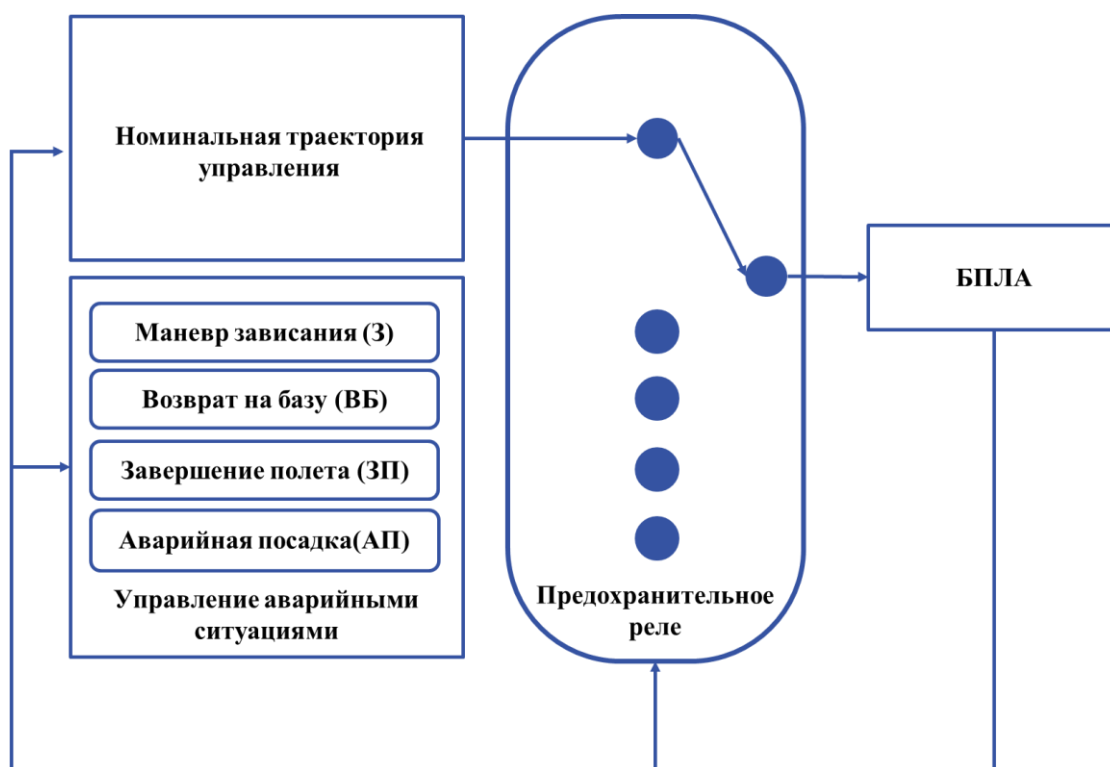


Рис. 2. Архитектура внутренних функций БПЛА согласно стандарту SORA [7]

Критерии выбора зоны аварийной посадки

Выбор зоны аварийной посадки для беспилотного летательного аппарата включает ряд критериев, которые должны быть учтены для обеспечения безопасности окружающих объектов и самого БПЛА [9,10]. Некоторые из основных критериев выбора зоны аварийной посадки включают:

1. **Безопасность людей и инфраструктуры:** зона должна быть свободна от людей, транспортных средств и других объектов, которые могут быть повреждены или представлять угрозу.

2. **Подстилающая поверхность:** подстилающая поверхность в зоне посадки должна быть ровной и стабильной. Идеальным вариантом является гладкая асфальтированная или бетонная поверхность.

3. **Доступность:** зона выбора должна быть доступной для БПЛА, чтобы обеспечить возможность приземления.

4. **Размер и пространство:** зона должна быть достаточно просторной, чтобы обеспечить безопасное приземление и маневрирование БПЛА.

5. **Видимость:** зона посадки должна обеспечивать хорошую видимость для БПЛА.

6. **Удаленность от людей и населенных пунктов:** при выборе зоны аварийной посадки предпочтение отдается удаленным отсекам или областям, где отсутствуют люди и населенные пункты.

7. Доступность для служб аварийной помощи: важно учитывать доступность выбранной зоны для служб аварийной помощи, чтобы в случае необходимости оперативно предоставить помощь или выполнить эвакуацию.

8. Расстояние от запретных зон: Некоторые области могут быть классифицированы как запретные зоны, например, аэропорты, военные объекты или национальные парки.

Реализовать выбор зоны аварийной посадки для беспилотного летательного аппарата с учетом всех критериев возможно с помощью анализа цифровых изображений, получаемых с камер БПЛА. В настоящий момент существует известный подход автономной посадки с помощью систем компьютерного зрения. Данный подход имеет ряд методов:

Метод скользящего просмотра, заключающийся в поиске максимума корреляции имеющихся эталонных и текущих изображений из заданной области поиска. Метод широко используется в задачах распознавания объектов, обнаружения лиц, применяется в осуществлении слежения за движущимися объектами. Одним из ключевых недостатков данного метода в решении задачи аварийной посадки БПЛА является отсутствие контекста в сцене изображения. Это может привести к трудностям в различении объектов в сложных сценах, где контекст может быть важным для правильной классификации или обнаружения [10].

Метод на обнаружении и описании ключевых точек. Данный метод основан на анализе изображений и обнаружении ключевых элементов или особенностей визуального сценария на нем. Описание уникальных особенностей изображения

позволяет осуществлять дальнейшую идентификацию объекта и определение его положения и ориентации в пространстве. Преимуществом подхода является его универсальность и применимость в различных сценариях. Он позволяет анализировать и использовать информацию из визуальных данных, что делает его полезным для посадки в различных условиях, включая изменяющуюся среду и объекты в ней. Однако этот подход может столкнуться с некоторыми ограничениями, такими как сложности в обработке изображений в реальном времени, наличие шума или помех, а также необходимость обучения и адаптации алгоритмов обработки изображений для конкретных сценариев.

Метод 3D-восстановления основан на создании трехмерной модели окружающей среды с использованием восстановления глубины изображений. Данный подход реализуется с помощью стереоизображений, лидарных данных или других источников информации о глубине. Трехмерная модель окружающей среды, построенная на оценке глубины сцены, позволяет определять препятствия, рассчитывать наклон поверхности, выявлять неровности и другие особенности окружающей среды. Его способность к учету трехмерной структуры сцены позволяет минимизировать риски столкновения с препятствиями и обеспечить стабильность работы в задачах аварийной посадки БПЛА. Однако этот подход требует наличия дополнительного оборудования, такого как стереокамеры или лидары, для получения информации о глубине сцены. Кроме того, трехмерное восстановление может быть вычислительно затратным процессом, требующим

достаточно высокой вычислительной мощности для выполнения в реальном времени. Данный метод не подходит для решения поставленной задачи.

Метод сопоставления с картой основан на использовании предварительно созданной карты или модели окружающей среды, которая содержит информацию о топологии местности, локации препятствий, посадочных площадок и других существенных элементов. Преимуществом подхода является его способность к точному определению положения и ориентации БПЛА, используя предварительно созданную карту. Это позволяет достичь более стабильной и предсказуемой посадки, особенно при условии, что карта обладает высокой точностью и актуальностью. Кроме того, этот подход может быть эффективным в условиях ограниченной связи с *GPS* или при использовании БПЛА внутри помещений. Однако, для успешного применения этого подхода необходимо иметь предварительно созданную карту, которая должна быть актуальной и содержать достаточно детальную информацию о среде. Также следует учитывать, что изменения в окружающей среде могут повлиять на точность сопоставления с картой, поэтому система должна быть способна адаптироваться к изменениям в реальном времени.

Методы на основе машинного обучения, обрабатывающие большие объемы данных, могут быть применимы в задачах динамических сред, где необходима быстрая адаптация к изменяющимся условиям. В задачах компьютерного зрения, робототехники, биоинформатики активно применяются модели машинного обучения: искусственные нейронные сети. Для аварийной посадки БПЛА

предпочтительно использовать методы машинного обучения по следующим причинам:

1. Автоматизация. БПЛА, оборудованный алгоритмами машинного обучения, способен самостоятельно анализировать ситуацию, оценивать риски, определять приемлемую траекторию посадки и принимать решения о корректировке полетных параметров.

2. Адаптивность. Обработка больших объемов данных и нахождение оптимальных решений на основе имеющейся информации позволяют БПЛА адаптироваться к различным сценариям аварийной посадки, учитывая различные факторы, такие как погода, окружающая среда, препятствия и другие переменные.

3. Распознавание образов. Данная возможность позволяет БПЛА обнаруживать и учитывать препятствия, такие как здания, деревья или другие летательные аппараты, и принимать соответствующие меры для их обхода или избегания.

4. Гибкость и обновление. БПЛА может обновлять свои модели машинного обучения на основе новых данных и информации, что позволяет ему улучшать свою производительность и адаптироваться к новым ситуациям [11].

Все эти преимущества делают методы машинного обучения предпочтительными для решения задачи аварийной посадки БПЛА с помощью анализа подстилающей поверхности, так как они позволяют достичь высокой степени автономности, адаптивности и безопасности в сложных условиях.

На основании выделенных критериев аварийной посадки БПЛА мультироторного типа и анализа существующих методов обработки изображений составляется алгоритм анализа подстилающей поверхности.

**Алгоритм аварийной посадки беспилотного летательного аппарата
мультироторного типа на основе анализа изображения подстилающей
поверхности**

Аварийная посадка с помощью анализа подстилающей поверхности будет осуществляться при аварийных ситуациях следующего типа: технические сбои, потеря связи, плохие погодные условия, проседание тока аккумулятора (или снижение его напряжения). При фиксации информации о наличии аварийной ситуации, БПЛА мультироторного типа совершает маневр зависания с подключением одноплатного компьютера для поиска зоны-посадки. Одноплатный компьютер, как модуль интеллектуальной системы управления БПЛА, осуществляет обработку данных с датчиков высоты и местоположения, если сигнал *GPS* не потерян, а также получает аварийный кадр с камеры. На основе этих данных создается список посадочных зон-кандидатов. Этот список становится базовыми данными для выделения препятствий и расчета расстояния. Расстояние до каждой зоны-кандидата для приземления и оценка риска используются в качестве факторов для ранжирования зон-кандидатов и, в свою очередь, выбора лучшей зоны для посадки. Дальнейшие действия при аварийной посадке можно разбить на этапы алгоритма, представленного на рисунке 3.

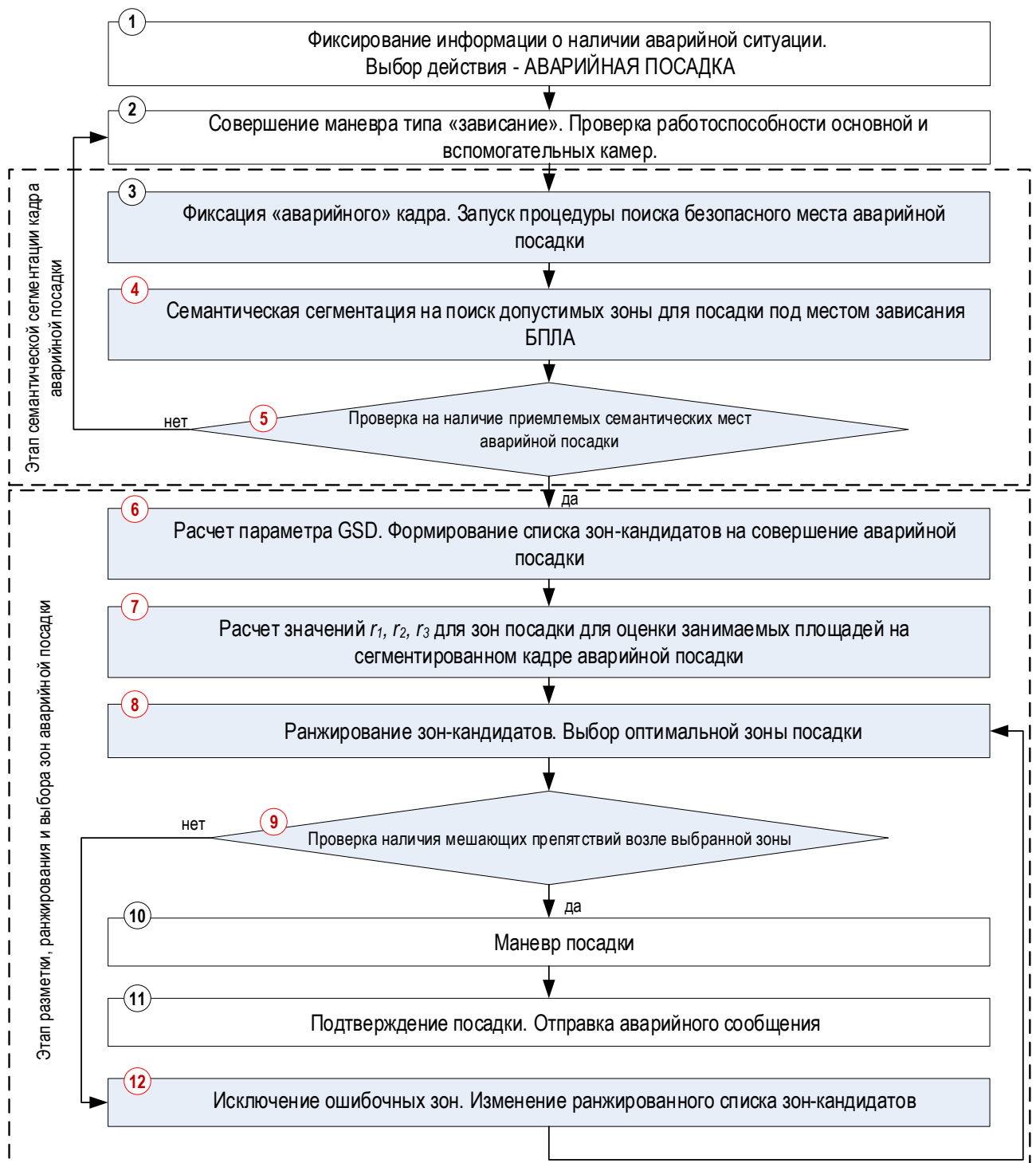


Рис. 3. Алгоритм аварийной посадки беспилотного летательного аппарата

мультироторного типа на основе анализа изображения подстилающей поверхности

На первом этапе аварийный кадр анализируется с помощью нейронной сети семантической сегментации (*UNetFormer*) [12,13]. Нейронная сеть принимает на

вход изображение и присваивает каждому пикселю метку, указывающую на класс или категорию, к которой он относится.

После процесса сегментации, полученные метки позволяют выделить области на аварийном кадре. Для этого, накладываются маски на исходное изображение, где каждый пиксель внутри области сегментации помечен как «активный», а пиксели вне области сегментации остаются «неактивными». Это позволяет выделить и визуализировать важные области или объекты на аварийном кадре, такие как препятствия, человек, дорога или другие объекты. Пример обработки изображения алгоритмом семантической сегментации представлен на рисунке 4. Таким образом, нейронная сеть семантической сегментации обеспечивает автоматическую и точную сегментацию аварийного кадра, что позволяет более эффективно и точно определить и визуализировать области интереса для принятия решений при аварийной посадке БПЛА.

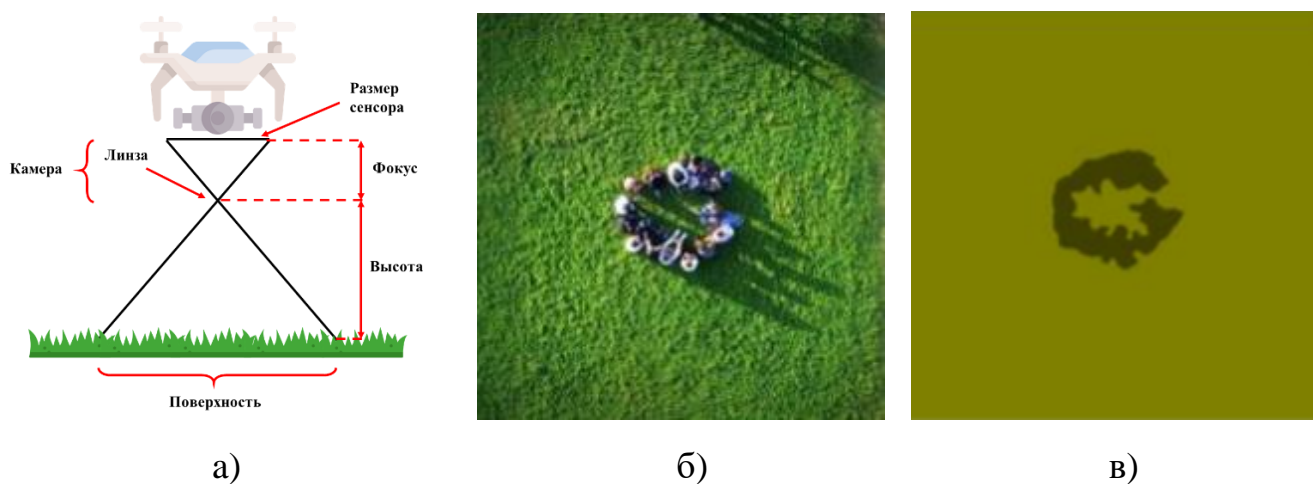


Рис. 4. Семантическая сегментация аварийного кадра: а) Расчет параметра размера пикселя на земной поверхности; б) Аварийный кадр; в) Результат семантической сегментации аварийного кадра

После получения информации о распознанных областях сегментации и масках, на втором этапе алгоритм проводит дополнительную обработку для выделения участков кадра, соответствующих безопасной поверхности для посадки. Это делается путем проверки масок и их соответствия классу безопасной поверхности [13,14]. На них определяются площади, соответствующие площади БПЛА, в пиксельном варианте. Каждая отмеченная зона попадает в список зон-кандидатов для посадки.

Размер пикселя на земной поверхности (*GSD*, *Ground Sampling Distance*) – это физическая величина, определяющая размер одного пикселя изображения на земной поверхности [14,15]. *GSD* измеряется в метрах на пиксель и является показателем пространственного разрешения камеры. Данная информация необходима для расчета занимаемой площади БПЛА в пикселях на аварийном кадре и расчета дальности в метрах до выбранной алгоритмом зоны аварийной посадки.

Расчет *GSD* зависит от нескольких факторов, включая фокусное расстояние объектива, размер матрицы камеры и высоту полета БПЛА (рис. 4а). Общая формула для расчета *GSD* выглядит следующим образом:

$$GSD = \frac{S \cdot H}{F \cdot I}, \quad (1)$$

где *S* – ширина/длина сенсора камеры дрона, мм; *H* – высота полета БПЛА над землей, м; *F* – фокусное расстояние объектива, мм; *I* – количество пикселей в разрешении изображения камеры дрона.

На допустимых для посадки поверхностях обозначаются возможные зоны приземления с «обнаружением круга» в области, соответствующего параметрам

БПЛА (радиус и площади). Возможные зоны приземления показаны в виде окружностей на рисунке 5а, области обнаружения препятствий для каждой посадочной зоны-кандидата на рисунке 5б.

Идет сохранение координат посадочных зон в пиксельном виде, где началом системы отсчета является центральная точка на изображении, которая соответствует центру БПЛА [16,17]. Расстояние может быть вычислено с помощью формулы Евклидова расстояния между двумя точками:

$$z_n = \sqrt{(x_n - x_0)^2 + (y_n - y_0)^2}, \quad (2)$$

где z_n – расстояние до кандидата зоны посадки, пиксель; x_n, y_n – координаты кандидата зоны посадки, пиксель; x_0, y_0 – координаты БПЛА, пиксель.



Рис. 5. Зоны-кандидаты аварийной посадки БПЛА: а) Измерение расстояний до потенциальных зон посадки; б) Зоны обнаружения препятствий для потенциальных зон посадки

Введем следующие определения расстояний r_1 – полудиаметр БПЛА мультироторного типа, r_2 – полудиаметр зоны посадки кандидата, и r_3 – предельный радиус обнаружения препятствий, который является фиксированным. Обнаружение

препятствий происходит в областях r_2 и r_3 (рис. 4б), которые одинаковы для каждой посадочной зоны-кандидата независимо от ее радиуса. Для этого мы обрезаем исходное изображение, используем алгоритм семантической сегментации и подсчитываем отношение в пикселях занимаемой площади препятствия к площади посадочной зоны на изображении. В нашей работе для классификации использовалось собственное дерево классификаций (рис. 6).

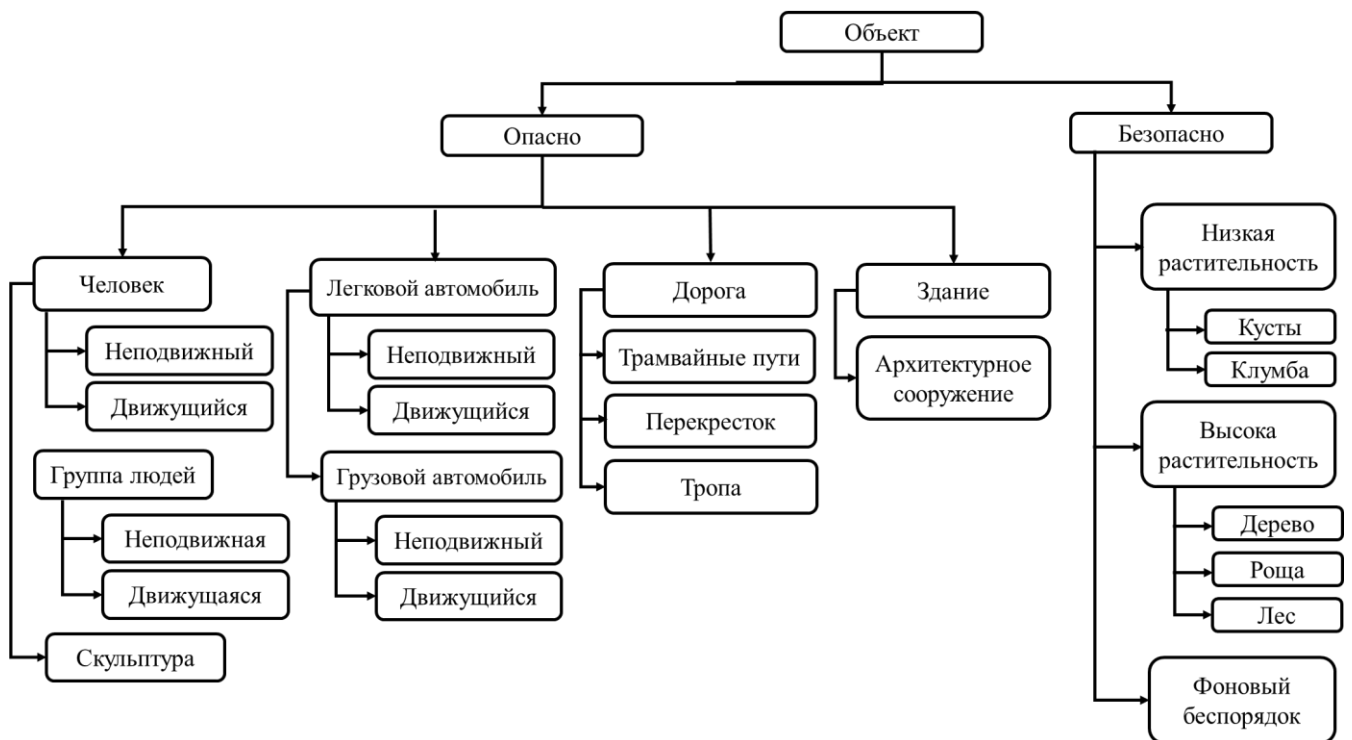


Рис.6. Дерево классификаций для участков площадок аварийной посадки

Таким образом, данный подход позволяет достаточно точно оценить риск для каждой зоны посадки, учитывая присутствие препятствий вблизи этих зон.

Обучение разработанного алгоритма сегментации кадра для выбора места аварийной посадки

Программная часть была реализована с использованием фреймворка *PyTorch* на одном графическом процессоре *GTX 1050 Ti STRIX*. Для обеспечения быстрой

сходимости был использован оптимизатор *AdamW* [18-21]. Базовая скорость обучения была установлена на $6e-4$, а значение затухания веса составляло 0,01. *AdamW* (*Adam with weight decay*) – это алгоритм оптимизации, обычно используемый при обучении нейронных сетей. Оптимизатор *AdamW* обновляет параметры модели на основе градиентов функции потерь относительно этих параметров, принимая во внимание как текущий градиент, так и среднее значение прошлых градиентов. Он также учитывает затухание веса, добавляя масштабный член затухания веса к обновлению параметров.

Для набора данных *UAVid* были применены случайный вертикальный и горизонтальный перевороты, а также случайное изменение яркости во время обучения для аугментации данных. Входные данные были изменены до размера 1024×1024 пикселей. Оптимальное количество эпох обучения составило 40, а размер пакета – 8, что означает, что модель будет обрабатывать по 8 образцов одновременно перед обновлением весов на каждой итерации обучения. В работе использовались две основные категории метрик оценки сети, представленные в таблице 1

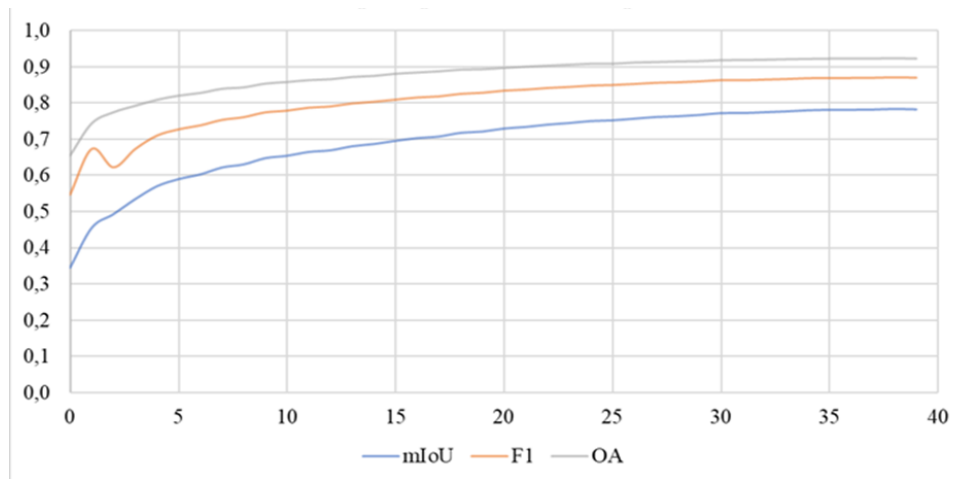
Таблица 1

Метрики оценки точности и масштаба сети

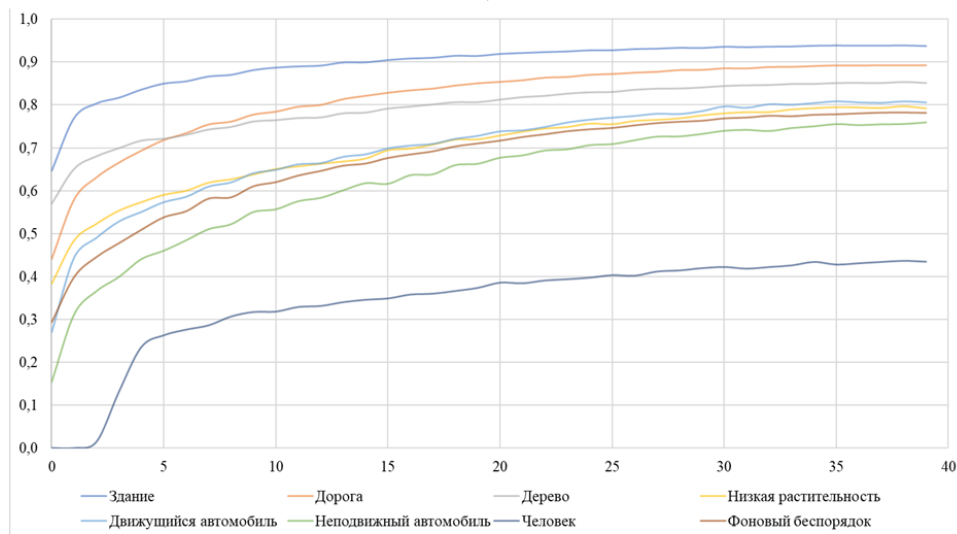
<i>Категория 1: Оценка точности сети</i>	
Название метрики	Функция метрики
Общая точность (OA)	измерение доли правильно классифицированных пикселей в выходных сегментационных масках по сравнению с эталонными данными
Среднее значение F1-меры (F1)	расчет гармонического среднего между показателями точности и полноты, с обеспечением сбалансированной оценки производительности модели
Среднее значение пересечения по	расчет среднего значения пересечения по объединению для каждого класса, с указанием на уровень перекрытия между предсказанными и

объединению (mIoU)	эталонными сегментационными масками
<i>Категория 2: Оценка точности сети</i>	
Количество кадров в секунду (FPS)	измерение скорости работы сети в количестве обрабатываемых кадров в секунду, с указанием производительности в реальном времени
Занимаемая память (MB)	оценка объема памяти, необходимой для работы сети во время вывода, с указанием потребления памяти
Количество параметров модели (M)	подсчет общего числа обучаемых параметров в сети с предоставлением указания на сложность модели и требований к памяти

Оценивая эти метрики, мы можем оценить точность и требования к ресурсам сети для задач семантической сегментации. Обучающий набор данных *UAVid* состоит из тренировочной (для обучения) и валидационной (для оценки качества обучения) части.



а)



б)

Рис. 7. Метрики тренировочного набора: а) Уровень метрик тренировочного набора; б) Уровень метрик тренировочного набора для каждого класса объектов

Время обучения *UNetFormer* составило 23 часа 43 минуты. Обучение происходило в течение 40 эпох. В результате обучения, достигнутые метрики на валидационном наборе данных были следующими: mIoU составила 0,786; F1 – 0,874; OA – 0,919. На тренировочном наборе данных достигнутые метрики были: mIoU – 0,783; F1 – 0,870 и OA – 0,924. Зависимость значения метрик тренировочного и валидационного набора от эпохи представлены на рисунках 7 и 8

соответственно. Для каждого класса объектов также были получены mIoU в процессе обучения *UNetFormer*.

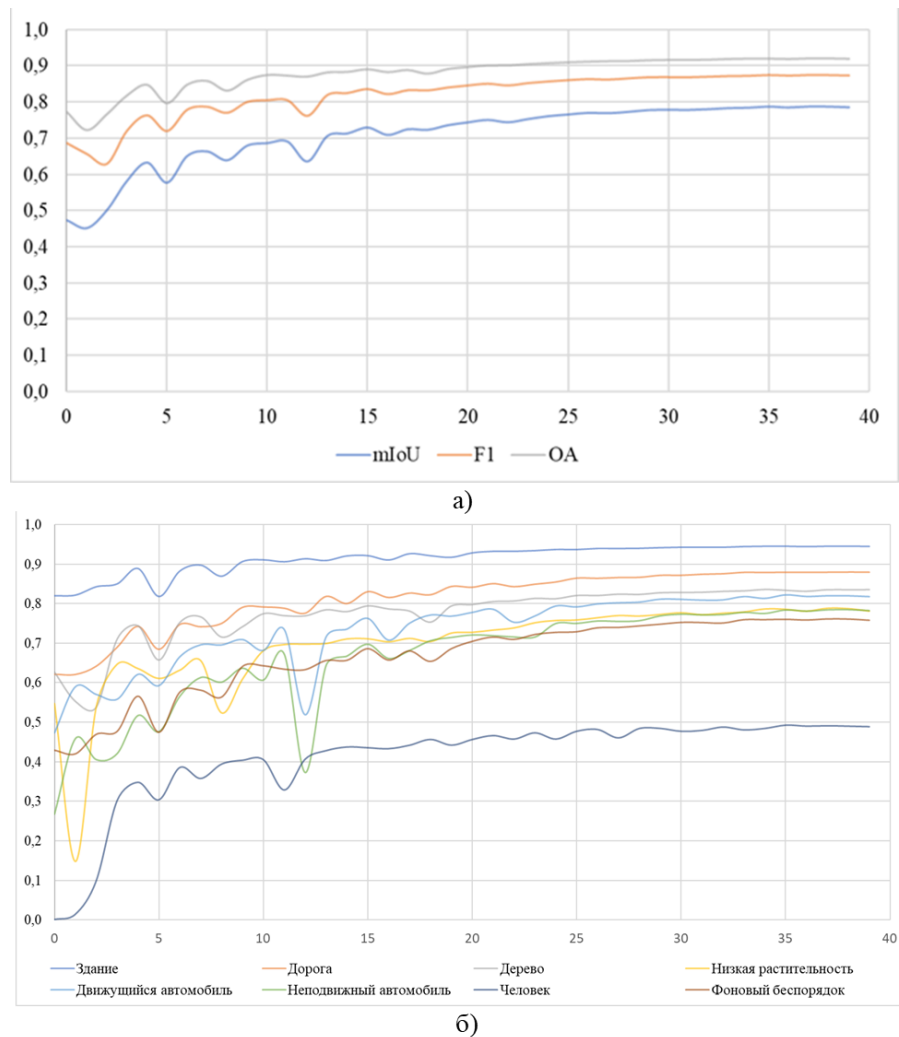


Рис. 8. Метрики валидационного набора: а) Уровень метрик валидационного набора;

б) Уровень метрик валидационного набора для каждого класса объектов


Полунатурный эксперимент по выбору места для совершения аварийной посадки в условия городской застройки Санкт-Петербурга

Для проверки работоспособности алгоритма в реальных условиях был проведен полунатурный эксперимент, моделирующий возможный отказ БПЛА при пролете на закрытом дворе старинной застройки в жилой зоне города Санкт-Петербурга.

В качестве объекта рассмотрим используемый широко распространенный в сфере малого бизнеса БПЛА гексакоптер *T-DRONES M1500* [22,23]. Выбранный БПЛА отличается высокой надежностью, стабильностью полета и широким спектром применения. Однако являющийся модульным по принципу полезной нагрузки не имеет системы аварийной посадки. Основные характеристики T-DRONES M1500 представлены в таблице 2:

Таблица 2

Характеристики мультироторного гексакоптера T-DRONES M1500

Наименование параметра	Величина параметра	Сферы применения	Внешний вид гексакоптера
Размер в разложенном виде, мм	1485x1695x630	<ul style="list-style-type: none"> • Промышленная инспекция и мониторинг; • Поиск и спасение; • Фильмопроизводство и съемка высококачественных видеороликов; • Доставка грузов на небольшие расстояния 	
Взлетная масса, кг	до 10		
max скорость полета, км/ч	65		
max время полета, мин	60		

Так как рама T-DRONES M1500 предоставляет возможность монтировать любое оборудование, то в данной работе для анализа используем матрицу *CMOS* размером 1 дюйм, обладающей $GSD = H/36,5$ см/пиксель, где H – высота дрона в метрах. Возьмем сформированный на высоте 50 м аварийный кадр с разрешением 1024×1024 и обработаем его с помощью разработанного алгоритма. На сегментированных участках безопасного класса также определяются расстояния $r_1(19)$, $r_2(25)$ и $r_3(35)$ в пикселях (рис.4б). В таблице 3 представлен пример такого списка, где точки-кандидаты А, В, С, D и E, с учетом границ безопасной зоны, ранжируются по расстоянию и отношению площади препятствий.

Ранжированный список зон кандидатов

Обозначение точек с зоной безопасной посадки	Ранжирование по расстоянию		Ранжирование по отношению площади препятствий		Итоговое ранжирование
	Расстояние, пиксель	Ранг	Отношение площади	Ранг	
A	96,17	1	0,00	1	1
B	67,76	2	0,00	1	2
C	82,51	3	0,00	1	3
D	121,13	4	0,87	2	5
E	132,97	5	0,00	1	4

С учетом работы всех этапов разработанного алгоритма, время обработки аварийного кадра составляет примерно 2-3 секунды. Однако следует отметить, что это время может варьироваться в зависимости от вычислительных ресурсов, используемых алгоритмов и размера изображения. Быстрая и эффективная обработка аварийного кадра является критически важной, поскольку позволяет мультироторному БПЛА быстро принять решение о выборе безопасной зоны для посадки и минимизировать время реакции на аварийную ситуацию.

Визуализация этапов работы алгоритма представлена на рис. 9, а выбранная благоприятная зона для посадки на аварийном кадре – рис. 9г. Таким образом самой благоприятной зоной для посадки становится зона А, так как расстояние до нее наименьшее при отсутствии препятствий, что подтверждается при визуальном осмотре предполагаемого места приземления.

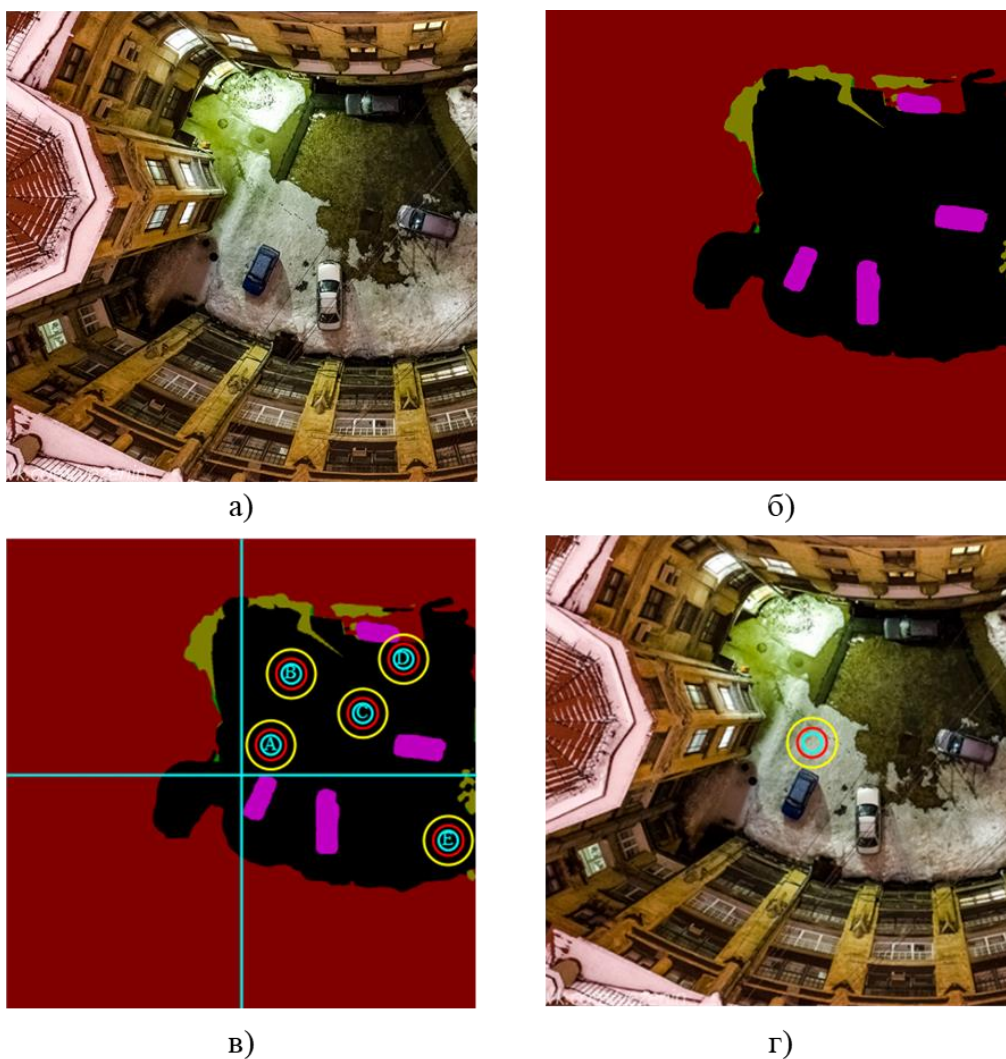


Рис. 9. Аварийный кадр и этапы его обработки в ходе полунатурного эксперимента:
 а) Аварийный кадр; б) Результат семантической сегментации; в) Обнаружение круга
 для составления списка зон кандидатов; г) Благоприятная зона посадки на
 аварийном кадре

Заключение

В работе были проанализированы основные сценарии аварийных ситуаций БПЛА мультимедийного типа, соответствующие особенностям их применения. Выделены 2 этапа работы метода позволяющие последовательно решить задачу аварийной посадки. На первом этапе были применены алгоритмы сегментации

изображений с помощью архитектуры *UNetFormer*. На втором этапе были использованы алгоритмы выделения безопасных классов, вычисления *GSD* и обнаружения зон с необходимой площадью для посадки. Таким образом был разработан и апробирован алгоритм аварийной посадки БПЛА мультироторного типа с использованием анализа изображения подстилающей поверхности.

Была проведена верификация разработанного метода на наборе данных *UAVid*, продемонстрировавшая эффективность и надежность разработанного метода. На заключительном этапе был проведен полунатурный эксперимент в условиях реальной городской застройки, также подтвердивший работоспособность метода.

Верификация алгоритма с помощью полунатурного эксперимента показала, что он способен определить в аварийном кадре безопасные зоны посадки БПЛА и выбрать наиболее подходящую зону для аварийной посадки. Это важно для обеспечения повседневной эксплуатации БПЛА в условиях плотной промышленной и городской застройки, в том числе и при интеграции единое воздушное пространство.

Список источников

1. Анализ существующего состояния международного рынка применений беспилотных авиационных систем гражданского назначения. Russian Drone. URL: <https://russiandrone.ru/publications/1-analiz-sushchestvuyushchego-sostoyaniya-mezhdunarodnogo-rynka-primeneniya-bespilotnykh-aviatsionnykh>

2. Государство. Бизнес. Технологии. Беспилотные летательные аппараты в России.
URL: <https://www.tadviser.ru/>
3. Niemiec R., Gandhi F. Multi-rotor Coordinate Transforms for Orthogonal Primary and Redundant Control Modes for Regular Hexacopters and Octocopters // Conference: 42nd Annual European Rotorcraft Forum, Lille, France, 2016, pp. 646-664.
4. Аполлонов Д.В., Бибилова К.И., Шибяев В.М., Ефимова И.Е. Формирование алгоритмов системы автоматического управления преобразуемого беспилотного летательного аппарата // Труды МАИ. 2022. № 122. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=164299>. DOI: [10.34759/trd2022-122-23](https://doi.org/10.34759/trd2022-122-23)
5. Джавадов Н.Г., Агаев Ф.Г., Гусейнов Г.А., Зулфугарлы П.Р. Вопросы оценки выполнимости задач, поставленных перед беспилотными летательными аппаратами // Труды МАИ. 2022. № 127. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=170350>. DOI: [10.34759/trd-2022-127-20](https://doi.org/10.34759/trd-2022-127-20)
6. Федоренко Р.В., Абдуллин И.Н., Климчик А.С. Обзор БПЛА вертикального взлета и посадки длительного функционирования и формирование технических требований к БПЛА вертикального взлета и посадки, разрабатываемому в университете Иннополис // Труды центра компетенции НТИ «Технологии компонентов робототехники и мехатроники»: сборник статей. - Ижевск, Ижевский институт компьютерных исследований, 2019. С. 129–166.
7. Joris Guérin, Kevin Delmas, Jérémie Guiochet. Certifying Emergency Landing for Safe Urban UAV // 51st Annual IEEE/IFIP International Conference on Dependable Systems and Networks Workshops (DSN-W), 2021. DOI: [10.1109/DSN-W52860.2021.00020](https://doi.org/10.1109/DSN-W52860.2021.00020)

8. W.-Y. Shin, M.H. Kabir, M.R. Hoque, S.-H. Yang Development of an Edge-Based Algorithm for Moving-Object Detection Using Background Modeling // Journal of Information and Communication Convergence Engineering, 2014, vol. 3, no. 12, pp. 193-197. DOI:[10.6109/jicce.2014.12.3.193](https://doi.org/10.6109/jicce.2014.12.3.193)
9. M. Bahr, M. McKay, R. Niemiec, F. Gandhi. Handling Qualities Assessment of Large Variable-RPM Multi-Rotor Aircraft for Urban Air Mobility // 76th Vertical Flight Society Annual Forum, 2020, pp. 646-664. DOI:[10.4050/f-0076-2020-16479](https://doi.org/10.4050/f-0076-2020-16479)
10. Benedikt Kolbeinsson, Krystian Mikolajczyk. Multi-Class Segmentation from Aerial Views using Recursive Noise Diffusion. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.00787>
11. Вьюгин В.В. Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования - М.: МЦНМО, 2014. - 304 с.
12. Libo Wang, Rui Li, Ce Zhang, Shenghui Fang, et al. UNetFormer: A UNet-like Transformer for Efficient Semantic Segmentation of Remote Sensing Urban Scene Imagery, 2023. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2109.08937>
13. Ali Hatamizadeh, Ziyue Xu, Dong Yang, Wenqi Li, Holger Roth, Daguang Xu. UNetFormer: A Unified Vision Transformer Model and Pre-Training Framework for 3D Medical Image Segmentation, 2022. DOI: [10.13140/RG.2.2.17557.19687](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.17557.19687)
14. Трусфус М.В., Абдуллин И.Н. Алгоритм обнаружения маркерных изображений для вертикальной посадки беспилотного летательного аппарата // Труды МАИ. 2021. № 116. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=121099>. DOI: [10.34759/trd-2021-116-13](https://doi.org/10.34759/trd-2021-116-13)

15. Dey Nilanjan, Dutta Saurab, Dey Goutami, Chakraborty Sayan, Ray Ruben, Roy Payel. Adaptive thresholding: A comparative study // 2014 International Conference on Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies, ICCICCT 2014. DOI: [10.1109/ICCICCT.2014.6993140](https://doi.org/10.1109/ICCICCT.2014.6993140)
16. Размер пикселя на местности gsd. ТОПоГИС. URL: <https://topogis.ru/razmer-pikselya-na-mestnosti-gsd.php>
17. Дмитриев В.И., Звонарев В.В., Лисицын Ю.Е. Методика обоснования рациональных способов управления беспилотным летательным аппаратом // Труды МАИ. 2020. № 112. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=116566>. DOI: [10.34759/trd-2020-112-16](https://doi.org/10.34759/trd-2020-112-16)
18. Сергеев А.А., Филимонов А.Б., Филимонов Н.Б. Управление автономной посадкой БПЛА самолетного типа на статическую и динамическую посадочные площадки по «гибким» кинематическим траекториям // Мехатроника, автоматизация, управление. 2021. № 22 (3). С. 156-167. DOI: [10.17587/mau.22.156-167](https://doi.org/10.17587/mau.22.156-167)
19. Моисеев В.С. Основы теории эффективного применения беспилотных летательных аппаратов. - М: - Казань: Редакционно-издательский центр «Школа», 2015. - 444 с.
20. Соломатин М.С., Митрофанов Д.В. Модель интеллектуального детектора системы защиты автоматизированной системы управления// Труды МАИ. 2020. № 110. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=112926>. DOI: [10.34759/trd-2020-110-16](https://doi.org/10.34759/trd-2020-110-16)
21. ADAMW. URL: <https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.optim.AdamW.html>

22. T-drones. URL: <https://www.t-drones.com/goods.php?id=1148>
23. Квадрокоптер T-DRONES M1200. URL: <https://mydrone.ru/kvadrokopter-t-drones-m1200/>

References

1. *Analiz sushchestvuyushchego sostoyaniya mezhdunarodnogo rynka primeneniya bespilotnykh aviatsionnykh sistem grazhdanskogo naznacheniya. Russian Drone*. URL: <https://russiadrone.ru/publications/1-analiz-sushchestvuyushchego-sostoyaniya-mezhdunarodnogo-rynka-primeneniya-bespilotnykh-aviatsionnykh>
2. *Gosudarstvo. Biznes. Tekhnologii. Bespilotnye letatel'nye apparaty v Rossii*. URL: <https://www.tadviser.ru/>
3. Niemiec R., Gandhi F. Multi-rotor Coordinate Transforms for Orthogonal Primary and Redundant Control Modes for Regular Hexacopters and Octocopters, *Conference: 42nd Annual European Rotorcraft Forum*, Lille, France, 2016, pp. 646-664.
4. Apollonov D.V., Bibikova K.I., Shibaev V.M., Efimova I.E. *Trudy MAI*, 2022, no. 122. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=164299>. DOI: [10.34759/trd2022-122-23](https://doi.org/10.34759/trd2022-122-23)
5. Dzhavadov N.G., Agaev F.G., Guseinov G.A., Zul'fugarly P.R. *Trudy MAI*, 2022, no. 127. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=170350>. DOI: [10.34759/trd-2022-127-20](https://doi.org/10.34759/trd-2022-127-20)
6. Fedorenko R.V., Abdullin I.N., Klimchik A.S. *Trudy tsentra kompetentsii NTI «Tekhnologii komponentov robototekhniki i mekhatroniki»* (Proceedings of the center of competence NTI "Technologies of components of robotics and mechatronics"): sbornik statei. Izhevsk, Izhevskii institut komp'yuternykh issledovaniy, 2019, pp. 129–166.

7. Joris Guérin, Kevin Delmas, Jérémie Guiochet. Certifying Emergency Landing for Safe Urban UAV, *51st Annual IEEE/IFIP International Conference on Dependable Systems and Networks Workshops (DSN-W)*, 2021. DOI: [10.1109/DSN-W52860.2021.00020](https://doi.org/10.1109/DSN-W52860.2021.00020)
8. W.-Y. Shin, M.H. Kabir, M.R. Hoque, S.-H. Yang Development of an Edge-Based Algorithm for Moving-Object Detection Using Background Modeling, *Journal of Information and Communication Convergence Engineering*, 2014, vol. 3, no. 12, pp. 193-197. DOI: [10.6109/jicce.2014.12.3.193](https://doi.org/10.6109/jicce.2014.12.3.193)
9. M. Bahr, M. McKay, R. Niemiec, F. Gandhi. Handling Qualities Assessment of Large Variable-RPM Multi-Rotor Aircraft for Urban Air Mobility, *76th Vertical Flight Society Annual Forum*, 2020, pp. 646-664. DOI: [10.4050/f-0076-2020-16479](https://doi.org/10.4050/f-0076-2020-16479)
10. Benedikt Kolbeinsson, Krystian Mikolajczyk. *Multi-Class Segmentation from Aerial Views using Recursive Noise Diffusion*. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.00787>
11. V'yugin V.V. *Matematicheskie osnovy teorii mashinnogo obucheniya i prognozirovaniya* (Mathematical foundations of the theory of machine learning and prediction), Moscow, MTsNMO, 2014, 304 p.
12. Libo Wang, Rui Li, Ce Zhang, Shenghui Fang, et al. *UNetFormer: A UNet-like Transformer for Efficient Semantic Segmentation of Remote Sensing Urban Scene Imagery*, 2023. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2109.08937>
13. Ali Hatamizadeh, Ziyue Xu, Dong Yang, Wenqi Li, Holger Roth, Daguang Xu. *UNetFormer: A Unified Vision Transformer Model and Pre-Training Framework for 3D Medical Image Segmentation*, 2022. DOI: [10.13140/RG.2.2.17557.19687](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.17557.19687)

14. Trusfus M.V., Abdullin I.N. *Trudy MAI*, 2021, no. 116. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=121099>. DOI: [10.34759/trd-2021-116-13](https://doi.org/10.34759/trd-2021-116-13)
15. Dey Nilanjan, Dutta Saurab, Dey Goutami, Chakraborty Sayan, Ray Ruben, Roy Payel. Adaptive thresholding: A comparative study, *2014 International Conference on Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies, ICCICCT 2014*. DOI: [10.1109/ICCICCT.2014.6993140](https://doi.org/10.1109/ICCICCT.2014.6993140)
16. *Razmer pikselya na mestnosti gsd. TOPoGIS*. URL: <https://topogis.ru/razmer-pikselya-na-mestnosti-gsd.php>
17. Dmitriev V.I., Zvonarev V.V., Lisitsyn Yu.E. *Trudy MAI*, 2020, no. 112. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=116566>. DOI: [10.34759/trd-2020-112-16](https://doi.org/10.34759/trd-2020-112-16)
18. Sergeev A.A., Filimonov A.B., Filimonov N.B. *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2021, no. 22 (3), pp. 156-167. DOI: [10.17587/mau.22.156-167](https://doi.org/10.17587/mau.22.156-167)
19. Moiseev V.S. *Osnovy teorii effektivnogo primeneniya bespilotnykh letatel'nykh apparatov* (Fundamentals of the theory of effective application of unmanned aerial vehicles), Moscow, Kazan', Redaktsionno-izdatel'skii tsentr «Shkola», 2015, 444 p.
20. Solomatin M.S., Mitrofanov D.V. Model' intellektual'nogo detektora sistemy zashchity avtomatizirovannoi sistemy upravleniya, *Trudy MAI*, 2020, no. 110. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=112926>. DOI: [10.34759/trd-2020-110-16](https://doi.org/10.34759/trd-2020-110-16)
21. ADAMW. URL: <https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.optim.AdamW.html>
22. *T-drones*. URL: <https://www.t-drones.com/goods.php?id=1148>
23. *Kvadrokopter T-DRONES M1200*. URL: <https://mydrone.ru/kvadrokopter-t-drones-m1200/>

Статья поступила в редакцию 03.10.2023

Одобрена после рецензирования 05.10.2023

Принята к публикации 27.10.2023

The article was submitted on 03.10.2023; approved after reviewing on 05.10.2023;
accepted for publication on 27.10.2023